

Bergische Universität Wuppertal
Fachbereich G – Human- und Sozialwissenschaften

Psychische Beanspruchung in der Arbeit

Theoretische Begründung, ökonomische Messung
und praxisnahe Anwendung – Bestimmung von Risikoprofilen
psychischer Belastung und Beanspruchung

– Teil 2: Anhang –

Inaugural-Dissertation
zur Erlangung des Grades
Doktor der Philosophie (Dr. phil.)

vorgelegt von
Mike Hammes, Remscheid
September 2015

Gutachter:
Prof. Dr. phil. Rainer Wieland, Wuppertal
Prof. Dr. phil. Ralf Schulze, Wuppertal

VORBEMERKUNG

Dieser Anhang ist Bestandteil der Dissertation „Psychische Beanspruchung in der Arbeit – Theoretische Begründung, ökonomische Messung und praxisnahe Anwendung – Bestimmung von Risikoprofilen psychischer Belastung und Beanspruchung“ des Autors. Auf Grund der zahlreichen Einzelbefunde, die während der darin vorgenommenen Klassifikatorinduktionen angefallen sind, wurde dieser Anhang neben dem Haupttext als zweiter, separater Teil zusammengestellt. Im vorliegenden Anhang finden sich Details zu mathematischen und algorithmischen Notationen, sämtliche Parameter der entwickelten Klassifikatoren sowie die vollständigen Ergebnisberichte zu den Klassifikatorinduktionen.

INHALTSVERZEICHNIS

A1.	Mathematischer Anhang	1
A2.	Dichotomisierung der EEB-Items	8
A3.	Vollständige Ergebnisberichte	26
A3.1	Aufgabenanforderungen.....	26
A3.2	Kommunikation und Kooperation	38
A3.3	Leistungs- und Zeitvorgaben	50
A3.4	Regulationsbehinderungen.....	62
A3.5	Tätigkeitsspielraum.....	74
A3.6	Gesamtbedarf für Arbeitsgestaltung	86
A3.7	Autoritäre Führung.....	98
A3.8	Bedeutung von Anerkennung und Wertschätzung	110
A3.9	Ganzheitliche Führung.....	122
A3.10	Partizipative Unternehmenskultur.....	134
A3.11	Zusammenarbeit.....	146
A3.12	Gesundheitsbezogene Selbstwirksamkeit	158
A3.13	Herz-Kreislauf-Beschwerden.....	170
A3.14	Magen-Darm-Beschwerden	182
A3.15	Muskel-Skelett-Beschwerden	194
A3.16	Unspezifische Beschwerden	206
A3.17	Absentismustage	218
A3.18	Präsentismustage.....	230
A4.	Definition der Klassifikatoren	242
A4.1	Arbeitsanforderungen	242
A4.2	Kommunikation und Kooperation	244
A4.3	Leistungs- und Zeitvorgaben	246
A4.4	Regulationsbehinderungen.....	247

Inhaltsverzeichnis

A4.5	Tätigkeitsspielraum.....	249
A4.6	Gesamtbedarf für Arbeitsgestaltung	251
A4.7	Autoritäre Führung.....	253
A4.8	Ganzheitliche Führung.....	255
A4.9	Partizipative Unternehmenskultur.....	256
A4.10	Bedeutung von Anerkennung und Wertschätzung	258
A4.11	Zusammenarbeit.....	260
A4.12	Gesundheitsbezogene Selbstwirksamkeit	262
A4.13	Herz-Kreislauf-Beschwerden.....	264
A4.14	Magen-Darm-Beschwerden	266
A4.15	Muskel-Skelett-Beschwerden	268
A4.16	Unspezifische Beschwerden	270
A4.17	Absentismustage	271
A4.18	Präsentismustage.....	272
A5.	Vergleich von Messung und Vorhersage für 12 Stichproben	273

A1. MATHEMATISCHER ANHANG

Im vorliegenden Abschnitt werden verschiedene grundlegende mathematische Notationen definiert und erläutert, die im Methoden-Teil des Haupttextes Anwendung finden. Ein solcher Anhang trägt nicht nur zum Verständnis der mathematischen Formulierungen bei. Er erläutert auch abkürzende Schreibweisen bzw. Symbole, die der Autor für sinnvoll hält. Darüber hinaus wird hierin festgelegt, welche Symbole verwendet werden, falls mehrere Notationen in der Literatur in Konkurrenz stehen. Neben der bloßen Einführung von Symbolen findet sich hier auch der Beweis für die rekursiven Anwendung der Formel $\kappa_p = 1 - p(1 - p)$ (vgl. Hughes, 1968).

Im Methodenteil finden sich neben dem üblichen Gleichheitszeichen „=“ weitere Zeichen, die diesem äußerlich recht ähnlich sind. Zum einen haben wir Notationen der Form $x := y$. Hiermit wird x (Definiendum) durch y (Definiens) definiert. In den meisten Fällen geht es darum, mit x eine verkürzte Schreibweise, ein Symbol oder eine Ersetzungsregel für y einzuführen. Eine andere Bedeutung haben Notationen der Form $x ::= y$. Diese werden im Methodenteil bei der Beschreibung von Algorithmen verwendet. Diese Notation bedeutet technisch: Werte den Ausdruck y aus und speichere das Ergebnis in dem Speicherbereich, der für die Variable x reserviert wurde. $x ::= y$ ist somit eine Zuweisungsanweisung. Wurde diese Anweisung ausgeführt, steht im Speicherbereich der Variablen x der Wert des Ausdruckes y zur Verfügung und kann durch Aufruf von x wieder aus dem Speicher abgerufen werden - sofern dieser nicht zwischenzeitlich durch andere Operationen verändert wurde.

Mengen kann man anschaulich als ungeordnete Sammlungen unterscheidbarer Objekte verstehen. Mengen werden üblicher Weise als Aufzählungen (z. B. $\mathbb{N} := \{0, 1, 2, 3, \dots\}$ als Menge der natürlichen Zahlen oder $L := \{-\sqrt{2}, \sqrt{2}\}$ als Lösung der Gleichung $x^2 = 2$) oder über die Eingrenzung der Eigenschaften ihrer Elemente definiert (z. B. $R := \{x | x \text{ ist rot}\}$ als Menge aller roten Objekte¹ oder $P := \{x \in \mathbb{N} | x \text{ ist eine Primzahl}\}$ als Menge aller Primzahlen²). Eine besondere Menge ist die leere Menge \emptyset . Diese enthält kein Element.

¹ Freilich wäre zu definieren, was „rot“ oder „Objekt“ bedeuten. Dies ist ein anschauliches Beispiel dafür, dass gerade in der Mathematik jedes Theoriegebäude von der normativen Willkür des Mathematikers abhängt. Glücklicherweise konnten für zahlreiche mathematische Teilgebiete Vereinbarungen über grundsätzliche Definitionen getroffen werden. Hier sind wohl vor allem die Logik sowie die Mengenlehre hervorzuheben.

² Formal würde man die Menge der natürlichen Primzahlen beispielsweise definieren durch $P := \{x \in \mathbb{N} | \forall n \in \mathbb{N}: x/n \in \mathbb{N} \Rightarrow n \in \{x, 1\}\}$. „ $\forall n \in \mathbb{N}$ “ liest sich „für alle natürlichen Zahlen gilt:“, „ $x/n \in \mathbb{N} \Rightarrow n \in \{x, 1\}$ “ liest sich: „ist x/n eine natürliche Zahl, dann folgt: $n = 1$ oder $n = x$ “. P ist damit die Menge aller natürlichen Zahlen, die ausschließlich durch 1 oder durch sich selbst teilbar sind.

Sei nun x ein beliebiges Objekt und M eine beliebige Menge. Man schreibt $x \in M$, falls x in der Menge M enthalten ist. Andernfalls schreibt man $x \notin M$. Durch Verknüpfung von Mengen mittels Mengenoperationen können neue Mengen erzeugt oder festgelegt werden. Im Methodenteil werden Vereinigung, Schnitt und Differenz von Mengen verwendet. Auch, wenn diese Operationen gemeinhin bekannt sein sollten, werden sie hier kurz aufgeführt, da doch unterschiedliche Notationen im Umlauf sind.

Tabelle 1. Definitionen von Mengenoperationen. A, B seien zwei beliebige Mengen.

Operation	Notation/Definiendum	Bedeutung/Definiens
Vereinigung	$A \cup B$	$\{x x \in A \text{ oder } x \in B\}$
Schnitt	$A \cap B$	$\{x x \in A \text{ und } x \in B\}$
Differenz	$A \setminus B$	$\{x x \in A \text{ und } x \notin B\}$

Nützlich ist es darüber hinaus, für bestimmte Relationen von Mengen untereinander Symbole einzuführen. Seien A, B zwei Mengen. $A = B$ bedeutet, dass jedes Element in A auch Element in B ist und umgekehrt, in Zeichen: $a \in A \Leftrightarrow a \in B$. $A \subseteq B$ spricht man „ A ist Teilmenge von B “. Diese Relation bedeutet, dass jedes Element von A auch Element von B ist, in Zeichen: $a \in A \Rightarrow a \in B$. Umgekehrt muss jedoch nicht jedes Element von B auch Element von A sein. Z. B. gilt immer: $A \cap B \subseteq A \cup B$, denn die Elemente, die in A oder in B enthalten sind, umfassen auch jene Elemente, die sowohl in A als auch in B enthalten sind. Es kann aber Elemente geben, die beispielsweise in A , nicht jedoch in B enthalten sind. Solche Elemente liegen zwar in $A \cup B$, nicht jedoch in $A \cap B$.

In dieser Arbeit ist es häufig von besonderem Interesse, wie viele Elemente in einer Menge enthalten sind. Diese Information wird benötigt, um Wahrscheinlichkeiten bzw. Anteile zu bestimmen. Sei A eine Menge, so bezeichnet man mit $\text{card } A$ die Mächtigkeit bzw. Kardinalität dieser Menge. Bei Mengen, die endlich viele Elemente enthalten, entspricht dies der Anzahl der in der Menge enthaltenen Elemente. Sei $a \in A \neq \emptyset$ ein Element der nichtleeren, endlichen Menge A . Dann wird $\text{card } A$ für diese Menge wie folgt rekursiv definiert:

$$\text{card } \emptyset := 0, \text{card } A := 1 + \text{card } A \setminus \{a\}$$

Dies entspricht dem Abzählen der Elemente der Menge A .³

In der Statistik hat man es häufig mit Listen gleichartiger Werte zu tun, mit denen bestimmte mathematische Operationen durchzuführen sind. Die Werte solcher Listen werden oft mit

³ $A \setminus \{a\}$ ist wieder eine Menge, die entweder \emptyset sein kann oder ein weiteres Element a' enthält. Im ersten Falle wird 0 addiert, im zweiten Falle findet die rechte, rekursive Regel entsprechende Anwendung. So wird nach und nach die ursprüngliche Menge A um einzelne Elemente verringert und für jedes Element eine 1 hinzugezählt, bis kein Element mehr übrig bleibt.

Indizes versehen, etwa in der Form $a_i, 1 \leq i \leq N$. Dabei stellen die Werte a_i Messwerte dar. Die Indizes i entsprechen Messereignissen, sie entstammen einer Indexmenge I , in diesem Falle $i \in I := \{k \in \mathbb{N} | 1 \leq k \leq N\}$. Solche Indexmengen kann man verallgemeinern. Seien $m, n \in \mathbb{N}$ zwei natürliche Zahlen mit $m \leq n$. Wir definieren $\{m..n\} := \{k \in \mathbb{N} | m \leq k \leq n\}$. Solche Mengen werden im Methodenteil häufig als Indexmengen verwendet. Indexmengen müssen jedoch nicht notwendiger Weise natürliche Zahlen sein. Messwerte können auch mit beliebigen anderen Objekten indiziert werden. Auch diese beliebigen Objekte können in Indexmengen „gesammelt“ werden. Im Methodenteil finden sich Fälle, in denen zweiwertige Indizes verwendet werden. Seien zwei Mengen A, B gegeben. Dann ist die Menge $A \times B := \{(a, b) | a \in A \text{ und } b \in B\}$ die Menge aller geordneten Paare von Elementen aus den Mengen A und B . Sei $B = A$, dann schreibt man auch $A \times A = A^2$. Sei $n \in \mathbb{N} \setminus \{0\}$ beliebig, so definiert man allgemein rekursiv: $A^1 := A, A^{n+1} := A^n \times A$. Elemente aus A^n bezeichnet man als n -Tupel. Mengen, die auf diese Weise erzeugt werden, nennt man Cartesische Produkte. Auch solche mehrwertigen Mengen können als Indexmengen verwendet werden.

In der vorliegenden Arbeit wird eine Messung wie folgt aufgefasst und formalisiert: Messereignisse werden indiziert. D. h. jede Person, die einen Fragebogen ausgefüllt hat, bekommt einen eindeutigen Index. Bei $N \in \mathbb{N}$ Personen bietet sich an, hierzu die Indexmenge $I = \{1..N\}$ zu verwenden. Jedes Messinstrument verfügt über ein diskretes Messwertspektrum \mathcal{M} von endlich vielen möglichen Messwerten. Bei einem einzelnen Messereignis $i \in I$ wird der Person mit Index i genau ein Messwert $m_i \in \mathcal{M}$ zugeordnet. Formal handelt es sich daher bei einer solchen Messung in einer Stichprobe von Personen um eine Abbildung der Form

$$I \rightarrow \mathcal{M}; i \mapsto m_i.$$

Es wird davon ausgegangen, dass die einzelnen Messereignisse unabhängig voneinander sind. D. h. für eine einzelne Person mit Index $i \in I$ ist das Messergebnis m_i unabhängig davon, welche Messergebnisse bei den anderen Personen ermittelt wurden. Dies drückt sich im obigen Formalismus sowie in den folgenden Notationen darin aus, dass die Indizes den Personen der Stichprobe zwar eindeutig zugeordnet werden sollen, diese Zuordnung jedoch beliebig sein kann.⁴ Das bedeutet, es spielt für die betrachteten Analysen keine Rolle, welche Person welchen

⁴ Mathematisch ausgedrückt wird die Stichprobe S bijektiv auf die Indexmenge I abgebildet. D. h. jede Person in Stichprobe S entspricht genau einem Index aus der Indexmenge I und umgekehrt. Eine neue Indizierung entspricht einer bijektiven Abbildung der Indexmenge I auf sich selbst. Eine solche Abbildung heißt Permutation. Die in dieser Arbeit betrachteten mathematischen Operationen auf Messwerten der Stichprobe S sind unter Permutation invariant, d. h. unabhängig von der konkreten Zuordnung der Indizes zu den Personen der Stichprobe.

Index zugeordnet bekommen hat. Wichtig ist nur, dass jede Person einen eindeutigen Index hat. So ist es bei der Bildung eines arithmetischen Mittels beliebig, in welcher Reihenfolge einzelne Messwerte aufaddiert werden. Wichtig ist in diesem Falle nur, dass alle Messwerte berücksichtigt werden.

Unter der beschriebenen Auffassung von Messung lässt sich nun auch genauer Formalisieren, was unter einer Klasse zu verstehen ist. Eine Klasse wird in der vorliegenden Arbeit immer als eine Klasse in Bezug auf ein gegebenes Messwertspektrum \mathcal{M} aufgefasst. Personen einer Stichprobe, die durch Messung dasselbe Messergebnis $m \in \mathcal{M}$ zugewiesen bekommen, gehören nach dieser Auffassung derselben Klasse an. Als abkürzende Schreibweise wird dies im Methodenteil häufig wie folgt formalisiert:

$$[m]_{\mathcal{M}} := \{i \in I \mid m_i = m\} \subseteq I.$$

Mit dieser Definition werden also alle Indizes (und damit Personen) zusammengefasst, die über den Messprozess denselben Messwert zugewiesen bekommen haben und eine Klasse stellt somit eine Teilmenge der Indexmenge (und damit der Stichprobe) dar. Da jede Person genau einen Messwert zugewiesen bekommt, wird die Stichprobe über die Klassifizierung in disjunkte Teilstichproben aufgeteilt. Formal bedeutet dies: Seien $a, b \in \mathcal{M}$, $a \neq b$, dann gilt für jede beliebige Stichprobe I :

$$[a]_{\mathcal{M}} \cap [b]_{\mathcal{M}} = \emptyset,$$

d. h. zwei verschiedene Klassen bezüglich \mathcal{M} enthalten keine gemeinsamen Personen, und weiter:

$$\bigcup_{m \in \mathcal{M}} [m]_{\mathcal{M}} = I,$$

d. h. die Vereinigung aller Klassen bezüglich \mathcal{M} ist gleich der Gesamtstichprobe. Diese (nicht beweisbare) Grundauffassung ist gemeinhin die Grundlage für die Bestimmung von Wahrscheinlichkeiten. Z. B. kann die Wahrscheinlichkeit eines Messwertes $m \in \mathcal{M}$ in einer Stichprobe I wie folgt angegeben werden:

$$p(m) := \frac{\text{card } [m]_{\mathcal{M}}}{\text{card } I}.$$

Seien $I \neq \emptyset$ eine beliebige endliche Indexmenge und $k \in I$ ein beliebiger Index aus dieser Indexmenge. Seien außerdem $a_i, i \in I$ indizierte Elemente, die sinnvoll addiert bzw.

multipliziert werden können.⁵ Dann sind das Summen- und Produktsymbol wie folgt rekursiv definiert:

$$\sum_{i \in \emptyset} a_i := 0, \sum_{i \in I} a_i := a_k + \sum_{i \in I \setminus \{k\}} a_i,$$

$$\prod_{i \in \emptyset} a_i := 1, \prod_{i \in I} a_i := a_k \cdot \prod_{i \in I \setminus \{k\}} a_i.$$

Zum besseren Verständnis folgender Hinweis: $I \setminus \{k\}$ ist wieder eine Indexmenge, die entweder \emptyset sein kann oder ein weiteres Element k' enthält, das entnommen werden kann. Im ersten Fall wird 0 addiert bzw. 1 multipliziert, im zweiten Falle findet die jeweils rechte, rekursive Regel entsprechende Anwendung. Auf diese Weise wird die Indexmenge nach und nach verringert und die indizierten Elemente werden nach und nach addiert bzw. multipliziert. Für kombinatorische Überlegungen erweist sich die Fakultät als hilfreiche Notation. Sei $n \in \mathbb{N} \setminus \{0\}$ beliebig. Mit Hilfe des Produktsymbols lässt sich die Fakultät wie folgt definieren:

$$n! := \prod_{i \in \{1..n\}} i.$$

Im Methodenteil dieser Arbeit wurde folgende Formel für die theoretisch zu erwartende mittlere Korrekturklassifikation bzw. Vorhersagegenauigkeit von Bayes-Klassifikatoren bei $c \in \mathbb{N}$ gleichverteilten Klassen angegeben:

$$\kappa(c) = \frac{1}{c} \sum_{i \in \{1..c\}} \prod_{j \in \{i..c\}} \kappa_{1/j} = \frac{1}{c} \sum_{i \in \{1..c\}} \prod_{j \in \{i..c\}} \frac{j^2 - j + 1}{j^2}.$$

Es wurde angegeben, dass diese Formel unter Verwendung des folgenden rekursiven Ansatzes mittels vollständiger Induktion bewiesen werden kann:

$$\kappa(c + 1) = \frac{\kappa_{1/(c+1)}}{c + 1} + \frac{\kappa_{1/(c+1)} \kappa(c) c}{c + 1}.$$

Der Beweis soll an dieser Stelle kurz nachgeholt werden. Für den Induktionsbeginn prüfen wir zunächst, dass die angegebene Formel für $c = 1$ ein sinnvolles Ergebnis liefert. $c = 1$ bedeutet, dass es nur eine gleichverteilte Klasse gibt. D. h. alle Ereignisse fallen in dieselbe Klasse. Die Vorhersagegenauigkeit sollte daher identisch 1 sein. Durch Nachrechnen mit

⁵ „Sinnvoll“ im Sinne der algebraischen Struktur von kommutativen Gruppen bzgl. Addition (z. B. ganze Zahlen) bzw. Multiplikation (z. B. rationale Zahlen ohne Null). D. h. zu jedem Element (z. B. a) gibt es ein inverses Element (z. B. $-a$ bei Addition bzw. a^{-1} bei Multiplikation) und es gibt ein neutrales Element (z. B. 0 bei Addition bzw. 1 bei Multiplikation), so dass stets gilt $a + (-a) = 0$ (Addition) bzw. $a \cdot a^{-1} = 1$ (Multiplikation). Klammern bzgl. einer Operation können beliebig gesetzt werden (Assoziativität, z. B. $a + (b + c) = (a + b) + c$) und man kann die Elemente bei der Operation beliebig vertauschen (Kommutativität, z. B. $a + b = b + a$) (bei Multiplikation gelten Assoziativität und Kommutativität entsprechend).

obiger Formel sowie der Formel $\kappa_{1/c} = 1 - \frac{1}{c} \left(1 - \frac{1}{c}\right)$ nach Hughes (1968) erhält man tatsächlich $\kappa_{1/1} = \kappa(1) = 1$. Nun folgt der Induktionsschluss. Dazu nimmt man an, dass die obige Formel für ein beliebiges $c \in \mathbb{N}$ gilt und folgert dann über den rekursiven Ansatz, dass diese Formel auch für $c + 1$ gilt. Durch Einsetzen ergibt sich:

$$\begin{aligned} \kappa(c + 1) &= \frac{\kappa_{1/(c+1)}}{c + 1} + \frac{\kappa_{1/(c+1)} c}{c + 1} \cdot \frac{1}{c} \sum_{i \in \{1..c\}} \prod_{j \in \{i..c\}} \kappa_{1/j} \\ &= \frac{1}{c + 1} \left(\kappa_{1/(c+1)} + \kappa_{1/(c+1)} \sum_{i \in \{1..c\}} \prod_{j \in \{i..c\}} \kappa_{1/j} \right) \\ &= \frac{1}{c + 1} \left(\left[\sum_{i \in \{c+1\}} \prod_{j \in \{i..c+1\}} \kappa_{1/j} \right] + \left[\sum_{i \in \{1..c\}} \prod_{j \in \{i..c+1\}} \kappa_{1/j} \right] \right) \\ &= \frac{1}{c + 1} \sum_{i \in \{1..c+1\}} \prod_{j \in \{i..c+1\}} \kappa_{1/j}. \end{aligned}$$

In der ersten Zeile wurde die in Frage stehende Formel für $\kappa(c)$ eingesetzt, die per Induktionsvoraussetzung für c als korrekt vorausgesetzt wurde. In der zweiten Zeile wurde der gemeinsame Faktor $\frac{1}{c+1}$ ausgeklammert sowie im zweiten Term der Faktor c gekürzt. In der dritten Zeile wurden die Definitionen für das Summen- und Produktsymbol verwendet. Beide Terme blieben damit unverändert, sie wurden nur mit Hilfe dieser Definitionen zielführend anders (im Falle des ersten Terms sogar vermeintlich „komplizierter“) notiert. In der letzten Zeile wurden die beiden Terme mit Hilfe der Definition des Summen-Symbols zu einer einzigen Summe zusammengeführt. Es zeigt sich: Die in Frage stehende Formel gilt auch für $c + 1$, denn an allen Stellen, an denen zuvor c stand, steht nun $c + 1$. Da sie nun für 1 und per Induktionsschluss auch für $1 + 1 = 2, 2 + 1 = 3$ etc. gilt, gilt sie für alle $c \in \mathbb{N}$. Dies war zu beweisen.

In der Statistik werden besonders häufig arithmetische Mittelwerte gewisser Größen berechnet. Daher bietet es sich an, hierfür eine Kurzschreibweise einzuführen. Sei wieder I eine beliebige, nicht leere Indexmenge, die insgesamt $\text{card } I$ Indizes umfasst. $a_i, i \in I$ seien wieder sinnvoll addierbare indizierte Elemente. Wir definieren

$$\langle a_i \rangle_{i \in I} := \frac{1}{\text{card } I} \sum_{i \in I} a_i$$

als Kurzschreibweise für das arithmetische Mittel der Elemente $a_i, i \in I$. Für Indexmengen der Form $I = \{1..N\}$ ist auch die Schreibweise

$$\langle a_i \rangle_{i \in \{1..N\}} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N a_i$$

für das arithmetische Mittel üblich (man vergewissert sich z. B. durch vollständige Induktion leicht, dass $\text{card} \{1..N\} = N$ ist).

Zum Abschluss dieses mathematischen Anhangs seien noch die grafischen Elemente zur Beschreibung von Algorithmen erläutert, die im Methoden-Teil dieser Arbeit verwendet wurden. In Abbildung 1 sind diese Elemente mit kurzen Erläuterungen ihrer Bedeutungen dargestellt.

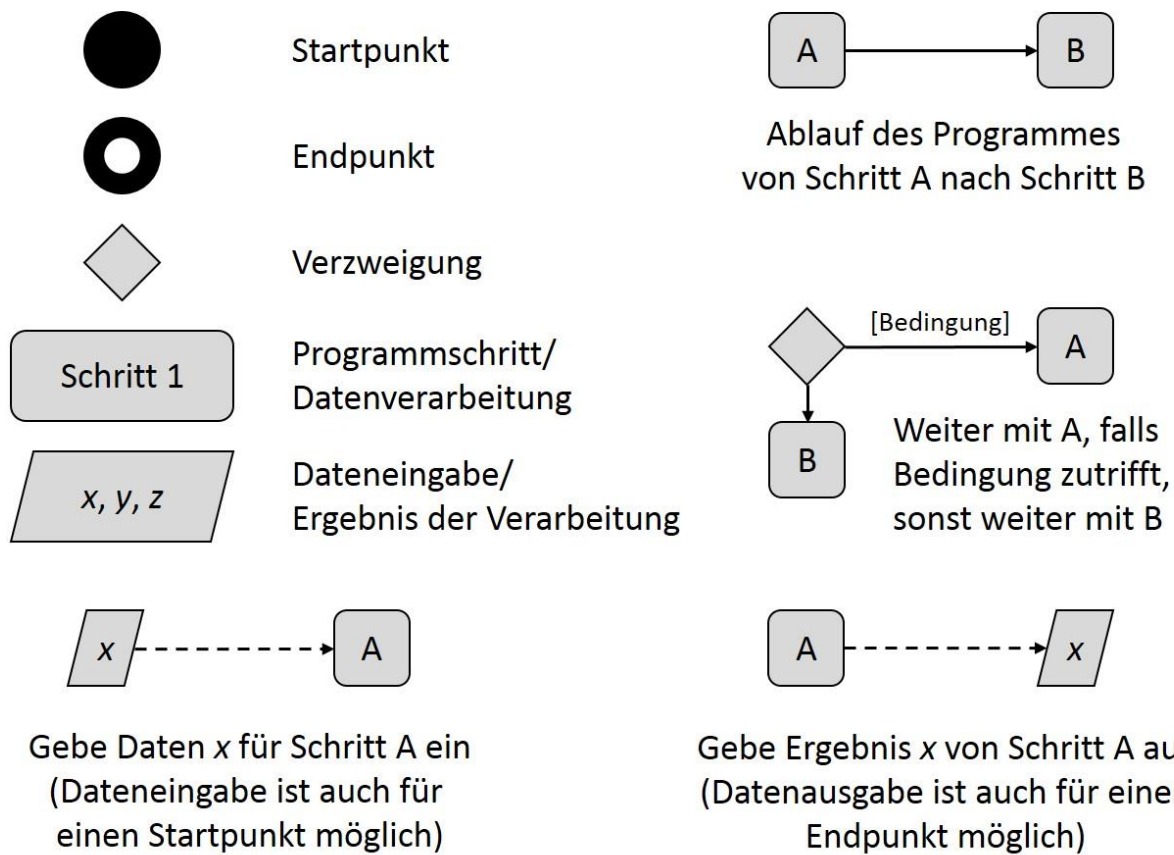


Abbildung 1. Grafische Elemente zur Beschreibung von Algorithmen.

A2. DICHOTOMISIERUNG DER EEB-ITEMS

In den Tabellen auf den nachfolgenden Seiten sind die Rekodierungsvorschriften zur Dichotomisierung der EEB-Items für jedes der 18 vorherzusagenden Kriterien aufgeführt. Diese Vorschriften sind für eine korrekte Arbeitsweise der Klassifikatoren unbedingt durchzuführen.

Tabelle 2. Dichotomisierung der EEB-Items zur Vorhersage von Arbeitsanforderungen.

EEB-Item	Antwortkategorie						
	1	2	3	4	5	6	7
konzentriert	1	1	1	1	0	0	0
aggressiv	1	0	1	1	1	1	1
nervös	1	0	0	0	0	0	1
körperlich verspannt	0	1	1	0	0	1	1
selbstsicher	1	1	1	1	0	0	0
zornig	0	0	1	0	1	1	1
aufmerksam	1	1	1	1	1	0	0
leistungsbereit	1	1	1	1	1	0	0
entspannt	0	0	1	1	0	1	0
körperlich unwohl	0	1	1	1	1	1	1
energiegeladen	1	1	1	1	0	0	0
aufgeregt	1	0	0	0	0	0	1
gelangweilt	0	1	1	1	1	1	1
beschwingt	1	1	0	1	0	0	0
fröhlich	0	1	1	1	0	0	0
ärgerlich	1	0	0	1	1	1	1
zufrieden	1	1	1	1	0	0	0
ängstlich	1	0	0	0	0	0	0
lustig	0	0	0	1	0	1	1
leicht	1	1	1	1	0	0	0
deprimiert	0	1	0	0	1	1	1
bedrückt	1	0	0	0	1	0	1
einflussreich	1	1	0	0	0	0	0
vergnügt	0	0	1	1	0	0	0
betrübt	0	0	1	0	1	0	1

Dichotomisierung der EEB-Items

Tabelle 3. Dichotomisierung der EEB-Items zur Vorhersage von Kommunikation und Kooperation.

EEB-Item	Antwortkategorie						
	1	2	3	4	5	6	7
konzentriert	1	1	1	1	1	0	0
aggressiv	1	1	0	0	0	0	1
nervös	1	0	1	0	0	0	1
körperlich verspannt	1	1	1	0	0	0	0
selbstsicher	0	1	1	1	1	0	0
zornig	1	1	0	1	0	1	0
aufmerksam	1	1	1	1	1	0	0
leistungsbereit	1	0	1	1	1	1	0
entspannt	0	0	1	1	1	1	0
körperlich unwohl	1	1	0	0	1	1	0
energiegeladen	0	1	1	1	1	0	0
aufgeregt	1	0	0	0	0	0	0
gelangweilt	0	1	1	1	1	0	0
beschwingt	0	1	1	0	0	0	0
fröhlich	0	0	1	1	0	0	0
ärgerlich	1	1	1	0	0	0	0
zufrieden	0	0	1	1	0	0	0
ängstlich	1	1	0	0	1	1	0
lustig	0	0	1	1	1	0	1
leicht	0	0	1	1	0	0	1
deprimiert	1	1	0	0	1	1	0
bedrückt	1	1	0	0	1	1	0
einflussreich	0	1	1	1	0	0	0
vergnügt	0	0	1	1	1	0	0
betrübt	1	1	0	0	0	1	0

Dichotomisierung der EEB-Items

Tabelle 4. Dichotomisierung der EEB-Items zur Vorhersage von Leistungs- und Zeitvorgaben.

EEB-Item	Antwortkategorie						
	1	2	3	4	5	6	7
konzentriert	0	0	0	0	1	1	1
aggressiv	1	0	0	1	1	1	1
nervös	0	0	0	1	1	1	0
körperlich verspannt	1	0	0	1	1	0	1
selbstsicher	1	0	0	0	0	1	1
zornig	0	1	1	0	1	0	1
aufmerksam	0	0	1	0	0	1	1
leistungsbereit	0	1	0	0	0	1	1
entspannt	0	0	0	0	1	1	1
körperlich unwohl	0	0	0	1	1	1	1
energiegeladen	1	0	0	0	1	1	1
aufgeregt	0	0	0	1	1	1	1
gelangweilt	1	0	0	0	1	0	1
beschwingt	1	0	0	1	1	1	1
fröhlich	1	0	0	0	0	1	1
ärgerlich	1	0	0	1	1	1	1
zufrieden	1	0	0	0	1	1	1
ängstlich	0	0	0	1	1	1	1
lustig	1	0	1	0	0	1	1
leicht	0	0	0	0	1	1	1
deprimiert	1	0	0	1	1	1	1
bedrückt	0	0	1	1	1	1	1
einflussreich	1	0	0	0	1	0	1
vergnügt	1	0	0	1	0	1	1
betrübt	1	0	0	1	1	1	1

Dichotomisierung der EEB-Items

Tabelle 5. Dichotomisierung der EEB-Items zur Vorhersage von Regulationsbehinderungen.

EEB-Item	Antwortkategorie						
	1	2	3	4	5	6	7
konzentriert	1	1	1	0	0	1	0
aggressiv	0	1	1	1	1	1	1
nervös	0	0	1	1	1	1	1
körperlich verspannt	0	0	1	1	1	1	1
selbstsicher	0	0	1	0	0	0	0
zornig	0	1	1	1	1	1	1
aufmerksam	0	0	1	1	0	0	0
leistungsbereit	1	1	1	1	1	0	0
entspannt	1	1	0	0	0	1	1
körperlich unwohl	0	1	1	1	1	1	1
energiegeladen	1	1	1	1	0	0	0
aufgeregt	0	1	1	1	1	1	1
gelangweilt	0	1	1	1	1	1	1
beschwingt	1	1	1	0	0	0	0
fröhlich	1	1	1	0	0	0	0
ärgerlich	0	1	1	1	1	1	1
zufrieden	1	1	1	0	0	0	0
ängstlich	0	1	1	1	1	1	1
lustig	1	0	1	0	0	0	0
leicht	0	0	1	0	0	1	1
deprimiert	0	1	1	1	1	1	1
bedrückt	0	1	1	1	1	1	1
einflussreich	1	1	1	0	0	0	0
vergnügt	1	1	1	0	0	0	0
betrübt	0	1	1	1	1	1	1

Dichotomisierung der EEB-Items

Tabelle 6. Dichotomisierung der EEB-Items zur Vorhersage von Tätigkeitsspielraum.

EEB-Item	Antwortkategorie						
	1	2	3	4	5	6	7
konzentriert	1	1	1	1	0	0	0
aggressiv	1	0	1	0	1	1	0
nervös	0	0	1	1	1	0	1
körperlich verspannt	0	1	1	1	0	1	0
selbstsicher	0	1	1	1	0	0	0
zornig	1	0	1	0	1	0	0
aufmerksam	0	1	1	1	1	0	0
leistungsbereit	1	1	1	1	1	0	0
entspannt	0	1	1	0	1	0	0
körperlich unwohl	0	1	1	1	1	1	0
energiegeladen	1	1	1	1	0	0	1
aufgeregt	0	1	1	1	0	0	1
gelangweilt	0	1	1	1	1	1	0
beschwingt	1	1	1	0	0	0	0
fröhlich	1	1	1	0	0	0	0
ärgerlich	0	0	1	1	1	1	0
zufrieden	1	1	1	1	0	0	0
ängstlich	0	1	1	0	1	1	0
lustig	0	1	1	1	0	0	0
leicht	1	0	1	0	0	1	0
deprimiert	0	1	1	0	1	1	0
bedrückt	0	1	1	1	1	1	0
einflussreich	1	1	1	0	0	0	0
vergnügt	1	1	1	0	0	0	0
betrübt	0	1	1	1	1	0	0

Dichotomisierung der EEB-Items

Tabelle 7. Dichotomisierung der EEB-Items zur Vorhersage von Gesamtbedarf für Arbeitsgestaltung.

EEB-Item	Antwortkategorie						
	1	2	3	4	5	6	7
konzentriert	1	1	1	1	0	0	0
aggressiv	0	1	1	1	1	1	1
nervös	1	0	1	1	1	0	1
körperlich verspannt	0	0	1	1	1	1	0
selbstsicher	1	1	1	1	0	0	0
zornig	0	1	1	1	1	1	1
aufmerksam	1	1	1	1	1	0	0
leistungsbereit	1	1	1	1	1	0	0
entspannt	1	1	1	0	0	1	0
körperlich unwohl	0	1	1	1	1	1	0
energiegeladen	1	1	1	0	0	0	0
aufgeregt	1	1	1	1	0	0	1
gelangweilt	0	1	1	1	1	1	1
beschwingt	1	1	1	0	1	0	0
fröhlich	1	1	1	0	0	0	0
ärgerlich	0	0	1	1	1	1	1
zufrieden	1	1	1	0	0	0	0
ängstlich	0	1	1	0	1	1	0
lustig	0	0	1	0	1	1	1
leicht	1	1	1	0	0	0	0
deprimiert	0	1	1	1	1	1	1
bedrückt	0	1	1	1	1	1	1
einflussreich	1	1	0	0	0	0	0
vergnügt	1	0	1	1	0	1	1
betrübt	0	1	1	1	1	1	1

Dichotomisierung der EEB-Items

Tabelle 8. Dichotomisierung der EEB-Items zur Vorhersage von Autoritäre Führung.

EEB-Item	Antwortkategorie						
	1	2	3	4	5	6	7
konzentriert	0	1	1	1	0	1	0
aggressiv	0	1	1	1	1	1	1
nervös	0	0	1	1	1	1	1
körperlich verspannt	0	0	1	1	1	1	1
selbstsicher	0	1	0	1	0	1	1
zornig	0	1	1	1	1	1	1
aufmerksam	0	1	1	1	1	0	0
leistungsbereit	0	0	1	1	1	0	0
entspannt	1	1	1	0	0	0	1
körperlich unwohl	0	1	1	1	1	1	1
energiegeladen	0	1	1	1	0	0	0
aufgeregt	0	1	1	1	1	1	1
gelangweilt	0	1	1	1	1	1	1
beschwingt	1	1	0	0	0	0	0
fröhlich	1	1	1	0	0	0	0
ärgerlich	0	1	1	1	1	1	1
zufrieden	1	1	1	0	0	0	0
ängstlich	0	1	1	1	1	1	1
lustig	1	1	1	0	0	1	1
leicht	1	1	1	0	0	0	1
deprimiert	0	1	1	1	1	1	1
bedrückt	0	1	1	1	1	1	1
einflussreich	1	1	0	1	0	0	0
vergnügt	1	1	1	0	0	0	1
betrübt	0	1	1	1	1	1	1

Dichotomisierung der EEB-Items

Tabelle 9. Dichotomisierung der EEB-Items zur Vorhersage von Ganzheitliche Führung.

EEB-Item	Antwortkategorie						
	1	2	3	4	5	6	7
konzentriert	0	0	0	0	1	1	1
aggressiv	1	0	0	0	0	1	0
nervös	1	1	0	0	0	0	0
körperlich verspannt	1	1	1	0	0	0	0
selbstsicher	0	0	0	1	1	0	1
zornig	1	0	0	0	0	0	0
aufmerksam	0	0	0	0	1	1	1
leistungsbereit	0	0	0	0	0	1	1
entspannt	0	0	0	1	1	1	0
körperlich unwohl	1	0	0	0	0	0	0
energiegeladen	0	0	0	0	1	1	1
aufgeregt	1	1	1	0	1	0	0
gelangweilt	1	0	0	0	0	1	0
beschwingt	0	0	1	1	1	1	1
fröhlich	0	0	0	1	1	1	1
ärgerlich	1	0	0	0	0	0	0
zufrieden	0	0	0	1	1	1	1
ängstlich	1	1	0	0	0	0	0
lustig	0	0	0	1	1	1	1
leicht	0	0	0	1	1	1	0
deprimiert	1	0	0	0	0	0	0
bedrückt	1	0	0	0	0	0	0
einflussreich	0	0	1	1	1	1	1
vergnügt	0	0	1	1	1	1	1
betrübt	1	0	0	0	0	0	0

Dichotomisierung der EEB-Items

Tabelle 10. Dichotomisierung der EEB-Items zur Vorhersage von Partizipation.

EEB-Item	Antwortkategorie						
	1	2	3	4	5	6	7
konzentriert	0	0	0	0	1	1	0
aggressiv	1	0	0	0	0	0	0
nervös	1	1	1	0	0	0	0
körperlich verspannt	1	1	1	0	0	0	0
selbstsicher	0	0	0	1	1	1	1
zornig	1	0	0	0	0	0	0
aufmerksam	0	0	0	0	1	1	1
leistungsbereit	0	0	0	0	0	1	1
entspannt	0	0	0	1	1	1	0
körperlich unwohl	1	0	0	0	0	0	0
energiegeladen	0	0	0	1	1	1	1
aufgeregt	1	0	1	0	0	0	0
gelangweilt	1	0	0	0	0	0	0
beschwingt	0	0	1	1	1	1	1
fröhlich	0	0	0	1	1	1	1
ärgerlich	1	0	0	0	0	0	0
zufrieden	0	0	0	1	1	1	1
ängstlich	1	0	0	0	0	0	0
lustig	0	0	0	1	1	1	1
leicht	0	0	0	1	1	1	0
deprimiert	1	0	0	0	0	0	0
bedrückt	1	0	0	0	0	0	0
einflussreich	0	0	1	1	1	1	1
vergnügt	0	1	1	1	1	1	1
betrübt	1	0	0	0	0	0	0

Dichotomisierung der EEB-Items

Tabelle 11. Dichotomisierung der EEB-Items zur Vorhersage von Bedeutung von Anerkennung und Wertschätzung.

EEB-Item	Antwortkategorie						
	1	2	3	4	5	6	7
konzentriert	0	0	0	0	1	1	1
aggressiv	1	0	0	1	0	1	0
nervös	0	1	0	1	1	1	0
körperlich verspannt	0	1	1	1	1	1	1
selbstsicher	1	0	0	0	0	1	1
zornig	1	1	0	1	1	0	0
aufmerksam	0	0	0	0	0	1	1
leistungsbereit	0	0	0	0	0	1	1
entspannt	0	0	0	1	1	1	1
körperlich unwohl	1	1	0	0	1	0	1
energiegeladen	0	0	0	0	1	1	1
aufgeregt	0	0	1	1	1	0	1
gelangweilt	1	0	0	0	0	1	0
beschwingt	0	0	1	1	1	1	1
fröhlich	0	0	0	1	1	1	1
ärgerlich	1	0	1	1	0	1	0
zufrieden	0	0	0	1	1	1	1
ängstlich	0	1	1	1	1	1	1
lustig	1	0	0	1	0	1	1
leicht	0	0	0	1	1	1	1
deprimiert	0	1	0	1	1	0	0
bedrückt	0	1	1	0	0	1	0
einflussreich	0	0	1	1	1	1	1
vergnügt	1	0	0	0	1	1	1
betrübt	1	1	0	1	0	1	1

Dichotomisierung der EEB-Items

Tabelle 12. Dichotomisierung der EEB-Items zur Vorhersage von Zusammenarbeit.

EEB-Item	Antwortkategorie						
	1	2	3	4	5	6	7
konzentriert	0	0	0	0	1	1	0
aggressiv	1	0	0	0	0	0	0
nervös	1	1	1	0	0	0	0
körperlich verspannt	1	0	1	0	0	0	1
selbstsicher	0	0	0	1	1	1	0
zornig	1	0	0	0	0	0	0
aufmerksam	0	0	0	0	0	1	1
leistungsbereit	0	0	0	0	0	1	1
entspannt	0	0	0	1	1	1	1
körperlich unwohl	1	0	0	0	0	0	0
energiegeladen	0	1	0	1	1	1	1
aufgeregt	1	1	0	0	0	0	0
gelangweilt	1	0	0	0	0	0	0
beschwingt	0	0	1	1	1	1	1
fröhlich	0	0	0	1	1	1	1
ärgerlich	1	1	0	0	0	0	0
zufrieden	0	0	0	1	1	1	1
ängstlich	1	0	1	0	1	1	0
lustig	0	0	1	1	0	1	1
leicht	0	0	0	1	1	1	0
deprimiert	1	0	0	0	0	0	0
bedrückt	1	0	0	0	0	0	0
einflussreich	0	0	1	1	1	1	1
vergnügt	0	0	0	1	1	1	1
betrübt	1	0	0	0	0	0	1

Dichotomisierung der EEB-Items

Tabelle 13. Dichotomisierung der EEB-Items zur Vorhersage von Gesundheitskompetenz.

EEB-Item	Antwortkategorie						
	1	2	3	4	5	6	7
konzentriert	0	0	0	0	1	1	1
aggressiv	1	0	0	0	0	1	0
nervös	1	0	0	0	0	0	0
körperlich verspannt	1	1	1	0	0	0	0
selbstsicher	0	0	0	1	1	1	1
zornig	1	0	0	0	0	0	0
aufmerksam	0	0	0	0	1	1	1
leistungsbereit	0	0	0	0	0	1	1
entspannt	0	0	1	1	1	0	0
körperlich unwohl	1	0	0	0	0	0	0
energiegeladen	0	0	0	1	1	1	1
aufgeregt	1	1	0	0	0	0	0
gelangweilt	1	0	0	1	0	0	0
beschwingt	0	0	1	1	1	1	1
fröhlich	0	0	0	1	1	1	1
ärgerlich	1	0	0	0	0	0	0
zufrieden	0	0	0	1	1	1	1
ängstlich	1	0	0	0	0	0	0
lustig	0	0	0	1	1	1	1
leicht	0	0	1	1	1	0	0
deprimiert	1	0	0	0	0	0	0
bedrückt	1	0	0	0	0	0	0
einflussreich	0	0	1	1	1	1	1
vergnügt	0	0	0	1	1	1	1
betrübt	1	0	0	0	0	0	0

Dichotomisierung der EEB-Items

Tabelle 14. Dichotomisierung der EEB-Items zur Vorhersage von Herz-Kreislauf-Beschwerden.

EEB-Item	Antwortkategorie						
	1	2	3	4	5	6	7
konzentriert	0	1	1	0	0	0	1
aggressiv	0	1	1	1	1	1	0
nervös	0	1	1	1	1	1	1
körperlich verspannt	0	0	1	1	1	1	1
selbstsicher	1	1	1	0	0	0	0
zornig	0	1	0	1	0	1	0
aufmerksam	0	0	1	1	0	1	1
leistungsbereit	0	1	0	1	1	1	0
entspannt	0	0	0	0	0	1	1
körperlich unwohl	0	1	1	1	1	1	1
energiegeladen	0	1	1	1	0	0	0
aufgeregt	0	1	1	1	1	1	1
gelangweilt	1	0	1	1	0	1	0
beschwingt	1	1	1	0	0	0	1
fröhlich	1	1	1	0	0	0	0
ärgerlich	0	1	1	1	1	1	0
zufrieden	1	1	1	0	0	0	0
ängstlich	0	1	1	1	1	1	1
lustig	1	1	1	0	0	0	0
leicht	0	0	0	0	1	1	1
deprimiert	0	1	1	1	1	1	1
bedrückt	0	1	1	1	1	1	1
einflussreich	1	1	1	0	0	0	0
vergnügt	1	1	1	0	0	0	0
betrübt	0	1	1	1	1	1	1

Dichotomisierung der EEB-Items

Tabelle 15. Dichotomisierung der EEB-Items zur Vorhersage von Magen-Darm-Beschwerden.

EEB-Item	Antwortkategorie						
	1	2	3	4	5	6	7
konzentriert	1	1	1	1	0	1	1
aggressiv	0	1	1	1	1	1	1
nervös	0	1	1	1	1	1	1
körperlich verspannt	0	0	1	1	1	1	1
selbstsicher	1	1	1	1	0	0	0
zornig	0	1	1	1	1	1	1
aufmerksam	1	0	1	1	0	0	1
leistungsbereit	1	0	0	1	0	1	1
entspannt	0	0	0	0	1	1	1
körperlich unwohl	0	1	1	1	1	1	1
energiegeladen	1	1	1	1	0	0	0
aufgeregt	0	1	1	1	1	1	1
gelangweilt	0	1	1	1	1	1	0
beschwingt	1	1	1	0	0	0	0
fröhlich	1	1	1	0	1	0	0
ärgerlich	0	1	1	1	1	1	1
zufrieden	1	1	1	0	1	0	0
ängstlich	0	1	1	1	1	1	1
lustig	1	1	1	0	0	0	0
leicht	0	0	0	0	1	1	1
deprimiert	0	1	1	1	1	1	1
bedrückt	0	1	1	1	1	1	0
einflussreich	1	1	1	0	0	0	0
vergnügt	1	1	1	0	0	0	0
betrübt	0	1	1	1	1	1	0

Dichotomisierung der EEB-Items

Tabelle 16. Dichotomisierung der EEB-Items zur Vorhersage von Muskel-Skelett-Beschwerden.

EEB-Item	Antwortkategorie						
	1	2	3	4	5	6	7
konzentriert	1	1	1	1	0	0	1
aggressiv	0	1	1	1	1	0	0
nervös	0	0	1	1	1	1	1
körperlich verspannt	0	0	1	1	1	1	1
selbstsicher	0	1	1	0	0	0	1
zornig	0	1	1	1	1	1	1
aufmerksam	0	0	1	1	0	0	1
leistungsbereit	1	1	1	1	0	0	0
entspannt	1	0	0	0	0	1	1
körperlich unwohl	0	1	1	1	1	1	1
energiegeladen	1	1	1	1	0	0	1
aufgeregt	0	1	1	1	1	1	1
gelangweilt	0	0	1	1	1	1	0
beschwingt	1	1	0	0	0	0	0
fröhlich	1	1	1	0	0	0	1
ärgerlich	0	1	1	1	1	1	1
zufrieden	1	1	1	0	0	0	0
ängstlich	0	1	1	1	1	1	1
lustig	1	1	1	0	0	0	0
leicht	0	0	0	0	0	1	1
deprimiert	0	1	1	1	1	1	1
bedrückt	0	1	1	1	1	1	1
einflussreich	1	1	0	0	0	0	1
vergnügt	1	1	1	0	0	0	1
betrübt	0	1	1	1	1	1	1

Dichotomisierung der EEB-Items

Tabelle 17. Dichotomisierung der EEB-Items zur Vorhersage von Unspezifische Beschwerden.

EEB-Item	Antwortkategorie						
	1	2	3	4	5	6	7
konzentriert	0	0	1	1	0	0	1
aggressiv	0	1	1	1	1	1	0
nervös	0	1	1	1	1	1	1
körperlich verspannt	0	0	1	1	1	1	1
selbstsicher	1	1	1	1	0	0	0
zornig	0	1	1	1	1	1	1
aufmerksam	0	0	1	1	0	0	0
leistungsbereit	0	1	1	1	0	0	0
entspannt	0	0	0	0	0	1	1
körperlich unwohl	0	1	1	1	1	1	1
energiegeladen	1	1	1	0	0	0	0
aufgeregt	0	0	1	1	1	1	1
gelangweilt	1	0	0	1	1	1	0
beschwingt	1	1	1	0	0	0	1
fröhlich	1	1	1	0	0	0	0
ärgerlich	0	1	1	1	1	1	0
zufrieden	1	1	1	0	0	0	0
ängstlich	0	1	1	1	1	1	1
lustig	1	1	1	0	0	0	0
leicht	0	0	0	0	0	1	1
deprimiert	0	1	1	1	1	1	1
bedrückt	0	1	1	1	1	1	1
einflussreich	1	1	0	0	0	0	0
vergnügt	1	1	1	0	0	0	0
betrübt	0	1	1	1	1	1	1

Dichotomisierung der EEB-Items

Tabelle 18. Dichotomisierung der EEB-Items zur Vorhersage von Absentismustage.

EEB-Item	Antwortkategorie						
	1	2	3	4	5	6	7
konzentriert	1	1	1	0	0	1	0
aggressiv	1	0	1	1	1	1	1
nervös	1	0	0	1	1	1	1
körperlich verspannt	0	0	0	1	1	1	1
selbstsicher	1	0	1	0	0	1	1
zornig	0	0	1	1	1	1	1
aufmerksam	0	1	1	1	0	1	0
leistungsbereit	1	1	1	1	0	0	0
entspannt	0	0	0	0	0	1	1
körperlich unwohl	0	1	1	1	1	1	1
energiegeladen	1	1	1	1	0	0	1
aufgeregt	0	0	0	1	1	1	1
gelangweilt	0	1	1	1	1	1	1
beschwingt	1	1	0	0	0	1	1
fröhlich	1	1	1	0	0	1	1
ärgerlich	0	1	1	1	1	1	1
zufrieden	1	1	1	0	0	1	0
ängstlich	0	1	1	1	1	1	1
lustig	1	0	1	0	0	0	1
leicht	1	0	1	0	0	0	1
deprimiert	0	1	1	1	1	1	1
bedrückt	0	1	1	1	1	1	1
einflussreich	1	1	0	0	0	0	1
vergnügt	1	1	0	0	0	1	0
betrübt	0	1	1	1	1	1	1

Dichotomisierung der EEB-Items

Tabelle 19. Dichotomisierung der EEB-Items zur Vorhersage von Präsentismustage.

EEB-Item	Antwortkategorie						
	1	2	3	4	5	6	7
konzentriert	1	0	1	0	0	1	0
aggressiv	0	0	1	0	1	1	1
nervös	0	0	1	1	1	1	1
körperlich verspannt	0	0	0	1	1	1	1
selbstsicher	1	1	0	0	0	1	1
zornig	1	0	1	1	1	1	1
aufmerksam	0	0	0	1	0	1	1
leistungsbereit	1	1	1	0	0	0	1
entspannt	0	0	0	1	0	1	1
körperlich unwohl	0	1	1	1	1	1	1
energiegeladen	1	1	0	1	0	0	1
aufgeregt	0	0	1	1	1	1	0
gelangweilt	1	0	1	0	1	0	0
beschwingt	1	0	0	1	0	0	1
fröhlich	1	1	1	0	0	0	1
ärgerlich	0	1	1	0	1	1	1
zufrieden	1	1	1	0	0	0	0
ängstlich	0	1	1	1	1	1	1
lustig	1	0	1	0	1	0	0
leicht	1	0	0	0	0	1	1
deprimiert	0	1	1	1	1	1	1
bedrückt	0	1	1	1	1	1	1
einflussreich	1	1	1	0	0	0	1
vergnügt	1	1	0	0	1	0	1
betrübt	0	1	1	1	1	1	1

A3. VOLLSTÄNDIGE ERGEBNISBERICHTE

A3.1 AUFGABENANFORDERUNGEN

Aufgabenanforderungen umfassen Gestaltungsmerkmale der Arbeit, die Leistungen auf intellektueller, wissensbasierter und sensumotorischer Ebene beanspruchen. Sie geben Aufschluss, inwiefern eine Arbeitsaufgabe hierarchisch vollständig und vielfältig ist (Hacker & Sachse, 2014; Ulich, 2011). Die Synthetische Beanspruchungs- und Arbeitsanalyse (SynBA; Wieland-Eckelmann et al., 1999) berücksichtigt Aufgabenanforderungen mit vier Items (z. B. „Sie haben schwierige Aufgaben zu bearbeiten, die eine hohe Konzentration und Genauigkeit erfordern“). Diese sind auf einer fünfstufigen Skala (0 = "Trifft gar nicht zu" bis 4 = "Trifft vollständig zu") zu bewerten. Nach Rekodierung auf eine dreistufige Bewertung (0 = geringer, 1 = mittlerer und 2 = hoher Gestaltungsbedarf) wird der Skalenwert durch Mittelwertbildung berechnet. In Tabelle 20 sind die deskriptiv-statistischen Kennwerte dieser Skala zusammengestellt.

Tabelle 20. Deskriptiv-statistische Kennwerte der Variablen Aufgabenanforderungen.

N	Modus	Median	M	SD	Min	Max	μ_0	μ_1
1544	1,00	1,00	1,07	0,51	0,00	2,00	0,66	1,48

Modus und Median bzw. Mittelwert (*M*) sind mit 1,00 bzw. 1,07 annähernd identisch. Die Stichprobe mit gültigem Skalenwert für Aufgabenanforderungen wurde für die folgenden Analysen am Median in die Kategorien 0 = „günstig“ und 1 = „ungünstig“ unterteilt. In Tabelle 21 sind jedoch zunächst die Korrelationen (Spearman ρ) zwischen den Items der EEB und den Skalenwerten für Aufgabenanforderungen aufgelistet.

Tabelle 21. Korrelationen (Spearman ρ) der Variablen Aufgabenanforderungen mit den einzelnen Items der EEB.

Nr.	EEB-Item	ρ	Nr.	EEB-Item	ρ	Nr.	EEB-Item	ρ
1	konzentriert ^(a)	-.317*	2	aggressiv	-.025	3	nervös ^(a)	-.082
4	körperlich verspannt ^(a)	-.056	5	selbstsicher	-.156*	6	zornig	.021
7	aufmerksam ^(a)	-.273*	8	leistungsbereit ^(a)	-.243*	9	entspannt	-.101*
10	körperlich unwohl ^(a)	.072	11	energiegeladen ^(a)	-.133*	12	aufgeregt ^(a)	-.087
13	gelangweilt	.186*	14	beschwingt	-.069	15	fröhlich	-.005
16	ärgerlich	-.011	17	zufrieden	-.109*	18	ängstlich	-.047
19	lustig	.058	20	leicht	-.145*	21	deprimiert	-.001
22	bedrückt	-.012	23	einflussreich ^(a)	-.169*	24	vergnügt	.018
25	betrübt	-.002						

^(a)Dieses Item gehört auch zum WSIB; * $p < .001$

Vollständige Ergebnisberichte

Das EEB-Item „konzentriert“ weist mit einer Korrelation von $-.317$ einen mittleren Effekt ($.3 < |\rho| \leq .5$) in Bezug auf Gestaltungsbedarf bei Aufgabenanforderungen auf, gefolgt von „aufmerksam“ mit $-.273$ (kleiner Effekt, $.1 < |\rho| \leq .3$). Die stärkste positive Korrelation mit Gestaltungsbedarf bezüglich Aufgabenanforderungen besteht mit dem Item „gelangweilt“. Die Korrelation von $.186$ ist ebenfalls als kleiner Effekt zu interpretieren.

Tabelle 22. Selegierte Eigenschaftswörter der vollständigen EEB bei drei Bayes-Selektions-Experimenten (bestes Item, bestes Paar und bestes Tripel) zur Vorhersage von Arbeitsanforderungen (0 = günstig, 1 = ungünstig) und deren Korrektklassifikation (κ) auf Grundlage der Trainingsdaten.

CV-Iteration	Experimente zur Vorhersage von Arbeitsanforderungen (0 = günstig, 1 = ungünstig), Eigenschaftswörter der vollständigen EEB		
	Bestes Item	Bestes Paar	Bestes Tripel
0	1	1, 23	1, 9, 11
	K _{Training}	.606	.632
1	1	1, 23	9, 11, 15
	K _{Training}	.607	.631
2	1	1, 12	9, 11, 14
	K _{Training}	.600	.623
3	1	1, 23	1, 9, 11
	K _{Training}	.609	.626
4	1	1, 12	11, 14, 20
	K _{Training}	.601	.623
5	1	1, 23	9, 11, 23
	K _{Training}	.609	.627
6	1	1, 23	9, 11, 23
	K _{Training}	.607	.627
7	1	1, 23	1, 9, 23
	K _{Training}	.604	.634
8	1	1, 23	9, 11, 15
	K _{Training}	.599	.622
9	1	1, 23	1, 9, 23
	K _{Training}	.607	.632

Stehen sämtliche EEB-Items zur Selektion zur Verfügung, so wird bei den kombinatorischen Experimenten (Bestes Einzelitem, Bestes Paar und Bestes Tripel) das Item 1 („konzentriert“) durchgehend als bestes Einzelitem gewählt. Für das beste Paar kommt bis auf zwei Ausnahmen das Item 23 („einflussreich“) hinzu. Bei der Auswahl des besten Tripels kommt es zu mehr Varianz. Hier stehen die Items 9 („entspannt“) und 11 („energiegeladen“) im Vordergrund (vgl.

Vollständige Ergebnisberichte

Tabelle 22). Die Stabilitäten dieser Kombinationen sind vergleichsweise hoch (vgl. auch Tabelle 23). Eine steigende Anzahl ausgewählter Items geht erwartungsgemäß mit einer steigenden Trainings-Korrektklassifikation einher.

Tabelle 23. Verschiedene Kennwerte zur Beurteilung der Klassifikations-Güte von Modellen auf Grundlage dreier Bayes-Selektions-Experimente (bestes Item, bestes Paar, bestes Tripel). Geprüft wird die Vorhersage von Arbeitsanforderungen (0 = günstig, 1 = ungünstig) nach Selektion von Eigenschaftswörtern der vollständigen EEB als Prädiktoren.

	Experimente zur Vorhersage von Arbeitsanforderungen (0 = günstig, 1 = ungünstig), Eigenschaftswörter der vollständigen EEB									
	Bestes Item			Bestes Paar			Bestes Tripel			
<i>Korrektklassifikation gegenüber Konstante</i>										
K_{CV}	.605			.610			.518			
$K_{CV} - K_{Konst}$.105			.110			.018			
$SD[K_{CV} - K_{Konst}]$.018			.018			.018			
95 %-CI[$K_{CV} - K_{Konst}$]	[.070, .140]			[.075, .145]			[-.018, .054]			
$p[\text{Stichprobe } S: K_{Konst} > K_{CV}]$	< .001			< .001			.162			
<i>Korrektklassifikation gegenüber Hughes-Schätzung</i>										
K_{Hughes}	.730			.740			.704			
$K_{Hughes} - K_{CV}$.125			.130			.186			
$SD[K_{Hughes} - K_{CV}]$.017			.017			.017			
$p[\text{Klassifikator: } K_{Hughes} < K_{CV}]$	< .001			< .001			< .001			
<i>Stabilität der Menge selezierter Eigenschaftswörter</i>										
Stabilität	1.000			.644			.089			
<i>Trainings-Test-Drift der Korrektklassifikation</i>										
$K_{Training}$.605			.628			.680			
$ K_{CV} - K_{Training} $.000			.018			.162			
$SD[K_{CV} - K_{Training}]$.018			.018			.018			
$p[\text{größere Differenz}]$.988			.317			< .001			
<i>Auswertung der Vier-Felder-Tafel</i>										
Cramers ϕ	.223			.221			.036			
$\chi^2(1)$	77,02			74,98			1,90			
$p[\chi^2(1) > \chi^2(1)]$	< .001			< .001			.168			
Vierfeldertafel		1	0	Σ	1	0	Σ	1	0	Σ
(Zeilen: Messwerte,	1	333	439	772	447	321	768	381	363	744
Spalten: Vorhersage)	0	171	600	771	278	491	769	351	386	737
	Σ	504	1039	1543	725	812	1537	732	749	1481

Die beste Cross-Validation-Korrektklassifikation (Anwendung der Vorhersagemodelle auf ungesehene Daten) erzielt das beste Paar. Diese liegt mit .610 überzufällig über dem zu

erwartenden Ergebnis von .500 bei konstanter Zuordnung. Das wird auch durch die Vierfeldertafel bestätigt. Die theoretisch bestmögliche Korrektklassifikation wird jedoch mit einer Differenz von .130 signifikant unterschritten. Ebenfalls unterschritten wird die entsprechende Trainings-Korrektklassifikation. Der Unterschied ist jedoch nicht signifikant (vgl. Tabelle 23).

Tabelle 24. Selegierte Eigenschaftswörter des WSIB bei drei Bayes-Selektions-Experimenten (bestes Item, bestes Paar und bestes Tripel) zur Vorhersage von Arbeitsanforderungen (0 = günstig, 1 = ungünstig) und deren Korrektklassifikation (κ) auf Grundlage der Trainingsdaten.

CV-Iteration	Experimente zur Vorhersage von Arbeitsanforderungen (0 = günstig, 1 = ungünstig), Eigenschaftswörter des WSIB		
	Bestes Item	Bestes Paar	Bestes Tripel
0	1	1, 23	4, 7, 11
	K _{Training}	.606	.632
1	1	1, 23	4, 11, 23
	K _{Training}	.607	.631
2	1	1, 12	4, 7, 11
	K _{Training}	.600	.623
3	1	1, 23	1, 11, 23
	K _{Training}	.609	.626
4	1	1, 12	4, 11, 23
	K _{Training}	.601	.623
5	1	1, 23	1, 11, 23
	K _{Training}	.609	.627
6	1	1, 23	4, 7, 11
	K _{Training}	.607	.627
7	1	1, 23	1, 11, 23
	K _{Training}	.604	.634
8	1	1, 23	1, 4, 11
	K _{Training}	.599	.622
9	1	1, 23	1, 11, 12
	K _{Training}	.607	.632

Stehen nur die Items des WSIB für die Selektion zur Verfügung, so ergeben sich für das beste Einzelitem sowie das beste Paar dieselben Kombinationen, wie bei Zugrundelegung der vollständigen EEB. Beim besten Tripel kommt es jedoch zu anderen Kombinationen, da nun z. B. das Item 9 („entspannt“) nicht mehr verfügbar ist (vgl. Tabelle 24). Die Rangfolge der Item-Kombinationen bezüglich der Trainings-Korrektklassifikation entspricht jener bei Verwendung

Vollständige Ergebnisberichte

der vollständigen EEB. Die zuvor (vollständige EEB) beobachtete hohe Stabilität zeigt sich entsprechend der ähnlichen Kombinationen auch bei Einschränkung auf das WSIB (Tabelle 25).

Tabelle 25. Verschiedene Kennwerte zur Beurteilung der Klassifikations-Güte von Modellen auf Grundlage dreier Bayes-Selektions-Experimente (bestes Item, bestes Paar, bestes Tripel). Geprüft wird die Vorhersage von Arbeitsanforderungen (0 = günstig, 1 = ungünstig) nach Selektion von Eigenschaftswörtern des WSIB als Prädiktoren.

	Experimente zur Vorhersage von Arbeitsanforderungen (0 = günstig, 1 = ungünstig), Eigenschaftswörter des WSIB									
	Bestes Item			Bestes Paar			Bestes Tripel			
<i>Korrektklassifikation gegenüber Konstante</i>										
K_{CV}	.605			.611			.548			
$K_{CV} - K_{Konst}$.105			.111			.048			
$SD[K_{CV} - K_{Konst}]$.018			.018			.018			
95 %-CI[$K_{CV} - K_{Konst}$]	[.070, .140]			[.076, .145]			[.013, .084]			
$p[\text{Stichprobe } S: K_{Konst} > K_{CV}]$	< .001			< .001			.004			
<i>Korrektklassifikation gegenüber Hughes-Schätzung</i>										
K_{Hughes}	.730			.740			.704			
$K_{Hughes} - K_{CV}$.125			.129			.156			
$SD[K_{Hughes} - K_{CV}]$.017			.017			.017			
$p[\text{Klassifikator: } K_{Hughes} < K_{CV}]$	< .001			< .001			< .001			
<i>Stabilität der Menge selezierter Eigenschaftswörter</i>										
Stabilität	1.000			.644			.156			
<i>Trainings-Test-Drift der Korrektklassifikation</i>										
$K_{Training}$.605			.628			.673			
$ K_{CV} - K_{Training} $.000			.017			.124			
$SD[K_{CV} - K_{Training}]$.018			.018			.018			
$p[\text{größere Differenz}]$	1.00			.324			< .001			
<i>Auswertung der Vier-Felder-Tafel</i>										
Cramers ϕ	.224			.221			.097			
$\chi^2(1)$	77,31			75,36			14,00			
$p[\chi^2(1) > \chi^2(1)]$	< .001			< .001			< .001			
Vierfeldertafel		1	0	Σ	1	0	Σ	1	0	Σ
(Zeilen: Messwerte,	1	333	439	772	447	321	768	392	352	744
Spalten: Vorhersage)	0	171	601	772	278	492	770	324	429	753
	Σ	504	1040	1544	725	813	1538	716	781	1497

Wie bei der Auswahl aus der vollständigen EEB weist auch hier (WSIB) das beste Paar die beste Cross-Validation-Korrektklassifikation auf. Diese unterscheidet sich stark von der des

besten Tripels. Sie unterscheidet sich nicht signifikant von der Trainings-Korrektklassifikation, liegt jedoch mit einer Differenz von .129 signifikant unterhalb der theoretisch bestmöglichen Korrektklassifikation (Tabelle 25).

Tabelle 26. Selegierte Eigenschaftswörter der vollständigen EEB bei drei Selektions-Experimenten (Binärlogistische Regression, Sequential Forward Floating Selection [BLR/SFS], Bayes-Klassifikation, SFS [Bayes/SFS] und Bayes-Klassifikation, Sequential Forward Floating Selection [Bayes/SFFS]) zur Vorhersage von Arbeitsanforderungen (0 = günstig, 1 = ungünstig) und deren Korrektklassifikation (κ) auf Grundlage der Trainingsdaten.

CV-Iteration	Experimente zur Vorhersage von Arbeitsanforderungen (0 = günstig, 1 = ungünstig), Eigenschaftswörter der vollständigen EEB		
	BLR/SFS	Bayes/SFS	Bayes/SFFS
0	1	1, 6	1
K_{Training}	.607	.609	.607
1	1, 2, 4, 5, 6, 7, 10, 11, 12, 13, 14, 15, 16, 17, 18, 19, 21, 23, 24, 25	1	1
K_{Training}	.654	.603	.603
2	1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 9, 12, 13, 16, 18, 19, 20, 21, 22, 23	1	7, 8, 11, 12, 13, 19, 23
K_{Training}	.646	.600	.661
3	1, 6	1, 6, 7, 12, 16	6, 7, 8, 19
K_{Training}	.612	.646	.618
4	1, 6	1, 6, 7, 12, 16, 25	6, 7, 8
K_{Training}	.613	.655	.599
5	1, 2, 5, 6, 10, 12, 13, 15, 21, 22, 25	1, 4, 6, 8, 13, 20	7
K_{Training}	.627	.651	.576
6	1	1	6, 7, 8
K_{Training}	.602	.602	.602
7	1, 2, 3, 5, 6, 10, 12, 13, 14, 15, 17, 21, 25	1, 6, 8, 11, 13, 20, 23	1
K_{Training}	.621	.661	.599
8	1, 6	1, 6, 7, 12, 16	1
K_{Training}	.610	.643	.604
9	1, 2, 3, 4, 6, 7, 8, 10, 11, 12, 13, 14, 15, 16, 17, 18, 19, 20, 21, 22, 23, 25	1	1
K_{Training}	.660	.613	.613

Werden Experimente zur heuristischen Selektion von Items aus der vollständigen EEB durchgeführt (Sequential Forward Selection [SFS], Sequential Forward Floating Selection

[SFFS]), so nimmt die Stabilität gegenüber kombinatorischen Verfahren stark ab (Tabelle 26 und Tabelle 27). Insbesondere unter Verwendung binärlogistischer Regression werden z. T. sehr umfangreiche Item-Kombinationen ausgewählt. Item 1 („konzentriert“) fällt als Item auf, das häufig als Einzelitem ausgewählt wird. Auf Grund der Trainings-Korrektklassifikationen lässt sich kein Algorithmus als überlegen identifizieren (Tabelle 26 und Tabelle 27).

Tabelle 27. Verschiedene Kennwerte zur Beurteilung der Klassifikations-Güte von Modellen auf Grundlage dreier Selektions-Experimente (Binärlogistische Regression, Sequential Forward Floating Selection [BLR/SFS], Bayes-Klassifikation, SFS [Bayes/SFS] und Bayes-Klassifikation, Sequential Forward Floating Selection [Bayes/SFFS]). Geprüft wird die Vorhersage von Arbeitsanforderungen (0 = günstig, 1 = ungünstig) nach Selektion von Eigenschaftswörtern der vollständigen EEB als Prädiktoren.

	Experimente zur Vorhersage von Arbeitsanforderungen (0 = günstig, 1 = ungünstig), Eigenschaftswörter der vollständigen EEB									
	BLR/SFS			Bayes/SFS			Bayes/SFFS			
<i>Korrektklassifikation gegenüber Konstante</i>										
K _{CV}	.618			.624			.625			
K _{CV} - K _{Konst}	.118			.124			.125			
SD[K _{CV} - K _{Konst}]	.018			.018			.018			
95 %-CI[K _{CV} - K _{Konst}]	[.083, .153]			[.089, .159]			[.090, .160]			
p[Stichprobe S: K _{Konst} > K _{CV}]	< .001			< .001			< .001			
<i>Stabilität der Menge selezierter Eigenschaftswörter</i>										
Stabilität	.089			.156			.244			
<i>Trainings-Test-Drift der Korrektklassifikation</i>										
K _{Training}	.625			.628			.608			
K _{CV} - K _{Training}	.007			.004			.017			
SD[K _{CV} - K _{Training}]	.017			.017			.018			
p[größere Differenz]	.683			.798			.333			
<i>Auswertung der Vier-Felder-Tafel</i>										
Cramers ϕ	.241			.257			.254			
$\chi^2(1)$	89,74			102,11			99,73			
p[$\chi^2(1) > \chi^2(1)$]	< .001			< .001			< .001			
Vierfeldertafel		1	0	Σ	1	0	Σ	1	0	Σ
(Zeilen: Messwerte,	1	397	374	771	380	390	770	414	357	771
Spalten: Vorhersage)	0	215	556	771	189	582	771	221	550	771
	Σ	612	930	1542	569	972	1541	635	907	1542

Bayes-Klassifikation führt bei der Cross-Validation-Korrektklassifikation zu besseren Ergebnissen, als binärlogistische Regression. Es finden sich keine signifikanten Unterschiede zu den Trainings-Korrektklassifikationen. Gegenüber den kombinatorischen Experimenten

sind die Cross-Validation-Korrektklassifikationen bei heuristischer Vorgehensweise durchgehend besser. Bei der Vorhersage ist eine Verschiebung hin zur Klasse 0 („Arbeitsanforderungen günstig ausgeprägt“) zu beobachten (Tabelle 27).

Tabelle 28. Selegierte Eigenschaftswörter des WSIB bei drei Selektions-Experimenten (Binärlogistische Regression, Sequential Forward Floating Selection [BLR/SFS], Bayes-Klassifikation, SFS [Bayes/SFS] und Bayes-Klassifikation, Sequential Forward Floating Selection [Bayes/SFFS]) zur Vorhersage von Arbeitsanforderungen (0 = günstig, 1 = ungünstig) und deren Korrektklassifikation (κ) auf Grundlage der Trainingsdaten.

CV-Iteration	Experimente zur Vorhersage von Arbeitsanforderungen (0 = günstig, 1 = ungünstig), Eigenschaftswörter des WSIB		
	BLR/SFS	Bayes/SFS	Bayes/SFFS
0	1	1, 3, 7, 12	1
	K _{Training}	.607	.631
1	1	1, 3, 7, 12	1
	K _{Training}	.603	.629
2	1	1	1
	K _{Training}	.600	.600
3	1	1, 3, 7	1
	K _{Training}	.607	.613
4	1	1, 3, 7, 12	4, 7, 10, 11, 12, 23
	K _{Training}	.607	.632
5	1	1, 3, 7, 12	7
	K _{Training}	.607	.628
6	1	1, 3, 7, 12	7, 8, 12
	K _{Training}	.602	.624
7	1	1, 3, 7, 12	1
	K _{Training}	.599	.622
8	1	1, 3, 4, 7, 10, 11, 12	7, 10, 11, 12
	K _{Training}	.604	.661
9	1	1	1
	K _{Training}	.613	.613

Werden die auswählbaren Items auf das WSIB eingeschränkt, dann sinkt entsprechend die Anzahl ausgewählter Items. Dennoch gibt es auch in diesem Falle bei Bayes-Klassifikation eine große Varianz in der Anzahl ausgewählter Items. Bei binärlogistischer Regression wird hingegen durchgehend Item 1 („konzentriert“) als Einzelitem gewählt. Die Trainings-Korrektklassifikationen sind etwas geringer als jene, die bei Zugrundelegung der vollständigen EEB erzielt werden konnten. Hinsichtlich der Trainings-Korrektklassifikationen hebt sich Bayes-Klassifikation (SFS) mit tendenziell höheren Werten hervor (Tabelle 10 und Tabelle 29).

Vollständige Ergebnisberichte

Tabelle 29. Verschiedene Kennwerte zur Beurteilung der Klassifikations-Güte von Modellen auf Grundlage dreier Selektions-Experimente (Binärlogistische Regression, Sequential Forward Floating Selection [BLR/SFS], Bayes-Klassifikation, SFS [Bayes/SFS] und Bayes-Klassifikation, Sequential Forward Floating Selection [Bayes/SFFS]). Geprüft wird die Vorhersage von Arbeitsanforderungen (0 = günstig, 1 = ungünstig) nach Selektion von Eigenschaftswörtern des WSIB als Prädiktoren.

	Experimente zur Vorhersage von Arbeitsanforderungen (0 = günstig, 1 = ungünstig), Eigenschaftswörter des WSIB									
	BLR/SFS			Bayes/SFS			Bayes/SFFS			
<i>Korrektklassifikation gegenüber Konstante</i>										
K_{CV}	.605			.636			.619			
$K_{CV} - K_{Konst}$.105			.136			.119			
$SD[K_{CV} - K_{Konst}]$.018			.018			.018			
95 %-CI[$K_{CV} - K_{Konst}$]	[.070, .140]			[.101, .170]			[.084, .153]			
p [Stichprobe S: $K_{Konst} > K_{CV}$]	< .001			< .001			< .001			
<i>Stabilität der Menge selezierter Eigenschaftswörter</i>										
Stabilität	1.000			.356			.333			
<i>Trainings-Test-Drift der Korrektklassifikation</i>										
$K_{Training}$.605			.625			.605			
$ K_{CV} - K_{Training} $.000			.010			.014			
$SD[K_{CV} - K_{Training}]$.018			.017			.018			
p [größere Differenz]	1.00			.551			.428			
<i>Auswertung der Vier-Felder-Tafel</i>										
Cramers ϕ	.224			.273			.241			
$\chi^2(1)$	77,35			114,90			89,83			
$p[\chi^2(1) > \chi^2(1)]$	< .001			< .001			< .001			
Vierfeldertafel		1	0	Σ	1	0	Σ	1	0	Σ
(Zeilen: Messwerte,	1	333	438	771	457	314	771	407	364	771
Spalten: Vorhersage)	0	171	600	771	247	523	770	224	547	771
	Σ	504	1038	1542	704	837	1541	631	911	1542

Bayes-Klassifikation mit Sequential Forward Selection (SFS) führt deutlich zur besten Cross-Validation-Korrektklassifikation, und ist somit den beiden anderen Algorithmen überlegen. Hier werden die Korrektklassifikation bei konstanter Zuordnung (signifikant) sowie die Trainings-Korrektklassifikation (nicht signifikant) überschritten. Dies wird auch durch die Vierfeldertafel bestätigt. Allerdings ist bei der Vorhersage eine Verschiebung hin zur Klasse 0 („Aufgabenanforderungen günstig ausgeprägt“) zu beobachten. Bayes-Klassifikation (SFFS) und binärlogistische Regression weisen eine vergleichbar hohe Cross-Validation-Korrektklassifikation auf (Tabelle 29).

Vollständige Ergebnisberichte

Tabelle 30. Bootstrap-Experimente zur Auswahl geeigneter Bayes-Klassifikatoren. Es wurden je Item-Set 1000 Experimente mit Zufallsstichproben vom Umfang $N = 100$ durchgeführt. Die Modelle dienen zur Vorhersage von Arbeitsanforderungen (0 = günstig, 1 = ungünstig). Fett markiert ist das geeignetste Item-Set aus der vollständigen EEB sowie aus dem Screening (WSIB).

Items	$K_{\text{Bootstrap}}$	$SD[K_{\text{Bootstrap}}]$	$K_{\text{Hughes}} - K_{\text{Bootstrap}}$	EEB	WSIB
1, 6	.616	.049	.134	SFS	
1	.606	.049	.144	SFS, SFFS, S	SFS, SFFS, S
1, 6, 7, 12, 16	.740	.044	.010	SFS	
1, 6, 7, 12, 16, 25	.777	.042	-.027	SFS	
1, 4, 6, 8, 13, 20	.857	.035	-.107	SFS	
1, 6, 8, 11, 13, 20, 23	.931	.025	-.181	SFS	
7, 8, 11, 12, 13, 19, 23	.942	.023	-.192	SFFS	
6, 7, 8, 19	.684	.044	.066	SFFS	
6, 7, 8	.624	.048	.126	SFFS	
7	.585	.049	.165	SFFS	SFFS
1, 23	.628	.047	.122	P	P
1, 12	.623	.046	.127	P	P
1, 9, 11	.674	.046	.076	T	
9, 11, 15	.673	.046	.077	T	
9, 11, 14	.664	.047	.086	T	
11, 14, 20	.668	.047	.082	T	
9, 11, 23	.669	.046	.081	T	
1, 9, 23	.674	.047	.076	T	
1, 3, 7, 12	.692	.048	.058		SFS
1, 3, 7	.646	.046	.104		SFS
1, 3, 4, 7, 10, 11, 12	.905	.030	-.155		SFS
4, 7, 10, 11, 12, 23	.895	.031	-.145		SFFS
7, 8, 12	.640	.048	.110		SFFS
7, 10, 11, 12	.723	.045	.027		SFFS
4, 7, 11	.664	.047	.086		T
4, 11, 23	.666	.047	.084		T
1, 11, 23	.666	.047	.084		T
1, 4, 11	.664	.048	.086		T
1, 11, 12	.663	.047	.087		T

Anmerkungen: $K_{\text{Bootstrap}}$ = Bootstrap-Korrektklassifikation, $K_{\text{Hughes}} = .750$ = Hughes-Schätzung für einen optimalen Klassifikator, S = bestes Einzel-Item, P = bestes Item-Paar, T = bestes Item-Tripel, SFS = Sequential Forward Selection, SFFS = Sequential Forward Floating Selection

Bei Bootstrap-Experimenten zur Vorhersage von Aufgabenanforderungen werden zwei unterschiedliche Item-Kombinationen für die vollständige EEB (1: „konzentriert“, 6: „zornig“, 7: „aufmerksam“, 12: „aufgeregt“, 16: „ärgerlich“) und das WSIB (7: „aufmerksam“, 10:

Vollständige Ergebnisberichte

„körperlich unwohl“, 11: „energiegeladen“, 12: „aufgeregt“) ausgewählt. Beide Modelle erzielen mit einer Bootstrap-Korrektklassifikation von .740 bzw. .723 vergleichbare Ergebnisse. Diese Bootstrap-Korrektklassifikationen sind auch vergleichbar mit der theoretisch bestmögliche Korrektklassifikation nach Hughes (1968) (Tabelle 30 und Tabelle 31).

Tabelle 31. Evaluations-Kennwerte des besten Item-Sets zur personenbezogenen Vorhersage von Arbeitsanforderungen (0 = günstig, 1 = ungünstig) mittels Items aus der vollständigen EEB sowie des WSIB.

	EEB	WSIB					
Items	konzentriert zornig aufmerksam aufgeregt ärgerlich	aufmerksam körperlich unwohl energiegeladen aufgeregt					
<i>Bootstrap-Korrektklassifikation</i>							
K _{Bootstrap}	.740	.723					
SD[K _{Bootstrap}]	.044	.045					
95 %-CI[K _{Bootstrap}]	[.654, .827]	[.634, .811]					
<i>Vergleich EEB vs. WSIB</i>							
$\Delta K_{\text{Bootstrap}}$.018					
SD[$\Delta K_{\text{Bootstrap}}$]		.063					
95 %-CI[$\Delta K_{\text{Bootstrap}}$]		[-.106, .141]					
$p[\Delta K_{\text{Bootstrap}} < 0]$.390					
<i>Vergleich mit optimaler Korrektklassifikation $K_{\text{Hughes}} = .75$ nach Hughes</i>							
$K_{\text{Hughes}} - K_{\text{Bootstrap}}$.010	.027					
SD[$K_{\text{Hughes}} - K_{\text{Bootstrap}}$]	.044	.045					
95 %-CI[$K_{\text{Hughes}} - K_{\text{Bootstrap}}$]	[-.077, .096]	[-.061, .116]					
$p[K_{\text{Hughes}} < K_{\text{Bootstrap}}]$.414	.274					
<i>Auswertung der Vier-Felder-Tafel</i>							
Cramers ϕ	.483	.449					
$\chi^2(1)$	23315,35	20111,11					
$p[\chi^2(1) > \chi^2(1)]$	< .001	< .001					
Vierfeldertafel							
(Zeilen: Messwerte, Spalten: Vorhersage)		1	0	Σ	1	0	Σ
	1	34922	15228	50150	33296	16665	49961
	0	10712	39075	49787	11028	38941	49969
	Σ	45634	54303	99937	44324	55606	99930
Korrekturfaktor	c	1,099	0,917		1,127	0,899	

Vollständige Ergebnisberichte

Tabelle 32. Evaluative Kennwerte des besten Item-Sets zur stichprobenbezogenen Vorhersage von Arbeitsanforderungen (0 = günstig, 1 = ungünstig) mittels Items aus der vollständigen EEB sowie des WSIB. Mittels Bootstrapping wurden 1000 Stichproben des Umfangs $N = 100$ gezogen. Dargestellt sind die mittleren Vorhersagefehler und ihre Standardabweichungen für die Wahrscheinlichkeit der Klasse 1 sowie für Erwartungswerte. Ausgewertet wurde außerdem die Wahrscheinlichkeit, mit der der Schluss von vorhergesagter Über- oder Unterschreitung der Basisrate (50 %) für die Klasse 1 auf die entsprechende gemessene Über- oder Unterschreitung zulässig ist.

	EEB	WSIB					
Items	konzentriert zornig aufmerksam aufgeregt ärgerlich	aufmerksam körperlich unwohl energiegeladen aufgeregt					
<i>Mittlere Vorhersagefehler</i>							
$\langle \varepsilon(\pi_1) \rangle$	-.002	-.003					
$\sigma(\varepsilon(\pi_1))$.054	.056					
$\langle \varepsilon(\mu) \rangle$	-0,002	-0,002					
$\sigma(\varepsilon(\mu))$	0,050	0,052					
<i>Bootstrap-Korrektklassifikation für Stichproben</i>							
$K_{\text{Bootstrap}}$.669	.698					
<i>Auswertung der Vier-Felder-Tafel</i>							
Cramers ϕ	.338	.397					
$\chi^2(1)$	114,45	157,38					
$p[\chi^2(1) > \chi^2(1)]$	< .001	< .001					
Vierfeldertafel	1	0	Σ	1	0	Σ	
(Zeilen: Messwerte, Spalten: Vorhersage)	1	340	157	497	315	126	441
	0	174	329	503	176	383	559
	Σ	514	486	1000	491	509	1000

Die mittleren Fehler bei der Vorhersage der Wahrscheinlichkeit von Klasse 1 liegen für beide Instrumente im Promillebereich. Das 99,8 %-Konfidenzintervall für diese Vorhersage umfasst einen Bereich von etwa 35 %. Die mittleren Fehler bei der Vorhersage von Erwartungswerten sind nahe Null. Hier umfasst das 99,8 %-Konfidenzintervall einen Bereich von etwa 0,3 Skaleneinheiten. Dies entspricht 15 % der Gesamtskala, die von 0 bis 2 reicht. Werden Vorhersagen von Aufgabenanforderungen bei Bootstrap-Experimenten für 1000 zufällige Stichproben mit einem Umfang von je 100 Instanzen durchgeführt, so kann mit einer Wahrscheinlichkeit von .669 (vollständige EEB) bzw. .698 (WSIB) korrekt vorhergesagt werden, ob diese über- oder unterdurchschnittlich häufig für eine Stichprobe vorkommen (Tabelle 32).

A3.2 KOMMUNIKATION UND KOOPERATION

Kommunikation und Kooperation umfasst Gestaltungsmerkmale der Arbeit, die Zusammenarbeit und Absprachen mit anderen Kolleginnen und Kollegen erfordern. Sie geben Aufschluss, inwiefern Möglichkeiten zur sozialen Interaktion gegeben sind (Ulich, 2011). Die Synthetische Beanspruchungs- und Arbeitsanalyse (SynBA; Wieland-Eckelmann et al., 1999) berücksichtigt Kommunikation und Kooperation mit zwei Items (z. B. „Sie arbeiten vorwiegend allein“). Diese sind auf einer fünfstufigen Skala (0 = "Trifft gar nicht zu" bis 4 = "Trifft vollständig zu") zu bewerten. Nach Rekodierung auf eine dreistufige Bewertung (0 = geringer, 1 = mittlerer und 2 = hoher Gestaltungsbedarf) wird der Skalenwert durch Mittelwertbildung berechnet. In Tabelle 33 sind die deskriptiv-statistischen Kennwerte dieser Skala zusammengestellt.

Tabelle 33. Deskriptiv-statistische Kennwerte der Variablen Kommunikation und Kooperation.

<i>N</i>	Modus	Median	<i>M</i>	<i>SD</i>	Min	Max	μ_0	μ_1
1532	1,50	1,50	1,27	0,48	0,00	2,00	0,90	1,65

Modus und Median bzw. Mittelwert (*M*) sind mit 1,50 bzw. 1,27 annähernd identisch. Die Stichprobe mit gültigem Skalenwert für Kommunikation und Kooperation wurde für die folgenden Analysen am Median in die Kategorien 0 = „günstig“ und 1 = „ungünstig“ unterteilt. In Tabelle 34 sind jedoch zunächst die Korrelationen (Spearman ρ) zwischen den Items der EEB und den Skalenwerten für Kommunikation und Kooperation aufgelistet.

Tabelle 34. Korrelationen (Spearman ρ) der Variablen Kommunikation und Kooperation mit den einzelnen Items der EEB.

Nr.	EEB-Item	ρ	Nr.	EEB-Item	ρ	Nr.	EEB-Item	ρ
1	konzentriert ^(a)	-.173*	2	aggressiv	-.021	3	nervös ^(a)	-.070
4	körperlich verspannt ^(a)	-.060	5	selbstsicher	-.081	6	zornig	-.015
7	aufmerksam ^(a)	-.140*	8	leistungsbereit ^(a)	-.134*	9	entspannt	-.050
10	körperlich unwohl ^(a)	-.022	11	energiegeladen ^(a)	-.045	12	aufgeregt ^(a)	-.070
13	gelangweilt	.084	14	beschwingt	.026	15	fröhlich	.026
16	ärgerlich	-.034	17	zufrieden	-.039	18	ängstlich	-.050
19	lustig	.063	20	leicht	-.072	21	deprimiert	-.032
22	bedrückt	-.038	23	einflussreich ^(a)	-.009	24	vergnügt	.056
25	betrübt	-.033						

^(a)Dieses Item gehört auch zum WSIB; * $p < .001$

Es finden sich drei signifikante Zusammenhänge zwischen EEB-Items und Kommunikation und Kooperation: konzentriert ($\rho = -.173$), aufmerksam ($\rho = -.140$) und leistungsbereit ($\rho = -.134$). Diese Korrelationen sind als kleine Effekte ($.1 < |\rho| \leq .3$) zu interpretieren.

Vollständige Ergebnisberichte

Tabelle 35. Selegierte Eigenschaftswörter der vollständigen EEB bei drei Bayes-Selektions-Experimenten (bestes Item, bestes Paar und bestes Tripel) zur Vorhersage von Kommunikation und Kooperation (0 = günstig, 1 = ungünstig) und deren Korrektklassifikation (κ) auf Grundlage der Trainingsdaten.

CV-Iteration	Experimente zur Vorhersage von Kommunikation und Kooperation (0 = günstig, 1 = ungünstig), Eigenschaftswörter der vollständigen EEB		
	Bestes Item	Bestes Paar	Bestes Tripel
0	14	9, 15	9, 19, 23
	κ_{Training} .557	.588	.676
1	1	7, 17	9, 19, 23
	κ_{Training} .556	.592	.675
2	14	14, 23	9, 19, 23
	κ_{Training} .558	.587	.676
3	1	1, 9	9, 19, 23
	κ_{Training} .560	.592	.676
4	1	1, 16	9, 19, 23
	κ_{Training} .564	.595	.672
5	7	1, 9	4, 11, 20
	κ_{Training} .552	.589	.666
6	1	7, 17	9, 19, 23
	κ_{Training} .557	.586	.677
7	1	1, 9	9, 19, 23
	κ_{Training} .562	.597	.674
8	1	1, 16	9, 19, 23
	κ_{Training} .561	.592	.679
9	14	1, 14	9, 19, 23
	κ_{Training} .562	.590	.680

Stehen sämtliche EEB-Items zur Selektion zur Verfügung, so wird bei den kombinatorischen Experimenten (Bestes Einzelitem, Bestes Paar und Bestes Tripel) sechs Mal das Item 1 („konzentriert“) als bestes Einzelitem gewählt. Für das beste Paar kommt es zu einer hohen Variabilität bei der Auswahl von EEB-Items. Das beste Tripel wird am stabilsten gewählt: Neun Mal kommt es zur Kombination der Items 9 („entspannt“), 19 („lustig“) und 23 („einflussreich“) (vgl. Tabelle 35). Dementsprechend weist das beste Tripel auch die höchste Stabilität auf, gefolgt vom besten Einzelitem (vgl. auch Tabelle 36). Die Trainings-Korrektklassifikation nimmt erwartungsgemäß mit der Anzahl ausgewählter Items zu.

Vollständige Ergebnisberichte

Tabelle 36. Verschiedene Kennwerte zur Beurteilung der Klassifikations-Güte von Modellen auf Grundlage dreier Bayes-Selektions-Experimente (bestes Item, bestes Paar, bestes Tripel). Geprüft wird die Vorhersage von Kommunikation und Kooperation (0 = günstig, 1 = ungünstig) nach Selektion von Eigenschaftswörtern der vollständigen EEB als Prädiktoren.

	Experimente zur Vorhersage von Kommunikation und Kooperation (0 = günstig, 1 = ungünstig), Eigenschaftswörter der vollständigen EEB									
	Bestes Item			Bestes Paar			Bestes Tripel			
<i>Korrektklassifikation gegenüber Konstante</i>										
K_{CV}	.514			.505			.533			
$K_{CV} - K_{Konst}$.014			.005			.033			
$SD[K_{CV} - K_{Konst}]$.018			.018			.018			
95 %-CI[$K_{CV} - K_{Konst}$]	[-.021, .049]			[-.031, .040]			[-.002, .069]			
p [Stichprobe S: $K_{Konst} > K_{CV}$]	.218			.393			.033			
<i>Korrektklassifikation gegenüber Hughes-Schätzung</i>										
K_{Hughes}	.730			.740			.704			
$K_{Hughes} - K_{CV}$.216			.235			.171			
$SD[K_{Hughes} - K_{CV}]$.017			.017			.017			
p [Klassifikator: $K_{Hughes} < K_{CV}$]	< .001			< .001			< .001			
<i>Stabilität der Menge selezierter Eigenschaftswörter</i>										
Stabilität	.400			.111			.800			
<i>Trainings-Test-Drift der Korrektklassifikation</i>										
$K_{Training}$.559			.591			.675			
$ K_{CV} - K_{Training} $.045			.086			.142			
$SD[K_{CV} - K_{Training}]$.018			.018			.018			
p [größere Differenz]	.013			< .001			< .001			
<i>Auswertung der Vier-Felder-Tafel</i>										
Cramers ϕ	.028			.010			.067			
$\chi^2(1)$	1,21			0,15			6,68			
$p[\chi^2(1) > \chi^2(1)]$.272			.701			.010			
Vierfeldertafel		1	0	Σ	1	0	Σ	1	0	Σ
(Zeilen: Messwerte,	1	402	364	766	393	371	764	383	361	744
Spalten: Vorhersage)	0	380	385	765	386	379	765	329	406	735
	Σ	782	749	1531	779	750	1529	712	767	1479

Die beste Cross-Validation-Korrektklassifikation (Anwendung der Vorhersagemodelle auf ungesehene Daten) erzielt das beste Tripel. Diese unterscheidet sich jedoch nur auf dem Niveau $p < .05$ signifikant von der zu erwartenden Korrektklassifikation .500 bei konstanter Zuordnung. Das zeigt sich auch in der Analyse der Vierfeldertafel. Die theoretisch bestmögliche Korrektklassifikation wird mit einer Differenz von .171 signifikant unterschritten.

Ebenfalls signifikant unterschritten wird die entsprechende Trainings-Korrektklassifikation (vgl. Tabelle 36).

Tabelle 37. Selegierte Eigenschaftswörter des WSIB bei drei Bayes-Selektions-Experimenten (bestes Item, bestes Paar und bestes Tripel) zur Vorhersage von Kommunikation und Kooperation (0 = günstig, 1 = ungünstig) und deren Korrektklassifikation (κ) auf Grundlage der Trainingsdaten.

CV-Iteration	Experimente zur Vorhersage von Kommunikation und Kooperation (0 = günstig, 1 = ungünstig), Eigenschaftswörter des WSIB		
	Bestes Item	Bestes Paar	Bestes Tripel
0	1	7, 23	4, 7, 23
	K _{Training}	.552	.582
1	1	7, 23	4, 11, 23
	K _{Training}	.556	.587
2	1	3, 7	4, 7, 23
	K _{Training}	.554	.584
3	1	7, 23	4, 11, 23
	K _{Training}	.560	.584
4	1	7, 23	4, 7, 23
	K _{Training}	.564	.586
5	7	7, 23	4, 11, 23
	K _{Training}	.552	.587
6	1	7, 23	1, 4, 11
	K _{Training}	.557	.583
7	1	7, 23	1, 11, 23
	K _{Training}	.562	.583
8	1	1, 4	4, 11, 23
	K _{Training}	.561	.584
9	1	7, 23	4, 7, 23
	K _{Training}	.558	.586

Stehen nur die Items des WSIB für die Selektion zur Verfügung, so ergeben sich für das beste Einzelitem sowie das beste Paar wesentlich stabilere Kombinationen, wie bei Zugrundelegung der vollständigen EEB: Das Einzelitem 1 („konzentriert“) wird neun Mal gewählt, das Paar 7 („aufmerksam“) und 23 („einflussreich“) wird acht Mal gewählt. Beim besten Tripel kommt es hingegen nun zu weniger stabilen Kombinationen (vgl. Tabelle 37 und Tabelle 38). Die Rangfolge der Item-Kombinationen bezüglich der Trainings-Korrektklassifikation entspricht jener bei Verwendung der vollständigen EEB.

Vollständige Ergebnisberichte

Tabelle 38. Verschiedene Kennwerte zur Beurteilung der Klassifikations-Güte von Modellen auf Grundlage dreier Bayes-Selektions-Experimente (bestes Item, bestes Paar, bestes Tripel). Geprüft wird die Vorhersage von Kommunikation und Kooperation (0 = günstig, 1 = ungünstig) nach Selektion von Eigenschaftswörtern des WSIB als Prädiktoren.

	Experimente zur Vorhersage von Kommunikation und Kooperation (0 = günstig, 1 = ungünstig), Eigenschaftswörter des WSIB									
	Bestes Item			Bestes Paar			Bestes Tripel			
<i>Korrektklassifikation gegenüber Konstante</i>										
K_{CV}	.525			.539			.509			
$K_{CV} - K_{Konst}$.025			.039			.009			
$SD[K_{CV} - K_{Konst}]$.018			.018			.018			
95 %-CI[$K_{CV} - K_{Konst}$]	[-.010, .061]			[.004, .075]			[-.027, .044]			
p [Stichprobe S: $K_{Konst} > K_{CV}$]	.079			.015			.315			
<i>Korrektklassifikation gegenüber Hughes-Schätzung</i>										
K_{Hughes}	.730			.740			.704			
$K_{Hughes} - K_{CV}$.204			.200			.195			
$SD[K_{Hughes} - K_{CV}]$.017			.017			.017			
p [Klassifikator: $K_{Hughes} < K_{CV}$]	< .001			< .001			< .001			
<i>Stabilität der Menge selezierter Eigenschaftswörter</i>										
Stabilität	.800			.622			.267			
<i>Trainings-Test-Drift der Korrektklassifikation</i>										
$K_{Training}$.558			.585			.647			
$ K_{CV} - K_{Training} $.032			.045			.138			
$SD[K_{CV} - K_{Training}]$.018			.018			.018			
p [größere Differenz]	.074			.011			< .001			
<i>Auswertung der Vier-Felder-Tafel</i>										
Cramers ϕ	.052			.079			.018			
$\chi^2(1)$	4,12			9,45			0,46			
$p[\chi^2(1) > \chi^2(1)]$.042			.002			.497			
Vierfeldertafel		1	0	Σ	1	0	Σ	1	0	Σ
(Zeilen: Messwerte,	1	475	291	766	419	343	762	372	374	746
Spalten: Vorhersage)	0	436	330	766	360	404	764	355	383	738
	Σ	911	621	1532	779	747	1526	727	757	1484

Bei Zugrundelegung des WSIB weist das beste Paar die höchste Cross-Validation-Korrektklassifikation auf. Diese ist nur auf dem Niveau $p < .05$ signifikant verschieden von der zu erwartenden Korrektklassifikation .500 bei konstanter Zuordnung. Die entsprechende Trainings-Korrektklassifikation wird auf demselben Niveau signifikant unterschritten. Ebenfalls unterschritten wird die theoretisch bestmögliche Korrektklassifikation (Tabelle 38).

Vollständige Ergebnisberichte

Tabelle 39. Selegierte Eigenschaftswörter der vollständigen EEB bei drei Selektions-Experimenten (Binärlogistische Regression, Sequential Forward Floating Selection [BLR/SFS], Bayes-Klassifikation, SFS [Bayes/SFS] und Bayes-Klassifikation, Sequential Forward Floating Selection [Bayes/SFFS]) zur Vorhersage von Kommunikation und Kooperation (0 = günstig, 1 = ungünstig) und deren Korrektklassifikation (κ) auf Grundlage der Trainingsdaten.

CV-Iteration	Experimente zur Vorhersage von Kommunikation und Kooperation (0 = günstig, 1 = ungünstig), Eigenschaftswörter der vollständigen EEB		
	BLR/SFS	Bayes/SFS	Bayes/SFFS
0	1, 2, 3, 4, 6, 8, 12, 13, 14, 16, 20, 23, 25	1, 6, 11, 14, 23, 25	1, 6, 8, 25
K _{Training}	.610	.624	.599
1	1, 3, 14, 20	1, 6, 14, 23, 25	6, 7, 10, 11, 15, 25
K _{Training}	.588	.603	.606
2	1, 2, 7, 12, 14, 20, 23, 24, 25	1, 6, 8, 11, 14, 23, 25	1, 8, 25
K _{Training}	.614	.643	.580
3	1, 2, 3, 4, 5, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14, 16, 18, 20, 21, 22, 23, 25	1, 2, 8, 12, 14, 17, 20	7, 25
K _{Training}	.615	.641	.564
4	1, 14	1, 14	8, 14
K _{Training}	.576	.576	.564
5	1, 6, 7, 8, 14, 16, 20	1, 14	1, 6, 8, 11, 15, 25
K _{Training}	.598	.576	.608
6	1, 2, 8, 14, 20	1, 2, 11, 14, 20	1
K _{Training}	.599	.606	.552
7	1, 6, 14, 20	1, 8, 14, 20	1, 6, 7, 15, 25
K _{Training}	.587	.595	.598
8	1, 6, 8, 25	1, 14	14, 25
K _{Training}	.595	.580	.566
9	1, 2, 3, 4, 5, 6, 8, 9, 10, 11, 13, 14, 16, 17, 18, 20, 21, 22, 23, 24, 25	1, 14	1
K _{Training}	.621	.573	.553

Werden Experimente zur heuristischen Selektion von Items aus der vollständigen EEB durchgeführt (Sequential Forward Selection [SFS], Sequential Forward Floating Selection [SFFS]), so nimmt die Stabilität gegenüber kombinatorischen Verfahren stark ab (Tabelle 39 und Tabelle 40). Insbesondere unter Verwendung binärlogistischer Regression werden z. T. sehr umfangreiche Item-Kombinationen ausgewählt. Im Vordergrund stehen die Items 1 („konzentriert“) und 14 („beschwingt“), die in vielen Kombinationen anzutreffen sind. Auf

Grund der Trainings-Korrektklassifikationen lässt sich kein Algorithmus als überlegen identifizieren (Tabelle 39 und Tabelle 40).

Tabelle 40. Verschiedene Kennwerte zur Beurteilung der Klassifikations-Güte von Modellen auf Grundlage dreier Selektions-Experimente (Binärlogistische Regression, Sequential Forward Floating Selection [BLR/SFS], Bayes-Klassifikation, SFS [Bayes/SFS] und Bayes-Klassifikation, Sequential Forward Floating Selection [Bayes/SFFS]). Geprüft wird die Vorhersage von Kommunikation und Kooperation (0 = günstig, 1 = ungünstig) nach Selektion von Eigenschaftswörtern der vollständigen EEB als Prädiktoren.

	Experimente zur Vorhersage von Kommunikation und Kooperation (0 = günstig, 1 = ungünstig), Eigenschaftswörter der vollständigen EEB									
	BLR/SFS			Bayes/SFS			Bayes/SFFS			
<i>Korrektklassifikation gegenüber Konstante</i>										
K_{CV}	.618			.589			.585			
$K_{CV} - K_{Konst}$.118			.089			.085			
$SD[K_{CV} - K_{Konst}]$.018			.018			.018			
95 %-CI[$K_{CV} - K_{Konst}$]	[.083, .153]			[.054, .124]			[.050, .120]			
p [Stichprobe S: $K_{Konst} > K_{CV}$]	< .001			< .001			< .001			
<i>Stabilität der Menge selezierter Eigenschaftswörter</i>										
Stabilität	.000			.133			.022			
<i>Trainings-Test-Drift der Korrektklassifikation</i>										
$K_{Training}$.600			.602			.579			
$ K_{CV} - K_{Training} $.017			.013			.006			
$SD[K_{CV} - K_{Training}]$.018			.018			.018			
p [größere Differenz]	.327			.471			.745			
<i>Auswertung der Vier-Felder-Tafel</i>										
Cramers ϕ	.235			.186			.175			
$\chi^2(1)$	84,71			52,68			46,65			
$p[\chi^2(1) > \chi^2(1)]$	< .001			< .001			< .001			
Vierfeldertafel		1	0	Σ	1	0	Σ	1	0	Σ
(Zeilen: Messwerte,	1	473	292	765	404	358	762	512	252	764
Spalten: Vorhersage)	0	293	472	765	263	497	760	380	383	763
	Σ	766	764	1530	667	855	1522	892	635	1527

Binärlogistische Regression führt bei der Cross-Validation-Korrektklassifikation zu einem besseren Ergebnis, als Bayes-Klassifikation. Es finden sich keine signifikanten Unterschiede zu den Trainings-Korrektklassifikationen. Gegenüber den kombinatorischen Experimenten sind die Cross-Validation-Korrektklassifikationen bei heuristischer Vorgehensweise durchgehend besser. Bei der Vorhersage fallen die Bayes-Klassifikationen durch Verschiebungen hin zur einen oder anderen Klasse auf (Tabelle 40).

Vollständige Ergebnisberichte

Tabelle 41. Selegierte Eigenschaftswörter des WSIB bei drei Selektions-Experimenten (Binärlogistische Regression, Sequential Forward Floating Selection [BLR/SFS], Bayes-Klassifikation, SFS [Bayes/SFS] und Bayes-Klassifikation, Sequential Forward Floating Selection [Bayes/SFFS]) zur Vorhersage von Kommunikation und Kooperation (0 = günstig, 1 = ungünstig) und deren Korrektklassifikation (κ) auf Grundlage der Trainingsdaten.

CV-Iteration	Experimente zur Vorhersage von Kommunikation und Kooperation (0 = günstig, 1 = ungünstig), Eigenschaftswörter des WSIB		
	BLR/SFS	Bayes/SFS	Bayes/SFFS
0	1, 8, 10	1, 8, 10	7, 10
κ_{Training}	.576	.576	.561
1	1, 8	1, 8	1
κ_{Training}	.572	.572	.556
2	1	1	1
κ_{Training}	.551	.551	.551
3	1, 7, 8, 10, 12, 23	1	7, 10
κ_{Training}	.586	.556	.561
4	1, 8, 10	1, 8, 10	3, 7, 8, 10, 11, 12, 23
κ_{Training}	.578	.578	.607
5	1, 3, 4, 7, 8, 10, 11, 23	1, 8, 10	7, 10
κ_{Training}	.584	.573	.560
6	1, 8	1, 8	1
κ_{Training}	.564	.564	.552
7	7, 10	1, 3, 7, 8, 10, 23	1, 3, 8, 10, 12, 23
κ_{Training}	.569	.599	.595
8	1, 7, 8, 10, 12, 23	1, 8, 10	7, 10
κ_{Training}	.590	.583	.566
9	1, 8	1, 8	1
κ_{Training}	.569	.569	.553

Werden die auswählbaren Items auf das WSIB eingeschränkt, dann sinkt entsprechend die Anzahl ausgewählter Items. Dennoch gibt es auch in diesem Falle bei den verschiedenen Algorithmen eine große Varianz in der Anzahl ausgewählter Items. Bei allen Algorithmen wird das Item 1 („konzentriert“) besonders häufig, z. T. sogar als Einzelitem gewählt. Die Trainings-Korrektklassifikationen sind etwas geringer als jene, die bei Zugrundelegung der vollständigen EEB erzielt werden konnten. Hinsichtlich der Trainings-Korrektklassifikationen hebt sich keines der Algorithmen mit besonders hohen Werten hervor (Tabelle 41 und Tabelle 42).

Vollständige Ergebnisberichte

Tabelle 42. Verschiedene Kennwerte zur Beurteilung der Klassifikations-Güte von Modellen auf Grundlage dreier Selektions-Experimente (Binärlogistische Regression, Sequential Forward Floating Selection [BLR/SFS], Bayes-Klassifikation, SFS [Bayes/SFS] und Bayes-Klassifikation, Sequential Forward Floating Selection [Bayes/SFFS]). Geprüft wird die Vorhersage von Kommunikation und Kooperation (0 = günstig, 1 = ungünstig) nach Selektion von Eigenschaftswörtern des WSIB als Prädiktoren.

		Experimente zur Vorhersage von Kommunikation und Kooperation (0 = günstig, 1 = ungünstig), Eigenschaftswörter des WSIB									
		BLR/SFS			Bayes/SFS			Bayes/SFFS			
		<i>Korrektklassifikation gegenüber Konstante</i>									
K_{CV}		.582			.583			.580			
$K_{CV} - K_{Konst}$.082			.083			.080			
$SD[K_{CV} - K_{Konst}]$.018			.018			.018			
95 %-CI[$K_{CV} - K_{Konst}$]		[.047, .118]			[.048, .118]			[.045, .116]			
$p[\text{Stichprobe } S: K_{Konst} > K_{CV}]$		< .001			< .001			< .001			
		<i>Stabilität der Menge selezierter Eigenschaftswörter</i>									
Stabilität		.111			.222			.267			
		<i>Trainings-Test-Drift der Korrektklassifikation</i>									
$K_{Training}$.574			.572			.566			
$ K_{CV} - K_{Training} $.008			.011			.014			
$SD[K_{CV} - K_{Training}]$.018			.018			.018			
$p[\text{größere Differenz}]$.637			.545			.431			
		<i>Auswertung der Vier-Felder-Tafel</i>									
Cramers ϕ		.169			.173			.170			
$\chi^2(1)$		43,69			45,59			44,13			
$p[\chi^2(1) > \chi^2(1)]$		< .001			< .001			< .001			
Vierfeldertafel			1	0	Σ	1	0	Σ	1	0	Σ
(Zeilen: Messwerte,	1		531	234	765	543	221	764	538	223	761
Spalten: Vorhersage)	0		405	360	765	416	349	765	415	350	765
	Σ		936	594	1530	959	570	1529	953	573	1526

Bayes-Klassifikation mit Sequential Forward Selection (SFS) führt zur besten Cross-Validation-Korrektklassifikation, die sich jedoch kaum nennenswert von den beiden anderen erzielten Ergebnissen unterscheidet. Hier werden die Korrektklassifikation bei konstanter Zuordnung (signifikant) sowie die Trainings-Korrektklassifikation (nicht signifikant) überschritten. Dies wird auch durch die Vierfeldertafel bestätigt. Allerdings ist bei der Vorhersage eine Verschiebung hin zur Klasse 1 („Kommunikation und Kooperation ungünstig ausgeprägt“) zu beobachten (Tabelle 42).

Vollständige Ergebnisberichte

Tabelle 43. Bootstrap-Experimente zur Auswahl geeigneter Bayes-Klassifikatoren. Es wurden je Item-Set 1000 Experimente mit Zufallsstichproben vom Umfang $N = 100$ durchgeführt. Die Modelle dienen zur Vorhersage von Kommunikation und Kooperation (0 = günstig, 1 = ungünstig). Fett markiert ist das geeignetste Item-Set aus der vollständigen EEB sowie aus dem Screening (WSIB).

Items	$K_{\text{Bootstrap}}$	$SD[K_{\text{Bootstrap}}]$	$K_{\text{Hughes}} - K_{\text{Bootstrap}}$	EEB	WSIB
1, 6, 11, 14, 23, 25	.851	.036	-.101	SFS	
1, 6, 14, 23, 25	.757	.043	-.007	SFS	
1, 6, 8, 11, 14, 23, 25	.913	.028	-.163	SFS	
1, 2, 8, 12, 14, 17, 20	.946	.023	-.196	SFS	
1, 14	.585	.051	.165	SFS, P	
1, 2, 11, 14, 20	.821	.036	-.071	SFS	
1, 8, 14, 20	.719	.045	.031	SFS	
1, 6, 8, 25	.661	.047	.089	SFFS	
6, 7, 10, 11, 15, 25	.819	.039	-.069	SFFS	
1, 8, 25	.611	.048	.139	SFFS	
7, 25	.574	.048	.176	SFFS	
8, 14	.571	.051	.179	SFFS	
1, 6, 8, 11, 15, 25	.830	.038	-.080	SFFS	
1	.556	.050	.194	SFFS, S	SFS, SFFS, S
1, 6, 7, 15, 25	.722	.045	.028	SFFS	
14, 25	.567	.049	.183	SFFS	
14	.558	.050	.192	S	
7	.557	.051	.193	S	S
9, 15	.575	.048	.175	P	
7, 17	.583	.050	.167	P	
14, 23	.581	.048	.169	P	
1, 9	.585	.048	.165	P	
1, 16	.585	.047	.165	P	
9, 19, 23	.669	.049	.081	T	
4, 11, 20	.666	.047	.084	T	
1, 8, 10	.611	.048	.139		SFS
1, 8	.577	.048	.173		SFS
1, 3, 7, 8, 10, 23	.819	.039	-.069		SFS
7, 10	.573	.047	.177		SFFS
3, 7, 8, 10, 11, 12, 23	.893	.031	-.143		SFFS
1, 3, 8, 10, 12, 23	.829	.038	-.079		SFFS
7, 23	.585	.049	.165		P
3, 7	.574	.051	.176		P
1, 4	.576	.051	.174		P
4, 7, 23	.641	.049	.109		T
4, 11, 23	.638	.047	.112		T
1, 4, 11	.635	.048	.115		T
1, 11, 23	.634	.048	.116		T

Anmerkungen: $K_{\text{Bootstrap}}$ = Bootstrap-Korrektklassifikation, $K_{\text{Hughes}} = .750$ = Hughes-Schätzung für einen optimalen Klassifikator, S = bestes Einzel-Item, P = bestes Item-Paar, T = bestes Item-Tripel, SFS = Sequential Forward Selection, SFFS = Sequential Forward Floating Selection

Vollständige Ergebnisberichte

Tabelle 44. Evaluations-Kennwerte des besten Item-Sets zur personenbezogenen Vorhersage von Kommunikation und Kooperation (0 = günstig, 1 = ungünstig) mittels Items aus der vollständigen EEB sowie des WSIB.

	EEB	WSIB					
Items	konzentriert zornig aufmerksam fröhlich betrübt	körperlich verspannt aufmerksam einflussreich					
<i>Bootstrap-Korrektklassifikation</i>							
K _{Bootstrap}	.722	.641					
SD[K _{Bootstrap}]	.045	.049					
95 %-CI[K _{Bootstrap}]	[.633, .811]	[.544, .738]					
<i>Vergleich EEB vs. WSIB</i>							
$\Delta K_{\text{Bootstrap}}$.082					
SD[$\Delta K_{\text{Bootstrap}}$]		.067					
95 %-CI[$\Delta K_{\text{Bootstrap}}$]		[-.050, .213]					
$p[\Delta K_{\text{Bootstrap}} < 0]$.112					
<i>Vergleich mit optimaler Korrektklassifikation $K_{\text{Hughes}} = .75$ nach Hughes</i>							
$K_{\text{Hughes}} - K_{\text{Bootstrap}}$.028	.109					
SD[$K_{\text{Hughes}} - K_{\text{Bootstrap}}$]	.045	.049					
95 %-CI[$K_{\text{Hughes}} - K_{\text{Bootstrap}}$]	[-.061, .117]	[.012, .206]					
$p[K_{\text{Hughes}} < K_{\text{Bootstrap}}]$.271	.014					
<i>Auswertung der Vier-Felder-Tafel</i>							
Cramers ϕ	.445	.281					
$\chi^2(1)$	19814,80	7915,20					
$p[\chi^2(1) > \chi^2(1)]$	< .001	< .001					
Vierfeldertafel							
(Zeilen: Messwerte, Spalten: Vorhersage)		1	0	Σ	1	0	Σ
	1	34475	15426	49901	32227	17588	49815
	0	12312	37666	49978	18319	31799	50118
	Σ	46787	53092	99879	50546	49387	99933
Korrekturfaktor	c	1,067	0,941		0,986	1,015	

Bei Bootstrap-Experimenten zur Vorhersage von Kommunikation und Kooperation werden zwei unterschiedliche Item-Kombinationen für die vollständige EEB (1: „konzentriert“, 6: „zornig“, 7: „aufmerksam“, 15: „fröhlich“, 25: „betrübt“) und das WSIB (4: „körperlich verspannt“, 7: „aufmerksam“, 23: „einflussreich“) ausgewählt. Ihre Bootstrap-Korrektklassifikation von .722 bzw. .641 unterscheiden sich nicht signifikant. Die Bootstrap-Korrektklassifikation der Kombination für das WSIB unterschreitet die Korrektklassifikation nach Hughes (1968) jedoch signifikant auf dem Niveau $p < .05$ (Tabelle 43 und Tabelle 44).

Vollständige Ergebnisberichte

Tabelle 45. Evaluative Kennwerte des besten Item-Sets zur stichprobenbezogenen Vorhersage von Kommunikation und Kooperation (0 = günstig, 1 = ungünstig) mittels Items aus der vollständigen EEB sowie des WSIB. Mittels Bootstrapping wurden 1000 Stichproben des Umfangs $N = 100$ gezogen. Dargestellt sind die mittleren Vorhersagefehler und ihre Standardabweichungen für die Wahrscheinlichkeit der Klasse 1 sowie für Erwartungswerte. Ausgewertet wurde außerdem die Wahrscheinlichkeit, mit der der Schluss von vorhergesagter Über- oder Unterschreitung der Basisrate (50 %) für die Klasse 1 auf die entsprechende gemessene Über- oder Unterschreitung zulässig ist.

	EEB	WSIB					
Items	konzentriert zornig aufmerksam fröhlich betrübt	körperlich verspannt aufmerksam einflussreich					
<i>Mittlere Vorhersagefehler</i>							
$\langle \varepsilon(\pi_1) \rangle$.002	.000					
$\sigma(\varepsilon(\pi_1))$.054	.061					
$\langle \varepsilon(\mu) \rangle$	-0,001	-0,002					
$\sigma(\varepsilon(\mu))$	0,050	0,053					
<i>Bootstrap-Korrektklassifikation für Stichproben</i>							
K _{Bootstrap}	.645	.596					
<i>Auswertung der Vier-Felder-Tafel</i>							
Cramers ϕ	.290	.193					
$\chi^2(1)$	83,97	37,09					
$p[\chi^2(1) > \chi^2(1)]$	< .001	< .001					
Vierfeldertafel	1	0	Σ	1	0	Σ	
(Zeilen: Messwerte, Spalten: Vorhersage)	1	311	183	494	306	215	521
	0	172	334	506	189	290	479
	Σ	483	517	1000	495	505	1000

Die mittleren Fehler bei der Vorhersage der Wahrscheinlichkeit von Klasse 1 liegen für die vollständige EEB im Promillebereich, für das WSIB sind sie nach Rundung Null. Das 99,8 %-Konfidenzintervall für diese Vorhersage umfasst einen Bereich von etwa 34 % bis 39 %. Die mittleren Fehler bei der Vorhersage von Erwartungswerten sind nahe Null. Hier umfasst das 99,8 %-Konfidenzintervall einen Bereich von etwa 0,3 Skalenpunkten. Dies entspricht 15 % der Gesamtskala, die von 0 bis 2 reicht. Werden Vorhersagen von Aufgabenanforderungen bei Bootstrap-Experimenten für 1000 zufällige Stichproben mit einem Umfang von je 100 Instanzen durchgeführt, so kann mit einer Wahrscheinlichkeit von .645 (vollständige EEB) bzw. .596 (WSIB) korrekt vorhergesagt werden, ob diese über- oder unterdurchschnittlich häufig für eine Stichprobe vorkommen (Tabelle 45).

A3.3 LEISTUNGS- UND ZEITVORGABEN

Leistungs- und Zeitvorgaben umfasst Gestaltungsmerkmale der Arbeit, die von den Beschäftigten die Einhaltung bestimmter Vorgaben in Bezug auf Leistung und Zeit abverlangen und so zu einer äußeren Kontrolle führen. Die Synthetische Beanspruchungs- und Arbeitsanalyse (SynBA; Wieland-Eckelmann et al., 1999) berücksichtigt Leistungs- und Zeitvorgaben mit zwei Items (z. B. „Sie erhalten Leistungsvorgaben, Ihre Arbeit wird kontrolliert“). Diese sind auf einer fünfstufigen Skala (0 = "Trifft gar nicht zu" bis 4 = "Trifft vollständig zu") zu bewerten. Nach Rekodierung auf eine dreistufige Bewertung (0 = geringer, 1 = mittlerer und 2 = hoher Gestaltungsbedarf) wird der Skalenwert durch Mittelwertbildung berechnet. In Tabelle 46 sind die deskriptiv-statistischen Kennwerte dieser Skala zusammengestellt.

Tabelle 46. Deskriptiv-statistische Kennwerte der Variablen Leistungs- und Zeitvorgaben.

<i>N</i>	Modus	Median	<i>M</i>	<i>SD</i>	Min	Max	μ_0	μ_1
1551	1,00	1,00	0,99	0,59	0,00	2,00	0,55	1,44

Modus und Median bzw. Mittelwert (*M*) sind mit 1,00 bzw. 0,99 identisch. Die Stichprobe mit gültigem Skalenwert für Leistungs- und Zeitvorgaben wurde für die folgenden Analysen am Median in die Kategorien 0 = „günstig“ und 1 = „ungünstig“ unterteilt. In Tabelle 47 sind jedoch zunächst die Korrelationen (Spearman ρ) zwischen den Items der EEB und den Skalenwerten für Leistungs- und Zeitvorgaben aufgelistet.

Tabelle 47. Korrelationen (Spearman ρ) der Variablen Leistungs- und Zeitvorgaben mit den einzelnen Items der EEB.

Nr.	EEB-Item	ρ	Nr.	EEB-Item	ρ	Nr.	EEB-Item	ρ
1	konzentriert ^(a)	.101*	2	aggressiv	.012	3	nervös ^(a)	.003
4	körperlich verspannt ^(a)	.034	5	selbtsicher	.051	6	zornig	.063
7	aufmerksam ^(a)	.129*	8	leistungsbereit ^(a)	.093*	9	entspannt	.003
10	körperlich unwohl ^(a)	.077	11	energiegeladen ^(a)	.018	12	aufgeregt ^(a)	.018
13	gelangweilt	-.049	14	beschwingt	.009	15	fröhlich	.008
16	ärgerlich	.029	17	zufrieden	.013	18	ängstlich	.040
19	lustig	.025	20	leicht	-.014	21	deprimiert	.016
22	bedrückt	.028	23	einflussreich ^(a)	-.041	24	vergnügt	.028
25	betrübt	.024						

^(a)Dieses Item gehört auch zum WSIB; * $p < .001$

Es finden sich drei signifikante Zusammenhänge zwischen EEB-Items und Leistungs- und Zeitvorgaben: konzentriert ($\rho = -.101$), aufmerksam ($\rho = -.129$) und leistungsbereit ($\rho = -.093$). Die beiden ersten Korrelationen sind als kleine Effekte ($.1 < |\rho| \leq .3$) zu interpretieren, die letzte ist praktisch nicht relevant ($\rho \leq .1$).

Vollständige Ergebnisberichte

Tabelle 48. Selegierte Eigenschaftswörter der vollständigen EEB bei drei Bayes-Selektions-Experimenten (bestes Item, bestes Paar und bestes Tripel) zur Vorhersage von Leistungs- und Zeitvorgaben (0 = günstig, 1 = ungünstig) und deren Korrektklassifikation (κ) auf Grundlage der Trainingsdaten.

CV-Iteration	Experimente zur Vorhersage von Leistungs- und Zeitvorgaben (0 = günstig, 1 = ungünstig), Eigenschaftswörter der vollständigen EEB		
	Bestes Item	Bestes Paar	Bestes Tripel
0	20	20, 24	20, 23, 24
	κ_{Training} .597	.634	.708
1	20	7, 20	14, 20, 23
	κ_{Training} .593	.629	.692
2	20	20, 24	20, 23, 24
	κ_{Training} .595	.629	.698
3	20	20, 24	20, 23, 24
	κ_{Training} .599	.632	.698
4	20	7, 20	17, 19, 20
	κ_{Training} .594	.631	.700
5	20	7, 20	20, 23, 24
	κ_{Training} .597	.633	.697
6	20	20, 24	11, 19, 20
	κ_{Training} .606	.641	.700
7	20	7, 20	14, 20, 23
	κ_{Training} .606	.643	.703
8	20	7, 20	4, 15, 20
	κ_{Training} .602	.634	.695
9	20	20, 24	14, 19, 20
	κ_{Training} .606	.642	.703

Stehen sämtliche EEB-Items zur Selektion zur Verfügung, so wird bei den kombinatorischen Experimenten (Bestes Einzelitem, Bestes Paar und Bestes Tripel) durchgehend das Item 20 („leicht“) als bestes Einzelitem gewählt. Für das beste Paar wird entweder das Item 7 („aufmerksam“) oder das Item 24 („vergnügt“) mit dem Item 20 kombiniert. Für das beste Tripel kommt es zu einer hohen Variabilität bei der Auswahl von EEB-Items. Auch hier kommt das Item 20 jedoch in allen Kombinationen vor (vgl. Tabelle 48). Dementsprechend weist das beste Einzelitem die höchste und das beste Tripel die niedrigste Stabilität auf (vgl. auch Tabelle 49). Die Trainings-Korrektklassifikation nimmt erwartungsgemäß mit der Anzahl ausgewählter Items zu.

Vollständige Ergebnisberichte

Tabelle 49. Verschiedene Kennwerte zur Beurteilung der Klassifikations-Güte von Modellen auf Grundlage dreier Bayes-Selektions-Experimente (bestes Item, bestes Paar, bestes Tripel). Geprüft wird die Vorhersage von Leistungs- und Zeitvorgaben (0 = günstig, 1 = ungünstig) nach Selektion von Eigenschaftswörtern der vollständigen EEB als Prädiktoren.

	Experimente zur Vorhersage von Leistungs- und Zeitvorgaben (0 = günstig, 1 = ungünstig), Eigenschaftswörter der vollständigen EEB									
	Bestes Item			Bestes Paar			Bestes Tripel			
<i>Korrektklassifikation gegenüber Konstante</i>										
K_{CV}	.599			.592			.563			
$K_{CV} - K_{Konst}$.099			.092			.062			
$SD[K_{CV} - K_{Konst}]$.018			.018			.018			
95 %-CI[$K_{CV} - K_{Konst}$]	[.064, .134]			[.057, .127]			[.027, .098]			
p [Stichprobe S: $K_{Konst} > K_{CV}$]	< .001			< .001			< .001			
<i>Korrektklassifikation gegenüber Hughes-Schätzung</i>										
K_{Hughes}	.730			.740			.704			
$K_{Hughes} - K_{CV}$.130			.147			.142			
$SD[K_{Hughes} - K_{CV}]$.017			.017			.017			
p [Klassifikator: $K_{Hughes} < K_{CV}$]	< .001			< .001			< .001			
<i>Stabilität der Menge selezierter Eigenschaftswörter</i>										
Stabilität	1.000			.444			.156			
<i>Trainings-Test-Drift der Korrektklassifikation</i>										
$K_{Training}$.600			.635			.699			
$ K_{CV} - K_{Training} $.000			.042			.137			
$SD[K_{CV} - K_{Training}]$.018			.018			.018			
p [größere Differenz]	.988			.015			< .001			
<i>Auswertung der Vier-Felder-Tafel</i>										
Cramers ϕ	.199			.185			.125			
$\chi^2(1)$	61,43			52,77			23,33			
$p[\chi^2(1) > \chi^2(1)]$	< .001			< .001			< .001			
Vierfeldertafel		1	0	Σ	1	0	Σ	1	0	Σ
(Zeilen: Messwerte,	1	441	334	775	472	298	770	416	320	736
Spalten: Vorhersage)	0	287	488	775	331	442	773	329	419	748
	Σ	728	822	1550	803	740	1543	745	739	1484

Die beste Cross-Validation-Korrektklassifikation (Anwendung der Vorhersagemodelle auf ungesehene Daten) erzielt das beste Einzelitem. Diese unterscheidet sich signifikant von der zu erwartenden Korrektklassifikation .500 bei konstanter Zuordnung. Das zeigt sich auch in der Analyse der Vierfeldertafel. Die theoretisch bestmögliche Korrektklassifikation wird mit einer

Differenz von .130 signifikant unterschritten. Cross-Validation-Korrektklassifikation und Trainings-Korrektklassifikation sind dagegen gleich auf (vgl. Tabelle 49).

Tabelle 50. Selegierte Eigenschaftswörter des WSIB bei drei Bayes-Selektions-Experimenten (bestes Item, bestes Paar und bestes Tripel) zur Vorhersage von Leistungs- und Zeitvorgaben (0 = günstig, 1 = ungünstig) und deren Korrektklassifikation (κ) auf Grundlage der Trainingsdaten.

CV-Iteration	Experimente zur Vorhersage von Leistungs- und Zeitvorgaben (0 = günstig, 1 = ungünstig), Eigenschaftswörter des WSIB		
	Bestes Item	Bestes Paar	Bestes Tripel
0	7	8, 23	4, 8, 23
	K _{Training} .565	.594	.654
1	7	7, 23	4, 11, 23
	K _{Training} .576	.606	.652
2	7	11, 23	4, 11, 23
	K _{Training} .570	.597	.664
3	7	8, 23	4, 11, 23
	K _{Training} .571	.592	.653
4	7	4, 7	4, 8, 23
	K _{Training} .576	.599	.659
5	7	4, 7	4, 11, 23
	K _{Training} .573	.594	.656
6	7	8, 23	4, 11, 23
	K _{Training} .566	.595	.650
7	7	7, 23	4, 11, 23
	K _{Training} .573	.599	.660
8	7	7, 23	4, 11, 23
	K _{Training} .574	.596	.660
9	7	4, 7	4, 11, 23
	K _{Training} .576	.606	.659

Stehen nur die Items des WSIB für die Selektion zur Verfügung, so wird nun als bestes Einzelitem durchgehend das Item 7 („aufmerksam“) gewählt. Für das beste Paar wird häufig das Item 23 („einflussreich“) mit einem anderen Item kombiniert. Das beste Tripel wird nun am stabilsten gewählt. In acht Fällen kommt es zur Kombination der Items 4 („körperlich verspannt“), 11 („energiegeladen“) und 23 („einflussreich“) (vgl. Tabelle 50 und Tabelle 51). Die Rangfolge der Item-Kombinationen bezüglich der Trainings-Korrektklassifikation entspricht jener bei Verwendung der vollständigen EEB.

Vollständige Ergebnisberichte

Tabelle 51. Verschiedene Kennwerte zur Beurteilung der Klassifikations-Güte von Modellen auf Grundlage dreier Bayes-Selektions-Experimente (bestes Item, bestes Paar, bestes Tripel). Geprüft wird die Vorhersage von Leistungs- und Zeitvorgaben (0 = günstig, 1 = ungünstig) nach Selektion von Eigenschaftswörtern des WSIB als Prädiktoren.

	Experimente zur Vorhersage von Leistungs- und Zeitvorgaben (0 = günstig, 1 = ungünstig), Eigenschaftswörter des WSIB									
	Bestes Item			Bestes Paar			Bestes Tripel			
<i>Korrektklassifikation gegenüber Konstante</i>										
K_{CV}	.559			.545			.530			
$K_{CV} - K_{Konst}$.059			.045			.030			
$SD[K_{CV} - K_{Konst}]$.018			.018			.018			
95 %-CI[$K_{CV} - K_{Konst}$]	[.024, .094]			[.009, .080]			[-.006, .065]			
p [Stichprobe S: $K_{Konst} > K_{CV}$]	< .001			.006			.051			
<i>Korrektklassifikation gegenüber Hughes-Schätzung</i>										
K_{Hughes}	.730			.740			.704			
$K_{Hughes} - K_{CV}$.170			.195			.174			
$SD[K_{Hughes} - K_{CV}]$.017			.017			.017			
p [Klassifikator: $K_{Hughes} < K_{CV}$]	< .001			< .001			< .001			
<i>Stabilität der Menge selezierter Eigenschaftswörter</i>										
Stabilität	1.000			.200			.644			
<i>Trainings-Test-Drift der Korrektklassifikation</i>										
$K_{Training}$.572			.598			.657			
$ K_{CV} - K_{Training} $.013			.053			.127			
$SD[K_{CV} - K_{Training}]$.018			.018			.018			
p [größere Differenz]	.479			.003			< .001			
<i>Auswertung der Vier-Felder-Tafel</i>										
Cramers ϕ	.120			.090			.060			
$\chi^2(1)$	22,39			12,47			5,40			
$p[\chi^2(1) > \chi^2(1)]$	< .001			< .001			.020			
Vierfeldertafel		1	0	Σ	1	0	Σ	1	0	Σ
(Zeilen: Messwerte, Spalten: Vorhersage)	1	373	402	775	423	352	775	327	420	747
	0	281	494	775	353	421	774	286	469	755
	Σ	654	896	1550	776	773	1549	613	889	1502

Bei Zugrundelegung des WSIB weist das beste Einzelitem die höchste Cross-Validation-Korrektklassifikation auf. Diese ist nur signifikant größer, als die zu erwartende Korrektklassifikation .500 bei konstanter Zuordnung. Die entsprechende Trainings-Korrektklassifikation wird nicht signifikant unterschritten. Signifikant unterschritten wird die theoretisch bestmögliche Korrektklassifikation mit einer Differenz von .170 (Tabelle 51).

Vollständige Ergebnisberichte

Tabelle 52. Selegierte Eigenschaftswörter der vollständigen EEB bei drei Selektions-Experimenten (Binärlogistische Regression, Sequential Forward Floating Selection [BLR/SFS], Bayes-Klassifikation, SFS [Bayes/SFS] und Bayes-Klassifikation, Sequential Forward Floating Selection [Bayes/SFFS]) zur Vorhersage von Leistungs- und Zeitvorgaben (0 = günstig, 1 = ungünstig) und deren Korrektklassifikation (κ) auf Grundlage der Trainingsdaten.

CV-Iteration	Experimente zur Vorhersage von Leistungs- und Zeitvorgaben (0 = günstig, 1 = ungünstig), Eigenschaftswörter der vollständigen EEB		
	BLR/SFS	Bayes/SFS	Bayes/SFFS
0	20	7, 15, 20	7, 9
K _{Training}	.596	.616	.595
1	2, 3, 7, 9, 10, 12, 14, 19, 20, 23, 24	7, 11, 13, 14, 17, 20	20
K _{Training}	.640	.653	.593
2	20	7, 15, 20	20
K _{Training}	.597	.618	.597
3	20	7, 15, 20	7, 9
K _{Training}	.599	.616	.590
4	20	20	20
K _{Training}	.596	.596	.596
5	20	20	1, 7, 9, 11, 19, 24
K _{Training}	.600	.600	.651
6	20	20	1, 7, 9, 11, 14
K _{Training}	.608	.608	.640
7	20	20	20
K _{Training}	.598	.598	.598
8	20	5, 7, 15, 20	1, 7, 9, 11, 14, 24
K _{Training}	.598	.618	.652
9	20	15, 20	20
K _{Training}	.607	.613	.607

Werden Experimente zur heuristischen Selektion von Items aus der vollständigen EEB durchgeführt (Sequential Forward Selection [SFS], Sequential Forward Floating Selection [SFFS]), so nimmt die Stabilität gegenüber kombinatorischen Verfahren stark ab (Tabelle 52 und Tabelle 53). Auffällig ist jedoch das Item 20 („leicht“), das in vielen Kombinationen oder als Einzelitem auftritt. Insbesondere binärlogistische Regression führt in neun Fällen zur Auswahl von Item 20 als Einzelitem. Auf Grund der Trainings-Korrektklassifikationen lässt sich kein Algorithmus als überlegen identifizieren (Tabelle 52 und Tabelle 53).

Vollständige Ergebnisberichte

Tabelle 53. Verschiedene Kennwerte zur Beurteilung der Klassifikations-Güte von Modellen auf Grundlage dreier Selektions-Experimente (Binärlogistische Regression, Sequential Forward Floating Selection [BLR/SFS], Bayes-Klassifikation, SFS [Bayes/SFS] und Bayes-Klassifikation, Sequential Forward Floating Selection [Bayes/SFFS]). Geprüft wird die Vorhersage von Leistungs- und Zeitvorgaben (0 = günstig, 1 = ungünstig) nach Selektion von Eigenschaftswörtern der vollständigen EEB als Prädiktoren.

	Experimente zur Vorhersage von Leistungs- und Zeitvorgaben (0 = günstig, 1 = ungünstig), Eigenschaftswörter der vollständigen EEB									
	BLR/SFS			Bayes/SFS			Bayes/SFFS			
<i>Korrektklassifikation gegenüber Konstante</i>										
K_{CV}	.600			.615			.620			
$K_{CV} - K_{Konst}$.100			.114			.120			
$SD[K_{CV} - K_{Konst}]$.018			.018			.018			
95 %-CI[$K_{CV} - K_{Konst}$]	[.065, .135]			[.080, .149]			[.085, .155]			
$p[\text{Stichprobe } S: K_{Konst} > K_{CV}]$	< .001			< .001			< .001			
<i>Stabilität der Menge selezierter Eigenschaftswörter</i>										
Stabilität	.800			.200			.244			
<i>Trainings-Test-Drift der Korrektklassifikation</i>										
$K_{Training}$.604			.614			.612			
$ K_{CV} - K_{Training} $.003			.001			.009			
$SD[K_{CV} - K_{Training}]$.018			.017			.017			
$p[\text{größere Differenz}]$.848			.954			.625			
<i>Auswertung der Vier-Felder-Tafel</i>										
Cramers ϕ	.201			.229			.242			
$\chi^2(1)$	62,63			81,42			90,35			
$p[\chi^2(1) > \chi^2(1)]$	< .001			< .001			< .001			
Vierfeldertafel		1	0	Σ	1	0	Σ	1	0	Σ
(Zeilen: Messwerte,	1	442	332	774	485	289	774	509	265	774
Spalten: Vorhersage)	0	287	488	775	308	467	775	323	452	775
	Σ	729	820	1549	793	756	1549	832	717	1549

Bayes-Klassifikation führt bei der Cross-Validation-Korrektklassifikation zu besseren Ergebnissen, als binärlogistische Regression. Es finden sich keine signifikanten Unterschiede zu den Trainings-Korrektklassifikationen. Gegenüber den kombinatorischen Experimenten sind die Cross-Validation-Korrektklassifikationen bei heuristischer Vorgehensweise durchgehend besser. Bei der Vorhersage kommt es bei binärlogistischer Regression und bei Bayes-Klassifikation (SFFS) zu Verschiebungen hin zur einen oder anderen Klasse auf (Tabelle 53).

Vollständige Ergebnisberichte

Tabelle 54. Selegierte Eigenschaftswörter des WSIB bei drei Selektions-Experimenten (Binärlogistische Regression, Sequential Forward Floating Selection [BLR/SFS], Bayes-Klassifikation, SFS [Bayes/SFS] und Bayes-Klassifikation, Sequential Forward Floating Selection [Bayes/SFFS]) zur Vorhersage von Leistungs- und Zeitvorgaben (0 = günstig, 1 = ungünstig) und deren Korrektklassifikation (κ) auf Grundlage der Trainingsdaten.

CV-Iteration	Experimente zur Vorhersage von Leistungs- und Zeitvorgaben (0 = günstig, 1 = ungünstig), Eigenschaftswörter des WSIB		
	BLR/SFS	Bayes/SFS	Bayes/SFFS
0	1, 3, 7, 10, 23	1, 3, 4, 7, 10, 23	1, 4, 10, 12, 23
κ_{Training}	.588	.619	.587
1	1, 3, 4, 7, 8, 10, 12, 23	1, 3, 4, 7, 10, 12, 23	7
κ_{Training}	.601	.631	.575
2	7	7	8
κ_{Training}	.570	.570	.555
3	4, 7, 10, 23	1, 4, 7, 10, 23	1, 4, 8, 23
κ_{Training}	.589	.600	.576
4	1, 7, 10, 23	7	1, 3, 8, 11
κ_{Training}	.594	.580	.579
5	1, 4, 7, 8, 10, 11, 12, 23	1, 7, 12	7
κ_{Training}	.608	.585	.572
6	4, 7, 10, 11, 23	7	7
κ_{Training}	.603	.570	.570
7	7	7	7
κ_{Training}	.572	.572	.572
8	4, 7, 12, 23	1, 3, 7, 12, 23	1, 3, 8, 11, 23
κ_{Training}	.598	.601	.591
9	4, 7, 10, 12, 23	1, 4, 7, 10, 12, 23	1, 4, 8, 23
κ_{Training}	.601	.622	.585

Werden die auswählbaren Items auf das WSIB eingeschränkt, dann kommt es im Falle von Leistungs- und Zeitvorgaben zu einer größeren Variabilität ausgewählter Items, im Vergleich zu analogen Experimenten bei Zugrundelegung der vollständigen EEB. Bei allen Algorithmen wird das Item 7 („aufmerksam“) besonders häufig, z. T. sogar als Einzelitem gewählt. Die Trainings-Korrektklassifikationen sind tendenziell etwas geringer als jene, die bei Zugrundelegung der vollständigen EEB erzielt werden konnten. Hinsichtlich der Trainings-Korrektklassifikationen hebt sich keines der Algorithmen mit besonders hohen Werten hervor. Bayes-Klassifikation (SFFS) erzielt jedoch vergleichsweise geringe Trainings-Korrektklassifikationen (Tabelle 54 und Tabelle 55).

Vollständige Ergebnisberichte

Tabelle 55. Verschiedene Kennwerte zur Beurteilung der Klassifikations-Güte von Modellen auf Grundlage dreier Selektions-Experimente (Binärlogistische Regression, Sequential Forward Floating Selection [BLR/SFS], Bayes-Klassifikation, SFS [Bayes/SFS] und Bayes-Klassifikation, Sequential Forward Floating Selection [Bayes/SFFS]). Geprüft wird die Vorhersage von Leistungs- und Zeitvorgaben (0 = günstig, 1 = ungünstig) nach Selektion von Eigenschaftswörtern des WSIB als Prädiktoren.

	Experimente zur Vorhersage von Leistungs- und Zeitvorgaben (0 = günstig, 1 = ungünstig), Eigenschaftswörter des WSIB									
	BLR/SFS			Bayes/SFS			Bayes/SFFS			
<i>Korrektklassifikation gegenüber Konstante</i>										
K_{CV}	.602			.590			.591			
$K_{CV} - K_{Konst}$.101			.090			.090			
$SD[K_{CV} - K_{Konst}]$.018			.018			.018			
95 %-CI[$K_{CV} - K_{Konst}$]	[.067, .136]			[.055, .125]			[.055, .125]			
$p[\text{Stichprobe S: } K_{Konst} > K_{CV}]$	< .001			< .001			< .001			
<i>Stabilität der Menge selezierter Eigenschaftswörter</i>										
Stabilität	.022			.133			.156			
<i>Trainings-Test-Drift der Korrektklassifikation</i>										
$K_{Training}$.592			.595			.576			
$ K_{CV} - K_{Training} $.009			.005			.014			
$SD[K_{CV} - K_{Training}]$.018			.018			.018			
$p[\text{größere Differenz}]$.591			.779			.413			
<i>Auswertung der Vier-Felder-Tafel</i>										
Cramers ϕ	.204			.184			.182			
$\chi^2(1)$	64,29			52,47			51,10			
$p[\chi^2(1) > \chi^2(1)]$	< .001			< .001			< .001			
Vierfeldertafel		1	0	Σ	1	0	Σ	1	0	Σ
(Zeilen: Messwerte,	1	441	333	774	421	352	773	475	299	774
Spalten: Vorhersage)	0	284	491	775	279	493	772	335	440	775
	Σ	725	824	1549	700	845	1545	810	739	1549

Binärlogistische Regression mit Sequential Forward Selection (SFS) führt zur besten Cross-Validation-Korrektklassifikation, die sich jedoch nur geringfügig von den beiden anderen erzielten Ergebnissen unterscheidet. Hier werden die Korrektklassifikation bei konstanter Zuordnung (signifikant) sowie die Trainings-Korrektklassifikation (nicht signifikant) überschritten. Dies wird auch durch die Vierfeldertafel bestätigt. Allerdings ist bei der Vorhersage eine Verschiebung hin zur Klasse 0 („Leistungs- und Zeitvorgaben günstig ausgeprägt“) zu beobachten (Tabelle 55).

Vollständige Ergebnisberichte

Tabelle 56. Bootstrap-Experimente zur Auswahl geeigneter Bayes-Klassifikatoren. Es wurden je Item-Set 1000 Experimente mit Zufallsstichproben vom Umfang $N = 100$ durchgeführt. Die Modelle dienen zur Vorhersage von Leistungs- und Zeitvorgaben (0 = günstig, 1 = ungünstig). Fett markiert ist das geeignetste Item-Set aus der vollständigen EEB sowie aus dem Screening (WSIB).

Items	$K_{\text{Bootstrap}}$	$SD[K_{\text{Bootstrap}}]$	$K_{\text{Hughes}} - K_{\text{Bootstrap}}$	EEB	WSIB
7, 15, 20	.683	.049	.067	SFS	
7, 11, 13, 14, 17, 20	.909	.029	-.159	SFS	
20	.601	.050	.149	SFS, SFFS, S	
5, 7, 15, 20	.770	.044	-.020	SFS	
15, 20	.625	.048	.125	SFS	
7, 9	.616	.049	.134	SFFS	
1, 7, 9, 11, 19, 24	.912	.029	-.162	SFFS	
1, 7, 9, 11, 14	.846	.038	-.096	SFFS	
1, 7, 9, 11, 14, 24	.924	.027	-.174	SFFS	
20, 24	.633	.048	.117	P	
7, 20	.634	.047	.116	P	
20, 23, 24	.692	.046	.058	T	
14, 20, 23	.692	.047	.058	T	
17, 19, 20	.691	.046	.059	T	
11, 19, 20	.691	.046	.059	T	
4, 15, 20	.683	.048	.067	T	
14, 19, 20	.690	.046	.060	T	
1, 3, 4, 7, 10, 23	.872	.035	-.122		SFS
1, 3, 4, 7, 10, 12, 23	.917	.026	-.167		SFS
7	.570	.049	.180		SFS, SFFS, S
1, 4, 7, 10, 23	.791	.041	-.041		SFS
1, 7, 12	.625	.051	.125		SFS
1, 3, 7, 12, 23	.764	.042	-.014		SFS
1, 4, 7, 10, 12, 23	.865	.034	-.115		SFS
1, 4, 10, 12, 23	.781	.041	-.031		SFFS
8	.557	.049	.193		SFFS
1, 4, 8, 23	.714	.047	.036		SFFS
1, 3, 8, 11	.691	.046	.059		SFFS
1, 3, 8, 11, 23	.810	.039	-.060		SFFS
8, 23	.594	.050	.156		P
7, 23	.596	.051	.154		P
11, 23	.585	.049	.165		P
4, 7	.590	.050	.160		P
4, 8, 23	.646	.047	.104		T
4, 11, 23	.650	.047	.100		T

Anmerkungen: $K_{\text{Bootstrap}}$ = Bootstrap-Korrektklassifikation, $K_{\text{Hughes}} = .750$ = Hughes-Schätzung für einen optimalen Klassifikator, S = bestes Einzel-Item, P = bestes Item-Paar, T = bestes Item-Tripel, SFS = Sequential Forward Selection, SFFS = Sequential Forward Floating Selection

Vollständige Ergebnisberichte

Tabelle 57. Evaluations-Kennwerte des besten Item-Sets zur personenbezogenen Vorhersage von Leistungs- und Zeitvorgaben (0 = günstig, 1 = ungünstig) mittels Items aus der vollständigen EEB sowie des WSIB.

EEB und WSIB																	
Items	konzentriert körperlich verspannt leistungsbereit einflussreich																
<i>Bootstrap-Korrektklassifikation</i>																	
K _{Bootstrap}	.714																
SD[K _{Bootstrap}]	.047																
95 %-CI[K _{Bootstrap}]	[.622, .807]																
<i>Vergleich mit optimaler Korrektklassifikation</i> $K_{\text{Hughes}} = .75$ nach Hughes																	
K _{Hughes} - K _{Bootstrap}	.036																
SD[K _{Hughes} - K _{Bootstrap}]	.047																
95 %-CI[K _{Hughes} - K _{Bootstrap}]	[-.057, .128]																
$p[K_{\text{Hughes}} < K_{\text{Bootstrap}}]$.226																
<i>Auswertung der Vier-Felder-Tafel</i>																	
Cramers ϕ	.434																
$\chi^2(1)$	18859,24																
$p[\chi^2(1) > \chi^2(1)]$	< .001																
Vierfeldertafel																	
(Zeilen: Messwerte, Spalten: Vorhersage)	<table border="1" style="width: 100%; border-collapse: collapse;"> <thead> <tr> <th style="width: 5%;"></th> <th style="width: 20%; text-align: center;">1</th> <th style="width: 20%; text-align: center;">0</th> <th style="width: 55%; text-align: center;">Σ</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td style="text-align: center;">1</td> <td style="text-align: center;">39955</td> <td style="text-align: center;">10241</td> <td style="text-align: center;">50196</td> </tr> <tr> <td style="text-align: center;">0</td> <td style="text-align: center;">18312</td> <td style="text-align: center;">31492</td> <td style="text-align: center;">49804</td> </tr> <tr> <td style="text-align: center;">Σ</td> <td style="text-align: center;">58267</td> <td style="text-align: center;">41733</td> <td style="text-align: center;">100000</td> </tr> </tbody> </table>		1	0	Σ	1	39955	10241	50196	0	18312	31492	49804	Σ	58267	41733	100000
	1	0	Σ														
1	39955	10241	50196														
0	18312	31492	49804														
Σ	58267	41733	100000														
Korrekturfaktor	<table border="1" style="width: 100%; border-collapse: collapse;"> <thead> <tr> <th style="width: 5%;"></th> <th style="width: 20%; text-align: center;">0,861</th> <th style="width: 20%; text-align: center;">1,193</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td style="text-align: center;">c</td> <td></td> <td></td> </tr> </tbody> </table>		0,861	1,193	c												
	0,861	1,193															
c																	

Bei Bootstrap-Experimenten zur Vorhersage von Leistungs- und Zeitvorgaben wird sowohl für die vollständige EEB als auch das WSIB eine gemeinsame Item-Kombination gewählt: 1: „konzentriert“, 4: „körperlich verspannt“, 8: „leistungsbereit“ und 23: „einflussreich“. Ihre Bootstrap-Korrektklassifikation von .714 unterschreitet die Korrektklassifikation nach Hughes (1968) nicht signifikant (Tabelle 56 und Tabelle 57). Der mittlere Fehler bei der Vorhersage der Wahrscheinlichkeit von Klasse 1 liegt im Promillebereich. Das 99,8 %-Konfidenzintervall für diese Vorhersage umfasst einen Bereich von etwa 32 %. Der mittlere Fehler bei der Vorhersage von Erwartungswerten ist nahe Null. Hier umfasst das 99,8 %-Konfidenzintervall einen Bereich von etwa 0,36 Skaleneinheiten. Dies entspricht 18 % der Gesamtskala, die von 0 bis 2 reicht. Werden Vorhersagen von Leistungs- und Zeitvorgaben bei Bootstrap-Experimenten für 1000 zufällige Stichproben mit einem Umfang von je 100 Instanzen

Vollständige Ergebnisberichte

durchgeführt, so kann mit einer Wahrscheinlichkeit von .648 korrekt vorhergesagt werden, ob diese über- oder unterdurchschnittlich häufig für eine Stichprobe vorkommen (Tabelle 58).

Tabelle 58. Evaluative Kennwerte des besten Item-Sets zur stichprobenbezogenen Vorhersage von Leistungs- und Zeitvorgaben (0 = günstig, 1 = ungünstig) mittels Items aus der vollständigen EEB sowie des WSIB. Mittels Bootstrapping wurden 1000 Stichproben des Umfangs $N = 100$ gezogen. Dargestellt sind die mittleren Vorhersagefehler und ihre Standardabweichungen für die Wahrscheinlichkeit der Klasse 1 sowie für Erwartungswerte. Ausgewertet wurde außerdem die Wahrscheinlichkeit, mit der der Schluss von vorhergesagter Über- oder Unterschreitung der Basisrate (50 %) für die Klasse 1 auf die entsprechende gemessene Über- oder Unterschreitung zulässig ist.

EEB und WSIB																				
Items	konzentriert körperlich verspannt leistungsbereit einflussreich																			
<i>Mittlere Vorhersagefehler</i>																				
$\langle \varepsilon(\pi_1) \rangle$	-.002																			
$\sigma(\varepsilon(\pi_1))$.051																			
$\langle \varepsilon(\mu) \rangle$	-0,004																			
$\sigma(\varepsilon(\mu))$	0,059																			
<i>Bootstrap-Korrektklassifikation für Stichproben</i>																				
$K_{\text{Bootstrap}}$.648																			
<i>Auswertung der Vier-Felder-Tafel</i>																				
Cramers ϕ	.297																			
$\chi^2(1)$	88,23																			
$p[\chi^2(1) > \chi^2(1)]$	< .001																			
Vierfeldertafel	<table border="1" style="width: 100%; border-collapse: collapse;"> <thead> <tr> <th style="width: 5%;"></th> <th style="width: 20%; text-align: center;">1</th> <th style="width: 20%; text-align: center;">0</th> <th style="width: 55%; text-align: center;">Σ</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td style="text-align: right;">(Zeilen: Messwerte,</td> <td style="text-align: center;">1</td> <td style="text-align: center;">331</td> <td style="text-align: center;">161</td> <td style="text-align: center;">492</td> </tr> <tr> <td style="text-align: right;">Spalten: Vorhersage)</td> <td style="text-align: center;">0</td> <td style="text-align: center;">191</td> <td style="text-align: center;">317</td> <td style="text-align: center;">508</td> </tr> <tr> <td></td> <td style="text-align: center;">Σ</td> <td style="text-align: center;">522</td> <td style="text-align: center;">478</td> <td style="text-align: center;">1000</td> </tr> </tbody> </table>		1	0	Σ	(Zeilen: Messwerte,	1	331	161	492	Spalten: Vorhersage)	0	191	317	508		Σ	522	478	1000
	1	0	Σ																	
(Zeilen: Messwerte,	1	331	161	492																
Spalten: Vorhersage)	0	191	317	508																
	Σ	522	478	1000																

A3.4 REGULATIONSBEHINDERUNGEN

Regulationsbehinderungen umfassen Gestaltungsmerkmale der Arbeit, die die Regulation der Aufgabenbewältigung durch überflüssige und z. T. nicht zu bewältigende Zusatzerfordernisse stört oder behindert (Greiner et al., 1987; Leitner et al., 1987; vgl. Ulich, 2011). Die Synthetische Beanspruchungs- und Arbeitsanalyse (SynBA; Wieland-Eckelmann et al., 1999) berücksichtigt Regulationsbehinderungen mit fünf Items (z. B. „Sie erhalten ungenaue und schwer durchschaubare Arbeitsaufträge“). Diese sind auf einer fünfstufigen Skala (0 = "Trifft gar nicht zu" bis 4 = "Trifft vollständig zu") zu bewerten. Nach Rekodierung auf eine dreistufige Bewertung (0 = geringer, 1 = mittlerer und 2 = hoher Gestaltungsbedarf) wird der Skalenwert durch Mittelwertbildung berechnet. In Tabelle 59 sind die deskriptiv-statistischen Kennwerte dieser Skala zusammengestellt.

Tabelle 59. Deskriptiv-statistische Kennwerte der Variablen Regulationsbehinderungen.

N	Modus	Median	M	SD	Min	Max	μ₀	μ₁
1534	1,40	1,20	1,21	0,47	0,00	2,00	0,83	1,59

Median und Mittelwert (*M*) sind mit 1,20 bzw. 1,21 annähernd identisch. Die Stichprobe mit gültigem Skalenwert für Regulationsbehinderungen wurde für die folgenden Analysen am Median in die Kategorien 0 = „günstig“ und 1 = „ungünstig“ unterteilt. In Tabelle 60 sind jedoch zunächst die Korrelationen (Spearman ρ) zwischen den Items der EEB und den Skalenwerten für Regulationsbehinderungen aufgelistet.

Tabelle 60. Korrelationen (Spearman ρ) der Variablen Regulationsbehinderungen mit den einzelnen Items der EEB.

Nr. EEB-Item	ρ	Nr. EEB-Item	ρ	Nr. EEB-Item	ρ
1 konzentriert ^(a)	-.097*	2 aggressiv	.212*	3 nervös ^(a)	.171*
4 körperlich verspannt ^(a)	.231*	5 selbstsicher	-.098*	6 zornig	.211*
7 aufmerksam ^(a)	-.177*	8 leistungsbereit ^(a)	-.123*	9 entspannt	.032
10 körperlich unwohl ^(a)	.257*	11 energiegeladen ^(a)	-.160*	12 aufgeregt ^(a)	.105*
13 gelangweilt	.187*	14 beschwingt	-.102*	15 fröhlich	-.170*
16 ärgerlich	.260*	17 zufrieden	-.322*	18 ängstlich	.118*
19 lustig	-.068	20 leicht	.017	21 deprimiert	.275*
22 bedrückt	.280*	23 einflussreich ^(a)	-.161*	24 vergnügt	-.120*
25 betrübt	.249*				

^(a)Dieses Item gehört auch zum WSIB; * $p < .001$

Nur die EEB-Items „lustig“, „leicht“ und „entspannt“ korrelieren *nicht* signifikant mit Regulationsbehinderungen. Alle anderen Items führen mit Ausnahme von „zufrieden“ ($\rho = -.322$) zu einem geringen Effekt ($.1 < |\rho| \leq .3$).

Vollständige Ergebnisberichte

Tabelle 61. Selegierte Eigenschaftswörter der vollständigen EEB bei drei Bayes-Selektions-Experimenten (bestes Item, bestes Paar und bestes Tripel) zur Vorhersage von Regulationsbehinderungen (0 = günstig, 1 = ungünstig) und deren Korrektklassifikation (κ) auf Grundlage der Trainingsdaten.

CV-Iteration	Experimente zur Vorhersage von Regulationsbehinderungen (0 = günstig, 1 = ungünstig), Eigenschaftswörter der vollständigen EEB		
	Bestes Item	Bestes Paar	Bestes Tripel
0	22	4, 17	4, 17, 19
	κ_{Training} .618	.649	.705
1	22	17, 22	4, 17, 19
	κ_{Training} .628	.642	.701
2	22	4, 17	4, 9, 17
	κ_{Training} .625	.645	.701
3	22	4, 17	4, 17, 19
	κ_{Training} .622	.645	.703
4	22	4, 17	4, 17, 19
	κ_{Training} .617	.644	.702
5	22	4, 17	4, 17, 19
	κ_{Training} .617	.647	.701
6	22	17, 22	4, 17, 19
	κ_{Training} .623	.647	.702
7	22	4, 17	4, 17, 19
	κ_{Training} .610	.641	.699
8	22	4, 17	4, 17, 19
	κ_{Training} .618	.642	.697
9	22	4, 17	4, 17, 19
	κ_{Training} .616	.639	.702

Stehen sämtliche EEB-Items zur Selektion zur Verfügung, so wird bei den kombinatorischen Experimenten (Bestes Einzelitem, Bestes Paar und Bestes Tripel) das Item 22 („bedrückt“) durchgehend als bestes Einzelitem gewählt. Mit zwei Ausnahmen werden die Items 4 („körperlich verspannt“) und 17 („zufrieden“) als bestes Paar gewählt. Als bestes Tripel werden mit einer Ausnahme die Items 4 und 17 und zuzüglich das Item 19 („lustig“) gewählt (vgl. Tabelle 61). Die Stabilitäten dieser Kombinationen sind daher vergleichsweise hoch (vgl. auch Tabelle 62). Die Trainings-Korrektklassifikation steigt erwartungsgemäß mit der Anzahl ausgewählter Items.

Vollständige Ergebnisberichte

Tabelle 62. Verschiedene Kennwerte zur Beurteilung der Klassifikations-Güte von Modellen auf Grundlage dreier Bayes-Selektions-Experimente (bestes Item, bestes Paar, bestes Tripel). Geprüft wird die Vorhersage von Regulationsbehinderungen (0 = günstig, 1 = ungünstig) nach Selektion von Eigenschaftswörtern der vollständigen EEB als Prädiktoren.

	Experimente zur Vorhersage von Regulationsbehinderungen (0 = günstig, 1 = ungünstig), Eigenschaftswörter der vollständigen EEB									
	Bestes Item			Bestes Paar			Bestes Tripel			
<i>Korrektklassifikation gegenüber Konstante</i>										
K_{CV}	.619			.610			.620			
$K_{CV} - K_{Konst}$.119			.110			.120			
$SD[K_{CV} - K_{Konst}]$.018			.018			.018			
95 %-CI[$K_{CV} - K_{Konst}$]	[.084, .154]			[.075, .145]			[.085, .155]			
p [Stichprobe S: $K_{Konst} > K_{CV}$]	< .001			< .001			< .001			
<i>Korrektklassifikation gegenüber Hughes-Schätzung</i>										
K_{Hughes}	.730			.740			.704			
$K_{Hughes} - K_{CV}$.111			.129			.084			
$SD[K_{Hughes} - K_{CV}]$.017			.017			.017			
p [Klassifikator: $K_{Hughes} < K_{CV}$]	< .001			< .001			< .001			
<i>Stabilität der Menge selezierter Eigenschaftswörter</i>										
Stabilität	1.000			.644			.800			
<i>Trainings-Test-Drift der Korrektklassifikation</i>										
$K_{Training}$.619			.644			.701			
$ K_{CV} - K_{Training} $.000			.034			.081			
$SD[K_{CV} - K_{Training}]$.018			.017			.017			
p [größere Differenz]	.989			.054			< .001			
<i>Auswertung der Vier-Felder-Tafel</i>										
Cramers ϕ	.247			.222			.241			
$\chi^2(1)$	93,85			75,67			85,64			
$p[\chi^2(1) > \chi^2(1)]$	< .001			< .001			< .001			
Vierfeldertafel		1	0	Σ	1	0	Σ	1	0	Σ
(Zeilen: Messwerte,	1	369	397	766	423	342	765	407	322	729
Spalten: Vorhersage)	0	187	580	767	254	511	765	237	506	743
	Σ	556	977	1533	677	853	1530	644	828	1472

Die beste Cross-Validation-Korrektklassifikation (Anwendung der Vorhersagemodelle auf ungesehene Daten) erzielen das beste Einzelitem und das beste Tripel. Diese liegen mit .619 bzw. .620 überzufällig über dem zu erwartenden Ergebnis von .500 bei konstanter Zuordnung. Das wird auch durch die Vierfeldertafel bestätigt. Die theoretisch bestmögliche Korrektklassifikation wird jedoch beim besten Einzelitem erwartungsgemäß stärker

unterschritten, als beim besten Tripel. Während die Cross-Validation-Korrektklassifikation für das beste Einzelitem identisch ist mit der Trainings-Korrektklassifikation, wird letztere für das beste Tripel von der Cross-Validation-Korrektklassifikation signifikant unterschritten (vgl. Tabelle 62).

Tabelle 63. Selegierte Eigenschaftswörter des WSIB bei drei Bayes-Selektions-Experimenten (bestes Item, bestes Paar und bestes Tripel) zur Vorhersage von Regulationsbehinderungen (0 = günstig, 1 = ungünstig) und deren Korrektklassifikation (κ) auf Grundlage der Trainingsdaten.

CV-Iteration	Experimente zur Vorhersage von Regulationsbehinderungen (0 = günstig, 1 = ungünstig), Eigenschaftswörter des WSIB		
	Bestes Item	Bestes Paar	Bestes Tripel
0	10	10, 11	4, 10, 11
	K _{Training} .603	.622	.675
1	10	4, 7	4, 11, 23
	K _{Training} .606	.624	.674
2	10	4, 10	4, 10, 11
	K _{Training} .607	.625	.676
3	10	4, 11	4, 11, 23
	K _{Training} .601	.621	.680
4	10	4, 10	4, 10, 11
	K _{Training} .605	.625	.676
5	10	4, 10	4, 10, 11
	K _{Training} .609	.628	.676
6	4	4, 7	4, 10, 11
	K _{Training} .605	.627	.678
7	4	4, 7	4, 10, 11
	K _{Training} .599	.622	.671
8	4	4, 11	4, 7, 11
	K _{Training} .599	.623	.674
9	10	4, 10	4, 11, 23
	K _{Training} .605	.621	.678

Stehen nur die Items des WSIB für die Selektion zur Verfügung, so stehen nun bei den kombinatorischen Experimenten die Items 4 („körperlich verspannt“) und 10 („körperlich unwohl“) im Vordergrund. Die Item-Kombinationen variieren jedoch stark (vgl. Tabelle 63). Die Rangfolge der Item-Kombinationen bezüglich der Trainings-Korrektklassifikation entspricht jener bei Verwendung der vollständigen EEB. Die zuvor (vollständige EEB)

Vollständige Ergebnisberichte

beobachtete hohe Stabilität kann bei Einschränkung auf das WSIB nicht mehr erzielt werden (Tabelle 64).

Tabelle 64. Verschiedene Kennwerte zur Beurteilung der Klassifikations-Güte von Modellen auf Grundlage dreier Bayes-Selektions-Experimente (bestes Item, bestes Paar, bestes Tripel). Geprüft wird die Vorhersage von Regulationsbehinderungen (0 = günstig, 1 = ungünstig) nach Selektion von Eigenschaftswörtern des WSIB als Prädiktoren.

	Experimente zur Vorhersage von Regulationsbehinderungen (0 = günstig, 1 = ungünstig), Eigenschaftswörter des WSIB									
	Bestes Item			Bestes Paar			Bestes Tripel			
	<i>Korrektklassifikation gegenüber Konstante</i>									
K_{CV}	.585			.579			.555			
$K_{CV} - K_{Konst}$.085			.079			.055			
$SD[K_{CV} - K_{Konst}]$.018			.018			.018			
95 %-CI[$K_{CV} - K_{Konst}$]	[.050, .121]			[.044, .114]			[.019, .090]			
p [Stichprobe S: $K_{Konst} > K_{CV}$]	< .001			< .001			.001			
	<i>Korrektklassifikation gegenüber Hughes-Schätzung</i>									
K_{Hughes}	.730			.740			.704			
$K_{Hughes} - K_{CV}$.144			.161			.149			
$SD[K_{Hughes} - K_{CV}]$.017			.017			.017			
p [Klassifikator: $K_{Hughes} < K_{CV}$]	< .001			< .001			< .001			
	<i>Stabilität der Menge selezierter Eigenschaftswörter</i>									
Stabilität	.533			.222			.400			
	<i>Trainings-Test-Drift der Korrektklassifikation</i>									
$K_{Training}$.604			.624			.676			
$ K_{CV} - K_{Training} $.018			.045			.121			
$SD[K_{CV} - K_{Training}]$.018			.018			.018			
p [größere Differenz]	.297			.012			< .001			
	<i>Auswertung der Vier-Felder-Tafel</i>									
Cramers ϕ	.172			.159			.110			
$\chi^2(1)$	45,24			38,64			17,90			
$p[\chi^2(1) > \chi^2(1)]$	< .001			< .001			< .001			
Vierfeldertafel		1	0	Σ	1	0	Σ	1	0	Σ
(Zeilen: Messwerte,	1	409	358	767	408	356	764	355	383	738
Spalten: Vorhersage)	0	278	489	767	287	477	764	277	467	744
	Σ	687	847	1534	695	833	1528	632	850	1482

Bei der Auswahl aus dem Screening (WSIB) weist das beste Einzelitem die beste Cross-Validation-Korrektklassifikation auf. Diese unterscheidet sich stark von der des besten Tripels. Sie unterscheidet sich nicht signifikant von der Trainings-Korrektklassifikation, liegt jedoch

mit einer Differenz von .144 signifikant unterhalb der theoretisch bestmöglichen Korrektklassifikation (Tabelle 64).

Tabelle 65. Selegierte Eigenschaftswörter der vollständigen EEB bei drei Selektions-Experimenten (Binärlogistische Regression, Sequential Forward Floating Selection [BLR/SFS], Bayes-Klassifikation, SFS [Bayes/SFS] und Bayes-Klassifikation, Sequential Forward Floating Selection [Bayes/SFFS]) zur Vorhersage von Regulationsbehinderungen (0 = günstig, 1 = ungünstig) und deren Korrektklassifikation (κ) auf Grundlage der Trainingsdaten.

CV-Iteration	Experimente zur Vorhersage von Regulationsbehinderungen (0 = günstig, 1 = ungünstig), Eigenschaftswörter der vollständigen EEB		
	BLR/SFS	Bayes/SFS	Bayes/SFFS
0	3, 5, 8, 9, 10, 14, 15, 16, 17, 19, 20, 21, 22, 24, 25	16, 17, 22	2, 4, 17, 21
K _{Training}	.653	.645	.644
1	22	22	2, 4, 17, 21
K _{Training}	.630	.630	.645
2	9, 10, 22	9, 10, 16, 17, 22	2, 10, 16, 17, 21
K _{Training}	.638	.658	.656
3	21, 22	10, 16, 17, 18, 21, 22	6, 10, 16, 17, 21, 25
K _{Training}	.622	.669	.677
4	1, 2, 3, 4, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14, 15, 16, 17, 18, 19, 20, 21, 22, 23, 24, 25	22	2, 4, 10, 16, 17, 18, 21
K _{Training}	.656	.616	.689
5	22	22	22
K _{Training}	.621	.621	.621
6	1, 2, 3, 4, 10, 17, 18, 19, 20, 22, 24	7, 9, 10, 16, 17, 21, 22	4, 17, 21
K _{Training}	.664	.693	.634
7	22	6, 10, 16, 17, 21, 22, 25	2, 7, 10, 16, 17, 21
K _{Training}	.613	.690	.669
8	1, 2, 3, 4, 6, 12, 16, 17, 21, 22	10, 16, 17, 22	10, 16, 17, 21
K _{Training}	.654	.646	.645
9	2, 3, 4, 5, 6, 8, 9, 10, 11, 12, 14, 15, 16, 17, 18, 19, 20, 21, 22, 23, 24, 25	9, 10, 16, 17, 22	22
K _{Training}	.640	.657	.616

Werden Experimente zur heuristischen Selektion von Items aus der vollständigen EEB durchgeführt (Sequential Forward Selection [SFS], Sequential Forward Floating Selection [SFFS]), so nimmt die Stabilität gegenüber kombinatorischen Verfahren stark ab (Tabelle 65

und Tabelle 66). Insbesondere unter Verwendung binärlogistischer Regression werden z. T. sehr umfangreiche Item-Kombinationen ausgewählt. Item 22 („bedrückt“) fällt als Item auf, das häufig als Einzelitem ausgewählt wird. Auf Grund der Trainings-Korrektklassifikationen lässt sich kein Algorithmus als überlegen identifizieren (Tabelle 65 und Tabelle 66).

Tabelle 66. Verschiedene Kennwerte zur Beurteilung der Klassifikations-Güte von Modellen auf Grundlage dreier Selektions-Experimente (Binärlogistische Regression, Sequential Forward Floating Selection [BLR/SFS], Bayes-Klassifikation, SFS [Bayes/SFS] und Bayes-Klassifikation, Sequential Forward Floating Selection [Bayes/SFFS]). Geprüft wird die Vorhersage von Regulationsbehinderungen (0 = günstig, 1 = ungünstig) nach Selektion von Eigenschaftswörtern der vollständigen EEB als Prädiktoren.

	Experimente zur Vorhersage von Regulationsbehinderungen (0 = günstig, 1 = ungünstig), Eigenschaftswörter der vollständigen EEB									
	BLR/SFS			Bayes/SFS			Bayes/SFFS			
	<i>Korrektklassifikation gegenüber Konstante</i>									
K _{CV}	.634			.640			.647			
K _{CV} - K _{Konst}	.134			.140			.147			
SD[K _{CV} - K _{Konst}]	.018			.018			.018			
95 %-CI[K _{CV} - K _{Konst}]	[.100, .169]			[.105, .174]			[.112, .182]			
p[Stichprobe S: K _{Konst} > K _{CV}]	< .001			< .001			< .001			
	<i>Stabilität der Menge selezierter Eigenschaftswörter</i>									
Stabilität	.067			.089			.044			
	<i>Trainings-Test-Drift der Korrektklassifikation</i>									
K _{Training}	.639			.653			.650			
K _{CV} - K _{Training}	.005			.013			.003			
SD[K _{CV} - K _{Training}]	.017			.017			.017			
p[größere Differenz]	.793			.458			.873			
	<i>Auswertung der Vier-Felder-Tafel</i>									
Cramers φ	.273			.286			.301			
χ ² (1)	113,88			125,35			138,61			
p[χ ² (1) > χ ² (1)]	< .001			< .001			< .001			
Vierfeldertafel		1	0	Σ	1	0	Σ	1	0	Σ
(Zeilen: Messwerte, Spalten: Vorhersage)	1	423	343	766	412	353	765	417	348	765
	0	217	549	766	198	568	766	192	574	766
	Σ	640	892	1532	610	921	1531	609	922	1531

Bayes-Klassifikation (SFFS) führt bei der Cross-Validation-Korrektklassifikation zum besten Ergebnis. Sie übertrifft nicht die Trainings-Korrektklassifikation. Gegenüber den kombinatorischen Experimenten sind die Cross-Validation-Korrektklassifikationen

durchgehend besser. Bei der Vorhersage ist eine geringe Verschiebung hin zur Klasse 0 („Regulationsbehinderungen günstig ausgeprägt“) zu beobachten (Tabelle 66).

Tabelle 67. Selegierte Eigenschaftswörter des WSIB bei drei Selektions-Experimenten (Binärlogistische Regression, Sequential Forward Floating Selection [BLR/SFS], Bayes-Klassifikation, SFS [Bayes/SFS] und Bayes-Klassifikation, Sequential Forward Floating Selection [Bayes/SFFS]) zur Vorhersage von Regulationsbehinderungen (0 = günstig, 1 = ungünstig) und deren Korrektklassifikation (κ) auf Grundlage der Trainingsdaten.

CV-Iteration	Experimente zur Vorhersage von Regulationsbehinderungen (0 = günstig, 1 = ungünstig), Eigenschaftswörter des WSIB		
	BLR/SFS	Bayes/SFS	Bayes/SFFS
0	10	10	4
κ_{Training}	.602	.602	.597
1	1, 3, 4, 7, 8, 11	3, 4, 10, 11	7, 10, 12, 23
κ_{Training}	.618	.619	.612
2	7, 10	7, 10	1, 3, 4, 7
κ_{Training}	.611	.611	.613
3	3, 4, 10, 11	3, 4, 10, 11	7, 10
κ_{Training}	.613	.621	.603
4	3, 4, 7, 8, 10, 11, 12, 23	1, 4, 7, 10	1, 3, 4, 7, 11
κ_{Training}	.619	.619	.617
5	10	10	4
κ_{Training}	.604	.604	.600
6	4, 7, 8, 10, 11, 12	10	3, 4, 7, 11, 12, 23
κ_{Training}	.619	.603	.628
7	4	4	10
κ_{Training}	.598	.598	.595
8	4, 7	4, 7	10
κ_{Training}	.602	.602	.596
9	4, 10, 11	3, 4, 10, 11	3, 4, 11
κ_{Training}	.614	.619	.606

Werden die auswählbaren Items auf das WSIB eingeschränkt, dann sinkt entsprechend die Anzahl ausgewählter Items. Dennoch gibt es auch in diesem Falle eine große Varianz in der Anzahl ausgewählter Items. Die Trainings-Korrektklassifikationen sind etwas geringer als jene, die bei Zugrundelegung der vollständigen EEB erzielt werden konnten. Hinsichtlich der Trainings-Korrektklassifikationen hebt sich keines der eingesetzten Algorithmen besonders hervor (Tabelle 67 und Tabelle 68).

Vollständige Ergebnisberichte

Tabelle 68. Verschiedene Kennwerte zur Beurteilung der Klassifikations-Güte von Modellen auf Grundlage dreier Selektions-Experimente (Binärlogistische Regression, Sequential Forward Floating Selection [BLR/SFS], Bayes-Klassifikation, SFS [Bayes/SFS] und Bayes-Klassifikation, Sequential Forward Floating Selection [Bayes/SFFS]). Geprüft wird die Vorhersage von Regulationsbehinderungen (0 = günstig, 1 = ungünstig) nach Selektion von Eigenschaftswörtern des WSIB als Prädiktoren.

		Experimente zur Vorhersage von Regulationsbehinderungen (0 = günstig, 1 = ungünstig), Eigenschaftswörter des WSIB								
		BLR/SFS			Bayes/SFS			Bayes/SFFS		
		<i>Korrektklassifikation gegenüber Konstante</i>								
K_{CV}		.603			.605			.633		
$K_{CV} - K_{Konst}$.103			.105			.133		
$SD[K_{CV} - K_{Konst}]$.018			.018			.018		
95 %-CI[$K_{CV} - K_{Konst}$]		[.068, .138]			[.070, .140]			[.098, .167]		
$p[\text{Stichprobe S: } K_{Konst} > K_{CV}]$		< .001			< .001			< .001		
		<i>Stabilität der Menge selezierter Eigenschaftswörter</i>								
Stabilität		.022			.133			.044		
		<i>Trainings-Test-Drift der Korrektklassifikation</i>								
$K_{Training}$.610			.610			.607		
$ K_{CV} - K_{Training} $.007			.005			.026		
$SD[K_{CV} - K_{Training}]$.018			.018			.018		
$p[\text{größere Differenz}]$.699			.789			.141		
		<i>Auswertung der Vier-Felder-Tafel</i>								
Cramers ϕ		.206			.210			.267		
$\chi^2(1)$		65,20			67,80			109,25		
$p[\chi^2(1) > \chi^2(1)]$		< .001			< .001			< .001		
Vierfeldertafel		1	0	Σ	1	0	Σ	1	0	Σ
(Zeilen: Messwerte,	1	456	310	766	447	319	766	447	318	765
Spalten: Vorhersage)	0	298	468	766	286	480	766	244	522	766
	Σ	754	778	1532	733	799	1532	691	840	1531

Bayes-Klassifikation mit Sequential Forward Floating Selection (SFFS) führt deutlich zur besten Cross-Validation-Korrektklassifikationen, und ist somit den beiden anderen Algorithmen überlegen. Bayes-Klassifikation (SFS) und binärlogistische Regression weisen eine vergleichbar hohe Cross-Validation-Korrektklassifikation auf. Alle Korrektklassifikationen (Training, Cross-Validation, Vierfeldertafel) sind signifikant besser als bei konstanter Zuordnung (Tabelle 68).

Vollständige Ergebnisberichte

Tabelle 69. Bootstrap-Experimente zur Auswahl geeigneter Bayes-Klassifikatoren. Es wurden je Item-Set 1000 Experimente mit Zufallsstichproben vom Umfang $N = 100$ durchgeführt. Die Modelle dienen zur Vorhersage von Regulationsbehinderungen (0 = günstig, 1 = ungünstig). Fett markiert ist das geeignetste Item-Set aus der vollständigen EEB sowie aus dem Screening (WSIB).

Items	$K_{\text{Bootstrap}}$	$SD[K_{\text{Bootstrap}}]$	$K_{\text{Hughes}} - K_{\text{Bootstrap}}$	EEB	WSIB
16, 17, 22	.670	.047	.080	SFS	
22	.620	.049	.130	SFS, SFFS, S	
9, 10, 16, 17, 22	.796	.039	-.046	SFS	
10, 16, 17, 18, 21, 22	.774	.040	-.024	SFS	
7, 9, 10, 16, 17, 21, 22	.882	.032	-.132	SFS	
6, 10, 16, 17, 21, 22, 25	.809	.042	-.059	SFS	
10, 16, 17, 22	.712	.044	.038	SFS	
2, 4, 17, 21	.734	.044	.016	SFFS	
2, 10, 16, 17, 21	.758	.044	-.008	SFFS	
6, 10, 16, 17, 21, 25	.783	.041	-.033	SFFS	
2, 4, 10, 16, 17, 18, 21	.857	.036	-.107	SFFS	
4, 17, 21	.685	.045	.065	SFFS	
2, 7, 10, 16, 17, 21	.816	.039	-.066	SFFS	
10, 16, 17, 21	.714	.047	.036	SFFS	
4, 17	.643	.049	.107	P	
17, 22	.639	.048	.111	P	
4, 17, 19	.699	.046	.051	T	
4, 9, 17	.692	.046	.058	T	
10	.606	.049	.144		SFS, SFFS, S
3, 4, 10, 11	.731	.044	.019		SFS
7, 10	.614	.046	.136		SFS, SFFS
1, 4, 7, 10	.722	.045	.028		SFS
4	.599	.050	.151		SFS, SFFS, S
4, 7	.623	.048	.127		SFS, P
7, 10, 12, 23	.696	.045	.054		SFFS
1, 3, 4, 7	.702	.047	.048		SFFS
1, 3, 4, 7, 11	.811	.039	-.061		SFFS
3, 4, 7, 11, 12, 23	.896	.030	-.146		SFFS
3, 4, 11	.657	.047	.093		SFFS
10, 11	.620	.050	.130		P
4, 10	.622	.049	.128		P
4, 11	.617	.048	.133		P
4, 10, 11	.671	.047	.079		T
4, 11, 23	.668	.049	.082		T
4, 7, 11	.666	.046	.084		T

Anmerkungen: $K_{\text{Bootstrap}}$ = Bootstrap-Korrektklassifikation, $K_{\text{Hughes}} = .750$ = Hughes-Schätzung für einen optimalen Klassifikator, S = bestes Einzel-Item, P = bestes Item-Paar, T = bestes Item-Tripel, SFS = Sequential Forward Selection, SFFS = Sequential Forward Floating Selection

Vollständige Ergebnisberichte

Bei Bootstrap-Experimenten zur Vorhersage von Regulationsbehinderungen werden zwei unterschiedliche Item-Kombinationen für die vollständige EEB (2: „aggressiv“, 4: „körperlich verspannt“, 17: „zufrieden“, 21: „deprimiert“) und das WSIB (3: „nervös“, 4: „körperlich verspannt“, 10: „körperlich unwohl“, 11: „energiegeladen“) ausgewählt. Beide Modelle erzielen mit einer Bootstrap-Korrektklassifikation von .734 bzw. .731 vergleichbare Ergebnisse. Diese Bootstrap-Korrektklassifikationen sind auch vergleichbar mit der theoretisch bestmögliche Korrektklassifikation nach Hughes (1968) (Tabelle 69 und Tabelle 70).

Tabelle 70. Evaluations-Kennwerte des besten Item-Sets zur personenbezogenen Vorhersage von Regulationsbehinderungen (0 = günstig, 1 = ungünstig) mittels Items aus der vollständigen EEB sowie des WSIB.

	EEB	WSIB					
Items	aggressiv körperlich verspannt zufrieden deprimiert	nervös körperlich verspannt körperlich unwohl energiegeladen					
<i>Bootstrap-Korrektklassifikation</i>							
K _{Bootstrap}	.734	.731					
SD[K _{Bootstrap}]	.044	.044					
95 %-CI[K _{Bootstrap}]	[.648, .820]	[.645, .818]					
<i>Vergleich EEB vs. WSIB</i>							
ΔK _{Bootstrap}		.003					
SD[ΔK _{Bootstrap}]		.062					
95 %-CI[ΔK _{Bootstrap}]		[-.119, .125]					
p[ΔK _{Bootstrap} < 0]		.479					
<i>Vergleich mit optimaler Korrektklassifikation K_{Hughes} = .75 nach Hughes</i>							
K _{Hughes} - K _{Bootstrap}	.016	.019					
SD[K _{Hughes} - K _{Bootstrap}]	.044	.044					
95 %-CI[K _{Hughes} - K _{Bootstrap}]	[-.070, .102]	[-.068, .105]					
p[K _{Hughes} < K _{Bootstrap}]	.361	.334					
<i>Auswertung der Vier-Felder-Tafel</i>							
Cramers φ	.491	.472					
χ ² (1)	24080,48	22299,56					
p[χ ² (1) > χ ² (1)]	< .001	< .001					
Vierfeldertafel							
(Zeilen: Messwerte, Spalten: Vorhersage)		1	0	Σ	1	0	Σ
	1	29375	20675	50050	31332	18600	49932
	0	5893	44057	49950	8289	41779	50068
	Σ	35268	64732	100000	39621	60379	100000
Korrekturfaktor	c	1,419	0,772		1,260	0,829	

Vollständige Ergebnisberichte

Tabelle 71. Evaluative Kennwerte des besten Item-Sets zur stichprobenbezogenen Vorhersage von Regulationsbehinderungen (0 = günstig, 1 = ungünstig) mittels Items aus der vollständigen EEB sowie des WSIB. Mittels Bootstrapping wurden 1000 Stichproben des Umfangs N = 100 gezogen. Dargestellt sind die mittleren Vorhersagefehler und ihre Standardabweichungen für die Wahrscheinlichkeit der Klasse 1 sowie für Erwartungswerte. Ausgewertet wurde außerdem die Wahrscheinlichkeit, mit der der Schluss von vorhergesagter Über- oder Unterschreitung der Basisrate (50 %) für die Klasse 1 auf die entsprechende gemessene Über- oder Unterschreitung zulässig ist.

	EEB	WSIB					
Items	aggressiv körperlich verspannt zufrieden deprimiert	nervös körperlich verspannt körperlich unwohl energiegeladen					
<i>Mittlere Vorhersagefehler</i>							
$\langle \varepsilon(\pi_1) \rangle$.004	.002					
$\sigma(\varepsilon(\pi_1))$.060	.059					
$\langle \varepsilon(\mu) \rangle$	0,003	0,002					
$\sigma(\varepsilon(\mu))$	0,051	0,052					
<i>Bootstrap-Korrektklassifikation für Stichproben</i>							
$K_{\text{Bootstrap}}$.688	.673					
<i>Auswertung der Vier-Felder-Tafel</i>							
Cramers ϕ	.377	.346					
$\chi^2(1)$	142,21	119,68					
$p[\chi^2(1) > \chi^2(1)]$	< .001	< .001					
Vierfeldertafel	1	0	Σ	1	0	Σ	
(Zeilen: Messwerte,	1	330	139	469	332	164	496
Spalten: Vorhersage)	0	173	358	531	163	341	504
	Σ	503	497	1000	495	505	1000

Die mittleren Fehler bei der Vorhersage der Wahrscheinlichkeit von Klasse 1 liegen für beide Instrumente im Promillebereich. Das 99,8 %-Konfidenzintervall für diese Vorhersage umfasst einen Bereich von etwa 38 %. Die mittleren Fehler bei der Vorhersage von Erwartungswerten sind nahe Null. Hier umfasst das 99,8 %-Konfidenzintervall einen Bereich von etwa 0,3 Skalenpunkten. Dies entspricht 15 % der Gesamtskala, die von 0 bis 2 reicht. Werden Vorhersagen von Regulationsbehinderungen bei Bootstrap-Experimenten für 1000 zufällige Stichproben mit einem Umfang von je 100 Instanzen durchgeführt, so kann mit einer Wahrscheinlichkeit von .688 (vollständige EEB) bzw. .673 (WSIB) korrekt vorhergesagt werden, ob diese über- oder unterdurchschnittlich häufig für eine Stichprobe vorkommen (Tabelle 71).

A3.5 TÄTIGKEITSSPIELRAUM

Tätigkeitsspielraum umfasst Gestaltungsmerkmale der Arbeit, die von der Planung bis zur Durchführung einer Arbeitshandlung Entscheidungs- und Gestaltungsmöglichkeiten für die Beschäftigten einräumen. Sie geben Aufschluss, inwiefern eine Arbeitsaufgabe sequenziell vollständig und verantwortungsvoll ist (Hacker & Sachse, 2014; Ulich, 2011). Die Synthetische Beanspruchungs- und Arbeitsanalyse (SynBA; Wieland-Eckelmann et al., 1999) berücksichtigt Tätigkeitsspielraum mit drei Items (z. B. „Sie müssen oft Entscheidungen treffen und tragen die Verantwortung dafür“). Diese sind auf einer fünfstufigen Skala (0 = "Trifft gar nicht zu" bis 4 = "Trifft vollständig zu") zu bewerten. Nach Rekodierung auf eine dreistufige Bewertung (0 = geringer, 1 = mittlerer und 2 = hoher Gestaltungsbedarf) wird der Skalenwert durch Mittelwertbildung berechnet. In Tabelle 72 sind die deskriptiv-statistischen Kennwerte dieser Skala zusammengestellt.

Tabelle 72. Deskriptiv-statistische Kennwerte der Variablen Tätigkeitsspielraum.

N	Modus	Median	M	SD	Min	Max	μ_0	μ_1
1541	1,33	1,33	1,18	0,52	0,00	2,00	0,76	1,60

Modus und Median bzw. Mittelwert (*M*) sind mit 1,33 bzw. 1,18 vergleichbar ausgeprägt. Die Stichprobe mit gültigem Skalenwert für Tätigkeitsspielraum wurde für die folgenden Analysen am Median in die Kategorien 0 = „günstig“ und 1 = „ungünstig“ unterteilt. In Tabelle 73 sind jedoch zunächst die Korrelationen (Spearman ρ) zwischen den Items der EEB und den Skalenwerten für Tätigkeitsspielraum aufgelistet.

Tabelle 73. Korrelationen (Spearman ρ) der Variablen Tätigkeitsspielraum mit den einzelnen Items der EEB.

Nr.	EEB-Item	ρ	Nr.	EEB-Item	ρ	Nr.	EEB-Item	ρ
1	konzentriert ^(a)	-.228*	2	aggressiv	-.003	3	nervös ^(a)	.011
4	körperlich verspannt ^(a)	.013	5	selbstsicher	-.231*	6	zornig	.038
7	aufmerksam ^(a)	-.251*	8	leistungsbereit ^(a)	-.243*	9	entspannt	-.056
10	körperlich unwohl ^(a)	.100*	11	energiegeladen ^(a)	-.160*	12	aufgeregt ^(a)	-.006
13	gelangweilt	.180*	14	beschwingt	-.104*	15	fröhlich	-.103*
16	ärgerlich	.033	17	zufrieden	-.196*	18	ängstlich	.047
19	lustig	-.026	20	leicht	-.086	21	deprimiert	.050
22	bedrückt	.039	23	einflussreich ^(a)	-.320*	24	vergnügt	-.077
25	betrübt	.067						

^(a)Dieses Item gehört auch zum WSIB; * $p < .001$

Je geringer der Gestaltungsbedarf für Tätigkeitsspielraum ausgeprägt ist, desto einflussreicher ($\rho = -.320$), aufmerksamer ($\rho = -.251$) und leistungsbereiter ($\rho = -.243$) fühlen sich die Beschäftigten während der Arbeit. Gleichzeitig fühlen sie sich umso weniger

gelangweilt ($\rho = .180$). Während die Korrelation mit „einflussreich“ als mittlerer Effekt ($.3 < |\rho| \leq .5$) zu interpretieren ist, sind alle weiteren signifikanten Korrelationen als kleine Effekte ($.1 < |\rho| \leq .3$) zu betrachten.

Tabelle 74. Selegierte Eigenschaftswörter der vollständigen EEB bei drei Bayes-Selektions-Experimenten (bestes Item, bestes Paar und bestes Tripel) zur Vorhersage von Tätigkeitsspielraum (0 = günstig, 1 = ungünstig) und deren Korrektklassifikation (κ) auf Grundlage der Trainingsdaten.

CV-Iteration	Experimente zur Vorhersage von Tätigkeitsspielraum (0 = günstig, 1 = ungünstig), Eigenschaftswörter der vollständigen EEB		
	Bestes Item	Bestes Paar	Bestes Tripel
0	23	5, 23	5, 23, 24
	K _{Training} .610	.641	.698
1	23	5, 23	5, 19, 23
	K _{Training} .615	.640	.704
2	23	5, 23	5, 19, 23
	K _{Training} .614	.642	.704
3	23	14, 23	5, 19, 23
	K _{Training} .624	.645	.702
4	23	5, 23	7, 20, 23
	K _{Training} .611	.643	.700
5	23	5, 23	5, 15, 23
	K _{Training} .611	.640	.702
6	23	5, 23	5, 19, 23
	K _{Training} .616	.641	.698
7	23	5, 23	20, 23, 24
	K _{Training} .613	.641	.700
8	23	8, 23	5, 17, 19
	K _{Training} .611	.637	.699
9	23	13, 23	5, 15, 23
	K _{Training} .612	.638	.699

Stehen sämtliche EEB-Items zur Selektion zur Verfügung, so wird bei den kombinatorischen Experimenten (Bestes Einzelitem, Bestes Paar und Bestes Tripel) das Item 23 („einflussreich“) durchgehend als bestes Einzelitem gewählt. Für das beste Paar kommt bis auf drei Ausnahmen das Item 5 („selbstsicher“) hinzu. Bei der Auswahl des besten Tripels kommt es zu mehr Varianz. Auch hier stehen die Items 5 und 23 im Vordergrund (vgl. Tabelle 74). Die Stabilitäten dieser Kombinationen sind vergleichsweise hoch (vgl. auch Tabelle 75). Erwartungsgemäß wächst die Trainings-Korrektklassifikation mit der Anzahl ausgewählter Items.

Vollständige Ergebnisberichte

Tabelle 75. Verschiedene Kennwerte zur Beurteilung der Klassifikations-Güte von Modellen auf Grundlage dreier Bayes-Selektions-Experimente (bestes Item, bestes Paar, bestes Tripel). Geprüft wird die Vorhersage von Tätigkeitsspielraum (0 = günstig, 1 = ungünstig) nach Selektion von Eigenschaftswörtern der vollständigen EEB als Prädiktoren.

	Experimente zur Vorhersage von Tätigkeitsspielraum (0 = günstig, 1 = ungünstig), Eigenschaftswörter der vollständigen EEB									
	Bestes Item			Bestes Paar			Bestes Tripel			
<i>Korrektklassifikation gegenüber Konstante</i>										
K_{CV}	.604			.601			.574			
$K_{CV} - K_{Konst}$.104			.100			.074			
$SD[K_{CV} - K_{Konst}]$.018			.018			.018			
95 %-CI[$K_{CV} - K_{Konst}$]	[.069, .138]			[.065, .135]			[.038, .109]			
$p[\text{Stichprobe S: } K_{Konst} > K_{CV}]$	< .001			< .001			< .001			
<i>Korrektklassifikation gegenüber Hughes-Schätzung</i>										
K_{Hughes}	.730			.740			.704			
$K_{Hughes} - K_{CV}$.126			.139			.130			
$SD[K_{Hughes} - K_{CV}]$.017			.017			.017			
$p[\text{Klassifikator: } K_{Hughes} < K_{CV}]$	< .001			< .001			< .001			
<i>Stabilität der Menge selezierter Eigenschaftswörter</i>										
Stabilität	1.000			.467			.156			
<i>Trainings-Test-Drift der Korrektklassifikation</i>										
$K_{Training}$.614			.641			.701			
$ K_{CV} - K_{Training} $.010			.040			.127			
$SD[K_{CV} - K_{Training}]$.018			.017			.017			
$p[\text{größere Differenz}]$.581			.021			< .001			
<i>Auswertung der Vier-Felder-Tafel</i>										
Cramers ϕ	.215			.202			.148			
$\chi^2(1)$	71,30			62,33			32,68			
$p[\chi^2(1) > \chi^2(1)]$	< .001			< .001			< .001			
Vierfeldertafel		1	0	Σ	1	0	Σ	1	0	Σ
(Zeilen: Messwerte,	1	565	205	770	480	288	768	477	272	749
Spalten: Vorhersage)	0	405	365	770	325	442	767	362	377	739
	Σ	970	570	1540	805	730	1535	839	649	1488

Die beste Cross-Validation-Korrektklassifikation (Anwendung der Vorhersagemodelle auf ungesehene Daten) erzielt das beste Einzelitem, eng gefolgt vom besten Paar. Diese liegt mit .604 überzufällig über dem zu erwartenden Ergebnis von .500 bei konstanter Zuordnung. Das wird auch durch die Vierfeldertafel bestätigt. Die theoretisch bestmögliche Korrektklassifikation wird jedoch mit einer Differenz von .126 signifikant unterschritten.

Überschritten wird die entsprechende Trainings-Korrektklassifikation. Der Unterschied ist jedoch nicht signifikant (vgl. Tabelle 75).

Tabelle 76. Selegierte Eigenschaftswörter des WSIB bei drei Bayes-Selektions-Experimenten (bestes Item, bestes Paar und bestes Tripel) zur Vorhersage von Tätigkeitsspielraum (0 = günstig, 1 = ungünstig) und deren Korrektklassifikation (κ) auf Grundlage der Trainingsdaten.

CV-Iteration	Experimente zur Vorhersage von Tätigkeitsspielraum (0 = günstig, 1 = ungünstig), Eigenschaftswörter des WSIB		
	Bestes Item	Bestes Paar	Bestes Tripel
0	23	8, 23	1, 8, 23
	K _{Training} .610	.636	.675
1	23	8, 23	1, 8, 23
	K _{Training} .615	.637	.678
2	23	8, 23	7, 11, 23
	K _{Training} .614	.640	.682
3	23	4, 23	4, 10, 23
	K _{Training} .624	.640	.686
4	23	8, 23	7, 11, 23
	K _{Training} .611	.638	.680
5	23	7, 23	7, 11, 23
	K _{Training} .611	.636	.680
6	23	8, 23	7, 11, 23
	K _{Training} .616	.638	.682
7	23	8, 23	4, 10, 23
	K _{Training} .613	.637	.678
8	23	8, 23	7, 11, 23
	K _{Training} .611	.637	.682
9	23	8, 23	7, 8, 23
	K _{Training} .612	.637	.678

Stehen nur die Items des WSIB für die Selektion zur Verfügung, so wird auch hier, wie bei Zugrundelegung der vollständigen EEB, das Item 23 („einflussreich“) als bestes Einzelitem gewählt. Für das beste Paar wird dies in acht Fällen um das Item 8 („leistungsbereit“) ergänzt. Beim besten Tripel kommt es jedoch zu anderen Kombinationen. Am häufigsten ist die Kombination der Items 7 („aufmerksam“), 11 („energiegeladen“) und 23 (vgl. Tabelle 76). Die Rangfolge der Item-Kombinationen bezüglich der Trainings-Korrektklassifikation entspricht jener bei Verwendung der vollständigen EEB. Die Stabilitäten sind nun höher (Tabelle 77).

Vollständige Ergebnisberichte

Tabelle 77. Verschiedene Kennwerte zur Beurteilung der Klassifikations-Güte von Modellen auf Grundlage dreier Bayes-Selektions-Experimente (bestes Item, bestes Paar, bestes Tripel). Geprüft wird die Vorhersage von Tätigkeitsspielraum (0 = günstig, 1 = ungünstig) nach Selektion von Eigenschaftswörtern des WSIB als Prädiktoren.

	Experimente zur Vorhersage von Tätigkeitsspielraum (0 = günstig, 1 = ungünstig), Eigenschaftswörter des WSIB									
	Bestes Item			Bestes Paar			Bestes Tripel			
<i>Korrektklassifikation gegenüber Konstante</i>										
K_{CV}	.604			.602			.581			
$K_{CV} - K_{Konst}$.103			.101			.081			
$SD[K_{CV} - K_{Konst}]$.018			.018			.018			
95 %-CI[$K_{CV} - K_{Konst}$]	[.068, .138]			[.067, .136]			[.045, .116]			
$p[\text{Stichprobe S: } K_{Konst} > K_{CV}]$	< .001			< .001			< .001			
<i>Korrektklassifikation gegenüber Hughes-Schätzung</i>										
K_{Hughes}	.730			.740			.704			
$K_{Hughes} - K_{CV}$.126			.138			.123			
$SD[K_{Hughes} - K_{CV}]$.017			.017			.017			
$p[\text{Klassifikator: } K_{Hughes} < K_{CV}]$	< .001			< .001			< .001			
<i>Stabilität der Menge selezierter Eigenschaftswörter</i>										
Stabilität	1.000			.622			.267			
<i>Trainings-Test-Drift der Korrektklassifikation</i>										
$K_{Training}$.614			.638			.680			
$ K_{CV} - K_{Training} $.010			.036			.099			
$SD[K_{CV} - K_{Training}]$.018			.017			.018			
$p[\text{größere Differenz}]$.566			.041			< .001			
<i>Auswertung der Vier-Felder-Tafel</i>										
Cramers ϕ	.214			.204			.162			
$\chi^2(1)$	70,67			64,06			39,37			
$p[\chi^2(1) > \chi^2(1)]$	< .001			< .001			< .001			
Vierfeldertafel		1	0	Σ	1	0	Σ	1	0	Σ
(Zeilen: Messwerte,	1	565	206	771	488	280	768	476	280	756
Spalten: Vorhersage)	0	405	365	770	332	437	769	348	395	743
	Σ	970	571	1541	820	717	1537	824	675	1499

Wie bei der Auswahl aus der vollständigen EEB weist auch hier (WSIB) das beste Einzelitem die beste Cross-Validation-Korrektklassifikation auf. Diese unterscheidet sich stark von der des besten Tripels. Sie unterscheidet sich nicht signifikant von der Trainings-Korrektklassifikation, liegt jedoch mit einer Differenz von .126 signifikant unterhalb der theoretisch bestmöglichen Korrektklassifikation (Tabelle 77).

Vollständige Ergebnisberichte

Tabelle 78. Selegierte Eigenschaftswörter der vollständigen EEB bei drei Selektions-Experimenten (Binärlogistische Regression, Sequential Forward Floating Selection [BLR/SFS], Bayes-Klassifikation, SFS [Bayes/SFS] und Bayes-Klassifikation, Sequential Forward Floating Selection [Bayes/SFFS]) zur Vorhersage von Tätigkeitsspielraum (0 = günstig, 1 = ungünstig) und deren Korrektklassifikation (κ) auf Grundlage der Trainingsdaten.

CV-Iteration	Experimente zur Vorhersage von Tätigkeitsspielraum (0 = günstig, 1 = ungünstig), Eigenschaftswörter der vollständigen EEB		
	BLR/SFS	Bayes/SFS	Bayes/SFFS
0	23	23	23
	κ_{Training} .601	.601	.601
1	23	23	23
	κ_{Training} .620	.620	.620
2	23	1, 5, 19, 23	5, 11, 13
	κ_{Training} .619	.636	.611
3	23	1, 5, 19, 23	5, 7, 8
	κ_{Training} .618	.634	.612
4	23	23	23
	κ_{Training} .609	.609	.609
5	23	23	23
	κ_{Training} .612	.612	.612
6	23	23	23
	κ_{Training} .614	.614	.614
7	23	23	5, 7, 8
	κ_{Training} .609	.609	.604
8	23	1, 5, 19, 23	2, 5, 11, 13, 16, 25
	κ_{Training} .614	.634	.639
9	23	1, 5, 6, 8, 12, 23	2, 5, 7, 8, 21
	κ_{Training} .616	.657	.631

Werden Experimente zur heuristischen Selektion von Items aus der vollständigen EEB durchgeführt (Sequential Forward Selection [SFS], Sequential Forward Floating Selection [SFFS]), so kommt es gegenüber kombinatorischen Verfahren zu etwas höheren Stabilitäten (Tabelle 60 und Tabelle 61). Dies liegt daran, dass bei allen drei Algorithmen das Item 23 („einflussreich“) sehr häufig in Kombination mit anderen Items oder als Einzelitem ausgewählt wird. Insbesondere bei binärlogistischer Regression wird es durchgehend als Einzelitem ausgewählt. Auf Grund der Trainings-Korrektklassifikationen lässt sich kein Algorithmus als überlegen identifizieren. Binärlogistische Regression führt jedoch tendenziell zu den geringsten Trainings-Korrektklassifikationen (Tabelle 60 und Tabelle 61).

Vollständige Ergebnisberichte

Tabelle 79. Verschiedene Kennwerte zur Beurteilung der Klassifikations-Güte von Modellen auf Grundlage dreier Selektions-Experimente (Binärlogistische Regression, Sequential Forward Floating Selection [BLR/SFS], Bayes-Klassifikation, SFS [Bayes/SFS] und Bayes-Klassifikation, Sequential Forward Floating Selection [Bayes/SFFS]). Geprüft wird die Vorhersage von Tätigkeitsspielraum (0 = günstig, 1 = ungünstig) nach Selektion von Eigenschaftswörtern der vollständigen EEB als Prädiktoren.

	Experimente zur Vorhersage von Tätigkeitsspielraum (0 = günstig, 1 = ungünstig), Eigenschaftswörter der vollständigen EEB									
	BLR/SFS			Bayes/SFS			Bayes/SFFS			
<i>Korrektklassifikation gegenüber Konstante</i>										
K_{CV}	.613			.624			.633			
$K_{CV} - K_{Konst}$.113			.123			.133			
$SD[K_{CV} - K_{Konst}]$.018			.018			.018			
95 %-CI[$K_{CV} - K_{Konst}$]	[.078, .148]			[.089, .158]			[.098, .167]			
p [Stichprobe S: $K_{Konst} > K_{CV}$]	< .001			< .001			< .001			
<i>Stabilität der Menge selezierter Eigenschaftswörter</i>										
Stabilität	1.000			.400			.244			
<i>Trainings-Test-Drift der Korrektklassifikation</i>										
$K_{Training}$.613			.623			.615			
$ K_{CV} - K_{Training} $.000			.001			.017			
$SD[K_{CV} - K_{Training}]$.018			.017			.017			
p [größere Differenz]	1.00			.950			.319			
<i>Auswertung der Vier-Felder-Tafel</i>										
Cramers ϕ	.243			.257			.273			
$\chi^2(1)$	90,67			101,94			114,45			
$p[\chi^2(1) > \chi^2(1)]$	< .001			< .001			< .001			
Vierfeldertafel		1	0	Σ	1	0	Σ	1	0	Σ
(Zeilen: Messwerte,	1	608	161	769	584	185	769	568	201	769
Spalten: Vorhersage)	0	434	336	770	394	376	770	363	406	769
	Σ	1042	497	1539	978	561	1539	931	607	1538

Bayes-Klassifikation führt bei der Cross-Validation-Korrektklassifikation zu besseren Ergebnissen, als binärlogistische Regression. Es finden sich keine signifikanten Unterschiede zu den Trainings-Korrektklassifikationen. Gegenüber den kombinatorischen Experimenten sind die Cross-Validation-Korrektklassifikationen bei heuristischer Vorgehensweise durchgehend besser. Bei der Vorhersage ist eine Verschiebung hin zur Klasse 1 („Tätigkeitsspielraum ungünstig ausgeprägt“) zu beobachten (Tabelle 61).

Vollständige Ergebnisberichte

Tabelle 80. Selegierte Eigenschaftswörter des WSIB bei drei Selektions-Experimenten (Binärlogistische Regression, Sequential Forward Floating Selection [BLR/SFS], Bayes-Klassifikation, SFS [Bayes/SFS] und Bayes-Klassifikation, Sequential Forward Floating Selection [Bayes/SFFS]) zur Vorhersage von Tätigkeitsspielraum (0 = günstig, 1 = ungünstig) und deren Korrektklassifikation (κ) auf Grundlage der Trainingsdaten.

CV-Iteration	Experimente zur Vorhersage von Tätigkeitsspielraum (0 = günstig, 1 = ungünstig), Eigenschaftswörter des WSIB		
	BLR/SFS	Bayes/SFS	Bayes/SFFS
0	23	23	23
	κ_{Training} .601	.601	.601
1	23	1, 3, 8, 23	7, 8
	κ_{Training} .620	.627	.596
2	23	23	1, 7, 8
	κ_{Training} .619	.619	.599
3	23	1, 3, 4, 23	7, 8
	κ_{Training} .618	.627	.598
4	23	23	23
	κ_{Training} .609	.609	.609
5	23	3, 4, 7, 10, 23	23
	κ_{Training} .612	.638	.612
6	23	1, 4, 7, 10, 11, 12, 23	23
	κ_{Training} .614	.673	.614
7	23	1, 3, 23	23
	κ_{Training} .609	.612	.609
8	23	23	7, 8
	κ_{Training} .614	.614	.593
9	23	1, 3, 4, 23	7, 8
	κ_{Training} .616	.623	.595

Werden die auswählbaren Items auf das WSIB eingeschränkt, dann steht das Item 23 („einflussreich“) noch stärker im Vordergrund. Nun wird es bei Bayes-Klassifikation (SFFS) ebenfalls sehr häufig als Einzelitem gewählt. Bei Bayes-Klassifikation (SFFS) kommt dieses Item auch in allen Kombinationen vor, jedoch kommt es bei diesem Algorithmus nun (WSIB) zu einer größeren Variabilität bei der Item-Auswahl. Die Trainings-Korrektklassifikationen sind vergleichbar mit jenen, die bei Zugrundelegung der vollständigen EEB erzielt werden konnten. Hinsichtlich der Trainings-Korrektklassifikationen hebt sich Bayes-Klassifikation (SFS) mit tendenziell höheren Werten hervor (Tabelle 80 und Tabelle 81).

Vollständige Ergebnisberichte

Tabelle 81. Verschiedene Kennwerte zur Beurteilung der Klassifikations-Güte von Modellen auf Grundlage dreier Selektions-Experimente (Binärlogistische Regression, Sequential Forward Floating Selection [BLR/SFS], Bayes-Klassifikation, SFS [Bayes/SFS] und Bayes-Klassifikation, Sequential Forward Floating Selection [Bayes/SFFS]). Geprüft wird die Vorhersage von Tätigkeitsspielraum (0 = günstig, 1 = ungünstig) nach Selektion von Eigenschaftswörtern des WSIB als Prädiktoren.

	Experimente zur Vorhersage von Tätigkeitsspielraum (0 = günstig, 1 = ungünstig), Eigenschaftswörter des WSIB									
	BLR/SFS			Bayes/SFS			Bayes/SFFS			
<i>Korrektklassifikation gegenüber Konstante</i>										
K_{CV}	.613			.624			.635			
$K_{CV} - K_{Konst}$.113			.124			.135			
$SD[K_{CV} - K_{Konst}]$.018			.018			.018			
95 %-CI[$K_{CV} - K_{Konst}$]	[.078, .148]			[.089, .159]			[.100, .170]			
p [Stichprobe S: $K_{Konst} > K_{CV}$]	< .001			< .001			< .001			
<i>Stabilität der Menge selezierter Eigenschaftswörter</i>										
Stabilität	1.000			.156			.356			
<i>Trainings-Test-Drift der Korrektklassifikation</i>										
$K_{Training}$.613			.624			.603			
$ K_{CV} - K_{Training} $.000			.000			.033			
$SD[K_{CV} - K_{Training}]$.018			.017			.017			
p [größere Differenz]	1.00			1.00			.060			
<i>Auswertung der Vier-Felder-Tafel</i>										
Cramers ϕ	.243			.259			.273			
$\chi^2(1)$	90,67			103,43			114,30			
$p[\chi^2(1) > \chi^2(1)]$	< .001			< .001			< .001			
Vierfeldertafel		1	0	Σ	1	0	Σ	1	0	Σ
(Zeilen: Messwerte,	1	608	161	769	584	185	769	529	240	769
Spalten: Vorhersage)	0	434	336	770	392	377	769	321	449	770
	Σ	1042	497	1539	976	562	1538	850	689	1539

Bayes-Klassifikation mit Sequential Forward Floating Selection (SFFS) führt deutlich zur besten Cross-Validation-Korrektklassifikation, und ist somit den beiden anderen Algorithmen überlegen. Hier werden die Korrektklassifikation bei konstanter Zuordnung (signifikant) sowie die Trainings-Korrektklassifikation (nicht signifikant) überschritten. Dies wird auch durch die Vierfeldertafel bestätigt. Allerdings ist bei der Vorhersage eine Verschiebung hin zur Klasse 1 („Tätigkeitsspielraum ungünstig ausgeprägt“) zu beobachten. Die Cross-Validation-Korrektklassifikation bei Bayes-Klassifikation (SFS) ist jener bei binärlogistischer Regression überlegen (Tabelle 81).

Vollständige Ergebnisberichte

Tabelle 82. Bootstrap-Experimente zur Auswahl geeigneter Bayes-Klassifikatoren. Es wurden je Item-Set 1000 Experimente mit Zufallsstichproben vom Umfang $N = 100$ durchgeführt. Die Modelle dienen zur Vorhersage von Tätigkeitsspielraum (0 = günstig, 1 = ungünstig). Fett markiert ist das geeignetste Item-Set aus der vollständigen EEB sowie aus dem Screening (WSIB).

Items	$K_{\text{Bootstrap}}$	$SD[K_{\text{Bootstrap}}]$	$K_{\text{Hughes}} - K_{\text{Bootstrap}}$	EEB	WSIB
23	.611	.049	.139	SFS, SFFS, S	SFS, SFFS, S
1, 5, 19, 23	.766	.042	-.016	SFS	
1, 5, 6, 8, 12, 23	.846	.036	-.096	SFS	
5, 11, 13	.647	.047	.103	SFFS	
5, 7, 8	.644	.047	.106	SFFS	
2, 5, 11, 13, 16, 25	.785	.040	-.035	SFFS	
2, 5, 7, 8, 21	.735	.045	.015	SFFS	
5, 23	.638	.048	.112	P	
14, 23	.639	.047	.111	P	
8, 23	.636	.049	.114	P	P
13, 23	.636	.049	.114	P	
5, 23, 24	.695	.046	.055	T	
5, 19, 23	.694	.045	.056	T	
7, 20, 23	.689	.047	.061	T	
5, 15, 23	.691	.045	.059	T	
20, 23, 24	.690	.046	.060	T	
5, 17, 19	.680	.046	.070	T	
1, 3, 8, 23	.725	.046	.025		SFS
1, 3, 4, 23	.734	.044	.016		SFS
3, 4, 7, 10, 23	.811	.040	-.061		SFS
1, 4, 7, 10, 11, 12, 23	.945	.022	-.195		SFS
1, 3, 23	.653	.047	.097		SFS
7, 8	.598	.052	.152		SFFS
1, 7, 8	.639	.049	.111		SFFS
4, 23	.623	.048	.127		P
7, 23	.633	.050	.117		P
1, 8, 23	.673	.046	.077		T
7, 11, 23	.675	.044	.075		T
4, 10, 23	.670	.047	.080		T
7, 8, 23	.673	.046	.077		T

Anmerkungen: $K_{\text{Bootstrap}}$ = Bootstrap-Korrektklassifikation, $K_{\text{Hughes}} = .750$ = Hughes-Schätzung für einen optimalen Klassifikator, S = bestes Einzel-Item, P = bestes Item-Paar, T = bestes Item-Tripel, SFS = Sequential Forward Selection, SFFS = Sequential Forward Floating Selection

Bei Bootstrap-Experimenten zur Vorhersage von Tätigkeitsspielraum werden zwei unterschiedliche Item-Kombinationen für die vollständige EEB (2: „aggressiv“, 5:

Vollständige Ergebnisberichte

„selbstsicher“, 7: „aufmerksam“, 8: „leistungsbereit“, 21: „deprimiert“) und das WSIB (1: „konzentriert“, 3: „nervös“, 4: „körperlich verspannt“, 23: „einflussreich“) ausgewählt. Beide Modelle erzielen mit einer Bootstrap-Korrektklassifikation von .735 bzw. .734 vergleichbare Ergebnisse. Diese Bootstrap-Korrektklassifikationen sind auch vergleichbar mit der theoretisch bestmögliche Korrektklassifikation nach Hughes (1968) (Tabelle 82 und Tabelle 83).

Tabelle 83. Evaluations-Kennwerte des besten Item-Sets zur personenbezogenen Vorhersage von Tätigkeitsspielraum (0 = günstig, 1 = ungünstig) mittels Items aus der vollständigen EEB sowie des WSIB.

	EEB	WSIB					
Items	aggressiv selbstsicher aufmerksam leistungsbereit deprimiert	konzentriert nervös körperlich verspannt einflussreich					
<i>Bootstrap-Korrektklassifikation</i>							
K _{Bootstrap}	.735	.734					
SD[K _{Bootstrap}]	.045	.044					
95 %-CI[K _{Bootstrap}]	[.646, .823]	[.648, .820]					
<i>Vergleich EEB vs. WSIB</i>							
Δ K _{Bootstrap}		.001					
SD[Δ K _{Bootstrap}]		.063					
95 %-CI[Δ K _{Bootstrap}]		[-.122, .124]					
$p[\Delta$ K _{Bootstrap} < 0]		.494					
<i>Vergleich mit optimaler Korrektklassifikation K_{Hughes} = .75 nach Hughes</i>							
K _{Hughes} - K _{Bootstrap}	.015	.016					
SD[K _{Hughes} - K _{Bootstrap}]	.045	.044					
95 %-CI[K _{Hughes} - K _{Bootstrap}]	[-.073, .104]	[-.070, .102]					
$p[K_{\text{Hughes}} < K_{\text{Bootstrap}}]$.369	.357					
<i>Auswertung der Vier-Felder-Tafel</i>							
Cramers ϕ	.470	.472					
$\chi^2(1)$	22093,58	22280,70					
$p[\chi^2(1) > \chi^2(1)]$	< .001	< .001					
Vierfeldertafel							
		1	0	Σ	1	0	Σ
(Zeilen: Messwerte, Spalten: Vorhersage)	1	35654	14347	50001	40110	9940	50050
	0	12153	37790	49943	16670	33280	49950
	Σ	47807	52137	99944	56780	43220	100000
Korrekturfaktor	c	1,046	0,958		0,881	1,156	

Vollständige Ergebnisberichte

Tabelle 84. Evaluative Kennwerte des besten Item-Sets zur stichprobenbezogenen Vorhersage von Tätigkeitsspielraum (0 = günstig, 1 = ungünstig) mittels Items aus der vollständigen EEB sowie des WSIB. Mittels Bootstrapping wurden 1000 Stichproben des Umfangs N = 100 gezogen. Dargestellt sind die mittleren Vorhersagefehler und ihre Standardabweichungen für die Wahrscheinlichkeit der Klasse 1 sowie für Erwartungswerte. Ausgewertet wurde außerdem die Wahrscheinlichkeit, mit der der Schluss von vorhergesagter Über- oder Unterschreitung der Basisrate (50 %) für die Klasse 1 auf die entsprechende gemessene Über- oder Unterschreitung zulässig ist.

	EEB	WSIB					
Items	aggressiv selbstsicher aufmerksam leistungsbereit deprimiert	konzentriert nervös körperlich verspannt einflussreich					
<i>Mittlere Vorhersagefehler</i>							
$\langle \varepsilon(\pi_1) \rangle$.002	.000					
$\sigma(\varepsilon(\pi_1))$.052	.051					
$\langle \varepsilon(\mu) \rangle$	0,000	-0,002					
$\sigma(\varepsilon(\mu))$	0,052	0,051					
<i>Bootstrap-Korrektklassifikation für Stichproben</i>							
K _{Bootstrap}	.686	.687					
<i>Auswertung der Vier-Felder-Tafel</i>							
Cramers ϕ	.373	.373					
$\chi^2(1)$	138,94	139,37					
$p[\chi^2(1) > \chi^2(1)]$	< .001	< .001					
Vierfeldertafel							
(Zeilen: Messwerte, Spalten: Vorhersage)		1	0	Σ	1	0	Σ
	1	347	169	516	373	173	546
	0	145	339	484	140	314	454
	Σ	492	508	1000	513	487	1000

Die mittleren Fehler bei der Vorhersage der Wahrscheinlichkeit von Klasse 1 liegen für die vollständige EEB im Promillebereich, für das WSIB sind sie nach Rundung Null. Das 99,8 %-Konfidenzintervall für diese Vorhersage umfasst einen Bereich von etwa 33 %. Die mittleren Fehler bei der Vorhersage von Erwartungswerten sind identisch bzw. nahe Null. Hier umfasst das 99,8 %-Konfidenzintervall einen Bereich von etwa 0,3 Skalenpunkten. Dies entspricht 15 % der Gesamtskala, die von 0 bis 2 reicht. Werden Vorhersagen von Tätigkeitsspielraum bei Bootstrap-Experimenten für 1000 zufällige Stichproben mit einem Umfang von je 100 Instanzen durchgeführt, so kann mit einer Wahrscheinlichkeit von .686 (vollständige EEB) bzw. .687 (WSIB) korrekt vorhergesagt werden, ob diese über- oder unterdurchschnittlich häufig für eine Stichprobe vorkommen (Tabelle 84).

A3.6 GESAMTBEDARF FÜR ARBEITSGESTALTUNG

Gesamtbedarf für Arbeitsgestaltung ist ein aggregiertes Merkmal der Synthetischen Beanspruchungs- und Arbeitsanalyse (SynBA; Wieland-Eckelmann et al., 1999). Der Rohwert dieses Merkmals ergibt sich durch Summation der Gestaltungsbedarfe für die fünf Merkmalsbereiche der SynBA: Aufgabenanforderungen, Kommunikation und Kooperation, Leistungs- und Zeitvorgaben, Regulationsbehinderungen und Tätigkeitsspielraum. Er kann daher Werte zwischen 0 (kein Gesamtbedarf für Arbeitsgestaltung) und 10 (besonders hoher Gesamtbedarf für Arbeitsgestaltung) annehmen. In Tabelle 85 sind die deskriptiv-statistischen Kennwerte dieses Kennwertes zusammengestellt.

Tabelle 85. Deskriptiv-statistische Kennwerte der Variablen Gesamtbedarf für Arbeitsgestaltung.

N	Modus	Median	M	SD	Min	Max	μ_0	μ_1
1466	6,43	5,70	5,71	1,32	1,70	10,00	4,67	6,75

Während Median und Mittelwert (*M*) mit 5,7 identisch sind, fällt der Modus mit 6,43 etwas höher aus. Die Stichprobe mit gültigem Kennwert für Gesamtgestaltungsbedarf wurde für die folgenden Analysen am Median in die Kategorien 0 = „günstig“ und 1 = „ungünstig“ unterteilt. In Tabelle 86 sind jedoch zunächst die Korrelationen (Spearman ρ) zwischen den Items der EEB und den Kennwerten für Gesamtgestaltungsbedarf aufgelistet.

Tabelle 86. Korrelationen (Spearman ρ) der Variablen Gesamtbedarf für Arbeitsgestaltung mit den einzelnen Items der EEB.

Nr.	EEB-Item	ρ	Nr.	EEB-Item	ρ	Nr.	EEB-Item	ρ
1	konzentriert ^(a)	-.268*	2	aggressiv	.052	3	nervös ^(a)	.009
4	körperlich verspannt ^(a)	.048	5	selbtsicher	-.181*	6	zornig	.111*
7	aufmerksam ^(a)	-.261*	8	leistungsbereit ^(a)	-.239*	9	entspannt	-.051
10	körperlich unwohl ^(a)	.184*	11	energiegeladen ^(a)	-.178*	12	aufgeregt ^(a)	-.019
13	gelangweilt	.209*	14	beschwingt	-.099*	15	fröhlich	-.096*
16	ärgerlich	.095*	17	zufrieden	-.239*	18	ängstlich	.038
19	lustig	.020	20	leicht	-.105*	21	deprimiert	.108*
22	bedrückt	.105*	23	einflussreich ^(a)	-.268*	24	vergnügt	-.038
25	betrübt	.112*						

^(a)Dieses Item gehört auch zum WSIB; * $p < .001$

Die EEB-Items „konzentriert“ und „einflussreich“ weisen die höchste negative Korrelation von -.268 auf, gefolgt von „aufmerksam“ mit einer Korrelation von -.261. Die höchste positive Korrelation mit Gesamtgestaltungsbedarf besteht mit dem Item „körperlich unwohl“ ($\rho = .184$). Keine der Korrelationen kommt über einen kleinen Effekt ($.1 < |\rho| \leq .3$) hinaus. Einige signifikante Korrelationen sind praktisch nicht relevant ($|\rho| \leq .1$).

Vollständige Ergebnisberichte

Tabelle 87. Selegierte Eigenschaftswörter der vollständigen EEB bei drei Bayes-Selektions-Experimenten (bestes Item, bestes Paar und bestes Tripel) zur Vorhersage von Arbeitsgestaltung gesamt (0 = günstig, 1 = ungünstig) und deren Korrektklassifikation (κ) auf Grundlage der Trainingsdaten.

CV-Iteration	Experimente zur Vorhersage von Arbeitsgestaltung gesamt (0 = günstig, 1 = ungünstig), Eigenschaftswörter der vollständigen EEB		
	Bestes Item	Bestes Paar	Bestes Tripel
0	1	1, 10	11, 20, 23
	κ_{Training} .597	.632	.696
1	1	1, 10	9, 11, 19
	κ_{Training} .594	.632	.694
2	1	1, 10	11, 20, 23
	κ_{Training} .598	.634	.688
3	1	1, 10	19, 20, 23
	κ_{Training} .597	.629	.691
4	1	1, 10	11, 19, 23
	κ_{Training} .589	.631	.691
5	1	1, 10	19, 20, 23
	κ_{Training} .595	.632	.692
6	1	1, 10	19, 20, 23
	κ_{Training} .592	.625	.689
7	1	1, 10	9, 19, 23
	κ_{Training} .586	.624	.689
8	7	1, 10	19, 20, 23
	κ_{Training} .589	.627	.692
9	1	1, 10	11, 17, 19
	κ_{Training} .601	.638	.694

Stehen sämtliche EEB-Items zur Selektion zur Verfügung, so wird bei den kombinatorischen Experimenten (Bestes Einzelitem, Bestes Paar und Bestes Tripel) das Item 1 („konzentriert“) durchgehend als bestes Einzelitem gewählt. Für das beste Paar kommt durchgehend das Item 10 („körperlich unwohl“) hinzu. Bei der Auswahl des besten Tripels kommt es zu mehr Varianz. Hier stehen die Items 19 („lustig“) und 23 („einflussreich“) im Vordergrund (vgl. Tabelle 87). Die Stabilitäten dieser Kombinationen sind vergleichsweise hoch (vgl. auch Tabelle 88). Auffällig ist, dass mit dem besten Einzelitem durchgehend die schlechteste Trainings-Korrektklassifikation erreicht wird. Das beste Tripel erzielt hingegen stets das beste Ergebnis.

Vollständige Ergebnisberichte

Tabelle 88. Verschiedene Kennwerte zur Beurteilung der Klassifikations-Güte von Modellen auf Grundlage dreier Bayes-Selektions-Experimente (bestes Item, bestes Paar, bestes Tripel). Geprüft wird die Vorhersage von Arbeitsgestaltung gesamt (0 = günstig, 1 = ungünstig) nach Selektion von Eigenschaftswörtern der vollständigen EEB als Prädiktoren.

	Experimente zur Vorhersage von Arbeitsgestaltung gesamt (0 = günstig, 1 = ungünstig), Eigenschaftswörter der vollständigen EEB									
	Bestes Item			Bestes Paar			Bestes Tripel			
<i>Korrektklassifikation gegenüber Konstante</i>										
K_{CV}	.581			.614			.522			
$K_{CV} - K_{Konst}$.081			.114			.022			
$SD[K_{CV} - K_{Konst}]$.018			.018			.019			
95 %-CI[$K_{CV} - K_{Konst}$]	[.045, .117]			[.079, .150]			[-.014, .059]			
p [Stichprobe S: $K_{Konst} > K_{CV}$]	< .001			< .001			.117			
<i>Korrektklassifikation gegenüber Hughes-Schätzung</i>										
K_{Hughes}	.730			.739			.702			
$K_{Hughes} - K_{CV}$.148			.125			.180			
$SD[K_{Hughes} - K_{CV}]$.017			.017			.018			
p [Klassifikator: $K_{Hughes} < K_{CV}$]	< .001			< .001			< .001			
<i>Stabilität der Menge selezierter Eigenschaftswörter</i>										
Stabilität	.800			1.000			.156			
<i>Trainings-Test-Drift der Korrektklassifikation</i>										
$K_{Training}$.594			.630			.692			
$ K_{CV} - K_{Training} $.012			.016			.169			
$SD[K_{CV} - K_{Training}]$.018			.018			.018			
p [größere Differenz]	.493			.377			< .001			
<i>Auswertung der Vier-Felder-Tafel</i>										
Cramers ϕ	.171			.229			.045			
$\chi^2(1)$	42,57			76,26			2,83			
$p[\chi^2(1) > \chi^2(1)]$	< .001			< .001			.093			
Vierfeldertafel		1	0	Σ	1	0	Σ	1	0	Σ
(Zeilen: Messwerte,	1	315	417	732	427	300	727	353	350	703
Spalten: Vorhersage)	0	196	536	732	262	468	730	314	373	687
	Σ	511	953	1464	689	768	1457	667	723	1390

Die beste Cross-Validation-Korrektklassifikation (Anwendung der Vorhersagemodelle auf ungesehene Daten) erzielt das beste Paar. Diese liegt mit .614 überzufällig über dem zu erwartenden Ergebnis von .500 bei konstanter Zuordnung. Das wird auch durch die Vierfeldertafel bestätigt. Die theoretisch bestmögliche Korrektklassifikation wird jedoch mit einer Differenz von .125 signifikant unterschritten. Ebenfalls unterschritten wird die

entsprechende Trainings-Korrektklassifikation. Der Unterschied ist jedoch nicht signifikant (vgl. Tabelle 88).

Tabelle 89. Selegierte Eigenschaftswörter des WSIB bei drei Bayes-Selektions-Experimenten (bestes Item, bestes Paar und bestes Tripel) zur Vorhersage von Arbeitsgestaltung gesamt (0 = günstig, 1 = ungünstig) und deren Korrektklassifikation (κ) auf Grundlage der Trainingsdaten.

CV-Iteration	Experimente zur Vorhersage von Arbeitsgestaltung gesamt (0 = günstig, 1 = ungünstig), Eigenschaftswörter des WSIB		
	Bestes Item	Bestes Paar	Bestes Tripel
0	1	1, 10	4, 11, 23
	K _{Training} .597	.632	.669
1	1	1, 10	4, 11, 23
	K _{Training} .594	.632	.672
2	1	1, 10	1, 4, 10
	K _{Training} .598	.634	.666
3	1	1, 10	4, 11, 23
	K _{Training} .597	.629	.672
4	1	1, 10	4, 11, 23
	K _{Training} .589	.631	.669
5	1	1, 10	1, 4, 23
	K _{Training} .595	.632	.669
6	1	1, 10	4, 11, 23
	K _{Training} .592	.625	.663
7	1	1, 10	4, 11, 23
	K _{Training} .586	.624	.666
8	7	1, 10	4, 11, 23
	K _{Training} .589	.627	.670
9	1	1, 10	4, 11, 23
	K _{Training} .601	.638	.675

Stehen nur die Items des WSIB für die Selektion zur Verfügung, so ergeben sich für das beste Einzelitem sowie das beste Paar dieselben Kombinationen, wie bei Zugrundelegung der vollständigen EEB. Beim besten Tripel kommt es nun zu einer stabileren Auswahl. In acht Fällen werden die Items 4 („körperlich verspannt“), 11 („energiegeladen“) und 23 („einflussreich“) als bestes Tripel gewählt (vgl. Tabelle 89). Die Rangfolge der Item-Kombinationen bezüglich der Trainings-Korrektklassifikation entspricht jener bei Verwendung der vollständigen EEB. Die zuvor (vollständige EEB) beobachtete hohe Stabilität zeigt sich

Vollständige Ergebnisberichte

entsprechend der ähnlichen Kombinationen auch bei Einschränkung auf das WSIB (Tabelle 90).

Tabelle 90. Verschiedene Kennwerte zur Beurteilung der Klassifikations-Güte von Modellen auf Grundlage dreier Bayes-Selektions-Experimente (bestes Item, bestes Paar, bestes Tripel). Geprüft wird die Vorhersage von Arbeitsgestaltung gesamt (0 = günstig, 1 = ungünstig) nach Selektion von Eigenschaftswörtern des WSIB als Prädiktoren.

	Experimente zur Vorhersage von Arbeitsgestaltung gesamt (0 = günstig, 1 = ungünstig), Eigenschaftswörter des WSIB									
	Bestes Item			Bestes Paar			Bestes Tripel			
<i>Korrektklassifikation gegenüber Konstante</i>										
K _{CV}	.581			.614			.542			
K _{CV} - K _{Konst}	.081			.114			.042			
SD[K _{CV} - K _{Konst}]	.018			.018			.019			
95 %-CI[K _{CV} - K _{Konst}]	[.045, .117]			[.078, .150]			[.006, .079]			
p[Stichprobe S: K _{Konst} > K _{CV}]	< .001			< .001			.012			
<i>Korrektklassifikation gegenüber Hughes-Schätzung</i>										
K _{Hughes}	.730			.739			.702			
K _{Hughes} - K _{CV}	.149			.126			.160			
SD[K _{Hughes} - K _{CV}]	.017			.017			.018			
p[Klassifikator: K _{Hughes} < K _{CV}]	< .001			< .001			< .001			
<i>Stabilität der Menge selezierter Eigenschaftswörter</i>										
Stabilität	.800			1.000			.622			
<i>Trainings-Test-Drift der Korrektklassifikation</i>										
K _{Training}	.594			.630			.669			
K _{CV} - K _{Training}	.013			.016			.127			
SD[K _{CV} - K _{Training}]	.018			.018			.018			
p[größere Differenz]	.479			.365			< .001			
<i>Auswertung der Vier-Felder-Tafel</i>										
Cramers ϕ	.170			.228			.085			
$\chi^2(1)$	42,31			75,78			10,03			
p[$\chi^2(1) > \chi^2(1)$]	< .001			< .001			.002			
Vierfeldertafel		1	0	Σ	1	0	Σ	1	0	Σ
(Zeilen: Messwerte,	1	315	418	733	427	301	728	363	342	705
Spalten: Vorhersage)	0	196	536	732	262	468	730	300	397	697
	Σ	511	954	1465	689	769	1458	663	739	1402

Wie bei der Auswahl aus der vollständigen EEB weist auch hier (WSIB) das beste Paar die beste Cross-Validation-Korrektklassifikation auf. Diese unterscheidet sich auch hier stark von der des besten Tripels. Sie unterscheidet sich nicht signifikant von der Trainings-

Korrektklassifikation, liegt jedoch mit einer Differenz von .126 signifikant unterhalb der theoretisch bestmöglichen Korrektklassifikation (Tabelle 90).

Tabelle 91. Selegierte Eigenschaftswörter der vollständigen EEB bei drei Selektions-Experimenten (Binärlogistische Regression, Sequential Forward Floating Selection [BLR/SFS], Bayes-Klassifikation, SFS [Bayes/SFS] und Bayes-Klassifikation, Sequential Forward Floating Selection [Bayes/SFFS]) zur Vorhersage von Arbeitsgestaltung gesamt (0 = günstig, 1 = ungünstig) und deren Korrektklassifikation (κ) auf Grundlage der Trainingsdaten.

CV-Iteration	Experimente zur Vorhersage von Arbeitsgestaltung gesamt (0 = günstig, 1 = ungünstig), Eigenschaftswörter der vollständigen EEB		
	BLR/SFS	Bayes/SFS	Bayes/SFFS
0	1, 2, 4, 6, 7, 8, 9, 10, 12, 13, 14, 15, 16, 17, 19, 21, 22, 23	1, 10, 13	1
K _{Training}	.657	.621	.598
1	1, 2, 8, 10, 11, 12, 14, 16, 21, 22, 25	1	1
K _{Training}	.642	.596	.596
2	1, 2, 9, 21, 23	1, 9, 21, 23	7, 9, 10, 23
K _{Training}	.633	.633	.629
3	1, 2, 4, 5, 6, 7, 8, 10, 12, 14, 15, 16, 22, 23, 24	1, 7, 10	7, 10, 17
K _{Training}	.642	.624	.619
4	1, 9, 23	1, 7, 9, 17, 19, 23	1
K _{Training}	.621	.661	.591
5	1	1	7, 9, 13, 23
K _{Training}	.590	.590	.625
6	1, 9, 10, 11, 13, 16, 21, 22, 23	1, 10, 16	1
K _{Training}	.640	.606	.586
7	1, 3, 5, 7, 8, 9, 10, 12, 15, 16, 17, 18, 19, 21, 22, 23, 24	1, 7, 10, 11, 14, 17	1
K _{Training}	.653	.656	.588
8	1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 12, 16, 23, 24, 25	1, 7, 10	2, 6, 7, 9, 10, 17, 25
K _{Training}	.652	.624	.681
9	1, 10, 11, 13, 14	1, 10, 16	7, 9, 10, 23
K _{Training}	.638	.619	.632

Werden Experimente zur heuristischen Selektion von Items aus der vollständigen EEB durchgeführt (Sequential Forward Selection [SFS], Sequential Forward Floating Selection [SFFS]), so nimmt die Stabilität gegenüber kombinatorischen Verfahren stark ab (Tabelle 91

und Tabelle 92). Insbesondere unter Verwendung binärlogistischer Regression werden z. T. sehr umfangreiche Item-Kombinationen ausgewählt. Item 1 („konzentriert“) fällt als Item auf, das häufig als Einzelitem ausgewählt wird. Auf Grund der Trainings-Korrektklassifikationen lässt sich kein Algorithmus als überlegen identifizieren (Tabelle 91 und Tabelle 92).

Tabelle 92. Verschiedene Kennwerte zur Beurteilung der Klassifikations-Güte von Modellen auf Grundlage dreier Selektions-Experimente (Binärlogistische Regression, Sequential Forward Floating Selection [BLR/SFS], Bayes-Klassifikation, SFS [Bayes/SFS] und Bayes-Klassifikation, Sequential Forward Floating Selection [Bayes/SFFS]). Geprüft wird die Vorhersage von Arbeitsgestaltung gesamt (0 = günstig, 1 = ungünstig) nach Selektion von Eigenschaftswörtern der vollständigen EEB als Prädiktoren.

	Experimente zur Vorhersage von Arbeitsgestaltung gesamt (0 = günstig, 1 = ungünstig), Eigenschaftswörter der vollständigen EEB									
	BLR/SFS			Bayes/SFS			Bayes/SFFS			
<i>Korrektklassifikation gegenüber Konstante</i>										
K _{CV}	.632			.624			.616			
K _{CV} - K _{Konst}	.132			.124			.116			
SD[K _{CV} - K _{Konst}]	.018			.018			.018			
95 %-CI[K _{CV} - K _{Konst}]	[.096, .167]			[.088, .159]			[.080, .152]			
p[Stichprobe S: K _{Konst} > K _{CV}]	< .001			< .001			< .001			
<i>Stabilität der Menge selezierter Eigenschaftswörter</i>										
Stabilität	.000			.067			.244			
<i>Trainings-Test-Drift der Korrektklassifikation</i>										
K _{Training}	.637			.623			.615			
K _{CV} - K _{Training}	.005			.001			.002			
SD[K _{CV} - K _{Training}]	.018			.018			.018			
p[größere Differenz]	.788			.973			.929			
<i>Auswertung der Vier-Felder-Tafel</i>										
Cramers φ	.266			.252			.241			
χ ² (1)	103,23			93,27			84,88			
p[χ ² (1) > χ ² (1)]	< .001			< .001			< .001			
Vierfeldertafel		1	0	Σ	1	0	Σ	1	0	Σ
(Zeilen: Messwerte,	1	419	313	732	383	349	732	358	373	731
Spalten: Vorhersage)	0	226	506	732	202	530	732	188	544	732
	Σ	645	819	1464	585	879	1464	546	917	1463

Bayes-Klassifikation führt bei der Cross-Validation-Korrektklassifikation zu besseren Ergebnissen, als binärlogistische Regression. Es finden sich keine signifikanten Unterschiede zu den Trainings-Korrektklassifikationen. Gegenüber den kombinatorischen Experimenten sind die Cross-Validation-Korrektklassifikationen bei heuristischer Vorgehensweise

durchgehend besser. Bei der Vorhersage ist eine Verschiebung hin zur Klasse 0 („Gesamtgestaltungsbedarf günstig ausgeprägt“) zu beobachten (Tabelle 92).

Tabelle 93. Selegierte Eigenschaftswörter des WSIB bei drei Selektions-Experimenten (Binärlogistische Regression, Sequential Forward Floating Selection [BLR/SFS], Bayes-Klassifikation, SFS [Bayes/SFS] und Bayes-Klassifikation, Sequential Forward Floating Selection [Bayes/SFFS]) zur Vorhersage von Arbeitsgestaltung gesamt (0 = günstig, 1 = ungünstig) und deren Korrektklassifikation (κ) auf Grundlage der Trainingsdaten.

CV-Iteration	Experimente zur Vorhersage von Arbeitsgestaltung gesamt (0 = günstig, 1 = ungünstig), Eigenschaftswörter des WSIB		
	BLR/SFS	Bayes/SFS	Bayes/SFFS
0	1	1, 4, 7, 10, 11, 23	1
K _{Training}	.598	.657	.598
1	1	1	1
K _{Training}	.596	.596	.596
2	1, 3, 4, 7, 8, 10, 23	1, 3, 8, 10, 23	3, 4, 7, 8, 10, 11, 12, 23
K _{Training}	.633	.632	.658
3	1, 4, 7, 10, 12, 23	1, 7, 10	3, 7, 10, 23
K _{Training}	.624	.624	.619
4	1	1	3, 4, 7, 10, 23
K _{Training}	.591	.591	.628
5	1, 3, 4, 7, 10, 23	1	1
K _{Training}	.622	.590	.590
6	1, 7, 10	1, 4, 7, 10, 11	7, 10, 23
K _{Training}	.612	.630	.605
7	1	1	3, 4, 7, 10, 11, 23
K _{Training}	.588	.588	.637
8	1, 7, 10	1, 7, 10	7, 10, 23
K _{Training}	.622	.624	.613
9	1, 10	1, 10	7
K _{Training}	.606	.606	.590

Werden die auswählbaren Items auf das WSIB eingeschränkt, dann sinkt entsprechend die Anzahl ausgewählter Items. Dennoch gibt es auch in diesem Falle eine große Varianz in der Anzahl ausgewählter Items. Item 1 („konzentriert“) wird nun häufiger als Einzelitem gewählt, als bei Zugrundelegung der vollständigen EEB. Die Trainings-Korrektklassifikationen sind vergleichbar mit jenen, die bei Zugrundelegung der vollständigen EEB erzielt werden konnten. Hinsichtlich der Trainings-Korrektklassifikationen hebt sich keines der drei Algorithmen besonders hervor (Tabelle 93 und Tabelle 94).

Vollständige Ergebnisberichte

Tabelle 94. Verschiedene Kennwerte zur Beurteilung der Klassifikations-Güte von Modellen auf Grundlage dreier Selektions-Experimente (Binärlogistische Regression, Sequential Forward Floating Selection [BLR/SFS], Bayes-Klassifikation, SFS [Bayes/SFS] und Bayes-Klassifikation, Sequential Forward Floating Selection [Bayes/SFFS]). Geprüft wird die Vorhersage von Arbeitsgestaltung gesamt (0 = günstig, 1 = ungünstig) nach Selektion von Eigenschaftswörtern des WSIB als Prädiktoren.

	Experimente zur Vorhersage von Arbeitsgestaltung gesamt (0 = günstig, 1 = ungünstig), Eigenschaftswörter des WSIB									
	BLR/SFS			Bayes/SFS			Bayes/SFFS			
<i>Korrektklassifikation gegenüber Konstante</i>										
K_{CV}	.617			.620			.611			
$K_{CV} - K_{Konst}$.117			.120			.111			
$SD[K_{CV} - K_{Konst}]$.018			.018			.018			
95 %-CI[$K_{CV} - K_{Konst}$]	[.081, .153]			[.085, .156]			[.075, .146]			
p [Stichprobe S: $K_{Konst} > K_{CV}$]	< .001			< .001			< .001			
<i>Stabilität der Menge selezierter Eigenschaftswörter</i>										
Stabilität	.156			.156			.089			
<i>Trainings-Test-Drift der Korrektklassifikation</i>										
$K_{Training}$.609			.614			.613			
$ K_{CV} - K_{Training} $.008			.006			.003			
$SD[K_{CV} - K_{Training}]$.018			.018			.018			
p [größere Differenz]	.676			.720			.879			
<i>Auswertung der Vier-Felder-Tafel</i>										
Cramers ϕ	.236			.245			.231			
$\chi^2(1)$	81,71			88,17			78,25			
$p[\chi^2(1) > \chi^2(1)]$	< .001			< .001			< .001			
Vierfeldertafel		1	0	Σ	1	0	Σ	1	0	Σ
(Zeilen: Messwerte,	1	397	335	732	386	345	731	392	338	730
Spalten: Vorhersage)	0	226	506	732	210	522	732	224	502	726
	Σ	623	841	1464	596	867	1463	616	840	1456

Bayes-Klassifikation mit Sequential Forward Selection (SFS) führt zur besten Cross-Validation-Korrektklassifikation. Die Korrektklassifikationen der beiden anderen Algorithmen liegen jedoch in vergleichbarer Höhe. Dies wird auch durch die Vierfeldertafel bestätigt. Für alle drei Algorithmen sind die Unterschiede zur Trainings-Korrektklassifikation nicht signifikant. Bei der Vorhersage ist eine Verschiebung hin zur Klasse 0 („Gesamtgestaltungsbedarf günstig ausgeprägt“) zu beobachten (Tabelle 94).

Vollständige Ergebnisberichte

Tabelle 95. Bootstrap-Experimente zur Auswahl geeigneter Bayes-Klassifikatoren. Es wurden je Item-Set 1000 Experimente mit Zufallsstichproben vom Umfang $N = 100$ durchgeführt. Die Modelle dienen zur Vorhersage von Arbeitsgestaltung gesamt (0 = günstig, 1 = ungünstig). Fett markiert ist das geeignetste Item-Set aus der vollständigen EEB sowie aus dem Screening (WSIB).

Items	$K_{\text{Bootstrap}}$	$SD[K_{\text{Bootstrap}}]$	$K_{\text{Hughes}} - K_{\text{Bootstrap}}$	EEB	WSIB
1, 10, 13	.649	.049	.101	SFS	
1	.592	.049	.158	SFS, SFFS, S	SFS, SFFS, S
1, 9, 21, 23	.735	.044	.015	SFS	
1, 7, 10	.657	.050	.093	SFS	SFS
1, 7, 9, 17, 19, 23	.939	.024	-.189	SFS	
1, 10, 16	.654	.048	.096	SFS	
1, 7, 10, 11, 14, 17	.884	.031	-.134	SFS	
7, 9, 10, 23	.760	.043	-.010	SFFS	
7, 10, 17	.663	.049	.087	SFFS	
7, 9, 13, 23	.716	.044	.034	SFFS	
2, 6, 7, 9, 10, 17, 25	.871	.034	-.121	SFFS	
7	.581	.049	.169	S	SFFS, S
1, 10	.627	.047	.123	P	SFS, P
11, 20, 23	.683	.048	.067	T	
9, 11, 19	.678	.046	.072	T	
19, 20, 23	.687	.047	.063	T	
11, 19, 23	.683	.047	.067	T	
9, 19, 23	.681	.047	.069	T	
11, 17, 19	.676	.048	.074	T	
1, 4, 7, 10, 11, 23	.888	.032	-.138		SFS
1, 3, 8, 10, 23	.785	.041	-.035		SFS
1, 4, 7, 10, 11	.793	.040	-.043		SFS
3, 4, 7, 8, 10, 11, 12, 23	.956	.020	-.206		SFFS
3, 7, 10, 23	.711	.045	.039		SFFS
3, 4, 7, 10, 23	.798	.040	-.048		SFFS
7, 10, 23	.652	.046	.098		SFFS
3, 4, 7, 10, 11, 23	.893	.032	-.143		SFFS
4, 11, 23	.665	.048	.085		T
1, 4, 10	.658	.048	.092		T
1, 4, 23	.656	.047	.094		T

Anmerkungen: $K_{\text{Bootstrap}}$ = Bootstrap-Korrektklassifikation, $K_{\text{Hughes}} = .750$ = Hughes-Schätzung für einen optimalen Klassifikator, S = bestes Einzel-Item, P = bestes Item-Paar, T = bestes Item-Tripel, SFS = Sequential Forward Selection, SFFS = Sequential Forward Floating Selection

Vollständige Ergebnisberichte

Bei Bootstrap-Experimenten zur Vorhersage des Gesamtgestaltungsbedarfs werden zwei unterschiedliche Item-Kombinationen für die vollständige EEB (1: „konzentriert“, 9: „entspannt“, 21: „deprimiert“, 23: „einflussreich“) und das WSIB (3: „nervös“, 7: „aufmerksam“, 10: „körperlich unwohl“, 23: „einflussreich“) ausgewählt. Beide Modelle erzielen mit einer Bootstrap-Korrektklassifikation von .735 bzw. .711 vergleichbare Ergebnisse. Diese Bootstrap-Korrektklassifikationen sind auch vergleichbar mit der theoretisch bestmögliche Korrektklassifikation nach Hughes (1968) (Tabelle 95 und Tabelle 96).

Tabelle 96. Evaluations-Kennwerte des besten Item-Sets zur personenbezogenen Vorhersage von Arbeitsgestaltung gesamt (0 = günstig, 1 = ungünstig) mittels Items aus der vollständigen EEB sowie des WSIB.

	EEB	WSIB					
Items	konzentriert entspannt deprimiert einflussreich	nervös aufmerksam körperlich unwohl einflussreich					
<i>Bootstrap-Korrektklassifikation</i>							
K _{Bootstrap}	.735	.711					
SD[K _{Bootstrap}]	.044	.045					
95 %-CI[K _{Bootstrap}]	[.649, .820]	[.623, .799]					
<i>Vergleich EEB vs. WSIB</i>							
ΔK _{Bootstrap}	.024						
SD[ΔK _{Bootstrap}]	.063						
95 %-CI[ΔK _{Bootstrap}]	[-.099, .147]						
p[ΔK _{Bootstrap} < 0]	.352						
<i>Vergleich mit optimaler Korrektklassifikation K_{Hughes} = .75 nach Hughes</i>							
K _{Hughes} - K _{Bootstrap}	.015	.039					
SD[K _{Hughes} - K _{Bootstrap}]	.044	.045					
95 %-CI[K _{Hughes} - K _{Bootstrap}]	[-.070, .101]	[-.049, .127]					
p[K _{Hughes} < K _{Bootstrap}]	.364	.193					
<i>Auswertung der Vier-Felder-Tafel</i>							
Cramers φ	.479	.422					
χ ² (1)	22941,07	17804,93					
p[χ ² (1) > χ ² (1)]	< .001	< .001					
Vierfeldertafel							
(Zeilen: Messwerte, Spalten: Vorhersage)		1	0	Σ	1	0	Σ
	1	31985	18109	50094	35703	14378	50081
	0	8407	41499	49906	14495	35351	49846
	Σ	40392	59608	100000	50198	49729	99927
Korrekturfaktor	c	1,240	0,837		0,998	1,002	

Vollständige Ergebnisberichte

Tabelle 97. Evaluative Kennwerte des besten Item-Sets zur stichprobenbezogenen Vorhersage von Arbeitsgestaltung gesamt (0 = günstig, 1 = ungünstig) mittels Items aus der vollständigen EEB sowie des WSIB. Mittels Bootstrapping wurden 1000 Stichproben des Umfangs N = 100 gezogen. Dargestellt sind die mittleren Vorhersagefehler und ihre Standardabweichungen für die Wahrscheinlichkeit der Klasse 1 sowie für Erwartungswerte. Ausgewertet wurde außerdem die Wahrscheinlichkeit, mit der der Schluss von vorhergesagter Über- oder Unterschreitung der Basisrate (50 %) für die Klasse 1 auf die entsprechende gemessene Über- oder Unterschreitung zulässig ist.

	EEB	WSIB					
Items	konzentriert entspannt deprimiert einflussreich	nervös aufmerksam körperlich unwohl einflussreich					
<i>Mittlere Vorhersagefehler</i>							
$\langle \varepsilon(\pi_1) \rangle$	-.002	.000					
$\sigma(\varepsilon(\pi_1))$.059	.054					
$\langle \varepsilon(\mu) \rangle$	-0,005	-0,004					
$\sigma(\varepsilon(\mu))$	0,140	0,130					
<i>Bootstrap-Korrektklassifikation für Stichproben</i>							
$K_{\text{Bootstrap}}$.672	.621					
<i>Auswertung der Vier-Felder-Tafel</i>							
Cramers ϕ	.344	.241					
$\chi^2(1)$	118,41	57,92					
$p[\chi^2(1) > \chi^2(1)]$	< .001	< .001					
Vierfeldertafel	1	0	Σ	1	0	Σ	
(Zeilen: Messwerte,	1	333	159	492	288	183	471
Spalten: Vorhersage)	0	169	339	508	196	333	529
	Σ	502	498	1000	484	516	1000

Die mittleren Fehler bei der Vorhersage der Wahrscheinlichkeit von Klasse 1 liegen für die vollständige EEB im Promillebereich, für das WSIB sind sie nach Rundung Null. Das 99,8 %-Konfidenzintervall für diese Vorhersage umfasst einen Bereich von etwa 34 % bis 37 %. Die mittleren Fehler bei der Vorhersage von Erwartungswerten sind nahe Null. Hier umfasst das 99,8 %-Konfidenzintervall einen Bereich von etwa 0,84 Skalenpunkten. Dies entspricht 8,4 % der Gesamtskala, die von 0 bis 10 reicht. Werden Vorhersagen des Gesamtgestaltungsbedarfs bei Bootstrap-Experimenten für 1000 zufällige Stichproben mit einem Umfang von je 100 Instanzen durchgeführt, so kann mit einer Wahrscheinlichkeit von .672 (vollständige EEB) bzw. .621 (WSIB) korrekt vorhergesagt werden, ob diese über- oder unterdurchschnittlich häufig für eine Stichprobe vorkommen (Tabelle 97).

A3.7 AUTORITÄRE FÜHRUNG

Autoritäre Führung ist eine Teilskala des Fragebogens zu Führung und Zusammenarbeit (FFZ; Scherrer & Wieland, 2006; Wieland & Scherrer, 2007; Wieland, Winizuk & Hammes, 2009). Sie umfasst Verhaltensweisen der Führungskräfte, die bei den Geführten als Stressoren wirksam werden können (z. B. „Persönlichen Ärger oder Ärger mit der Geschäftsleitung lässt er/sie [die Führungskraft] an uns aus“). Die insgesamt vier Items sind auf einer fünfstufigen Skala zu beantworten (0 = "Trifft gar nicht zu" bis 4 = "Trifft immer zu"). Der Rohwert dieser Variablen ergibt sich durch Mittelwertbildung. In Tabelle 98 sind die deskriptiv-statistischen Kennwerte dieser Variablen zusammengefasst.

Tabelle 98. Deskriptiv-statistische Kennwerte der Variablen Autoritäre Führung.

N	Modus	Median	M	SD	Min	Max	μ_0	μ_1
1342	1,00	1,25	1,33	0,79	0,00	4,00	0,70	1,96

Modus und Median fallen etwas niedriger aus, als der Mittelwert (*M*). Insgesamt fallen die zentralen Maße für autoritäre Führung auf der fünfstufigen Skala vergleichsweise niedrig aus. Die Stichprobe mit gültigem Rohwert für autoritäre Führung wurde für die folgenden Analysen am Median in die Kategorien 0 = „gering“ und 1 = „hoch“ unterteilt. In Tabelle 99 sind jedoch zunächst die Korrelationen (Spearman ρ) zwischen den Items der EEB und den Rohwerten für autoritäre Führung aufgelistet.

Tabelle 99. Korrelationen (Spearman ρ) der Variablen Autoritäre Führung mit den einzelnen Items der EEB.

Nr.	EEB-Item	ρ	Nr.	EEB-Item	ρ	Nr.	EEB-Item	ρ
1	konzentriert ^(a)	-.067	2	aggressiv	.182*	3	nervös ^(a)	.111*
4	körperlich verspannt ^(a)	.138*	5	selbstsicher	-.014	6	zornig	.202*
7	aufmerksam ^(a)	-.084	8	leistungsbereit ^(a)	-.087	9	entspannt	-.012
10	körperlich unwohl ^(a)	.220*	11	energiegeladen ^(a)	-.066	12	aufgeregt ^(a)	.093
13	gelangweilt	.144*	14	beschwingt	-.078	15	fröhlich	-.076
16	ärgerlich	.191*	17	zufrieden	-.190*	18	ängstlich	.097*
19	lustig	-.018	20	leicht	-.063	21	deprimiert	.177*
22	bedrückt	.152*	23	einflussreich ^(a)	-.066	24	vergnügt	-.038
25	betrübt	.176*						

^(a)Dieses Item gehört auch zum WSIB; * $p < .001$

Signifikante Korrelationen sind praktisch nicht relevant ($|\rho| \leq .1$) (z. B. „ängstlich“) oder sie sind als geringe Effekte ($.1 < |\rho| \leq .3$) zu interpretieren. Die stärkste positive Beziehung von autoritärer Führung besteht mit „körperlich unwohl“ ($\rho = .220$), die stärkste negative mit „zufrieden“ ($\rho = -.190$).

Vollständige Ergebnisberichte

Tabelle 100. Selegierte Eigenschaftswörter der vollständigen EEB bei drei Bayes-Selektions-Experimenten (bestes Item, bestes Paar und bestes Tripel) zur Vorhersage von autoritärer Führung (0 = gering, 1 = hoch) und deren Korrektklassifikation (k) auf Grundlage der Trainingsdaten.

CV-Iteration	Experimente zur Vorhersage von autoritärer Führung (0 = gering, 1 = hoch), Eigenschaftswörter der vollständigen EEB		
	Bestes Item	Bestes Paar	Bestes Tripel
0	10	9, 10	9, 17, 19
	K _{Training} .593	.611	.694
1	10	9, 10	9, 11, 24
	K _{Training} .590	.610	.685
2	10	9, 10	4, 17, 20
	K _{Training} .590	.613	.684
3	10	5, 17	9, 17, 19
	K _{Training} .586	.607	.690
4	10	5, 17	9, 17, 19
	K _{Training} .595	.612	.690
5	10	10, 13	9, 17, 19
	K _{Training} .597	.613	.698
6	10	5, 20	9, 17, 19
	K _{Training} .589	.609	.689
7	10	9, 10	9, 17, 19
	K _{Training} .593	.609	.688
8	10	9, 10	4, 20, 23
	K _{Training} .589	.612	.687
9	10	10, 16	4, 9, 15
	K _{Training} .594	.613	.686

Stehen sämtliche EEB-Items zur Selektion zur Verfügung, so wird bei den kombinatorischen Experimenten (Bestes Einzelitem, Bestes Paar und Bestes Tripel) das Item 10 („körperlich unwohl“) immer als bestes Einzelitem gewählt. Dies macht sich in einer perfekten Stabilität bemerkbar. Für das beste Paar wird das Item 9 („entspannt“) häufig in die Auswahl einbezogen. Für das beste Tripel auch die Items 17 („zufrieden“) und 19 („lustig“). Die Stabilitäten weisen jedoch für diese Experimente auf hohe Varianzen bei der Auswahl der Item-Kombinationen hin (vgl. Tabelle 100 und Tabelle 101). Erwartungsgemäß nimmt die Trainings-Korrektklassifikation mit der Anzahl ausgewählter Items zu.

Vollständige Ergebnisberichte

Tabelle 101. Verschiedene Kennwerte zur Beurteilung der Klassifikations-Güte von Modellen auf Grundlage dreier Bayes-Selektions-Experimente (bestes Item, bestes Paar, bestes Tripel). Geprüft wird die Vorhersage von autoritärer Führung (0 = gering, 1 = hoch) nach Selektion von Eigenschaftswörtern der vollständigen EEB als Prädiktoren.

	Experimente zur Vorhersage von autoritärer Führung (0 = gering, 1 = hoch), Eigenschaftswörter der vollständigen EEB									
	Bestes Item			Bestes Paar			Bestes Tripel			
<i>Korrektklassifikation gegenüber Konstante</i>										
K_{CV}	.588			.541			.503			
$K_{CV} - K_{Konst}$.088			.041			.003			
$SD[K_{CV} - K_{Konst}]$.019			.019			.020			
95 %-CI [$K_{CV} - K_{Konst}$]	[.051, .126]			[.003, .079]			[-.035, .041]			
p [Stichprobe S: $K_{Konst} > K_{CV}$]	< .001			.017			.437			
<i>Korrektklassifikation gegenüber Hughes-Schätzung</i>										
K_{Hughes}	.730			.739			.699			
$K_{Hughes} - K_{CV}$.141			.198			.195			
$SD[K_{Hughes} - K_{CV}]$.018			.018			.019			
p [Klassifikator: $K_{Hughes} < K_{CV}$]	< .001			< .001			< .001			
<i>Stabilität der Menge selezierter Eigenschaftswörter</i>										
Stabilität	1.000			.244			.333			
<i>Trainings-Test-Drift der Korrektklassifikation</i>										
$K_{Training}$.592			.611			.689			
$ K_{CV} - K_{Training} $.003			.070			.186			
$SD[K_{CV} - K_{Training}]$.019			.019			.019			
p [größere Differenz]	.863			< .001			< .001			
<i>Auswertung der Vier-Felder-Tafel</i>										
Cramers ϕ	.179			.085			.005			
$\chi^2(1)$	42,76			9,66			0,03			
$p[\chi^2(1) > \chi^2(1)]$	< .001			.002			.854			
Vierfeldertafel		1	0	Σ	1	0	Σ	1	0	Σ
(Zeilen: Messwerte,	1	345	325	670	271	397	668	281	354	635
Spalten: Vorhersage)	0	227	444	671	217	453	670	283	364	647
	Σ	572	769	1341	488	850	1338	564	718	1282

Die Cross-Validation-Korrektklassifikationen fallen insgesamt mit Werten zwischen .5 und .6 sehr niedrig aus. Nur jene für das Beste Einzelitem unterscheidet sich signifikant von der zu erwartenden Korrektklassifikation von .500 bei konstanter Zuordnung. Alle drei Cross-Validation-Korrektklassifikationen sind geringer, als die entsprechenden Trainings-

Korrektklassifikationen. Bei der Vorhersage ist eine Verschiebung hin zu Klasse 0 („geringe autoritäre Führung“) zu beobachten (vgl. Tabelle 101).

Tabelle 102. Selegierte Eigenschaftswörter des WSIB bei drei Bayes-Selektions-Experimenten (bestes Item, bestes Paar und bestes Tripel) zur Vorhersage von autoritärer Führung (0 = gering, 1 = hoch) und deren Korrektklassifikation (κ) auf Grundlage der Trainingsdaten.

CV-Iteration	Experimente zur Vorhersage von autoritärer Führung (0 = gering, 1 = hoch), Eigenschaftswörter des WSIB		
	Bestes Item	Bestes Paar	Bestes Tripel
0	10	10, 23	7, 10, 11
	K _{Training} .593	.608	.655
1	10	10, 23	7, 10, 11
	K _{Training} .590	.605	.658
2	10	7, 10	7, 10, 11
	K _{Training} .590	.603	.656
3	10	10, 23	1, 4, 23
	K _{Training} .586	.602	.655
4	10	10, 23	7, 10, 11
	K _{Training} .595	.608	.659
5	10	10, 23	7, 10, 11
	K _{Training} .597	.609	.664
6	10	10, 23	1, 4, 10
	K _{Training} .589	.603	.653
7	10	4, 10	7, 10, 11
	K _{Training} .593	.604	.659
8	10	10, 23	7, 10, 11
	K _{Training} .589	.603	.655
9	10	10, 11	7, 10, 11
	K _{Training} .594	.607	.658

Stehen nur die Items des WSIB für die Selektion zur Verfügung, so ergeben sich etwas stabilere Item-Kombinationen über die Cross-Validation-Iterationen hinweg (vgl. Tabelle 102 und Tabelle 103). Als bestes Einzelitem wird wiederum durchgehend Item 10 („körperlich unwohl“) ausgewählt. Item 23 („einflussreich“) und Item 7 („aufmerksam“) kommen im besten Paar und im besten Tripel zusätzlich häufig vor. Das beste Tripel umfasst darüber hinaus oft das Item 11 („energiegeladen“) (vgl. Tabelle 102). Die Rangfolge der Item-Kombinationen bezüglich der Trainings-Korrektklassifikation entspricht jener bei Verwendung der vollständigen EEB.

Vollständige Ergebnisberichte

Tabelle 103. Verschiedene Kennwerte zur Beurteilung der Klassifikations-Güte von Modellen auf Grundlage dreier Bayes-Selektions-Experimente (bestes Item, bestes Paar, bestes Tripel). Geprüft wird die Vorhersage von autoritärer Führung (0 = gering, 1 = hoch) nach Selektion von Eigenschaftswörtern des WSIB als Prädiktoren.

		Experimente zur Vorhersage von autoritärer Führung (0 = gering, 1 = hoch), Eigenschaftswörter des WSIB									
		Bestes Item			Bestes Paar			Bestes Tripel			
		<i>Korrektklassifikation gegenüber Konstante</i>									
K_{CV}		.589			.569			.568			
$K_{CV} - K_{Konst}$.089			.069			.068			
$SD[K_{CV} - K_{Konst}]$.019			.019			.019			
95 %-CI [$K_{CV} - K_{Konst}$]		[.051, .126]			[.031, .107]			[.030, .106]			
p [Stichprobe S: $K_{Konst} > K_{CV}$]		< .001			< .001			< .001			
		<i>Korrektklassifikation gegenüber Hughes-Schätzung</i>									
K_{Hughes}		.730			.739			.699			
$K_{Hughes} - K_{CV}$.141			.169			.131			
$SD[K_{Hughes} - K_{CV}]$.018			.018			.019			
p [Klassifikator: $K_{Hughes} < K_{CV}$]		< .001			< .001			< .001			
		<i>Stabilität der Menge selezierter Eigenschaftswörter</i>									
Stabilität		1.000			.467			.622			
		<i>Trainings-Test-Drift der Korrektklassifikation</i>									
$K_{Training}$.592			.605			.657			
$ K_{CV} - K_{Training} $.003			.036			.089			
$SD[K_{CV} - K_{Training}]$.019			.019			.019			
p [größere Differenz]		.875			.058			< .001			
		<i>Auswertung der Vier-Felder-Tafel</i>									
Cramers ϕ		.179			.140			.136			
$\chi^2(1)$		43,13			26,02			23,77			
$p[\chi^2(1) > \chi^2(1)]$		< .001			< .001			< .001			
Vierfeldertafel			1	0	Σ	1	0	Σ	1	0	Σ
(Zeilen: Messwerte,	1		346	325	671	340	329	669	271	360	631
Spalten: Vorhersage)	0		227	444	671	247	421	668	195	458	653
	Σ		573	769	1342	587	750	1337	466	818	1284

Alle drei Cross-Validation-Korrektklassifikationen sind signifikant gegenüber konstanter Zuordnung. Dies zeigt sich auch in der Vierfeldertafel. Bei der Einschränkung auf das WSIB sind diese Korrektklassifikationen ebenfalls niedriger, als die Trainings-Korrektklassifikationen und weisen hohe Differenzen um .150 zur theoretisch bestmöglichen Korrektklassifikationen auf (vgl. Tabelle 103).

Vollständige Ergebnisberichte

Tabelle 104. Selegierte Eigenschaftswörter der vollständigen EEB bei drei Selektions-Experimenten (Binärlogistische Regression, Sequential Forward Floating Selection [BLR/SFS], Bayes-Klassifikation, SFS [Bayes/SFS] und Bayes-Klassifikation, Sequential Forward Floating Selection [Bayes/SFFS]) zur Vorhersage von autoritärer Führung (0 = gering, 1 = hoch) und deren Korrektklassifikation (κ) auf Grundlage der Trainingsdaten.

CV-Iteration	Experimente zur Vorhersage von autoritärer Führung (0 = gering, 1 = hoch), Eigenschaftswörter der vollständigen EEB		
	BLR/SFS	Bayes/SFS	Bayes/SFFS
0	10	10	10
κ_{Training}	.589	.589	.589
1	10	1, 10, 17, 25	10
κ_{Training}	.597	.609	.597
2	10	10	10
κ_{Training}	.583	.583	.583
3	10	7, 9, 10, 13, 17, 20, 21	17
κ_{Training}	.587	.664	.572
4	10	10, 13	17
κ_{Training}	.599	.600	.577
5	10	10	10
κ_{Training}	.594	.594	.594
6	10	10	10
κ_{Training}	.592	.592	.592
7	10	10	10
κ_{Training}	.588	.588	.588
8	10	10	10
κ_{Training}	.587	.587	.587
9	10	10	12, 16, 17, 20
κ_{Training}	.597	.597	.608

Werden Experimente zur heuristischen Selektion von Items aus der vollständigen EEB durchgeführt (Sequential Forward Selection [SFS], Sequential Forward Floating Selection [SFFS]), so nimmt die Stabilität gegenüber kombinatorischen Verfahren deshalb zu, weil überwiegend Item 10 („körperlich unwohl“) als einziges Item ausgewählt wird (Tabelle 86 und Tabelle 105). Nur in drei Fällen werden mehrere EEB-Items ausgewählt. Auf Grund der Trainings-Korrektklassifikationen lässt sich aus demselben Grunde kein Algorithmus als überlegen identifizieren (Tabelle 86 und Tabelle 105).

Vollständige Ergebnisberichte

Tabelle 105. Verschiedene Kennwerte zur Beurteilung der Klassifikations-Güte von Modellen auf Grundlage dreier Selektions-Experimente (Binärlogistische Regression, Sequential Forward Floating Selection [BLR/SFS], Bayes-Klassifikation, SFS [Bayes/SFS] und Bayes-Klassifikation, Sequential Forward Floating Selection [Bayes/SFFS]). Geprüft wird die Vorhersage von autoritärer Führung (0 = gering, 1 = hoch) nach Selektion von Eigenschaftswörtern der vollständigen EEB als Prädiktoren.

		Experimente zur Vorhersage von autoritärer Führung (0 = gering, 1 = hoch), Eigenschaftswörter der vollständigen EEB									
		BLR/SFS			Bayes/SFS			Bayes/SFFS			
		<i>Korrektklassifikation gegenüber Konstante</i>									
K_{CV}		.591			.597			.602			
$K_{CV} - K_{Konst}$.091			.096			.101			
$SD[K_{CV} - K_{Konst}]$.019			.019			.019			
95 %-CI[$K_{CV} - K_{Konst}$]		[.053, .129]			[.059, .134]			[.064, .139]			
p [Stichprobe S: $K_{Konst} > K_{CV}$]		< .001			< .001			< .001			
		<i>Stabilität der Menge selezierter Eigenschaftswörter</i>									
Stabilität		1.000			.467			.489			
		<i>Trainings-Test-Drift der Korrektklassifikation</i>									
$K_{Training}$.591			.600			.589			
$ K_{CV} - K_{Training} $.000			.004			.013			
$SD[K_{CV} - K_{Training}]$.019			.019			.019			
p [größere Differenz]		1.00			.844			.490			
		<i>Auswertung der Vier-Felder-Tafel</i>									
Cramers ϕ		.184			.197			.206			
$\chi^2(1)$		45,62			51,82			57,00			
$p[\chi^2(1) > \chi^2(1)]$		< .001			< .001			< .001			
Vierfeldertafel			1	0	Σ	1	0	Σ	1	0	Σ
(Zeilen: Messwerte,	1	349	321	670	355	314	669	349	321	670	
Spalten: Vorhersage)	0	227	444	671	225	445	670	213	458	671	
	Σ	576	765	1341	580	759	1339	562	779	1341	

Im Gegensatz zu den kombinatorischen Experimenten führen nun alle Algorithmen zu signifikant besseren Cross-Validation-Korrektklassifikationen im Vergleich zur konstanten Zuordnung. Bayes-Klassifikation (SFFS) erzielt die höchste Cross-Validation-Korrektklassifikation, Bayes-Klassifikation (SFS) die höchste Trainings-Korrektklassifikation. Die Unterschiede zwischen Cross-Validation- und Trainings-Korrektklassifikation werden nicht signifikant. Bei der Vorhersage ist eine Verschiebung hin zur Klasse 0 („geringe autoritäre Führung“) zu beobachten (Tabelle 105).

Vollständige Ergebnisberichte

Tabelle 106. Selegierte Eigenschaftswörter des WSIB bei drei Selektions-Experimenten (Binärlogistische Regression, Sequential Forward Floating Selection [BLR/SFS], Bayes-Klassifikation, SFS [Bayes/SFS] und Bayes-Klassifikation, Sequential Forward Floating Selection [Bayes/SFFS]) zur Vorhersage von autoritärer Führung (0 = gering, 1 = hoch) und deren Korrektklassifikation (κ) auf Grundlage der Trainingsdaten.

CV-Iteration	Experimente zur Vorhersage von autoritärer Führung (0 = gering, 1 = hoch), Eigenschaftswörter des WSIB		
	BLR/SFS	Bayes/SFS	Bayes/SFFS
0	10	10	10
K_{Training}	.576	.589	.589
1	10	10	3, 4, 8, 23
K_{Training}	.571	.597	.578
2	10	10	10
K_{Training}	.572	.583	.583
3	10	10	10
K_{Training}	.571	.587	.587
4	10	10	4
K_{Training}	.566	.599	.558
5	10	1, 3, 7, 8, 10	1, 3, 4, 8
K_{Training}	.579	.606	.572
6	4	10	10
K_{Training}	.565	.592	.592
7	10	1, 7, 8, 10, 23	10
K_{Training}	.573	.606	.588
8	10	10	10
K_{Training}	.569	.587	.587
9	10	1, 10, 23	3, 4, 7, 8
K_{Training}	.563	.597	.582

Werden die auswählbaren Items auf das WSIB eingeschränkt, dann führt binärlogistische Regression in allen Cross-Validation-Iterationen zur Auswahl von Einzelitems (meist Item 10, „körperlich unwohl“). Bei Bayes-Klassifikation kommt es nun in sechs Fällen zu der Auswahl von mehreren Items. Eine Systematik bei der Auswahl der zusätzlichen Items lässt sich nicht ausmachen. Die ermittelten Trainings-Korrektklassifikationen sind vergleichbar mit jenen, die bei Zugrundelegung der vollständigen EEB erzielt werden. Hinsichtlich der Trainings-Korrektklassifikationen hebt sich keines der eingesetzten Algorithmen besonders hervor, wobei Bayes-Klassifikation (SFS) zu tendenziell höheren Trainings-Korrektklassifikationen führt (Tabelle 106 und Tabelle 107).

Vollständige Ergebnisberichte

Tabelle 107. Verschiedene Kennwerte zur Beurteilung der Klassifikations-Güte von Modellen auf Grundlage dreier Selektions-Experimente (Binärlogistische Regression, Sequential Forward Floating Selection [BLR/SFS], Bayes-Klassifikation, SFS [Bayes/SFS] und Bayes-Klassifikation, Sequential Forward Floating Selection [Bayes/SFFS]). Geprüft wird die Vorhersage von autoritärer Führung (0 = gering, 1 = hoch) nach Selektion von Eigenschaftswörtern des WSIB als Prädiktoren.

		Experimente zur Vorhersage von autoritärer Führung (0 = gering, 1 = hoch), Eigenschaftswörter des WSIB									
		BLR/SFS			Bayes/SFS			Bayes/SFFS			
		<i>Korrektklassifikation gegenüber Konstante</i>									
K_{CV}		.564			.598			.602			
$K_{CV} - K_{Konst}$.063			.098			.101			
$SD[K_{CV} - K_{Konst}]$.018			.019			.019			
95 %-CI[$K_{CV} - K_{Konst}$]		[.027, .099]			[.060, .135]			[.064, .139]			
p [Stichprobe S: $K_{Konst} > K_{CV}$]		< .001			< .001			< .001			
		<i>Stabilität der Menge selezierter Eigenschaftswörter</i>									
Stabilität		.800			.467			.333			
		<i>Trainings-Test-Drift der Korrektklassifikation</i>									
$K_{Training}$.570			.594			.582			
$ K_{CV} - K_{Training} $.007			.004			.020			
$SD[K_{CV} - K_{Training}]$.018			.019			.019			
p [größere Differenz]		.710			.847			.291			
		<i>Auswertung der Vier-Felder-Tafel</i>									
Cramers ϕ		.128			.199			.206			
$\chi^2(1)$		24,14			52,93			56,74			
$p[\chi^2(1) > \chi^2(1)]$		< .001			< .001			< .001			
Vierfeldertafel			1	0	Σ	1	0	Σ	1	0	Σ
(Zeilen: Messwerte,	1		371	365	736	346	324	670	354	316	670
Spalten: Vorhersage)	0		277	458	735	215	456	671	218	453	671
	Σ		648	823	1471	561	780	1341	572	769	1341

Die Cross-Validation-Korrektklassifikationen sind auch hier (WSIB) für alle drei Algorithmen signifikant besser gegenüber konstanter Zuordnung und identisch bzw. geringfügig besser, als bei Zugrundelegung der vollständigen EEB. Das beste Ergebnis erzielt Bayes-Klassifikation (SFFS). Die entsprechende Cross-Validation-Korrektklassifikation übertrifft die Trainings-Korrektklassifikation, wenn auch nicht signifikant (vgl. Tabelle 107).

Vollständige Ergebnisberichte

Tabelle 108. Bootstrap-Experimente zur Auswahl geeigneter Bayes-Klassifikatoren. Es wurden je Item-Set 1000 Experimente mit Zufallsstichproben vom Umfang $N = 100$ durchgeführt. Die Modelle dienen zur Vorhersage von autoritärer Führung (0 = gering, 1 = hoch). Fett markiert ist das geeignetste Item-Set aus der vollständigen EEB sowie aus dem Screening (WSIB).

Items	$K_{\text{Bootstrap}}$	$SD[K_{\text{Bootstrap}}]$	$K_{\text{Hughes}} - K_{\text{Bootstrap}}$	EEB	WSIB
10	.592	.048	.158	SFS, SFFS, S	SFS, SFFS, S
1, 10, 17, 25	.688	.048	.062	SFS	
7, 9, 10, 13, 17, 20, 21	.918	.027	-.168	SFS	
10, 13	.608	.049	.142	SFS, P	
17	.578	.050	.172	SFFS	
12, 16, 17, 20	.743	.044	.007	SFFS	
9, 10	.604	.047	.146	P	
5, 17	.605	.049	.145	P	
5, 20	.599	.050	.151	P	
10, 16	.604	.048	.146	P	
9, 17, 19	.681	.046	.069	T	
9, 11, 24	.673	.048	.077	T	
4, 17, 20	.670	.047	.080	T	
4, 20, 23	.672	.046	.078	T	
4, 9, 15	.676	.046	.074	T	
1, 3, 7, 8, 10	.742	.043	.008		SFS
1, 7, 8, 10, 23	.769	.042	-.019		SFS
1, 10, 23	.639	.048	.111		SFS
3, 4, 8, 23	.710	.044	.040		SFFS
4	.557	.050	.193		SFFS
1, 3, 4, 8	.690	.046	.060		SFFS
3, 4, 7, 8	.691	.046	.059		SFFS
10, 23	.600	.048	.150		P
7, 10	.602	.049	.148		P
4, 10	.599	.048	.151		P
10, 11	.597	.048	.153		P
7, 10, 11	.651	.050	.099		T
1, 4, 23	.646	.047	.104		T
1, 4, 10	.652	.049	.098		T

Anmerkungen: $K_{\text{Bootstrap}}$ = Bootstrap-Korrektklassifikation, $K_{\text{Hughes}} = .750$ = Hughes-Schätzung für einen optimalen Klassifikator, S = bestes Einzel-Item, P = bestes Item-Paar, T = bestes Item-Tripel, SFS = Sequential Forward Selection, SFFS = Sequential Forward Floating Selection

Vollständige Ergebnisberichte

Tabelle 109. Evaluations-Kennwerte des besten Item-Sets zur personenbezogenen Vorhersage von autoritärer Führung (0 = gering, 1 = hoch) mittels Items aus der vollständigen EEB sowie des WSIB.

	EEB	WSIB					
Items	aufgeregt ärgerlich zufrieden leicht	konzentriert nervös aufmerksam leistungsbereit körperlich unwohl					
<i>Bootstrap-Korrektklassifikation</i>							
K _{Bootstrap}	.743	.742					
SD[K _{Bootstrap}]	.044	.043					
95 %-CI[K _{Bootstrap}]	[.655, .830]	[.657, .826]					
<i>Vergleich EEB vs. WSIB</i>							
$\Delta K_{\text{Bootstrap}}$.001					
SD[$\Delta K_{\text{Bootstrap}}$]		.062					
95 %-CI[$\Delta K_{\text{Bootstrap}}$]		[-.120, .122]					
$p[\Delta K_{\text{Bootstrap}} < 0]$.494					
<i>Vergleich mit optimaler Korrektklassifikation $K_{\text{Hughes}} = .75$ nach Hughes</i>							
$K_{\text{Hughes}} - K_{\text{Bootstrap}}$.007	.008					
SD[$K_{\text{Hughes}} - K_{\text{Bootstrap}}$]	.044	.043					
95 %-CI[$K_{\text{Hughes}} - K_{\text{Bootstrap}}$]	[-.080, .095]	[-.076, .093]					
$p[K_{\text{Hughes}} < K_{\text{Bootstrap}}]$.434	.423					
<i>Auswertung der Vier-Felder-Tafel</i>							
Cramers ϕ	.499	.484					
$\chi^2(1)$	24886,74	23453,39					
$p[\chi^2(1) > \chi^2(1)]$	< .001	< .001					
Vierfeldertafel							
(Zeilen: Messwerte, Spalten: Vorhersage)		1	0	Σ	1	0	Σ
	1	31569	18602	50171	35470	14578	50048
	0	7138	42691	49829	11237	38642	49879
	Σ	38707	61293	100000	46707	53220	99927
Korrekturfaktor	c	1,296	0,813		1,072	0,937	

Bei Bootstrap-Experimenten zur Vorhersage von autoritärer Führung wird für die vollständige EEB die Item-Kombination 12: „aufgeregt“, 16: „ärgerlich“, 17: „zufrieden“, 20: „leicht“ endgültig ausgewählt. Dieses Modell weist eine Bootstrap-Korrektklassifikation von .743 auf. Für das WSIB ist es die Item-Kombination 1: „konzentriert“, 3: „nervös“, 7: „aufmerksam“, 8: „leistungsbereit“ und 10: „körperlich unwohl“ mit einer Bootstrap-Korrektklassifikation von .742. Beide Bootstrap-Korrektklassifikationen unterscheiden sich nicht signifikant untereinander und von der theoretisch bestmöglichen Korrektklassifikation

nach Hughes (1968) (Tabelle 108 und Tabelle 109). Die mittleren Fehler bei der Vorhersage der Wahrscheinlichkeit von Klasse 1 liegen für beide Instrumente im Promillebereich. Das 99,8 %-Konfidenzintervall für diese Vorhersage umfasst einen Bereich von etwa 33 % bis 37 %. Die mittleren Fehler bei der Vorhersage von Erwartungswerten sind nahe Null. Hier umfasst das 99,8 %-Konfidenzintervall einen Bereich von etwa 0,5 Skalenpunkten. Dies entspricht 12,5 % der Gesamtskala, die von 0 bis 4 reicht. Werden Vorhersagen von autoritärer Führung bei Bootstrap-Experimenten für 1000 zufällige Stichproben mit einem Umfang von je 100 Instanzen durchgeführt, so kann mit einer Wahrscheinlichkeit von .682 (vollständige EEB) bzw. .680 (WSIB) korrekt vorhergesagt werden, ob diese über- oder unterdurchschnittlich hoch für eine Stichprobe ausgeprägt ist (Tabelle 110).

Tabelle 110. Evaluative Kennwerte des besten Item-Sets zur stichprobenbezogenen Vorhersage von autoritärer Führung (0 = gering, 1 = hoch) mittels Items aus der vollständigen EEB sowie des WSIB. Mittels Bootstrapping wurden 1000 Stichproben des Umfangs N = 100 gezogen. Dargestellt sind die mittleren Vorhersagefehler und ihre Standardabweichungen für die Wahrscheinlichkeit der Klasse 1 sowie für Erwartungswerte. Ausgewertet wurde außerdem die Wahrscheinlichkeit, mit der der Schluss von vorhergesagter Über- oder Unterschreitung der Basisrate (50 %) für die Klasse 1 auf die entsprechende gemessene Über- oder Unterschreitung zulässig ist.

	EEB			WSIB			
Items	aufgeregt ärgerlich zufrieden leicht			konzentriert nervös aufmerksam leistungsbereit körperlich unwohl			
<i>Mittlere Vorhersagefehler</i>							
$\langle \varepsilon(\pi_1) \rangle$.002			.005			
$\sigma(\varepsilon(\pi_1))$.059			.052			
$\langle \varepsilon(\mu) \rangle$	0,003			0,003			
$\sigma(\varepsilon(\mu))$	0,085			0,080			
<i>Bootstrap-Korrektklassifikation für Stichproben</i>							
K _{Bootstrap}	.682			.680			
<i>Auswertung der Vier-Felder-Tafel</i>							
Cramers ϕ	.364			.359			
$\chi^2(1)$	132,62			129,08			
$p[\chi^2(1) > \chi^2(1)]$	< .001			< .001			
Vierfeldertafel		1	0	Σ	1	0	Σ
(Zeilen: Messwerte,	1	347	152	499	321	154	475
Spalten: Vorhersage)	0	166	335	501	166	359	525
	Σ	513	487	1000	487	513	1000

A3.8 BEDEUTUNG VON ANERKENNUNG UND WERTSCHÄTZUNG

Bedeutung von Anerkennung und Wertschätzung ist eine Teilskala des Fragebogens zu Führung und Zusammenarbeit (FFZ; Scherrer & Wieland, 2006; Wieland & Scherrer, 2007; Wieland, Winizuk & Hammes, 2009). Mit den zugehörigen beiden Items wird gefragt, wieviel Bedeutung Anerkennung und Wertschätzung durch die Führungskraft für die Beschäftigten haben (z. B. „Anerkennung und Wertschätzung durch unsere Führungskraft ist mir wichtig“). Die Items sind auf einer fünfstufigen Skala zu beantworten (0 = "Trifft gar nicht zu" bis 4 = "Trifft immer zu"). Der Rohwert dieser Variablen ergibt sich durch Mittelwertbildung. In Tabelle 111 sind die deskriptiv-statistischen Kennwerte dieser Variablen zusammengefasst.

Tabelle 111. Deskriptiv-statistische Kennwerte der Variablen Bedeutung von Anerkennung und Wertschätzung.

N	Modus	Median	M	SD	Min	Max	μ_0	μ_1
1342	3,00	3,00	2,93	0,94	0,00	4,00	2,24	3,63

Die zentralen Maße (Modus, Median und Mittelwert [*M*]) weisen vergleichbare Werte auf und sind vergleichsweise hoch auf der fünfstufigen Skala angesiedelt. Die Stichprobe mit gültigem Rohwert für Bedeutung von Anerkennung und Wertschätzung wurde für die folgenden Analysen am Median in die Kategorien 0 = „gering“ und 1 = „hoch“ unterteilt. In Tabelle 112 sind jedoch zunächst die Korrelationen (Spearman ρ) zwischen den Items der EEB und den Rohwerten für Bedeutung von Anerkennung und Wertschätzung aufgelistet.

Tabelle 112. Korrelationen (Spearman ρ) der Variablen Bedeutung von Anerkennung und Wertschätzung mit den einzelnen Items der EEB.

Nr. EEB-Item	ρ	Nr. EEB-Item	ρ	Nr. EEB-Item	ρ
1 konzentriert ^(a)	.165*	2 aggressiv	-.047	3 nervös ^(a)	.066
4 körperlich verspannt ^(a)	.037	5 selbstsicher	.082	6 zornig	-.015
7 aufmerksam ^(a)	.218*	8 leistungsbereit ^(a)	.246*	9 entspannt	.133*
10 körperlich unwohl ^(a)	-.038	11 energiegeladen ^(a)	.095*	12 aufgeregt ^(a)	.068
13 gelangweilt	-.075	14 beschwingt	.074	15 fröhlich	.124*
16 ärgerlich	-.035	17 zufrieden	.139*	18 ängstlich	.022
19 lustig	.077	20 leicht	.146*	21 deprimiert	-.007
22 bedrückt	.002	23 einflussreich ^(a)	.097*	24 vergnügt	.060
25 betrübt	-.003				

^(a)Dieses Item gehört auch zum WSIB; * $p < .001$

Die signifikanten Korrelationen sind durchgehend positiv und sind praktisch nicht bedeutsam ($|\rho| \leq .1$) („energiegeladen“, „einflussreich“) oder als kleine Effekte ($.1 < |\rho| \leq .3$) zu interpretieren. Die höchste Korrelation besteht mit „leistungsbereit“ ($\rho = .246$), gefolgt von „aufmerksam“ ($\rho = .218$).

Vollständige Ergebnisberichte

Tabelle 113. Selegierte Eigenschaftswörter der vollständigen EEB bei drei Bayes-Selektions-Experimenten (bestes Item, bestes Paar und bestes Tripel) zur Vorhersage von Bedeutung von Anerkennung und Wertschätzung (0 = gering, 1 = hoch) und deren Korrektklassifikation (κ) auf Grundlage der Trainingsdaten.

CV-Iteration	Experimente zur Vorhersage von Bedeutung von Anerkennung und Wertschätzung (0 = gering, 1 = hoch), Eigenschaftswörter der vollständigen EEB		
	Bestes Item	Bestes Paar	Bestes Tripel
0	8	8, 20	11, 15, 20
	κ_{Training} .607	.642	.704
1	8	8, 9	5, 9, 20
	κ_{Training} .615	.646	.711
2	8	8, 20	5, 9, 17
	κ_{Training} .613	.648	.706
3	8	8, 9	5, 9, 20
	κ_{Training} .608	.640	.704
4	8	8, 9	5, 9, 17
	κ_{Training} .610	.646	.706
5	8	8, 9	5, 9, 24
	κ_{Training} .623	.654	.707
6	8	8, 9	11, 15, 20
	κ_{Training} .607	.643	.703
7	8	8, 9	8, 9, 20
	κ_{Training} .607	.644	.704
8	8	8, 9	5, 9, 17
	κ_{Training} .613	.649	.707
9	8	8, 20	5, 20, 24
	κ_{Training} .617	.646	.707

Stehen sämtliche EEB-Items zur Selektion zur Verfügung, so ergeben sich bei den kombinatorischen Experimenten (Bestes Einzelitem, Bestes Paar und Bestes Tripel) stabile Item-Kombinationen. Als bestes Einzelitem wird durchgehend Item 8 („leistungsbereit“) gewählt. Beim besten Paar kommt in sieben Fällen Item 9 („entspannt“) hinzu. Das beste Tripel weist in sechs Fällen die Items 5 („selbstsicher“) und 9 (vgl. Tabelle 113 und Tabelle 114) auf. Erwartungsgemäß geht mit steigender Anzahl ausgewählter Items eine steigende Trainings-Korrektklassifikation einher.

Vollständige Ergebnisberichte

Tabelle 114. Verschiedene Kennwerte zur Beurteilung der Klassifikations-Güte von Modellen auf Grundlage dreier Bayes-Selektions-Experimente (bestes Item, bestes Paar, bestes Tripel). Geprüft wird die Vorhersage von Bedeutung von Anerkennung und Wertschätzung (0 = gering, 1 = hoch) nach Selektion von Eigenschaftswörtern der vollständigen EEB als Prädiktoren.

		Experimente zur Vorhersage von Bedeutung von Anerkennung/Wertschätzung (0 = gering, 1 = hoch), Eigenschaftswörter der vollständigen EEB								
		Bestes Item			Bestes Paar			Bestes Tripel		
		<i>Korrektklassifikation gegenüber Konstante</i>								
K_{CV}		.612			.603			.532		
$K_{CV} - K_{Konst}$.112			.103			.032		
$SD[K_{CV} - K_{Konst}]$.019			.019			.020		
95 %-CI[$K_{CV} - K_{Konst}$]		[.075, .150]			[.066, .141]			[-.006, .070]		
p [Stichprobe S: $K_{Konst} > K_{CV}$]		< .001			< .001			.050		
		<i>Korrektklassifikation gegenüber Hughes-Schätzung</i>								
K_{Hughes}		.730			.739			.699		
$K_{Hughes} - K_{CV}$.117			.135			.166		
$SD[K_{Hughes} - K_{CV}]$.018			.018			.019		
p [Klassifikator: $K_{Hughes} < K_{CV}$]		< .001			< .001			< .001		
		<i>Stabilität der Menge selezierter Eigenschaftswörter</i>								
Stabilität		1.000			.533			.111		
		<i>Trainings-Test-Drift der Korrektklassifikation</i>								
$K_{Training}$.612			.646			.706		
$ K_{CV} - K_{Training} $.000			.042			.174		
$SD[K_{CV} - K_{Training}]$.019			.019			.019		
p [größere Differenz]		.981			.023			< .001		
		<i>Auswertung der Vier-Felder-Tafel</i>								
Cramers ϕ		.225			.208			.064		
$\chi^2(1)$		67,65			57,78			5,25		
$p[\chi^2(1) > \chi^2(1)]$		< .001			< .001			.022		
Vierfeldertafel		1	0	Σ	1	0	Σ	1	0	Σ
(Zeilen: Messwerte,	1	424	247	671	433	236	669	342	300	642
Spalten: Vorhersage)	0	273	397	670	295	375	670	299	339	638
	Σ	697	644	1341	728	611	1339	641	639	1280

Die beste Cross-Validation-Korrektklassifikation (Anwendung der Vorhersagemodelle auf ungesehene Daten) erzielt das beste Einzelitem. Diese liegt mit .612 überzufällig über dem zu erwartenden Ergebnis von .500 bei konstanter Zuordnung. Das wird auch durch die Vierfeldertafel bestätigt. Die theoretisch bestmögliche Korrektklassifikation wird mit einer

Differenz von .117 signifikant verfehlt. Die Trainings-Korrektklassifikation ist identisch mit der Cross-Validation-Korrektklassifikation (vgl. Tabelle 114).

Tabelle 115. Selegierte Eigenschaftswörter des WSIB bei drei Bayes-Selektions-Experimenten (bestes Item, bestes Paar und bestes Tripel) zur Vorhersage von Bedeutung von Anerkennung und Wertschätzung (0 = gering, 1 = hoch) und deren Korrektklassifikation (κ) auf Grundlage der Trainingsdaten.

CV-Iteration	Experimente zur Vorhersage von Bedeutung von Anerkennung und Wertschätzung (0 = gering, 1 = hoch), Eigenschaftswörter des WSIB		
	Bestes Item	Bestes Paar	Bestes Tripel
0	8	8, 11	8, 11, 23
	K _{Training} .607	.620	.670
1	8	8, 10	3, 8, 23
	K _{Training} .615	.628	.667
2	8	8, 10	4, 8, 23
	K _{Training} .613	.627	.665
3	8	3, 8	4, 7, 11
	K _{Training} .608	.623	.669
4	8	8, 10	1, 3, 11
	K _{Training} .610	.623	.666
5	8	8, 10	4, 8, 11
	K _{Training} .623	.634	.673
6	8	8, 11	4, 8, 11
	K _{Training} .607	.623	.669
7	8	4, 8	4, 8, 11
	K _{Training} .607	.625	.671
8	8	8, 10	8, 11, 23
	K _{Training} .613	.627	.666
9	8	8, 10	4, 8, 11
	K _{Training} .617	.627	.670

Bei Einschränkung auswählbarer Items auf das WSIB ergeben sich weniger stabile Item-Kombinationen: Als bestes Einzelitem wird wieder durchgehend Item 8 („leistungsbereit“) gewählt. Beim besten Paar kommt in sechs Fällen das Item 10 („körperlich unwohl“) hinzu. Beim besten Tripel ist keine Item-Kombination besonders häufig (vgl. Tabelle 115). Die Trainings-Korrektklassifikationen steigen in der Reihenfolge bestes Einzelitem, bestes Paar und bestes Tripel. In der gleichen Reihenfolge nehmen die Stabilitäten der Item-Kombinationen ab (Tabelle 115 und Tabelle 116).

Vollständige Ergebnisberichte

Tabelle 116. Verschiedene Kennwerte zur Beurteilung der Klassifikations-Güte von Modellen auf Grundlage dreier Bayes-Selektions-Experimente (bestes Item, bestes Paar, bestes Tripel). Geprüft wird die Vorhersage von Bedeutung von Anerkennung und Wertschätzung (0 = gering, 1 = hoch) nach Selektion von Eigenschaftswörtern des WSIB als Prädiktoren.

	Experimente zur Vorhersage von Bedeutung von Anerkennung/Wertschätzung (0 = gering, 1 = hoch), Eigenschaftswörter des WSIB									
	Bestes Item			Bestes Paar			Bestes Tripel			
<i>Korrektklassifikation gegenüber Konstante</i>										
K_{CV}	.612			.576			.533			
$K_{CV} - K_{Konst}$.112			.076			.033			
$SD[K_{CV} - K_{Konst}]$.019			.019			.019			
95 %-CI[$K_{CV} - K_{Konst}$]	[.074, .149]			[.038, .113]			[-.005, .071]			
p [Stichprobe S: $K_{Konst} > K_{CV}$]	< .001			< .001			.044			
<i>Korrektklassifikation gegenüber Hughes-Schätzung</i>										
K_{Hughes}	.730			.739			.699			
$K_{Hughes} - K_{CV}$.118			.163			.165			
$SD[K_{Hughes} - K_{CV}]$.018			.018			.019			
p [Klassifikator: $K_{Hughes} < K_{CV}$]	< .001			< .001			< .001			
<i>Stabilität der Menge selezierter Eigenschaftswörter</i>										
Stabilität	1.000			.356			.156			
<i>Trainings-Test-Drift der Korrektklassifikation</i>										
$K_{Training}$.612			.625			.669			
$ K_{CV} - K_{Training} $.000			.050			.136			
$SD[K_{CV} - K_{Training}]$.019			.019			.019			
p [größere Differenz]	1.00			.008			< .001			
<i>Auswertung der Vier-Felder-Tafel</i>										
Cramers ϕ	.224			.152			.066			
$\chi^2(1)$	67,17			30,70			5,71			
$p[\chi^2(1) > \chi^2(1)]$	< .001			< .001			.017			
Vierfeldertafel		1	0	Σ	1	0	Σ	1	0	Σ
(Zeilen: Messwerte,	1	424	247	671	422	249	671	339	313	652
Spalten: Vorhersage)	0	274	397	671	318	347	665	294	354	648
	Σ	698	644	1342	740	596	1336	633	667	1300

Wie bei der Auswahl aus der vollständigen EEB weist auch hier (WSIB) das beste Einzelitem die höchste Cross-Validation-Korrektklassifikation auf. Diese ist identisch mit der entsprechenden Trainings-Korrektklassifikation und signifikant kleiner als die theoretisch bestmögliche Korrektklassifikation. Dennoch ist sie signifikant besser, als bei konstanter Zuordnung (vgl. Tabelle 116).

Vollständige Ergebnisberichte

Tabelle 117. Selegierte Eigenschaftswörter der vollständigen EEB bei drei Selektions-Experimenten (Binärlogistische Regression, Sequential Forward Floating Selection [BLR/SFS], Bayes-Klassifikation, SFS [Bayes/SFS] und Bayes-Klassifikation, Sequential Forward Floating Selection [Bayes/SFFS]) zur Vorhersage von Bedeutung von Anerkennung und Wertschätzung (0 = gering, 1 = hoch) und deren Korrektklassifikation (κ) auf Grundlage der Trainingsdaten.

CV-Iteration	Experimente zur Vorhersage von Bedeutung von Anerkennung und Wertschätzung (0 = gering, 1 = hoch), Eigenschaftswörter der vollständigen EEB		
	BLR/SFS	Bayes/SFS	Bayes/SFFS
0	5, 6, 7, 8, 9, 11, 14, 15, 17, 18, 20, 22, 23	5, 8, 9, 20	1, 5, 9, 12, 20
K _{Training}	.660	.643	.638
1	5, 6, 7, 8, 9, 14, 17, 18, 19, 20, 22	8, 9	1, 5, 9, 20
K _{Training}	.664	.626	.629
2	1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14, 15, 16, 17, 18, 19, 20, 22, 23, 24	8	8
K _{Training}	.671	.604	.604
3	1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14, 15, 16, 17, 18, 19, 20, 21, 22, 23, 25	5, 8, 9, 18, 20	1, 5, 9, 20
K _{Training}	.677	.651	.621
4	8	8	20
K _{Training}	.617	.617	.589
5	5, 8, 9, 14, 15, 17, 18, 20, 22, 23, 24	8, 9	1, 20
K _{Training}	.661	.623	.596
6	3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 11, 14, 15, 16, 17, 18, 19, 20, 22, 23	5, 8, 9, 18, 20	5, 6, 9, 20
K _{Training}	.663	.647	.618
7	5, 8, 9, 20	5, 8, 9, 14, 18, 20	8
K _{Training}	.638	.664	.611
8	5, 6, 8, 9, 18, 20	5, 8, 9, 18	8
K _{Training}	.655	.635	.611
9	5, 6, 8, 9, 18, 20	8, 9	1, 5, 9, 20
K _{Training}	.652	.616	.621

Werden Experimente zur heuristischen Selektion von Items aus der vollständigen EEB durchgeführt (Sequential Forward Selection [SFS], Sequential Forward Floating Selection [SFFS]), so nimmt die Stabilität gegenüber kombinatorischen Verfahren stark ab. Gelegentlich werden fünf oder mehr EEB-Items, manchmal jedoch auch nur ein EEB-Item ausgewählt. Dies kommt besonders häufig bei Bayes-Klassifikation vor. Das Item 8 („leistungsbereit“) wird

besonders häufig in die Auswahl einbezogen bzw. als einziges Item ausgewählt. Auf Grund der Trainings-Korrektklassifikationen lässt sich kein Algorithmus als überlegen identifizieren, auch wenn binärlogistische Regression tendenziell höhere Werte erzielt (Tabelle 117 und Tabelle 118).

Tabelle 118. Verschiedene Kennwerte zur Beurteilung der Klassifikations-Güte von Modellen auf Grundlage dreier Selektions-Experimente (Binärlogistische Regression, Sequential Forward Floating Selection [BLR/SFS], Bayes-Klassifikation, SFS [Bayes/SFS] und Bayes-Klassifikation, Sequential Forward Floating Selection [Bayes/SFFS]). Geprüft wird die Vorhersage von Bedeutung von Anerkennung und Wertschätzung (0 = gering, 1 = hoch) nach Selektion von Eigenschaftswörtern der vollständigen EEB als Prädiktoren.

	Experimente zur Vorhersage von Bedeutung von Anerkennung und Wertschätzung (0 = gering, 1 = hoch), Eigenschaftswörter der vollständigen EEB									
	BLR/SFS			Bayes/SFS			Bayes/SFFS			
<i>Korrektklassifikation gegenüber Konstante</i>										
K _{CV}	.656			.633			.636			
K _{CV} - K _{Konst}	.156			.133			.136			
SD[K _{CV} - K _{Konst}]	.019			.019			.019			
95 %-CI[K _{CV} - K _{Konst}]	[.119, .193]			[.096, .170]			[.099, .173]			
p[Stichprobe S: K _{Konst} > K _{CV}]	< .001			< .001			< .001			
<i>Stabilität der Menge selezierter Eigenschaftswörter</i>										
Stabilität	.022			.111			.133			
<i>Trainings-Test-Drift der Korrektklassifikation</i>										
K _{Training}	.656			.633			.614			
K _{CV} - K _{Training}	.000			.000			.022			
SD[K _{CV} - K _{Training}]	.018			.019			.019			
p[größere Differenz]	.982			.986			.231			
<i>Auswertung der Vier-Felder-Tafel</i>										
Cramers φ	.313			.267			.274			
χ ² (1)	130,96			95,92			100,59			
p[χ ² (1) > χ ² (1)]	< .001			< .001			< .001			
Vierfeldertafel		1	0	Σ	1	0	Σ	1	0	Σ
(Zeilen: Messwerte, Spalten: Vorhersage)	1	447	224	671	409	261	670	465	206	671
	0	237	433	670	230	440	670	282	388	670
	Σ	684	657	1341	639	701	1340	747	594	1341

Binärlogistische Regression erzielt die höchste Cross-Validation-Korrektklassifikation. Allerdings weisen die anderen beiden Algorithmen vergleichbar hohe Korrektklassifikationen auf. Die Trainings-Korrektklassifikationen unterscheiden sich nicht signifikant von den Cross-Validation-Korrektklassifikationen. Gegenüber den kombinatorischen Experimenten sind die

Cross-Validation-Korrektklassifikationen durchgehend besser. Bei der Vorhersage mit Bayes-Klassifikation (SFFS) ist eine Verschiebung hin zur Klasse 1 („hohe Bedeutung von Anerkennung und Wertschätzung“) zu beobachten (Tabelle 118).

Tabelle 119. Selegierte Eigenschaftswörter des WSIB bei drei Selektions-Experimenten (Binärlogistische Regression, Sequential Forward Floating Selection [BLR/SFS], Bayes-Klassifikation, SFS [Bayes/SFS] und Bayes-Klassifikation, Sequential Forward Floating Selection [Bayes/SFFS]) zur Vorhersage von Bedeutung von Anerkennung und Wertschätzung (0 = gering, 1 = hoch) und deren Korrektklassifikation (κ) auf Grundlage der Trainingsdaten.

CV-Iteration	Experimente zur Vorhersage von Bedeutung von Anerkennung und Wertschätzung (0 = gering, 1 = hoch), Eigenschaftswörter des WSIB		
	BLR/SFS	Bayes/SFS	Bayes/SFFS
0	8	1, 3, 8	8
K _{Training}	.603	.617	.615
1	8	8	1, 3, 7, 11, 12, 23
K _{Training}	.602	.621	.621
2	8	8	8
K _{Training}	.608	.604	.604
3	8	8	8
K _{Training}	.608	.609	.609
4	8	1, 3, 7, 8, 11	8
K _{Training}	.605	.634	.617
5	8	8	1, 3, 4
K _{Training}	.612	.616	.586
6	8	8	8
K _{Training}	.602	.607	.607
7	8	8	8
K _{Training}	.609	.611	.611
8	8	1, 3, 8, 10, 12	1, 3, 7, 11, 12
K _{Training}	.599	.628	.607
9	8	1, 3, 4, 7, 8, 11	8
K _{Training}	.605	.644	.610

Werden die auswählbaren Items auf das WSIB eingeschränkt, dann wird eine weniger breite Varianz ausgewählter Items deutlich. Im Vordergrund steht auch hier das Item 8 („leistungsbereit“), das bei allen drei Algorithmen häufig als Einzelitem ausgewählt wird. Die ermittelten Trainings-Korrektklassifikationen sind niedriger als jene, die bei Zugrundelegung der vollständigen EEB erzielt werden. Hinsichtlich der Trainings-Korrektklassifikationen hebt sich keines der eingesetzten Algorithmen besonders hervor (Tabelle 119 und Tabelle 120).

Vollständige Ergebnisberichte

Tabelle 120. Verschiedene Kennwerte zur Beurteilung der Klassifikations-Güte von Modellen auf Grundlage dreier Selektions-Experimente (Binärlogistische Regression, Sequential Forward Floating Selection [BLR/SFS], Bayes-Klassifikation, SFS [Bayes/SFS] und Bayes-Klassifikation, Sequential Forward Floating Selection [Bayes/SFFS]). Geprüft wird die Vorhersage von Bedeutung von Anerkennung und Wertschätzung (0 = gering, 1 = hoch) nach Selektion von Eigenschaftswörtern des WSIB als Prädiktoren.

	Experimente zur Vorhersage von Bedeutung von Anerkennung und Wertschätzung (0 = gering, 1 = hoch), Eigenschaftswörter des WSIB									
	BLR/SFS			Bayes/SFS			Bayes/SFFS			
<i>Korrektklassifikation gegenüber Konstante</i>										
K_{CV}	.605			.625			.626			
$K_{CV} - K_{Konst}$.105			.125			.125			
$SD[K_{CV} - K_{Konst}]$.019			.019			.019			
95 %-CI[$K_{CV} - K_{Konst}$]	[.068, .143]			[.087, .162]			[.088, .163]			
$p[\text{Stichprobe } S: K_{Konst} > K_{CV}]$	< .001			< .001			< .001			
<i>Stabilität der Menge selezierter Eigenschaftswörter</i>										
Stabilität	1.000			.333			.467			
<i>Trainings-Test-Drift der Korrektklassifikation</i>										
$K_{Training}$.605			.619			.609			
$ K_{CV} - K_{Training} $.000			.006			.017			
$SD[K_{CV} - K_{Training}]$.019			.019			.019			
$p[\text{größere Differenz}]$	1.000			.757			.365			
<i>Auswertung der Vier-Felder-Tafel</i>										
Cramers ϕ	.211			.251			.251			
$\chi^2(1)$	59,06			84,68			84,71			
$p[\chi^2(1) > \chi^2(1)]$	< .001			< .001			< .001			
Vierfeldertafel		1	0	Σ	1	0	Σ	1	0	Σ
(Zeilen: Messwerte,	1	417	248	665	441	229	670	415	256	671
Spalten: Vorhersage)	0	277	388	665	273	397	670	246	424	670
	Σ	694	636	1330	714	626	1340	661	680	1341

Nur bei Bayes-Klassifikation (SFS und SFFS) wird die Trainings-Korrektklassifikation durch die Cross-Validation-Korrektklassifikation übertroffen (jedoch nicht statistisch bedeutsam). Bayes-Klassifikation (SFS und SFFS) führt zu etwas besseren Cross-Validation-Korrektklassifikationen, als binärlogistische Regression. Diese Raten unterscheiden sich jedoch nur geringfügig. Alle Korrektklassifikationen (Training, Cross-Validation, Vierfeldertafel) sind signifikant besser als bei konstanter Zuordnung (Tabelle 120).

Vollständige Ergebnisberichte

Tabelle 121. Bootstrap-Experimente zur Auswahl geeigneter Bayes-Klassifikatoren. Es wurden je Item-Set 1000 Experimente mit Zufallsstichproben vom Umfang $N = 100$ durchgeführt. Die Modelle dienen zur Vorhersage von Bedeutung von Anerkennung und Wertschätzung (0 = gering, 1 = hoch). Fett markiert ist das geeignetste Item-Set aus der vollständigen EEB sowie aus dem Screening (WSIB).

Items	$K_{\text{Bootstrap}}$	$SD[K_{\text{Bootstrap}}]$	$K_{\text{Hughes}} - K_{\text{Bootstrap}}$	EEB	WSIB
5, 8, 9, 20	.790	.041	-.040	SFS	
8, 9	.643	.047	.107	SFS, P	
8	.611	.050	.139	SFS, SFFS, S	SFS, SFFS, S
5, 8, 9, 18, 20	.836	.037	-.086	SFS	
5, 8, 9, 14, 18, 20	.911	.029	-.161	SFS	
5, 8, 9, 18	.719	.046	.031	SFS	
1, 5, 9, 12, 20	.859	.036	-.109	SFFS	
1, 5, 9, 20	.773	.043	-.023	SFFS	
20	.590	.049	.160	SFFS	
1, 20	.613	.049	.137	SFFS	
5, 6, 9, 20	.761	.042	-.011	SFFS	
8, 20	.641	.048	.109	P	
11, 15, 20	.695	.047	.055	T	
5, 9, 20	.699	.047	.051	T	
5, 9, 17	.695	.045	.055	T	
5, 9, 24	.691	.046	.059	T	
8, 9, 20	.694	.047	.056	T	
5, 20, 24	.692	.044	.058	T	
1, 3, 8	.648	.046	.102		SFS
1, 3, 7, 8, 11	.784	.042	-.034		SFS
1, 3, 8, 10, 12	.755	.044	-.005		SFS
1, 3, 4, 7, 8, 11	.870	.034	-.120		SFS
1, 3, 7, 11, 12, 23	.876	.033	-.126		SFFS
1, 3, 4	.639	.048	.111		SFFS
1, 3, 7, 11, 12	.792	.040	-.042		SFFS
8, 11	.622	.049	.128		P
8, 10	.623	.050	.127		P
3, 8	.621	.048	.129		P
4, 8	.616	.048	.134		P
8, 11, 23	.661	.048	.089		T
3, 8, 23	.659	.048	.091		T
4, 8, 23	.658	.049	.092		T
4, 7, 11	.656	.048	.094		T
1, 3, 11	.654	.048	.096		T
4, 8, 11	.663	.046	.087		T

Anmerkungen: $K_{\text{Bootstrap}}$ = Bootstrap-Korrektklassifikation, $K_{\text{Hughes}} = .750$ = Hughes-Schätzung für einen optimalen Klassifikator, S = bestes Einzel-Item, P = bestes Item-Paar, T = bestes Item-Tripel, SFS = Sequential Forward Selection, SFFS = Sequential Forward Floating Selection

Vollständige Ergebnisberichte

Tabelle 122. Evaluations-Kennwerte des besten Item-Sets zur personenbezogenen Vorhersage von Bedeutung von Anerkennung und Wertschätzung (0 = gering, 1 = hoch) mittels Items aus der vollständigen EEB sowie des WSIB.

	EEB	WSIB					
Items	selbtsicher leistungsbereit entspannt ängstlich	körperlich verspannt leistungsbereit energiegeladen					
<i>Bootstrap-Korrektklassifikation</i>							
$K_{\text{Bootstrap}}$.719	.663					
$SD[K_{\text{Bootstrap}}]$.046	.046					
95 %-CI $[K_{\text{Bootstrap}}]$	[.629, .809]	[.574, .753]					
<i>Vergleich EEB vs. WSIB</i>							
$\Delta K_{\text{Bootstrap}}$.056					
$SD[\Delta K_{\text{Bootstrap}}]$.065					
95 %-CI $[\Delta K_{\text{Bootstrap}}]$		[-.071, .182]					
$\rho[\Delta K_{\text{Bootstrap}} < 0]$.194					
<i>Vergleich mit optimaler Korrektklassifikation $K_{\text{Hughes}} = .75$ nach Hughes</i>							
$K_{\text{Hughes}} - K_{\text{Bootstrap}}$.031	.087					
$SD[K_{\text{Hughes}} - K_{\text{Bootstrap}}]$.046	.046					
95 %-CI $[K_{\text{Hughes}} - K_{\text{Bootstrap}}]$	[-.059, .121]	[-.003, .176]					
$\rho[K_{\text{Hughes}} < K_{\text{Bootstrap}}]$.250	.028					
<i>Auswertung der Vier-Felder-Tafel</i>							
Cramers ϕ	.443	.328					
$\chi^2(1)$	19629,36	10743,91					
$\rho[\chi^2(1) > \chi^2(1)]$	< .001	< .001					
Vierfeldertafel							
(Zeilen: Messwerte, Spalten: Vorhersage)		1	0	Σ	1	0	Σ
	1	32165	17763	49928	31348	18807	50155
	0	10325	39747	50072	14863	34982	49845
	Σ	42490	57510	100000	46211	53789	100000
Korrekturfaktor	c	1,175	0,871		1,085	0,927	

Bei Bootstrap-Experimenten zur Vorhersage der Bedeutung von Anerkennung und Wertschätzung werden zwei unterschiedliche Item-Kombinationen gewählt. Für die vollständige EEB sind es die Items 5 („selbtsicher“), 8 („leistungsbereit“), 9 („entspannt“) und 18 („ängstlich“). Für das WSIB sind es die Items 4 („körperlich verspannt“), 8 („leistungsbereit“) und 11 („energiegeladen“). Das Modell der vollständigen EEB weist mit .719 eine bessere Korrektklassifikation auf, als das des WSIB mit .663. Dieser Unterschied ist jedoch nicht statistisch bedeutsam. Die Korrektklassifikationen fallen vergleichsweise niedriger aus, als die theoretisch bestmögliche Korrektklassifikation nach Hughes (1968) (Tabelle 121

und Tabelle 104). Die mittleren Fehler bei der Vorhersage der Wahrscheinlichkeit von Klasse 1 sind Null (EEB) bzw. liegen im Promillebereich (WSIB). Das 99,8 %-Konfidenzintervall für diese Vorhersage umfasst einen Bereich von etwa 37 %. Die mittleren Fehler bei der Vorhersage von Erwartungswerten sind nahe Null. Hier umfasst das 99,8 %-Konfidenzintervall einen Bereich von etwa 0,6 Skaleneinheiten. Dies entspricht 16 % der Gesamtskala, die von 0 bis 4 reicht. Werden Vorhersagen von der Bedeutung von Anerkennung und Wertschätzung bei Bootstrap-Experimenten für 1000 zufällige Stichproben mit einem Umfang von je 100 Instanzen durchgeführt, so kann mit einer Wahrscheinlichkeit von .633 (vollständige EEB) bzw. .599 (WSIB) korrekt vorhergesagt werden, ob diese über- oder unterdurchschnittlich hoch für eine Stichprobe ausgeprägt ist (Tabelle 123).

Tabelle 123. Evaluative Kennwerte des besten Item-Sets zur stichprobenbezogenen Vorhersage von Bedeutung von Anerkennung und Wertschätzung (0 = gering, 1 = hoch) mittels Items aus der vollständigen EEB sowie des WSIB. Mittels Bootstrapping wurden 1000 Stichproben des Umfangs N = 100 gezogen. Dargestellt sind die mittleren Vorhersagefehler und ihre Standardabweichungen für die Wahrscheinlichkeit der Klasse 1 sowie für Erwartungswerte. Ausgewertet wurde außerdem die Wahrscheinlichkeit, mit der der Schluss von vorhergesagter Über- oder Unterschreitung der Basisrate (50 %) für die Klasse 1 auf die entsprechende gemessene Über- oder Unterschreitung zulässig ist.

	EEB			WSIB			
Items	selbstsicher leistungsbereit entspannt ängstlich			körperlich verspannt leistungsbereit energiegeladen			
<i>Mittlere Vorhersagefehler</i>							
$\langle \varepsilon(\pi_1) \rangle$.000			-.003			
$\sigma(\varepsilon(\pi_1))$.058			.060			
$\langle \varepsilon(\mu) \rangle$	-0,001			-0,006			
$\sigma(\varepsilon(\mu))$	0,103			0,106			
<i>Bootstrap-Korrektklassifikation für Stichproben</i>							
K _{Bootstrap}	.633			.599			
<i>Auswertung der Vier-Felder-Tafel</i>							
Cramers ϕ	.266			.198			
$\chi^2(1)$	70,53			39,02			
$p[\chi^2(1) > \chi^2(1)]$	< .001			< .001			
Vierfeldertafel		1	0	Σ	1	0	Σ
(Zeilen: Messwerte,	1	303	188	491	258	168	426
Spalten: Vorhersage)	0	179	330	509	233	341	574
	Σ	482	518	1000	491	509	1000

A3.9 GANZHEITLICHE FÜHRUNG

Ganzheitliche Führung ist eine Teilskala des Fragebogens zu Führung und Zusammenarbeit (FFZ; Scherrer & Wieland, 2006; Wieland & Scherrer, 2007; Wieland, Winizuk & Hammes, 2009). Sie fasst aufgabenorientierte (z. B. „Meine Führungskraft nimmt sich ausreichend Zeit, Aufgaben mit mir abzusprechen“) und mitarbeiterorientierte Führung (z. B. „Wir MitarbeiterInnen haben leichten Zugang zu unserem/unserer Vorgesetzten“) zusammen. Die insgesamt sechs Items sind auf einer fünfstufigen Skala zu beantworten (0 = "Trifft gar nicht zu" bis 4 = "Trifft immer zu"). Der Rohwert dieser Variablen ergibt sich durch Mittelwertbildung. In Tabelle 124 sind die deskriptiv-statistischen Kennwerte dieser Variablen zusammengefasst.

Tabelle 124. Deskriptiv-statistische Kennwerte der Variablen Ganzheitliche Führung.

N	Modus	Median	M	SD	Min	Max	μ_0	μ_1
1347	2,67	2,33	2,25	0,80	0,00	4,00	1,61	2,90

Die Werte für Mittelwert (M), Median und Modus steigen in dieser Reihenfolge. Die Verteilung der Werte ist daher linksschief. Die Stichprobe mit gültigem Rohwert für ganzheitliche Führung wurde für die folgenden Analysen am Median in die Kategorien 0 = „gering“ und 1 = „hoch“ unterteilt. In Tabelle 125 sind jedoch zunächst die Korrelationen (Spearman ρ) zwischen den Items der EEB und den Rohwerten für ganzheitliche Führung aufgelistet.

Tabelle 125. Korrelationen (Spearman ρ) der Variablen Ganzheitliche Führung mit den einzelnen Items der EEB.

Nr.	EEB-Item	ρ	Nr.	EEB-Item	ρ	Nr.	EEB-Item	ρ
1	konzentriert ^(a)	.173*	2	aggressiv	-.175*	3	nervös ^(a)	-.077
4	körperlich verspannt ^(a)	-.138*	5	selbstsicher	.084	6	zornig	-.189*
7	aufmerksam ^(a)	.185*	8	leistungsbereit ^(a)	.188*	9	entspannt	.037
10	körperlich unwohl ^(a)	-.201*	11	energiegeladen ^(a)	.169*	12	aufgeregt ^(a)	-.026
13	gelangweilt	-.196*	14	beschwingt	.171*	15	fröhlich	.235*
16	ärgerlich	-.191*	17	zufrieden	.378*	18	ängstlich	-.068
19	lustig	.151*	20	leicht	.058	21	deprimiert	-.187*
22	bedrückt	-.191*	23	einflussreich ^(a)	.234*	24	vergnügt	.184*
25	betrübt	-.187*						

^(a)Dieses Item gehört auch zum WSIB; * $p < .001$

Signifikante Korrelationen sind mit Ausnahme von „zufrieden“ ($\rho = .378$) gering ($.1 < |\rho| \leq .3$). Die stärkste negative Korrelation mit ganzheitlicher Führung weist das EEB-Item „körperlich unwohl“ mit $\rho = -.201$ auf.

Vollständige Ergebnisberichte

Tabelle 126. Selegierte Eigenschaftswörter der vollständigen EEB bei drei Bayes-Selektions-Experimenten (bestes Item, bestes Paar und bestes Tripel) zur Vorhersage von ganzheitlicher Führung (0 = gering, 1 = hoch) und deren Korrektklassifikation (κ) auf Grundlage der Trainingsdaten.

CV-Iteration	Experimente zur Vorhersage von ganzheitlicher Führung (0 = gering, 1 = hoch), Eigenschaftswörter der vollständigen EEB		
	Bestes Item	Bestes Paar	Bestes Tripel
0	17	9, 17	11, 17, 20
	κ_{Training} .643	.660	.729
1	17	13, 17	11, 17, 20
	κ_{Training} .643	.663	.721
2	17	17, 21	14, 17, 20
	κ_{Training} .635	.653	.712
3	17	6, 17	11, 17, 20
	κ_{Training} .640	.657	.717
4	17	17, 20	11, 17, 20
	κ_{Training} .644	.664	.729
5	17	13, 17	11, 17, 20
	κ_{Training} .643	.660	.714
6	17	13, 17	11, 17, 20
	κ_{Training} .651	.666	.720
7	17	6, 17	11, 17, 20
	κ_{Training} .642	.659	.718
8	17	6, 17	11, 17, 20
	κ_{Training} .642	.661	.722
9	17	13, 17	11, 17, 20
	κ_{Training} .631	.650	.714

Stehen sämtliche EEB-Items zur Selektion zur Verfügung, so wird bei den kombinatorischen Experimenten (Bestes Einzelitem, Bestes Paar und Bestes Tripel) das Item 17 („zufrieden“) in allen Durchgängen ausgewählt. Nicht nur das beste Einzelitem weist daher eine optimale Stabilität auf, auch die Stabilität des besten Tripels ist relativ hoch. Hier werden in neun Cross-Validation-Durchgängen die Items 11 („energiegeladen“), 17 („zufrieden“) und 20 („leicht“) gewählt. Für das beste Paar zeigen sich hingegen starke Variationen der Items (vgl. Tabelle 126 und Tabelle 127). Erwartungsgemäß steigt die Trainings-Korrektklassifikation mit zunehmender Anzahl ausgewählter Items.

Vollständige Ergebnisberichte

Tabelle 127. Verschiedene Kennwerte zur Beurteilung der Klassifikations-Güte von Modellen auf Grundlage dreier Bayes-Selektions-Experimente (bestes Item, bestes Paar, bestes Tripel). Geprüft wird die Vorhersage von ganzheitlicher Führung (0 = gering, 1 = hoch) nach Selektion von Eigenschaftswörtern der vollständigen EEB als Prädiktoren.

	Experimente zur Vorhersage von ganzheitlicher Führung (0 = gering, 1 = hoch), Eigenschaftswörter der vollständigen EEB									
	Bestes Item			Bestes Paar			Bestes Tripel			
<i>Korrektklassifikation gegenüber Konstante</i>										
K_{CV}	.641			.622			.609			
$K_{CV} - K_{Konst}$.141			.122			.109			
$SD[K_{CV} - K_{Konst}]$.019			.019			.019			
95 %-CI [$K_{CV} - K_{Konst}$]	[.104, .178]			[.084, .159]			[.071, .146]			
$p[\text{Stichprobe S: } K_{Konst} > K_{CV}]$	< .001			< .001			< .001			
<i>Korrektklassifikation gegenüber Hughes-Schätzung</i>										
K_{Hughes}	.730			.739			.699			
$K_{Hughes} - K_{CV}$.088			.117			.090			
$SD[K_{Hughes} - K_{CV}]$.018			.018			.019			
$p[\text{Klassifikator: } K_{Hughes} < K_{CV}]$	< .001			< .001			< .001			
<i>Stabilität der Menge selezierter Eigenschaftswörter</i>										
Stabilität	1.000			.200			.800			
<i>Trainings-Test-Drift der Korrektklassifikation</i>										
$K_{Training}$.641			.659			.720			
$ K_{CV} - K_{Training} $.000			.037			.111			
$SD[K_{CV} - K_{Training}]$.018			.019			.019			
$p[\text{größere Differenz}]$.988			.043			< .001			
<i>Auswertung der Vier-Felder-Tafel</i>										
Cramers ϕ	.293			.247			.219			
$\chi^2(1)$	115,45			81,84			61,16			
$p[\chi^2(1) > \chi^2(1)]$	< .001			< .001			< .001			
Vierfeldertafel		1	0	Σ	1	0	Σ	1	0	Σ
(Zeilen: Messwerte,	1	521	152	673	472	199	671	412	219	631
Spalten: Vorhersage)	0	331	342	673	308	362	670	278	362	640
	Σ	852	494	1346	780	561	1341	690	581	1271

Die beste Cross-Validation-Korrektklassifikation (Anwendung der Vorhersagemodelle auf ungesehene Daten) erzielt das beste Einzelitem. Diese liegt mit .641 überzufällig über dem zu erwartenden Ergebnis von .500 bei konstanter Zuordnung. Das wird auch durch die Vierfeldertafel bestätigt. Die theoretisch bestmögliche Korrektklassifikation wird jedoch um

die Differenz .088 signifikant verfehlt. Cross-Validation-Korrektklassifikation und Trainings-Korrektklassifikation sind bis auf Rundungsfehler identisch (vgl. Tabelle 127).

Tabelle 128. Selegierte Eigenschaftswörter des WSIB bei drei Bayes-Selektions-Experimenten (bestes Item, bestes Paar und bestes Tripel) zur Vorhersage von ganzheitlicher Führung (0 = gering, 1 = hoch) und deren Korrektklassifikation (κ) auf Grundlage der Trainingsdaten.

CV-Iteration	Experimente zur Vorhersage von ganzheitlicher Führung (0 = gering, 1 = hoch), Eigenschaftswörter des WSIB		
	Bestes Item	Bestes Paar	Bestes Tripel
0	23	4, 23	4, 7, 23
	K _{Training} .580	.611	.668
1	23	10, 23	4, 11, 23
	K _{Training} .583	.616	.672
2	23	10, 23	4, 11, 23
	K _{Training} .583	.611	.676
3	23	10, 23	4, 11, 23
	K _{Training} .579	.610	.671
4	10	4, 23	4, 11, 23
	K _{Training} .578	.615	.678
5	23	10, 23	4, 11, 23
	K _{Training} .582	.606	.669
6	23	10, 23	4, 11, 23
	K _{Training} .585	.615	.672
7	23	10, 23	4, 11, 23
	K _{Training} .583	.606	.669
8	23	4, 23	4, 11, 23
	K _{Training} .581	.610	.670
9	23	10, 23	4, 11, 23
	K _{Training} .579	.603	.669

Stehen nur die Items des WSIB für die Selektion zur Verfügung, so wird nun bei den kombinatorischen Experimenten das Item 23 („einflussreich“) in neun Fällen als bestes Einzelitem gewählt. Für das beste Paar kommt (mit drei Ausnahmen) das Item 10 („körperlich unwohl“) hinzu. Für das beste Tripel werden in neun Fällen die Items 4 („körperlich verspannt“), 11 („energiegeladen“) und 23 gewählt (vgl. Tabelle 128). Die Rangfolge der Item-Kombinationen bezüglich der Trainings-Korrektklassifikation entspricht jener bei Verwendung der vollständigen EEB. Die Stabilität der ausgewählten Item-Kombinationen ist im Vergleich

Vollständige Ergebnisberichte

zur Auswahl aus der vollständigen EEB auch beim besten Paar vergleichsweise hoch ausgeprägt (Tabelle 129).

Tabelle 129. Verschiedene Kennwerte zur Beurteilung der Klassifikations-Güte von Modellen auf Grundlage dreier Bayes-Selektions-Experimente (bestes Item, bestes Paar, bestes Tripel). Geprüft wird die Vorhersage von ganzheitlicher Führung (0 = gering, 1 = hoch) nach Selektion von Eigenschaftswörtern des WSIB als Prädiktoren.

	Experimente zur Vorhersage von ganzheitlicher Führung (0 = gering, 1 = hoch), Eigenschaftswörter des WSIB									
	Bestes Item			Bestes Paar			Bestes Tripel			
<i>Korrektklassifikation gegenüber Konstante</i>										
K_{CV}	.572			.581			.524			
$K_{CV} - K_{Konst}$.071			.081			.024			
$SD[K_{CV} - K_{Konst}]$.019			.019			.019			
95 %-CI[$K_{CV} - K_{Konst}$]	[.034, .109]			[.043, .119]			[-.014, .062]			
p [Stichprobe S: $K_{Konst} > K_{CV}$]	< .001			< .001			.108			
<i>Korrektklassifikation gegenüber Hughes-Schätzung</i>										
K_{Hughes}	.730			.739			.699			
$K_{Hughes} - K_{CV}$.158			.157			.174			
$SD[K_{Hughes} - K_{CV}]$.018			.018			.019			
p [Klassifikator: $K_{Hughes} < K_{CV}$]	< .001			< .001			< .001			
<i>Stabilität der Menge selezierter Eigenschaftswörter</i>										
Stabilität	.800			.533			.800			
<i>Trainings-Test-Drift der Korrektklassifikation</i>										
$K_{Training}$.581			.610			.672			
$ K_{CV} - K_{Training} $.010			.029			.147			
$SD[K_{CV} - K_{Training}]$.019			.019			.019			
p [größere Differenz]	.612			.126			< .001			
<i>Auswertung der Vier-Felder-Tafel</i>										
Cramers ϕ	.143			.163			.049			
$\chi^2(1)$	27,72			35,59			3,08			
$p[\chi^2(1) > \chi^2(1)]$	< .001			< .001			.079			
Vierfeldertafel		1	0	Σ	1	0	Σ	1	0	Σ
(Zeilen: Messwerte,	1	403	271	674	422	251	673	332	311	643
Spalten: Vorhersage)	0	306	367	673	310	357	667	301	343	644
	Σ	709	638	1347	732	608	1340	633	654	1287

Anders als bei der Auswahl aus der vollständigen EEB weist hier (WSIB) das beste Paar die beste Cross-Validation-Korrektklassifikation auf. Sie unterscheidet sich nicht signifikant von

der Trainings-Korrektklassifikation und liegt mit einer Differenz von .158 signifikant unterhalb der theoretisch bestmöglichen Korrektklassifikation (Tabelle 129).

Tabelle 130. Selegierte Eigenschaftswörter der vollständigen EEB bei drei Selektions-Experimenten (Binärlogistische Regression, Sequential Forward Floating Selection [BLR/SFS], Bayes-Klassifikation, SFS [Bayes/SFS] und Bayes-Klassifikation, Sequential Forward Floating Selection [Bayes/SFFS]) zur Vorhersage von ganzheitlicher Führung (0 = gering, 1 = hoch) und deren Korrektklassifikation (κ) auf Grundlage der Trainingsdaten.

CV-Iteration	Experimente zur Vorhersage von ganzheitlicher Führung (0 = gering, 1 = hoch), Eigenschaftswörter der vollständigen EEB		
	BLR/SFS	Bayes/SFS	Bayes/SFFS
0	13, 17	13, 17	17
K_{Training}	.647	.647	.643
1	17	9, 13, 17	17
K_{Training}	.637	.646	.637
2	13, 16, 17	9, 11, 13, 17	17
K_{Training}	.646	.655	.639
3	9, 13, 16, 17	17	17
K_{Training}	.647	.637	.637
4	1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 15, 16, 17, 18, 19, 21, 22, 23, 24, 25	17	17
K_{Training}	.648	.645	.645
5	17	3, 5, 6, 13, 17, 18	17
K_{Training}	.647	.671	.647
6	17	13, 17	13, 14, 15
K_{Training}	.646	.647	.606
7	1, 7, 9, 13, 16, 17, 18	9, 13, 17	17
K_{Training}	.657	.653	.645
8	13, 16, 17	1, 6, 13, 17, 18, 22, 23	17
K_{Training}	.643	.686	.636
9	1, 4, 9, 13, 16, 17, 23, 24, 25	17	17
K_{Training}	.656	.637	.637

Werden Experimente zur heuristischen Selektion von Items aus der vollständigen EEB durchgeführt (Sequential Forward Selection [SFS], Sequential Forward Floating Selection [SFFS]), so nimmt die Stabilität gegenüber kombinatorischen Verfahren stark ab (Tabelle 112 und Tabelle 113). Gelegentlich werden fünf oder mehr EEB-Items, manchmal jedoch auch nur ein EEB-Item ausgewählt. Das Item 17 („zufrieden“) wird besonders häufig in die Auswahl einbezogen bzw. als einziges Item ausgewählt. Auf Grund der Trainings-

Korrektklassifikationen lässt sich kein Algorithmus als überlegen identifizieren (Tabelle 112 und Tabelle 113).

Tabelle 131. Verschiedene Kennwerte zur Beurteilung der Klassifikations-Güte von Modellen auf Grundlage dreier Selektions-Experimente (Binärlogistische Regression, Sequential Forward Floating Selection [BLR/SFS], Bayes-Klassifikation, SFS [Bayes/SFS] und Bayes-Klassifikation, Sequential Forward Floating Selection [Bayes/SFFS]). Geprüft wird die Vorhersage von ganzheitlicher Führung (0 = gering, 1 = hoch) nach Selektion von Eigenschaftswörtern der vollständigen EEB als Prädiktoren.

	Experimente zur Vorhersage von ganzheitlicher Führung (0 = gering, 1 = hoch), Eigenschaftswörter der vollständigen EEB									
	BLR/SFS			Bayes/SFS			Bayes/SFFS			
<i>Korrektklassifikation gegenüber Konstante</i>										
K _{CV}	.650			.658			.648			
K _{CV} - K _{Konst}	.149			.157			.147			
SD[K _{CV} - K _{Konst}]	.019			.019			.019			
95 %-CI[K _{CV} - K _{Konst}]	[.112, .186]			[.120, .194]			[.110, .184]			
p[Stichprobe S: K _{Konst} > K _{CV}]	< .001			< .001			< .001			
<i>Stabilität der Menge selezierter Eigenschaftswörter</i>										
Stabilität	.089			.111			.800			
<i>Trainings-Test-Drift der Korrektklassifikation</i>										
K _{Training}	.647			.652			.637			
K _{CV} - K _{Training}	.003			.005			.011			
SD[K _{CV} - K _{Training}]	.018			.018			.018			
p[größere Differenz]	.875			.780			.561			
<i>Auswertung der Vier-Felder-Tafel</i>										
Cramers ϕ	.303			.320			.304			
$\chi^2(1)$	123,60			137,48			124,71			
p[$\chi^2(1) > X^2(1)$]	< .001			< .001			< .001			
Vierfeldertafel		1	0	Σ	1	0	Σ	1	0	Σ
(Zeilen: Messwerte, Spalten: Vorhersage)	1	486	188	674	496	178	674	518	156	674
	0	283	389	672	282	389	671	318	354	672
	Σ	769	577	1346	778	567	1345	836	510	1346

Bayes-Klassifikation (SFS) erzielt sowohl die höchste Trainings-Klassifikation, als auch die höchste Cross-Validation-Korrektklassifikation. Die Trainings-Korrektklassifikation wird durch die Cross-Validation-Korrektklassifikation übertroffen, wenn auch nicht signifikant. Gegenüber den kombinatorischen Experimenten sind die Cross-Validation-Korrektklassifikationen durchgehend besser. Bei der Vorhersage ist eine Verschiebung hin zur Klasse 1 („hohe ganzheitliche Führung“) zu beobachten (Tabelle 113).

Vollständige Ergebnisberichte

Tabelle 132. Selegierte Eigenschaftswörter des WSIB bei drei Selektions-Experimenten (Binärlogistische Regression, Sequential Forward Floating Selection [BLR/SFS], Bayes-Klassifikation, SFS [Bayes/SFS] und Bayes-Klassifikation, Sequential Forward Floating Selection [Bayes/SFFS]) zur Vorhersage von ganzheitlicher Führung (0 = gering, 1 = hoch) und deren Korrektklassifikation (κ) auf Grundlage der Trainingsdaten.

CV-Iteration	Experimente zur Vorhersage von ganzheitlicher Führung (0 = gering, 1 = hoch), Eigenschaftswörter des WSIB		
	BLR/SFS	Bayes/SFS	Bayes/SFFS
0	3, 4, 23	8	10
κ_{Training}	.601	.581	.578
1	3, 4, 23	1, 3, 4, 10, 11, 12, 23	10
κ_{Training}	.598	.642	.568
2	23	3, 4, 8, 10, 11, 23	1, 3, 4, 7, 8, 12
κ_{Training}	.583	.631	.599
3	3, 4, 23	23	23
κ_{Training}	.598	.580	.580
4	3, 4, 23	3, 4, 11, 23	1, 3, 4, 7, 8, 10, 12
κ_{Training}	.596	.600	.616
5	3, 4, 23	23	4, 7, 8, 10
κ_{Training}	.596	.586	.598
6	3, 4, 8, 10, 11, 12, 23	3, 4, 23	8
κ_{Training}	.599	.597	.569
7	3, 4, 23	3, 4, 7, 8, 10, 11, 23	3, 4, 7, 8
κ_{Training}	.597	.646	.596
8	23	3, 4, 11, 23	23
κ_{Training}	.589	.602	.578
9	3, 4, 23	1, 10, 23	23
κ_{Training}	.595	.592	.580

Werden die auswählbaren Items auf das WSIB eingeschränkt, dann wird eine breitere Varianz ausgewählter Items deutlich. Im Vordergrund steht das Item 23 („einflussreich“). Auch die Items 3 („nervös“), 10 („körperlich unwohl“) und 11 („energiegeladen“) werden oft aufgenommen. Die ermittelten Trainings-Korrektklassifikationen sind etwas geringer als jene, die bei Zugrundelegung der vollständigen EEB erzielt werden. Hinsichtlich der Trainings-Korrektklassifikationen hebt sich keines der eingesetzten Algorithmen besonders hervor, wobei Bayes-Klassifikation (SFS) zu tendenziell höheren Trainings-Korrektklassifikationen führt (Tabelle 132 und Tabelle 133).

Vollständige Ergebnisberichte

Tabelle 133. Verschiedene Kennwerte zur Beurteilung der Klassifikations-Güte von Modellen auf Grundlage dreier Selektions-Experimente (Binärlogistische Regression, Sequential Forward Floating Selection [BLR/SFS], Bayes-Klassifikation, SFS [Bayes/SFS] und Bayes-Klassifikation, Sequential Forward Floating Selection [Bayes/SFFS]). Geprüft wird die Vorhersage von ganzheitlicher Führung (0 = gering, 1 = hoch) nach Selektion von Eigenschaftswörtern des WSIB als Prädiktoren.

		Experimente zur Vorhersage von ganzheitlicher Führung (0 = gering, 1 = hoch), Eigenschaftswörter des WSIB									
		BLR/SFS			Bayes/SFS			Bayes/SFFS			
		<i>Korrektklassifikation gegenüber Konstante</i>									
K_{CV}		.605			.587			.598			
$K_{CV} - K_{Konst}$.104			.086			.097			
$SD[K_{CV} - K_{Konst}]$.018			.019			.019			
95 %-CI[$K_{CV} - K_{Konst}$]		[.068, .140]			[.049, .124]			[.060, .135]			
$p[\text{Stichprobe S: } K_{Konst} > K_{CV}]$		< .001			< .001			< .001			
		<i>Stabilität der Menge selezierter Eigenschaftswörter</i>									
Stabilität		.489			.044			.089			
		<i>Trainings-Test-Drift der Korrektklassifikation</i>									
$K_{Training}$.595			.606			.586			
$ K_{CV} - K_{Training} $.010			.019			.012			
$SD[K_{CV} - K_{Training}]$.018			.019			.019			
$p[\text{größere Differenz}]$.599			.317			.528			
		<i>Auswertung der Vier-Felder-Tafel</i>									
Cramers ϕ		.209			.177			.197			
$\chi^2(1)$		63,85			42,03			52,30			
$p[\chi^2(1) > \chi^2(1)]$		< .001			< .001			< .001			
Vierfeldertafel			1	0	Σ	1	0	Σ	1	0	Σ
(Zeilen: Messwerte,	1	442	286	728	414	258	672	414	259	673	
Spalten: Vorhersage)	0	290	439	729	295	376	671	281	391	672	
	Σ	732	725	1457	709	634	1343	695	650	1345	

Binärlogistische Regression und Bayes-Klassifikation (SFFS) führen zu einer Cross-Validation-Korrektklassifikation, die die Trainings-Korrektklassifikation übersteigt (jedoch nicht statistisch bedeutsam). Sequential Forward Floating Selection (SFFS) führt zu etwas besseren Cross-Validation-Korrektklassifikationen, als Sequential Forward Selection (SFS). Binärlogistische Regression ist den beiden anderen Algorithmen geringfügig überlegen. Alle Korrektklassifikationen (Training, Cross-Validation, Vierfeldertafel) sind signifikant besser als bei konstanter Zuordnung (Tabelle 133).

Vollständige Ergebnisberichte

Tabelle 134. Bootstrap-Experimente zur Auswahl geeigneter Bayes-Klassifikatoren. Es wurden je Item-Set 1000 Experimente mit Zufallsstichproben vom Umfang $N = 100$ durchgeführt. Die Modelle dienen zur Vorhersage von ganzheitlicher Führung (0 = gering, 1 = hoch). Fett markiert ist das geeignetste Item-Set aus der vollständigen EEB sowie aus dem Screening (WSIB).

Items	$K_{\text{Bootstrap}}$	$SD[K_{\text{Bootstrap}}]$	$K_{\text{Hughes}} - K_{\text{Bootstrap}}$	EEB	WSIB
13, 17	.656	.049	.094	SFS, P	
9, 13, 17	.681	.047	.069	SFS	
9, 11, 13, 17	.757	.043	-.007	SFS	
17	.643	.047	.107	SFS, SFFS, S	
3, 5, 6, 13, 17, 18	.804	.040	-.054	SFS	
1, 6, 13, 17, 18, 22, 23	.838	.038	-.088	SFS	
13, 14, 15	.644	.049	.106	SFFS	
9, 17	.653	.049	.097	P	
17, 21	.655	.046	.095	P	
6, 17	.659	.047	.091	P	
17, 20	.651	.048	.099	P	
11, 17, 20	.715	.045	.035	T	
14, 17, 20	.704	.047	.046	T	
8	.568	.048	.182		SFS, SFFS
1, 3, 4, 10, 11, 12, 23	.929	.026	-.179		SFS
3, 4, 8, 10, 11, 23	.897	.031	-.147		SFS
23	.583	.048	.167		SFS, SFFS, S
3, 4, 11, 23	.743	.043	.007		SFS
3, 4, 23	.652	.048	.098		SFS
3, 4, 7, 8, 10, 11, 23	.944	.023	-.194		SFS
1, 10, 23	.643	.049	.107		SFS
10	.573	.050	.177		SFFS, S
1, 3, 4, 7, 8, 12	.820	.039	-.070		SFFS
1, 3, 4, 7, 8, 10, 12	.867	.034	-.117		SFFS
4, 7, 8, 10	.688	.049	.062		SFFS
3, 4, 7, 8	.705	.046	.045		SFFS
4, 23	.608	.048	.142		P
10, 23	.608	.049	.142		P
4, 7, 23	.653	.047	.097		T
4, 11, 23	.667	.048	.083		T

Anmerkungen: $K_{\text{Bootstrap}}$ = Bootstrap-Korrektklassifikation, $K_{\text{Hughes}} = .750$ = Hughes-Schätzung für einen optimalen Klassifikator, S = bestes Einzel-Item, P = bestes Item-Paar, T = bestes Item-Tripel, SFS = Sequential Forward Selection, SFFS = Sequential Forward Floating Selection

Vollständige Ergebnisberichte

Tabelle 135. Evaluations-Kennwerte des besten Item-Sets zur personenbezogenen Vorhersage von ganzheitlicher Führung (0 = gering, 1 = hoch) mittels Items aus der vollständigen EEB sowie des WSIB.

EEB und WSIB																					
Items	nervös körperlich verspannt energiegeladen einflussreich																				
<i>Bootstrap-Korrektklassifikation</i>																					
$K_{\text{Bootstrap}}$.743																				
$SD[K_{\text{Bootstrap}}]$.043																				
95 %-CI $[K_{\text{Bootstrap}}]$	[.657, .828]																				
<i>Vergleich mit optimaler Korrektklassifikation $K_{\text{Hughes}} = .75$ nach Hughes</i>																					
$K_{\text{Hughes}} - K_{\text{Bootstrap}}$.007																				
$SD[K_{\text{Hughes}} - K_{\text{Bootstrap}}]$.043																				
95 %-CI $[K_{\text{Hughes}} - K_{\text{Bootstrap}}]$	[-.078, .093]																				
$p[K_{\text{Hughes}} < K_{\text{Bootstrap}}]$.432																				
<i>Auswertung der Vier-Felder-Tafel</i>																					
Cramers ϕ	.495																				
$\chi^2(1)$	24469,77																				
$p[\chi^2(1) > \chi^2(1)]$	< .001																				
Vierfeldertafel	<table border="1" style="width: 100%; border-collapse: collapse;"> <thead> <tr> <th></th> <th style="text-align: center;">1</th> <th style="text-align: center;">0</th> <th style="text-align: center;">Σ</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td style="text-align: left;">(Zeilen: Messwerte, Spalten: Vorhersage)</td> <td style="text-align: center;">1 41755</td> <td style="text-align: center;">8065</td> <td style="text-align: center;">49820</td> </tr> <tr> <td></td> <td style="text-align: center;">0 17680</td> <td style="text-align: center;">32500</td> <td style="text-align: center;">50180</td> </tr> <tr> <td></td> <td style="text-align: center;">Σ 59435</td> <td style="text-align: center;">40565</td> <td style="text-align: center;">100000</td> </tr> <tr> <td style="text-align: left;">Korrekturfaktor</td> <td style="text-align: center;">c 0,838</td> <td style="text-align: center;">1,237</td> <td></td> </tr> </tbody> </table>		1	0	Σ	(Zeilen: Messwerte, Spalten: Vorhersage)	1 41755	8065	49820		0 17680	32500	50180		Σ 59435	40565	100000	Korrekturfaktor	c 0,838	1,237	
	1	0	Σ																		
(Zeilen: Messwerte, Spalten: Vorhersage)	1 41755	8065	49820																		
	0 17680	32500	50180																		
	Σ 59435	40565	100000																		
Korrekturfaktor	c 0,838	1,237																			

Bei Bootstrap-Experimenten zur Vorhersage von ganzheitlicher Führung wird eine für die vollständige EEB sowie das WSIB gemeinsame Item-Kombination (3: „nervös“, 4: „körperlich verspannt“, 11: „energiegeladen“, 23: „einflussreich“) ausgewählt. Dieses Modell weist eine Bootstrap-Korrektklassifikation von .743 auf. Sie ist nicht signifikant kleiner, als die theoretisch bestmögliche Korrektklassifikation nach Hughes (1968) (Tabelle 134 und Tabelle 135). Der mittlere Fehler bei der Vorhersage der Wahrscheinlichkeit von Klasse 1 liegt im Promillebereich. Das 99,8 %-Konfidenzintervall für diese Vorhersage umfasst einen Bereich von etwa 29 %. Der mittlere Fehler bei der Vorhersage von Erwartungswerten ist nahe Null. Hier umfasst das 99,8 %-Konfidenzintervall einen Bereich von etwa 0,45 Skaleneinheiten. Dies entspricht 12 % der Gesamtskala, die von 0 bis 4 reicht. Werden Vorhersagen von ganzheitlicher Führung bei Bootstrap-Experimenten für 1000 zufällige Stichproben mit einem Umfang von je 100 Instanzen durchgeführt, so kann mit einer Wahrscheinlichkeit von .659

Vollständige Ergebnisberichte

korrekt vorhergesagt werden, ob diese über- oder unterdurchschnittlich hoch für eine Stichprobe ausgeprägt ist (Tabelle 136).

Tabelle 136. Evaluative Kennwerte des besten Item-Sets zur stichprobenbezogenen Vorhersage von ganzheitlicher Führung (0 = gering, 1 = hoch) mittels Items aus der vollständigen EEB sowie des WSIB. Mittels Bootstrapping wurden 1000 Stichproben des Umfangs $N = 100$ gezogen. Dargestellt sind die mittleren Vorhersagefehler und ihre Standardabweichungen für die Wahrscheinlichkeit der Klasse 1 sowie für Erwartungswerte. Ausgewertet wurde außerdem die Wahrscheinlichkeit, mit der der Schluss von vorhergesagter Über- oder Unterschreitung der Basisrate (50 %) für die Klasse 1 auf die entsprechende gemessene Über- oder Unterschreitung zulässig ist.

EEB und WSIB																	
Items	nervös körperlich verspannt energiegeladen einflussreich																
<i>Mittlere Vorhersagefehler</i>																	
$\langle \varepsilon(\pi_1) \rangle$.002																
$\sigma(\varepsilon(\pi_1))$.046																
$\langle \varepsilon(\mu) \rangle$	0,004																
$\sigma(\varepsilon(\mu))$	0,078																
<i>Bootstrap-Korrektklassifikation für Stichproben</i>																	
$K_{\text{Bootstrap}}$.659																
<i>Auswertung der Vier-Felder-Tafel</i>																	
Cramers ϕ	.318																
$\chi^2(1)$	101,19																
$p[\chi^2(1) > \chi^2(1)]$	< .001																
Vierfeldertafel																	
(Zeilen: Messwerte, Spalten: Vorhersage)																	
	<table border="1" style="display: inline-table; border-collapse: collapse;"> <thead> <tr> <th></th> <th style="text-align: center;">1</th> <th style="text-align: center;">0</th> <th style="text-align: center;">Σ</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <th style="text-align: center;">1</th> <td style="text-align: center;">330</td> <td style="text-align: center;">175</td> <td style="text-align: center;">505</td> </tr> <tr> <th style="text-align: center;">0</th> <td style="text-align: center;">166</td> <td style="text-align: center;">329</td> <td style="text-align: center;">495</td> </tr> <tr> <th style="text-align: center;">Σ</th> <td style="text-align: center;">496</td> <td style="text-align: center;">504</td> <td style="text-align: center;">1000</td> </tr> </tbody> </table>		1	0	Σ	1	330	175	505	0	166	329	495	Σ	496	504	1000
	1	0	Σ														
1	330	175	505														
0	166	329	495														
Σ	496	504	1000														

A3.10 PARTIZIPATIVE UNTERNEHMENSKULTUR

Partizipative Unternehmenskultur ist eine Teilskala des Fragebogens zu Führung und Zusammenarbeit (FFZ; Scherrer & Wieland, 2006; Wieland & Scherrer, 2007; Wieland, Winizuk & Hammes, 2009). Sie umfasst Möglichkeiten der Mitbestimmung der Beschäftigten im Unternehmen (z. B. „Wenn man eine gute Idee hat, kann man sie in unserer Firma auch verwirklichen“). Die insgesamt drei Items sind auf einer fünfstufigen Skala zu beantworten (0 = "Trifft gar nicht zu" bis 4 = "Trifft immer zu"). Der Rohwert dieser Variablen ergibt sich durch Mittelwertbildung. In Tabelle 137 sind die deskriptiv-statistischen Kennwerte dieser Variablen zusammengefasst.

Tabelle 137. Deskriptiv-statistische Kennwerte der Variablen Partizipative Unternehmenskultur.

N	Modus	Median	M	SD	Min	Max	μ_0	μ_1
1344	1,75	1,75	1,75	0,82	0,00	4,00	1,10	2,40

Die zentralen Maße (Modus, Median und Mittelwert [*M*]) weisen identische Werte auf und sind mit 1,75 vergleichsweise niedrig auf der fünfstufigen Skala angesiedelt. Die Stichprobe mit gültigem Rohwert für partizipative Unternehmenskultur wurde für die folgenden Analysen am Median in die Kategorien 0 = „gering“ und 1 = „hoch“ unterteilt. In Tabelle 138 sind jedoch zunächst die Korrelationen (Spearman ρ) zwischen den Items der EEB und den Rohwerten für partizipative Unternehmenskultur aufgelistet.

Tabelle 138. Korrelationen (Spearman ρ) der Variablen Partizipative Unternehmenskultur mit den einzelnen Items der EEB.

Nr.	EEB-Item	ρ	Nr.	EEB-Item	ρ	Nr.	EEB-Item	ρ
1	konzentriert ^(a)	.153*	2	aggressiv	-.173*	3	nervös ^(a)	-.058
4	körperlich verspannt ^(a)	-.159*	5	selbstsicher	.069	6	zornig	-.172*
7	aufmerksam ^(a)	.116*	8	leistungsbereit ^(a)	.139*	9	entspannt	.028
10	körperlich unwohl ^(a)	-.202*	11	energiegeladen ^(a)	.147*	12	aufgeregt ^(a)	-.022
13	gelangweilt	-.221*	14	beschwingt	.190*	15	fröhlich	.213*
16	ärgerlich	-.233*	17	zufrieden	.369*	18	ängstlich	-.059
19	lustig	.123*	20	leicht	.045	21	deprimiert	-.179*
22	bedrückt	-.179*	23	einflussreich ^(a)	.345*	24	vergnügt	.163*
25	betrübt	-.186*						

^(a)Dieses Item gehört auch zum WSIB; * $p < .001$

Signifikante Korrelationen mittleren Effekts ($.3 < |\rho| \leq .5$) bestehen mit den Items „zufrieden“ ($\rho = .369$) und „einflussreich“ ($\rho = .345$). Alle weiteren signifikanten Korrelationen sind als kleine Effekte ($.1 < |\rho| \leq .3$) zu interpretieren. Der höchste negative Zusammenhang besteht mit dem Item „ärgerlich“ ($\rho = -.233$).

Vollständige Ergebnisberichte

Tabelle 139. Selegierte Eigenschaftswörter der vollständigen EEB bei drei Bayes-Selektions-Experimenten (bestes Item, bestes Paar und bestes Tripel) zur Vorhersage von partizipativer Unternehmenskultur (0 = gering, 1 = hoch) und deren Korrektklassifikation (κ) auf Grundlage der Trainingsdaten.

CV-Iteration	Experimente zur Vorhersage von partizipativer Unternehmenskultur (0 = gering, 1 = hoch), Eigenschaftswörter der vollständigen EEB		
	Bestes Item	Bestes Paar	Bestes Tripel
0	23	17, 23	9, 17, 23
	κ_{Training} .635	.660	.720
1	17	17, 23	9, 17, 20
	κ_{Training} .632	.655	.720
2	23	17, 23	9, 20, 23
	κ_{Training} .635	.661	.712
3	17	17, 23	9, 17, 20
	κ_{Training} .634	.658	.713
4	17	17, 23	9, 17, 20
	κ_{Training} .644	.669	.723
5	17	10, 23	9, 17, 20
	κ_{Training} .636	.660	.717
6	17	17, 23	9, 17, 20
	κ_{Training} .633	.658	.723
7	17	17, 23	9, 17, 23
	κ_{Training} .638	.660	.717
8	17	17, 23	9, 17, 20
	κ_{Training} .627	.656	.720
9	17	17, 23	9, 17, 20
	κ_{Training} .628	.655	.718

Stehen sämtliche EEB-Items zur Selektion zur Verfügung, so ergeben sich bei den kombinatorischen Experimenten (Bestes Einzelitem, Bestes Paar und Bestes Tripel) stabile Item-Kombinationen. Als bestes Einzelitem wird in acht Fällen Item 17 („zufrieden“) gewählt. Beim besten Paar kommt in den meisten Cross-Validation-Iterationen Item 23 („einflussreich“) hinzu. Beim besten Tripel wird diese Kombination in sieben Fällen durch Item 20 („leicht“) ergänzt (vgl. Tabelle 139 und Tabelle 140). Erwartungsgemäß steigt die Trainings-Korrektklassifikation mit zunehmender Anzahl ausgewählter Items.

Vollständige Ergebnisberichte

Tabelle 140. Verschiedene Kennwerte zur Beurteilung der Klassifikations-Güte von Modellen auf Grundlage dreier Bayes-Selektions-Experimente (bestes Item, bestes Paar, bestes Tripel). Geprüft wird die Vorhersage von partizipativer Unternehmenskultur (0 = gering, 1 = hoch) nach Selektion von Eigenschaftswörtern der vollständigen EEB als Prädiktoren.

	Experimente zur Vorhersage von partizipativer Unternehmenskultur (0 = gering, 1 = hoch), Eigenschaftswörter der vollständigen EEB									
	Bestes Item			Bestes Paar			Bestes Tripel			
<i>Korrektklassifikation gegenüber Konstante</i>										
K_{CV}	.620			.628			.580			
$K_{CV} - K_{Konst}$.120			.128			.080			
$SD[K_{CV} - K_{Konst}]$.019			.019			.019			
95 %-CI[$K_{CV} - K_{Konst}$]	[.083, .158]			[.090, .165]			[.042, .118]			
p [Stichprobe S: $K_{Konst} > K_{CV}$]	< .001			< .001			< .001			
<i>Korrektklassifikation gegenüber Hughes-Schätzung</i>										
K_{Hughes}	.730			.739			.699			
$K_{Hughes} - K_{CV}$.109			.111			.118			
$SD[K_{Hughes} - K_{CV}]$.018			.018			.019			
p [Klassifikator: $K_{Hughes} < K_{CV}$]	< .001			< .001			< .001			
<i>Stabilität der Menge selezierter Eigenschaftswörter</i>										
Stabilität	.644			.800			.489			
<i>Trainings-Test-Drift der Korrektklassifikation</i>										
$K_{Training}$.634			.659			.718			
$ K_{CV} - K_{Training} $.014			.031			.138			
$SD[K_{CV} - K_{Training}]$.019			.019			.019			
p [größere Differenz]	.453			.089			< .001			
<i>Auswertung der Vier-Felder-Tafel</i>										
Cramers ϕ	.246			.256			.160			
$\chi^2(1)$	81,19			87,92			32,20			
$p[\chi^2(1) > \chi^2(1)]$	< .001			< .001			< .001			
Vierfeldertafel		1	0	Σ	1	0	Σ	1	0	Σ
(Zeilen: Messwerte,	1	485	186	671	458	212	670	388	243	631
Spalten: Vorhersage)	0	324	348	672	286	381	667	284	340	624
	Σ	809	534	1343	744	593	1337	672	583	1255

Die beste Cross-Validation-Korrektklassifikation (Anwendung der Vorhersagemodelle auf ungesehene Daten) erzielt das beste Paar. Diese liegt mit .628 überzufällig über dem zu erwartenden Ergebnis von .500 bei konstanter Zuordnung. Das wird auch durch die Vierfeldertafel bestätigt. Die theoretisch bestmögliche Korrektklassifikation wird mit einer Differenz von .111 jedoch signifikant verfehlt. Die Cross-Validation-Korrektklassifikation

wird von der Trainings-Korrektklassifikation übertroffen, wenn auch nicht signifikant (vgl. Tabelle 140).

Tabelle 141. Selegierte Eigenschaftswörter des WSIB bei drei Bayes-Selektions-Experimenten (bestes Item, bestes Paar und bestes Tripel) zur Vorhersage von partizipativer Unternehmenskultur (0 = gering, 1 = hoch) und deren Korrektklassifikation (κ) auf Grundlage der Trainingsdaten.

CV-Iteration	Experimente zur Vorhersage von partizipativer Unternehmenskultur (0 = gering, 1 = hoch), Eigenschaftswörter des WSIB		
	Bestes Item	Bestes Paar	Bestes Tripel
0	23	3, 23	4, 10, 23
	K _{Training} .635	.658	.697
1	23	10, 23	4, 11, 23
	K _{Training} .628	.648	.695
2	23	10, 23	4, 11, 23
	K _{Training} .635	.653	.701
3	23	3, 23	3, 4, 23
	K _{Training} .629	.648	.700
4	23	10, 23	4, 10, 23
	K _{Training} .638	.663	.700
5	23	10, 23	3, 4, 23
	K _{Training} .634	.660	.695
6	23	3, 23	4, 11, 23
	K _{Training} .632	.653	.696
7	23	3, 23	3, 4, 23
	K _{Training} .634	.653	.697
8	23	10, 23	3, 4, 23
	K _{Training} .626	.649	.688
9	23	3, 23	4, 11, 23
	K _{Training} .625	.645	.692

Auch bei Einschränkung auswählbarer Items auf das WSIB ergeben sich stabile Item-Kombinationen: Als bestes Einzelitem wird durchgehend Item 23 („einflussreich“) gewählt. Beim besten Paar kommt Item 3 („nervös“) oder Item 10 („körperlich unwohl“) hinzu. Die für das beste Tripel ausgewählten Items sind hingegen vergleichsweise instabil (vgl. Tabelle 142). Die Trainings-Korrektklassifikationen steigen in der Reihenfolge bestes Einzelitem, bestes Paar und bestes Tripel (Tabelle 141 und Tabelle 142).

Vollständige Ergebnisberichte

Tabelle 142. Verschiedene Kennwerte zur Beurteilung der Klassifikations-Güte von Modellen auf Grundlage dreier Bayes-Selektions-Experimente (bestes Item, bestes Paar, bestes Tripel). Geprüft wird die Vorhersage von partizipativer Unternehmenskultur (0 = gering, 1 = hoch) nach Selektion von Eigenschaftswörtern des WSIB als Prädiktoren.

	Experimente zur Vorhersage von partizipativer Unternehmenskultur (0 = gering, 1 = hoch), Eigenschaftswörter des WSIB									
	Bestes Item			Bestes Paar			Bestes Tripel			
<i>Korrektklassifikation gegenüber Konstante</i>										
K_{CV}	.632			.622			.572			
$K_{CV} - K_{Konst}$.132			.122			.072			
$SD[K_{CV} - K_{Konst}]$.019			.019			.019			
95 %-CI[$K_{CV} - K_{Konst}$]	[.095, .169]			[.085, .160]			[.034, .110]			
p [Stichprobe S: $K_{Konst} > K_{CV}$]	< .001			< .001			< .001			
<i>Korrektklassifikation gegenüber Hughes-Schätzung</i>										
K_{Hughes}	.730			.739			.699			
$K_{Hughes} - K_{CV}$.098			.116			.127			
$SD[K_{Hughes} - K_{CV}]$.018			.018			.019			
p [Klassifikator: $K_{Hughes} < K_{CV}$]	< .001			< .001			< .001			
<i>Stabilität der Menge selezierter Eigenschaftswörter</i>										
Stabilität	1.000			.444			.289			
<i>Trainings-Test-Drift der Korrektklassifikation</i>										
$K_{Training}$.632			.653			.696			
$ K_{CV} - K_{Training} $.000			.031			.124			
$SD[K_{CV} - K_{Training}]$.019			.019			.019			
p [größere Differenz]	1.00			.098			< .001			
<i>Auswertung der Vier-Felder-Tafel</i>										
Cramers ϕ	.264			.245			.144			
$\chi^2(1)$	93,39			80,29			26,72			
$p[\chi^2(1) > \chi^2(1)]$	< .001			< .001			< .001			
Vierfeldertafel		1	0	Σ	1	0	Σ	1	0	Σ
(Zeilen: Messwerte,	1	438	234	672	415	255	670	374	278	652
Spalten: Vorhersage)	0	261	411	672	251	419	670	276	366	642
	Σ	699	645	1344	666	674	1340	650	644	1294

Im Gegensatz zur Auswahl aus der vollständigen EEB weist hier (WSIB) das beste Einzelitem die höchste Cross-Validation-Korrektklassifikation auf. Diese ist identisch mit der entsprechenden Trainings-Korrektklassifikation und signifikant kleiner als die bestmögliche Korrektklassifikation. Dennoch ist sie signifikant besser, als bei konstanter Zuordnung (vgl. Tabelle 142).

Vollständige Ergebnisberichte

Tabelle 143. Selegierte Eigenschaftswörter der vollständigen EEB bei drei Selektions-Experimenten (Binärlogistische Regression, Sequential Forward Floating Selection [BLR/SFS], Bayes-Klassifikation, SFS [Bayes/SFS] und Bayes-Klassifikation, Sequential Forward Floating Selection [Bayes/SFFS]) zur Vorhersage von partizipativer Unternehmenskultur (0 = gering, 1 = hoch) und deren Korrektklassifikation (κ) auf Grundlage der Trainingsdaten.

CV-Iteration	Experimente zur Vorhersage von partizipativer Unternehmenskultur (0 = gering, 1 = hoch), Eigenschaftswörter der vollständigen EEB		
	BLR/SFS	Bayes/SFS	Bayes/SFFS
0	2, 3, 5, 7, 8, 10, 12, 13, 14, 15, 17, 19, 21, 22, 23, 24	3, 17, 23	2, 13, 17, 20
K _{Training}	.686	.660	.656
1	13, 17, 23	2, 10, 13, 17, 19, 20, 23	3, 16, 23
K _{Training}	.643	.706	.637
2	1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 10, 11, 12, 13, 14, 15, 16, 17, 18, 19, 20, 21, 22, 23, 24, 25	2, 3, 8, 13, 17, 23	4, 13, 14, 17
K _{Training}	.683	.684	.651
3	6, 13, 14, 16, 17, 19, 23	13, 17	13, 14, 19, 22, 23
K _{Training}	.684	.647	.667
4	2, 9, 13, 17, 19, 23	17	3, 14, 16, 23
K _{Training}	.683	.639	.659
5	2, 3, 5, 6, 7, 9, 10, 11, 12, 13, 15, 16, 17, 19, 21, 22, 23, 24, 25	3, 8, 13, 17, 23, 25	13, 17
K _{Training}	.684	.682	.639
6	1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 9, 10, 11, 12, 13, 17, 18, 19, 21, 22, 23, 25	17, 23	3, 14, 16, 23
K _{Training}	.688	.650	.663
7	1, 2, 3, 5, 6, 7, 9, 10, 11, 12, 13, 14, 15, 17, 18, 19, 22, 23	17, 23	23
K _{Training}	.687	.644	.629
8	5, 6, 9, 13, 17, 19, 23	3, 10, 17, 19, 23	3, 23
K _{Training}	.668	.663	.635
9	2, 3, 4, 6, 7, 10, 12, 15, 17, 18, 19, 21, 23	3, 13, 14, 16, 17, 23	17
K _{Training}	.663	.681	.624

Werden Experimente zur heuristischen Selektion von Items aus der vollständigen EEB durchgeführt (Sequential Forward Selection [SFS], Sequential Forward Floating Selection [SFFS]), so nimmt die Stabilität gegenüber kombinatorischen Verfahren stark ab (Tabelle 143

und Tabelle 144). Gelegentlich werden fünf oder mehr EEB-Items, gelegentlich jedoch auch nur ein EEB-Item ausgewählt. Dies kommt ausschließlich bei Bayes-Klassifikation vor. Das Item 17 („zufrieden“) wird besonders häufig in die Auswahl einbezogen bzw. als einziges Item ausgewählt. Auf Grund der Trainings-Korrektklassifikationen lässt sich kein Algorithmus als überlegen identifizieren, wobei binärlogistische Regression zu tendenziell höheren Trainings-Korrektklassifikationen führt (Tabelle 143 und Tabelle 144).

Tabelle 144. Verschiedene Kennwerte zur Beurteilung der Klassifikations-Güte von Modellen auf Grundlage dreier Selektions-Experimente (Binärlogistische Regression, Sequential Forward Floating Selection [BLR/SFS], Bayes-Klassifikation, SFS [Bayes/SFS] und Bayes-Klassifikation, Sequential Forward Floating Selection [Bayes/SFFS]). Geprüft wird die Vorhersage von partizipativer Unternehmenskultur (0 = gering, 1 = hoch) nach Selektion von Eigenschaftswörtern der vollständigen EEB als Prädiktoren.

	Experimente zur Vorhersage von partizipativer Unternehmenskultur (0 = gering, 1 = hoch), Eigenschaftswörter der vollständigen EEB									
	BLR/SFS			Bayes/SFS			Bayes/SFFS			
<i>Korrektklassifikation gegenüber Konstante</i>										
K _{CV}	.667			.642			.676			
K _{CV} - K _{Konst}	.167			.141			.176			
SD[K _{CV} - K _{Konst}]	.019			.019			.019			
95 %-CI[K _{CV} - K _{Konst}]	[.130, .204]			[.104, .179]			[.139, .212]			
p[Stichprobe S: K _{Konst} > K _{CV}]	< .001			< .001			< .001			
<i>Stabilität der Menge selezierter Eigenschaftswörter</i>										
Stabilität	.000			.022			.022			
<i>Trainings-Test-Drift der Korrektklassifikation</i>										
K _{Training}	.677			.665			.646			
K _{CV} - K _{Training}	.010			.024			.030			
SD[K _{CV} - K _{Training}]	.018			.018			.018			
p[größere Differenz]	.587			.199			.102			
<i>Auswertung der Vier-Felder-Tafel</i>										
Cramers ϕ	.335			.284			.352			
$\chi^2(1)$	150,95			108,09			166,71			
p[$\chi^2(1) > \chi^2(1)$]	< .001			< .001			< .001			
Vierfeldertafel		1	0	Σ	1	0	Σ	1	0	Σ
(Zeilen: Messwerte,	1	474	198	672	434	238	672	464	208	672
Spalten: Vorhersage)	0	249	422	671	243	428	671	227	444	671
	Σ	723	620	1343	677	666	1343	691	652	1343

Bayes-Klassifikation (SFFS) erzielt die höchste Cross-Validation-Korrektklassifikation. Diese übertrifft die entsprechende Trainings-Korrektklassifikation, allerdings nicht signifikant.

Gegenüber den kombinatorischen Experimenten sind die Cross-Validation-Korrektklassifikationen durchgehend besser. Bei der Vorhersage ist eine Verschiebung hin zur Klasse 1 („hohe partizipative Unternehmenskultur“) zu beobachten (Tabelle 144).

Tabelle 145. Selegierte Eigenschaftswörter des WSIB bei drei Selektions-Experimenten (Binärlogistische Regression, Sequential Forward Floating Selection [BLR/SFS], Bayes-Klassifikation, SFS [Bayes/SFS] und Bayes-Klassifikation, Sequential Forward Floating Selection [Bayes/SFFS]) zur Vorhersage von partizipativer Unternehmenskultur (0 = gering, 1 = hoch) und deren Korrektklassifikation (κ) auf Grundlage der Trainingsdaten.

CV-Iteration	Experimente zur Vorhersage von partizipativer Unternehmenskultur (0 = gering, 1 = hoch), Eigenschaftswörter des WSIB		
	BLR/SFS	Bayes/SFS	Bayes/SFFS
0	3, 23	1, 3, 4, 8, 11, 23	1, 4, 7, 8, 10, 12
κ_{Training}	.657	.664	.620
1	1, 4, 10, 23	23	23
κ_{Training}	.681	.623	.623
2	1, 4, 10, 23	1, 3, 10, 23	1, 4
κ_{Training}	.668	.653	.579
3	1, 4, 10, 23	3, 23	23
κ_{Training}	.660	.639	.629
4	3, 23	1, 3, 10, 12, 23	23
κ_{Training}	.633	.658	.635
5	10, 23	3, 23	23
κ_{Training}	.643	.644	.632
6	3, 23	3, 23	1, 4, 7, 8, 10, 11, 12
κ_{Training}	.645	.648	.634
7	23	23	23
κ_{Training}	.620	.629	.629
8	1, 3, 10, 23	3, 23	23
κ_{Training}	.654	.635	.625
9	1, 4, 10, 23	23	23
κ_{Training}	.675	.626	.626

Werden die auswählbaren Items auf das WSIB eingeschränkt, dann wird eine geringere Varianz ausgewählter Items deutlich. Im Vordergrund steht das Item 23 („einflussreich“). Auch die Items 3 („nervös“) und 10 („körperlich unwohl“) werden oft aufgenommen. Die ermittelten Trainings-Korrektklassifikationen sind etwas geringer als jene, die bei Zugrundelegung der vollständigen EEB erzielt werden. Hinsichtlich der Trainings-Korrektklassifikationen hebt sich keines der eingesetzten Algorithmen besonders hervor (Tabelle 145 und Tabelle 146).

Vollständige Ergebnisberichte

Tabelle 146. Verschiedene Kennwerte zur Beurteilung der Klassifikations-Güte von Modellen auf Grundlage dreier Selektions-Experimente (Binärlogistische Regression, Sequential Forward Floating Selection [BLR/SFS], Bayes-Klassifikation, SFS [Bayes/SFS] und Bayes-Klassifikation, Sequential Forward Floating Selection [Bayes/SFFS]). Geprüft wird die Vorhersage von partizipativer Unternehmenskultur (0 = gering, 1 = hoch) nach Selektion von Eigenschaftswörtern des WSIB als Prädiktoren.

	Experimente zur Vorhersage von partizipativer Unternehmenskultur (0 = gering, 1 = hoch), Eigenschaftswörter des WSIB									
	BLR/SFS			Bayes/SFS			Bayes/SFFS			
<i>Korrektklassifikation gegenüber Konstante</i>										
K_{CV}	.656			.649			.643			
$K_{CV} - K_{Konst}$.155			.149			.142			
$SD[K_{CV} - K_{Konst}]$.030			.019			.019			
95 %-CI[$K_{CV} - K_{Konst}$]	[.096, .214]			[.112, .186]			[.105, .179]			
$p[\text{Stichprobe S: } K_{Konst} > K_{CV}]$	< .001			< .001			< .001			
<i>Stabilität der Menge selezierter Eigenschaftswörter</i>										
Stabilität	.200			.200			.467			
<i>Trainings-Test-Drift der Korrektklassifikation</i>										
$K_{Training}$.654			.642			.623			
$ K_{CV} - K_{Training} $.002			.007			.019			
$SD[K_{CV} - K_{Training}]$.029			.018			.019			
$p[\text{größere Differenz}]$.943			.687			.300			
<i>Auswertung der Vier-Felder-Tafel</i>										
Cramers ϕ	.312			.301			.287			
$\chi^2(1)$	50,82			121,30			110,25			
$p[\chi^2(1) > \chi^2(1)]$	< .001			< .001			< .001			
Vierfeldertafel		1	0	Σ	1	0	Σ	1	0	Σ
(Zeilen: Messwerte,	1	173	88	261	434	237	671	451	221	672
Spalten: Vorhersage)	0	92	170	262	232	438	670	258	412	670
	Σ	265	258	523	666	675	1341	709	633	1342

Bei allen drei Algorithmen wird die Trainings-Korrektklassifikation durch die Cross-Validation-Korrektklassifikation unterschritten (jedoch nicht statistisch bedeutsam). Binärlogistische Regression führt zu etwas besseren Cross-Validation-Korrektklassifikationen, als Bayes-Klassifikation. Alle Korrektklassifikationen (Training, Cross-Validation, Vierfeldertafel) sind signifikant besser als bei konstanter Zuordnung (Tabelle 146).

Vollständige Ergebnisberichte

Tabelle 147. Bootstrap-Experimente zur Auswahl geeigneter Bayes-Klassifikatoren. Es wurden je Item-Set 1000 Experimente mit Zufallsstichproben vom Umfang $N = 100$ durchgeführt. Die Modelle dienen zur Vorhersage von partizipativer Unternehmenskultur (0 = gering, 1 = hoch). Fett markiert ist das geeignetste Item-Set aus der vollständigen EEB sowie aus dem Screening (WSIB).

Items	$K_{\text{Bootstrap}}$	$SD[K_{\text{Bootstrap}}]$	$K_{\text{Hughes}} - K_{\text{Bootstrap}}$	EEB	WSIB
3, 17, 23	.697	.045	.053	SFS	
2, 10, 13, 17, 19, 20, 23	.935	.025	-.185	SFS	
2, 3, 8, 13, 17, 23	.851	.035	-.101	SFS	
13, 17	.646	.048	.104	SFS, SFFS	
17	.636	.046	.114	SFS, SFFS, S	
3, 8, 13, 17, 23, 25	.840	.036	-.090	SFS	
17, 23	.657	.045	.093	SFS, P	
3, 10, 17, 19, 23	.837	.037	-.087	SFS	
3, 13, 14, 16, 17, 23	.874	.033	-.124	SFS	
2, 13, 17, 20	.715	.045	.035	SFFS	
3, 16, 23	.680	.046	.070	SFFS	
4, 13, 14, 17	.734	.045	.016	SFFS	
13, 14, 19, 22, 23	.811	.039	-.061	SFFS	
3, 14, 16, 23	.743	.044	.007	SFFS	
23	.628	.047	.122	SFFS, S	SFS, SFFS, S
3, 23	.648	.049	.102	SFFS	SFS, P
10, 23	.652	.047	.098	P	P
9, 17, 23	.710	.045	.040	T	
9, 17, 20	.714	.045	.036	T	
9, 20, 23	.705	.046	.045	T	
1, 3, 4, 8, 11, 23	.916	.028	-.166		SFS
1, 3, 10, 23	.736	.045	.014		SFS
1, 3, 10, 12, 23	.786	.041	-.036		SFS
1, 4, 7, 8, 10, 12	.835	.037	-.085		SFFS
1, 4	.595	.048	.155		SFFS
1, 4, 7, 8, 10, 11, 12	.912	.029	-.162		SFFS
4, 10, 23	.688	.046	.062		T
4, 11, 23	.687	.046	.063		T
3, 4, 23	.691	.048	.059		T

Anmerkungen: $K_{\text{Bootstrap}}$ = Bootstrap-Korrektklassifikation, $K_{\text{Hughes}} = .750$ = Hughes-Schätzung für einen optimalen Klassifikator, S = bestes Einzel-Item, P = bestes Item-Paar, T = bestes Item-Tripel, SFS = Sequential Forward Selection, SFFS = Sequential Forward Floating Selection

Vollständige Ergebnisberichte

Tabelle 148. Evaluations-Kennwerte des besten Item-Sets zur personenbezogenen Vorhersage von partizipativer Unternehmenskultur (0 = gering, 1 = hoch) mittels Items aus der vollständigen EEB sowie des WSIB.

	EEB	WSIB					
Items	nervös beschwingt ärgerlich einflussreich	konzentriert nervös körperlich unwohl einflussreich					
<i>Bootstrap-Korrektklassifikation</i>							
$K_{\text{Bootstrap}}$.743	.736					
$SD[K_{\text{Bootstrap}}]$.044	.045					
95 %-CI $[K_{\text{Bootstrap}}]$	[.656, .830]	[.649, .823]					
<i>Vergleich EEB vs. WSIB</i>							
$\Delta K_{\text{Bootstrap}}$.007					
$SD[\Delta K_{\text{Bootstrap}}]$.063					
95 %-CI $[\Delta K_{\text{Bootstrap}}]$		[-.116, .130]					
$\rho[\Delta K_{\text{Bootstrap}} < 0]$.456					
<i>Vergleich mit optimaler Korrektklassifikation $K_{\text{Hughes}} = .75$ nach Hughes</i>							
$K_{\text{Hughes}} - K_{\text{Bootstrap}}$.007	.014					
$SD[K_{\text{Hughes}} - K_{\text{Bootstrap}}]$.044	.045					
95 %-CI $[K_{\text{Hughes}} - K_{\text{Bootstrap}}]$	[-.080, .094]	[-.073, .101]					
$\rho[K_{\text{Hughes}} < K_{\text{Bootstrap}}]$.436	.376					
<i>Auswertung der Vier-Felder-Tafel</i>							
Cramers ϕ	.491	.473					
$\chi^2(1)$	24129,25	22330,18					
$\rho[\chi^2(1) > \chi^2(1)]$	< .001	< .001					
Vierfeldertafel							
(Zeilen: Messwerte, Spalten: Vorhersage)		1	0	Σ	1	0	Σ
	1	33572	16558	50130	35360	14646	50006
	0	9161	40709	49870	11766	38228	49994
	Σ	42733	57267	100000	47126	52874	100000
Korrekturfaktor	c	1,173	0,871		1,061	0,946	

Bei Bootstrap-Experimenten zur Vorhersage von partizipativer Unternehmenskultur werden zwei unterschiedliche Item-Kombinationen gewählt. Für die vollständige EEB sind es die Items 3 („nervös“), 14 („beschwingt“), 16 („ärgerlich“) und 23 („einflussreich“). Die Bootstrap-Korrektklassifikation für dieses Modell beträgt .743. Für das WSIB sind es die Items 1 („konzentriert“), 3 („nervös“), 10 („körperlich unwohl“) und 23 („einflussreich“) mit einer Bootstrap-Korrektklassifikation von .736. Die Korrektklassifikationen unterscheiden sich nicht signifikant untereinander und von der theoretisch bestmöglichen Korrektklassifikation nach Hughes (1968) (Tabelle 147 und Tabelle 148). Die mittleren Fehler bei der Vorhersage der

Wahrscheinlichkeit von Klasse 1 liegen im Promillebereich. Das 99,8 %-Konfidenzintervall für diese Vorhersage umfasst einen Bereich von etwa 36 %. Die mittleren Fehler bei der Vorhersage von Erwartungswerten sind nahe Null. Hier umfasst das 99,8 %-Konfidenzintervall einen Bereich von etwa 0,5 Skalenpunkten. Dies entspricht 12,5 % der Gesamtskala, die von 0 bis 4 reicht. Werden Vorhersagen von partizipativer Unternehmenskultur bei Bootstrap-Experimenten für 1000 zufällige Stichproben mit einem Umfang von je 100 Instanzen durchgeführt, so kann mit einer Wahrscheinlichkeit von .647 (EEB) bzw. .650 (WSIB) korrekt vorhergesagt werden, ob diese über- oder unterdurchschnittlich hoch für eine Stichprobe ausgeprägt ist (Tabelle 149).

Tabelle 149. Evaluative Kennwerte des besten Item-Sets zur stichprobenbezogenen Vorhersage von partizipativer Unternehmenskultur (0 = gering, 1 = hoch) mittels Items aus der vollständigen EEB sowie des WSIB. Mittels Bootstrapping wurden 1000 Stichproben des Umfangs $N = 100$ gezogen. Dargestellt sind die mittleren Vorhersagefehler und ihre Standardabweichungen für die Wahrscheinlichkeit der Klasse 1 sowie für Erwartungswerte. Ausgewertet wurde außerdem die Wahrscheinlichkeit, mit der der Schluss von vorhergesagter Über- oder Unterschreitung der Basisrate (50 %) für die Klasse 1 auf die entsprechende gemessene Über- oder Unterschreitung zulässig ist.

	EEB	WSIB					
Items	nervös beschwingt ärgerlich einflussreich	konzentriert nervös körperlich unwohl einflussreich					
<i>Mittlere Vorhersagefehler</i>							
$\langle \varepsilon(\pi_1) \rangle$	-.004	.002					
$\sigma(\varepsilon(\pi_1))$.056	.056					
$\langle \varepsilon(\mu) \rangle$	-0,005	0,001					
$\sigma(\varepsilon(\mu))$	0,085	0,084					
<i>Bootstrap-Korrektklassifikation für Stichproben</i>							
$K_{\text{Bootstrap}}$.647	.650					
<i>Auswertung der Vier-Felder-Tafel</i>							
Cramers ϕ	.295	.300					
$\chi^2(1)$	87,10	89,93					
$p[\chi^2(1) > \chi^2(1)]$	< .001	< .001					
Vierfeldertafel							
(Zeilen: Messwerte, Spalten: Vorhersage)		1	0	Σ	1	0	Σ
	1	330	192	522	318	177	495
	0	161	317	478	173	332	505
	Σ	491	509	1000	491	509	1000

A3.11 ZUSAMMENARBEIT

Zusammenarbeit ist eine Teilskala des Fragebogens zu Führung und Zusammenarbeit (FFZ; Scherrer & Wieland, 2006; Wieland & Scherrer, 2007; Wieland, Winizuk & Hammes, 2009). Mit den zugehörigen drei Items wird gefragt, inwiefern sich die Beschäftigten innerhalb einer Abteilung gegenseitig unterstützen und anerkennen (z. B. „Neue Ideen und Problemlösungen geben wir Kolleginnen und Kollegen untereinander weiter“). Die Items sind auf einer fünfstufigen Skala zu beantworten (0 = "Trifft gar nicht zu" bis 4 = "Trifft immer zu"). Der Rohwert dieser Variablen ergibt sich durch Mittelwertbildung. In Tabelle 150 sind die deskriptiv-statistischen Kennwerte dieser Variablen zusammengefasst.

Tabelle 150. Deskriptiv-statistische Kennwerte der Variablen Zusammenarbeit.

N	Modus	Median	M	SD	Min	Max	μ_0	μ_1
1342	3,00	2,50	2,53	0,89	0,00	4,00	1,83	3,24

Modus, Median und Mittelwert (*M*) nehmen in dieser Reihenfolge steigende Werte an. Diese Werte fallen im Vergleich zur fünfstufigen Skala vergleichsweise hoch aus. Die Stichprobe mit gültigem Rohwert für Zusammenarbeit wurde für die folgenden Analysen am Median in die Kategorien 0 = „gering“ und 1 = „hoch“ unterteilt. In Tabelle 151 sind jedoch zunächst die Korrelationen (Spearman ρ) zwischen den Items der EEB und den Rohwerten für Zusammenarbeit aufgelistet.

Tabelle 151. Korrelationen (Spearman ρ) der Variablen Zusammenarbeit mit den einzelnen Items der EEB.

Nr.	EEB-Item	ρ	Nr.	EEB-Item	ρ	Nr.	EEB-Item	ρ
1	konzentriert ^(a)	.138*	2	aggressiv	-.141*	3	nervös ^(a)	-.050
4	körperlich verspannt ^(a)	-.058	5	selbstsicher	.104*	6	zornig	-.135*
7	aufmerksam ^(a)	.184*	8	leistungsbereit ^(a)	.206*	9	entspannt	.124*
10	körperlich unwohl ^(a)	-.129*	11	energiegeladen ^(a)	.104*	12	aufgeregt ^(a)	-.060
13	gelangweilt	-.152*	14	beschwingt	.163*	15	fröhlich	.175*
16	ärgerlich	-.133*	17	zufrieden	.240*	18	ängstlich	-.054
19	lustig	.100*	20	leicht	.154*	21	deprimiert	-.092
22	bedrückt	-.131*	23	einflussreich ^(a)	.146*	24	vergnügt	.144*
25	betrübt	-.136*						

^(a)Dieses Item gehört auch zum WSIB; * $p < .001$

Signifikante Korrelationen sind praktisch nicht relevant ($|\rho| \leq .1$) („lustig“) oder sie sind als geringe Effekte ($.1 < |\rho| \leq .3$) zu interpretieren. Die stärkste positive Beziehung von Zusammenarbeit besteht mit „zufrieden“ ($\rho = .240$), die stärkste negative mit „gelangweilt“ ($\rho = -.152$).

Vollständige Ergebnisberichte

Tabelle 152. Selegierte Eigenschaftswörter der vollständigen EEB bei drei Bayes-Selektions-Experimenten (bestes Item, bestes Paar und bestes Tripel) zur Vorhersage von Zusammenarbeit (0 = gering, 1 = hoch) und deren Korrektklassifikation (κ) auf Grundlage der Trainingsdaten.

CV-Iteration	Experimente zur Vorhersage von Zusammenarbeit (0 = gering, 1 = hoch), Eigenschaftswörter der vollständigen EEB		
	Bestes Item	Bestes Paar	Bestes Tripel
0	17	5, 20	9, 15, 20
	κ_{Training} .582	.621	.703
1	20	17, 20	5, 20, 24
	κ_{Training} .580	.630	.703
2	17	5, 20	5, 17, 20
	κ_{Training} .573	.627	.699
3	17	5, 20	9, 15, 20
	κ_{Training} .580	.625	.709
4	17	17, 20	9, 15, 20
	κ_{Training} .585	.627	.704
5	20	5, 20	19, 20, 23
	κ_{Training} .583	.627	.702
6	17	17, 20	9, 15, 20
	κ_{Training} .583	.621	.701
7	20	5, 20	5, 20, 24
	κ_{Training} .584	.627	.700
8	17	5, 20	9, 15, 20
	κ_{Training} .577	.619	.700
9	17	17, 20	5, 17, 20
	κ_{Training} .577	.624	.697

Stehen sämtliche EEB-Items zur Selektion zur Verfügung, so wird bei den kombinatorischen Experimenten (Bestes Einzelitem, Bestes Paar und Bestes Tripel) das Item 17 („zufrieden“) in sieben Fällen als bestes Einzelitem gewählt. Für das beste Paar und das beste Tripel wird das Item 20 („leicht“) durchgehend in die Auswahl einbezogen. Die Stabilitäten weisen jedoch für diese Experimente auf hohe Varianzen bei der Auswahl der Item-Kombinationen hin (vgl. Tabelle 152 und Tabelle 153). Mit steigender Anzahl ausgewählter Items geht erwartungsgemäß eine steigende Trainings-Korrektklassifikation einher.

Vollständige Ergebnisberichte

Tabelle 153. Verschiedene Kennwerte zur Beurteilung der Klassifikations-Güte von Modellen auf Grundlage dreier Bayes-Selektions-Experimente (bestes Item, bestes Paar, bestes Tripel). Geprüft wird die Vorhersage von Zusammenarbeit (0 = gering, 1 = hoch) nach Selektion von Eigenschaftswörtern der vollständigen EEB als Prädiktoren.

	Experimente zur Vorhersage von Zusammenarbeit (0 = gering, 1 = hoch), Eigenschaftswörter der vollständigen EEB									
	Bestes Item			Bestes Paar			Bestes Tripel			
	<i>Korrektklassifikation gegenüber Konstante</i>									
K _{CV}	.554			.578			.550			
K _{CV} - K _{Konst}	.054			.078			.050			
SD[K _{CV} - K _{Konst}]	.019			.019			.020			
95 %-CI[K _{CV} - K _{Konst}]	[.016, .092]			[.041, .116]			[.012, .089]			
p[Stichprobe S: K _{Konst} > K _{CV}]	.002			< .001			.005			
	<i>Korrektklassifikation gegenüber Hughes-Schätzung</i>									
K _{Hughes}	.730			.739			.699			
K _{Hughes} - K _{CV}	.175			.160			.148			
SD[K _{Hughes} - K _{CV}]	.018			.018			.019			
p[Klassifikator: K _{Hughes} < K _{CV}]	< .001			< .001			< .001			
	<i>Stabilität der Menge selezierter Eigenschaftswörter</i>									
Stabilität	.533			.467			.267			
	<i>Trainings-Test-Drift der Korrektklassifikation</i>									
K _{Training}	.580			.625			.702			
K _{CV} - K _{Training}	.026			.046			.151			
SD[K _{CV} - K _{Training}]	.019			.019			.019			
p[größere Differenz]	.167			.014			< .001			
	<i>Auswertung der Vier-Felder-Tafel</i>									
Cramers ϕ	.112			.158			.101			
$\chi^2(1)$	16,73			33,49			12,88			
p[$\chi^2(1) > \chi^2(1)$]	< .001			< .001			< .001			
Vierfeldertafel		1	0	Σ	1	0	Σ	1	0	Σ
(Zeilen: Messwerte,	1	458	213	671	433	237	670	370	260	630
Spalten: Vorhersage)	0	385	285	670	327	341	668	308	325	633
	Σ	843	498	1341	760	578	1338	678	585	1263

Die Cross-Validation-Korrektklassifikationen fallen insgesamt mit Werten zwischen .5 und .6 sehr niedrig aus. Nur die des besten Paares unterscheidet sich auf dem Niveau $p < .001$ signifikant von der zu erwartenden Korrektklassifikation von .500 bei konstanter Zuordnung. Alle drei Werte sind geringer, als die entsprechenden Trainings-Korrektklassifikationen. Bei

der Vorhersage ist eine Verschiebung hin zu Klasse 1 („hohe Zusammenarbeit“) zu beobachten (vgl. Tabelle 153).

Tabelle 154. Selegierte Eigenschaftswörter des WSIB bei drei Bayes-Selektions-Experimenten (bestes Item, bestes Paar und bestes Tripel) zur Vorhersage von Zusammenarbeit (0 = gering, 1 = hoch) und deren Korrektklassifikation (κ) auf Grundlage der Trainingsdaten.

CV-Iteration	Experimente zur Vorhersage von Zusammenarbeit (0 = gering, 1 = hoch), Eigenschaftswörter des WSIB		
	Bestes Item	Bestes Paar	Bestes Tripel
0	8	1, 8	4, 11, 23
	K _{Training} .568	.601	.662
1	7	8, 10	4, 11, 23
	K _{Training} .569	.600	.649
2	7	1, 7	4, 11, 23
	K _{Training} .562	.592	.665
3	8	1, 8	4, 11, 23
	K _{Training} .568	.594	.656
4	8	8, 10	1, 4, 7
	K _{Training} .574	.602	.657
5	7	1, 7	4, 11, 23
	K _{Training} .573	.598	.665
6	8	8, 10	4, 7, 11
	K _{Training} .570	.600	.657
7	8	1, 8	4, 11, 23
	K _{Training} .569	.601	.654
8	8	1, 7	4, 11, 23
	K _{Training} .563	.589	.653
9	7	1, 7	4, 11, 23
	K _{Training} .568	.596	.651

Stehen nur die Items des WSIB für die Selektion zur Verfügung, so wirkt sich dies auf differenzierte Art auf die Stabilitäten aus (vgl. Tabelle 154 und Tabelle 155). Als bestes Einzelitem wird nun entweder Item 7 („aufmerksam“) oder Item 8 („leistungsbereit“) ausgewählt. Als bestes Tripel wird in acht Fällen die Item-Kombination 4 („körperlich verspannt“), 11 („energiegeladen“) und Item 23 („einflussreich“) gewählt. Das beste Paar ist dagegen sehr variabel und weist eine geringe Stabilität auf (vgl. Tabelle 154). Die Rangfolge der Item-Kombinationen bezüglich der Trainings-Korrektklassifikation entspricht jener bei Verwendung der vollständigen EEB.

Vollständige Ergebnisberichte

Tabelle 155. Verschiedene Kennwerte zur Beurteilung der Klassifikations-Güte von Modellen auf Grundlage dreier Bayes-Selektions-Experimente (bestes Item, bestes Paar, bestes Tripel). Geprüft wird die Vorhersage von Zusammenarbeit (0 = gering, 1 = hoch) nach Selektion von Eigenschaftswörtern des WSIB als Prädiktoren.

		Experimente zur Vorhersage von Zusammenarbeit (0 = gering, 1 = hoch), Eigenschaftswörter des WSIB									
		Bestes Item			Bestes Paar			Bestes Tripel			
		<i>Korrektklassifikation gegenüber Konstante</i>									
K_{CV}		.554			.538			.502			
$K_{CV} - K_{Konst}$.054			.038			.002			
$SD[K_{CV} - K_{Konst}]$.019			.019			.019			
95 %-CI[$K_{CV} - K_{Konst}$]		[.016, .091]			[-.000, .076]			[-.036, .040]			
p [Stichprobe S: $K_{Konst} > K_{CV}$]		.003			.025			.453			
		<i>Korrektklassifikation gegenüber Hughes-Schätzung</i>									
K_{Hughes}		.730			.739			.699			
$K_{Hughes} - K_{CV}$.176			.201			.196			
$SD[K_{Hughes} - K_{CV}]$.018			.018			.019			
p [Klassifikator: $K_{Hughes} < K_{CV}$]		< .001			< .001			< .001			
		<i>Stabilität der Menge selezierter Eigenschaftswörter</i>									
Stabilität		.467			.267			.622			
		<i>Trainings-Test-Drift der Korrektklassifikation</i>									
$K_{Training}$.568			.597			.657			
$ K_{CV} - K_{Training} $.015			.060			.155			
$SD[K_{CV} - K_{Training}]$.019			.019			.019			
p [größere Differenz]		.441			.002			< .001			
		<i>Auswertung der Vier-Felder-Tafel</i>									
Cramers ϕ		.108			.078			.004			
$\chi^2(1)$		15,52			8,08			0,02			
$p[\chi^2(1) > \chi^2(1)]$		< .001			.004			.874			
Vierfeldertafel			1	0	Σ	1	0	Σ	1	0	Σ
(Zeilen: Messwerte,	1		349	322	671	442	227	669	298	348	646
Spalten: Vorhersage)	0		277	394	671	391	277	668	297	353	650
	Σ		626	716	1342	833	504	1337	595	701	1296

Bei Zugrundelegung des WSIB keine der drei Cross-Validation-Korrektklassifikationen auf dem Niveau $p < .001$ besser als bei konstanter Zuordnung. Dies zeigt sich auch in der Vierfeldertafel. Die Korrektklassifikationen sind wieder niedriger, als die Trainings-Korrektklassifikationen und weisen hohe Differenzen bis zu .201 zur theoretisch bestmöglichen Korrektklassifikationen auf (vgl. Tabelle 155).

Vollständige Ergebnisberichte

Tabelle 156. Selegierte Eigenschaftswörter der vollständigen EEB bei drei Selektions-Experimenten (Binärlogistische Regression, Sequential Forward Floating Selection [BLR/SFS], Bayes-Klassifikation, SFS [Bayes/SFS] und Bayes-Klassifikation, Sequential Forward Floating Selection [Bayes/SFFS]) zur Vorhersage von Zusammenarbeit (0 = gering, 1 = hoch) und deren Korrektklassifikation (κ) auf Grundlage der Trainingsdaten.

CV-Iteration	Experimente zur Vorhersage von Zusammenarbeit (0 = gering, 1 = hoch), Eigenschaftswörter der vollständigen EEB		
	BLR/SFS	Bayes/SFS	Bayes/SFFS
0	1, 2, 3, 4, 7, 8, 11, 12, 13, 15, 16, 17, 22, 24, 25	17	7, 13, 14, 16, 20
K _{Training}	.628	.581	.636
1	1, 2, 3, 4, 7, 8, 10, 11, 12, 15, 16, 17, 20, 21, 24, 25	17	17
K _{Training}	.624	.577	.577
2	3, 5, 7, 13, 20, 23	13, 14, 20	17
K _{Training}	.619	.605	.576
3	4, 7, 13, 16, 17, 21, 22	13, 15, 17, 20	17
K _{Training}	.612	.622	.583
4	7, 13, 16, 17	3, 8, 17, 20	7, 11, 13, 14, 16, 19, 20, 21
K _{Training}	.603	.621	.703
5	13, 20	7, 8, 13, 20	17
K _{Training}	.597	.625	.578
6	1, 3, 5, 9, 10, 13, 17, 18, 21	17	11, 13, 14, 15, 20
K _{Training}	.624	.582	.634
7	13, 20	13, 20	3, 13, 17
K _{Training}	.599	.599	.592
8	1, 3, 4, 5, 10, 11, 12, 13, 14, 17, 18, 19, 22, 23, 24	7, 11, 13, 15, 17, 20, 22	7, 8, 13, 16, 20, 22
K _{Training}	.606	.675	.644
9	17	7, 17, 22	7, 13, 14, 15, 20, 22
K _{Training}	.577	.597	.651

Werden Experimente zur heuristischen Selektion von Items aus der vollständigen EEB durchgeführt (Sequential Forward Selection [SFS], Sequential Forward Floating Selection [SFFS]), so nimmt die Stabilität gegenüber kombinatorischen Verfahren nochmals stark ab (Tabelle 156 und Tabelle 157). Häufig werden fünf oder mehr EEB-Items, manchmal jedoch auch nur ein EEB-Item ausgewählt. Das Item 17 („zufrieden“) wird besonders häufig in die Auswahl einbezogen bzw. als einziges Item ausgewählt. Auf Grund der Trainings-

Korrektklassifikationen lässt sich kein Algorithmus als überlegen identifizieren (Tabelle 156 und Tabelle 157).

Tabelle 157. Verschiedene Kennwerte zur Beurteilung der Klassifikations-Güte von Modellen auf Grundlage dreier Selektions-Experimente (Binärlogistische Regression, Sequential Forward Floating Selection [BLR/SFS], Bayes-Klassifikation, SFS [Bayes/SFS] und Bayes-Klassifikation, Sequential Forward Floating Selection [Bayes/SFFS]). Geprüft wird die Vorhersage von Zusammenarbeit (0 = gering, 1 = hoch) nach Selektion von Eigenschaftswörtern der vollständigen EEB als Prädiktoren.

	Experimente zur Vorhersage von Zusammenarbeit (0 = gering, 1 = hoch), Eigenschaftswörter der vollständigen EEB									
	BLR/SFS			Bayes/SFS			Bayes/SFFS			
<i>Korrektklassifikation gegenüber Konstante</i>										
K _{CV}	.598			.594			.614			
K _{CV} - K _{Konst}	.098			.093			.113			
SD[K _{CV} - K _{Konst}]	.019			.019			.019			
95 %-CI[K _{CV} - K _{Konst}]	[.060, .135]			[.056, .131]			[.076, .151]			
p[Stichprobe S: K _{Konst} > K _{CV}]	< .001			< .001			< .001			
<i>Stabilität der Menge selezierter Eigenschaftswörter</i>										
Stabilität	.022			.067			.133			
<i>Trainings-Test-Drift der Korrektklassifikation</i>										
K _{Training}	.609			.608			.617			
K _{CV} - K _{Training}	.011			.015			.004			
SD[K _{CV} - K _{Training}]	.019			.019			.019			
p[größere Differenz]	.566			.435			.843			
<i>Auswertung der Vier-Felder-Tafel</i>										
Cramers ϕ	.196			.191			.230			
$\chi^2(1)$	51,77			49,10			71,10			
p[$\chi^2(1) > \chi^2(1)$]	< .001			< .001			< .001			
Vierfeldertafel		1	0	Σ	1	0	Σ	1	0	Σ
(Zeilen: Messwerte,	1	423	248	671	463	208	671	441	228	669
Spalten: Vorhersage)	0	291	379	670	336	333	669	288	382	670
	Σ	714	627	1341	799	541	1340	729	610	1339

Im Gegensatz zu den kombinatorischen Experimenten führen nun alle Algorithmen zu signifikant besseren Cross-Validation-Korrektklassifikationen im Vergleich zur konstanten Zuordnung. Bayes-Klassifikation (SFFS) erzielt sowohl die höchste Trainings-Klassifikation, als auch die höchste Cross-Validation-Korrektklassifikation. Die Trainings-Korrektklassifikation wird durch die Cross-Validation-Korrektklassifikation überschritten, wenn auch nicht signifikant. Bei der Vorhersage ist eine Verschiebung hin zur Klasse 1 („hohe Zusammenarbeit“) zu beobachten (Tabelle 157).

Vollständige Ergebnisberichte

Tabelle 158. Selegierte Eigenschaftswörter des WSIB bei drei Selektions-Experimenten (Binärlogistische Regression, Sequential Forward Floating Selection [BLR/SFS], Bayes-Klassifikation, SFS [Bayes/SFS] und Bayes-Klassifikation, Sequential Forward Floating Selection [Bayes/SFFS]) zur Vorhersage von Zusammenarbeit (0 = gering, 1 = hoch) und deren Korrektklassifikation (κ) auf Grundlage der Trainingsdaten.

CV-Iteration	Experimente zur Vorhersage von Zusammenarbeit (0 = gering, 1 = hoch), Eigenschaftswörter des WSIB		
	BLR/SFS	Bayes/SFS	Bayes/SFFS
0	10	8	1, 7, 10, 23
	K _{Training} .582	.572	.596
1	10	1	8
	K _{Training} .592	.566	.562
2	10	3, 4, 7, 8, 10, 23	1, 7, 10
	K _{Training} .582	.610	.573
3	10	3, 8, 10	1, 10
	K _{Training} .587	.577	.572
4	10	3, 7, 8, 10, 23	1, 3, 7, 10, 23
	K _{Training} .589	.602	.597
5	10	3, 4, 7, 8, 10, 23	1, 7, 10
	K _{Training} .582	.623	.583
6	10	1, 8, 10, 23	1, 7, 10
	K _{Training} .587	.590	.582
7	10	1, 7, 8, 10	1, 3, 7, 10, 23
	K _{Training} .586	.592	.596
8	10	1, 4, 7, 8, 10, 12, 23	1, 7, 10, 23
	K _{Training} .590	.636	.583
9	10	8	8
	K _{Training} .590	.558	.558

Werden die auswählbaren Items auf das WSIB eingeschränkt, dann führt binärlogistische Regression in allen Cross-Validation-Iterationen zur Auswahl des Einzelitems 10 („körperlich unwohl“). Bayes-Klassifikation führt zu einer weniger stabilen Auswahl von Item-Kombinationen, wobei hier neben Item 10 auch Item 7 („aufmerksam“) besonders häufig einbezogen wird. Die ermittelten Trainings-Korrektklassifikationen sind etwas niedriger als jene, die bei Zugrundelegung der vollständigen EEB erzielt werden. Hinsichtlich der Trainings-Korrektklassifikationen hebt sich keines der eingesetzten Algorithmen besonders hervor (Tabelle 158 und Tabelle 159).

Vollständige Ergebnisberichte

Tabelle 159. Verschiedene Kennwerte zur Beurteilung der Klassifikations-Güte von Modellen auf Grundlage dreier Selektions-Experimente (Binärlogistische Regression, Sequential Forward Floating Selection [BLR/SFS], Bayes-Klassifikation, SFS [Bayes/SFS] und Bayes-Klassifikation, Sequential Forward Floating Selection [Bayes/SFFS]). Geprüft wird die Vorhersage von Zusammenarbeit (0 = gering, 1 = hoch) nach Selektion von Eigenschaftswörtern des WSIB als Prädiktoren.

		Experimente zur Vorhersage von Zusammenarbeit (0 = gering, 1 = hoch), Eigenschaftswörter des WSIB									
		BLR/SFS			Bayes/SFS			Bayes/SFFS			
		<i>Korrektklassifikation gegenüber Konstante</i>									
K_{CV}		.587			.587			.610			
$K_{CV} - K_{Konst}$.087			.087			.110			
$SD[K_{CV} - K_{Konst}]$.018			.019			.019			
95 %-CI[$K_{CV} - K_{Konst}$]		[.050, .123]			[.049, .124]			[.072, .147]			
p [Stichprobe S: $K_{Konst} > K_{CV}$]		< .001			< .001			< .001			
		<i>Stabilität der Menge selezierter Eigenschaftswörter</i>									
Stabilität		1.000			.044			.133			
		<i>Trainings-Test-Drift der Korrektklassifikation</i>									
$K_{Training}$.587			.593			.580			
$ K_{CV} - K_{Training} $.000			.006			.030			
$SD[K_{CV} - K_{Training}]$.018			.019			.019			
p [größere Differenz]		1.00			.757			.119			
		<i>Auswertung der Vier-Felder-Tafel</i>									
Cramers ϕ		.175			.177			.222			
$\chi^2(1)$		44,56			41,79			65,90			
$p[\chi^2(1) > \chi^2(1)]$		< .001			< .001			< .001			
Vierfeldertafel			1	0	Σ	1	0	Σ	1	0	Σ
(Zeilen: Messwerte,	1	374	354	728	383	287	670	369	302	671	
Spalten: Vorhersage)	0	248	480	728	264	404	668	221	449	670	
	Σ	622	834	1456	647	691	1338	590	751	1341	

Die Cross-Validation-Korrektklassifikationen sind auch hier (WSIB) für alle drei Algorithmen signifikant besser gegenüber konstanter Zuordnung. Sie sind jedoch durchgehend niedriger als bei Zugrundelegung der vollständigen EEB. Das beste Ergebnis erzielt Bayes-Klassifikation (SFFS). Die entsprechende Cross-Validation-Korrektklassifikation übertrifft die Trainings-Korrektklassifikation, wenn auch nicht signifikant (vgl. Tabelle 159).

Vollständige Ergebnisberichte

Tabelle 160. Bootstrap-Experimente zur Auswahl geeigneter Bayes-Klassifikatoren. Es wurden je Item-Set 1000 Experimente mit Zufallsstichproben vom Umfang $N = 100$ durchgeführt. Die Modelle dienen zur Vorhersage von Zusammenarbeit ($0 =$ gering, $1 =$ hoch). Fett markiert ist das geeignetste Item-Set aus der vollständigen EEB sowie aus dem Screening (WSIB).

Items	$K_{\text{Bootstrap}}$	$SD[K_{\text{Bootstrap}}]$	$K_{\text{Hughes}} - K_{\text{Bootstrap}}$	EEB	WSIB
17	.577	.049	.173	SFS, SFFS, S	
13, 14, 20	.665	.048	.085	SFS	
13, 15, 17, 20	.746	.044	.004	SFS	
3, 8, 17, 20	.752	.042	-.002	SFS	
7, 8, 13, 20	.707	.044	.043	SFS	
13, 20	.614	.047	.136	SFS	
7, 11, 13, 15, 17, 20, 22	.933	.024	-.183	SFS	
7, 17, 22	.646	.045	.104	SFS	
7, 13, 14, 16, 20	.806	.039	-.056	SFFS	
7, 11, 13, 14, 16, 19, 20, 21	.965	.019	-.215	SFFS	
11, 13, 14, 15, 20	.829	.038	-.079	SFFS	
3, 13, 17	.634	.049	.116	SFFS	
7, 8, 13, 16, 20, 22	.822	.037	-.072	SFFS	
7, 13, 14, 15, 20, 22	.876	.033	-.126	SFFS	
20	.578	.050	.172	S	
5, 20	.624	.048	.126	P	
17, 20	.623	.049	.127	P	
9, 15, 20	.696	.047	.054	T	
5, 20, 24	.691	.047	.059	T	
5, 17, 20	.689	.047	.061	T	
19, 20, 23	.689	.046	.061	T	
8	.571	.049	.179		SFS, SFFS, S
1	.564	.049	.186		SFS
3, 4, 7, 8, 10, 23	.864	.034	-.114		SFS
3, 8, 10	.623	.048	.127		SFS
3, 7, 8, 10, 23	.767	.042	-.017		SFS
1, 8, 10, 23	.701	.047	.049		SFS
1, 7, 8, 10	.685	.047	.065		SFS
1, 4, 7, 8, 10, 12, 23	.915	.028	-.165		SFS
1, 7, 10, 23	.699	.045	.051		SFFS
1, 7, 10	.622	.048	.128		SFFS
1, 10	.590	.049	.160		SFFS
1, 3, 7, 10, 23	.777	.041	-.027		SFFS
7	.568	.049	.182		S
1, 8	.594	.049	.156		P
8, 10	.590	.048	.160		P
1, 7	.591	.048	.159		P
4, 11, 23	.650	.047	.100		T
1, 4, 7	.642	.047	.108		T
4, 7, 11	.644	.048	.106		T

Anmerkungen: $K_{\text{Bootstrap}}$ = Bootstrap-Korrektklassifikation, $K_{\text{Hughes}} = .750$ = Hughes-Schätzung für einen optimalen Klassifikator, S = bestes Einzel-Item, P = bestes Item-Paar, T = bestes Item-Tripel, SFS = Sequential Forward Selection, SFFS = Sequential Forward Floating Selection

Vollständige Ergebnisberichte

Tabelle 161. Evaluations-Kennwerte des besten Item-Sets zur personenbezogenen Vorhersage von Zusammenarbeit (0 = gering, 1 = hoch) mittels Items aus der vollständigen EEB sowie des WSIB.

	EEB	WSIB					
Items	gelangweilt fröhlich zufrieden leicht	konzentriert leistungsbereit körperlich unwohl einflussreich					
<i>Bootstrap-Korrektklassifikation</i>							
$K_{\text{Bootstrap}}$.746	.701					
$SD[K_{\text{Bootstrap}}]$.044	.047					
95 %-CI $[K_{\text{Bootstrap}}]$	[.660, .832]	[.609, .793]					
<i>Vergleich EEB vs. WSIB</i>							
$\Delta K_{\text{Bootstrap}}$.045					
$SD[\Delta K_{\text{Bootstrap}}]$.064					
95 %-CI $[\Delta K_{\text{Bootstrap}}]$		[-.081, .171]					
$\rho[\Delta K_{\text{Bootstrap}} < 0]$.243					
<i>Vergleich mit optimaler Korrektklassifikation $K_{\text{Hughes}} = .75$ nach Hughes</i>							
$K_{\text{Hughes}} - K_{\text{Bootstrap}}$.004	.049					
$SD[K_{\text{Hughes}} - K_{\text{Bootstrap}}]$.044	.047					
95 %-CI $[K_{\text{Hughes}} - K_{\text{Bootstrap}}]$	[-.082, .090]	[-.043, .141]					
$\rho[K_{\text{Hughes}} < K_{\text{Bootstrap}}]$.465	.150					
<i>Auswertung der Vier-Felder-Tafel</i>							
Cramers ϕ	.493	.404					
$\chi^2(1)$	24257,05	16323,70					
$\rho[\chi^2(1) > \chi^2(1)]$	< .001	< .001					
Vierfeldertafel							
(Zeilen: Messwerte, Spalten: Vorhersage)		1	0	Σ	1	0	Σ
	1	37865	12061	49926	36786	13041	49827
	0	13322	36752	50074	16823	33350	50173
	Σ	51187	48813	100000	53609	46391	100000
Korrekturfaktor	c	0,975	1,026		0,929	1,082	

Bei Bootstrap-Experimenten zur Vorhersage von Zusammenarbeit werden zwei unterschiedliche Item-Kombinationen gewählt. Für die vollständige EEB sind es die Items 13 („gelangweilt“), 15 („fröhlich“), 17 („zufrieden“) und 20 („leicht“). Die Bootstrap-Korrektklassifikation für dieses Modell beträgt .746. Für das WSIB sind es die Items 1 („konzentriert“), 8 („leistungsbereit“), 10 („körperlich unwohl“) und 23 („einflussreich“) mit einer Bootstrap-Korrektklassifikation von .701. Die Korrektklassifikationen unterscheiden sich nicht signifikant untereinander und von der theoretisch bestmöglichen Korrektklassifikation nach Hughes (1968) (Tabelle 160 und Tabelle 161). Die mittleren Fehler bei der Vorhersage

der Wahrscheinlichkeit von Klasse 1 liegen im Promillebereich. Das 99,8 %-Konfidenzintervall für diese Vorhersage umfasst einen Bereich von etwa 33 %. Die mittleren Fehler bei der Vorhersage von Erwartungswerten sind nahe Null. Hier umfasst das 99,8 %-Konfidenzintervall einen Bereich von etwa 0,55 Skalenpunkten. Dies entspricht 13,5 % der Gesamtskala, die von 0 bis 4 reicht. Werden Vorhersagen von Zusammenarbeit bei Bootstrap-Experimenten für 1000 zufällige Stichproben mit einem Umfang von je 100 Instanzen durchgeführt, so kann mit einer Wahrscheinlichkeit von .695 (EEB) bzw. .669 (WSIB) korrekt vorhergesagt werden, ob diese über- oder unterdurchschnittlich hoch für eine Stichprobe ausgeprägt ist (Tabelle 162).

Tabelle 162. Evaluative Kennwerte des besten Item-Sets zur stichprobenbezogenen Vorhersage von Zusammenarbeit (0 = gering, 1 = hoch) mittels Items aus der vollständigen EEB sowie des WSIB. Mittels Bootstrapping wurden 1000 Stichproben des Umfangs $N = 100$ gezogen. Dargestellt sind die mittleren Vorhersagefehler und ihre Standardabweichungen für die Wahrscheinlichkeit der Klasse 1 sowie für Erwartungswerte. Ausgewertet wurde außerdem die Wahrscheinlichkeit, mit der der Schluss von vorhergesagter Über- oder Unterschreitung der Basisrate (50 %) für die Klasse 1 auf die entsprechende gemessene Über- oder Unterschreitung zulässig ist.

	EEB	WSIB					
Items	gelangweilt fröhlich zufrieden leicht	konzentriert leistungsbereit körperlich unwohl einflussreich					
<i>Mittlere Vorhersagefehler</i>							
$\langle \varepsilon(\pi_1) \rangle$	-.003	.006					
$\sigma(\varepsilon(\pi_1))$.050	.052					
$\langle \varepsilon(\mu) \rangle$	-0,006	0,007					
$\sigma(\varepsilon(\mu))$	0,087	0,091					
<i>Bootstrap-Korrektklassifikation für Stichproben</i>							
$K_{\text{Bootstrap}}$.695	.669					
<i>Auswertung der Vier-Felder-Tafel</i>							
Cramers ϕ	.390	.338					
$\chi^2(1)$	151,97	114,12					
$p[\chi^2(1) > \chi^2(1)]$	< .001	< .001					
Vierfeldertafel							
		1	0	Σ	1	0	Σ
(Zeilen: Messwerte,	1	339	151	490	345	161	506
Spalten: Vorhersage)	0	154	356	510	170	324	494
	Σ	493	507	1000	515	485	1000

A3.12 GESUNDHEITSBEZOGENE SELBSTWIRKSAMKEIT

Gesundheitsbezogene Selbstwirksamkeit bzw. Gesundheitskompetenz orientiert sich am Konzept der Selbstwirksamkeit nach Bandura (1977). Die zehn Items des Gesundheitskompetenz-Fragebogens (GKF; Wieland, 2010a; Wieland & Hammes, 2009, 2010) orientieren sich am Fragebogen zur allgemeinen Selbstwirksamkeit von Schwarzer und Jerusalem (1999). Sie wurden für die Domäne gesundheitsbezogenen Verhaltens angepasst (z. B. "Wenn ich Pläne bezüglich meiner Gesundheit mache, dann kann ich diese auch umsetzen.") und sind auf einer fünfstufigen Skala zu beantworten (0 = "Trifft gar nicht zu" bis 4 = "Trifft immer zu"). Die Rohwerte der Skala ergeben sich nach Umpolung zweier Items durch Mittelwertbildung über die Items. Die deskriptiv-statistischen Kennwerte dieser Rohwerte sind in Tabelle 163 zusammengefasst.

Tabelle 163. Deskriptiv-statistische Kennwerte der Variablen Gesundheitsbezogene Selbstwirksamkeit.

<i>N</i>	Modus	Median	<i>M</i>	<i>SD</i>	Min	Max	μ_0	μ_1
1421	2,50	2,50	2,50	0,67	0,00	4,00	1,97	3,03

Modus, Median und Mittelwert (*M*) erhalten durchgehend den Wert 2,50. Die Stichprobe mit gültigem Rohwert für Gesundheitskompetenz wurde für die folgenden Analysen am Median in die Kategorien 0 = „gering“ und 1 = „hoch“ unterteilt. In Tabelle 164 sind jedoch zunächst die Korrelationen (Spearman ρ) zwischen den Items der EEB und den Rohwerten für Gesundheitskompetenz aufgelistet.

Tabelle 164. Korrelationen (Spearman ρ) der Variablen Gesundheitsbezogene Selbstwirksamkeit mit den einzelnen Items der EEB.

Nr.	EEB-Item	ρ	Nr.	EEB-Item	ρ	Nr.	EEB-Item	ρ
1	konzentriert ^(a)	.157*	2	aggressiv	-.133*	3	nervös ^(a)	-.189*
4	körperlich verspannt ^(a)	-.244*	5	selbstsicher	.233*	6	zornig	-.122*
7	aufmerksam ^(a)	.214*	8	leistungsbereit ^(a)	.220*	9	entspannt	-.140*
10	körperlich unwohl ^(a)	-.284*	11	energiegeladen ^(a)	.215*	12	aufgeregt ^(a)	-.147*
13	gelangweilt	-.077	14	beschwingt	.173*	15	fröhlich	.204*
16	ärgerlich	-.155*	17	zufrieden	.248*	18	ängstlich	-.170*
19	lustig	.089	20	leicht	-.095*	21	deprimiert	-.204*
22	bedrückt	-.233*	23	einflussreich ^(a)	.219*	24	vergnügt	.165*
25	betrübt	-.228*						

^(a)Dieses Item gehört auch zum WSIB; * $p < .001$

Nur die EEB-Items „gelangweilt“ und „lustig“ korrelieren nicht signifikant mit Gesundheitskompetenz. Alle anderen Items führen zu geringen Effekten ($.1 < |\rho| \leq .3$).

Vollständige Ergebnisberichte

Tabelle 165. Selegierte Eigenschaftswörter der vollständigen EEB bei drei Bayes-Selektions-Experimenten (bestes Item, bestes Paar und bestes Tripel) zur Vorhersage von gesundheitsbezogener Selbstwirksamkeit (0 = gering, 1 = hoch) und deren Korrektklassifikation (κ) auf Grundlage der Trainingsdaten.

CV-Iteration	Experimente zur Vorhersage von gesundheitsbezogener Selbstwirksamkeit (0 = gering, 1 = hoch), Eigenschaftswörter der vollständigen EEB		
	Bestes Item	Bestes Paar	Bestes Tripel
0	10	5, 10	5, 9, 20
	κ_{Training} .621	.655	.703
1	10	5, 10	5, 9, 19
	κ_{Training} .612	.655	.703
2	10	5, 10	5, 9, 10
	κ_{Training} .622	.661	.702
3	10	5, 10	4, 5, 20
	κ_{Training} .620	.651	.700
4	10	5, 10	4, 5, 20
	κ_{Training} .611	.653	.702
5	10	5, 10	5, 10, 20
	κ_{Training} .621	.654	.701
6	10	5, 10	5, 9, 10
	κ_{Training} .614	.652	.702
7	10	5, 10	5, 9, 10
	κ_{Training} .627	.665	.705
8	10	5, 10	5, 9, 10
	κ_{Training} .625	.664	.704
9	10	5, 10	5, 9, 19
	κ_{Training} .627	.661	.702

Stehen sämtliche EEB-Items zur Selektion zur Verfügung, so werden bei den kombinatorischen Experimenten (Bestes Einzelitem, Bestes Paar und Bestes Tripel) die Items 5 („selbstsicher“) und 10 („körperlich unwohl“) für das beste Einzelitem und das beste Paar stabil als Prädiktoren aufgenommen (vgl. Tabelle 165). Für das beste Tripel ist diese Stabilität nicht mehr zu beobachten. Das dritte Item neben Items 5 und 10 variiert stark zwischen den Cross-Validation-Iterationen (vgl. auch Tabelle 166). Auffällig ist, dass mit dem besten Einzelitem durchgehend die schlechteste Trainings-Korrektklassifikation erreicht wird. Das beste Tripel erzielt hingegen stets das beste Ergebnis.

Vollständige Ergebnisberichte

Tabelle 166. Verschiedene Kennwerte zur Beurteilung der Klassifikations-Güte von Modellen auf Grundlage dreier Bayes-Selektions-Experimente (bestes Item, bestes Paar, bestes Tripel). Geprüft wird die Vorhersage von gesundheitsbezogener Selbstwirksamkeit (0 = gering, 1 = hoch) nach Selektion von Eigenschaftswörtern der vollständigen EEB als Prädiktoren.

		Experimente zur Vorhersage von gesundheitsbezogener Selbstwirksamkeit (0 = gering, 1 = hoch), Eigenschaftswörter der vollständigen EEB									
		Bestes Item			Bestes Paar			Bestes Tripel			
		<i>Korrektklassifikation gegenüber Konstante</i>									
K_{CV}		.620			.649			.565			
$K_{CV} - K_{Konst}$.119			.149			.065			
$SD[K_{CV} - K_{Konst}]$.018			.018			.019			
95 %-CI[$K_{CV} - K_{Konst}$]		[.083, .156]			[.113, .185]			[.028, .102]			
p [Stichprobe S: $K_{Konst} > K_{CV}$]		< .001			< .001			< .001			
		<i>Korrektklassifikation gegenüber Hughes-Schätzung</i>									
K_{Hughes}		.730			.739			.701			
$K_{Hughes} - K_{CV}$.110			.090			.136			
$SD[K_{Hughes} - K_{CV}]$.017			.017			.018			
p [Klassifikator: $K_{Hughes} < K_{CV}$]		< .001			< .001			< .001			
		<i>Stabilität der Menge selezierter Eigenschaftswörter</i>									
Stabilität		1.000			1.000			.178			
		<i>Trainings-Test-Drift der Korrektklassifikation</i>									
$K_{Training}$.620			.657			.702			
$ K_{CV} - K_{Training} $.000			.008			.137			
$SD[K_{CV} - K_{Training}]$.018			.018			.018			
p [größere Differenz]		.988			.649			< .001			
		<i>Auswertung der Vier-Felder-Tafel</i>									
Cramers ϕ		.242			.299			.130			
$\chi^2(1)$		83,02			126,03			23,12			
$p[\chi^2(1) > \chi^2(1)]$		< .001			< .001			< .001			
Vierfeldertafel			1	0	Σ	1	0	Σ	1	0	Σ
(Zeilen: Messwerte,	1		492	219	711	491	219	710	426	262	688
Spalten: Vorhersage)	0		321	388	709	277	426	703	329	343	672
	Σ		813	607	1420	768	645	1413	755	605	1360

Die beste Cross-Validation-Korrektklassifikation (Anwendung der Vorhersagemodelle auf ungesehene Daten) erzielt das beste Paar. Diese liegt mit .649 überzufällig über dem zu erwartenden Ergebnis von .500 bei konstanter Zuordnung. Das wird auch durch die Vierfeldertafel bestätigt. Die theoretisch bestmögliche Korrektklassifikation wird jedoch um die Differenz .090 signifikant verfehlt. Mit einer Differenz von .008 liegt sie auch unterhalb der

Trainings-Korrektklassifikation. Dieser Unterschied ist jedoch nicht statistisch bedeutsam (vgl. Tabelle 166).

Tabelle 167. Selegierte Eigenschaftswörter des WSIB bei drei Bayes-Selektions-Experimenten (bestes Item, bestes Paar und bestes Tripel) zur Vorhersage von gesundheitsbezogener Selbstwirksamkeit (0 = gering, 1 = hoch) und deren Korrektklassifikation (κ) auf Grundlage der Trainingsdaten.

CV-Iteration	Experimente zur Vorhersage von gesundheitsbezogener Selbstwirksamkeit (0 = gering, 1 = hoch), Eigenschaftswörter des WSIB		
	Bestes Item	Bestes Paar	Bestes Tripel
0	10	1, 10	4, 11, 23
	K _{Training} .621	.643	.690
1	10	10, 11	10, 11, 23
	K _{Training} .612	.635	.687
2	10	1, 10	4, 11, 23
	K _{Training} .622	.643	.681
3	10	1, 10	4, 11, 23
	K _{Training} .620	.640	.687
4	10	1, 10	10, 11, 23
	K _{Training} .611	.634	.684
5	10	1, 10	4, 11, 23
	K _{Training} .621	.639	.687
6	10	8, 10	4, 11, 23
	K _{Training} .614	.635	.690
7	10	10, 11	10, 11, 23
	K _{Training} .627	.646	.693
8	10	1, 10	10, 11, 23
	K _{Training} .625	.644	.689
9	10	1, 10	10, 11, 23
	K _{Training} .627	.648	.694

Stehen nur die Items des WSIB für die Selektion zur Verfügung, so wird nun bei den kombinatorischen Experimenten nur noch das Item 10 („körperlich unwohl“) (bestes Einzelitem und bestes Paar) bzw. die Items 11 („energiegeladen“) und 23 („einflussreich“) (bestes Tripel) stabil zur Vorhersage von Gesundheitskompetenz ausgewählt (vgl. Tabelle 167). Die Rangfolge der Item-Kombinationen bezüglich der Trainings-Korrektklassifikation entspricht jener bei Verwendung der vollständigen EEB. Die Stabilität der ausgewählten Item-Kombinationen nimmt im Vergleich zur Auswahl aus der vollständigen EEB beim besten Paar stark ab und beim besten Tripel stark zu (Tabelle 168).

Vollständige Ergebnisberichte

Tabelle 168. Verschiedene Kennwerte zur Beurteilung der Klassifikations-Güte von Modellen auf Grundlage dreier Bayes-Selektions-Experimente (bestes Item, bestes Paar, bestes Tripel). Geprüft wird die Vorhersage von gesundheitsbezogener Selbstwirksamkeit (0 = gering, 1 = hoch) nach Selektion von Eigenschaftswörtern des WSIB als Prädiktoren.

	Experimente zur Vorhersage von gesundheitsbezogener Selbstwirksamkeit (0 = gering, 1 = hoch), Eigenschaftswörter des WSIB									
	Bestes Item			Bestes Paar			Bestes Tripel			
<i>Korrektklassifikation gegenüber Konstante</i>										
K_{CV}	.620			.609			.575			
$K_{CV} - K_{Konst}$.120			.109			.074			
$SD[K_{CV} - K_{Konst}]$.018			.019			.019			
95 %-CI[$K_{CV} - K_{Konst}$]	[.083, .156]			[.073, .145]			[.037, .111]			
p [Stichprobe S: $K_{Konst} > K_{CV}$]	< .001			< .001			< .001			
<i>Korrektklassifikation gegenüber Hughes-Schätzung</i>										
K_{Hughes}	.730			.739			.701			
$K_{Hughes} - K_{CV}$.110			.130			.126			
$SD[K_{Hughes} - K_{CV}]$.017			.017			.018			
p [Klassifikator: $K_{Hughes} < K_{CV}$]	< .001			< .001			< .001			
<i>Stabilität der Menge selezierter Eigenschaftswörter</i>										
Stabilität	1.000			.489			.444			
<i>Trainings-Test-Drift der Korrektklassifikation</i>										
$K_{Training}$.620			.641			.688			
$ K_{CV} - K_{Training} $.000			.031			.114			
$SD[K_{CV} - K_{Training}]$.018			.018			.018			
p [größere Differenz]	1.00			.086			< .001			
<i>Auswertung der Vier-Felder-Tafel</i>										
Cramers ϕ	.242			.220			.150			
$\chi^2(1)$	83,50			68,37			30,70			
$p[\chi^2(1) > \chi^2(1)]$	< .001			< .001			< .001			
Vierfeldertafel		1	0	Σ	1	0	Σ	1	0	Σ
(Zeilen: Messwerte,	1	492	219	711	476	233	709	419	263	682
Spalten: Vorhersage)	0	321	389	710	319	385	704	318	366	684
	Σ	813	608	1421	795	618	1413	737	629	1366

Im Gegensatz zur Auswahl aus der vollständigen EEB weist nun (WSIB) das beste Einzelitem die beste Cross-Validation-Korrektklassifikation auf. Sie unterscheidet sich nicht von der Trainings-Korrektklassifikation, liegt jedoch mit einer Differenz von .110 signifikant unterhalb der theoretisch bestmöglichen Korrektklassifikation (Tabelle 168).

Vollständige Ergebnisberichte

Tabelle 169. Selegierte Eigenschaftswörter der vollständigen EEB bei drei Selektions-Experimenten (Binärlogistische Regression, Sequential Forward Floating Selection [BLR/SFS], Bayes-Klassifikation, SFS [Bayes/SFS] und Bayes-Klassifikation, Sequential Forward Floating Selection [Bayes/SFFS]) zur Vorhersage von gesundheitsbezogener Selbstwirksamkeit (0 = gering, 1 = hoch) und deren Korrektklassifikation (κ) auf Grundlage der Trainingsdaten.

CV-Iteration	Experimente zur Vorhersage von gesundheitsbezogener Selbstwirksamkeit (0 = gering, 1 = hoch), Eigenschaftswörter der vollständigen EEB		
	BLR/SFS	Bayes/SFS	Bayes/SFFS
0	5, 10	5, 10	10
κ_{Training}	.642	.642	.617
1	10	10	10
κ_{Training}	.612	.612	.612
2	5, 10	1, 4, 5, 10	4, 5, 25
κ_{Training}	.650	.654	.648
3	5, 10	1, 4, 5, 10	4, 5, 18
κ_{Training}	.638	.644	.638
4	5, 10	4, 5, 8, 10, 18	10
κ_{Training}	.642	.672	.615
5	5, 10	1, 4, 5, 8, 10, 18	4, 5, 18
κ_{Training}	.646	.682	.642
6	1, 4, 5, 7, 9, 10, 14, 18, 19, 22	4, 5, 10, 13, 25	10
κ_{Training}	.670	.664	.610
7	5, 10	10	5, 25
κ_{Training}	.655	.632	.631
8	5, 10	1, 4, 5, 10	4, 5, 25
κ_{Training}	.646	.649	.643
9	5, 10	1, 4, 5, 10	4, 5, 16, 18
κ_{Training}	.652	.656	.649

Werden Experimente zur heuristischen Selektion von Items aus der vollständigen EEB durchgeführt (Sequential Forward Selection [SFS], Sequential Forward Floating Selection [SFFS]), so nimmt die Stabilität gegenüber kombinatorischen Verfahren stark ab (Tabelle 169 und Tabelle 170). Gelegentlich werden fünf oder mehr EEB-Items, manchmal jedoch auch nur ein EEB-Item ausgewählt. Die Items 5 („selbstsicher“) und 10 („körperlich unwohl“) werden auch hier besonders häufig in die Auswahl einbezogen. Auf Grund der Trainings-Korrektklassifikationen lässt sich kein Algorithmus als überlegen identifizieren, wenngleich Bayes-Klassifikation (SFFS) die schlechtesten Resultate erzielt (Tabelle 169 und Tabelle 170).

Vollständige Ergebnisberichte

Tabelle 170. Verschiedene Kennwerte zur Beurteilung der Klassifikations-Güte von Modellen auf Grundlage dreier Selektions-Experimente (Binärlogistische Regression, Sequential Forward Floating Selection [BLR/SFS], Bayes-Klassifikation, SFS [Bayes/SFS] und Bayes-Klassifikation, Sequential Forward Floating Selection [Bayes/SFFS]). Geprüft wird die Vorhersage von gesundheitsbezogener Selbstwirksamkeit (0 = gering, 1 = hoch) nach Selektion von Eigenschaftswörtern der vollständigen EEB als Prädiktoren.

	Experimente zur Vorhersage von gesundheitsbezogener Selbstwirksamkeit (0 = gering, 1 = hoch), Eigenschaftswörter der vollständigen EEB									
	BLR/SFS			Bayes/SFS			Bayes/SFFS			
<i>Korrektklassifikation gegenüber Konstante</i>										
K _{CV}	.647			.656			.665			
K _{CV} - K _{Konst}	.146			.156			.165			
SD[K _{CV} - K _{Konst}]	.018			.018			.018			
95 %-CI[K _{CV} - K _{Konst}]	[.111, .182]			[.120, .192]			[.129, .201]			
p[Stichprobe S: K _{Konst} > K _{CV}]	< .001			< .001			< .001			
<i>Stabilität der Menge selezierter Eigenschaftswörter</i>										
Stabilität	.622			.156			.178			
<i>Trainings-Test-Drift der Korrektklassifikation</i>										
K _{Training}	.645			.651			.631			
K _{CV} - K _{Training}	.002			.006			.035			
SD[K _{CV} - K _{Training}]	.018			.018			.018			
p[größere Differenz]	.917			.756			.051			
<i>Auswertung der Vier-Felder-Tafel</i>										
Cramers ϕ	.294			.318			.331			
$\chi^2(1)$	123,04			143,48			155,75			
p[$\chi^2(1) > \chi^2(1)$]	< .001			< .001			< .001			
Vierfeldertafel		1	0	Σ	1	0	Σ	1	0	Σ
(Zeilen: Messwerte,	1	462	249	711	525	185	710	487	224	711
Spalten: Vorhersage)	0	252	457	709	302	407	709	251	458	709
	Σ	714	706	1420	827	592	1419	738	682	1420

Obwohl Bayes-Klassifikation (SFFS) die geringste Trainings-Korrektklassifikation erzielt, führt sie bei der Cross-Validation-Korrektklassifikation zum besten Ergebnis und übertrifft die Trainings-Korrektklassifikation, wenn auch nicht signifikant. Gegenüber den kombinatorischen Experimenten sind die Cross-Validation-Korrektklassifikationen durchgehend besser. Bei der Vorhersage ist eine geringe Verschiebung hin zur Klasse 1 („hohe Gesundheitskompetenz“) zu beobachten (Tabelle 170).

Vollständige Ergebnisberichte

Tabelle 171. Selegierte Eigenschaftswörter des WSIB bei drei Selektions-Experimenten (Binärlogistische Regression, Sequential Forward Floating Selection [BLR/SFS], Bayes-Klassifikation, SFS [Bayes/SFS] und Bayes-Klassifikation, Sequential Forward Floating Selection [Bayes/SFFS]) zur Vorhersage von gesundheitsbezogener Selbstwirksamkeit (0 = gering, 1 = hoch) und deren Korrektklassifikation (κ) auf Grundlage der Trainingsdaten.

CV-Iteration	Experimente zur Vorhersage von gesundheitsbezogener Selbstwirksamkeit (0 = gering, 1 = hoch), Eigenschaftswörter des WSIB		
	BLR/SFS	Bayes/SFS	Bayes/SFFS
0	4, 7, 8, 10, 11, 12	10	10
K _{Training}	.648	.617	.617
1	10	10	10
K _{Training}	.612	.612	.612
2	10	4, 7, 10, 11	4, 7, 8
K _{Training}	.627	.648	.621
3	4, 7, 10, 11	8, 10, 11, 12, 23	10
K _{Training}	.639	.656	.616
4	4, 7, 10, 11	4, 7, 10, 11, 23	4, 7, 8, 11, 23
K _{Training}	.639	.653	.635
5	10	3, 4, 7, 8, 10, 11, 23	4, 11, 23
K _{Training}	.620	.682	.614
6	10	10, 11, 23	10
K _{Training}	.610	.629	.610
7	10	10	4, 7
K _{Training}	.632	.632	.621
8	10	1, 7, 10, 11	4, 7, 11, 12, 23
K _{Training}	.621	.635	.643
9	4, 7, 8, 10, 11, 12	10	4
K _{Training}	.659	.628	.594

Werden die auswählbaren Items auf das WSIB eingeschränkt, dann sinkt entsprechend die Anzahl ausgewählter Items. Dennoch gibt es auch in diesem Falle eine große Varianz in der Anzahl ausgewählter Items. Die Trainings-Korrektklassifikationen sind in ihrer Höhe vergleichbar mit jenen, die bei Zugrundelegung der vollständigen EEB erzielt werden. Hinsichtlich der Trainings-Korrektklassifikationen hebt sich keines der eingesetzten Algorithmen besonders hervor, wobei Bayes-Klassifikation (SFFS) zu den geringsten Trainings-Korrektklassifikationen führt (Tabelle 171 und Tabelle 172).

Vollständige Ergebnisberichte

Tabelle 172. Verschiedene Kennwerte zur Beurteilung der Klassifikations-Güte von Modellen auf Grundlage dreier Selektions-Experimente (Binärlogistische Regression, Sequential Forward Floating Selection [BLR/SFS], Bayes-Klassifikation, SFS [Bayes/SFS] und Bayes-Klassifikation, Sequential Forward Floating Selection [Bayes/SFFS]). Geprüft wird die Vorhersage von gesundheitsbezogener Selbstwirksamkeit (0 = gering, 1 = hoch) nach Selektion von Eigenschaftswörtern des WSIB als Prädiktoren.

	Experimente zur Vorhersage von gesundheitsbezogener Selbstwirksamkeit (0 = gering, 1 = hoch), Eigenschaftswörter des WSIB									
	BLR/SFS			Bayes/SFS			Bayes/SFFS			
<i>Korrektklassifikation gegenüber Konstante</i>										
K _{CV}	.632			.642			.649			
K _{CV} - K _{Konst}	.132			.141			.148			
SD[K _{CV} - K _{Konst}]	.018			.018			.018			
95 %-CI[K _{CV} - K _{Konst}]	[.096, .168]			[.105, .177]			[.112, .184]			
p[Stichprobe S: K _{Konst} > K _{CV}]	< .001			< .001			< .001			
<i>Stabilität der Menge selezierter Eigenschaftswörter</i>										
Stabilität	.378			.133			.133			
<i>Trainings-Test-Drift der Korrektklassifikation</i>										
K _{Training}	.631			.639			.618			
K _{CV} - K _{Training}	.002			.002			.030			
SD[K _{CV} - K _{Training}]	.018			.018			.018			
p[größere Differenz]	.928			.900			.094			
<i>Auswertung der Vier-Felder-Tafel</i>										
Cramers ϕ	.266			.285			.301			
$\chi^2(1)$	100,81			115,00			129,02			
p[$\chi^2(1) > \chi^2(1)$]	< .001			< .001			< .001			
Vierfeldertafel		1	0	Σ	1	0	Σ	1	0	Σ
(Zeilen: Messwerte,	1	491	220	711	494	217	711	522	189	711
Spalten: Vorhersage)	0	302	407	709	292	417	709	310	399	709
	Σ	793	627	1420	786	634	1420	832	588	1420

Alle Algorithmen führen zu einer Cross-Validation-Korrektklassifikation, die die Trainings-Korrektklassifikation übersteigt. Sequential Forward Floating Selection (SFFS) führt zu etwas besseren Korrektklassifikationen, als Sequential Forward Selection (SFS). Bayes-Klassifikation ist der binärlogistischen Regression in beiden Fällen überlegen. Alle Korrektklassifikationen (Training, Cross-Validation, Vierfeldertafel) sind signifikant besser als bei konstanter Zuordnung (Tabelle 172).

Vollständige Ergebnisberichte

Tabelle 173. Bootstrap-Experimente zur Auswahl geeigneter Bayes-Klassifikatoren. Es wurden je Item-Set 1000 Experimente mit Zufallsstichproben vom Umfang $N = 100$ durchgeführt. Die Modelle dienen zur Vorhersage von gesundheitsbezogener Selbstwirksamkeit (0 = gering, 1 = hoch). Fett markiert ist das geeignetste Item-Set aus der vollständigen EEB sowie aus dem Screening (WSIB).

Items	$K_{\text{Bootstrap}}$	$SD[K_{\text{Bootstrap}}]$	$K_{\text{Hughes}} - K_{\text{Bootstrap}}$	EEB	WSIB
5, 10	.657	.046	.093	SFS, P	
10	.620	.049	.130	SFS, SFFS, S	SFS, SFFS, S
1, 4, 5, 10	.742	.045	.008	SFS	
4, 5, 8, 10, 18	.782	.041	-.032	SFS	
1, 4, 5, 8, 10, 18	.831	.037	-.081	SFS	
4, 5, 10, 13, 25	.787	.042	-.037	SFS	
4, 5, 25	.680	.047	.070	SFFS	
4, 5, 18	.665	.047	.085	SFFS	
5, 25	.643	.047	.107	SFFS	
4, 5, 16, 18	.718	.045	.032	SFFS	
5, 9, 20	.689	.047	.061	T	
5, 9, 19	.692	.046	.058	T	
5, 9, 10	.699	.046	.051	T	
4, 5, 20	.691	.048	.059	T	
5, 10, 20	.695	.046	.055	T	
4, 7, 10, 11	.739	.045	.011		SFS
8, 10, 11, 12, 23	.813	.040	-.063		SFS
4, 7, 10, 11, 23	.831	.038	-.081		SFS
3, 4, 7, 8, 10, 11, 23	.942	.024	-.192		SFS
10, 11, 23	.682	.046	.068		SFS, T
1, 7, 10, 11	.716	.045	.034		SFS
4, 7, 8	.657	.047	.093		SFFS
4, 7, 8, 11, 23	.834	.036	-.084		SFFS
4, 11, 23	.683	.045	.067		SFFS, T
4, 7	.626	.050	.124		SFFS
4, 7, 11, 12, 23	.845	.035	-.095		SFFS
4	.589	.051	.161		SFFS
1, 10	.639	.049	.111		P
10, 11	.636	.049	.114		P
8, 10	.636	.048	.114		P

Anmerkungen: $K_{\text{Bootstrap}}$ = Bootstrap-Korrektklassifikation, $K_{\text{Hughes}} = .750$ = Hughes-Schätzung für einen optimalen Klassifikator, S = bestes Einzel-Item, P = bestes Item-Paar, T = bestes Item-Tripel, SFS = Sequential Forward Selection, SFFS = Sequential Forward Floating Selection

Bei Bootstrap-Experimenten zur Vorhersage von Gesundheitskompetenz werden zwei unterschiedliche Item-Kombinationen für die vollständige EEB (1: „konzentriert“, 4:

Vollständige Ergebnisberichte

„körperlich verspannt“, 5: „selbstsicher“, 10: „körperlich unwohl“) und das WSIB (4: „körperlich verspannt“, 7: „aufmerksam“, 10: „körperlich unwohl“, „energiegeladen“) ausgewählt. Das erste Modell ist mit einer Bootstrap-Korrektklassifikation von .742 zwar etwas besser, als das zweite Modell mit .739. Dieser Unterschied ist jedoch nicht signifikant. Diese Bootstrap-Korrektklassifikationen sind nicht signifikant kleiner, als die theoretisch bestmögliche Korrektklassifikation nach Hughes (1968) (Tabelle 173 und Tabelle 174).

Tabelle 174. Evaluations-Kennwerte des besten Item-Sets zur personenbezogenen Vorhersage von gesundheitsbezogener Selbstwirksamkeit (0 = gering, 1 = hoch) mittels Items aus der vollständigen EEB sowie des WSIB.

	EEB	WSIB					
Items	konzentriert körperlich verspannt selbstsicher körperlich unwohl	körperlich verspannt aufmerksam körperlich unwohl energiegeladen					
<i>Bootstrap-Korrektklassifikation</i>							
$K_{\text{Bootstrap}}$.742	.739					
$SD[K_{\text{Bootstrap}}]$.045	.045					
95 %-CI $[K_{\text{Bootstrap}}]$	[.654, .830]	[.651, .826]					
<i>Vergleich EEB vs. WSIB</i>							
$\Delta K_{\text{Bootstrap}}$.003					
$SD[\Delta K_{\text{Bootstrap}}]$.063					
95 %-CI $[\Delta K_{\text{Bootstrap}}]$		[-.121, .127]					
$p[\Delta K_{\text{Bootstrap}} < 0]$.479					
<i>Vergleich mit optimaler Korrektklassifikation $K_{\text{Hughes}} = .75$ nach Hughes</i>							
$K_{\text{Hughes}} - K_{\text{Bootstrap}}$.008	.011					
$SD[K_{\text{Hughes}} - K_{\text{Bootstrap}}]$.045	.045					
95 %-CI $[K_{\text{Hughes}} - K_{\text{Bootstrap}}]$	[-.080, .096]	[-.076, .099]					
$p[K_{\text{Hughes}} < K_{\text{Bootstrap}}]$.432	.402					
<i>Auswertung der Vier-Felder-Tafel</i>							
Cramers ϕ	.499	.499					
$\chi^2(1)$	24878,09	24856,40					
$p[\chi^2(1) > \chi^2(1)]$	< .001	< .001					
Vierfeldertafel							
(Zeilen: Messwerte, Spalten: Vorhersage)		1	0	Σ	1	0	Σ
	1	43354	6852	50206	43872	5984	49856
	0	18922	30872	49794	20125	30019	50144
	Σ	62276	37724	100000	63997	36003	100000
Korrekturfaktor	c	0,806	1,320		0,779	1,393	

Vollständige Ergebnisberichte

Tabelle 175. Evaluative Kennwerte des besten Item-Sets zur stichprobenbezogenen Vorhersage von gesundheitsbezogener Selbstwirksamkeit (0 = gering, 1 = hoch) mittels Items aus der vollständigen EEB sowie des WSIB. Mittels Bootstrapping wurden 1000 Stichproben des Umfangs $N = 100$ gezogen. Dargestellt sind die mittleren Vorhersagefehler und ihre Standardabweichungen für die Wahrscheinlichkeit der Klasse 1 sowie für Erwartungswerte. Ausgewertet wurde außerdem die Wahrscheinlichkeit, mit der der Schluss von vorhergesagter Über- oder Unterschreitung der Basisrate (50 %) für die Klasse 1 auf die entsprechende gemessene Über- oder Unterschreitung zulässig ist.

	EEB	WSIB					
Items	konzentriert körperlich verspannt selbstsicher körperlich unwohl	körperlich verspannt aufmerksam körperlich unwohl energiegeladen					
<i>Mittlere Vorhersagefehler</i>							
$\langle \varepsilon(\pi_1) \rangle$	-.001	.004					
$\sigma(\varepsilon(\pi_1))$.044	.064					
$\langle \varepsilon(\mu) \rangle$	0,002	0,005					
$\sigma(\varepsilon(\mu))$	0,060	0,061					
<i>Bootstrap-Korrektklassifikation für Stichproben</i>							
$K_{\text{Bootstrap}}$.658	.664					
<i>Auswertung der Vier-Felder-Tafel</i>							
Cramers ϕ	.318	.334					
$\chi^2(1)$	101,42	111,40					
$p[\chi^2(1) > \chi^2(1)]$	< .001	< .001					
Vierfeldertafel	1	0	Σ	1	0	Σ	
(Zeilen: Messwerte,	1	318	148	466	328	135	463
Spalten: Vorhersage)	0	194	340	534	201	336	537
	Σ	512	488	1000	529	471	1000

Die mittleren Fehler bei der Vorhersage der Wahrscheinlichkeit von Klasse 1 liegen für beide Instrumente im Promillebereich. Das 99,8 %-Konfidenzintervall für diese Vorhersage umfasst einen Bereich von etwa 28 % bis 41 %. Die mittleren Fehler bei der Vorhersage von Erwartungswerten sind nahe Null. Hier umfasst das 99,8 %-Konfidenzintervall einen Bereich von etwa 0,35 Skalenpunkten. Dies entspricht etwa 9 % der Gesamtskala, die von 0 bis 4 reicht. Werden Vorhersagen von Gesundheitskompetenz bei Bootstrap-Experimenten für 1000 zufällige Stichproben mit einem Umfang von je 100 Instanzen durchgeführt, so kann mit einer Wahrscheinlichkeit von .658 (vollständige EEB) bzw. .664 (WSIB) korrekt vorhergesagt werden, ob diese über- oder unterdurchschnittlich hoch für eine Stichprobe ist (Tabelle 175).

A3.13 HERZ-KREISLAUF-BESCHWERDEN

Herz-Kreislauf-Beschwerden wurden mit dem Fragebogen zur Häufigkeit körperlicher Beschwerden (HkB; Wieland, Metz & Richter, 2002) erhoben. Dieses Merkmal umfasst sechs Items (z. B. „Wie oft haben Sie Schmerzen in der Herzgegend?“). Die Items werden auf einer fünfstufigen Ordinalskala (0 = "praktisch nie", 1 = "etwa 2 x im Jahr", 2 = "etwa 2 x im Monat", 3 = "etwa 3 x die Woche" und 4 = "fast täglich") von den Befragten eingeschätzt. Der Rohwert dieses Merkmals ist das Maximum, das bei diesen Items von einer Person angekreuzt wurde. Die deskriptiven Kennwerte dieses Merkmals sind in Tabelle 176 zusammengefasst.

Tabelle 176. Deskriptiv-statistische Kennwerte der Variablen Herz-Kreislauf-Beschwerden.

N	Modus	Median	M	SD	Min	Max	μ_0	μ_1
1306	2,00	2,00	1,78	1,13	0,00	4,00	0,91	2,66

Modus, Median und Mittelwert (*M*) liegen bei 2 („etwa 2 x im Monat“). Die Stichprobe mit gültigem Rohwert für Herz-Kreislauf-Beschwerden wurde für die folgenden Analysen am Median in die Kategorien 0 = „wenige“ und 1 = „viele“ unterteilt. In Tabelle 177 sind jedoch zunächst die Korrelationen (Spearman ρ) zwischen den Items der EEB und den Rohwerten für Herz-Kreislauf-Beschwerden aufgelistet.

Tabelle 177. Korrelationen (Spearman ρ) der Variablen Herz-Kreislauf-Beschwerden mit den einzelnen Items der EEB.

Nr.	EEB-Item	ρ	Nr.	EEB-Item	ρ	Nr.	EEB-Item	ρ
1	konzentriert ^(a)	-.072	2	aggressiv	.149*	3	nervös ^(a)	.210*
4	körperlich verspannt ^(a)	.294*	5	selbstsicher	-.088	6	zornig	.083
7	aufmerksam ^(a)	-.070	8	leistungsbereit ^(a)	-.085	9	entspannt	.075
10	körperlich unwohl ^(a)	.309*	11	energiegeladen ^(a)	-.090	12	aufgeregt ^(a)	.126*
13	gelangweilt	.046	14	beschwingt	-.122*	15	fröhlich	-.148*
16	ärgerlich	.113*	17	zufrieden	-.176*	18	ängstlich	.185*
19	lustig	-.105*	20	leicht	.050	21	deprimiert	.220*
22	bedrückt	.225*	23	einflussreich ^(a)	-.135*	24	vergnügt	-.099*
25	betrübt	.191*						

^(a)Dieses Item gehört auch zum WSIB; * $p < .001$

Erwartungsgemäß korrelieren die beiden Items „körperlich verspannt“ und „körperlich unwohl“ am stärksten positiv mit den Herz-Kreislaufbeschwerden. Das Item „körperlich verspannt“ kommt mit einem Korrelationskoeffizienten $|\rho| > .3$ als einziges über einen schwachen Effekt hinaus. Diese beiden genannten Items werden gefolgt von „bedrückt“ und „betrübt“, welche als Facetten von Depressivität interpretiert werden können. Die stärkste negative Korrelation besteht zwischen Herz-Kreislauf-Beschwerden und dem EEB-Item „zufrieden“.

Vollständige Ergebnisberichte

Tabelle 178. Selegierte Eigenschaftswörter der vollständigen EEB bei drei Bayes-Selektions-Experimenten (bestes Item, bestes Paar und bestes Tripel) zur Vorhersage von Herz-Kreislauf-Beschwerden (0 = wenige, 1 = viele) und deren Korrektklassifikation (κ) auf Grundlage der Trainingsdaten.

CV-Iteration	Experimente zur Vorhersage von Herz-Kreislauf-Beschwerden (0 = wenige, 1 = viele), Eigenschaftswörter der vollständigen EEB		
	Bestes Item	Bestes Paar	Bestes Tripel
0	10	4, 20	4, 11, 20
	κ_{Training} .611	.646	.716
1	10	4, 10	4, 5, 20
	κ_{Training} .605	.640	.711
2	4	4, 20	4, 20, 24
	κ_{Training} .607	.641	.713
3	4	4, 20	4, 20, 24
	κ_{Training} .602	.637	.712
4	4	4, 9	4, 9, 15
	κ_{Training} .593	.631	.704
5	4	4, 20	4, 5, 20
	κ_{Training} .610	.643	.719
6	10	4, 9	4, 20, 24
	κ_{Training} .594	.627	.705
7	10	4, 21	4, 20, 24
	κ_{Training} .605	.635	.710
8	4	4, 20	4, 19, 20
	κ_{Training} .607	.638	.711
9	10	4, 20	4, 5, 20
	κ_{Training} .605	.645	.710

Stehen sämtliche EEB-Items zur Selektion zur Verfügung, so werden bei den kombinatorischen Experimenten (Bestes Einzelitem, Bestes Paar und Bestes Tripel) die Items 4 („körperlich verspannt“) und 20 („leicht“) besonders häufig als Prädiktoren aufgenommen (vgl. Tabelle 178). Gerade für das beste Tripel ist jedoch eine geringe Stabilität zu beobachten. Das dritte Item neben Items 4 und 20 variiert stark zwischen den Cross-Validation-Iterationen (vgl. auch Tabelle 179). Erwartungsgemäß nimmt die Trainings-Korrektklassifikation mit der Anzahl ausgewählter Items zu.

Vollständige Ergebnisberichte

Tabelle 179. Verschiedene Kennwerte zur Beurteilung der Klassifikations-Güte von Modellen auf Grundlage dreier Bayes-Selektions-Experimente (bestes Item, bestes Paar, bestes Tripel). Geprüft wird die Vorhersage von Herz-Kreislauf-Beschwerden (0 = wenige, 1 = viele) nach Selektion von Eigenschaftswörtern der vollständigen EEB als Prädiktoren.

	Experimente zur Vorhersage von Herz-Kreislauf-Beschwerden (0 = wenige, 1 = viele), Eigenschaftswörter der vollständigen EEB									
	Bestes Item			Bestes Paar			Bestes Tripel			
<i>Korrektklassifikation gegenüber Konstante</i>										
K _{CV}	.580			.573			.556			
K _{CV} - K _{Konst}	.080			.073			.056			
SD[K _{CV} - K _{Konst}]	.019			.019			.020			
95 %-CI[K _{CV} - K _{Konst}]	[.042, .118]			[.034, .111]			[.018, .095]			
p[Stichprobe S: K _{Konst} > K _{CV}]	< .001			< .001			.002			
<i>Korrektklassifikation gegenüber Hughes-Schätzung</i>										
K _{Hughes}	.730			.738			.698			
K _{Hughes} - K _{CV}	.149			.166			.141			
SD[K _{Hughes} - K _{CV}]	.018			.018			.019			
p[Klassifikator: K _{Hughes} < K _{CV}]	< .001			< .001			< .001			
<i>Stabilität der Menge selezierter Eigenschaftswörter</i>										
Stabilität	.444			.356			.200			
<i>Trainings-Test-Drift der Korrektklassifikation</i>										
K _{Training}	.604			.638			.711			
K _{CV} - K _{Training}	.024			.066			.155			
SD[K _{CV} - K _{Training}]	.019			.019			.019			
p[größere Differenz]	.214			< .001			< .001			
<i>Auswertung der Vier-Felder-Tafel</i>										
Cramers ϕ	.162			.145			.112			
$\chi^2(1)$	34,44			27,58			15,46			
p[$\chi^2(1) > \chi^2(1)$]	< .001			< .001			< .001			
Vierfeldertafel		1	0	Σ	1	0	Σ	1	0	Σ
(Zeilen: Messwerte,	1	322	330	652	346	305	651	299	312	611
Spalten: Vorhersage)	0	218	435	653	252	400	652	239	392	631
	Σ	540	765	1305	598	705	1303	538	704	1242

Die beste Cross-Validation-Korrektklassifikation (Anwendung der Vorhersagemodelle auf ungesehene Daten) erzielt das beste Einzelitem. Diese liegt mit .580 überzufällig über dem zu erwartenden Ergebnis von .500 bei konstanter Zuordnung. Das wird auch durch die Vierfeldertafel bestätigt. Die theoretisch bestmögliche Korrektklassifikation wird jedoch um die Differenz .149 signifikant verfehlt. Mit einer Differenz von .024 liegt sie auch unterhalb der

Trainings-Korrektklassifikation. Dieser Unterschied ist jedoch nicht statistisch bedeutsam (vgl. Tabelle 179).

Tabelle 180. Selegierte Eigenschaftswörter des WSIB bei drei Bayes-Selektions-Experimenten (bestes Item, bestes Paar und bestes Tripel) zur Vorhersage von Herz-Kreislauf-Beschwerden (0 = wenige, 1 = viele) und deren Korrektklassifikation (κ) auf Grundlage der Trainingsdaten.

CV-Iteration	Experimente zur Vorhersage von Herz-Kreislauf-Beschwerden (0 = wenige, 1 = viele), Eigenschaftswörter des WSIB		
	Bestes Item	Bestes Paar	Bestes Tripel
0	10	4, 10	4, 10, 11
	κ_{Training} .611	.636	.694
1	10	4, 10	4, 7, 10
	κ_{Training} .605	.640	.691
2	4	4, 10	4, 10, 11
	κ_{Training} .607	.637	.699
3	4	3, 4	4, 10, 11
	κ_{Training} .602	.630	.694
4	4	4, 10	4, 10, 11
	κ_{Training} .593	.620	.683
5	4	4, 10	4, 10, 11
	κ_{Training} .610	.637	.699
6	10	4, 10	4, 10, 11
	κ_{Training} .594	.621	.692
7	10	4, 10	4, 10, 11
	κ_{Training} .605	.633	.689
8	4	4, 10	4, 10, 11
	κ_{Training} .607	.634	.695
9	10	4, 10	4, 10, 11
	κ_{Training} .605	.632	.688

Stehen nur die Items des WSIB für die Selektion zur Verfügung, so wird nun bei den kombinatorischen Experimenten statt des Items 20 das Item 10 („körperlich unwohl“) bevorzugt zur Vorhersage von Herz-Kreislauf-Beschwerden ausgewählt (vgl. Tabelle 180). Die Rangfolge der Item-Kombinationen bezüglich der Trainings-Korrektklassifikation entspricht jener bei Verwendung der vollständigen EEB. Die Stabilität der ausgewählten Item-Kombinationen nimmt im Vergleich zur Auswahl aus der vollständigen EEB in allen Experimenten stark zu (Tabelle 181).

Vollständige Ergebnisberichte

Tabelle 181. Verschiedene Kennwerte zur Beurteilung der Klassifikations-Güte von Modellen auf Grundlage dreier Bayes-Selektions-Experimente (bestes Item, bestes Paar, bestes Tripel). Geprüft wird die Vorhersage von Herz-Kreislauf-Beschwerden (0 = wenige, 1 = viele) nach Selektion von Eigenschaftswörtern des WSIB als Prädiktoren.

	Experimente zur Vorhersage von Herz-Kreislauf-Beschwerden (0 = wenige, 1 = viele), Eigenschaftswörter des WSIB									
	Bestes Item			Bestes Paar			Bestes Tripel			
	<i>Korrektklassifikation gegenüber Konstante</i>									
K _{CV}	.580			.592			.603			
K _{CV} - K _{Konst}	.080			.092			.103			
SD[K _{CV} - K _{Konst}]	.019			.019			.020			
95 %-CI[K _{CV} - K _{Konst}]	[.042, .118]			[.054, .130]			[.064, .141]			
p[Stichprobe S: K _{Konst} > K _{CV}]	< .001			< .001			< .001			
	<i>Korrektklassifikation gegenüber Hughes-Schätzung</i>									
K _{Hughes}	.730			.738			.698			
K _{Hughes} - K _{CV}	.150			.147			.095			
SD[K _{Hughes} - K _{CV}]	.018			.018			.019			
p[Klassifikator: K _{Hughes} < K _{CV}]	< .001			< .001			< .001			
	<i>Stabilität der Menge selezierter Eigenschaftswörter</i>									
Stabilität	.444			.800			.800			
	<i>Trainings-Test-Drift der Korrektklassifikation</i>									
K _{Training}	.604			.632			.692			
K _{CV} - K _{Training}	.024			.040			.090			
SD[K _{CV} - K _{Training}]	.019			.019			.019			
p[größere Differenz]	.206			.035			< .001			
	<i>Auswertung der Vier-Felder-Tafel</i>									
Cramers ϕ	.162			.185			.207			
$\chi^2(1)$	34,15			44,56			52,84			
p[$\chi^2(1) > \chi^2(1)$]	< .001			< .001			< .001			
Vierfeldertafel		1	0	Σ	1	0	Σ	1	0	Σ
(Zeilen: Messwerte,	1	322	331	653	334	314	648	309	302	611
Spalten: Vorhersage)	0	218	435	653	216	434	650	190	437	627
	Σ	540	766	1306	550	748	1298	499	739	1238

Im Gegensatz zur Auswahl aus der vollständigen EEB weist nun (WSIB) das beste Tripel die beste Cross-Validation-Korrektklassifikation auf. Diese liegt mit einer Differenz von .090 erwartungsgemäß unterhalb der Trainings-Korrektklassifikation und mit einer Differenz von .095 signifikant unterhalb der theoretisch bestmöglichen Korrektklassifikation (Tabelle 181).

Vollständige Ergebnisberichte

Tabelle 182. Selegierte Eigenschaftswörter der vollständigen EEB bei drei Selektions-Experimenten (Binärlogistische Regression, Sequential Forward Floating Selection [BLR/SFS], Bayes-Klassifikation, SFS [Bayes/SFS] und Bayes-Klassifikation, Sequential Forward Floating Selection [Bayes/SFFS]) zur Vorhersage von Herz-Kreislauf-Beschwerden (0 = wenige, 1 = viele) und deren Korrektklassifikation (κ) auf Grundlage der Trainingsdaten.

CV-Iteration	Experimente zur Vorhersage von Herz-Kreislauf-Beschwerden (0 = wenige, 1 = viele), Eigenschaftswörter der vollständigen EEB		
	BLR/SFS	Bayes/SFS	Bayes/SFFS
0	4, 8, 10, 13, 18, 20, 22	4, 18, 20, 22	10
κ_{Training}	.648	.643	.604
1	1, 2, 3, 4, 5, 13, 17, 18, 19, 20, 21	4, 18, 20, 22	10
κ_{Training}	.648	.641	.592
2	4, 5, 6, 7, 8, 10, 12, 18, 20	4, 10, 18, 20	4, 18, 20, 25
κ_{Training}	.652	.644	.648
3	10	1, 7, 9, 10	4
κ_{Training}	.604	.625	.591
4	4, 10, 20	4, 10, 20	10
κ_{Training}	.623	.624	.606
5	10	1, 3, 10, 16, 17, 20	4, 18
κ_{Training}	.607	.670	.604
6	2, 4, 5, 6, 7, 9, 10, 11, 17, 18, 19, 20, 23, 24, 25	4, 18, 20	7, 10, 18
κ_{Training}	.651	.630	.620
7	1, 2, 3, 5, 6, 7, 8, 10, 11, 13, 17, 18, 19, 20, 22, 23, 24, 25	10	4
κ_{Training}	.646	.602	.596
8	4, 18	4, 18	4
κ_{Training}	.616	.616	.608
9	4, 10, 20	4, 10, 20	4, 18, 20, 22
κ_{Training}	.627	.627	.642

Werden Experimente zur heuristischen Selektion von Items aus der vollständigen EEB durchgeführt (Sequential Forward Selection [SFS], Sequential Forward Floating Selection [SFFS]), so nimmt die Stabilität gegenüber kombinatorischen Verfahren stark ab (Tabelle 182 und Tabelle 183). Gelegentlich werden fünf oder mehr EEB-Items, manchmal jedoch auch nur ein EEB-Item ausgewählt. Die Items 4 („körperlich verspannt“) und 10 („körperlich unwohl“) werden nun besonders häufig in die Auswahl einbezogen. Auf Grund der Trainings-Korrektklassifikationen lässt sich kein Algorithmus als überlegen identifizieren, wenngleich

auffällt, dass Bayes-Klassifikation (SFFS) die schlechtesten Resultate erzielt (Tabelle 182 und Tabelle 183).

Tabelle 183. Verschiedene Kennwerte zur Beurteilung der Klassifikations-Güte von Modellen auf Grundlage dreier Selektions-Experimente (Binärlogistische Regression, Sequential Forward Floating Selection [BLR/SFS], Bayes-Klassifikation, SFS [Bayes/SFS] und Bayes-Klassifikation, Sequential Forward Floating Selection [Bayes/SFFS]). Geprüft wird die Vorhersage von Herz-Kreislauf-Beschwerden (0 = wenige, 1 = viele) nach Selektion von Eigenschaftswörtern der vollständigen EEB als Prädiktoren.

	Experimente zur Vorhersage von Herz-Kreislauf-Beschwerden (0 = wenige, 1 = viele), Eigenschaftswörter der vollständigen EEB									
	BLR/SFS			Bayes/SFS			Bayes/SFFS			
<i>Korrektklassifikation gegenüber Konstante</i>										
K_{CV}	.618			.618			.629			
$K_{CV} - K_{Konst}$.117			.117			.129			
$SD[K_{CV} - K_{Konst}]$.019			.019			.019			
95 %-CI[$K_{CV} - K_{Konst}$]	[.079, .155]			[.079, .155]			[.091, .166]			
p [Stichprobe S: $K_{Konst} > K_{CV}$]	< .001			< .001			< .001			
<i>Stabilität der Menge selezierter Eigenschaftswörter</i>										
Stabilität	.044			.044			.133			
<i>Trainings-Test-Drift der Korrektklassifikation</i>										
$K_{Training}$.632			.632			.611			
$ K_{CV} - K_{Training} $.015			.015			.018			
$SD[K_{CV} - K_{Training}]$.019			.019			.019			
p [größere Differenz]	.440			.442			.342			
<i>Auswertung der Vier-Felder-Tafel</i>										
Cramers ϕ	.236			.236			.259			
$\chi^2(1)$	72,67			72,71			87,47			
$p[\chi^2(1) > \chi^2(1)]$	< .001			< .001			< .001			
Vierfeldertafel		1	0	Σ	1	0	Σ	1	0	Σ
(Zeilen: Messwerte,	1	376	276	652	375	277	652	386	266	652
Spalten: Vorhersage)	0	223	430	653	222	431	653	218	435	653
	Σ	599	706	1305	597	708	1305	604	701	1305

Obwohl Bayes-Klassifikation (SFFS) die geringste Trainings-Klassifikation erzielt, führt sie bei der Cross-Validation-Korrektklassifikation zum besten Ergebnis und übertrifft die Trainings-Korrektklassifikation, wenn auch nicht signifikant. Gegenüber den kombinatorischen Experimenten sind die Cross-Validation-Korrektklassifikationen durchgehend besser. Bei der Vorhersage ist eine Verschiebung hin zur Klasse 0 („wenige Herz-Kreislauf-Beschwerden“) zu beobachten (Tabelle 183).

Vollständige Ergebnisberichte

Tabelle 184. Selegierte Eigenschaftswörter des WSIB bei drei Selektions-Experimenten (Binärlogistische Regression, Sequential Forward Floating Selection [BLR/SFS], Bayes-Klassifikation, SFS [Bayes/SFS] und Bayes-Klassifikation, Sequential Forward Floating Selection [Bayes/SFFS]) zur Vorhersage von Herz-Kreislauf-Beschwerden (0 = wenige, 1 = viele) und deren Korrektklassifikation (κ) auf Grundlage der Trainingsdaten.

CV-Iteration	Experimente zur Vorhersage von Herz-Kreislauf-Beschwerden (0 = wenige, 1 = viele), Eigenschaftswörter des WSIB		
	BLR/SFS	Bayes/SFS	Bayes/SFFS
0	4	3, 4, 10, 11, 12	1, 3, 10
κ_{Training}	.604	.644	.606
1	4	3, 4, 7, 10, 11, 12, 23	10
κ_{Training}	.601	.677	.592
2	10	10	3, 4, 7, 11, 12, 23
κ_{Training}	.609	.609	.652
3	10	1, 3, 4, 10	4
κ_{Training}	.604	.616	.591
4	1, 3, 4, 7, 8, 10, 12, 23	10	10
κ_{Training}	.626	.606	.606
5	10	1, 3, 4, 10	4
κ_{Training}	.607	.617	.592
6	4, 10	3, 4, 10	10
κ_{Training}	.610	.624	.607
7	10	4, 10	3, 4, 7, 11, 12, 23
κ_{Training}	.602	.603	.650
8	4	3, 4, 7, 10, 11, 12, 23	3, 7, 10, 12, 23
κ_{Training}	.608	.687	.631
9	3, 4, 7, 10, 11	3, 4, 7, 10, 11	1, 3, 4
κ_{Training}	.627	.637	.603

Werden die auswählbaren Items auf das WSIB eingeschränkt, dann sinkt entsprechend die Anzahl ausgewählter Items. Dennoch gibt es auch in diesem Falle eine große Varianz in der Anzahl ausgewählter Items. Die Trainings-Korrektklassifikationen fallen etwas niedriger aus, als bei Zugrundelegung der vollständigen EEB. Hinsichtlich der Trainings-Korrektklassifikationen hebt sich keines der eingesetzten Algorithmen besonders hervor (Tabelle 184 und Tabelle 185).

Vollständige Ergebnisberichte

Tabelle 185. Verschiedene Kennwerte zur Beurteilung der Klassifikations-Güte von Modellen auf Grundlage dreier Selektions-Experimente (Binärlogistische Regression, Sequential Forward Floating Selection [BLR/SFS], Bayes-Klassifikation, SFS [Bayes/SFS] und Bayes-Klassifikation, Sequential Forward Floating Selection [Bayes/SFFS]). Geprüft wird die Vorhersage von Herz-Kreislauf-Beschwerden (0 = wenige, 1 = viele) nach Selektion von Eigenschaftswörtern des WSIB als Prädiktoren.

	Experimente zur Vorhersage von Herz-Kreislauf-Beschwerden (0 = wenige, 1 = viele), Eigenschaftswörter des WSIB									
	BLR/SFS			Bayes/SFS			Bayes/SFFS			
<i>Korrektklassifikation gegenüber Konstante</i>										
K_{CV}	.581			.610			.651			
$K_{CV} - K_{Konst}$.080			.110			.150			
$SD[K_{CV} - K_{Konst}]$.019			.019			.019			
95 %-CI[$K_{CV} - K_{Konst}$]	[.042, .119]			[.072, .147]			[.113, .188]			
p [Stichprobe S: $K_{Konst} > K_{CV}$]	< .001			< .001			< .001			
<i>Stabilität der Menge selezierter Eigenschaftswörter</i>										
Stabilität	.200			.067			.111			
<i>Trainings-Test-Drift der Korrektklassifikation</i>										
$K_{Training}$.610			.632			.613			
$ K_{CV} - K_{Training} $.029			.022			.037			
$SD[K_{CV} - K_{Training}]$.019			.019			.019			
p [größere Differenz]	.132			.245			.047			
<i>Auswertung der Vier-Felder-Tafel</i>										
Cramers ϕ	.162			.220			.303			
$\chi^2(1)$	34,32			63,21			119,93			
$p[\chi^2(1) > \chi^2(1)]$	< .001			< .001			< .001			
Vierfeldertafel		1	0	Σ	1	0	Σ	1	0	Σ
(Zeilen: Messwerte,	1	352	300	652	384	268	652	386	266	652
Spalten: Vorhersage)	0	247	406	653	241	412	653	190	463	653
	Σ	599	706	1305	625	680	1305	576	729	1305

Für das WSIB übersteigt die Cross-Validation-Korrektklassifikation nur im Falle der Bayes-Klassifikation (SFFS) die Trainings-Korrektklassifikation. Sequential Forward Floating Selection (SFFS) führt zu etwas besseren Korrektklassifikationen, als Sequential Forward Selection (SFS). Bayes-Klassifikation ist der binärlogistischen Regression in beiden Fällen überlegen. Das beste Ergebnis ($K_{CV} = .651$ bei Bayes-Klassifikation, SFFS) übersteigt die Ergebnisse unter Verwendung der vollständigen EEB. Alle Korrektklassifikationen (Training, Cross-Validation, Vierfeldertafel) sind signifikant besser als bei konstanter Zuordnung (Tabelle 185).

Vollständige Ergebnisberichte

Tabelle 186. Bootstrap-Experimente zur Auswahl geeigneter Bayes-Klassifikatoren. Es wurden je Item-Set 1000 Experimente mit Zufallsstichproben vom Umfang $N = 100$ durchgeführt. Die Modelle dienen zur Vorhersage von Herz-Kreislauf-Beschwerden (0 = wenige, 1 = viele). Fett markiert ist das geeignetste Item-Set aus der vollständigen EEB sowie aus dem Screening (WSIB).

Items	$K_{\text{Bootstrap}}$	$SD[K_{\text{Bootstrap}}]$	$K_{\text{Hughes}} - K_{\text{Bootstrap}}$	EEB	WSIB
4, 18, 20, 22	.724	.045	.026	SFS, SFFS	
4, 10, 18, 20	.736	.044	.014	SFS	
1, 7, 9, 10	.720	.046	.030	SFS	
4, 10, 20	.700	.045	.050	SFS	
1, 3, 10, 16, 17, 20	.885	.032	-.135	SFS	
4, 18, 20	.673	.046	.077	SFS	
10	.605	.048	.145	SFS, SFFS, S	SFS, SFFS, S
4, 18	.618	.049	.132	SFS, SFFS	
4, 18, 20, 25	.718	.046	.032	SFFS	
4	.600	.050	.150	SFFS, S	SFFS, S
7, 10, 18	.642	.048	.108	SFFS	
4, 20	.637	.049	.113	P	
4, 10	.632	.048	.118	P	SFS, P
4, 9	.627	.048	.123	P	
4, 21	.627	.049	.123	P	
4, 11, 20	.701	.044	.049	T	
4, 5, 20	.703	.045	.047	T	
4, 20, 24	.704	.048	.046	T	
4, 9, 15	.697	.045	.053	T	
4, 19, 20	.702	.046	.048	T	
3, 4, 10, 11, 12	.800	.041	-.050		SFS
3, 4, 7, 10, 11, 12, 23	.937	.023	-.187		SFS
1, 3, 4, 10	.717	.047	.033		SFS
3, 4, 10	.662	.048	.088		SFS
3, 4, 7, 10, 11	.816	.037	-.066		SFS
1, 3, 10	.639	.047	.111		SFFS
3, 4, 7, 11, 12, 23	.909	.028	-.159		SFFS
3, 7, 10, 12, 23	.778	.042	-.028		SFFS
1, 3, 4	.656	.047	.094		SFFS
3, 4	.626	.049	.124		P
4, 10, 11	.688	.046	.062		T
4, 7, 10	.675	.046	.075		T

Anmerkungen: $K_{\text{Bootstrap}}$ = Bootstrap-Korrektklassifikation, $K_{\text{Hughes}} = .750$ = Hughes-Schätzung für einen optimalen Klassifikator, S = bestes Einzel-Item, P = bestes Item-Paar, T = bestes Item-Tripel, SFS = Sequential Forward Selection, SFFS = Sequential Forward Floating Selection

Bei Bootstrap-Experimenten zur Vorhersage von Herz-Kreislauf-Beschwerden werden zwei unterschiedliche Item-Kombinationen für die vollständige EEB (4: „körperlich verspannt“, 10: „körperlich unwohl“, 18: „ängstlich“, 20: „leicht“) und das WSIB (1: „konzentriert“, 3: „nervös“, 4: „körperlich verspannt“, 10: „körperlich unwohl“) ausgewählt. Das erste Modell ist

Vollständige Ergebnisberichte

mit einer Bootstrap-Korrektklassifikation von .736 zwar etwas besser, als das zweite Modell mit .717. Dieser Unterschied ist jedoch nicht signifikant. Außerdem sind diese Bootstrap-Korrektklassifikationen nicht signifikant kleiner, als die theoretisch bestmögliche Korrektklassifikation nach Hughes (1968) (Tabelle 186 und Tabelle 187).

Tabelle 187. Evaluations-Kennwerte des besten Item-Sets zur personenbezogenen Vorhersage von Herz-Kreislauf-Beschwerden (0 = wenige, 1 = viele) mittels Items aus der vollständigen EEB sowie des WSIB.

	EEB			WSIB			
Items	körperlich verspannt körperlich unwohl ängstlich leicht			konzentriert nervös körperlich verspannt körperlich unwohl			
<i>Bootstrap-Korrektklassifikation</i>							
$K_{\text{Bootstrap}}$.736			.717			
$SD[K_{\text{Bootstrap}}]$.044			.047			
95 %-CI[$K_{\text{Bootstrap}}$]	[.649, .823]			[.625, .808]			
<i>Vergleich EEB vs. WSIB</i>							
$\Delta K_{\text{Bootstrap}}$.019						
$SD[\Delta K_{\text{Bootstrap}}]$.064						
95 %-CI[$\Delta K_{\text{Bootstrap}}$]	[-.107, .146]						
$p[\Delta K_{\text{Bootstrap}} < 0]$.382						
<i>Vergleich mit optimaler Korrektklassifikation $K_{\text{Hughes}} = .75$ nach Hughes</i>							
$K_{\text{Hughes}} - K_{\text{Bootstrap}}$.014			.033			
$SD[K_{\text{Hughes}} - K_{\text{Bootstrap}}]$.044			.047			
95 %-CI[$K_{\text{Hughes}} - K_{\text{Bootstrap}}$]	[-.073, .101]			[-.058, .125]			
$p[K_{\text{Hughes}} < K_{\text{Bootstrap}}]$.377			.237			
<i>Auswertung der Vier-Felder-Tafel</i>							
Cramers ϕ	.490			.452			
$\chi^2(1)$	23988,23			20406,27			
$p[\chi^2(1) > \chi^2(1)]$	< .001			< .001			
Vierfeldertafel		1	0	Σ	1	0	Σ
(Zeilen: Messwerte,	1	30528	19740	50268	28621	21277	49898
Spalten: Vorhersage)	0	6658	43074	49732	7054	43048	50102
	Σ	37186	62814	100000	35675	64325	100000
Korrekturfaktor	c	1,352	0,792		1,399	0,779	

Vollständige Ergebnisberichte

Tabelle 188. Evaluative Kennwerte des besten Item-Sets zur stichprobenbezogenen Vorhersage von Herz-Kreislauf-Beschwerden (0 = wenige, 1 = viele) mittels Items aus der vollständigen EEB sowie des WSIB. Mittels Bootstrapping wurden 1000 Stichproben des Umfangs $N = 100$ gezogen. Dargestellt sind die mittleren Vorhersagefehler und ihre Standardabweichungen für die Wahrscheinlichkeit der Klasse 1 sowie für Erwartungswerte. Ausgewertet wurde außerdem die Wahrscheinlichkeit, mit der der Schluss von vorhergesagter Über- oder Unterschreitung der Basisrate (50 %) für die Klasse 1 auf die entsprechende gemessene Über- oder Unterschreitung zulässig ist.

	EEB	WSIB					
Items	körperlich verspannt körperlich unwohl ängstlich leicht	konzentriert nervös körperlich verspannt körperlich unwohl					
<i>Mittlere Vorhersagefehler</i>							
$\langle \varepsilon(\pi_1) \rangle$.003	.004					
$\sigma(\varepsilon(\pi_1))$.061	.064					
$\langle \varepsilon(\mu) \rangle$	0,006	0,005					
$\sigma(\varepsilon(\mu))$	0,122	0,122					
<i>Bootstrap-Korrektklassifikation für Stichproben</i>							
$K_{\text{Bootstrap}}$.677	.644					
<i>Auswertung der Vier-Felder-Tafel</i>							
Cramers ϕ	.348	.288					
$\chi^2(1)$	120,96	82,97					
$p[\chi^2(1) > \chi^2(1)]$	< .001	< .001					
Vierfeldertafel	1	0	Σ	1	0	Σ	
(Zeilen: Messwerte,	1	390	173	563	322	181	503
Spalten: Vorhersage)	0	150	287	437	175	322	497
	Σ	540	460	1000	497	503	1000

Die mittleren Fehler bei der Vorhersage der Wahrscheinlichkeit von Klasse 1 liegen für beide Instrumente im Promillebereich. Das 99,8 %-Konfidenzintervall für diese Vorhersage umfasst einen Bereich von etwa 40 %. Die mittleren Fehler bei der Vorhersage von Erwartungswerten sind nahe Null. Hier umfasst das 99,8 %-Konfidenzintervall einen Bereich von etwa 0,7 Skalenpunkten. Dies entspricht etwa 18 % der Gesamtskala, die von 0 bis 4 reicht. Werden Vorhersagen von Herz-Kreislauf-Beschwerden bei Bootstrap-Experimenten für 1000 zufällige Stichproben mit einem Umfang von je 100 Instanzen durchgeführt, so kann mit einer Wahrscheinlichkeit von .677 (vollständige EEB) bzw. .644 (WSIB) korrekt vorhergesagt werden, ob diese über- oder unterdurchschnittlich häufig für eine Stichprobe auftreten (Tabelle 188).

A3.14 MAGEN-DARM-BESCHWERDEN

Magen-Darm-Beschwerden wurden mit dem Fragebogen zur Häufigkeit körperlicher Beschwerden (HkB; Wieland, Metz & Richter, 2002) erhoben. Dieses Merkmal umfasst zwei Items (z. B. „Wie oft reagiert Ihr Magen empfindlich (Durchfall, Verdauungsbeschwerden oder Ähnliches)?“). Die Items werden auf einer fünfstufigen Ordinalskala (0 = "praktisch nie", 1 = "etwa 2 x im Jahr", 2 = "etwa 2 x im Monat", 3 = "etwa 3 x die Woche" und 4 = "fast täglich") von den Befragten eingeschätzt. Der Rohwert dieses Merkmals ist das Maximum, das bei diesen Items von einer Person angekreuzt wurde. Die deskriptiven Kennwerte dieses Merkmals sind in Tabelle 189 zusammengefasst.

Tabelle 189. Deskriptiv-statistische Kennwerte der Variablen Magen-Darm-Beschwerden.

N	Modus	Median	M	SD	Min	Max	μ_0	μ_1
1328	1,00	1,00	1,24	1,07	0,00	4,00	0,44	2,05

Modus und Median sind mit einem Wert von 1,00 niedriger als der Mittelwert (*M*). Es muss also von einer Rechtsschiefe ausgegangen werden. Die Stichprobe mit gültigem Rohwert für Magen-Darm-Beschwerden wurde für die folgenden Analysen am Median in die Kategorien 0 = „wenige“ und 1 = „viele“ unterteilt. In Tabelle 190 sind jedoch zunächst die Korrelationen (Spearman ρ) zwischen den Items der EEB und den Rohwerten für Magen-Darm-Beschwerden aufgelistet.

Tabelle 190. Korrelationen (Spearman ρ) der Variablen Magen-Darm-Beschwerden mit den einzelnen Items der EEB.

Nr.	EEB-Item	ρ	Nr.	EEB-Item	ρ	Nr.	EEB-Item	ρ
1	konzentriert ^(a)	-.073	2	aggressiv	.161*	3	nervös ^(a)	.225*
4	körperlich verspannt ^(a)	.294*	5	selbstsicher	-.136*	6	zornig	.152*
7	aufmerksam ^(a)	-.038	8	leistungsbereit ^(a)	-.027	9	entspannt	.102*
10	körperlich unwohl ^(a)	.285*	11	energiegeladen ^(a)	-.093	12	aufgeregt ^(a)	.207*
13	gelangweilt	.050	14	beschwingt	-.099*	15	fröhlich	-.154*
16	ärgerlich	.194*	17	zufrieden	-.142*	18	ängstlich	.194*
19	lustig	-.117*	20	leicht	.126*	21	deprimiert	.218*
22	bedrückt	.250*	23	einflussreich ^(a)	-.125*	24	vergnügt	-.099*
25	betrübt	.228*						

^(a)Dieses Item gehört auch zum WSIB; * $p < .001$

Erwartungsgemäß korrelieren die beiden Items „körperlich verspannt“ und „körperlich unwohl“ am stärksten positiv mit Magen-Darm-Beschwerden. Diese Items kommen mit Korrelationskoeffizienten $|\rho| < .3$ nicht über einen schwachen Effekt hinaus. Die stärkste negative Korrelation besteht mit dem EEB-Item „fröhlich“.

Vollständige Ergebnisberichte

Tabelle 191. Selegierte Eigenschaftswörter der vollständigen EEB bei drei Bayes-Selektions-Experimenten (bestes Item, bestes Paar und bestes Tripel) zur Vorhersage von Magen-Darm-Beschwerden (0 = wenige, 1 = viele) und deren Korrektklassifikation (κ) auf Grundlage der Trainingsdaten.

CV-Iteration	Experimente zur Vorhersage von Magen-Darm-Beschwerden (0 = wenige, 1 = viele), Eigenschaftswörter der vollständigen EEB		
	Bestes Item	Bestes Paar	Bestes Tripel
0	4	4, 20	4, 17, 20
	K _{Training} .614	.652	.726
1	4	4, 20	4, 17, 20
	K _{Training} .615	.649	.725
2	4	4, 20	4, 11, 20
	K _{Training} .617	.649	.728
3	4	4, 20	4, 17, 20
	K _{Training} .622	.649	.734
4	4	4, 20	4, 17, 20
	K _{Training} .618	.659	.728
5	4	4, 20	4, 17, 20
	K _{Training} .613	.649	.725
6	4	4, 20	4, 11, 20
	K _{Training} .618	.648	.722
7	4	4, 20	4, 19, 20
	K _{Training} .612	.656	.724
8	4	4, 20	4, 17, 20
	K _{Training} .612	.651	.728
9	4	4, 20	4, 17, 20
	K _{Training} .618	.656	.731

Stehen sämtliche EEB-Items zur Selektion zur Verfügung, so wird bei kombinatorischen Experimenten (Bestes Einzelitem, Bestes Paar und Bestes Tripel) das Item 4 („körperlich verspannt“) in sämtlichen Durchgängen als bestes Einzelitem aufgenommen (vgl. Tabelle 191). Beim besten Paar kommt Item 20 („leicht“) hinzu. Diese wird in sieben Fällen von Item 17 („zufrieden“) zum besten Tripel ergänzt. Daher zeigen sich für alle drei Cross-Validation-Experimente hohe Stabilitäten (vgl. auch Tabelle 192). Entsprechend der Erwartung nimmt die Trainings-Korrektklassifikation mit der Anzahl ausgewählter Items zu.

Vollständige Ergebnisberichte

Tabelle 192. Verschiedene Kennwerte zur Beurteilung der Klassifikations-Güte von Modellen auf Grundlage dreier Bayes-Selektions-Experimente (bestes Item, bestes Paar, bestes Tripel). Geprüft wird die Vorhersage von Magen-Darm-Beschwerden (0 = wenige, 1 = viele) nach Selektion von Eigenschaftswörtern der vollständigen EEB als Prädiktoren.

	Experimente zur Vorhersage von Magen-Darm-Beschwerden (0 = wenige, 1 = viele), Eigenschaftswörter der vollständigen EEB									
	Bestes Item			Bestes Paar			Bestes Tripel			
<i>Korrektklassifikation gegenüber Konstante</i>										
K_{CV}	.616			.629			.600			
$K_{CV} - K_{Konst}$.116			.129			.100			
$SD[K_{CV} - K_{Konst}]$.019			.019			.019			
95 %-CI [$K_{CV} - K_{Konst}$]	[.078, .153]			[.092, .167]			[.062, .138]			
$p[\text{Stichprobe S: } K_{Konst} > K_{CV}]$	< .001			< .001			< .001			
<i>Korrektklassifikation gegenüber Hughes-Schätzung</i>										
K_{Hughes}	.730			.739			.698			
$K_{Hughes} - K_{CV}$.114			.109			.098			
$SD[K_{Hughes} - K_{CV}]$.018			.018			.019			
$p[\text{Klassifikator: } K_{Hughes} < K_{CV}]$	< .001			< .001			< .001			
<i>Stabilität der Menge selezierter Eigenschaftswörter</i>										
Stabilität	1.000			1.000			.489			
<i>Trainings-Test-Drift der Korrektklassifikation</i>										
$K_{Training}$.616			.652			.727			
$ K_{CV} - K_{Training} $.000			.022			.127			
$SD[K_{CV} - K_{Training}]$.019			.019			.019			
$p[\text{größere Differenz}]$.988			.235			< .001			
<i>Auswertung der Vier-Felder-Tafel</i>										
Cramers ϕ	.232			.259			.200			
$\chi^2(1)$	71,30			88,51			49,95			
$p[\chi^2(1) > \chi^2(1)]$	< .001			< .001			< .001			
Vierfeldertafel		1	0	Σ	1	0	Σ	1	0	Σ
(Zeilen: Messwerte,	1	389	275	664	428	235	663	342	274	616
Spalten: Vorhersage)	0	235	428	663	255	404	659	227	410	637
	Σ	624	703	1327	683	639	1322	569	684	1253

Die beste Cross-Validation-Korrektklassifikation (Anwendung der Vorhersagemodelle auf ungesehene Daten) erzielt das beste Paar. Diese liegt mit .629 unterhalb der Trainings-Korrektklassifikation (nicht signifikant) und überzufällig über dem zu erwartenden Ergebnis von .500 bei konstanter Zuordnung. Das wird auch durch die Vierfeldertafel bestätigt. Die

theoretisch bestmögliche Korrektklassifikation wird jedoch um die Differenz .109 signifikant verfehlt (vgl. Tabelle 192).

Tabelle 193. Selegierte Eigenschaftswörter des WSIB bei drei Bayes-Selektions-Experimenten (bestes Item, bestes Paar und bestes Tripel) zur Vorhersage von Magen-Darm-Beschwerden (0 = wenige, 1 = viele) und deren Korrektklassifikation (κ) auf Grundlage der Trainingsdaten.

CV-Iteration	Experimente zur Vorhersage von Magen-Darm-Beschwerden (0 = wenige, 1 = viele), Eigenschaftswörter des WSIB		
	Bestes Item	Bestes Paar	Bestes Tripel
0	4	4, 10	4, 11, 23
	K _{Training} .614	.638	.684
1	4	4, 10	4, 11, 23
	K _{Training} .615	.638	.684
2	4	4, 10	4, 11, 23
	K _{Training} .617	.634	.687
3	4	4, 10	4, 11, 23
	K _{Training} .622	.642	.691
4	4	4, 10	4, 11, 23
	K _{Training} .618	.635	.690
5	4	4, 10	4, 7, 11
	K _{Training} .613	.631	.683
6	4	4, 10	4, 7, 10
	K _{Training} .618	.644	.688
7	4	4, 10	4, 7, 11
	K _{Training} .612	.631	.685
8	4	4, 10	4, 7, 11
	K _{Training} .612	.634	.682
9	4	4, 10	4, 7, 12
	K _{Training} .618	.639	.684

Stehen nur die Items des WSIB für die Selektion zur Verfügung, so wird nun bei den kombinatorischen Experimenten das beste Paar durchgehend durch Items 4 und 10 („körperlich unwohl“) gestellt. Das beste Tripel wird in fünf Fällen von den Items 4, 11 („energiegeladen“) und 23 („einflussreich“) gebildet (vgl. Tabelle 193). Die Rangfolge der Item-Kombinationen bezüglich der Trainings-Korrektklassifikation entspricht jener bei Verwendung der vollständigen EEB. Die Stabilität besten Tripels nimmt im Vergleich zur Auswahl aus der vollständigen EEB stark ab (Tabelle 194).

Vollständige Ergebnisberichte

Tabelle 194. Verschiedene Kennwerte zur Beurteilung der Klassifikations-Güte von Modellen auf Grundlage dreier Bayes-Selektions-Experimente (bestes Item, bestes Paar, bestes Tripel). Geprüft wird die Vorhersage von Magen-Darm-Beschwerden (0 = wenige, 1 = viele) nach Selektion von Eigenschaftswörtern des WSIB als Prädiktoren.

	Experimente zur Vorhersage von Magen-Darm-Beschwerden (0 = wenige, 1 = viele), Eigenschaftswörter des WSIB									
	Bestes Item			Bestes Paar			Bestes Tripel			
<i>Korrektklassifikation gegenüber Konstante</i>										
K_{CV}	.616			.606			.545			
$K_{CV} - K_{Konst}$.116			.106			.045			
$SD[K_{CV} - K_{Konst}]$.019			.019			.020			
95 %-CI [$K_{CV} - K_{Konst}$]	[.078, .153]			[.069, .144]			[.007, .084]			
p [Stichprobe S: $K_{Konst} > K_{CV}$]	< .001			< .001			.010			
<i>Korrektklassifikation gegenüber Hughes-Schätzung</i>										
K_{Hughes}	.730			.739			.698			
$K_{Hughes} - K_{CV}$.114			.132			.153			
$SD[K_{Hughes} - K_{CV}]$.018			.018			.019			
p [Klassifikator: $K_{Hughes} < K_{CV}$]	< .001			< .001			< .001			
<i>Stabilität der Menge selezierter Eigenschaftswörter</i>										
Stabilität	1.000			1.000			.289			
<i>Trainings-Test-Drift der Korrektklassifikation</i>										
$K_{Training}$.616			.637			.686			
$ K_{CV} - K_{Training} $.000			.030			.140			
$SD[K_{CV} - K_{Training}]$.019			.019			.019			
p [größere Differenz]	1.00			.110			< .001			
<i>Auswertung der Vier-Felder-Tafel</i>										
Cramers ϕ	.232			.213			.092			
$\chi^2(1)$	71,69			59,70			10,85			
$p[\chi^2(1) > \chi^2(1)]$	< .001			< .001			< .001			
Vierfeldertafel		1	0	Σ	1	0	Σ	1	0	Σ
(Zeilen: Messwerte,	1	389	275	664	407	248	655	309	333	642
Spalten: Vorhersage)	0	235	429	664	270	391	661	248	388	636
	Σ	624	704	1328	677	639	1316	557	721	1278

Im Gegensatz zur Auswahl aus der vollständigen EEB weist bei der Einschränkung auf das WSIB das beste Einzelitem die höchste Cross-Validation-Korrektklassifikation auf. Diese ist mit .616 signifikant höher als bei konstanter Zuordnung, sie ist identisch mit der Trainings-Korrektklassifikation und sie unterschreitet mit einer Differenz von .114 signifikant die theoretisch bestmögliche Korrektklassifikation (Tabelle 194).

Vollständige Ergebnisberichte

Tabelle 195. Selegierte Eigenschaftswörter der vollständigen EEB bei drei Selektions-Experimenten (Binärlogistische Regression, Sequential Forward Floating Selection [BLR/SFS], Bayes-Klassifikation, SFS [Bayes/SFS] und Bayes-Klassifikation, Sequential Forward Floating Selection [Bayes/SFFS]) zur Vorhersage von Magen-Darm-Beschwerden (0 = wenige, 1 = viele) und deren Korrektklassifikation (κ) auf Grundlage der Trainingsdaten.

CV-Iteration	Experimente zur Vorhersage von Magen-Darm-Beschwerden (0 = wenige, 1 = viele), Eigenschaftswörter der vollständigen EEB		
	BLR/SFS	Bayes/SFS	Bayes/SFFS
0	4, 10, 20	4, 10, 20	3, 4, 13, 20, 22
K _{Training}	.635	.635	.670
1	1, 3, 4, 5, 8, 10, 12, 17, 20, 22	4, 10	10
K _{Training}	.671	.632	.616
2	4	4	4
K _{Training}	.605	.605	.605
3	4, 10, 20	4, 10, 20	10, 18
K _{Training}	.636	.636	.606
4	2, 3, 4, 18, 20	3, 4, 18, 20	10
K _{Training}	.665	.665	.606
5	3, 4, 18, 20	3, 4, 18, 20	10
K _{Training}	.660	.660	.606
6	4, 10, 20	3, 4, 10, 20	5, 10, 20, 22
K _{Training}	.641	.660	.653
7	3, 4, 18, 20	3, 4, 18, 20	10
K _{Training}	.650	.657	.605
8	4, 10, 20	3, 4, 10, 11, 20	3, 5, 6, 10, 20
K _{Training}	.639	.674	.649
9	4, 10, 20	2, 3, 4, 10, 11, 20	5, 6, 10, 20
K _{Training}	.640	.684	.643

Werden Experimente zur heuristischen Selektion von Items aus der vollständigen EEB durchgeführt (Sequential Forward Selection [SFS], Sequential Forward Floating Selection [SFFS]), so wird das Item 4 („körperlich verspannt“) häufig in Kombination mit anderen Items ausgewählt. Insgesamt kommt es jedoch zu einer sehr variablen und damit instabilen Auswahl von Item-Kombinationen (Tabelle 195 und Tabelle 196). Auf Grund der Trainings-Korrektklassifikationen lässt sich kein Algorithmus als überlegen identifizieren, wenngleich auffällt, dass Bayes-Klassifikation (SFFS) die schlechtesten Resultate erzielt (Tabelle 195 und Tabelle 196).

Vollständige Ergebnisberichte

Tabelle 196. Verschiedene Kennwerte zur Beurteilung der Klassifikations-Güte von Modellen auf Grundlage dreier Selektions-Experimente (Binärlogistische Regression, Sequential Forward Floating Selection [BLR/SFS], Bayes-Klassifikation, SFS [Bayes/SFS] und Bayes-Klassifikation, Sequential Forward Floating Selection [Bayes/SFFS]). Geprüft wird die Vorhersage von Magen-Darm-Beschwerden (0 = wenige, 1 = viele) nach Selektion von Eigenschaftswörtern der vollständigen EEB als Prädiktoren.

	Experimente zur Vorhersage von Magen-Darm-Beschwerden (0 = wenige, 1 = viele), Eigenschaftswörter der vollständigen EEB									
	BLR/SFS			Bayes/SFS			Bayes/SFFS			
<i>Korrektklassifikation gegenüber Konstante</i>										
K_{CV}	.643			.655			.647			
$K_{CV} - K_{Konst}$.142			.154			.147			
$SD[K_{CV} - K_{Konst}]$.019			.019			.019			
95 %-CI[$K_{CV} - K_{Konst}$]	[.105, .180]			[.117, .192]			[.110, .184]			
$p[\text{Stichprobe } S: K_{Konst} > K_{CV}]$	< .001			< .001			< .001			
<i>Stabilität der Menge selezierter Eigenschaftswörter</i>										
Stabilität	.244			.089			.133			
<i>Trainings-Test-Drift der Korrektklassifikation</i>										
$K_{Training}$.644			.651			.626			
$ K_{CV} - K_{Training} $.001			.004			.021			
$SD[K_{CV} - K_{Training}]$.019			.018			.019			
$p[\text{größere Differenz}]$.943			.821			.251			
<i>Auswertung der Vier-Felder-Tafel</i>										
Cramers ϕ	.286			.310			.295			
$\chi^2(1)$	108,75			127,34			115,70			
$p[\chi^2(1) > \chi^2(1)]$	< .001			< .001			< .001			
Vierfeldertafel		1	0	Σ	1	0	Σ	1	0	Σ
(Zeilen: Messwerte,	1	405	259	664	442	222	664	409	255	664
Spalten: Vorhersage)	0	215	448	663	236	427	663	213	450	663
	Σ	620	707	1327	678	649	1327	622	705	1327

Trotz der geringsten Stabilität führt Bayes-Klassifikation (SFS) sowohl zur besten Cross-Validation-Korrektklassifikation als auch zur besten Trainings-Korrektklassifikation. Letztere wird durch die Cross-Validation-Korrektklassifikation übertroffen, wenn auch nicht signifikant. Die Vierfeldertafel spiegelt dieses Ergebnis wider (vgl. Tabelle 196).

Vollständige Ergebnisberichte

Tabelle 197. Selegierte Eigenschaftswörter des WSIB bei drei Selektions-Experimenten (Binärlogistische Regression, Sequential Forward Floating Selection [BLR/SFS], Bayes-Klassifikation, SFS [Bayes/SFS] und Bayes-Klassifikation, Sequential Forward Floating Selection [Bayes/SFFS]) zur Vorhersage von Magen-Darm-Beschwerden (0 = wenige, 1 = viele) und deren Korrektklassifikation (κ) auf Grundlage der Trainingsdaten.

CV-Iteration	Experimente zur Vorhersage von Magen-Darm-Beschwerden (0 = wenige, 1 = viele), Eigenschaftswörter des WSIB		
	BLR/SFS	Bayes/SFS	Bayes/SFFS
0	4, 10	4, 10	1, 4, 11, 12, 23
κ_{Training}	.626	.626	.635
1	4, 8, 10, 11	3, 4, 8, 10, 11, 12	1, 3, 10, 11
κ_{Training}	.639	.666	.629
2	4	4	4
κ_{Training}	.605	.605	.605
3	1, 4, 10	1, 4, 8, 10	3, 8, 10, 11, 12, 23
κ_{Training}	.626	.628	.647
4	4	4, 10	10
κ_{Training}	.620	.626	.606
5	4, 8, 10, 11	3, 4, 7, 10, 23	1, 10, 11, 12, 23
κ_{Training}	.629	.637	.643
6	4	4	1, 3, 8, 10, 11, 12, 23
κ_{Training}	.616	.616	.674
7	4, 10	4, 10	1, 10, 11
κ_{Training}	.622	.622	.607
8	4, 8, 10, 23	4	10
κ_{Training}	.634	.618	.608
9	4, 10	4, 10	3, 10, 11, 12
κ_{Training}	.626	.626	.627

Werden die auswählbaren Items auf das WSIB eingeschränkt, ändert sich im Falle von Magen-Darm-Beschwerden die Item-Auswahl nicht wesentlich gegenüber der Auswahl aus der vollständigen EEB. Wieder steht das Item 4 („körperlich verspannt“) im Vordergrund, wird jedoch nun auch häufig als Einzelitem ausgewählt. Die Trainings-Korrektklassifikationen sind vergleichbar mit denen bei Zugrundelegung der vollständigen EEB. Hinsichtlich der Trainings-Korrektklassifikationen hebt sich keines der eingesetzten Algorithmen besonders hervor (Tabelle 197 und Tabelle 198).

Vollständige Ergebnisberichte

Tabelle 198. Verschiedene Kennwerte zur Beurteilung der Klassifikations-Güte von Modellen auf Grundlage dreier Selektions-Experimente (Binärlogistische Regression, Sequential Forward Floating Selection [BLR/SFS], Bayes-Klassifikation, SFS [Bayes/SFS] und Bayes-Klassifikation, Sequential Forward Floating Selection [Bayes/SFFS]). Geprüft wird die Vorhersage von Magen-Darm-Beschwerden (0 = wenige, 1 = viele) nach Selektion von Eigenschaftswörtern des WSIB als Prädiktoren.

	Experimente zur Vorhersage von Magen-Darm-Beschwerden (0 = wenige, 1 = viele), Eigenschaftswörter des WSIB									
	BLR/SFS			Bayes/SFS			Bayes/SFFS			
<i>Korrektklassifikation gegenüber Konstante</i>										
K_{CV}	.631			.638			.645			
$K_{CV} - K_{Konst}$.131			.137			.145			
$SD[K_{CV} - K_{Konst}]$.019			.019			.019			
95 %-CI[$K_{CV} - K_{Konst}$]	[.094, .169]			[.100, .174]			[.107, .182]			
p [Stichprobe S: $K_{Konst} > K_{CV}$]	< .001			< .001			< .001			
<i>Stabilität der Menge selezierter Eigenschaftswörter</i>										
Stabilität	.156			.200			.022			
<i>Trainings-Test-Drift der Korrektklassifikation</i>										
$K_{Training}$.624			.627			.628			
$ K_{CV} - K_{Training} $.007			.011			.017			
$SD[K_{CV} - K_{Training}]$.019			.019			.019			
p [größere Differenz]	.698			.573			.363			
<i>Auswertung der Vier-Felder-Tafel</i>										
Cramers ϕ	.263			.276			.291			
$\chi^2(1)$	92,05			100,79			112,39			
$p[\chi^2(1) > \chi^2(1)]$	< .001			< .001			< .001			
Vierfeldertafel		1	0	Σ	1	0	Σ	1	0	Σ
(Zeilen: Messwerte,	1	438	226	664	445	219	664	403	261	664
Spalten: Vorhersage)	0	263	400	663	262	401	663	210	453	663
	Σ	701	626	1327	707	620	1327	613	714	1327

Bei Einschränkung auf das WSIB erweist sich im Gegensatz zur Zugrundelegung der vollständigen EEB nun Bayes-Klassifikation (SFFS) als Algorithmus mit der höchsten Cross-Validation-Korrektklassifikation. Allerdings unterscheiden sich die drei Algorithmen nicht sehr deutlich in ihrer Vorhersagekraft. Die drei Korrektklassifikationen überschreiten signifikant jene bei konstanter Zuordnung sowie die entsprechenden Trainings-Korrektklassifikationen und unterschreiten signifikant die theoretisch bestmögliche Korrektklassifikation (vgl. Tabelle 198).

Vollständige Ergebnisberichte

Tabelle 199. Bootstrap-Experimente zur Auswahl geeigneter Bayes-Klassifikatoren. Es wurden je Item-Set 1000 Experimente mit Zufallsstichproben vom Umfang $N = 100$ durchgeführt. Die Modelle dienen zur Vorhersage von Magen-Darm-Beschwerden (0 = wenige, 1 = viele). Fett markiert ist das geeignetste Item-Set aus der vollständigen EEB sowie aus dem Screening (WSIB).

Items	$K_{\text{Bootstrap}}$	$SD[K_{\text{Bootstrap}}]$	$K_{\text{Hughes}} - K_{\text{Bootstrap}}$	EEB	WSIB
4, 10, 20	.690	.047	.060	SFS	
4, 10	.638	.048	.112	SFS	SFS, P
4	.614	.050	.136	SFS, SFFS, S	SFS, SFFS, S
3, 4, 18, 20	.741	.043	.009	SFS	
3, 4, 10, 20	.767	.045	-.017	SFS	
3, 4, 10, 11, 20	.853	.034	-.103	SFS	
2, 3, 4, 10, 11, 20	.897	.030	-.147	SFS	
3, 4, 13, 20, 22	.790	.041	-.040	SFFS	
10	.610	.048	.140	SFFS	SFFS
10, 18	.615	.048	.135	SFFS	
5, 10, 20, 22	.728	.043	.022	SFFS	
3, 5, 6, 10, 20	.796	.039	-.046	SFFS	
5, 6, 10, 20	.727	.044	.023	SFFS	
4, 20	.650	.047	.100	P	
4, 17, 20	.721	.043	.029	T	
4, 11, 20	.719	.045	.031	T	
4, 19, 20	.712	.046	.038	T	
3, 4, 8, 10, 11, 12	.866	.034	-.116		SFS
1, 4, 8, 10	.728	.045	.022		SFS
3, 4, 7, 10, 23	.818	.039	-.068		SFS
1, 4, 11, 12, 23	.854	.035	-.104		SFFS
1, 3, 10, 11	.718	.045	.032		SFFS
3, 8, 10, 11, 12, 23	.869	.035	-.119		SFFS
1, 10, 11, 12, 23	.805	.038	-.055		SFFS
1, 3, 8, 10, 11, 12, 23	.929	.026	-.179		SFFS
1, 10, 11	.649	.050	.101		SFFS
3, 10, 11, 12	.709	.046	.041		SFFS
4, 11, 23	.680	.047	.070		T
4, 7, 11	.680	.047	.070		T
4, 7, 10	.680	.048	.070		T
4, 7, 12	.668	.049	.082		T

Anmerkungen: $K_{\text{Bootstrap}}$ = Bootstrap-Korrektklassifikation, $K_{\text{Hughes}} = .750$ = Hughes-Schätzung für einen optimalen Klassifikator, S = bestes Einzel-Item, P = bestes Item-Paar, T = bestes Item-Tripel, SFS = Sequential Forward Selection, SFFS = Sequential Forward Floating Selection

Vollständige Ergebnisberichte

Tabelle 200. Evaluations-Kennwerte des besten Item-Sets zur personenbezogenen Vorhersage von Magen-Darm-Beschwerden (0 = wenige, 1 = viele) mittels Items aus der vollständigen EEB sowie des WSIB.

	EEB	WSIB					
Items	nervös körperlich verspannt ängstlich leicht	konzentriert körperlich verspannt leistungsbereit körperlich unwohl					
<i>Bootstrap-Korrektklassifikation</i>							
$K_{\text{Bootstrap}}$.741	.728					
$SD[K_{\text{Bootstrap}}]$.043	.045					
95 %-CI $[K_{\text{Bootstrap}}]$	[.657, .825]	[.640, .817]					
<i>Vergleich EEB vs. WSIB</i>							
$\Delta K_{\text{Bootstrap}}$.012					
$SD[\Delta K_{\text{Bootstrap}}]$.062					
95 %-CI $[\Delta K_{\text{Bootstrap}}]$		[-.109, .134]					
$p[\Delta K_{\text{Bootstrap}} < 0]$.420					
<i>Vergleich mit optimaler Korrektklassifikation $K_{\text{Hughes}} = .75$ nach Hughes</i>							
$K_{\text{Hughes}} - K_{\text{Bootstrap}}$.009	.022					
$SD[K_{\text{Hughes}} - K_{\text{Bootstrap}}]$.043	.045					
95 %-CI $[K_{\text{Hughes}} - K_{\text{Bootstrap}}]$	[-.075, .093]	[-.067, .110]					
$p[K_{\text{Hughes}} < K_{\text{Bootstrap}}]$.416	.316					
<i>Auswertung der Vier-Felder-Tafel</i>							
Cramers ϕ	.487	.470					
$\chi^2(1)$	23745,84	22124,87					
$p[\chi^2(1) > \chi^2(1)]$	< .001	< .001					
Vierfeldertafel							
(Zeilen: Messwerte, Spalten: Vorhersage)		1	0	Σ	1	0	Σ
	1	33148	16733	49881	30658	19454	50112
	0	9173	40946	50119	7700	42188	49888
	Σ	42321	57679	100000	38358	61642	100000
Korrekturfaktor	c	1,179	0,869		1,306	0,809	

Bei Bootstrap-Experimenten zur Vorhersage von Magen-Darm-Beschwerden werden zwei unterschiedliche Item-Kombinationen für die vollständige EEB (3: „nervös“, 4: „körperlich verspannt“, 18: „ängstlich“, 20: „leicht“) und das WSIB (1: „konzentriert“, 4: „körperlich verspannt“, 8: „leistungsbereit“, 10: „körperlich unwohl“) ausgewählt. Das erste Modell ist mit einer Bootstrap-Korrektklassifikation von .741 etwas besser, als das zweite Modell mit .728. Dieser Unterschied ist jedoch nicht signifikant. Die Bootstrap-Korrektklassifikationen sind nicht signifikant kleiner, als die theoretisch bestmögliche Korrektklassifikation nach Hughes (1968) (Tabelle 199 und Tabelle 200). Die mittleren Fehler bei der Vorhersage der

Wahrscheinlichkeit von Klasse 1 liegen für beide Instrumente im Promillebereich. Das 99,8 %-Konfidenzintervall für diese Vorhersage umfasst einen Bereich von etwa 36 %. Die mittleren Fehler bei der Vorhersage von Erwartungswerten sind nahe Null. Hier umfasst das 99,8 %-Konfidenzintervall einen Bereich von etwa 0,7 Skalenpunkten. Dies entspricht etwa 18 % der Gesamtskala, die von 0 bis 4 reicht. Werden Bootstrap-Experimente für 1000 zufällige Stichproben mit einem Umfang von je 100 Instanzen durchgeführt, so kann mit einer Wahrscheinlichkeit von .701 (vollständige EEB) bzw. .670 (WSIB) korrekt vorhergesagt werden, ob diese über- oder unterdurchschnittlich häufig für eine Stichprobe auftreten (Tabelle 201).

Tabelle 201. Evaluative Kennwerte des besten Item-Sets zur stichprobenbezogenen Vorhersage von Magen-Darm-Beschwerden (0 = wenige, 1 = viele) mittels Items aus der vollständigen EEB sowie des WSIB. Mittels Bootstrapping wurden 1000 Stichproben des Umfangs $N = 100$ gezogen. Dargestellt sind die mittleren Vorhersagefehler und ihre Standardabweichungen für die Wahrscheinlichkeit der Klasse 1 sowie für Erwartungswerte. Ausgewertet wurde außerdem die Wahrscheinlichkeit, mit der der Schluss von vorhergesagter Über- oder Unterschreitung der Basisrate (50 %) für die Klasse 1 auf die entsprechende gemessene Über- oder Unterschreitung zulässig ist.

	EEB	WSIB					
Items	nervös körperlich verspannt ängstlich leicht	konzentriert körperlich verspannt leistungsbereit körperlich unwohl					
<i>Mittlere Vorhersagefehler</i>							
$\langle \varepsilon(\pi_1) \rangle$	-0,001	-0,003					
$\sigma(\varepsilon(\pi_1))$.055	.058					
$\langle \varepsilon(\mu) \rangle$	-0,002	-0,008					
$\sigma(\varepsilon(\mu))$	0,108	0,108					
<i>Bootstrap-Korrektklassifikation für Stichproben</i>							
$K_{\text{Bootstrap}}$.701	.670					
<i>Auswertung der Vier-Felder-Tafel</i>							
Cramers ϕ	.403	.340					
$\chi^2(1)$	162,52	115,64					
$p[\chi^2(1) > \chi^2(1)]$	< .001	< .001					
Vierfeldertafel							
(Zeilen: Messwerte, Spalten: Vorhersage)		1	0	Σ	1	0	Σ
	1	355	135	490	347	156	503
	0	164	346	510	174	323	497
	Σ	519	481	1000	521	479	1000

A3.15 MUSKEL-SKELETT-BESCHWERDEN

Muskel-Skelett-Beschwerden wurden mit dem Fragebogen zur Häufigkeit körperlicher Beschwerden (HkB; Wieland, Metz & Richter, 2002) erhoben. Dieses Merkmal umfasst vier Items (z. B. „Wie oft haben Sie Rückenschmerzen?“). Die Items werden auf einer fünfstufigen Ordinalskala (0 = "praktisch nie", 1 = "etwa 2 x im Jahr", 2 = "etwa 2 x im Monat", 3 = "etwa 3 x die Woche" und 4 = "fast täglich") von den Befragten eingeschätzt. Der Rohwert dieses Merkmals ist das Maximum, das bei diesen Items von einer Person angekreuzt wurde. Die deskriptiven Kennwerte dieses Merkmals sind in Tabelle 202 zusammengefasst.

Tabelle 202. Deskriptiv-statistische Kennwerte der Variablen Muskel-Skelett-Beschwerden.

N	Modus	Median	M	SD	Min	Max	μ_0	μ_1
1321	2,00	2,00	2,48	1,19	0,00	4,00	1,47	3,48

Modus und Median sind mit einem Wert von 2,00 niedriger als der Mittelwert (M). Es muss also von einer Rechtsschiefe ausgegangen werden. Die Stichprobe mit gültigem Rohwert für Muskel-Skelett-Beschwerden wurde für die folgenden Analysen am Median in die Kategorien 0 = „wenige“ und 1 = „viele“ unterteilt. In Tabelle 203 sind jedoch zunächst die Korrelationen (Spearman ρ) zwischen den Items der EEB und den Rohwerten für Muskel-Skelett-Beschwerden aufgelistet.

Tabelle 203. Korrelationen (Spearman ρ) der Variablen Muskel-Skelett-Beschwerden mit den einzelnen Items der EEB.

Nr.	EEB-Item	ρ	Nr.	EEB-Item	ρ	Nr.	EEB-Item	ρ
1	konzentriert ^(a)	-.083	2	aggressiv	.105*	3	nervös ^(a)	.145*
4	körperlich verspannt ^(a)	.505*	5	selbstsicher	-.069	6	zornig	.087
7	aufmerksam ^(a)	-.037	8	leistungsbereit ^(a)	-.062	9	entspannt	.148*
10	körperlich unwohl ^(a)	.312*	11	energiegeladen ^(a)	-.117*	12	aufgeregt ^(a)	.103*
13	gelangweilt	.004	14	beschwingt	-.180*	15	fröhlich	-.179*
16	ärgerlich	.130*	17	zufrieden	-.232*	18	ängstlich	.139*
19	lustig	-.124*	20	leicht	.126*	21	deprimiert	.193*
22	bedrückt	.199*	23	einflussreich ^(a)	-.217*	24	vergnügt	-.157*
25	betrübt	.164*						

^(a)Dieses Item gehört auch zum WSIB; * $p < .001$

Erwartungsgemäß korrelieren die beiden Items „körperlich verspannt“ und „körperlich unwohl“ am stärksten positiv mit den Muskel-Skelett-Beschwerden. Diese Items kommen mit einem Korrelationskoeffizienten $|\rho| > .3$ über einen schwachen Effekt hinaus. Die stärkste negative Korrelation besteht zwischen Muskel-Skelett-Beschwerden und dem EEB-Item „zufrieden“.

Vollständige Ergebnisberichte

Tabelle 204. Selegierte Eigenschaftswörter der vollständigen EEB bei drei Bayes-Selektions-Experimenten (bestes Item, bestes Paar und bestes Tripel) zur Vorhersage von Muskel-Skelett-Beschwerden (0 = wenige, 1 = viele) und deren Korrektklassifikation (κ) auf Grundlage der Trainingsdaten.

CV-Iteration	Experimente zur Vorhersage von Muskel-Skelett-Beschwerden (0 = wenige, 1 = viele), Eigenschaftswörter der vollständigen EEB		
	Bestes Item	Bestes Paar	Bestes Tripel
0	4	4, 6	4, 17, 20
	κ_{Training} .696	.717	.760
1	4	4, 9	4, 11, 20
	κ_{Training} .704	.719	.773
2	4	4, 9	4, 19, 20
	κ_{Training} .707	.723	.770
3	4	4, 6	4, 9, 11
	κ_{Training} .695	.716	.762
4	4	4, 14	4, 20, 24
	κ_{Training} .687	.713	.761
5	4	4, 6	4, 11, 20
	κ_{Training} .693	.712	.762
6	4	4, 14	4, 14, 20
	κ_{Training} .701	.722	.768
7	4	4, 9	4, 11, 20
	κ_{Training} .690	.710	.760
8	4	4, 14	4, 19, 20
	κ_{Training} .692	.712	.766
9	4	4, 6	4, 17, 20
	κ_{Training} .698	.714	.760

Stehen sämtliche EEB-Items zur Selektion zur Verfügung, so wird bei kombinatorischen Experimenten (Bestes Einzelitem, Bestes Paar und Bestes Tripel) das Item 4 („körperlich verspannt“) besonders häufig als Prädiktor aufgenommen (vgl. Tabelle 204). Während das beste Einzelitem optimal stabil ausgewählt wird, sind die Stabilitäten des besten Paares und des besten Tripels vergleichsweise gering (vgl. auch Tabelle 205). Auffällig ist, dass mit dem besten Einzelitem durchgehend die schlechteste Trainings-Korrektklassifikation erreicht wird. Das beste Tripel erzielt hingegen stets das beste Ergebnis.

Vollständige Ergebnisberichte

Tabelle 205. Verschiedene Kennwerte zur Beurteilung der Klassifikations-Güte von Modellen auf Grundlage dreier Bayes-Selektions-Experimente (bestes Item, bestes Paar, bestes Tripel). Geprüft wird die Vorhersage von Muskel-Skelett-Beschwerden (0 = wenige, 1 = viele) nach Selektion von Eigenschaftswörtern der vollständigen EEB als Prädiktoren.

	Experimente zur Vorhersage von Muskel-Skelett-Beschwerden (0 = wenige, 1 = viele), Eigenschaftswörter der vollständigen EEB									
	Bestes Item			Bestes Paar			Bestes Tripel			
<i>Korrektklassifikation gegenüber Konstante</i>										
K_{CV}	.696			.672			.633			
$K_{CV} - K_{Konst}$.196			.172			.133			
$SD[K_{CV} - K_{Konst}]$.019			.019			.019			
95 %-CI[$K_{CV} - K_{Konst}$]	[.159, .232]			[.135, .209]			[.095, .171]			
p [Stichprobe S: $K_{Konst} > K_{CV}$]	< .001			< .001			< .001			
<i>Korrektklassifikation gegenüber Hughes-Schätzung</i>										
K_{Hughes}	.730			.739			.698			
$K_{Hughes} - K_{CV}$.033			.066			.065			
$SD[K_{Hughes} - K_{CV}]$.018			.018			.019			
p [Klassifikator: $K_{Hughes} < K_{CV}$]	.029			< .001			< .001			
<i>Stabilität der Menge selezierter Eigenschaftswörter</i>										
Stabilität	1.000			.267			.111			
<i>Trainings-Test-Drift der Korrektklassifikation</i>										
$K_{Training}$.696			.716			.764			
$ K_{CV} - K_{Training} $.000			.044			.131			
$SD[K_{CV} - K_{Training}]$.018			.018			.018			
p [größere Differenz]	.990			.015			< .001			
<i>Auswertung der Vier-Felder-Tafel</i>										
Cramers ϕ	.393			.347			.266			
$\chi^2(1)$	204,04			158,28			89,42			
$p[\chi^2(1) > \chi^2(1)]$	< .001			< .001			< .001			
Vierfeldertafel		1	0	Σ	1	0	Σ	1	0	Σ
(Zeilen: Messwerte,	1	441	220	661	402	255	657	359	262	621
Spalten: Vorhersage)	0	181	478	659	176	482	658	201	440	641
	Σ	622	698	1320	578	737	1315	560	702	1262

Die beste Cross-Validation-Korrektklassifikation (Anwendung der Vorhersagemodelle auf ungesehene Daten) erzielt das beste Einzelitem. Diese liegt mit .696 gleichauf mit der Trainings-Korrektklassifikation und überzufällig über dem zu erwartenden Ergebnis von .500 bei konstanter Zuordnung. Das wird auch durch die Vierfeldertafel bestätigt. Die theoretisch

bestmögliche Korrektklassifikation wird jedoch um die Differenz .033 auf dem Niveau $p < .05$ verfehlt (vgl. Tabelle 205).

Tabelle 206. Selegierte Eigenschaftswörter des WSIB bei drei Bayes-Selektions-Experimenten (bestes Item, bestes Paar und bestes Tripel) zur Vorhersage von Muskel-Skelett-Beschwerden (0 = wenige, 1 = viele) und deren Korrektklassifikation (κ) auf Grundlage der Trainingsdaten.

CV-Iteration	Experimente zur Vorhersage von Muskel-Skelett-Beschwerden (0 = wenige, 1 = viele), Eigenschaftswörter des WSIB		
	Bestes Item	Bestes Paar	Bestes Tripel
0	4	4, 23	4, 8, 23
	K _{Training} .696	.712	.744
1	4	4, 23	4, 11, 23
	K _{Training} .704	.717	.750
2	4	4, 8	4, 11, 23
	K _{Training} .707	.722	.754
3	4	4, 23	4, 11, 23
	K _{Training} .695	.716	.749
4	4	4, 23	4, 11, 23
	K _{Training} .687	.710	.744
5	4	4, 23	4, 11, 23
	K _{Training} .693	.712	.746
6	4	4, 8	4, 7, 23
	K _{Training} .701	.720	.750
7	4	4, 23	4, 11, 23
	K _{Training} .690	.708	.743
8	4	4, 23	4, 7, 11
	K _{Training} .692	.712	.740
9	4	4, 8	4, 7, 11
	K _{Training} .698	.709	.743

Stehen nur die Items des WSIB für die Selektion zur Verfügung, so werden nun bei den kombinatorischen Experimenten auch die Items 11 („energiegeladen“) und 23 („einflussreich“) besonders häufig zur Vorhersage von Muskel-Skelett-Beschwerden ausgewählt (vgl. Tabelle 206). Die Rangfolge der Item-Kombinationen bezüglich der Trainings-Korrektklassifikation entspricht jener bei Verwendung der vollständigen EEB. Die Stabilität der ausgewählten Item-Kombinationen nimmt im Vergleich zur Auswahl aus der vollständigen EEB in allen Experimenten stark zu (Tabelle 207).

Vollständige Ergebnisberichte

Tabelle 207. Verschiedene Kennwerte zur Beurteilung der Klassifikations-Güte von Modellen auf Grundlage dreier Bayes-Selektions-Experimente (bestes Item, bestes Paar, bestes Tripel). Geprüft wird die Vorhersage von Muskel-Skelett-Beschwerden (0 = wenige, 1 = viele) nach Selektion von Eigenschaftswörtern des WSIB als Prädiktoren.

	Experimente zur Vorhersage von Muskel-Skelett-Beschwerden (0 = wenige, 1 = viele), Eigenschaftswörter des WSIB									
	Bestes Item			Bestes Paar			Bestes Tripel			
<i>Korrektklassifikation gegenüber Konstante</i>										
K_{CV}	.696			.670			.646			
$K_{CV} - K_{Konst}$.196			.170			.146			
$SD[K_{CV} - K_{Konst}]$.019			.019			.019			
95 %-CI[$K_{CV} - K_{Konst}$]	[.159, .233]			[.133, .207]			[.108, .184]			
p [Stichprobe S: $K_{Konst} > K_{CV}$]	< .001			< .001			< .001			
<i>Korrektklassifikation gegenüber Hughes-Schätzung</i>										
K_{Hughes}	.730			.739			.698			
$K_{Hughes} - K_{CV}$.033			.068			.052			
$SD[K_{Hughes} - K_{CV}]$.018			.018			.018			
p [Klassifikator: $K_{Hughes} < K_{CV}$]	.030			< .001			.003			
<i>Stabilität der Menge selezierter Eigenschaftswörter</i>										
Stabilität	1.000			.533			.356			
<i>Trainings-Test-Drift der Korrektklassifikation</i>										
$K_{Training}$.696			.714			.746			
$ K_{CV} - K_{Training} $.000			.044			.100			
$SD[K_{CV} - K_{Training}]$.018			.018			.018			
p [größere Differenz]	1.00			.015			< .001			
<i>Auswertung der Vier-Felder-Tafel</i>										
Cramers ϕ	.394			.340			.294			
$\chi^2(1)$	204,65			152,89			109,69			
$p[\chi^2(1) > \chi^2(1)]$	< .001			< .001			< .001			
Vierfeldertafel		1	0	Σ	1	0	Σ	1	0	Σ
(Zeilen: Messwerte,	1	441	220	661	435	224	659	367	261	628
Spalten: Vorhersage)	0	181	479	660	211	449	660	188	454	642
	Σ	622	699	1321	646	673	1319	555	715	1270

Wie schon bei der Auswahl aus der vollständigen EEB weist auch jetzt (WSIB) das beste Einzelitem die beste Cross-Validation-Korrektklassifikation auf. Da es sich in beiden Fällen um das Item 4 („körperlich verspannt“) handelt, sind die Evaluations-Ergebnisse identisch (Tabelle 207).

Vollständige Ergebnisberichte

Tabelle 208. Selegierte Eigenschaftswörter der vollständigen EEB bei drei Selektions-Experimenten (Binärlogistische Regression, Sequential Forward Floating Selection [BLR/SFS], Bayes-Klassifikation, SFS [Bayes/SFS] und Bayes-Klassifikation, Sequential Forward Floating Selection [Bayes/SFFS]) zur Vorhersage von Muskel-Skelett-Beschwerden (0 = wenige, 1 = viele) und deren Korrektklassifikation (κ) auf Grundlage der Trainingsdaten.

CV-Iteration	Experimente zur Vorhersage von Muskel-Skelett-Beschwerden (0 = wenige, 1 = viele), Eigenschaftswörter der vollständigen EEB		
	BLR/SFS	Bayes/SFS	Bayes/SFFS
0	4	1, 4, 18	4
K _{Training}	.696	.699	.696
1	4	4	4
K _{Training}	.693	.693	.693
2	4	4	4
K _{Training}	.694	.694	.694
3	4	1, 4, 18	4
K _{Training}	.699	.703	.699
4	4	1, 4, 18	10
K _{Training}	.698	.699	.611
5	4	1, 4, 8, 18	4
K _{Training}	.691	.699	.691
6	4	1, 4, 8, 9, 18	4
K _{Training}	.697	.712	.697
7	4	4	4
K _{Training}	.694	.694	.694
8	4	4	4
K _{Training}	.694	.694	.694
9	4	4	4
K _{Training}	.706	.706	.706

Werden Experimente zur heuristischen Selektion von Items aus der vollständigen EEB durchgeführt (Sequential Forward Selection [SFS], Sequential Forward Floating Selection [SFFS]), so wird das Item 4 („körperlich verspannt“) überwiegend als Einzelitem, seltener (bei Bayes-Klassifikation [SFS]) in Kombination mit anderen Items ausgewählt. Dieses Ergebnis macht sich auch in vergleichsweise hohen Stabilitäten bemerkbar (Tabelle 208 und Tabelle 209). Auf Grund der Trainings-Korrektklassifikationen lässt sich kein Algorithmus als überlegen identifizieren, wenngleich auffällt, dass Bayes-Klassifikation (SFFS) die schlechtesten Resultate erzielt (Tabelle 208 und Tabelle 209).

Vollständige Ergebnisberichte

Tabelle 209. Verschiedene Kennwerte zur Beurteilung der Klassifikations-Güte von Modellen auf Grundlage dreier Selektions-Experimente (Binärlogistische Regression, Sequential Forward Floating Selection [BLR/SFS], Bayes-Klassifikation, SFS [Bayes/SFS] und Bayes-Klassifikation, Sequential Forward Floating Selection [Bayes/SFFS]). Geprüft wird die Vorhersage von Muskel-Skelett-Beschwerden (0 = wenige, 1 = viele) nach Selektion von Eigenschaftswörtern der vollständigen EEB als Prädiktoren.

	Experimente zur Vorhersage von Muskel-Skelett-Beschwerden (0 = wenige, 1 = viele), Eigenschaftswörter der vollständigen EEB									
	BLR/SFS			Bayes/SFS			Bayes/SFFS			
<i>Korrektklassifikation gegenüber Konstante</i>										
K _{CV}	.696			.705			.697			
K _{CV} - K _{Konst}	.195			.205			.196			
SD[K _{CV} - K _{Konst}]	.019			.019			.019			
95 %-CI[K _{CV} - K _{Konst}]	[.159, .232]			[.168, .241]			[.160, .233]			
p[Stichprobe S: K _{Konst} > K _{CV}]	< .001			< .001			< .001			
<i>Stabilität der Menge selezierter Eigenschaftswörter</i>										
Stabilität	1.000			.289			.800			
<i>Trainings-Test-Drift der Korrektklassifikation</i>										
K _{Training}	.696			.699			.688			
K _{CV} - K _{Training}	.000			.006			.009			
SD[K _{CV} - K _{Training}]	.018			.018			.018			
p[größere Differenz]	1.000			.741			.600			
<i>Auswertung der Vier-Felder-Tafel</i>										
Cramers ϕ	.393			.411			.395			
$\chi^2(1)$	204,04			222,76			205,58			
p[$\chi^2(1) > \chi^2(1)$]	< .001			< .001			< .001			
Vierfeldertafel		1	0	Σ	1	0	Σ	1	0	Σ
(Zeilen: Messwerte,	1	441	220	661	457	204	661	442	219	661
Spalten: Vorhersage)	0	181	478	659	185	474	659	181	478	659
	Σ	622	698	1320	642	678	1320	623	697	1320

Trotz der geringsten Stabilität führt Bayes-Klassifikation (SFS) sowohl zur besten Cross-Validation-Korrektklassifikation als auch zur besten Trainings-Korrektklassifikation. Letztere wird durch die Cross-Validation-Korrektklassifikation übertroffen, wenn auch nicht signifikant. Binärlogistische Regression führt zu denselben Ergebnissen wie bei den zuvor geschilderten Vorgehensweisen. Item 4 („körperlich verspannt“) wird durchgehend als Einzelitem ausgewählt.

Vollständige Ergebnisberichte

Tabelle 210. Selegierte Eigenschaftswörter des WSIB bei drei Selektions-Experimenten (Binärlogistische Regression, Sequential Forward Floating Selection [BLR/SFS], Bayes-Klassifikation, SFS [Bayes/SFS] und Bayes-Klassifikation, Sequential Forward Floating Selection [Bayes/SFFS]) zur Vorhersage von Muskel-Skelett-Beschwerden (0 = wenige, 1 = viele) und deren Korrektklassifikation (κ) auf Grundlage der Trainingsdaten.

CV-Iteration	Experimente zur Vorhersage von Muskel-Skelett-Beschwerden (0 = wenige, 1 = viele), Eigenschaftswörter des WSIB		
	BLR/SFS	Bayes/SFS	Bayes/SFFS
0	4	4	4
κ_{Training}	.696	.696	.696
1	4	1, 3, 4, 8, 10	4
κ_{Training}	.693	.699	.693
2	4	4	4
κ_{Training}	.694	.694	.694
3	4	1, 3, 4, 10	4
κ_{Training}	.699	.699	.699
4	4	4	10
κ_{Training}	.698	.698	.611
5	4	4	4
κ_{Training}	.691	.691	.691
6	4	1, 3, 4, 10	4
κ_{Training}	.697	.699	.697
7	4	4	4
κ_{Training}	.694	.694	.694
8	4	4	4
κ_{Training}	.694	.694	.694
9	4	4	4
κ_{Training}	.706	.706	.706

Werden die auswählbaren Items auf das WSIB eingeschränkt, ändert sich im Falle von Muskel-Skelett-Beschwerden die Item-Auswahl nicht wesentlich gegenüber der Auswahl aus der vollständigen EEB. Wieder steht das Item 4 („körperlich verspannt“) im Vordergrund und wird häufig als Einzelitem ausgewählt. Die Trainings-Korrektklassifikationen sind vergleichbar mit denen bei Zugrundelegung der vollständigen EEB. Hinsichtlich der Trainings-Korrektklassifikationen hebt sich keines der eingesetzten Algorithmen besonders hervor (Tabelle 210 und Tabelle 211).

Vollständige Ergebnisberichte

Tabelle 211. Verschiedene Kennwerte zur Beurteilung der Klassifikations-Güte von Modellen auf Grundlage dreier Selektions-Experimente (Binärlogistische Regression, Sequential Forward Floating Selection [BLR/SFS], Bayes-Klassifikation, SFS [Bayes/SFS] und Bayes-Klassifikation, Sequential Forward Floating Selection [Bayes/SFFS]). Geprüft wird die Vorhersage von Muskel-Skelett-Beschwerden (0 = wenige, 1 = viele) nach Selektion von Eigenschaftswörtern des WSIB als Prädiktoren.

	Experimente zur Vorhersage von Muskel-Skelett-Beschwerden (0 = wenige, 1 = viele), Eigenschaftswörter des WSIB									
	BLR/SFS			Bayes/SFS			Bayes/SFFS			
<i>Korrektklassifikation gegenüber Konstante</i>										
K_{CV}	.696			.700			.697			
$K_{CV} - K_{Konst}$.195			.199			.196			
$SD[K_{CV} - K_{Konst}]$.019			.019			.019			
95 %-CI[$K_{CV} - K_{Konst}$]	[.159, .232]			[.163, .236]			[.160, .233]			
p [Stichprobe S: $K_{Konst} > K_{CV}$]	< .001			< .001			< .001			
<i>Stabilität der Menge selezierter Eigenschaftswörter</i>										
Stabilität	1.000			.489			.800			
<i>Trainings-Test-Drift der Korrektklassifikation</i>										
$K_{Training}$.696			.697			.688			
$ K_{CV} - K_{Training} $.000			.003			.009			
$SD[K_{CV} - K_{Training}]$.018			.018			.018			
p [größere Differenz]	1.000			.873			.600			
<i>Auswertung der Vier-Felder-Tafel</i>										
Cramers ϕ	.393			.400			.395			
$\chi^2(1)$	204,04			211,51			205,58			
$p[\chi^2(1) > \chi^2(1)]$	< .001			< .001			< .001			
Vierfeldertafel		1	0	Σ	1	0	Σ	1	0	Σ
(Zeilen: Messwerte,	1	441	220	661	451	210	661	442	219	661
Spalten: Vorhersage)	0	181	478	659	186	473	659	181	478	659
	Σ	622	698	1320	637	683	1320	623	697	1320

Auch bezüglich der Cross-Validation-Korrektklassifikation ergibt sich bei Einschränkung auf das WSIB ein ähnliches Bild, wie bei Zugrundelegung der vollständigen EEB. Bayes-Klassifikation (SFS) weist wieder die höchste Cross-Validation-Korrektklassifikation auf. Diesmal ist der Unterschied zwischen den drei Algorithmen jedoch nicht ganz so deutlich, wie bei Zugrundelegung der vollständigen EEB. Auf Grundlage der Kennwerte in Tabelle 211 lässt sich keines der drei Algorithmen als eindeutig überlegen auszeichnen.

Vollständige Ergebnisberichte

Tabelle 212. Bootstrap-Experimente zur Auswahl geeigneter Bayes-Klassifikatoren. Es wurden je Item-Set 1000 Experimente mit Zufallsstichproben vom Umfang $N = 100$ durchgeführt. Die Modelle dienen zur Vorhersage von Muskel-Skelett-Beschwerden (0 = wenige, 1 = viele). Fett markiert ist das geeignetste Item-Set aus der vollständigen EEB sowie aus dem Screening (WSIB).

Items	$K_{\text{Bootstrap}}$	$SD[K_{\text{Bootstrap}}]$	$K_{\text{Hughes}} - K_{\text{Bootstrap}}$	EEB	WSIB
1, 4, 18	.717	.045	.033	SFS	
4	.697	.045	.053	SFS, SFFS, S	SFS, SFFS, S
1, 4, 8, 18	.754	.043	-.004	SFS	
1, 4, 8, 9, 18	.833	.037	-.083	SFS	
10	.619	.049	.131	SFFS	SFFS
4, 6	.714	.045	.036	P	
4, 9	.708	.045	.042	P	
4, 14	.715	.045	.035	P	
4, 17, 20	.758	.042	-.008	T	
4, 11, 20	.758	.044	-.008	T	
4, 19, 20	.754	.043	-.004	T	
4, 9, 11	.754	.044	-.004	T	
4, 20, 24	.754	.044	-.004	T	
4, 14, 20	.756	.043	-.006	T	
1, 3, 4, 8, 10	.824	.038	-.074		SFS
1, 3, 4, 10	.771	.040	-.021		SFS
4, 23	.712	.045	.038		P
4, 8	.708	.044	.042		P
4, 8, 23	.737	.044	.013		T
4, 11, 23	.744	.044	.006		T
4, 7, 23	.739	.042	.011		T
4, 7, 11	.741	.044	.009		T

Anmerkungen: $K_{\text{Bootstrap}}$ = Bootstrap-Korrektklassifikation, $K_{\text{Hughes}} = .750$ = Hughes-Schätzung für einen optimalen Klassifikator, S = bestes Einzel-Item, P = bestes Item-Paar, T = bestes Item-Tripel, SFS = Sequential Forward Selection, SFFS = Sequential Forward Floating Selection

Bei Bootstrap-Experimenten zur Vorhersage von Muskel-Skelett-Beschwerden wird sowohl für die vollständige EEB als auch das WSIB dieselbe Item-Kombination (4: „körperlich verspannt“, 11: „energiegeladen“, 23: „einflussreich“) ausgewählt. Diese Item-Kombination erzielt eine Bootstrap-Korrektklassifikation von .744. Sie liegt damit knapp unterhalb der theoretisch bestmöglichen Korrektklassifikation nach Hughes (1968) (Tabelle 212 und Tabelle 213).

Vollständige Ergebnisberichte

Tabelle 213. Evaluations-Kennwerte des besten Item-Sets zur personenbezogenen Vorhersage von Muskel-Skelett-Beschwerden (0 = wenige, 1 = viele) mittels Items aus der vollständigen EEB sowie des WSIB.

EEB und WSIB																				
Items	körperlich verspannt energiegeladen einflussreich																			
<i>Bootstrap-Korrektklassifikation</i>																				
$K_{\text{Bootstrap}}$.744																			
$SD[K_{\text{Bootstrap}}]$.044																			
95 %-CI[$K_{\text{Bootstrap}}$]	[.659, .829]																			
<i>Vergleich mit optimaler Korrektklassifikation $K_{\text{Hughes}} = .75$ nach Hughes</i>																				
$K_{\text{Hughes}} - K_{\text{Bootstrap}}$.006																			
$SD[K_{\text{Hughes}} - K_{\text{Bootstrap}}]$.044																			
95 %-CI[$K_{\text{Hughes}} - K_{\text{Bootstrap}}$]	[-.079, .091]																			
$p[K_{\text{Hughes}} < K_{\text{Bootstrap}}]$.446																			
<i>Auswertung der Vier-Felder-Tafel</i>																				
Cramers ϕ	.488																			
$\chi^2(1)$	23832,04																			
$p[\chi^2(1) > \chi^2(1)]$	< .001																			
Vierfeldertafel	<table border="1" style="width: 100%; border-collapse: collapse;"> <thead> <tr> <th></th> <th style="text-align: center;">1</th> <th style="text-align: center;">0</th> <th style="text-align: center;">Σ</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td style="text-align: right;">(Zeilen: Messwerte,</td> <td style="text-align: center;">1</td> <td style="text-align: center;">36640</td> <td style="text-align: center;">13325</td> <td style="text-align: center;">49965</td> </tr> <tr> <td style="text-align: right;">Spalten: Vorhersage)</td> <td style="text-align: center;">0</td> <td style="text-align: center;">12271</td> <td style="text-align: center;">37764</td> <td style="text-align: center;">50035</td> </tr> <tr> <td></td> <td style="text-align: center;">Σ</td> <td style="text-align: center;">48911</td> <td style="text-align: center;">51089</td> <td style="text-align: center;">100000</td> </tr> </tbody> </table>		1	0	Σ	(Zeilen: Messwerte,	1	36640	13325	49965	Spalten: Vorhersage)	0	12271	37764	50035		Σ	48911	51089	100000
	1	0	Σ																	
(Zeilen: Messwerte,	1	36640	13325	49965																
Spalten: Vorhersage)	0	12271	37764	50035																
	Σ	48911	51089	100000																
Korrekturfaktor	<table border="1" style="width: 100%; border-collapse: collapse;"> <thead> <tr> <th style="text-align: left;">c</th> <th style="text-align: center;">1,022</th> <th style="text-align: center;">0,979</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td></td> <td></td> <td></td> </tr> </tbody> </table>	c	1,022	0,979																
c	1,022	0,979																		

Der mittlere Fehler bei der Vorhersage der Wahrscheinlichkeit von Klasse 1 liegt im Promillebereich. Das 99,8 %-Konfidenzintervall für diese Vorhersage umfasst einen Bereich von etwa 31 %. Der mittlere Fehler bei der Vorhersage von Erwartungswerten ist nahe Null. Hier umfasst das 99,8 %-Konfidenzintervall einen Bereich von etwa 0,7 Skalenpunkten. Dies entspricht etwa 18 % der Gesamtskala, die von 0 bis 4 reicht. Werden Vorhersagen von Muskel-Skelett-Beschwerden bei Bootstrap-Experimenten für 1000 zufällige Stichproben mit einem Umfang von je 100 Instanzen durchgeführt, so kann mit einer Wahrscheinlichkeit von .672 korrekt vorhergesagt werden, ob diese über- oder unterdurchschnittlich häufig für eine Stichprobe auftreten (Tabelle 214).

Vollständige Ergebnisberichte

Tabelle 214. Evaluative Kennwerte des besten Item-Sets zur stichprobenbezogenen Vorhersage von Muskel-Skelett-Beschwerden (0 = wenige, 1 = viele) mittels Items aus der vollständigen EEB sowie des WSIB. Mittels Bootstrapping wurden 1000 Stichproben des Umfangs $N = 100$ gezogen. Dargestellt sind die mittleren Vorhersagefehler und ihre Standardabweichungen für die Wahrscheinlichkeit der Klasse 1 sowie für Erwartungswerte. Ausgewertet wurde außerdem die Wahrscheinlichkeit, mit der der Schluss von vorhergesagter Über- oder Unterschreitung der Basisrate (50 %) für die Klasse 1 auf die entsprechende gemessene Über- oder Unterschreitung zulässig ist.

EEB und WSIB																	
Items	körperlich verspannt energiegeladen einflussreich																
<i>Mittlere Vorhersagefehler</i>																	
$\langle \varepsilon(\pi_1) \rangle$.003																
$\sigma(\varepsilon(\pi_1))$.049																
$\langle \varepsilon(\mu) \rangle$	0,005																
$\sigma(\varepsilon(\mu))$	0,109																
<i>Bootstrap-Korrektklassifikation für Stichproben</i>																	
$K_{\text{Bootstrap}}$.672																
<i>Auswertung der Vier-Felder-Tafel</i>																	
Cramers ϕ	.345																
$\chi^2(1)$	119,24																
$p[\chi^2(1) > \chi^2(1)]$	< .001																
Vierfeldertafel	<table border="1" style="display: inline-table; border-collapse: collapse;"> <thead> <tr> <th></th> <th style="text-align: center;">1</th> <th style="text-align: center;">0</th> <th style="text-align: center;">Σ</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td style="text-align: center;">1</td> <td style="text-align: center;">341</td> <td style="text-align: center;">180</td> <td style="text-align: center;">521</td> </tr> <tr> <td style="text-align: center;">0</td> <td style="text-align: center;">148</td> <td style="text-align: center;">331</td> <td style="text-align: center;">479</td> </tr> <tr> <td style="text-align: center;">Σ</td> <td style="text-align: center;">489</td> <td style="text-align: center;">511</td> <td style="text-align: center;">1000</td> </tr> </tbody> </table>		1	0	Σ	1	341	180	521	0	148	331	479	Σ	489	511	1000
	1	0	Σ														
1	341	180	521														
0	148	331	479														
Σ	489	511	1000														
(Zeilen: Messwerte, Spalten: Vorhersage)																	

A3.16 UNSPEZIFISCHE BESCHWERDEN

Unspezifische Beschwerden wurden mit dem Fragebogen zur Häufigkeit körperlicher Beschwerden (HkB; Wieland, Metz & Richter, 2002) erhoben. Dieses Merkmal umfasst sechs Items (z. B. „Wie oft fühlen Sie sich schnell müde?“). Die Items werden auf einer fünfstufigen Ordinalskala (0 = "praktisch nie", 1 = "etwa 2 x im Jahr", 2 = "etwa 2 x im Monat", 3 = "etwa 3 x die Woche" und 4 = "fast täglich") von den Befragten eingeschätzt. Der Rohwert dieses Merkmals ist das Maximum, das bei diesen Items von einer Person angekreuzt wurde. Die deskriptiven Kennwerte dieses Merkmals sind in Tabelle 215 zusammengefasst.

Tabelle 215. Deskriptiv-statistische Kennwerte der Variablen Unspezifische Beschwerden.

N	Modus	Median	M	SD	Min	Max	μ_0	μ_1
1304	2,00	3,00	2,65	1,06	0,00	4,00	1,78	3,52

Modus, Median und Mittelwert (*M*) unterscheiden sich paarweise. Eine klare Tendenz, z. B. der Schiefe, ist auf Grund dieser zentralen Maße nicht abzuleiten. Die Stichprobe mit gültigem Rohwert für unspezifische Beschwerden wurde für die folgenden Analysen am Median in die Kategorien 0 = „wenige“ und 1 = „viele“ unterteilt. In Tabelle 216 sind jedoch zunächst die Korrelationen (Spearman ρ) zwischen den Items der EEB und den Rohwerten für unspezifische Beschwerden aufgelistet.

Tabelle 216. Korrelationen (Spearman ρ) der Variablen Unspezifische Beschwerden mit den einzelnen Items der EEB.

Nr.	EEB-Item	ρ	Nr.	EEB-Item	ρ	Nr.	EEB-Item	ρ
1	konzentriert ^(a)	-.093	2	aggressiv	.185*	3	nervös ^(a)	.296*
4	körperlich verspannt ^(a)	.387*	5	selbstsicher	-.139*	6	zornig	.160*
7	aufmerksam ^(a)	-.063	8	leistungsbereit ^(a)	-.089	9	entspannt	.186*
10	körperlich unwohl ^(a)	.353*	11	energiegeladen ^(a)	-.142*	12	aufgeregt ^(a)	.232*
13	gelangweilt	.042	14	beschwingt	-.183*	15	fröhlich	-.203*
16	ärgerlich	.205*	17	zufrieden	-.255*	18	ängstlich	.243*
19	lustig	-.115*	20	leicht	.154*	21	deprimiert	.272*
22	bedrückt	.316*	23	einflussreich ^(a)	-.225*	24	vergnügt	-.150*
25	betrübt	.291*						

^(a)Dieses Item gehört auch zum WSIB; * $p < .001$

Erwartungsgemäß korrelieren die beiden Items „körperlich verspannt“ und „körperlich unwohl“ am stärksten positiv mit den unspezifischen Beschwerden. Diese Items kommen mit einem Korrelationskoeffizienten $|\rho| > .3$ über einen schwachen Effekt hinaus. Dies gilt auch noch für das Item „bedrückt“. Die stärkste negative Korrelation besteht zwischen unspezifischen Beschwerden und dem EEB-Item „zufrieden“.

Vollständige Ergebnisberichte

Tabelle 217. Selegierte Eigenschaftswörter der vollständigen EEB bei drei Bayes-Selektions-Experimenten (bestes Item, bestes Paar und bestes Tripel) zur Vorhersage von Muskel-Skelett-Beschwerden (0 = wenige, 1 = viele) und deren Korrektklassifikation (κ) auf Grundlage der Trainingsdaten.

CV-Iteration	Experimente zur Vorhersage von Muskel-Skelett-Beschwerden (0 = wenige, 1 = viele), Eigenschaftswörter der vollständigen EEB		
	Bestes Item	Bestes Paar	Bestes Tripel
0	4	4, 23	4, 9, 11
	κ_{Training} .646	.669	.737
1	4	4, 22	4, 17, 20
	κ_{Training} .639	.662	.731
2	4	4, 17	4, 9, 15
	κ_{Training} .652	.674	.735
3	4	4, 9	4, 17, 20
	κ_{Training} .655	.673	.738
4	4	4, 23	4, 14, 20
	κ_{Training} .641	.669	.736
5	4	4, 22	4, 14, 20
	κ_{Training} .647	.670	.735
6	4	4, 9	4, 17, 20
	κ_{Training} .647	.672	.741
7	10	4, 17	4, 9, 19
	κ_{Training} .643	.665	.735
8	4	4, 17	4, 17, 20
	κ_{Training} .637	.667	.731
9	4	4, 23	4, 9, 11
	κ_{Training} .644	.669	.732

Stehen sämtliche EEB-Items zur Selektion zur Verfügung, so wird bei kombinatorischen Experimenten (Bestes Einzelitem, Bestes Paar und Bestes Tripel) das Item 4 („körperlich verspannt“) besonders häufig als Prädiktor aufgenommen (vgl. Tabelle 217). Während das beste Einzelitem sehr stabil ausgewählt wird, sind die Stabilitäten des besten Paares und des besten Tripels vergleichsweise gering (vgl. auch Tabelle 218). Erwartungsgemäß nimmt die Trainings-Korrektklassifikation mit der Anzahl ausgewählter Items zu.

Vollständige Ergebnisberichte

Tabelle 218. Verschiedene Kennwerte zur Beurteilung der Klassifikations-Güte von Modellen auf Grundlage dreier Bayes-Selektions-Experimente (bestes Item, bestes Paar, bestes Tripel). Geprüft wird die Vorhersage von Muskel-Skelett-Beschwerden (0 = wenige, 1 = viele) nach Selektion von Eigenschaftswörtern der vollständigen EEB als Prädiktoren.

	Experimente zur Vorhersage von Muskel-Skelett-Beschwerden (0 = wenige, 1 = viele), Eigenschaftswörter der vollständigen EEB									
	Bestes Item			Bestes Paar			Bestes Tripel			
<i>Korrektklassifikation gegenüber Konstante</i>										
K_{CV}	.636			.612			.608			
$K_{CV} - K_{Konst}$.136			.112			.108			
$SD[K_{CV} - K_{Konst}]$.019			.019			.020			
95 %-CI[$K_{CV} - K_{Konst}$]	[.099, .174]			[.074, .150]			[.070, .146]			
p [Stichprobe S: $K_{Konst} > K_{CV}$]	< .001			< .001			< .001			
<i>Korrektklassifikation gegenüber Hughes-Schätzung</i>										
K_{Hughes}	.730			.738			.698			
$K_{Hughes} - K_{CV}$.093			.127			.090			
$SD[K_{Hughes} - K_{CV}]$.018			.018			.019			
p [Klassifikator: $K_{Hughes} < K_{CV}$]	< .001			< .001			< .001			
<i>Stabilität der Menge selezierter Eigenschaftswörter</i>										
Stabilität	.800			.178			.178			
<i>Trainings-Test-Drift der Korrektklassifikation</i>										
$K_{Training}$.645			.669			.735			
$ K_{CV} - K_{Training} $.009			.057			.127			
$SD[K_{CV} - K_{Training}]$.019			.019			.019			
p [größere Differenz]	.633			.002			< .001			
<i>Auswertung der Vier-Felder-Tafel</i>										
Cramers ϕ	.273			.225			.216			
$\chi^2(1)$	96,96			65,48			57,76			
$p[\chi^2(1) > \chi^2(1)]$	< .001			< .001			< .001			
Vierfeldertafel		1	0	Σ	1	0	Σ	1	0	Σ
(Zeilen: Messwerte,	1	397	254	651	355	291	646	346	268	614
Spalten: Vorhersage)	0	220	432	652	213	439	652	219	409	628
	Σ	617	686	1303	568	730	1298	565	677	1242

Die beste Cross-Validation-Korrektklassifikation (Anwendung der Vorhersagemodelle auf ungesehene Daten) erzielt das beste Einzelitem. Diese liegt mit .636 etwas niedriger, als die Trainings-Korrektklassifikation (.645) und überzufällig über dem zu erwartenden Ergebnis von .500 bei konstanter Zuordnung. Das wird auch durch die Vierfeldertafel bestätigt. Die

theoretisch bestmögliche Korrektklassifikation wird jedoch um die Differenz .093 signifikant verfehlt (vgl. Tabelle 218).

Tabelle 219. Selegierte Eigenschaftswörter des WSIB bei drei Bayes-Selektions-Experimenten (bestes Item, bestes Paar und bestes Tripel) zur Vorhersage von Muskel-Skelett-Beschwerden (0 = wenige, 1 = viele) und deren Korrektklassifikation (κ) auf Grundlage der Trainingsdaten.

CV-Iteration	Experimente zur Vorhersage von Muskel-Skelett-Beschwerden (0 = wenige, 1 = viele), Eigenschaftswörter des WSIB		
	Bestes Item	Bestes Paar	Bestes Tripel
0	4	4, 23	4, 11, 23
	K _{Training} .646	.669	.731
1	4	4, 23	4, 11, 23
	K _{Training} .639	.662	.721
2	4	4, 23	4, 11, 23
	K _{Training} .652	.672	.728
3	4	4, 23	4, 11, 23
	K _{Training} .655	.667	.724
4	4	4, 23	4, 11, 23
	K _{Training} .641	.669	.723
5	4	4, 23	4, 11, 23
	K _{Training} .647	.668	.722
6	4	4, 23	4, 11, 23
	K _{Training} .647	.669	.719
7	10	4, 11	4, 11, 23
	K _{Training} .643	.663	.727
8	4	4, 23	4, 11, 23
	K _{Training} .637	.660	.720
9	4	4, 23	4, 11, 23
	K _{Training} .644	.669	.728

Stehen nur die Items des WSIB für die Selektion zur Verfügung, so werden nun bei den kombinatorischen Experimenten neben dem Item 4 („körperlich verspannt“) auch die Items 11 („energiegeladen“) und 23 („einflussreich“) besonders häufig zur Vorhersage von unspezifischen Beschwerden ausgewählt (vgl. Tabelle 219). Die Rangfolge der Item-Kombinationen bezüglich der Trainings-Korrektklassifikation entspricht jener bei Verwendung der vollständigen EEB. Die Stabilität der ausgewählten Item-Kombinationen nimmt im Vergleich zur Auswahl aus der vollständigen EEB in allen Experimenten zu (Tabelle 220).

Vollständige Ergebnisberichte

Tabelle 220. Verschiedene Kennwerte zur Beurteilung der Klassifikations-Güte von Modellen auf Grundlage dreier Bayes-Selektions-Experimente (bestes Item, bestes Paar, bestes Tripel). Geprüft wird die Vorhersage von Muskel-Skelett-Beschwerden (0 = wenige, 1 = viele) nach Selektion von Eigenschaftswörtern des WSIB als Prädiktoren.

	Experimente zur Vorhersage von Muskel-Skelett-Beschwerden (0 = wenige, 1 = viele), Eigenschaftswörter des WSIB									
	Bestes Item			Bestes Paar			Bestes Tripel			
<i>Korrektklassifikation gegenüber Konstante</i>										
K_{CV}	.636			.635			.626			
$K_{CV} - K_{Konst}$.136			.135			.126			
$SD[K_{CV} - K_{Konst}]$.019			.019			.019			
95 %-CI[$K_{CV} - K_{Konst}$]	[.098, .173]			[.097, .173]			[.088, .165]			
p [Stichprobe S: $K_{Konst} > K_{CV}$]	< .001			< .001			< .001			
<i>Korrektklassifikation gegenüber Hughes-Schätzung</i>										
K_{Hughes}	.730			.738			.698			
$K_{Hughes} - K_{CV}$.094			.103			.071			
$SD[K_{Hughes} - K_{CV}]$.018			.018			.019			
p [Klassifikator: $K_{Hughes} < K_{CV}$]	< .001			< .001			< .001			
<i>Stabilität der Menge selezierter Eigenschaftswörter</i>										
Stabilität	.800			.800			1.000			
<i>Trainings-Test-Drift der Korrektklassifikation</i>										
$K_{Training}$.645			.667			.724			
$ K_{CV} - K_{Training} $.009			.032			.098			
$SD[K_{CV} - K_{Training}]$.019			.019			.019			
p [größere Differenz]	.615			.091			< .001			
<i>Auswertung der Vier-Felder-Tafel</i>										
Cramers ϕ	.272			.271			.253			
$\chi^2(1)$	96,38			95,22			79,71			
$p[\chi^2(1) > \chi^2(1)]$	< .001			< .001			< .001			
Vierfeldertafel		1	0	Σ	1	0	Σ	1	0	Σ
(Zeilen: Messwerte,	1	397	255	652	391	258	649	361	257	618
Spalten: Vorhersage)	0	220	432	652	216	434	650	207	417	624
	Σ	617	687	1304	607	692	1299	568	674	1242

Wie schon bei der Auswahl aus der vollständigen EEB weist auch jetzt (WSIB) das beste Einzelitem die beste Cross-Validation-Korrektklassifikation auf. Da es sich in beiden Fällen um das Item 4 („körperlich verspannt“) handelt, sind die Evaluations-Ergebnisse identisch (Tabelle 220).

Vollständige Ergebnisberichte

Tabelle 221. Selegierte Eigenschaftswörter der vollständigen EEB bei drei Selektions-Experimenten (Binärlogistische Regression, Sequential Forward Floating Selection [BLR/SFS], Bayes-Klassifikation, SFS [Bayes/SFS] und Bayes-Klassifikation, Sequential Forward Floating Selection [Bayes/SFFS]) zur Vorhersage von Muskel-Skelett-Beschwerden (0 = wenige, 1 = viele) und deren Korrektklassifikation (κ) auf Grundlage der Trainingsdaten.

CV-Iteration	Experimente zur Vorhersage von Muskel-Skelett-Beschwerden (0 = wenige, 1 = viele), Eigenschaftswörter der vollständigen EEB		
	BLR/SFS	Bayes/SFS	Bayes/SFFS
0	4, 10, 18, 22, 23	3, 4, 9, 10, 18, 22, 23	10
κ_{Training}	.683	.721	.631
1	4	4, 9, 10, 18, 22, 23	10, 18, 22
κ_{Training}	.651	.703	.646
2	3, 4, 6, 10, 18, 22	4, 10, 18, 22, 23	4
κ_{Training}	.681	.684	.643
3	3, 4, 10, 18, 22	4	4
κ_{Training}	.679	.643	.643
4	1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 12, 13, 14, 15, 16, 17, 18, 19, 21, 22, 23, 24, 25	4, 10, 18, 22	9, 10, 18, 22
κ_{Training}	.688	.672	.658
5	4	4	10, 18
κ_{Training}	.645	.645	.645
6	4, 10, 18, 22, 23	4, 9, 10, 18, 22, 23	9, 10, 11, 14, 18, 22
κ_{Training}	.685	.700	.681
7	1, 2, 3, 4, 6, 8, 10, 11, 13, 15, 16, 17, 19, 21, 22, 24, 25	3, 4, 10, 22	4
κ_{Training}	.698	.677	.649
8	4, 10, 18, 22, 23	4, 10, 18, 22, 23	10
κ_{Training}	.684	.691	.636
9	4, 10, 18, 22, 23	4	4
κ_{Training}	.676	.643	.643

Werden Experimente zur heuristischen Selektion von Items aus der vollständigen EEB durchgeführt (Sequential Forward Selection [SFS], Sequential Forward Floating Selection [SFFS]), so kommt es insbesondere bei binärlogistischer Regression, aber auch bei Bayes-Klassifikation zu hohen Variabilitäten bei der Item-Auswahl. Dieses Ergebnis macht sich auch in vergleichsweise geringen Stabilitäten bemerkbar. Im Vordergrund steht jedoch weiterhin Item 4 („körperlich verspannt“), das häufig in Kombination mit anderen Items oder als Einzelitem gewählt wird (Tabelle 221 und Tabelle 222). Auf Grund der Trainings-

Korrektklassifikationen lässt sich kein Algorithmus als überlegen identifizieren, wenngleich auffällt, dass Bayes-Klassifikation (SFFS) die schlechtesten Resultate erzielt (Tabelle 221 und Tabelle 222).

Tabelle 222. Verschiedene Kennwerte zur Beurteilung der Klassifikations-Güte von Modellen auf Grundlage dreier Selektions-Experimente (Binärlogistische Regression, Sequential Forward Floating Selection [BLR/SFS], Bayes-Klassifikation, SFS [Bayes/SFS] und Bayes-Klassifikation, Sequential Forward Floating Selection [Bayes/SFFS]). Geprüft wird die Vorhersage von Muskel-Skelett-Beschwerden (0 = wenige, 1 = viele) nach Selektion von Eigenschaftswörtern der vollständigen EEB als Prädiktoren.

	Experimente zur Vorhersage von Muskel-Skelett-Beschwerden (0 = wenige, 1 = viele), Eigenschaftswörter der vollständigen EEB									
	BLR/SFS			Bayes/SFS			Bayes/SFFS			
<i>Korrektklassifikation gegenüber Konstante</i>										
K _{CV}	.672			.684			.675			
K _{CV} - K _{Konst}	.171			.183			.175			
SD[K _{CV} - K _{Konst}]	.019			.019			.019			
95 %-CI[K _{CV} - K _{Konst}]	[.134, .208]			[.146, .220]			[.138, .212]			
p[Stichprobe S: K _{Konst} > K _{CV}]	< .001			< .001			< .001			
<i>Stabilität der Menge selezierter Eigenschaftswörter</i>										
Stabilität	.156			.111			.156			
<i>Trainings-Test-Drift der Korrektklassifikation</i>										
K _{Training}	.677			.678			.648			
K _{CV} - K _{Training}	.005			.006			.028			
SD[K _{CV} - K _{Training}]	.018			.018			.019			
p[größere Differenz]	.773			.744			.134			
<i>Auswertung der Vier-Felder-Tafel</i>										
Cramers ϕ	.343			.371			.353			
$\chi^2(1)$	153,74			179,05			162,35			
p[$\chi^2(1) > \chi^2(1)$]	< .001			< .001			< .001			
Vierfeldertafel		1	0	Σ	1	0	Σ	1	0	Σ
(Zeilen: Messwerte,	1	420	231	651	421	229	650	411	239	650
Spalten: Vorhersage)	0	197	455	652	181	470	651	183	469	652
	Σ	617	686	1303	602	699	1301	594	708	1302

Trotz der geringsten Stabilität führt Bayes-Klassifikation (SFS) sowohl zur besten Cross-Validation-Korrektklassifikation als auch zur besten Trainings-Korrektklassifikation. Letztere wird durch die Cross-Validation-Korrektklassifikation übertroffen, wenn auch nicht signifikant. Binärlogistische Regression führt zum schlechtesten Ergebnis. Dieses ist jedoch vergleichbar mit jenem, das bei Bayes-Klassifikation (SFFS) erzielt wird.

Vollständige Ergebnisberichte

Tabelle 223. Selegierte Eigenschaftswörter des WSIB bei drei Selektions-Experimenten (Binärlogistische Regression, Sequential Forward Floating Selection [BLR/SFS], Bayes-Klassifikation, SFS [Bayes/SFS] und Bayes-Klassifikation, Sequential Forward Floating Selection [Bayes/SFFS]) zur Vorhersage von Muskel-Skelett-Beschwerden (0 = wenige, 1 = viele) und deren Korrektklassifikation (κ) auf Grundlage der Trainingsdaten.

CV-Iteration	Experimente zur Vorhersage von Muskel-Skelett-Beschwerden (0 = wenige, 1 = viele), Eigenschaftswörter des WSIB		
	BLR/SFS	Bayes/SFS	Bayes/SFFS
0	4, 10, 23	4, 10, 11, 23	3, 10, 11, 23
K _{Training}	.662	.666	.660
1	4	1, 4, 10, 11, 23	3, 7, 8, 10, 11, 12, 23
K _{Training}	.651	.677	.682
2	4, 10, 23	4, 10, 23	4
K _{Training}	.666	.666	.643
3	4	4, 10	4
K _{Training}	.643	.644	.643
4	4, 10, 23	4, 10, 11, 23	4
K _{Training}	.665	.668	.644
5	4	4	4
K _{Training}	.645	.645	.645
6	4	3, 4, 10, 11, 23	10
K _{Training}	.645	.677	.634
7	4, 10, 23	4, 10, 23	1, 3, 10, 23
K _{Training}	.666	.666	.662
8	4	1, 3, 4, 7, 10, 11, 23	3, 10, 11, 23
K _{Training}	.647	.706	.661
9	4, 10, 23	4, 10, 23	4
K _{Training}	.665	.665	.643

Werden die auswählbaren Items auf das WSIB eingeschränkt, verringert sich im Falle von unspezifischen Beschwerden die Anzahl ausgewählter Items entsprechend. Auch hier (WSIB) steht jedoch das Item 4 („körperlich verspannt“) im Vordergrund und wird häufig als Einzelitem ausgewählt. Die Trainings-Korrektklassifikationen sind vergleichbar mit denen bei Zugrundelegung der vollständigen EEB. Hinsichtlich der Trainings-Korrektklassifikationen hebt sich keines der eingesetzten Algorithmen besonders hervor (Tabelle 223 und Tabelle 224).

Vollständige Ergebnisberichte

Tabelle 224. Verschiedene Kennwerte zur Beurteilung der Klassifikations-Güte von Modellen auf Grundlage dreier Selektions-Experimente (Binärlogistische Regression, Sequential Forward Floating Selection [BLR/SFS], Bayes-Klassifikation, SFS [Bayes/SFS] und Bayes-Klassifikation, Sequential Forward Floating Selection [Bayes/SFFS]). Geprüft wird die Vorhersage von Muskel-Skelett-Beschwerden (0 = wenige, 1 = viele) nach Selektion von Eigenschaftswörtern des WSIB als Prädiktoren.

	Experimente zur Vorhersage von Muskel-Skelett-Beschwerden (0 = wenige, 1 = viele), Eigenschaftswörter des WSIB									
	BLR/SFS			Bayes/SFS			Bayes/SFFS			
<i>Korrektklassifikation gegenüber Konstante</i>										
K_{CV}	.664			.679			.678			
$K_{CV} - K_{Konst}$.163			.179			.177			
$SD[K_{CV} - K_{Konst}]$.019			.019			.019			
95 %-CI[$K_{CV} - K_{Konst}$]	[.126, .201]			[.142, .216]			[.140, .214]			
p [Stichprobe S: $K_{Konst} > K_{CV}$]	< .001			< .001			< .001			
<i>Stabilität der Menge selezierter Eigenschaftswörter</i>										
Stabilität	.444			.089			.244			
<i>Trainings-Test-Drift der Korrektklassifikation</i>										
$K_{Training}$.655			.668			.652			
$ K_{CV} - K_{Training} $.009			.012			.026			
$SD[K_{CV} - K_{Training}]$.019			.018			.018			
p [größere Differenz]	.646			.531			.158			
<i>Auswertung der Vier-Felder-Tafel</i>										
Cramers ϕ	.328			.360			.357			
$\chi^2(1)$	140,60			168,96			166,08			
$p[\chi^2(1) > \chi^2(1)]$	< .001			< .001			< .001			
Vierfeldertafel		1	0	Σ	1	0	Σ	1	0	Σ
(Zeilen: Messwerte,	1	409	242	651	421	229	650	422	229	651
Spalten: Vorhersage)	0	196	456	652	188	464	652	190	461	651
	Σ	605	698	1303	609	693	1302	612	690	1302

Bezüglich der Cross-Validation-Korrektklassifikation zeigt sich, dass Bayes-Klassifikation etwas bessere Ergebnisse erzielt, als binärlogistische Regression. Beide Varianten (SFS und SFFS) weisen mit einer Cross-Validation-Korrektklassifikation von .679 bzw. .678 nahezu identische Werte auf. Die Trainings-Korrektklassifikation wird bei beiden Varianten (nicht signifikant) überschritten. Auf Grundlage der Kennwerte in Tabelle 224 lässt sich keine der beiden Selektions-Verfahren bei Bayes-Klassifikation als eindeutig überlegen auszeichnen.

Vollständige Ergebnisberichte

Tabelle 225. Bootstrap-Experimente zur Auswahl geeigneter Bayes-Klassifikatoren. Es wurden je Item-Set 1000 Experimente mit Zufallsstichproben vom Umfang $N = 100$ durchgeführt. Die Modelle dienen zur Vorhersage von Muskel-Skelett-Beschwerden (0 = wenige, 1 = viele). Fett markiert ist das geeignetste Item-Set aus der vollständigen EEB sowie aus dem Screening (WSIB).

Items	$K_{\text{Bootstrap}}$	$SD[K_{\text{Bootstrap}}]$	$K_{\text{Hughes}} - K_{\text{Bootstrap}}$	EEB	WSIB
3, 4, 9, 10, 18, 22, 23	.902	.030	-.152	SFS	
4, 9, 10, 18, 22, 23	.869	.033	-.119	SFS	
4, 10, 18, 22, 23	.787	.041	-.037	SFS	
4	.645	.049	.105	SFS, SFFS, S	SFS, SFFS, S
4, 10, 18, 22	.731	.045	.019	SFS	
3, 4, 10, 22	.745	.044	.005	SFS	
10	.639	.047	.111	SFFS, S	SFFS, S
10, 18, 22	.676	.047	.074	SFFS	
9, 10, 18, 22	.740	.044	.010	SFFS	
10, 18	.651	.048	.099	SFFS	
9, 10, 11, 14, 18, 22	.862	.034	-.112	SFFS	
4, 23	.665	.047	.085	P	P
4, 22	.662	.046	.088	P	
4, 17	.665	.049	.085	P	
4, 9	.662	.047	.088	P	
4, 9, 11	.728	.046	.022	T	
4, 17, 20	.727	.046	.023	T	
4, 9, 15	.723	.044	.027	T	
4, 14, 20	.728	.045	.022	T	
4, 9, 19	.726	.046	.024	T	
4, 10, 11, 23	.779	.041	-.029		SFS
1, 4, 10, 11, 23	.868	.034	-.118		SFS
4, 10, 23	.700	.047	.050		SFS
4, 10	.657	.047	.093		SFS
3, 4, 10, 11, 23	.849	.035	-.099		SFS
1, 3, 4, 7, 10, 11, 23	.945	.023	-.195		SFS
3, 10, 11, 23	.748	.044	.002		SFFS
3, 7, 8, 10, 11, 12, 23	.916	.027	-.166		SFFS
1, 3, 10, 23	.740	.045	.010		SFFS
4, 11	.662	.046	.088		P
4, 11, 23	.721	.043	.029		T

Anmerkungen: $K_{\text{Bootstrap}}$ = Bootstrap-Korrektklassifikation, $K_{\text{Hughes}} = .750$ = Hughes-Schätzung für einen optimalen Klassifikator, S = bestes Einzel-Item, P = bestes Item-Paar, T = bestes Item-Tripel, SFS = Sequential Forward Selection, SFFS = Sequential Forward Floating Selection

Vollständige Ergebnisberichte

Tabelle 226. Evaluations-Kennwerte des besten Item-Sets zur personenbezogenen Vorhersage von Muskel-Skelett-Beschwerden (0 = wenige, 1 = viele) mittels Items aus der vollständigen EEB sowie des WSIB.

EEB und WSIB																	
Items	nervös körperlich unwohl energiegeladen einflussreich																
<i>Bootstrap-Korrektklassifikation</i>																	
K _{Bootstrap}	.748																
SD[K _{Bootstrap}]	.044																
95 %-CI[K _{Bootstrap}]	[.662, .835]																
<i>Vergleich mit optimaler Korrektklassifikation</i> K _{Hughes} = .75 nach Hughes																	
K _{Hughes} - K _{Bootstrap}	.002																
SD[K _{Hughes} - K _{Bootstrap}]	.044																
95 %-CI[K _{Hughes} - K _{Bootstrap}]	[-.085, .088]																
ρ [K _{Hughes} < K _{Bootstrap}]	.485																
<i>Auswertung der Vier-Felder-Tafel</i>																	
Cramers ϕ	.509																
$\chi^2(1)$	25910,88																
$\rho[\chi^2(1) > \chi^2(1)]$	< .001																
Vierfeldertafel	<table border="1" style="width: 100%; border-collapse: collapse;"> <thead> <tr> <th></th> <th style="width: 25%; text-align: center;">1</th> <th style="width: 25%; text-align: center;">0</th> <th style="width: 25%; text-align: center;">Σ</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td style="width: 25%;">(Zeilen: Messwerte,</td> <td style="text-align: center;">31850</td> <td style="text-align: center;">18089</td> <td style="text-align: center;">49939</td> </tr> <tr> <td style="width: 25%;">Spalten: Vorhersage)</td> <td style="text-align: center;">7078</td> <td style="text-align: center;">42983</td> <td style="text-align: center;">50061</td> </tr> <tr> <td></td> <td style="text-align: center;">38928</td> <td style="text-align: center;">61072</td> <td style="text-align: center;">100000</td> </tr> </tbody> </table>		1	0	Σ	(Zeilen: Messwerte,	31850	18089	49939	Spalten: Vorhersage)	7078	42983	50061		38928	61072	100000
	1	0	Σ														
(Zeilen: Messwerte,	31850	18089	49939														
Spalten: Vorhersage)	7078	42983	50061														
	38928	61072	100000														
Korrekturfaktor	<table border="1" style="width: 100%; border-collapse: collapse;"> <thead> <tr> <th style="width: 25%;"></th> <th style="width: 25%; text-align: center;">1</th> <th style="width: 25%; text-align: center;">0</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td style="width: 25%;">c</td> <td style="text-align: center;">1,283</td> <td style="text-align: center;">0,820</td> </tr> </tbody> </table>		1	0	c	1,283	0,820										
	1	0															
c	1,283	0,820															

Bei Bootstrap-Experimenten zur Vorhersage von unspezifischen Beschwerden wird sowohl für die vollständige EEB als auch das WSIB dieselbe Item-Kombination (3: „nervös“, 10: „körperlich unwohl“, 11: „energiegeladen“, 23: „einflussreich“) ausgewählt. Diese Item-Kombination erzielt eine Bootstrap-Korrektklassifikation von .748. Sie liegt damit knapp unterhalb der theoretisch bestmöglichen Korrektklassifikation nach Hughes (1968) (Tabelle 225 und Tabelle 226). Der mittlere Fehler bei der Vorhersage der Wahrscheinlichkeit von Klasse 1 liegt im Promillebereich. Das 99,8 %-Konfidenzintervall für diese Vorhersage umfasst einen Bereich von etwa 35 %. Der mittlere Fehler bei der Vorhersage von Erwartungswerten ist nahe Null. Hier umfasst das 99,8 %-Konfidenzintervall einen Bereich von etwa 0,7 Skalenpunkten. Dies entspricht etwa 18 % der Gesamtskala, die von 0 bis 4 reicht. Werden Vorhersagen von unspezifischen Beschwerden bei Bootstrap-Experimenten für 1000 zufällige Stichproben mit einem Umfang von je 100 Instanzen durchgeführt, so kann mit einer

Vollständige Ergebnisberichte

Wahrscheinlichkeit von .692 korrekt vorhergesagt werden, ob diese über- oder unterdurchschnittlich häufig für eine Stichprobe auftreten (Tabelle 227).

Tabelle 227. Evaluative Kennwerte des besten Item-Sets zur stichprobenbezogenen Vorhersage von Muskel-Skelett-Beschwerden (0 = wenige, 1 = viele) mittels Items aus der vollständigen EEB sowie des WSIB. Mittels Bootstrapping wurden 1000 Stichproben des Umfangs $N = 100$ gezogen. Dargestellt sind die mittleren Vorhersagefehler und ihre Standardabweichungen für die Wahrscheinlichkeit der Klasse 1 sowie für Erwartungswerte. Ausgewertet wurde außerdem die Wahrscheinlichkeit, mit der der Schluss von vorhergesagter Über- oder Unterschreitung der Basisrate (50 %) für die Klasse 1 auf die entsprechende gemessene Über- oder Unterschreitung zulässig ist.

EEB und WSIB																	
Items	nervös körperlich unwohl energiegeladen einflussreich																
<i>Mittlere Vorhersagefehler</i>																	
$\langle \varepsilon(\pi_1) \rangle$	-.001																
$\sigma(\varepsilon(\pi_1))$.055																
$\langle \varepsilon(\mu) \rangle$	-0,002																
$\sigma(\varepsilon(\mu))$	0,108																
<i>Bootstrap-Korrektklassifikation für Stichproben</i>																	
K _{Bootstrap}	.692																
<i>Auswertung der Vier-Felder-Tafel</i>																	
Cramers ϕ	.384																
$\chi^2(1)$	147,51																
$p[\chi^2(1) > \chi^2(1)]$	< .001																
Vierfeldertafel																	
(Zeilen: Messwerte, Spalten: Vorhersage)	<table border="1" style="width: 100%; border-collapse: collapse;"> <thead> <tr> <th></th> <th style="text-align: center;">1</th> <th style="text-align: center;">0</th> <th style="text-align: center;">Σ</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <th style="text-align: center;">1</th> <td style="text-align: center;">374</td> <td style="text-align: center;">173</td> <td style="text-align: center;">547</td> </tr> <tr> <th style="text-align: center;">0</th> <td style="text-align: center;">135</td> <td style="text-align: center;">318</td> <td style="text-align: center;">453</td> </tr> <tr> <th style="text-align: center;">Σ</th> <td style="text-align: center;">509</td> <td style="text-align: center;">491</td> <td style="text-align: center;">1000</td> </tr> </tbody> </table>		1	0	Σ	1	374	173	547	0	135	318	453	Σ	509	491	1000
	1	0	Σ														
1	374	173	547														
0	135	318	453														
Σ	509	491	1000														

A3.17 ABSENTISMUSTAGE

Absentismustage wurden mit dem folgenden Item erhoben: „Wie viele Tage haben Sie in den letzten 12 Monaten auf Grund von Krankheit bei der Arbeit gefehlt?“ Die Befragten konnten die Anzahl der Tage in einem freien Textfeld angeben. In Tabelle 228 sind die deskriptiven Kennwerte dieses Items zusammengefasst.

Tabelle 228. Deskriptiv-statistische Kennwerte der Variablen Absentismustage.

N	Modus	Median	M	SD	Min	Max	μ_0	μ_1
884	0,00	3,00	7,49	16,74	0,00	215,00	0,83	14,19

Während die meisten Befragten angegeben haben, nicht gefehlt zu haben, gab es auch solche, die recht hohen Absentismus, bis hin zu sämtlichen Werktagen im Jahr, angaben. Die Stichprobe mit gültigen Angaben bei diesem Item wurde für die folgenden Analysen am Median mit drei Absentismustagen in die Kategorien 0 = „wenige“ und 1 = „viele“ unterteilt. In Tabelle 229 sind jedoch zunächst die Korrelationen (Spearman ρ) zwischen den Items der EEB und den Rohwerten für Absentismustage aufgelistet.

Tabelle 229. Korrelationen (Spearman ρ) der Variablen Absentismustage mit den einzelnen Items der EEB.

Nr.	EEB-Item	ρ	Nr.	EEB-Item	ρ	Nr.	EEB-Item	ρ
1	konzentriert ^(a)	-.046	2	aggressiv	.001	3	nervös ^(a)	.051
4	körperlich verspannt ^(a)	.229*	5	selbstsicher	.009	6	zornig	.065
7	aufmerksam ^(a)	-.011	8	leistungsbereit ^(a)	-.067	9	entspannt	.111
10	körperlich unwohl ^(a)	.212*	11	energiegeladen ^(a)	-.099	12	aufgeregt ^(a)	.038
13	gelangweilt	.037	14	beschwingt	-.053	15	fröhlich	-.082
16	ärgerlich	.093	17	zufrieden	-.119*	18	ängstlich	.117*
19	lustig	-.006	20	leicht	.060	21	deprimiert	.171*
22	bedrückt	.207*	23	einflussreich ^(a)	-.080	24	vergnügt	-.053
25	betrübt	.177*						

^(a)Dieses Item gehört auch zum WSIB; * $p < .001$

Erwartungsgemäß korrelieren die beiden Items „körperlich verspannt“ und „körperlich unwohl“ am stärksten positiv mit den angegebenen Absentismustagen. Diese beiden Items werden gefolgt von den Items „bedrückt“ und „betrübt“, welche als Facetten von Depressivität interpretiert werden können. Die stärkste negative Korrelation besteht zwischen Absentismustagen und dem EEB-Item „zufrieden“. Sämtliche Korrelationen kommen jedoch nicht über einen schwachen Effekt ($.1 \leq |\rho| < .3$) hinaus.

Vollständige Ergebnisberichte

Tabelle 230. Selegierte Eigenschaftswörter der vollständigen EEB bei drei Bayes-Selektions-Experimenten (bestes Item, bestes Paar und bestes Tripel) zur Vorhersage von Absentismustagen (0 = wenige, 1 = viele) und deren Korrektklassifikation (κ) auf Grundlage der Trainingsdaten.

CV-Iteration	Experimente zur Vorhersage von Absentismustagen (0 = wenige, 1 = viele), Eigenschaftswörter der vollständigen EEB		
	Bestes Item	Bestes Paar	Bestes Tripel
0	4	4, 11	4, 5, 17
	κ_{Training} .599	.650	.727
1	4	4, 11	4, 11, 19
	κ_{Training} .597	.648	.728
2	4	4, 11	4, 5, 19
	κ_{Training} .599	.638	.721
3	4	4, 11	4, 11, 15
	κ_{Training} .592	.642	.719
4	4	4, 11	4, 11, 15
	κ_{Training} .601	.646	.725
5	4	4, 11	4, 11, 15
	κ_{Training} .601	.646	.720
6	4	4, 11	4, 11, 15
	κ_{Training} .595	.642	.725
7	4	4, 11	4, 11, 15
	κ_{Training} .601	.652	.725
8	4	4, 11	4, 11, 15
	κ_{Training} .597	.641	.722
9	22	4, 11	4, 11, 15
	κ_{Training} .595	.642	.725

Stehen sämtliche EEB-Items zur Selektion zur Verfügung, so werden bei den kombinatorischen Experimenten (Bestes Einzelitem, Bestes Paar und Bestes Tripel) die Items 4 („körperlich verspannt“), 11 („energiegeladen“) und 15 („fröhlich“) besonders häufig als Prädiktoren aufgenommen (vgl. Tabelle 230). Über die einzelnen Cross-Validation-Iterationen zeigt sich für alle drei kombinatorischen Experimente eine hohe Stabilität. D. h. die ausgewählten Prädiktoren sind für die verschiedenen Iterationen weitgehend identisch, für das beste Paar sogar durchgehend (vgl. auch Tabelle 231). Erwartungsgemäß steigt die Trainings-Korrektklassifikation mit zunehmender Anzahl ausgewählter Items.

Vollständige Ergebnisberichte

Tabelle 231. Verschiedene Kennwerte zur Beurteilung der Klassifikations-Güte von Modellen auf Grundlage dreier Bayes-Selektions-Experimente (bestes Item, bestes Paar, bestes Tripel). Geprüft wird die Vorhersage von Absentismustagen (0 = wenige, 1 = viele) nach Selektion von Eigenschaftswörtern der vollständigen EEB als Prädiktoren.

		Experimente zur Vorhersage von Absentismustagen (0 = wenige, 1 = viele), Eigenschaftswörter der vollständigen EEB									
		Bestes Item			Bestes Paar			Bestes Tripel			
		<i>Korrektklassifikation gegenüber Konstante</i>									
K _{CV}		.583			.604			.564			
K _{CV} - K _{Konst}		.083			.104			.064			
SD[K _{CV} - K _{Konst}]		.024			.024			.024			
95 %-CI[K _{CV} - K _{Konst}]		[.036, .129]			[.058, .150]			[.016, .111]			
p[Stichprobe S: K _{Konst} > K _{CV}]		< .001			< .001			.004			
		<i>Korrektklassifikation gegenüber Hughes-Schätzung</i>									
K _{Hughes}		.729			.734			.680			
K _{Hughes} - K _{CV}		.146			.131			.116			
SD[K _{Hughes} - K _{CV}]		.022			.022			.023			
p[Klassifikator: K _{Hughes} < K _{CV}]		< .001			< .001			< .001			
		<i>Stabilität der Menge selezierter Eigenschaftswörter</i>									
Stabilität		.800			1.000			.467			
		<i>Trainings-Test-Drift der Korrektklassifikation</i>									
K _{Training}		.598			.645			.724			
K _{CV} - K _{Training}		.015			.041			.160			
SD[K _{CV} - K _{Training}]		.023			.023			.023			
p[größere Differenz]		.519			.078			< .001			
		<i>Auswertung der Vier-Felder-Tafel</i>									
Cramers ϕ		.176			.214			.125			
$\chi^2(1)$		27,30			40,33			12,58			
p[$\chi^2(1) > \chi^2(1)$]		< .001			< .001			< .001			
Vierfeldertafel			1	0	Σ	1	0	Σ	1	0	Σ
(Zeilen: Messwerte,	1		182	260	442	209	230	439	172	223	395
Spalten: Vorhersage)	0		109	333	442	119	323	442	131	285	416
	Σ		291	593	884	328	553	881	303	508	811

Die beste Cross-Validation-Korrektklassifikation (Anwendung der Vorhersagemodelle auf ungesehene Daten) erzielt das beste Paar. Diese liegt mit .604 überzufällig über dem zu erwartenden Zufallsergebnis (.500) bei konstanter Zuordnung. Das wird auch durch die Vierfeldertafel bestätigt. Die theoretisch bestmögliche Korrektklassifikation wird jedoch um die Differenz .131 signifikant verfehlt. Mit einer Differenz von .041 liegt sie auch unterhalb der

Trainings-Korrektklassifikation. Dieser Unterschied ist jedoch nicht statistisch bedeutsam (vgl. Tabelle 231).

Tabelle 232. Selegierte Eigenschaftswörter des WSIB bei drei Bayes-Selektions-Experimenten (bestes Item, bestes Paar und bestes Tripel) zur Vorhersage von Absentismustagen (0 = wenige, 1 = viele) und deren Korrektklassifikation (κ) auf Grundlage der Trainingsdaten.

CV-Iteration	Experimente zur Vorhersage von Absentismustagen (0 = wenige, 1 = viele), Eigenschaftswörter des WSIB		
	Bestes Item	Bestes Paar	Bestes Tripel
0	4	4, 11	4, 11, 23
	K _{Training} .599	.650	.711
1	4	4, 11	4, 11, 23
	K _{Training} .597	.648	.716
2	4	4, 11	4, 11, 23
	K _{Training} .599	.638	.704
3	4	4, 11	4, 11, 23
	K _{Training} .592	.642	.709
4	4	4, 11	4, 11, 23
	K _{Training} .601	.646	.714
5	4	4, 11	4, 11, 23
	K _{Training} .601	.646	.709
6	4	4, 11	4, 11, 23
	K _{Training} .595	.642	.715
7	4	4, 11	4, 11, 23
	K _{Training} .601	.652	.722
8	4	4, 11	4, 11, 23
	K _{Training} .597	.641	.712
9	4	4, 11	4, 11, 23
	K _{Training} .594	.642	.710

Stehen nur die Items des WSIB für die Selektion zur Verfügung, so wird nun bei den kombinatorischen Experimenten statt des Items 15 das Item 23 („einflussreich“) bevorzugt zur Vorhersage von Absentismustagen ausgewählt (vgl. Tabelle 232). Die Rangfolge der Item-Kombinationen bezüglich der Trainings-Korrektklassifikation entspricht jener bei Verwendung der vollständigen EEB. Die je Experiment ausgewählten Item-Kombinationen sind über alle Cross-Validation-Iterationen identisch. D. h. es wird maximale Stabilität erreicht (Tabelle 233).

Vollständige Ergebnisberichte

Tabelle 233. Verschiedene Kennwerte zur Beurteilung der Klassifikations-Güte von Modellen auf Grundlage dreier Bayes-Selektions-Experimente (bestes Item, bestes Paar, bestes Tripel). Geprüft wird die Vorhersage von Absentismustagen (0 = wenige, 1 = viele) nach Selektion von Eigenschaftswörtern des WSIB als Prädiktoren.

		Experimente zur Vorhersage von Absentismustagen (0 = wenige, 1 = viele), Eigenschaftswörter des WSIB									
		Bestes Item			Bestes Paar			Bestes Tripel			
		<i>Korrektklassifikation gegenüber Konstante</i>									
K_{CV}		.589			.604			.552			
$K_{CV} - K_{Konst}$.089			.104			.052			
$SD[K_{CV} - K_{Konst}]$.024			.024			.024			
95 %-CI [$K_{CV} - K_{Konst}$]		[.043, .136]			[.058, .150]			[.004, .099]			
p [Stichprobe S: $K_{Konst} > K_{CV}$]		< .001			< .001			.016			
		<i>Korrektklassifikation gegenüber Hughes-Schätzung</i>									
K_{Hughes}		.729			.734			.680			
$K_{Hughes} - K_{CV}$.140			.131			.128			
$SD[K_{Hughes} - K_{CV}]$.022			.022			.023			
p [Klassifikator: $K_{Hughes} < K_{CV}$]		< .001			< .001			< .001			
		<i>Stabilität der Menge selezierter Eigenschaftswörter</i>									
Stabilität		1.000			1.000			1.000			
		<i>Trainings-Test-Drift der Korrektklassifikation</i>									
$K_{Training}$.598			.645			.712			
$ K_{CV} - K_{Training} $.008			.041			.160			
$SD[K_{CV} - K_{Training}]$.023			.023			.023			
p [größere Differenz]		.727			.078			< .001			
		<i>Auswertung der Vier-Felder-Tafel</i>									
Cramers ϕ		.191			.214			.104			
$\chi^2(1)$		32,20			40,33			8,88			
$p[\chi^2(1) > \chi^2(1)]$		< .001			< .001			.003			
Vierfeldertafel			1	0	Σ	1	0	Σ	1	0	Σ
(Zeilen: Messwerte,	1		183	259	442	209	230	439	183	224	407
Spalten: Vorhersage)	0		104	338	442	119	323	442	144	270	414
	Σ		287	597	884	328	553	881	327	494	821

Auch für das WSIB weist das beste Paar die höchste Cross-Validation-Korrektklassifikation auf. Da die ausgewählten Prädiktoren aus dem WSIB weitgehend jenen aus der vollständigen EEB entsprechen, lassen sich die Evaluations-Kennwerte analog interpretieren (vgl. Tabelle 233).

Vollständige Ergebnisberichte

Tabelle 234. Selegierte Eigenschaftswörter der vollständigen EEB bei drei Selektions-Experimenten (Binärlogistische Regression, Sequential Forward Floating Selection [BLR/SFS], Bayes-Klassifikation, SFS [Bayes/SFS] und Bayes-Klassifikation, Sequential Forward Floating Selection [Bayes/SFFS]) zur Vorhersage von Absentismustagen (0 = wenige, 1 = viele) und deren Korrektklassifikation (κ) auf Grundlage der Trainingsdaten.

CV-Iteration	Experimente zur Vorhersage von Absentismustagen (0 = wenige, 1 = viele), Eigenschaftswörter der vollständigen EEB		
	BLR/SFS	Bayes/SFS	Bayes/SFFS
0	4, 11, 17	4, 11, 17	4
κ_{Training}	.631	.631	.592
1	4, 11, 17	4, 11, 17	11, 22
κ_{Training}	.631	.631	.603
2	4, 11, 17	2, 3, 4, 11, 17, 19, 22	4
κ_{Training}	.635	.711	.594
3	1, 2, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14, 15, 16, 17, 18, 19, 20, 21, 22, 23, 24	4	4
κ_{Training}	.643	.596	.596
4	4, 11, 17	4, 11, 17	3, 9, 10, 11, 13, 22
κ_{Training}	.641	.641	.662
5	4, 11, 22	4, 11, 22	4, 10, 11, 17
κ_{Training}	.634	.637	.643
6	4, 5, 8, 14, 17	4, 17	22
κ_{Training}	.639	.624	.599
7	4, 5, 6, 8, 14	4, 17	1, 5, 9, 11, 14, 22
κ_{Training}	.628	.614	.662
8	4, 11, 17	4, 10, 11, 16, 17, 23	11, 22
κ_{Training}	.637	.678	.602
9	4, 11, 22	3, 4, 11, 17, 22	4, 17
κ_{Training}	.627	.658	.614

Werden Experimente zur heuristischen Selektion von Items aus der vollständigen EEB durchgeführt (Sequential Forward Selection [SFS], Sequential Forward Floating Selection [SFFS]), so nimmt die Stabilität gegenüber kombinatorischen Verfahren stark ab (Tabelle 234 und Tabelle 235). Gelegentlich werden fünf oder mehr EEB-Items, manchmal jedoch auch nur ein EEB-Item ausgewählt. Statt des Items 15 (s. o.) wird nun das Item 17 („zufrieden“) besonders häufig in die Auswahl einbezogen. Auf Grund der Trainings-Korrektklassifikationen lässt sich kein Algorithmus als überlegen identifizieren (Tabelle 234 und Tabelle 235).

Vollständige Ergebnisberichte

Tabelle 235. Verschiedene Kennwerte zur Beurteilung der Klassifikations-Güte von Modellen auf Grundlage dreier Selektions-Experimente (Binärlogistische Regression, Sequential Forward Floating Selection [BLR/SFS], Bayes-Klassifikation, SFS [Bayes/SFS] und Bayes-Klassifikation, Sequential Forward Floating Selection [Bayes/SFFS]). Geprüft wird die Vorhersage von Absentismustagen (0 = wenige, 1 = viele) nach Selektion von Eigenschaftswörtern der vollständigen EEB als Prädiktoren.

	Experimente zur Vorhersage von Absentismustagen (0 = wenige, 1 = viele), Eigenschaftswörter der vollständigen EEB									
	BLR/SFS			Bayes/SFS			Bayes/SFFS			
<i>Korrektklassifikation gegenüber Konstante</i>										
K_{CV}	.640			.645			.649			
$K_{CV} - K_{Konst}$.140			.145			.149			
$SD[K_{CV} - K_{Konst}]$.023			.023			.023			
95 %-CI[$K_{CV} - K_{Konst}$]	[.095, .186]			[.099, .190]			[.104, .195]			
$p[\text{Stichprobe S: } K_{Konst} > K_{CV}]$	< .001			< .001			< .001			
<i>Stabilität der Menge selezierter Eigenschaftswörter</i>										
Stabilität	.244			.089			.089			
<i>Trainings-Test-Drift der Korrektklassifikation</i>										
$K_{Training}$.635			.642			.617			
$ K_{CV} - K_{Training} $.006			.003			.033			
$SD[K_{CV} - K_{Training}]$.023			.023			.023			
$p[\text{größere Differenz}]$.809			.912			.155			
<i>Auswertung der Vier-Felder-Tafel</i>										
Cramers ϕ	.282			.292			.309			
$\chi^2(1)$	70,09			75,62			84,67			
$p[\chi^2(1) > \chi^2(1)]$	< .001			< .001			< .001			
Vierfeldertafel		1	0	Σ	1	0	Σ	1	0	Σ
(Zeilen: Messwerte,	1	264	178	442	254	188	442	229	213	442
Spalten: Vorhersage)	0	140	302	442	126	316	442	97	345	442
	Σ	404	480	884	380	504	884	326	558	884

Auch in Bezug auf die Cross-Validation-Korrektklassifikation und die Vierfeldertafel lässt sich kein Algorithmus als überlegen identifizieren. Gegenüber den kombinatorischen Experimenten sind diese Korrektklassifikationen jedoch etwas höher. Sie übertreffen auch die Trainings-Korrektklassifikationen. Auffällig ist eine Verschiebung hin zur Klasse 0 („wenige Absentismustage“) bei der Vorhersage (Tabelle 235).

Vollständige Ergebnisberichte

Tabelle 236. Selegierte Eigenschaftswörter des WSIB bei drei Selektions-Experimenten (Binärlogistische Regression, Sequential Forward Floating Selection [BLR/SFS], Bayes-Klassifikation, SFS [Bayes/SFS] und Bayes-Klassifikation, Sequential Forward Floating Selection [Bayes/SFFS]) zur Vorhersage von Absentismustagen (0 = wenige, 1 = viele) und deren Korrektklassifikation (κ) auf Grundlage der Trainingsdaten.

CV-Iteration	Experimente zur Vorhersage von Absentismustagen (0 = wenige, 1 = viele), Eigenschaftswörter des WSIB		
	BLR/SFS	Bayes/SFS	Bayes/SFFS
0	4, 8	4, 8	4
K _{Training}	.603	.603	.592
1	4, 8	4, 7, 8, 10	4
K _{Training}	.606	.618	.596
2	1, 3, 4, 7, 8, 10, 12, 23	4	4
K _{Training}	.613	.594	.594
3	1, 3, 4, 8, 10, 12, 23	4, 7, 8, 10	4
K _{Training}	.613	.619	.596
4	4, 8	4, 8	10
K _{Training}	.606	.606	.570
5	4	4	10, 11
K _{Training}	.598	.598	.575
6	4	4	4
K _{Training}	.607	.607	.607
7	4, 8	4, 8	4
K _{Training}	.602	.602	.597
8	4	3, 4, 7, 8, 10, 11, 23	4
K _{Training}	.597	.657	.597
9	4, 8	4, 8	4
K _{Training}	.603	.603	.595

Werden die auswählbaren Items auf das WSIB eingeschränkt, dann sinkt entsprechend die Anzahl ausgewählter Items. Dennoch gibt es auch in diesem Falle eine große Varianz in der Anzahl ausgewählter Items. Die Trainings-Korrektklassifikationen fallen dementsprechend etwas niedriger aus. Für die Kombination des Bayes-Klassifikators mit Sequential Forward Floating Selection finden sich besonders niedrige Trainings-Korrektklassifikationen (Tabelle 236 und Tabelle 237).

Vollständige Ergebnisberichte

Tabelle 237. Verschiedene Kennwerte zur Beurteilung der Klassifikations-Güte von Modellen auf Grundlage dreier Selektions-Experimente (Binärlogistische Regression, Sequential Forward Floating Selection [BLR/SFS], Bayes-Klassifikation, SFS [Bayes/SFS] und Bayes-Klassifikation, Sequential Forward Floating Selection [Bayes/SFFS]). Geprüft wird die Vorhersage von Absentismustagen (0 = wenige, 1 = viele) nach Selektion von Eigenschaftswörtern des WSIB als Prädiktoren.

	Experimente zur Vorhersage von Absentismustagen (0 = wenige, 1 = viele), Eigenschaftswörter des WSIB									
	BLR/SFS			Bayes/SFS			Bayes/SFFS			
<i>Korrektklassifikation gegenüber Konstante</i>										
K_{CV}	.617			.618			.600			
$K_{CV} - K_{Konst}$.117			.118			.100			
$SD[K_{CV} - K_{Konst}]$.023			.023			.024			
95 %-CI[$K_{CV} - K_{Konst}$]	[.071, .162]			[.072, .164]			[.053, .146]			
$p[\text{Stichprobe S: } K_{Konst} > K_{CV}]$	< .001			< .001			< .001			
<i>Stabilität der Menge selezierter Eigenschaftswörter</i>										
Stabilität	.289			.222			.622			
<i>Trainings-Test-Drift der Korrektklassifikation</i>										
$K_{Training}$.605			.610			.592			
$ K_{CV} - K_{Training} $.012			.007			.008			
$SD[K_{CV} - K_{Training}]$.023			.023			.023			
$p[\text{größere Differenz}]$.607			.757			.747			
<i>Auswertung der Vier-Felder-Tafel</i>										
Cramers ϕ	.243			.252			.215			
$\chi^2(1)$	52,18			55,98			40,96			
$p[\chi^2(1) > \chi^2(1)]$	< .001			< .001			< .001			
Vierfeldertafel		1	0	Σ	1	0	Σ	1	0	Σ
(Zeilen: Messwerte,	1	210	232	442	204	238	442	181	261	442
Spalten: Vorhersage)	0	107	335	442	98	342	440	93	349	442
	Σ	317	567	884	302	580	882	274	610	884

Auch für das WSIB übersteigt die Cross-Validation-Korrektklassifikation die Trainings-Korrektklassifikation. Sequential Forward Selection (SFS) führt zu etwas besseren Korrektklassifikationen, als Sequential Forward Floating Selection (SFFS). Hierbei kann nicht entschieden werden, ob binärlogistische Regression oder Bayes-Klassifikation überlegen ist. Die Korrektklassifikationen, die bei der Auswahl aus der vollständigen EEB erreicht wurden, können bei der Zugrundelegung des WSIB nicht wiederholt werden. Dennoch sind auch hier alle Korrektklassifikationen (Training, Cross-Validation, Vierfeldertafel) signifikant besser als bei konstanter Zuordnung (Tabelle 237).

Vollständige Ergebnisberichte

Tabelle 238. Bootstrap-Experimente zur Auswahl geeigneter Bayes-Klassifikatoren. Es wurden je Item-Set 1000 Experimente mit Zufallsstichproben vom Umfang $N = 100$ durchgeführt. Die Modelle dienen zur Vorhersage von Absentismustagen (0 = wenige, 1 = viele). Fett markiert ist das geeignetste Item-Set aus der vollständigen EEB sowie aus dem Screening (WSIB).

Items	$K_{\text{Bootstrap}}$	$SD[K_{\text{Bootstrap}}]$	$K_{\text{Hughes}} - K_{\text{Bootstrap}}$	EEB	WSIB
4, 11, 17	.697	.046	.053	SFS	
2, 3, 4, 11, 17, 19, 22	.953	.021	-.203	SFS	
4	.601	.049	.149	SFS, SFFS, S	SFS, SFFS, S
4, 11, 22	.689	.047	.061	SFS	
4, 17	.636	.049	.114	SFS, SFFS	
4, 10, 11, 16, 17, 23	.916	.028	-.166	SFS	
3, 4, 11, 17, 22	.855	.035	-.105	SFS	
11, 22	.619	.048	.131	SFFS	
3, 9, 10, 11, 13, 22	.821	.037	-.071	SFFS	
4, 10, 11, 17	.768	.043	-.018	SFFS	
22	.592	.049	.158	SFFS, S	
1, 5, 9, 11, 14, 22	.912	.028	-.162	SFFS	
4, 11	.642	.048	.108	P	P
4, 5, 17	.709	.045	.041	T	
4, 11, 19	.709	.045	.041	T	
4, 5, 19	.711	.044	.039	T	
4, 11, 15	.718	.046	.032	T	
4, 8	.611	.049	.139		SFS
4, 7, 8, 10	.716	.046	.034		SFS
3, 4, 7, 8, 10, 11, 23	.956	.020	-.206		SFS
10	.571	.051	.179		SFFS
10, 11	.598	.048	.152		SFFS
4, 11, 23	.706	.046	.044		T

Anmerkungen: $K_{\text{Bootstrap}}$ = Bootstrap-Korrektklassifikation, $K_{\text{Hughes}} = .750$ = Hughes-Schätzung für einen optimalen Klassifikator, S = bestes Einzel-Item, P = bestes Item-Paar, T = bestes Item-Tripel, SFS = Sequential Forward Selection, SFFS = Sequential Forward Floating Selection

In Tabelle 238 sind die Ergebnisse von Bootstrap-Experimenten für alle Vorhersage-Modelle (Bayes-Klassifikation) zur Vorhersage von Absentismustagen zusammengefasst. Erwartungsgemäß erzielen Modelle mit steigender Anzahl ausgewählter Items tendenziell eine höhere Bootstrap-Korrektklassifikation. Das Modell, bei dem die Korrektklassifikation am nächsten unterhalb der optimalen Korrektklassifikation liegt, enthält als Auswahl aus der vollständigen EEB die Items 4 („körperlich verspannt“), 11 („energiegeladen“) und 15 („fröhlich“). Bei Auswahl der Items aus dem WSIB lauten die Items 4 („körperlich verspannt“), 7 („aufmerksam“), 8 („leistungsbereit“) und 10 („körperlich unwohl“).

Vollständige Ergebnisberichte

Tabelle 239. Evaluations-Kennwerte des besten Item-Sets zur personenbezogenen Vorhersage von Absentismustagen (0 = wenige, 1 = viele) mittels Items aus der vollständigen EEB sowie des WSIB.

	EEB			WSIB			
Items	körperlich verspannt energiegeladen fröhlich			körperlich verspannt aufmerksam leistungsbereit körperlich unwohl			
<i>Bootstrap-Korrektklassifikation</i>							
$K_{\text{Bootstrap}}$.718			.716			
$SD[K_{\text{Bootstrap}}]$.046			.046			
95 %-CI $[K_{\text{Bootstrap}}]$	[.628, .808]			[.625, .806]			
<i>Vergleich EEB vs. WSIB</i>							
$\Delta K_{\text{Bootstrap}}$.002			
$SD[\Delta K_{\text{Bootstrap}}]$.065			
95 %-CI $[\Delta K_{\text{Bootstrap}}]$				[-.125, .130]			
$p[\Delta K_{\text{Bootstrap}} < 0]$.486			
<i>Vergleich mit optimaler Korrektklassifikation $K_{\text{Hughes}} = .75$ nach Hughes</i>							
$K_{\text{Hughes}} - K_{\text{Bootstrap}}$.032			.034			
$SD[K_{\text{Hughes}} - K_{\text{Bootstrap}}]$.046			.046			
95 %-CI $[K_{\text{Hughes}} - K_{\text{Bootstrap}}]$	[-.058, .122]			[-.056, .125]			
$p[K_{\text{Hughes}} < K_{\text{Bootstrap}}]$.242			.228			
<i>Auswertung der Vier-Felder-Tafel</i>							
Cramers ϕ	.453			.459			
$\chi^2(1)$	20540,16			21084,61			
$p[\chi^2(1) > \chi^2(1)]$	< .001			< .001			
Vierfeldertafel		1	0	Σ	1	0	Σ
(Zeilen: Messwerte, Spalten: Vorhersage)	1	29176	20942	50118	27318	22780	50098
	0	7277	42605	49882	5665	44237	49902
	Σ	36453	63547	100000	32983	67017	100000
Korrekturfaktor	c	1,375	0,785		1,519	0,745	

Die beiden ausgewählten Modelle weisen mit .718 (vollständige EEB) und .716 (WSIB) fast identisch hohe Korrektklassifikationen auf und sind nicht signifikant kleiner als die optimal mögliche Korrektklassifikation (Tabelle 239). Die Korrekturfaktoren heben die durchgehend beobachtbare Verschiebung hin zur Klasse 0 („wenige“) bei der Vorhersage von Absentismustagen auf.

Vollständige Ergebnisberichte

Tabelle 240. Evaluative Kennwerte des besten Item-Sets zur stichprobenbezogenen Vorhersage von Absentismustagen (0 = wenige, 1 = viele) mittels Items aus der vollständigen EEB sowie des WSIB. Mittels Bootstrapping wurden 1000 Stichproben des Umfangs $N = 100$ gezogen. Dargestellt sind die mittleren Vorhersagefehler und ihre Standardabweichungen für die Wahrscheinlichkeit der Klasse 1 sowie für Erwartungswerte. Ausgewertet wurde außerdem die Wahrscheinlichkeit, mit der der Schluss von vorhergesagter Über- oder Unterschreitung der Basisrate (50 %) für die Klasse 1 auf die entsprechende gemessene Über- oder Unterschreitung zulässig ist.

	EEB	WSIB					
Items	körperlich verspannt energiegeladen fröhlich	körperlich verspannt aufmerksam leistungsbereit körperlich unwohl					
<i>Mittlere Vorhersagefehler</i>							
$\langle \varepsilon(\pi_1) \rangle$.000	.001					
$\sigma(\varepsilon(\pi_1))$.064	.069					
$\langle \varepsilon(\mu) \rangle$	0,031	-0,067					
$\sigma(\varepsilon(\mu))$	1,795	1,680					
<i>Bootstrap-Korrektklassifikation für Stichproben</i>							
$K_{\text{Bootstrap}}$.791	.773					
<i>Auswertung der Vier-Felder-Tafel</i>							
Cramers ϕ	.583	.546					
$\chi^2(1)$	339,38	298,32					
$p[\chi^2(1) > \chi^2(1)]$	< .001	< .001					
Vierfeldertafel	1	0	Σ	1	0	Σ	
(Zeilen: Messwerte,	1	374	90	464	377	106	483
Spalten: Vorhersage)	0	119	417	536	121	396	517
	Σ	493	507	1000	498	502	1000

Die mittleren Fehler bei der Vorhersage der Wahrscheinlichkeit von Klasse 1 sind identisch Null (EEB) bzw. liegen im Promillebereich (WSIB). Das 99,8 %-Konfidenzintervall für diese Vorhersage umfasst einen Bereich von etwa 41 bis 44 %. Die mittleren Fehler bei der Vorhersage von Erwartungswerten sind nahe Null. Hier umfasst das 99,8 %-Konfidenzintervall einen Bereich von etwa 11 Tagen. Werden Vorhersagen der Absentismustage bei Bootstrap-Experimenten für 1000 zufällige Stichproben mit einem Umfang von je 100 Instanzen durchgeführt, so kann mit einer Wahrscheinlichkeit von .791 (vollständige EEB) bzw. .773 (WSIB) korrekt vorhergesagt werden, ob diese über- oder unterdurchschnittlich häufig für eine Stichprobe auftreten (Tabelle 240).

A3.18 PRÄSENTISMUSTAGE

Präsentismustage wurden mit dem folgenden Item erhoben: „Wie viele Tage waren Sie in den letzten 12 Monaten trotz Krankheit arbeiten?“ Die Befragten konnten die Anzahl der Tage in einem freien Textfeld angeben. In Tabelle 241 sind die deskriptiven Kennwerte dieses Items zusammengefasst.

Tabelle 241. Deskriptiv-statistische Kennwerte der Variablen Präsentismustage.

N	Modus	Median	M	SD	Min	Max	μ_0	μ_1
794	0,00	5,00	6,27	8,07	0,00	110,00	1,69	10,86

Während die meisten Befragten angegeben haben, nicht krank gearbeitet zu haben, gab es auch solche, die recht hohen Präsentismus, bis über 100 Werktagen im Jahr, angaben. Die Stichprobe mit gültigen Angaben bei diesem Item wurde für die folgenden Analysen am Median mit fünf Präsentismustagen in die Kategorien 0 = „wenige“ und 1 = „viele“ unterteilt. In Tabelle 242 sind jedoch zunächst die Korrelationen (Spearman ρ) zwischen den Items der EEB und den Rohwerten für Präsentismustage aufgelistet.

Tabelle 242. Korrelationen (Spearman ρ) der Variablen Präsentismustage mit den einzelnen Items der EEB.

Nr.	EEB-Item	ρ	Nr.	EEB-Item	ρ	Nr.	EEB-Item	ρ
1	konzentriert ^(a)	.049	2	aggressiv	.068	3	nervös ^(a)	.112
4	körperlich verspannt ^(a)	.280*	5	selbstsicher	.040	6	zornig	.045
7	aufmerksam ^(a)	.079	8	leistungsbereit ^(a)	.071	9	entspannt	.150*
10	körperlich unwohl ^(a)	.288*	11	energiegeladen ^(a)	-.029	12	aufgeregt ^(a)	.110
13	gelangweilt	.004	14	beschwingt	-.056	15	fröhlich	-.064
16	ärgerlich	.104	17	zufrieden	-.140*	18	ängstlich	.109
19	lustig	-.009	20	leicht	.094	21	deprimiert	.171*
22	bedrückt	.181*	23	einflussreich ^(a)	-.078	24	vergnügt	-.068
25	betrückt	.197*						

^(a)Dieses Item gehört auch zum WSIB; * $p < .001$

Erwartungsgemäß korrelieren die beiden Items „körperlich verspannt“ und „körperlich unwohl“ am stärksten positiv mit den angegebenen Präsentismustagen. Diese beiden Items werden gefolgt von den Items „bedrückt“ und „betrückt“, welche als Facetten von Depressivität interpretiert werden können. Die stärkste negative Korrelation besteht zwischen Präsentismustagen und dem EEB-Item „zufrieden“. Sämtliche Korrelationen kommen jedoch nicht über einen schwachen Effekt ($.1 \leq |\rho| < .3$) hinaus.

Vollständige Ergebnisberichte

Tabelle 243. Selegierte Eigenschaftswörter der vollständigen EEB bei drei Bayes-Selektions-Experimenten (bestes Item, bestes Paar und bestes Tripel) zur Vorhersage von Präsentismustagen (0 = wenige, 1 = viele) und deren Korrektklassifikation (κ) auf Grundlage der Trainingsdaten.

CV-Iteration	Experimente zur Vorhersage von Präsentismustagen (0 = wenige, 1 = viele), Eigenschaftswörter der vollständigen EEB		
	Bestes Item	Bestes Paar	Bestes Tripel
0	10	7, 10	4, 5, 19
	K _{Training} .616	.639	.714
1	10	7, 10	4, 5, 19
	K _{Training} .626	.647	.718
2	10	2, 4	4, 5, 19
	K _{Training} .626	.653	.721
3	10	2, 4	4, 5, 19
	K _{Training} .609	.636	.727
4	10	4, 21	4, 11, 14
	K _{Training} .614	.642	.722
5	10	2, 4	4, 5, 19
	K _{Training} .624	.641	.713
6	10	7, 10	4, 11, 19
	K _{Training} .621	.643	.716
7	10	7, 10	4, 5, 19
	K _{Training} .622	.646	.722
8	10	7, 10	4, 11, 14
	K _{Training} .627	.649	.720
9	10	7, 10	4, 5, 19
	K _{Training} .625	.650	.723

Stehen sämtliche EEB-Items zur Selektion zur Verfügung, so werden bei den kombinatorischen Experimenten (Bestes Einzelitem, Bestes Paar und Bestes Tripel) die Items 4 („körperlich verspannt“), 10 („körperlich unwohl“) und 19 („lustig“) besonders häufig als Prädiktoren aufgenommen (vgl. Tabelle 243). Über die einzelnen Cross-Validation-Iterationen zeigt sich für alle drei kombinatorischen Experimente eine vergleichsweise hohe Stabilität. D. h. die ausgewählten Prädiktoren sind für die verschiedenen Iterationen oftmals identisch, für das beste Einzelitem sogar durchgehend (vgl. auch Tabelle 244). Erwartungsgemäß geht mit einer steigenden Anzahl gewählter Items eine steigende Trainings-Korrektklassifikation einher.

Vollständige Ergebnisberichte

Tabelle 244. Verschiedene Kennwerte zur Beurteilung der Klassifikations-Güte von Modellen auf Grundlage dreier Bayes-Selektions-Experimente (bestes Item, bestes Paar, bestes Tripel). Geprüft wird die Vorhersage von Präsentismustagen (0 = wenige, 1 = viele) nach Selektion von Eigenschaftswörtern der vollständigen EEB als Prädiktoren.

		Experimente zur Vorhersage von Präsentismustagen (0 = wenige, 1 = viele), Eigenschaftswörter der vollständigen EEB									
		Bestes Item			Bestes Paar			Bestes Tripel			
		<i>Korrektklassifikation gegenüber Konstante</i>									
K_{CV}		.616			.595			.552			
$K_{CV} - K_{Konst}$.116			.095			.052			
$SD[K_{CV} - K_{Konst}]$.025			.025			.026			
95 %-CI [$K_{CV} - K_{Konst}$]		[.067, .164]			[.046, .144]			[.002, .102]			
p [Stichprobe S: $K_{Konst} > K_{CV}$]		< .001			< .001			.021			
		<i>Korrektklassifikation gegenüber Hughes-Schätzung</i>									
K_{Hughes}		.729			.733			.674			
$K_{Hughes} - K_{CV}$.113			.138			.122			
$SD[K_{Hughes} - K_{CV}]$.023			.023			.025			
p [Klassifikator: $K_{Hughes} < K_{CV}$]		< .001			< .001			< .001			
		<i>Stabilität der Menge selezierter Eigenschaftswörter</i>									
Stabilität		1.000			.400			.489			
		<i>Trainings-Test-Drift der Korrektklassifikation</i>									
$K_{Training}$.621			.645			.720			
$ K_{CV} - K_{Training} $.005			.049			.168			
$SD[K_{CV} - K_{Training}]$.024			.024			.025			
p [größere Differenz]		.832			.043			< .001			
		<i>Auswertung der Vier-Felder-Tafel</i>									
Cramers ϕ		.237			.192			.102			
$\chi^2(1)$		44,59			29,16			7,63			
$p[\chi^2(1) > \chi^2(1)]$		< .001			< .001			.006			
Vierfeldertafel			1	0	Σ	1	0	Σ	1	0	Σ
(Zeilen: Messwerte,	1		203	194	397	196	195	391	160	199	359
Spalten: Vorhersage)	0		111	286	397	124	273	397	129	244	373
	Σ		314	480	794	320	468	788	289	443	732

Die beste Cross-Validation-Korrektklassifikation (Anwendung der Vorhersagemodelle auf ungesehene Daten) erzielt das beste Einzelitem. Diese liegt mit .616 überzufällig über dem zu erwartenden Ergebnis von .500 bei konstanter Zuordnung. Das wird auch durch die Vierfeldertafel bestätigt. Die theoretisch bestmögliche Korrektklassifikation wird jedoch um die Differenz .113 signifikant verfehlt. Mit einer Differenz von .005 liegt sie auch unterhalb der

Trainings-Korrektklassifikation. Dieser Unterschied ist jedoch nicht statistisch bedeutsam (vgl. Tabelle 244).

Tabelle 245. Selegierte Eigenschaftswörter des WSIB bei drei Bayes-Selektions-Experimenten (bestes Item, bestes Paar und bestes Tripel) zur Vorhersage von Präsentismustagen (0 = wenige, 1 = viele) und deren Korrektklassifikation (κ) auf Grundlage der Trainingsdaten.

CV-Iteration	Experimente zur Vorhersage von Präsentismustagen (0 = wenige, 1 = viele), Eigenschaftswörter des WSIB		
	Bestes Item	Bestes Paar	Bestes Tripel
0	10	7, 10	4, 10, 11
	K _{Training} .616	.639	.702
1	10	7, 10	4, 10, 11
	K _{Training} .626	.647	.709
2	10	7, 10	4, 10, 11
	K _{Training} .626	.647	.704
3	10	8, 10	4, 11, 23
	K _{Training} .609	.636	.713
4	10	7, 10	4, 11, 23
	K _{Training} .614	.642	.713
5	10	7, 10	4, 11, 23
	K _{Training} .624	.641	.699
6	10	7, 10	4, 10, 11
	K _{Training} .621	.643	.695
7	10	7, 10	4, 10, 11
	K _{Training} .622	.646	.710
8	10	7, 10	4, 10, 11
	K _{Training} .627	.649	.710
9	10	7, 10	4, 10, 11
	K _{Training} .625	.650	.702

Stehen nur die Items des WSIB für die Selektion zur Verfügung, so wird wieder bei den kombinatorischen Experimenten das Item 10 („körperlich unwohl“) durchgehend als bestes Einzelitem gewählt. Item 7 („aufmerksam“) kommt für das beste Paar hinzu. Die Items 4 („körperlich verspannt“), 10 („körperlich unwohl“) und 11 („energiegeladen“) stellen in sieben Fällen das beste Tripel (vgl. Tabelle 245). Die Rangfolge der Item-Kombinationen bezüglich der Trainings-Korrektklassifikation entspricht jener bei Verwendung der vollständigen EEB. Die je Experiment ausgewählten Item-Kombinationen weisen über alle Cross-Validation-Iterationen eine hohe Stabilität auf (Tabelle 246).

Vollständige Ergebnisberichte

Tabelle 246. Verschiedene Kennwerte zur Beurteilung der Klassifikations-Güte von Modellen auf Grundlage dreier Bayes-Selektions-Experimente (bestes Item, bestes Paar, bestes Tripel). Geprüft wird die Vorhersage von Präsentismustagen (0 = wenige, 1 = viele) nach Selektion von Eigenschaftswörtern des WSIB als Prädiktoren.

		Experimente zur Vorhersage von Präsentismustagen (0 = wenige, 1 = viele), Eigenschaftswörter des WSIB									
		Bestes Item			Bestes Paar			Bestes Tripel			
		<i>Korrektklassifikation gegenüber Konstante</i>									
K_{CV}		.616			.622			.564			
$K_{CV} - K_{Konst}$.116			.122			.064			
$SD[K_{CV} - K_{Konst}]$.025			.025			.025			
95 %-CI [$K_{CV} - K_{Konst}$]		[.067, .164]			[.073, .170]			[.014, .114]			
p [Stichprobe S: $K_{Konst} > K_{CV}$]		< .001			< .001			.006			
		<i>Korrektklassifikation gegenüber Hughes-Schätzung</i>									
K_{Hughes}		.729			.733			.674			
$K_{Hughes} - K_{CV}$.113			.111			.110			
$SD[K_{Hughes} - K_{CV}]$.023			.023			.025			
p [Klassifikator: $K_{Hughes} < K_{CV}$]		< .001			< .001			< .001			
		<i>Stabilität der Menge selezierter Eigenschaftswörter</i>									
Stabilität		1.000			.800			.533			
		<i>Trainings-Test-Drift der Korrektklassifikation</i>									
$K_{Training}$.621			.644			.706			
$ K_{CV} - K_{Training} $.005			.022			.142			
$SD[K_{CV} - K_{Training}]$.024			.024			.025			
p [größere Differenz]		.832			.358			< .001			
		<i>Auswertung der Vier-Felder-Tafel</i>									
Cramers ϕ		.237			.245			.127			
$\chi^2(1)$		44,59			47,31			12,06			
$p[\chi^2(1) > \chi^2(1)]$		< .001			< .001			< .001			
Vierfeldertafel			1	0	Σ	1	0	Σ	1	0	Σ
(Zeilen: Messwerte,	1		203	194	397	214	177	391	153	211	364
Spalten: Vorhersage)	0		111	286	397	120	274	394	113	266	379
	Σ		314	480	794	334	451	785	266	477	743

Für das WSIB weist im Gegensatz zur Auswahl aus der vollständigen EEB nun das beste Paar die höchste Cross-Validation-Korrektklassifikation auf. Diese ist signifikant besser als bei konstanter Zuordnung, jedoch niedriger, als die entsprechende Trainings-Korrektklassifikation (nicht signifikant) sowie die theoretisch bestmögliche Korrektklassifikation (vgl. Tabelle 246).

Vollständige Ergebnisberichte

Tabelle 247. Selegierte Eigenschaftswörter der vollständigen EEB bei drei Selektions-Experimenten (Binärlogistische Regression, Sequential Forward Floating Selection [BLR/SFS], Bayes-Klassifikation, SFS [Bayes/SFS] und Bayes-Klassifikation, Sequential Forward Floating Selection [Bayes/SFFS]) zur Vorhersage von Präsentismustagen (0 = wenige, 1 = viele) und deren Korrektklassifikation (κ) auf Grundlage der Trainingsdaten.

CV-Iteration	Experimente zur Vorhersage von Präsentismustagen (0 = wenige, 1 = viele), Eigenschaftswörter der vollständigen EEB		
	BLR/SFS	Bayes/SFS	Bayes/SFFS
0	1, 2, 3, 4, 5, 7, 8, 10, 12, 15, 17, 18, 19, 20, 21, 22, 23, 24, 25	8, 9, 10	10
K _{Training}	.661	.634	.613
1	8, 10	8, 10	10
K _{Training}	.629	.629	.615
2	8, 9, 10	8, 9, 10	4, 6, 7, 8, 21
K _{Training}	.646	.646	.647
3	8, 9, 10	5, 8, 9, 10	10
K _{Training}	.639	.646	.616
4	6, 8, 10, 24	6, 8, 10, 24	10
K _{Training}	.657	.664	.628
5	1, 2, 3, 5, 6, 8, 10, 15, 16, 17, 18, 19, 20, 22, 23, 24, 25	10	10
K _{Training}	.664	.620	.620
6	8, 10	8, 10	4, 8
K _{Training}	.638	.638	.620
7	1, 4, 8, 9, 10, 24	8, 10	4, 8
K _{Training}	.657	.634	.618
8	6, 8, 10, 24	8, 9, 10	10
K _{Training}	.642	.635	.613
9	8, 9, 10	5, 8, 9, 10	4, 8
K _{Training}	.648	.655	.620

Werden Experimente zur heuristischen Selektion von Items aus der vollständigen EEB durchgeführt (Sequential Forward Selection [SFS], Sequential Forward Floating Selection [SFFS]), so nimmt die Stabilität gegenüber kombinatorischen Verfahren stark ab (Tabelle 247 und Tabelle 248). Gelegentlich werden fünf oder mehr EEB-Items, manchmal jedoch auch nur ein EEB-Item ausgewählt. Das Item 10 („körperlich unwohl“) steht dabei nach wie vor im Vordergrund und wird gelegentlich auch als Einzelitem ausgewählt. Auf Grund der Trainings-Korrektklassifikationen lässt sich kein Algorithmus als überlegen identifizieren (Tabelle 247 und Tabelle 248).

Vollständige Ergebnisberichte

Tabelle 248. Verschiedene Kennwerte zur Beurteilung der Klassifikations-Güte von Modellen auf Grundlage dreier Selektions-Experimente (Binärlogistische Regression, Sequential Forward Floating Selection [BLR/SFS], Bayes-Klassifikation, SFS [Bayes/SFS] und Bayes-Klassifikation, Sequential Forward Floating Selection [Bayes/SFFS]). Geprüft wird die Vorhersage von Präsentismustagen (0 = wenige, 1 = viele) nach Selektion von Eigenschaftswörtern der vollständigen EEB als Prädiktoren.

		Experimente zur Vorhersage von Präsentismustagen (0 = wenige, 1 = viele), Eigenschaftswörter der vollständigen EEB									
		BLR/SFS			Bayes/SFS			Bayes/SFFS			
		<i>Korrektklassifikation gegenüber Konstante</i>									
K_{CV}		.651			.651			.646			
$K_{CV} - K_{Konst}$.151			.151			.146			
$SD[K_{CV} - K_{Konst}]$.025			.025			.025			
95 %-CI[$K_{CV} - K_{Konst}$]		[.103, .199]			[.103, .199]			[.098, .194]			
p [Stichprobe S: $K_{Konst} > K_{CV}$]		< .001			< .001			< .001			
		<i>Stabilität der Menge selezierter Eigenschaftswörter</i>									
Stabilität		.111			.156			.400			
		<i>Trainings-Test-Drift der Korrektklassifikation</i>									
$K_{Training}$.648			.640			.621			
$ K_{CV} - K_{Training} $.003			.011			.025			
$SD[K_{CV} - K_{Training}]$.024			.024			.024			
p [größere Differenz]		.898			.641			.297			
		<i>Auswertung der Vier-Felder-Tafel</i>									
Cramers ϕ		.303			.303			.296			
$\chi^2(1)$		72,88			72,99			69,54			
$p[\chi^2(1) > \chi^2(1)]$		< .001			< .001			< .001			
Vierfeldertafel			1	0	Σ	1	0	Σ	1	0	Σ
(Zeilen: Messwerte,	1		245	152	397	243	154	397	225	172	397
Spalten: Vorhersage)	0		125	272	397	123	274	397	109	288	397
	Σ		370	424	794	366	428	794	334	460	794

Auch in Bezug auf die Cross-Validation-Korrektklassifikation und die Vierfeldertafel lässt sich kein Algorithmus als überlegen identifizieren. Gegenüber den kombinatorischen Experimenten sind diese Korrektklassifikationen jedoch etwas höher. Sie übertreffen auch die Trainings-Korrektklassifikationen. Auffällig ist eine Verschiebung hin zur Klasse 0 („wenige Präsentismustage“) bei der Vorhersage (Tabelle 248).

Vollständige Ergebnisberichte

Tabelle 249. Selegierte Eigenschaftswörter des WSIB bei drei Selektions-Experimenten (Binärlogistische Regression, Sequential Forward Floating Selection [BLR/SFS], Bayes-Klassifikation, SFS [Bayes/SFS] und Bayes-Klassifikation, Sequential Forward Floating Selection [Bayes/SFFS]) zur Vorhersage von Präsentismustagen (0 = wenige, 1 = viele) und deren Korrektklassifikation (κ) auf Grundlage der Trainingsdaten.

CV-Iteration	Experimente zur Vorhersage von Präsentismustagen (0 = wenige, 1 = viele), Eigenschaftswörter des WSIB		
	BLR/SFS	Bayes/SFS	Bayes/SFFS
0	1, 3, 4, 7, 8, 10, 12	10	10
K _{Training}	.650	.613	.613
1	8, 10	4, 7, 8, 10	10
K _{Training}	.629	.644	.615
2	4, 7, 8, 10	3, 4, 7, 8, 10, 12	4, 8
K _{Training}	.650	.669	.613
3	10	4, 7, 8, 10	10
K _{Training}	.616	.650	.616
4	1, 4, 7, 8, 10	4, 7, 8, 10	4, 7, 8, 11, 23
K _{Training}	.663	.663	.639
5	4, 7, 8, 10	10	10
K _{Training}	.649	.620	.620
6	4, 7, 8, 10	8, 10	4, 8
K _{Training}	.650	.638	.620
7	1, 3, 4, 7, 8, 10, 12, 23	8, 10	4, 8
K _{Training}	.662	.634	.618
8	10	4, 7, 8, 10	10
K _{Training}	.613	.648	.613
9	8, 10	8, 10	4, 8
K _{Training}	.641	.641	.620

Werden die auswählbaren Items auf das WSIB eingeschränkt, dann sinkt entsprechend die Anzahl ausgewählter Items. Dennoch gibt es auch in diesem Falle eine große Varianz in der Anzahl ausgewählter Items. Die Trainings-Korrektklassifikationen sind jedoch vergleichbar mit jenen, die bei Zugrundelegung der vollständigen EEB erzielt werden konnten. Für die Kombination des Bayes-Klassifikators mit Sequential Forward Floating Selection finden sich besonders niedrige Trainings-Korrektklassifikationen (Tabelle 249 und Tabelle 250).

Vollständige Ergebnisberichte

Tabelle 250. Verschiedene Kennwerte zur Beurteilung der Klassifikations-Güte von Modellen auf Grundlage dreier Selektions-Experimente (Binärlogistische Regression, Sequential Forward Floating Selection [BLR/SFS], Bayes-Klassifikation, SFS [Bayes/SFS] und Bayes-Klassifikation, Sequential Forward Floating Selection [Bayes/SFFS]). Geprüft wird die Vorhersage von Präsentismustagen (0 = wenige, 1 = viele) nach Selektion von Eigenschaftswörtern des WSIB als Prädiktoren.

		Experimente zur Vorhersage von Präsentismustagen (0 = wenige, 1 = viele), Eigenschaftswörter des WSIB									
		BLR/SFS			Bayes/SFS			Bayes/SFFS			
		<i>Korrektklassifikation gegenüber Konstante</i>									
K_{CV}		.647			.651			.644			
$K_{CV} - K_{Konst}$.147			.151			.144			
$SD[K_{CV} - K_{Konst}]$.025			.025			.025			
95 %-CI[$K_{CV} - K_{Konst}$]		[.099, .195]			[.103, .199]			[.095, .192]			
p [Stichprobe S: $K_{Konst} > K_{CV}$]		< .001			< .001			< .001			
		<i>Stabilität der Menge selezierter Eigenschaftswörter</i>									
Stabilität		.111			.222			.356			
		<i>Trainings-Test-Drift der Korrektklassifikation</i>									
$K_{Training}$.642			.642			.619			
$ K_{CV} - K_{Training} $.005			.009			.025			
$SD[K_{CV} - K_{Training}]$.024			.024			.024			
p [größere Differenz]		.829			.700			.303			
		<i>Auswertung der Vier-Felder-Tafel</i>									
Cramers ϕ		.295			.305			.292			
$\chi^2(1)$		69,01			73,85			67,51			
$p[\chi^2(1) > \chi^2(1)]$		< .001			< .001			< .001			
Vierfeldertafel			1	0	Σ	1	0	Σ	1	0	Σ
(Zeilen: Messwerte,	1	252	145	397	243	154	397	221	176	397	
Spalten: Vorhersage)	0	135	262	397	122	274	396	107	290	397	
	Σ	387	407	794	365	428	793	328	466	794	

Auch für das WSIB übersteigt die Cross-Validation-Korrektklassifikation die Trainings-Korrektklassifikation. Sequential Forward Selection (SFS) führt zu etwas besseren Korrektklassifikationen, als Sequential Forward Floating Selection (SFFS). Hierbei kann nicht entschieden werden, ob binärlogistische Regression oder Bayes-Klassifikation überlegen ist. Die Korrektklassifikationen, die bei der Auswahl aus der vollständigen EEB erreicht wurden, können bei der Zugrundelegung des WSIB nicht wiederholt werden, bleiben aber in vergleichbarer Höhe. Auch hier sind alle Korrektklassifikationen (Training, Cross-Validation, Vierfeldertafel) signifikant besser als bei konstanter Zuordnung (Tabelle 250).

Vollständige Ergebnisberichte

Tabelle 251. Bootstrap-Experimente zur Auswahl geeigneter Bayes-Klassifikatoren. Es wurden je Item-Set 1000 Experimente mit Zufallsstichproben vom Umfang $N = 100$ durchgeführt. Die Modelle dienen zur Vorhersage von Präsentismustagen (0 = wenige, 1 = viele). Fett markiert ist das geeignetste Item-Set aus der vollständigen EEB sowie aus dem Screening (WSIB).

Items	$K_{\text{Bootstrap}}$	$SD[K_{\text{Bootstrap}}]$	$K_{\text{Hughes}} - K_{\text{Bootstrap}}$	EEB	WSIB
8, 9, 10	.673	.048	.077	SFS	
8, 10	.639	.048	.111	SFS	SFS, P
5, 8, 9, 10	.756	.044	-.006	SFS	
6, 8, 10, 24	.714	.044	.036	SFS	
10	.623	.048	.127	SFS, SFFS, S	SFS, SFFS, S
4, 6, 7, 8, 21	.767	.043	-.017	SFFS	
4, 8	.625	.049	.125	SFFS	SFFS
7, 10	.642	.049	.108	P	P
2, 4	.637	.048	.113	P	
4, 21	.629	.049	.121	P	
4, 5, 19	.715	.044	.035	T	
4, 11, 14	.709	.044	.041	T	
4, 11, 19	.707	.045	.043	T	
4, 7, 8, 10	.733	.046	.017		SFS
3, 4, 7, 8, 10, 12	.851	.035	-.101		SFS
4, 7, 8, 11, 23	.867	.034	-.117		SFFS
4, 10, 11	.699	.049	.051		T
4, 11, 23	.692	.047	.058		T

Anmerkungen: $K_{\text{Bootstrap}}$ = Bootstrap-Korrektklassifikation, $K_{\text{Hughes}} = .750$ = Hughes-Schätzung für einen optimalen Klassifikator, S = bestes Einzel-Item, P = bestes Item-Paar, T = bestes Item-Tripel, SFS = Sequential Forward Selection, SFFS = Sequential Forward Floating Selection

In Tabelle 251 sind die Ergebnisse von Bootstrap-Experimenten für alle Vorhersage-Modelle (Bayes-Klassifikation) zur Vorhersage von Präsentismustagen zusammengefasst. Erwartungsgemäß erzielen Modelle mit steigender Anzahl ausgewählter Items tendenziell eine höhere Bootstrap-Korrektklassifikation. Das Modell, bei dem die Korrektklassifikation am nächsten unterhalb der optimalen Korrektklassifikation liegt, enthält als Auswahl aus der vollständigen EEB sowie des WSIB die Items 4 („körperlich verspannt“), 7 („aufmerksam“), 8 („leistungsbereit“) und 10 („körperlich unwohl“). Dieses Modell erzielt eine Bootstrap-Korrektklassifikation von .733, welche nicht signifikant von der theoretisch bestmöglichen Korrektklassifikation abweicht (Tabelle 252).

Vollständige Ergebnisberichte

Tabelle 252. Evaluations-Kennwerte des besten Item-Sets zur personenbezogenen Vorhersage von Präsentismustagen (0 = wenige, 1 = viele) mittels Items aus der vollständigen EEB sowie des WSIB.

EEB und WSIB																	
Items	körperlich verspannt aufmerksam leistungsbereit körperlich unwohl																
<i>Bootstrap-Korrektklassifikation</i>																	
K _{Bootstrap}	.733																
SD[K _{Bootstrap}]	.046																
95 %-CI[K _{Bootstrap}]	[.643, .823]																
<i>Vergleich mit optimaler Korrektklassifikation K_{Hughes} = .75 nach Hughes</i>																	
K _{Hughes} - K _{Bootstrap}	.017																
SD[K _{Hughes} - K _{Bootstrap}]	.046																
95 %-CI[K _{Hughes} - K _{Bootstrap}]	[-.073, .107]																
p[K _{Hughes} < K _{Bootstrap}]	.355																
<i>Auswertung der Vier-Felder-Tafel</i>																	
Cramers ϕ	.481																
$\chi^2(1)$	23161,08																
p[$\chi^2(1) > \chi^2(1)$]	< .001																
Vierfeldertafel	<table border="1" style="display: inline-table; border-collapse: collapse;"> <thead> <tr> <th></th> <th style="text-align: center;">1</th> <th style="text-align: center;">0</th> <th style="text-align: center;">Σ</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td style="text-align: center;">1 (Zeilen: Messwerte,</td> <td style="text-align: center;">30448</td> <td style="text-align: center;">19629</td> <td style="text-align: center;">50077</td> </tr> <tr> <td style="text-align: center;">0 Spalten: Vorhersage)</td> <td style="text-align: center;">7087</td> <td style="text-align: center;">42836</td> <td style="text-align: center;">49923</td> </tr> <tr> <td style="text-align: center;">Σ</td> <td style="text-align: center;">37535</td> <td style="text-align: center;">62465</td> <td style="text-align: center;">100000</td> </tr> </tbody> </table>		1	0	Σ	1 (Zeilen: Messwerte,	30448	19629	50077	0 Spalten: Vorhersage)	7087	42836	49923	Σ	37535	62465	100000
	1	0	Σ														
1 (Zeilen: Messwerte,	30448	19629	50077														
0 Spalten: Vorhersage)	7087	42836	49923														
Σ	37535	62465	100000														
Korrekturfaktor	<table border="1" style="display: inline-table; border-collapse: collapse;"> <thead> <tr> <th style="text-align: center;">c</th> <th style="text-align: center;">1,334</th> <th style="text-align: center;">0,799</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td></td> <td></td> <td></td> </tr> </tbody> </table>	c	1,334	0,799													
c	1,334	0,799															

Der mittlere Fehler bei der Vorhersage der Wahrscheinlichkeit von Klasse 1 ist identisch Null. Das 99,8 %-Konfidenzintervall für diese Vorhersage umfasst einen Bereich von etwa 41 %. Der mittlere Fehler bei der Vorhersage von Erwartungswerten ist ebenfalls nahe Null. Hier umfasst das 99,8 %-Konfidenzintervall einen Bereich von etwa 11 Tagen. Werden Vorhersagen der Präsentismustage bei Bootstrap-Experimenten für 1000 zufällige Stichproben mit einem Umfang von je 100 Instanzen durchgeführt, so kann mit einer Wahrscheinlichkeit von .662 korrekt vorhergesagt werden, ob diese über- oder unterdurchschnittlich häufig für eine Stichprobe auftreten (Tabelle 253).

Vollständige Ergebnisberichte

Tabelle 253. Evaluative Kennwerte des besten Item-Sets zur stichprobenbezogenen Vorhersage von Präsentismustagen (0 = wenige, 1 = viele) mittels Items aus der vollständigen EEB sowie des WSIB. Mittels Bootstrapping wurden 1000 Stichproben des Umfangs $N = 100$ gezogen. Dargestellt sind die mittleren Vorhersagefehler und ihre Standardabweichungen für die Wahrscheinlichkeit der Klasse 1 sowie für Erwartungswerte. Ausgewertet wurde außerdem die Wahrscheinlichkeit, mit der der Schluss von vorhergesagter Über- oder Unterschreitung der Basisrate (50 %) für die Klasse 1 auf die entsprechende gemessene Über- oder Unterschreitung zulässig ist.

EEB und WSIB																	
Items	körperlich verspannt aufmerksam leistungsbereit körperlich unwohl																
<i>Mittlere Vorhersagefehler</i>																	
$\langle \varepsilon(\pi_1) \rangle$.000																
$\sigma(\varepsilon(\pi_1))$.064																
$\langle \varepsilon(\mu) \rangle$	0,031																
$\sigma(\varepsilon(\mu))$	1,795																
<i>Bootstrap-Korrektklassifikation für Stichproben</i>																	
$K_{\text{Bootstrap}}$.662																
<i>Auswertung der Vier-Felder-Tafel</i>																	
Cramers ϕ	.325																
$\chi^2(1)$	105,68																
$p[\chi^2(1) > \chi^2(1)]$	< .001																
Vierfeldertafel	<table border="1" style="width: 100%; border-collapse: collapse;"> <thead> <tr> <th style="width: 5%;"></th> <th style="width: 20%; text-align: center;">1</th> <th style="width: 20%; text-align: center;">0</th> <th style="width: 55%; text-align: center;">Σ</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td style="text-align: center;">1</td> <td style="text-align: center;">321</td> <td style="text-align: center;">153</td> <td style="text-align: center;">474</td> </tr> <tr> <td style="text-align: center;">0</td> <td style="text-align: center;">185</td> <td style="text-align: center;">341</td> <td style="text-align: center;">526</td> </tr> <tr> <td style="text-align: center;">Σ</td> <td style="text-align: center;">506</td> <td style="text-align: center;">494</td> <td style="text-align: center;">1000</td> </tr> </tbody> </table>		1	0	Σ	1	321	153	474	0	185	341	526	Σ	506	494	1000
	1	0	Σ														
1	321	153	474														
0	185	341	526														
Σ	506	494	1000														
(Zeilen: Messwerte, Spalten: Vorhersage)																	

A4. DEFINITION DER KLASSIFIKATOREN

In den folgenden Abschnitten finden sich die Definitionen der endgültig ausgewählten Klassifikatoren je vorherzusagendem Kriterium. In den Tabellen finden sich links die Antwortmuster auf die ausgewählten EEB-Items in dichotomisierter Form. Auf der rechten Seite der Tabellen sind die Häufigkeiten und bedingten Wahrscheinlichkeiten aufgeführt, die Grundlagen für die Zuordnung eines Antwortmusters zu einer Kategorie sind. Falls vorhanden, sind beide Klassifikatoren (zur vollständigen EEB sowie zum WSIB) aufgeführt.

A4.1 ARBEITSANFORDERUNGEN

Tabelle 254. Parameter des Bayes-Klassifikators zur Vorhersage von Arbeitsanforderungen (0 = günstig, 1 = ungünstig) bezüglich WSIB.

Antwortmuster auf EEB-Items Nr.				Parameter des Bayes-Klassifikators bezüglich WSIB			Klasse
7	10	11	12	n	n_1	$p_1 = n_1 / n$	
0	0	0	0	88	26	.295	0
0	0	0	1	116	41	.353	0
0	0	1	0	60	27	.450	0
0	0	1	1	106	46	.434	0
0	1	0	0	76	28	.368	0
0	1	0	1	31	16	.516	1
0	1	1	0	81	37	.457	0
0	1	1	1	46	16	.348	0
1	0	0	0	66	21	.318	0
1	0	0	1	74	44	.595	1
1	0	1	0	145	69	.476	0
1	0	1	1	237	155	.654	1
1	1	0	0	49	22	.449	0
1	1	0	1	18	15	.833	1
1	1	1	0	237	148	.624	1
1	1	1	1	112	60	.536	1

n = Häufigkeit des Antwortmusters, n_1 = Häufigkeit des Antwortmusters bei Zugehörigkeit zu Klasse 1, Klasse = Zuweisung des Antwortmusters zur angegebenen Klasse durch den Bayes-Klassifikator

Definition der Klassifikatoren

Tabelle 255. Parameter des Bayes-Klassifikators zur Vorhersage von Arbeitsanforderungen (0 = günstig, 1 = ungünstig) bezüglich vollständiger EEB.

Antwortmuster auf EEB-Items Nr.					Parameter des Bayes-Klassifikators bezüglich vollständiger EEB			Klasse
1	6	7	12	16	<i>n</i>	<i>n</i> ₁	$p_1 = n_1 / n$	
0	0	0	0	0	125	41	.328	0
0	0	0	0	1	127	47	.370	0
0	0	0	1	0	81	30	.370	0
0	0	0	1	1	178	65	.365	0
0	0	1	0	0	147	59	.401	0
0	0	1	0	1	94	34	.362	0
0	0	1	1	0	81	36	.444	0
0	0	1	1	1	143	90	.629	1
0	1	0	0	0	10	6	.600	1
0	1	0	0	1	13	10	.769	1
0	1	0	1	0	4	1	.250	0
0	1	0	1	1	3	3	1.000	1
0	1	1	0	0	14	5	.357	0
0	1	1	0	1	8	4	.500	0
0	1	1	1	0	4	2	.500	0
0	1	1	1	1	6	5	.833	1
1	0	0	0	0	22	8	.364	0
1	0	0	0	1	6	4	.667	1
1	0	0	1	0	12	9	.750	1
1	0	0	1	1	19	9	.474	0
1	0	1	0	0	111	73	.658	1
1	0	1	0	1	80	54	.675	1
1	0	1	1	0	61	41	.672	1
1	0	1	1	1	137	92	.672	1
1	1	0	0	0	2	2	1.000	1
1	1	0	0	1	0	0	.000	0
1	1	0	1	0	0	0	.000	0
1	1	0	1	1	2	2	1.000	1
1	1	1	0	0	24	17	.708	1
1	1	1	0	1	19	14	.737	1
1	1	1	1	0	3	3	1.000	1
1	1	1	1	1	6	5	.833	1

n = Häufigkeit des Antwortmusters, *n*₁ = Häufigkeit des Antwortmusters bei Zugehörigkeit zu Klasse 1, Klasse = Zuweisung des Antwortmusters zur angegebenen Klasse durch den Bayes-Klassifikator

A4.2 KOMMUNIKATION UND KOOPERATION

Table 256. Parameter des Bayes-Klassifikators zur Vorhersage von Kommunikation und Kooperation (0 = günstig, 1 = ungünstig) bezüglich vollständiger EEB.

Antwortmuster auf EEB-Items Nr.					Parameter des Bayes-Klassifikators bezüglich vollständiger EEB			
1	6	7	15	25	n	n_1	$p_1 = n_1 / n$	Klasse
0	0	0	0	0	4	2	.500	0
0	0	0	0	1	6	2	.333	0
0	0	0	1	0	4	0	.000	0
0	0	0	1	1	5	2	.400	0
0	0	1	0	0	4	1	.250	0
0	0	1	0	1	1	0	.000	0
0	0	1	1	0	0	0	.000	0
0	0	1	1	1	2	1	.500	0
0	1	0	0	0	16	4	.250	0
0	1	0	0	1	139	54	.388	0
0	1	0	1	0	15	4	.267	0
0	1	0	1	1	118	50	.424	0
0	1	1	0	0	2	1	.500	0
0	1	1	0	1	38	15	.395	0
0	1	1	1	0	5	2	.400	0
0	1	1	1	1	38	18	.474	0
1	0	0	0	0	0	0	.000	0
1	0	0	0	1	8	3	.375	0
1	0	0	1	0	2	1	.500	0
1	0	0	1	1	5	2	.400	0
1	0	1	0	0	14	7	.500	0
1	0	1	0	1	15	5	.333	0
1	0	1	1	0	11	7	.636	1
1	0	1	1	1	29	10	.345	0
1	1	0	0	0	9	3	.333	0
1	1	0	0	1	113	45	.398	0
1	1	0	1	0	9	4	.444	0
1	1	0	1	1	149	85	.570	1
1	1	1	0	0	45	18	.400	0
1	1	1	0	1	256	147	.574	1
1	1	1	1	0	39	14	.359	0
1	1	1	1	1	429	258	.601	1

n = Häufigkeit des Antwortmusters, n_1 = Häufigkeit des Antwortmusters bei Zugehörigkeit zu Klasse 1, Klasse = Zuweisung des Antwortmusters zur angegebenen Klasse durch den Bayes-Klassifikator

Definition der Klassifikatoren

Tabelle 257. Parameter des Bayes-Klassifikators zur Vorhersage von Kommunikation und Kooperation (0 = günstig, 1 = ungünstig) bezüglich WSIB.

Antwortmuster auf EEB-Items Nr.			Parameter des Bayes-Klassifikators bezüglich WSIB			
4	7	23	n	n_1	$p_1 = n_1 / n$	Klasse
0	0	0	72	28	.389	0
0	0	1	99	42	.424	0
0	1	0	118	61	.517	1
0	1	1	133	61	.459	0
1	0	0	198	76	.384	0
1	0	1	233	115	.494	0
1	1	0	252	127	.504	1
1	1	1	425	255	.600	1

n = Häufigkeit des Antwortmusters, n_1 = Häufigkeit des Antwortmusters bei Zugehörigkeit zu Klasse 1, Klasse = Zuweisung des Antwortmusters zur angegebenen Klasse durch den Bayes-Klassifikator

A4.3 LEISTUNGS- UND ZEITVORGABEN

Tabelle 258. Parameter des Bayes-Klassifikators zur Vorhersage von Leistungs- und Zeitvorgaben (0 = günstig, 1 = ungünstig) bezüglich WSIB.

Antwortmuster auf EEB-Items Nr.				Parameter des Bayes-Klassifikators bezüglich WSIB			Klasse
1	4	8	23	n	n_1	$p_1 = n_1 / n$	
0	0	0	0	108	40	.370	0
0	0	0	1	67	26	.388	0
0	0	1	0	53	21	.396	0
0	0	1	1	27	16	.593	1
0	1	0	0	86	30	.349	0
0	1	0	1	93	53	.570	1
0	1	1	0	42	18	.429	0
0	1	1	1	28	17	.607	1
1	0	0	0	131	43	.328	0
1	0	0	1	73	35	.479	0
1	0	1	0	227	115	.507	1
1	0	1	1	121	74	.612	1
1	1	0	0	118	59	.500	1
1	1	0	1	54	34	.630	1
1	1	1	0	218	127	.583	1
1	1	1	1	103	66	.641	1

n = Häufigkeit des Antwortmusters, n_1 = Häufigkeit des Antwortmusters bei Zugehörigkeit zu Klasse 1, Klasse = Zuweisung des Antwortmusters zur angegebenen Klasse durch den Bayes-Klassifikator

A4.4 REGULATIONSBEHINDERUNGEN

Tabelle 259. Parameter des Bayes-Klassifikators zur Vorhersage von Regulationsbehinderungen (0 = günstig, 1 = ungünstig) bezüglich WSIB.

Antwortmuster auf EEB-Items Nr.				Parameter des Bayes-Klassifikators bezüglich WSIB			Klasse
3	4	10	11	n	n_1	$p_1 = n_1 / n$	
0	0	0	0	230	76	.330	0
0	0	0	1	357	139	.389	0
0	0	1	0	50	19	.380	0
0	0	1	1	112	62	.554	1
0	1	0	0	78	38	.487	0
0	1	0	1	133	71	.534	1
0	1	1	0	71	33	.465	0
0	1	1	1	186	117	.629	1
1	0	0	0	14	7	.500	0
1	0	0	1	24	9	.375	0
1	0	1	0	12	8	.667	1
1	0	1	1	18	12	.667	1
1	1	0	0	20	9	.450	0
1	1	0	1	29	15	.517	1
1	1	1	0	41	28	.683	1
1	1	1	1	157	123	.783	1

n = Häufigkeit des Antwortmusters, n_1 = Häufigkeit des Antwortmusters bei Zugehörigkeit zu Klasse 1, Klasse = Zuweisung des Antwortmusters zur angegebenen Klasse durch den Bayes-Klassifikator

Definition der Klassifikatoren

Tabelle 260. Parameter des Bayes-Klassifikators zur Vorhersage von Regulationsbehinderungen (0 = günstig, 1 = ungünstig) bezüglich vollständiger EEB.

Antwortmuster auf EEB-Items Nr.				Parameter des Bayes-Klassifikators bezüglich vollständiger EEB			
2	4	17	21	n	n_1	$p_1 = n_1 / n$	Klasse
0	0	0	0	373	127	.340	0
0	0	0	1	44	23	.523	1
0	0	1	0	99	39	.394	0
0	0	1	1	31	20	.645	1
0	1	0	0	165	69	.418	0
0	1	0	1	53	31	.585	1
0	1	1	0	59	33	.559	1
0	1	1	1	60	36	.600	1
1	0	0	0	125	41	.328	0
1	0	0	1	57	25	.439	0
1	0	1	0	40	22	.550	1
1	0	1	1	48	35	.729	1
1	1	0	0	87	47	.540	1
1	1	0	1	82	49	.598	1
1	1	1	0	58	43	.741	1
1	1	1	1	151	126	.834	1

n = Häufigkeit des Antwortmusters, n_1 = Häufigkeit des Antwortmusters bei Zugehörigkeit zu Klasse 1, Klasse = Zuweisung des Antwortmusters zur angegebenen Klasse durch den Bayes-Klassifikator

A4.5 TÄTIGKEITSSPIELRAUM

Tabelle 261. Parameter des Bayes-Klassifikators zur Vorhersage von Tätigkeitsspielraum (0 = günstig, 1 = ungünstig) bezüglich WSIB.

Antwortmuster auf EEB-Items Nr.				Parameter des Bayes-Klassifikators bezüglich WSIB			Klasse
1	3	4	23	n	n_1	$p_1 = n_1 / n$	
0	0	0	0	120	38	.317	0
0	0	0	1	173	83	.480	0
0	0	1	0	219	67	.306	0
0	0	1	1	333	188	.565	1
0	1	0	0	20	7	.350	0
0	1	0	1	35	20	.571	1
0	1	1	0	38	6	.158	0
0	1	1	1	102	57	.559	1
1	0	0	0	33	11	.333	0
1	0	0	1	109	64	.587	1
1	0	1	0	45	18	.400	0
1	0	1	1	206	135	.655	1
1	1	0	0	7	3	.429	0
1	1	0	1	25	17	.680	1
1	1	1	0	15	11	.733	1
1	1	1	1	59	44	.746	1

n = Häufigkeit des Antwortmusters, n_1 = Häufigkeit des Antwortmusters bei Zugehörigkeit zu Klasse 1, Klasse = Zuweisung des Antwortmusters zur angegebenen Klasse durch den Bayes-Klassifikator

Definition der Klassifikatoren

Tabelle 262. Parameter des Bayes-Klassifikators zur Vorhersage von Tätigkeitsspielraum (0 = günstig, 1 = ungünstig) bezüglich vollständiger EEB.

Antwortmuster auf EEB-Items Nr.					Parameter des Bayes-Klassifikators bezüglich vollständiger EEB			
2	5	7	8	21	n	n_1	$p_1 = n_1 / n$	Klasse
0	0	0	0	0	74	27	.365	0
0	0	0	0	1	29	9	.310	0
0	0	0	1	0	9	3	.333	0
0	0	0	1	1	8	5	.625	1
0	0	1	0	0	43	16	.372	0
0	0	1	0	1	18	5	.278	0
0	0	1	1	0	41	15	.366	0
0	0	1	1	1	28	18	.643	1
0	1	0	0	0	21	10	.476	0
0	1	0	0	1	16	5	.312	0
0	1	0	1	0	10	4	.400	0
0	1	0	1	1	3	2	.667	1
0	1	1	0	0	16	7	.438	0
0	1	1	0	1	20	13	.650	1
0	1	1	1	0	74	46	.622	1
0	1	1	1	1	73	43	.589	1
1	0	0	0	0	229	76	.332	0
1	0	0	0	1	52	20	.385	0
1	0	0	1	0	28	6	.214	0
1	0	0	1	1	14	9	.643	1
1	0	1	0	0	80	35	.438	0
1	0	1	0	1	24	9	.375	0
1	0	1	1	0	96	56	.583	1
1	0	1	1	1	35	24	.686	1
1	1	0	0	0	73	39	.534	1
1	1	0	0	1	26	17	.654	1
1	1	0	1	0	15	4	.267	0
1	1	0	1	1	7	4	.571	1
1	1	1	0	0	61	36	.590	1
1	1	1	0	1	27	15	.556	1
1	1	1	1	0	222	146	.658	1
1	1	1	1	1	67	45	.672	1

n = Häufigkeit des Antwortmusters, n_1 = Häufigkeit des Antwortmusters bei Zugehörigkeit zu Klasse 1, Klasse = Zuweisung des Antwortmusters zur angegebenen Klasse durch den Bayes-Klassifikator

A4.6 GESAMTBEDARF FÜR ARBEITSGESTALTUNG

Tabelle 263. Parameter des Bayes-Klassifikators zur Vorhersage von Arbeitsgestaltung gesamt (0 = günstig, 1 = ungünstig) bezüglich WSIB.

Antwortmuster auf EEB-Items Nr.				Parameter des Bayes-Klassifikators bezüglich WSIB			Klasse
3	7	10	23	n	n_1	$p_1 = n_1 / n$	
0	0	0	0	81	26	.321	0
0	0	0	1	36	9	.250	0
0	0	1	0	57	21	.368	0
0	0	1	1	35	14	.400	0
0	1	0	0	94	35	.372	0
0	1	0	1	55	27	.491	0
0	1	1	0	54	33	.611	1
0	1	1	1	69	54	.783	1
1	0	0	0	157	52	.331	0
1	0	0	1	82	44	.537	1
1	0	1	0	70	28	.400	0
1	0	1	1	55	31	.564	1
1	1	0	0	183	83	.454	0
1	1	0	1	169	104	.615	1
1	1	1	0	109	64	.587	1
1	1	1	1	158	107	.677	1

n = Häufigkeit des Antwortmusters, n_1 = Häufigkeit des Antwortmusters bei Zugehörigkeit zu Klasse 1, Klasse = Zuweisung des Antwortmusters zur angegebenen Klasse durch den Bayes-Klassifikator

Definition der Klassifikatoren

Tabelle 264. Parameter des Bayes-Klassifikators zur Vorhersage von Arbeitsgestaltung gesamt (0 = günstig, 1 = ungünstig) bezüglich vollständiger EEB.

Antwortmuster auf EEB-Items Nr.				Parameter des Bayes-Klassifikators bezüglich vollständiger EEB			
1	9	21	23	n	n_1	$p_1 = n_1 / n$	Klasse
0	0	0	0	263	93	.354	0
0	0	0	1	140	47	.336	0
0	0	1	0	102	43	.422	0
0	0	1	1	95	53	.558	1
0	1	0	0	180	72	.400	0
0	1	0	1	94	62	.660	1
0	1	1	0	65	24	.369	0
0	1	1	1	52	33	.635	1
1	0	0	0	75	35	.467	0
1	0	0	1	93	61	.656	1
1	0	1	0	41	25	.610	1
1	0	1	1	70	47	.671	1
1	1	0	0	46	26	.565	1
1	1	0	1	68	50	.735	1
1	1	1	0	33	24	.727	1
1	1	1	1	47	37	.787	1

n = Häufigkeit des Antwortmusters, n_1 = Häufigkeit des Antwortmusters bei Zugehörigkeit zu Klasse 1, Klasse = Zuweisung des Antwortmusters zur angegebenen Klasse durch den Bayes-Klassifikator

Definition der Klassifikatoren

A4.7 AUTORITÄRE FÜHRUNG

Tabelle 265. Parameter des Bayes-Klassifikators zur Vorhersage von autoritärer Führung (0 = gering, 1 = hoch) bezüglich WSIB.

Antwortmuster auf EEB-Items Nr.					Parameter des Bayes-Klassifikators bezüglich WSIB			Klasse
1	3	7	8	10	<i>n</i>	<i>n</i> ₁	$p_1 = n_1 / n$	
0	0	0	0	0	104	36	.346	0
0	0	0	0	1	49	22	.449	0
0	0	0	1	0	32	15	.469	0
0	0	0	1	1	15	10	.667	1
0	0	1	0	0	87	41	.471	0
0	0	1	0	1	35	23	.657	1
0	0	1	1	0	108	45	.417	0
0	0	1	1	1	56	31	.554	1
0	1	0	0	0	6	2	.333	0
0	1	0	0	1	22	15	.682	1
0	1	0	1	0	2	1	.500	0
0	1	0	1	1	11	7	.636	1
0	1	1	0	0	10	5	.500	0
0	1	1	0	1	20	8	.400	0
0	1	1	1	0	14	6	.429	0
0	1	1	1	1	35	24	.686	1
1	0	0	0	0	113	40	.354	0
1	0	0	0	1	64	29	.453	0
1	0	0	1	0	25	8	.320	0
1	0	0	1	1	31	21	.677	1
1	0	1	0	0	91	40	.440	0
1	0	1	0	1	42	27	.643	1
1	0	1	1	0	131	63	.481	0
1	0	1	1	1	79	45	.570	1
1	1	0	0	0	15	9	.600	1
1	1	0	0	1	24	16	.667	1
1	1	0	1	0	7	4	.571	1
1	1	0	1	1	10	8	.800	1
1	1	1	0	0	10	2	.200	0
1	1	1	0	1	22	19	.864	1
1	1	1	1	0	10	4	.400	0
1	1	1	1	1	61	44	.721	1

n = Häufigkeit des Antwortmusters, *n*₁ = Häufigkeit des Antwortmusters bei Zugehörigkeit zu Klasse 1, Klasse = Zuweisung des Antwortmusters zur angegebenen Klasse durch den Bayes-Klassifikator

Definition der Klassifikatoren

Tabelle 266. Parameter des Bayes-Klassifikators zur Vorhersage von autoritärer Führung (0 = gering, 1 = hoch) bezüglich vollständiger EEB.

Antwortmuster auf EEB-Items Nr.				Parameter des Bayes-Klassifikators bezüglich vollständiger EEB			
12	16	17	20	n	n_1	$p_1 = n_1 / n$	Klasse
0	0	0	0	184	73	.397	0
0	0	0	1	124	46	.371	0
0	0	1	0	46	18	.391	0
0	0	1	1	62	34	.548	1
0	1	0	0	85	45	.529	1
0	1	0	1	45	17	.378	0
0	1	1	0	48	25	.521	1
0	1	1	1	64	47	.734	1
1	0	0	0	105	44	.419	0
1	0	0	1	51	24	.471	0
1	0	1	0	19	9	.474	0
1	0	1	1	29	17	.586	1
1	1	0	0	167	69	.413	0
1	1	0	1	88	54	.614	1
1	1	1	0	93	56	.602	1
1	1	1	1	131	92	.702	1

n = Häufigkeit des Antwortmusters, n_1 = Häufigkeit des Antwortmusters bei Zugehörigkeit zu Klasse 1, Klasse = Zuweisung des Antwortmusters zur angegebenen Klasse durch den Bayes-Klassifikator

A4.8 GANZHEITLICHE FÜHRUNG

Tabelle 267. Parameter des Bayes-Klassifikators zur Vorhersage von ganzheitlicher Führung (0 = gering, 1 = hoch) bezüglich WSIB.

Antwortmuster auf EEB-Items Nr.				Parameter des Bayes-Klassifikators bezüglich WSIB			
3	4	11	23	n	n_1	$p_1 = n_1 / n$	Klasse
0	0	0	0	87	21	.241	0
0	0	0	1	37	13	.351	0
0	0	1	0	13	8	.615	1
0	0	1	1	28	12	.429	0
0	1	0	0	37	17	.459	0
0	1	0	1	36	20	.556	1
0	1	1	0	15	11	.733	1
0	1	1	1	28	17	.607	1
1	0	0	0	87	34	.391	0
1	0	0	1	69	41	.594	1
1	0	1	0	35	20	.571	1
1	0	1	1	28	13	.464	0
1	1	0	0	282	119	.422	0
1	1	0	1	254	144	.567	1
1	1	1	0	88	38	.432	0
1	1	1	1	222	146	.658	1

n = Häufigkeit des Antwortmusters, n_1 = Häufigkeit des Antwortmusters bei Zugehörigkeit zu Klasse 1, Klasse = Zuweisung des Antwortmusters zur angegebenen Klasse durch den Bayes-Klassifikator

A4.9 PARTIZIPATIVE UNTERNEHMENSKULTUR

Tabelle 268. Parameter des Bayes-Klassifikators zur Vorhersage von partizipativer Unternehmenskultur (0 = gering, 1 = hoch) bezüglich WSIB.

Antwortmuster auf EEB-Items Nr.				Parameter des Bayes-Klassifikators bezüglich WSIB			Klasse
1	3	10	23	n	n_1	$p_1 = n_1 / n$	
0	0	0	0	38	10	.263	0
0	0	0	1	13	2	.154	0
0	0	1	0	3	2	.667	1
0	0	1	1	2	0	.000	0
0	1	0	0	127	35	.276	0
0	1	0	1	68	32	.471	0
0	1	1	0	132	45	.341	0
0	1	1	1	114	74	.649	1
1	0	0	0	37	16	.432	0
1	0	0	1	22	8	.364	0
1	0	1	0	8	3	.375	0
1	0	1	1	8	5	.625	1
1	1	0	0	117	45	.385	0
1	1	0	1	154	93	.604	1
1	1	1	0	182	78	.429	0
1	1	1	1	318	224	.704	1

n = Häufigkeit des Antwortmusters, n_1 = Häufigkeit des Antwortmusters bei Zugehörigkeit zu Klasse 1, Klasse = Zuweisung des Antwortmusters zur angegebenen Klasse durch den Bayes-Klassifikator

Definition der Klassifikatoren

Tabelle 269. Parameter des Bayes-Klassifikators zur Vorhersage von partizipativer Unternehmenskultur (0 = gering, 1 = hoch) bezüglich vollständiger EEB.

Antwortmuster auf EEB-Items Nr.				Parameter des Bayes-Klassifikators bezüglich vollständiger EEB			
3	14	16	23	n	n_1	$p_1 = n_1 / n$	Klasse
0	0	0	0	56	17	.304	0
0	0	0	1	20	8	.400	0
0	0	1	0	8	4	.500	0
0	0	1	1	4	1	.250	0
0	1	0	0	19	7	.368	0
0	1	0	1	16	2	.125	0
0	1	1	0	3	3	1.000	1
0	1	1	1	5	4	.800	1
1	0	0	0	160	50	.312	0
1	0	0	1	107	45	.421	0
1	0	1	0	136	50	.368	0
1	0	1	1	104	74	.712	1
1	1	0	0	130	43	.331	0
1	1	0	1	216	138	.639	1
1	1	1	0	132	60	.455	0
1	1	1	1	227	166	.731	1

n = Häufigkeit des Antwortmusters, n_1 = Häufigkeit des Antwortmusters bei Zugehörigkeit zu Klasse 1, Klasse = Zuweisung des Antwortmusters zur angegebenen Klasse durch den Bayes-Klassifikator

A4.10 BEDEUTUNG VON ANERKENNUNG UND WERTSCHÄTZUNG

Tabelle 270. Parameter des Bayes-Klassifikators zur Vorhersage von Bedeutung von Anerkennung und Wertschätzung (0 = gering, 1 = hoch) bezüglich WSIB.

Antwortmuster auf EEB-Items Nr.			Parameter des Bayes-Klassifikators bezüglich WSIB			
4	8	11	n	n_1	$p_1 = n_1 / n$	Klasse
0	0	0	118	37	.314	0
0	0	1	35	14	.400	0
0	1	0	71	37	.521	1
0	1	1	105	60	.571	1
1	0	0	425	173	.407	0
1	0	1	66	23	.348	0
1	1	0	272	175	.643	1
1	1	1	249	152	.610	1

n = Häufigkeit des Antwortmusters, n_1 = Häufigkeit des Antwortmusters bei Zugehörigkeit zu Klasse 1, Klasse = Zuweisung des Antwortmusters zur angegebenen Klasse durch den Bayes-Klassifikator

Definition der Klassifikatoren

Tabelle 271. Parameter des Bayes-Klassifikators zur Vorhersage von Bedeutung von Anerkennung und Wertschätzung (0 = gering, 1 = hoch) bezüglich vollständiger EEB.

Antwortmuster auf EEB-Items Nr.				Parameter des Bayes-Klassifikators bezüglich vollständiger EEB			
5	8	9	18	n	n_1	$p_1 = n_1 / n$	Klasse
0	0	0	0	102	25	.245	0
0	0	0	1	42	9	.214	0
0	0	1	0	320	124	.388	0
0	0	1	1	105	55	.524	1
0	1	0	0	57	18	.316	0
0	1	0	1	21	12	.571	1
0	1	1	0	277	165	.596	1
0	1	1	1	106	70	.660	1
1	0	0	0	24	8	.333	0
1	0	0	1	3	0	.000	0
1	0	1	0	36	16	.444	0
1	0	1	1	12	10	.833	1
1	1	0	0	58	33	.569	1
1	1	0	1	4	2	.500	0
1	1	1	0	156	111	.712	1
1	1	1	1	18	13	.722	1

n = Häufigkeit des Antwortmusters, n_1 = Häufigkeit des Antwortmusters bei Zugehörigkeit zu Klasse 1, Klasse = Zuweisung des Antwortmusters zur angegebenen Klasse durch den Bayes-Klassifikator

A4.11 ZUSAMMENARBEIT

Tabelle 272. Parameter des Bayes-Klassifikators zur Vorhersage von Zusammenarbeit (0 = gering, 1 = hoch) bezüglich WSIB.

Antwortmuster auf EEB-Items Nr.				Parameter des Bayes-Klassifikators bezüglich WSIB			Klasse
1	8	10	23	n	n_1	$p_1 = n_1 / n$	
0	0	0	0	124	43	.347	0
0	0	0	1	52	19	.365	0
0	0	1	0	94	39	.415	0
0	0	1	1	64	25	.391	0
0	1	0	0	41	18	.439	0
0	1	0	1	29	16	.552	1
0	1	1	0	40	19	.475	0
0	1	1	1	51	27	.529	1
1	0	0	0	69	29	.420	0
1	0	0	1	62	29	.468	0
1	0	1	0	87	41	.471	0
1	0	1	1	92	52	.565	1
1	1	0	0	85	40	.471	0
1	1	0	1	114	60	.526	1
1	1	1	0	102	64	.627	1
1	1	1	1	235	150	.638	1

n = Häufigkeit des Antwortmusters, n_1 = Häufigkeit des Antwortmusters bei Zugehörigkeit zu Klasse 1, Klasse = Zuweisung des Antwortmusters zur angegebenen Klasse durch den Bayes-Klassifikator

Definition der Klassifikatoren

Tabelle 273. Parameter des Bayes-Klassifikators zur Vorhersage von Zusammenarbeit (0 = gering, 1 = hoch) bezüglich vollständiger EEB.

Antwortmuster auf EEB-Items Nr.				Parameter des Bayes-Klassifikators bezüglich vollständiger EEB			
13	15	17	20	n	n_1	$p_1 = n_1 / n$	Klasse
0	0	0	0	81	26	.321	0
0	0	0	1	38	15	.395	0
0	0	1	0	25	12	.480	0
0	0	1	1	24	13	.542	1
0	1	0	0	23	6	.261	0
0	1	0	1	24	10	.417	0
0	1	1	0	32	17	.531	1
0	1	1	1	80	31	.388	0
1	0	0	0	152	51	.336	0
1	0	0	1	88	52	.591	1
1	0	1	0	67	22	.328	0
1	0	1	1	106	56	.528	1
1	1	0	0	31	9	.290	0
1	1	0	1	56	25	.446	0
1	1	1	0	183	104	.568	1
1	1	1	1	331	222	.671	1

n = Häufigkeit des Antwortmusters, n_1 = Häufigkeit des Antwortmusters bei Zugehörigkeit zu Klasse 1, Klasse = Zuweisung des Antwortmusters zur angegebenen Klasse durch den Bayes-Klassifikator

A4.12 GESUNDHEITSBEZOGENE SELBSTWIRKSAMKEIT

Tabelle 274. Parameter des Bayes-Klassifikators zur Vorhersage von gesundheitsbezogener Selbstwirksamkeit (0 = gering, 1 = hoch) bezüglich WSIB.

Antwortmuster auf EEB-Items Nr.				Parameter des Bayes-Klassifikators bezüglich WSIB			Klasse
4	7	10	11	n	n_1	$p_1 = n_1 / n$	
0	0	0	0	70	13	.186	0
0	0	0	1	21	2	.095	0
0	0	1	0	12	6	.500	0
0	0	1	1	7	4	.571	1
0	1	0	0	65	20	.308	0
0	1	0	1	135	43	.319	0
0	1	1	0	19	8	.421	0
0	1	1	1	64	37	.578	1
1	0	0	0	53	18	.340	0
1	0	0	1	37	10	.270	0
1	0	1	0	79	28	.354	0
1	0	1	1	71	45	.634	1
1	1	0	0	77	34	.442	0
1	1	0	1	149	79	.530	1
1	1	1	0	144	82	.569	1
1	1	1	1	417	282	.676	1

n = Häufigkeit des Antwortmusters, n_1 = Häufigkeit des Antwortmusters bei Zugehörigkeit zu Klasse 1, Klasse = Zuweisung des Antwortmusters zur angegebenen Klasse durch den Bayes-Klassifikator

Definition der Klassifikatoren

Tabelle 275. Parameter des Bayes-Klassifikators zur Vorhersage von gesundheitsbezogener Selbstwirksamkeit (0 = gering, 1 = hoch) bezüglich vollständiger EEB.

Antwortmuster auf EEB-Items Nr.				Parameter des Bayes-Klassifikators bezüglich vollständiger EEB			
1	4	5	10	<i>n</i>	<i>n</i> ₁	$p_1 = n_1 / n$	Klasse
0	0	0	0	43	6	.140	0
0	0	0	1	9	2	.222	0
0	0	1	0	69	14	.203	0
0	0	1	1	13	8	.615	1
0	1	0	0	41	11	.268	0
0	1	0	1	54	17	.315	0
0	1	1	0	75	34	.453	0
0	1	1	1	170	101	.594	1
1	0	0	0	48	15	.312	0
1	0	0	1	11	7	.636	1
1	0	1	0	131	43	.328	0
1	0	1	1	69	38	.551	1
1	1	0	0	26	6	.231	0
1	1	0	1	44	15	.341	0
1	1	1	0	174	90	.517	1
1	1	1	1	443	304	.686	1

n = Häufigkeit des Antwortmusters, *n*₁ = Häufigkeit des Antwortmusters bei Zugehörigkeit zu Klasse 1, Klasse = Zuweisung des Antwortmusters zur angegebenen Klasse durch den Bayes-Klassifikator

A4.13 HERZ-KREISLAUF-BESCHWERDEN

Tabelle 276. Parameter des Bayes-Klassifikators zur Vorhersage von Herz-Kreislauf-Beschwerden (0 = wenige, 1 = viele) bezüglich WSIB.

Antwortmuster auf EEB-Items Nr.				Parameter des Bayes-Klassifikators bezüglich WSIB			Klasse
1	3	4	10	n	n_1	$p_1 = n_1 / n$	
0	0	0	0	321	106	.330	0
0	0	0	1	53	28	.528	1
0	0	1	0	92	41	.446	0
0	0	1	1	93	48	.516	1
0	1	0	0	161	69	.429	0
0	1	0	1	80	42	.525	1
0	1	1	0	113	63	.558	1
0	1	1	1	233	158	.678	1
1	0	0	0	32	13	.406	0
1	0	0	1	12	5	.417	0
1	0	1	0	12	4	.333	0
1	0	1	1	13	9	.692	1
1	1	0	0	10	4	.400	0
1	1	0	1	17	10	.588	1
1	1	1	0	10	8	.800	1
1	1	1	1	53	44	.830	1

n = Häufigkeit des Antwortmusters, n_1 = Häufigkeit des Antwortmusters bei Zugehörigkeit zu Klasse 1, Klasse = Zuweisung des Antwortmusters zur angegebenen Klasse durch den Bayes-Klassifikator

Definition der Klassifikatoren

Tabelle 277. Parameter des Bayes-Klassifikators zur Vorhersage von Herz-Kreislauf-Beschwerden (0 = wenige, 1 = viele) bezüglich vollständiger EEB.

Antwortmuster auf EEB-Items Nr.				Parameter des Bayes-Klassifikators bezüglich vollständiger EEB			
4	10	18	20	n	n_1	$p_1 = n_1 / n$	Klasse
0	0	0	0	256	77	.301	0
0	0	0	1	222	92	.414	0
0	0	1	0	24	9	.375	0
0	0	1	1	22	14	.636	1
0	1	0	0	61	25	.410	0
0	1	0	1	59	31	.525	1
0	1	1	0	28	17	.607	1
0	1	1	1	14	12	.857	1
1	0	0	0	79	29	.367	0
1	0	0	1	101	63	.624	1
1	0	1	0	13	6	.462	0
1	0	1	1	34	18	.529	1
1	1	0	0	92	47	.511	1
1	1	0	1	135	94	.696	1
1	1	1	0	60	38	.633	1
1	1	1	1	105	80	.762	1

n = Häufigkeit des Antwortmusters, n_1 = Häufigkeit des Antwortmusters bei Zugehörigkeit zu Klasse 1, Klasse = Zuweisung des Antwortmusters zur angegebenen Klasse durch den Bayes-Klassifikator

A4.14 MAGEN-DARM-BESCHWERDEN

Tabelle 278. Parameter des Bayes-Klassifikators zur Vorhersage von Magen-Darm-Beschwerden (0 = wenige, 1 = viele) bezüglich WSIB.

Antwortmuster auf EEB-Items Nr.				Parameter des Bayes-Klassifikators bezüglich WSIB			Klasse
1	4	8	10	n	n_1	$p_1 = n_1 / n$	
0	0	0	0	101	30	.297	0
0	0	0	1	27	11	.407	0
0	0	1	0	140	54	.386	0
0	0	1	1	38	19	.500	0
0	1	0	0	38	20	.526	1
0	1	0	1	60	43	.717	1
0	1	1	0	59	32	.542	1
0	1	1	1	85	54	.635	1
1	0	0	0	84	22	.262	0
1	0	0	1	33	18	.545	1
1	0	1	0	213	80	.376	0
1	0	1	1	67	41	.612	1
1	1	0	0	34	15	.441	0
1	1	0	1	86	51	.593	1
1	1	1	0	93	56	.602	1
1	1	1	1	169	118	.698	1

n = Häufigkeit des Antwortmusters, n_1 = Häufigkeit des Antwortmusters bei Zugehörigkeit zu Klasse 1, Klasse = Zuweisung des Antwortmusters zur angegebenen Klasse durch den Bayes-Klassifikator

Definition der Klassifikatoren

Tabelle 279. Parameter des Bayes-Klassifikators zur Vorhersage von Magen-Darm-Beschwerden (0 = wenige, 1 = viele) bezüglich vollständiger EEB.

Antwortmuster auf EEB-Items Nr.				Parameter des Bayes-Klassifikators bezüglich vollständiger EEB			
3	4	18	20	n	n_1	$p_1 = n_1 / n$	Klasse
0	0	0	0	228	74	.325	0
0	0	0	1	179	64	.358	0
0	0	1	0	13	6	.462	0
0	0	1	1	9	5	.556	1
0	1	0	0	88	30	.341	0
0	1	0	1	96	67	.698	1
0	1	1	0	10	8	.800	1
0	1	1	1	16	13	.812	1
1	0	0	0	98	28	.286	0
1	0	0	1	107	59	.551	1
1	0	1	0	40	16	.400	0
1	0	1	1	29	23	.793	1
1	1	0	0	86	54	.628	1
1	1	0	1	139	87	.626	1
1	1	1	0	67	42	.627	1
1	1	1	1	122	88	.721	1

n = Häufigkeit des Antwortmusters, n_1 = Häufigkeit des Antwortmusters bei Zugehörigkeit zu Klasse 1, Klasse = Zuweisung des Antwortmusters zur angegebenen Klasse durch den Bayes-Klassifikator

A4.15 MUSKEL-SKELETT-BESCHWERDEN

Table 280. Parameter des Bayes-Klassifikators zur Vorhersage von Muskel-Skelett-Beschwerden (0 = wenige, 1 = viele) bezüglich WSIB.

Antwortmuster auf EEB-Items Nr.			Parameter des Bayes-Klassifikators bezüglich WSIB			
4	11	23	n	n_1	$p_1 = n_1 / n$	Klasse
0	0	0	176	34	.193	0
0	0	1	68	19	.279	0
0	1	0	217	69	.318	0
0	1	1	237	98	.414	0
1	0	0	99	58	.586	1
1	0	1	77	58	.753	1
1	1	0	193	123	.637	1
1	1	1	253	202	.798	1

n = Häufigkeit des Antwortmusters, n_1 = Häufigkeit des Antwortmusters bei Zugehörigkeit zu Klasse 1, Klasse = Zuweisung des Antwortmusters zur angegebenen Klasse durch den Bayes-Klassifikator

Definition der Klassifikatoren

Tabelle 281. Parameter des Bayes-Klassifikators zur Vorhersage von Muskel-Skelett-Beschwerden (0 = wenige, 1 = viele) bezüglich WSIB.

Antwortmuster auf EEB-Items Nr.				Parameter des Bayes-Klassifikators bezüglich WSIB			
3	10	11	23	n	n_1	$p_1 = n_1 / n$	Klasse
0	0	0	0	196	53	.270	0
0	0	0	1	115	39	.339	0
0	0	1	0	52	22	.423	0
0	0	1	1	84	34	.405	0
0	1	0	0	54	20	.370	0
0	1	0	1	46	28	.609	1
0	1	1	0	26	16	.615	1
0	1	1	1	47	31	.660	1
1	0	0	0	142	52	.366	0
1	0	0	1	66	38	.576	1
1	0	1	0	43	15	.349	0
1	0	1	1	42	27	.643	1
1	1	0	0	128	79	.617	1
1	1	0	1	94	68	.723	1
1	1	1	0	46	32	.696	1
1	1	1	1	122	97	.795	1

n = Häufigkeit des Antwortmusters, n_1 = Häufigkeit des Antwortmusters bei Zugehörigkeit zu Klasse 1, Klasse = Zuweisung des Antwortmusters zur angegebenen Klasse durch den Bayes-Klassifikator

A4.16 UNSPEZIFISCHE BESCHWERDEN

Tabelle 282. Parameter des Bayes-Klassifikators zur Vorhersage von Muskel-Skelett-Beschwerden (0 = wenige, 1 = viele) bezüglich WSIB.

Antwortmuster auf EEB-Items Nr.				Parameter des Bayes-Klassifikators bezüglich WSIB			Klasse
3	10	11	23	n	n_1	$p_1 = n_1 / n$	
0	0	0	0	196	53	.270	0
0	0	0	1	115	39	.339	0
0	0	1	0	52	22	.423	0
0	0	1	1	84	34	.405	0
0	1	0	0	54	20	.370	0
0	1	0	1	46	28	.609	1
0	1	1	0	26	16	.615	1
0	1	1	1	47	31	.660	1
1	0	0	0	142	52	.366	0
1	0	0	1	66	38	.576	1
1	0	1	0	43	15	.349	0
1	0	1	1	42	27	.643	1
1	1	0	0	128	79	.617	1
1	1	0	1	94	68	.723	1
1	1	1	0	46	32	.696	1
1	1	1	1	122	97	.795	1

n = Häufigkeit des Antwortmusters, n_1 = Häufigkeit des Antwortmusters bei Zugehörigkeit zu Klasse 1, Klasse = Zuweisung des Antwortmusters zur angegebenen Klasse durch den Bayes-Klassifikator

A4.17 ABSENTISMUSTAGE

Tabelle 283. Parameter des Bayes-Klassifikators zur Vorhersage von Absentismustagen (0 = wenige, 1 = viele) bezüglich WSIB.

Antwortmuster auf EEB-Items Nr.				Parameter des Bayes-Klassifikators bezüglich WSIB			
4	7	8	10	n	n_1	$p_1 = n_1 / n$	Klasse
0	0	0	0	212	83	.392	0
0	0	0	1	68	28	.412	0
0	0	1	0	12	6	.500	0
0	0	1	1	5	0	.000	0
0	1	0	0	190	81	.426	0
0	1	0	1	81	36	.444	0
0	1	1	0	28	14	.500	0
0	1	1	1	20	17	.850	1
1	0	0	0	35	19	.543	1
1	0	0	1	69	51	.739	1
1	0	1	0	1	0	.000	0
1	0	1	1	5	3	.600	1
1	1	0	0	43	28	.651	1
1	1	0	1	83	53	.639	1
1	1	1	0	4	0	.000	0
1	1	1	1	28	23	.821	1

n = Häufigkeit des Antwortmusters, n_1 = Häufigkeit des Antwortmusters bei Zugehörigkeit zu Klasse 1, Klasse = Zuweisung des Antwortmusters zur angegebenen Klasse durch den Bayes-Klassifikator

Tabelle 284. Parameter des Bayes-Klassifikators zur Vorhersage von Absentismustagen (0 = wenige, 1 = viele) bezüglich vollständiger EEB.

Antwortmuster auf EEB-Items Nr.			Parameter des Bayes-Klassifikators bezüglich vollständiger EEB			
4	11	15	n	n_1	$p_1 = n_1 / n$	Klasse
0	0	0	128	44	.344	0
0	0	1	88	32	.364	0
0	1	0	190	81	.426	0
0	1	1	210	108	.514	1
1	0	0	35	28	.800	1
1	0	1	38	19	.500	0
1	1	0	63	38	.603	1
1	1	1	132	92	.697	1

n = Häufigkeit des Antwortmusters, n_1 = Häufigkeit des Antwortmusters bei Zugehörigkeit zu Klasse 1, Klasse = Zuweisung des Antwortmusters zur angegebenen Klasse durch den Bayes-Klassifikator

A4.18 PRÄSENTISMUSTAGE

Tabelle 285. Parameter des Bayes-Klassifikators zur Vorhersage von Präsentismustagen (0 = wenige, 1 = viele) bezüglich WSIB.

Antwortmuster auf EEB-Items Nr.				Parameter des Bayes-Klassifikators bezüglich WSIB			Klasse
4	7	8	10	n	n_1	$p_1 = n_1 / n$	
0	0	0	0	167	59	.353	0
0	0	0	1	49	23	.469	0
0	0	1	0	9	3	.333	0
0	0	1	1	9	4	.444	0
0	1	0	0	174	59	.339	0
0	1	0	1	80	47	.588	1
0	1	1	0	57	34	.596	1
0	1	1	1	16	11	.688	1
1	0	0	0	23	7	.304	0
1	0	0	1	60	44	.733	1
1	0	1	0	1	0	.000	0
1	0	1	1	7	6	.857	1
1	1	0	0	31	19	.613	1
1	1	0	1	78	55	.705	1
1	1	1	0	12	8	.667	1
1	1	1	1	21	18	.857	1

n = Häufigkeit des Antwortmusters, n_1 = Häufigkeit des Antwortmusters bei Zugehörigkeit zu Klasse 1, Klasse = Zuweisung des Antwortmusters zur angegebenen Klasse durch den Bayes-Klassifikator

A5. VERGLEICH VON MESSUNG UND VORHERSAGE FÜR 12 STICHPROBEN

In den Tabellen dieses vorliegenden Anhangs werden empirisch bestimmte Mittelwerte M mit vorhergesagten Erwartungswerten μ für zwölf Stichproben und je 16 Kriterien miteinander verglichen. Es wird geprüft, ob die Mittelwerte innerhalb der 99,8 %-Konfidenzintervalle (99,8 %-CI[μ]) der vorhergesagten Erwartungswerte liegen.

Tabelle 286. Vergleich von Messung und Vorhersage. Geprüft wird, ob der empirisch bestimmte Mittelwert M innerhalb des vorhergesagten 99,8 %-Konfidenzintervalls des Erwartungswertes (99,8 %-CI[μ]) liegt. Stichprobenumfang $n = 22$, Beschäftigte in der Fertigung, keine Führungsverantwortung. X = Keine Passung; die Prüfung fällt negativ aus.

Kriterium	Messung		Vorhersage		Misfit
	SD	M	μ	99,8 %-CI[μ]	
Aufgabenanforderungen	0,45	1,30	1,20	[0,85, 1,56]	
Kommunikation & Koopertation	0,51	1,29	1,10	[0,77, 1,43]	
Leistungs- und Zeitkontrolle	0,50	1,28	0,96	[0,55, 1,37]	
Regulationsbehinderungen	0,51	1,29	1,57	[1,24, 1,90]	
Tätigkeitsspielraum	0,33	1,63	1,16	[0,80, 1,53]	X
Gesamtgestaltungsbedarf	1,03	6,80	6,18	[5,26, 7,09]	
Autoritäre Führung	0,72	1,53	1,56	[1,02, 2,11]	
Ganzheitliche Führung	0,80	2,13	2,11	[1,55, 2,66]	
Partizipative Unternehmenskultur	0,61	1,93	1,60	[1,03, 2,17]	
Anerkennung und Wertschätzung	0,99	3,08	2,64	[1,99, 3,30]	
Zusammenarbeit	0,71	2,47	2,13	[1,52, 2,75]	
Gesundheitskompetenz	0,67	2,15	2,16	[1,69, 2,63]	
Herz-Kreislauf-Beschwerden	0,98	2,54	3,14	[2,35, 3,92]	
Magen-Darm-Beschwerden	1,10	1,92	2,15	[1,41, 2,89]	
Muskel-Skelett-Beschwerden	1,18	3,00	3,06	[2,23, 3,89]	
Unspezifische Beschwerden	0,77	3,38	3,51	[2,77, 4,24]	

Vergleich von Messung und Vorhersage für 12 Stichproben

Tabelle 287. Vergleich von Messung und Vorhersage. Geprüft wird, ob der empirisch bestimmte Mittelwert M innerhalb des vorhergesagten 99,8 %-Konfidenzintervalls des Erwartungswertes (99,8 %-CI[μ]) liegt. Stichprobenumfang $n = 12$, Führungskräfte in der Fertigung. $X =$ Keine Passung; die Prüfung fällt negativ aus.

Kriterium	Messung		Vorhersage		Misfit
	<i>SD</i>	<i>M</i>	μ	99,8 %-CI[μ]	
Aufgabenanforderungen	0,43	0,88	1,20	[0,76, 1,63]	
Kommunikation & Koopertation	0,44	1,41	1,14	[0,73, 1,55]	
Leistungs- und Zeitkontrolle	0,71	1,36	1,05	[0,55, 1,56]	
Regulationsbehinderungen	0,32	1,52	1,32	[0,82, 1,64]	
Tätigkeitsspielraum	0,36	1,06	1,07	[0,62, 1,52]	
Gesamtgestaltungsbedarf	1,28	6,17	5,53	[4,40, 6,66]	
Autoritäre Führung	1,10	1,59	1,38	[0,71, 2,06]	
Ganzheitliche Führung	0,61	2,31	2,24	[1,56, 2,93]	
Partizipative Unternehmenskultur	0,98	2,15	2,02	[1,32, 2,72]	
Anerkennung und Wertschätzung	0,61	3,05	2,74	[1,93, 3,54]	
Zusammenarbeit	0,85	2,21	2,38	[1,62, 3,15]	
Gesundheitskompetenz	0,87	2,20	2,32	[1,74, 2,89]	
Herz-Kreislauf-Beschwerden	1,14	2,09	2,34	[1,37, 3,31]	
Magen-Darm-Beschwerden	1,04	1,55	1,83	[0,92, 2,75]	
Muskel-Skelett-Beschwerden	0,82	3,55	2,67	[1,65, 3,70]	
Unspezifische Beschwerden	0,94	3,38	2,52	[1,62, 3,43]	

Vergleich von Messung und Vorhersage für 12 Stichproben

Tabelle 288. Vergleich von Messung und Vorhersage. Geprüft wird, ob der empirisch bestimmte Mittelwert M innerhalb des vorhergesagten 99,8 %-Konfidenzintervalls des Erwartungswertes ($99,8\% \text{-CI}[\mu]$) liegt. Stichprobenumfang $n = 16$, Beschäftigte im Einkauf, keine Führungsverantwortung. X = Keine Passung; die Prüfung fällt negativ aus.

Kriterium	Messung		Vorhersage		Misfit
	<i>SD</i>	<i>M</i>	μ	99,8 %-CI[μ]	
Aufgabenanforderungen	0,47	1,00	1,06	[0,66, 1,46]	
Kommunikation & Koopertation	0,55	0,97	1,17	[0,80, 1,55]	
Leistungs- und Zeitkontrolle	0,45	0,78	0,88	[0,42, 1,34]	
Regulationsbehinderungen	0,48	0,91	1,31	[0,94, 1,68]	X
Tätigkeitsspielraum	0,45	1,21	1,18	[0,77, 1,58]	
Gesamtgestaltungsbedarf	1,44	5,01	5,31	[4,28, 6,34]	
Autoritäre Führung	0,49	0,81	1,30	[0,68, 1,91]	
Ganzheitliche Führung	0,57	2,84	2,42	[1,80, 3,05]	
Partizipative Unternehmenskultur	0,80	2,17	1,79	[1,15, 2,43]	
Anerkennung und Wertschätzung	0,64	2,60	2,70	[1,97, 3,44]	
Zusammenarbeit	0,66	2,83	2,25	[1,55, 2,94]	
Gesundheitskompetenz	0,56	2,81	2,39	[1,86, 2,91]	
Herz-Kreislauf-Beschwerden	0,74	1,47	2,29	[1,41, 3,17]	
Magen-Darm-Beschwerden	1,16	1,73	1,61	[0,78, 2,45]	
Muskel-Skelett-Beschwerden	1,13	2,47	2,63	[1,70, 3,56]	
Unspezifische Beschwerden	0,65	3,00	2,90	[2,07, 3,72]	

Vergleich von Messung und Vorhersage für 12 Stichproben

Tabelle 289. Vergleich von Messung und Vorhersage. Geprüft wird, ob der empirisch bestimmte Mittelwert M innerhalb des vorhergesagten 99,8 %-Konfidenzintervalls des Erwartungswertes (99,8 %-CI[μ]) liegt. Stichprobenumfang $n = 19$, Beschäftigte im Einkauf, keine Führungsverantwortung. X = Keine Passung; die Prüfung fällt negativ aus.

Kriterium	Messung		Vorhersage		Misfit
	<i>SD</i>	<i>M</i>	μ	99,8 %-CI[μ]	
Aufgabenanforderungen	0,57	0,92	0,95	[0,58, 1,32]	
Kommunikation & Koopertation	0,33	1,13	1,21	[0,86, 1,56]	
Leistungs- und Zeitkontrolle	0,45	0,79	1,03	[0,59, 1,46]	
Regulationsbehinderungen	0,48	0,91	1,03	[0,68, 1,38]	
Tätigkeitsspielraum	0,51	1,18	1,11	[0,73, 1,49]	
Gesamtgestaltungsbedarf	1,42	4,92	5,10	[4,13, 6,07]	
Autoritäre Führung	0,46	0,57	0,92	[0,34, 1,50]	
Ganzheitliche Führung	0,55	3,01	2,35	[1,77, 2,94]	X
Partizipative Unternehmenskultur	0,63	2,60	2,19	[1,59, 2,79]	
Anerkennung und Wertschätzung	0,67	3,24	3,03	[2,34, 3,72]	
Zusammenarbeit	0,53	3,00	2,66	[2,01, 3,32]	
Gesundheitskompetenz	0,51	2,80	2,67	[2,18, 3,16]	
Herz-Kreislauf-Beschwerden	1,35	1,58	1,81	[0,98, 2,65]	
Magen-Darm-Beschwerden	0,93	1,26	1,43	[0,64, 2,21]	
Muskel-Skelett-Beschwerden	1,03	2,79	2,56	[1,68, 3,43]	
Unspezifische Beschwerden	0,90	2,47	2,01	[1,24, 2,79]	

Vergleich von Messung und Vorhersage für 12 Stichproben

Tabelle 290. Vergleich von Messung und Vorhersage. Geprüft wird, ob der empirisch bestimmte Mittelwert M innerhalb des vorhergesagten 99,8 %-Konfidenzintervalls des Erwartungswertes (99,8 %-CI[μ]) liegt. Stichprobenumfang $n = 8$, Führungskräfte im Einkauf. $X =$ Keine Passung; die Prüfung fällt negativ aus.

Kriterium	Messung		Vorhersage		Misfit
	<i>SD</i>	<i>M</i>	μ	99,8 %-CI[μ]	
Aufgabenanforderungen	0,48	0,63	0,66	[0,17, 1,15]	
Kommunikation & Koopertation	0,38	1,25	1,17	[0,71, 1,64]	
Leistungs- und Zeitkontrolle	0,56	0,94	1,12	[0,55, 1,69]	
Regulationsbehinderungen	0,60	1,15	0,95	[0,49, 1,41]	
Tätigkeitsspielraum	0,35	0,75	0,94	[0,44, 1,45]	
Gesamtgestaltungsbedarf	1,68	4,71	4,66	[3,39, 5,93]	
Autoritäre Führung	0,54	0,78	0,88	[0,11, 1,64]	
Ganzheitliche Führung	0,40	2,79	2,69	[1,92, 3,47]	
Partizipative Unternehmenskultur	0,64	2,92	2,48	[1,69, 3,27]	
Anerkennung und Wertschätzung	0,44	3,63	3,37	[2,46, 4,27]	
Zusammenarbeit	0,47	3,17	2,82	[1,96, 3,68]	
Gesundheitskompetenz	0,47	2,83	2,80	[2,15, 3,45]	
Herz-Kreislauf-Beschwerden	1,25	2,13	1,52	[0,43, 2,62]	
Magen-Darm-Beschwerden	0,74	1,63	0,96	[-0,08, 1,99]	
Muskel-Skelett-Beschwerden	1,55	2,13	1,73	[0,58, 2,88]	
Unspezifische Beschwerden	0,92	2,63	1,78	[0,76, 2,80]	

Vergleich von Messung und Vorhersage für 12 Stichproben

Tabelle 291. Vergleich von Messung und Vorhersage. Geprüft wird, ob der empirisch bestimmte Mittelwert M innerhalb des vorhergesagten 99,8 %-Konfidenzintervalls des Erwartungswertes (99,8 %-CI[μ]) liegt. Stichprobenumfang $n = 18$, Beschäftigte in der Anlagentechnik, keine Führungsverantwortung. X = Keine Passung; die Prüfung fällt negativ aus.

Kriterium	Messung		Vorhersage		Misfit
	SD	M	μ	99,8 %-CI[μ]	
Aufgabenanforderungen	0,42	1,25	0,91	[0,53, 1,30]	
Kommunikation & Koopertation	0,33	1,41	1,23	[0,87, 1,48]	
Leistungs- und Zeitkontrolle	0,55	0,75	1,10	[0,65, 1,54]	
Regulationsbehinderungen	0,37	1,47	1,04	[0,69, 1,40]	X
Tätigkeitsspielraum	0,33	1,45	1,05	[0,66, 1,44]	X
Gesamtgestaltungsbedarf	0,77	6,28	5,70	[4,72, 6,69]	
Autoritäre Führung	0,61	1,40	0,93	[0,34, 1,52]	
Ganzheitliche Führung	0,76	2,42	2,15	[1,56, 2,75]	
Partizipative Unternehmenskultur	0,82	1,69	1,72	[1,10, 2,33]	
Anerkennung und Wertschätzung	0,97	2,59	2,57	[1,86, 3,27]	
Zusammenarbeit	0,80	2,30	2,56	[1,90, 3,23]	
Gesundheitskompetenz	0,70	2,67	2,62	[2,11, 3,12]	
Herz-Kreislauf-Beschwerden	1,14	1,61	1,18	[0,34, 2,03]	
Magen-Darm-Beschwerden	1,08	1,33	0,66	[-0,14, 1,46]	
Muskel-Skelett-Beschwerden	1,02	2,11	1,82	[0,92, 2,71]	
Unspezifische Beschwerden	0,92	2,61	2,28	[1,48, 3,07]	

Vergleich von Messung und Vorhersage für 12 Stichproben

Tabelle 292. Vergleich von Messung und Vorhersage. Geprüft wird, ob der empirisch bestimmte Mittelwert M innerhalb des vorhergesagten 99,8 %-Konfidenzintervalls des Erwartungswertes (99,8 %-CI[μ]) liegt. Stichprobenumfang $n = 22$, Beschäftigte in der Anlagentechnik, keine Führungsverantwortung. X = Keine Passung; die Prüfung fällt negativ aus.

Kriterium	Messung		Vorhersage		Misfit
	SD	M	μ	99,8 %-CI[μ]	
Aufgabeanforderungen	0,55	1,19	0,91	[0,56, 1,26]	
Kommunikation & Koopertation	0,23	1,36	1,40	[1,07, 1,74]	
Leistungs- und Zeitkontrolle	0,55	0,64	0,93	[0,52, 1,34]	
Regulationsbehinderungen	0,36	1,45	0,96	[0,63, 1,29]	X
Tätigkeitsspielraum	0,45	1,40	1,13	[0,77, 1,49]	
Gesamtgestaltungsbedarf	1,21	6,09	5,42	[4,50, 6,33]	
Autoritäre Führung	0,43	1,31	0,77	[0,22, 1,32]	
Ganzheitliche Führung	0,63	2,42	2,30	[1,75, 2,86]	
Partizipative Unternehmenskultur	0,65	1,89	2,04	[1,47, 2,61]	
Anerkennung und Wertschätzung	0,73	2,81	2,78	[2,13, 3,43]	
Zusammenarbeit	0,55	2,28	2,61	[1,99, 3,23]	
Gesundheitskompetenz	0,64	2,79	2,69	[2,22, 3,15]	
Herz-Kreislauf-Beschwerden	0,75	1,81	1,14	[0,35, 1,92]	
Magen-Darm-Beschwerden	1,04	1,10	0,91	[0,17, 1,65]	
Muskel-Skelett-Beschwerden	0,86	2,05	1,85	[1,02, 2,68]	
Unspezifische Beschwerden	1,06	2,67	2,08	[1,35, 2,82]	

Vergleich von Messung und Vorhersage für 12 Stichproben

Tabelle 293. Vergleich von Messung und Vorhersage. Geprüft wird, ob der empirisch bestimmte Mittelwert M innerhalb des vorhergesagten 99,8 %-Konfidenzintervalls des Erwartungswertes (99,8 %-CI[μ]) liegt. Stichprobenumfang $n = 11$, Ingenieure und Administratoren in der Anlagentechnik, keine Führungsverantwortung. X = Keine Passung; die Prüfung fällt negativ aus.

Kriterium	Messung		Vorhersage		Misfit
	<i>SD</i>	<i>M</i>	μ	99,8 %-CI[μ]	
Aufgabenanforderungen	0,46	0,85	1,08	[0,63, 1,53]	
Kommunikation & Koopertation	0,46	1,18	1,30	[0,88, 1,72]	
Leistungs- und Zeitkontrolle	0,66	0,59	1,10	[0,58, 1,62]	
Regulationsbehinderungen	0,31	1,25	1,09	[0,67, 1,51]	
Tätigkeitsspielraum	0,43	1,15	1,16	[0,70, 1,62]	
Gesamtgestaltungsbedarf	1,12	4,87	5,80	[4,64, 6,96]	
Autoritäre Führung	0,50	1,09	1,07	[0,38, 1,77]	
Ganzheitliche Führung	0,74	2,30	2,30	[1,60, 3,01]	
Partizipative Unternehmenskultur	0,67	2,03	1,85	[1,13, 2,58]	
Anerkennung und Wertschätzung	0,60	3,18	3,06	[2,23, 3,88]	
Zusammenarbeit	0,68	2,33	2,67	[1,89, 3,45]	
Gesundheitskompetenz	0,61	2,37	2,50	[1,91, 3,09]	
Herz-Kreislauf-Beschwerden	0,83	1,91	1,58	[0,58, 2,58]	
Magen-Darm-Beschwerden	0,82	1,55	1,00	[0,06, 1,95]	
Muskel-Skelett-Beschwerden	1,04	2,45	2,04	[0,99, 3,09]	
Unspezifische Beschwerden	0,79	2,73	2,39	[1,46, 3,32]	

Vergleich von Messung und Vorhersage für 12 Stichproben

Tabelle 294. Vergleich von Messung und Vorhersage. Geprüft wird, ob der empirisch bestimmte Mittelwert M innerhalb des vorhergesagten 99,8 %-Konfidenzintervalls des Erwartungswertes (99,8 %-CI[μ]) liegt. Stichprobenumfang $n = 8$, Führungskräfte in der Anlagentechnik. $X =$ Keine Passung; die Prüfung fällt negativ aus.

Kriterium	Messung		Vorhersage		Misfit
	<i>SD</i>	<i>M</i>	μ	99,8 %-CI[μ]	
Aufgabenanforderungen	0,41	0,72	0,89	[0,40, 1,38]	
Kommunikation & Koopertation	0,35	1,38	1,17	[0,71, 1,64]	
Leistungs- und Zeitkontrolle	0,46	0,81	1,12	[0,55, 1,69]	
Regulationsbehinderungen	0,34	1,28	0,83	[0,37, 1,29]	
Tätigkeitsspielraum	0,40	0,88	0,85	[0,35, 1,36]	
Gesamtgestaltungsbedarf	0,96	5,06	4,66	[3,39, 5,93]	
Autoritäre Führung	0,39	0,97	0,88	[0,11, 1,64]	
Ganzheitliche Führung	0,43	2,40	2,56	[1,79, 3,33]	
Partizipative Unternehmenskultur	0,70	2,04	2,48	[1,69, 3,27]	
Anerkennung und Wertschätzung	0,71	2,50	2,99	[2,08, 3,90]	
Zusammenarbeit	0,55	2,29	3,15	[2,29, 4,01]	
Gesundheitskompetenz	0,43	2,60	2,80	[2,15, 3,45]	
Herz-Kreislauf-Beschwerden	0,76	1,50	1,22	[0,13, 2,31]	
Magen-Darm-Beschwerden	1,20	1,50	0,69	[-0,34, 1,73]	
Muskel-Skelett-Beschwerden	1,20	2,00	1,73	[0,58, 2,88]	
Unspezifische Beschwerden	1,30	2,63	1,78	[0,76, 2,80]	

Vergleich von Messung und Vorhersage für 12 Stichproben

Tabelle 295. Vergleich von Messung und Vorhersage. Geprüft wird, ob der empirisch bestimmte Mittelwert M innerhalb des vorhergesagten 99,8 %-Konfidenzintervalls des Erwartungswertes (99,8 %-CI[μ]) liegt. Stichprobenumfang $n = 9$, Beschäftigte in der Entwicklung. $X =$ Keine Passung; die Prüfung fällt negativ aus.

Kriterium	Messung		Vorhersage		Misfit
	<i>SD</i>	<i>M</i>	μ	99,8 %-CI[μ]	
Aufgabenanforderungen	0,55	0,75	1,17	[0,70, 1,65]	
Kommunikation & Koopertation	0,23	1,38	1,47	[1,03, 1,92]	
Leistungs- und Zeitkontrolle	0,56	0,94	0,88	[0,33, 1,43]	
Regulationsbehinderungen	0,57	1,20	1,26	[0,81, 1,70]	
Tätigkeitsspielraum	0,53	1,00	1,25	[0,76, 1,74]	
Gesamtgestaltungsbedarf	0,86	5,26	5,59	[4,36, 6,82]	
Autoritäre Führung	0,32	0,56	1,16	[0,42, 1,89]	
Ganzheitliche Führung	0,40	2,50	2,21	[1,47, 2,96]	
Partizipative Unternehmenskultur	0,42	2,04	1,56	[0,80, 2,33]	
Anerkennung und Wertschätzung	0,38	3,00	2,74	[1,86, 3,61]	
Zusammenarbeit	0,61	2,58	2,42	[1,59, 3,25]	
Gesundheitskompetenz	0,88	2,31	2,43	[1,81, 3,06]	
Herz-Kreislauf-Beschwerden	0,93	2,50	2,00	[0,94, 3,06]	
Magen-Darm-Beschwerden	1,07	2,00	1,83	[0,83, 2,83]	
Muskel-Skelett-Beschwerden	1,06	2,38	2,39	[1,27, 3,50]	
Unspezifische Beschwerden	0,74	3,38	3,02	[2,03, 4,01]	

Vergleich von Messung und Vorhersage für 12 Stichproben

Tabelle 296. Vergleich von Messung und Vorhersage. Geprüft wird, ob der empirisch bestimmte Mittelwert M innerhalb des vorhergesagten 99,8 %-Konfidenzintervalls des Erwartungswertes (99,8 %-CI[μ]) liegt. Stichprobenumfang $n = 7$, Beschäftigte in der Entwicklung. X = Keine Passung; die Prüfung fällt negativ aus.

Kriterium	Messung		Vorhersage		Misfit
	<i>SD</i>	<i>M</i>	μ	99,8 %-CI[μ]	
Aufgabenanforderungen	0,45	0,43	0,79	[0,28, 1,30]	
Kommunikation & Koopertation	0,56	0,86	1,21	[0,73, 1,69]	
Leistungs- und Zeitkontrolle	0,41	1,00	0,98	[0,39, 1,57]	
Regulationsbehinderungen	0,53	0,97	1,10	[0,63, 1,58]	
Tätigkeitsspielraum	0,46	0,57	1,08	[0,55, 1,60]	
Gesamtgestaltungsbedarf	0,67	3,62	5,55	[4,23, 6,87]	X
Autoritäre Führung	0,57	0,93	0,90	[0,11, 1,69]	
Ganzheitliche Führung	0,53	2,79	2,23	[1,43, 3,03]	
Partizipative Unternehmenskultur	0,63	2,24	1,69	[0,87, 2,52]	
Anerkennung und Wertschätzung	0,79	3,07	2,66	[1,72, 3,60]	
Zusammenarbeit	0,62	2,29	2,40	[1,51, 3,29]	
Gesundheitskompetenz	0,49	2,53	2,68	[2,01, 3,35]	
Herz-Kreislauf-Beschwerden	0,79	1,43	1,61	[0,48, 2,75]	
Magen-Darm-Beschwerden	1,21	1,86	1,03	[-0,04, 2,10]	
Muskel-Skelett-Beschwerden	1,11	1,71	2,06	[0,87, 3,26]	
Unspezifische Beschwerden	1,07	2,14	2,10	[1,04, 3,16]	

Vergleich von Messung und Vorhersage für 12 Stichproben

Tabelle 297. Vergleich von Messung und Vorhersage. Geprüft wird, ob der empirisch bestimmte Mittelwert M innerhalb des vorhergesagten 99,8 %-Konfidenzintervalls des Erwartungswertes (99,8 %-CI[μ]) liegt. Stichprobenumfang $n = 152$, Beschäftigte in einem Hochtechnologieunternehmen. $X =$ Keine Passung; die Prüfung fällt negativ aus.

Kriterium	Messung		Vorhersage		Misfit
	<i>SD</i>	<i>M</i>	μ	99,8 %-CI[μ]	
Aufgabenanforderungen	0,53	1,00	1,00	[0,84, 1,17]	
Kommunikation & Koopertation	0,43	1,25	1,23	[1,06, 1,40]	
Leistungs- und Zeitkontrolle	0,57	0,90	1,00	[0,81, 1,19]	
Regulationsbehinderungen	0,48	1,25	1,15	[0,99, 1,32]	
Tätigkeitsspielraum	0,50	1,23	1,11	[0,94, 1,27]	
Gesamtgestaltungsbedarf	1,42	5,59	5,48	[5,07, 5,89]	
Autoritäre Führung	0,68	1,11	1,09	[0,83, 1,34]	
Ganzheitliche Führung	0,68	2,52	2,30	[2,05, 2,54]	
Partizipative Unternehmenskultur	0,75	2,11	1,92	[1,65, 2,19]	
Anerkennung und Wertschätzung	0,79	3,04	2,81	[2,47, 3,15]	
Zusammenarbeit	0,70	2,53	2,51	[2,22, 2,80]	
Gesundheitskompetenz	0,67	2,56	2,52	[2,33, 2,71]	
Herz-Kreislauf-Beschwerden	1,05	1,89	1,86	[1,48, 2,25]	
Magen-Darm-Beschwerden	1,05	1,54	1,33	[0,99, 1,67]	
Muskel-Skelett-Beschwerden	1,15	2,49	2,30	[1,95, 2,65]	
Unspezifische Beschwerden	0,95	2,83	2,47	[2,10, 2,84]	