

Herausforderungen beim Einsatz der Faktorenanalyse bei der Konstruktion von UX Fragebögen

Andreas Hinderks¹ und Jörg Thomaschewski²

Universidad de Sevilla, ETS Ingeniería Informática, 41012 Sevilla¹

Hochschule Emden/Leer, Constantiaplatz 4, 26723 Emden²

andreas.hinderks@iwt2.org, joerg.thomaschewski@hs-emden-leer.de

Zusammenfassung

Bei der Konstruktion von User Experience Fragebögen werden verschiedene statistische Methoden angewendet. Eine weit verbreitete Methode ist die Faktorenanalyse. Diese kann sowohl bei der Konstruktion als auch als Bestätigung des Faktorenmodells eines Fragebogens dienen.

In diesem Beitrag werden wir einen Überblick über den Einsatz der Faktorenanalyse geben und mögliche Probleme bezüglich der Ermittlung des Faktorenmodells diskutieren. Dabei zeigen wir anhand von iterativ ermittelten Faktorenmodellen, dass es kein eindeutiges Faktorenmodell gibt. Diese Erkenntnis hat unweigerlich Auswirkungen auf den Einsatz der Faktorenanalyse, die wir im abschließenden Kapitel dieses Beitrags diskutieren werden.

1 Einleitung

Qualitative Methoden wie Interviews, Think-Aloud, Eye-Tracking oder Beobachtungen geben detaillierte Informationen darüber, wie und warum ein Benutzer ein Produkt verwendet. Diese Methoden haben allerdings einen Nachteil: es ist äußerst schwierig, von einem einzelnen Benutzer auf die gesamte Zielgruppe zu schließen. Quantitative Methoden hingegen produzieren keine detaillierten Informationen, repräsentieren aber bei richtiger Anwendung die gesamte Zielgruppe.

Eine der etablierten quantitativen Methoden ist der Fragebogen. Die Nutzung von Fragebögen mit Rating-Skalen zur Evaluierung der User Experience ist die am häufigsten verwendete Methode (Lazar et al., 2010). User-Experience-Fragebögen zeichnen sich dadurch aus, dass sie die subjektive Einstellung des Nutzers zum Testobjekt messen. Der Proband bewertet Aussagen (Items), indem er beispielsweise eine passende Kategorie aus dem Wertebereich einer Rating-Skala auswählt.

Dieser Beitrag ist in drei Teile aufgliedert. Der erste Teil (Kapitel 2 und 3) beschreibt den Prozess der Fragebogenkonstruktion und den Einsatz der Faktorenanalyse. Im zweiten Teil

(Kapitel 4) wird eine Methode zur iterativen Anwendung der Faktorenanalyse vorgestellt. Abgeschlossen wird der Beitrag mit dem Kapitel Schlussfolgerungen.

2 Prozess Fragebogenkonstruktion

Fragebögen mit Rating-Skalen, die reliabel (zuverlässig) und valide (gültig) die User Experience messen sollen, haben eine Gemeinsamkeit: Die verwendeten Items sollen als Stellvertreter die dahinterliegenden latenten Faktor messen. So dienen die Items in Abbildung 1 beispielsweise zur Messung des latenten Faktors Attraktivität. Das bedeutet, dass ein Faktor durch mehrere Items repräsentiert werden soll.

Der in diesem Beitrag verwendete Prozess zur Konstruktion eines Fragebogens mit Rating-Skalen basiert auf den Grundschrinen, wie sie Bortz et al. (2006) sowie Moosburger et al. (2012) und Bühner (2011) beschreiben, der folgende Schritte beinhaltet: Erstellen Itempool, erster Fragebogen mit Itempool, statistische Analyse, Erstellen des finalen Fragebogens, Finale Evaluation und Finale Analyse. Die einzelnen Prozessschritte sind in Hinderks (2016) näher beschrieben.

In den Prozessschritten „Validierung“ und „Finale Analyse“ findet eine Reduktion der Items bzw. Bestätigung des Faktorenmodells statt. Das Ziel in diesen Prozessschritten ist es, eine Konstruktvalidität im Sinne der Klassischen Test Theorie (KTT) herzustellen. Die Konstruktvalidität kann mit Hilfe einer „strukturprüfenden Vorgehensweisen“, wie Faktorenanalyse, IRT-Modelle oder Multitrait-MultimethodAnalysen belegt werden (Moosbrugger und Kelava, 2012). Die gebräuchlichste Vorgehensweise bzw. Methode ist die Faktorenanalyse, die im nächsten Kapitel vorgestellt wird.

3 Faktorenanalyse

Das Ziel einer Faktorenanalyse ist die Ableitung eines Beziehungsmodells aus einer Menge beobachteter und messbarer Variablen. Als Ergebnis wird ein Faktorenmodell erzeugt, das mehrere Variablen zu einer Dimension zusammenfasst bzw. in Beziehung zueinander setzt (Bortz & Döring, 2006). Das ideale Ergebnis, welches bei der Durchführung einer Faktorenanalyse berechnet wird, lässt sich in zwei Eigenschaften zusammenfassen:

- Items einer Dimensionen weisen eine hohe Korrelation untereinander auf.
- Items aus anderen Dimensionen weisen eine geringe Korrelation untereinander auf.

Sind die Eigenschaften erfüllt, folgt daraus, dass die Dimensionen unabhängig voneinander sind. Die Durchführung einer Faktorenanalyse wird dabei durch vorgegebenen Parameter bestimmt, die im Folgenden beschrieben werden.

3.1 Explorative und konfirmatorische Faktorenanalyse

Eine Faktorenanalyse kann *explorativ* oder *konfirmatorisch* eingesetzt werden. Die Berechnung bzw. Durchführung der Faktorenanalyse ist in beiden Fällen gleich. Die *explorative Faktorenanalyse (EFA)* wird bei der Konstruktion eines Fragebogens dafür eingesetzt, die Anzahl der Items zu reduzieren. Sie soll aufzeigen, welche Items passen und welche Items keine eindeutige Zuordnung zu einer Dimension zulassen (siehe Schritt 2 in Kapitel 2).

Die *konfirmatorische Faktorenanalyse (CFA)* hingegen bestätigt ein vorhandenes oder angenommenes Faktorenmodell oder widerlegt es. Diese Anwendung wird im letzten Schritt der Fragebogenkonstruktion eingesetzt um das aus der explorativen Faktorenanalyse erstellte Modell zu bestätigen (siehe Schritt 6 in Kapitel 2).

3.2 Berechnungsverfahren

Die Faktorenanalyse wird in der Praxis überwiegend nach den Berechnungsverfahren *Principle Components Analysis (PCA)* oder *Maximum Likelihood (ML)* durchgeführt (Fabrigar et al., 1999). Andere Berechnungsverfahren, wie Alpha Factoring, Generalized Least Squares, Image Factoring, Iterative Principal Axis oder Unweighted Least Squares finden in der Praxis keine sichtbare Anwendung.

- **Principle Components Analysis (PCA):** Aufklärung der gesamten Varianz. Die PCA ist ein Datenreduktionsverfahren und berechnet aus der gesamten Varianz der einzelnen Items Gemeinsamkeiten.
- **Maximum Likelihood (ML):** Dieses Verfahren ermittelt aus der gemeinsamen Varianz ein psychometrisches Modell.

Der Unterschied der beiden Verfahren liegt in der Aufklärung der Varianz. Principle Components Analysis geht davon aus, dass die gesamte Varianz in den Items erklärt ist. Maximum Likelihood hingegen unterliegt der Annahme, dass Items ein Messmodell darstellen, welches auch Messfehler zulässt und somit nur die gemeinsame Varianz der Items betrachtet. Streng genommen ist die Principle Components Analysis keine Faktorenanalyse, sondern nur das Verfahren nach Maximum Likelihood (Wolf, 2010). Beide Verfahren verfolgen aber das Ziel der Itemreduktion und werden somit als Faktorenanalyse bezeichnet (Wolf, 2010).

Nachdem die Faktorenanalyse durchgeführt wurde, lassen sich mehrere Faktorenmodelle extrahieren. Um diese Modelle zu finden, kann der n-Dimensionale Raum, in dem die Faktorenanalyse durchgeführt wird, rotiert werden. Geometrisch entspricht eine Achse genau einer Dimension bzw. einem Faktor. Grundsätzlich wird zwischen zwei Rotationsverfahren unterschieden:

- **Orthogonale Rotationen (Beispiel Varimax):** Bei der orthogonalen Rotation bleiben die Faktoren orthogonal zueinander. Das bedeutet, dass sie keine Korrelation untereinander aufweisen.
- **Schiefwinklige (oblique) Rotationen (Beispiel Promax):** Bei einer schiefwinkligen Rotation korrelieren die Faktoren miteinander, da sie nicht mehr orthogonal zueinander sind.

Der Einsatz einer schiefwinkligen Rotation erlaubt eine bessere Interpretation des Faktorenmodells, sofern die orthogonale Rotation kein eindeutiges Ergebnis liefert (Bühner, 2011).

Das Ergebnis der Faktorenanalyse ist eine sogenannte "Ladungsmatrix", wie sie in Tabelle 1 dargestellt ist. Die Ladungsmatrix zeigt für jedes Item die entsprechende Ladung zum Faktor, woraus sich dann das Faktorenmodell extrahieren lässt.

Item	Faktor 1	Faktor 2	Faktor 3	Faktor 4
schön-hässlich			0,773	
gut-schlecht		0,510	0,621	
anziehend-abstoßend			0,768	
angenehm-unangenehm				
sympathisch-unsympathisch			0,729	
erfreulich-unerfreulich			0,777	
verständlich-unverständlich		0,816		
leicht zu lernen-schwer zu lernen		0,794		

Tabelle 1 - Beispiel für eine Ladungsmatrix

Nicht zwangsläufig das Item mit der höchsten Ladung zu einer Dimension muss in das Faktorenmotell übernommen werden, sondern die Zuordnung, die am sinnvollsten für das Modell ist. Die Faktorenladung eines Items zu einem Faktor sollte mindestens 0,45 betragen, damit die Zuordnung noch als „in Ordnung“ betrachtet werden kann. Wichtig dabei ist auch, dass die Ladungen eines Items zu den restlichen Dimensionen 0,3 nicht übersteigt. Nur auf diese Weise ist eine eindeutige Zuordnung des Items zum Faktor möglich (Comrey & Lee, 2013).

3.3 Stichprobengröße

Bei der Durchführung einer Faktorenanalyse ist neben der richtigen Auswahl der Items auch die Stichprobengröße von Bedeutung. Zur Beantwortung der Fragestellung, wie groß die Stichprobengröße bei einer durchzuführenden Faktorenanalyse sein sollte, gibt es in der Literatur unterschiedliche Empfehlungen, die sich in zwei Kategorien unterteilen lassen. Empfehlungen der ersten Kategorie basieren auf der absoluten Zahl von Probanden (N), die der zweiten Kategorie auf dem Verhältnis (N/p) der Anzahl der Items (N) zur Anzahl der Probanden (p).

Sowohl Comrey und Lee (2013) als auch Bühner (2011) propagieren folgende absolute Stichprobengröße (N): 100 = schlecht, 200 = angemessen, 300 = gut, 500 = sehr gut, 1.000 oder höher = exzellent. Fabrigar et al. (1999) untersuchte anhand von veröffentlichten Faktorenanalysen die tatsächlich in der Praxis verwendeten Stichprobengrößen. Aus den Ergebnissen lassen sich zwei Schwerpunkte ableiten. Der erste liegt mit einer Stichprobengröße zwischen 100 und 200 (44,2%) und der zweite ist größer als 400 (33,2%).

Die Bandbreite bei der Angabe des Verhältnisses Items zu Probanden ist in der Literatur hoch. Sie reicht von dem Verhältnis 3:1 (Cattell, 1978) bis zu 20:1 (Hair, 2010). Nunnally et al. (2010) geben die Empfehlung ab, dass das Verhältnis nicht unter 10:1 betragen darf, wohingegen MacCallum et al. (1999) empfehlen 5:1 nicht zu unterschreiten.

4 Iterative Faktorenanalyse nach PCA

Im vorherigem Kapitel wurden verschiedene Empfehlungen hinsichtlich der Stichprobengröße beschrieben. Zum besserem Verständnis, welche der Empfehlungen in der praktischen Umsetzung am geeignetsten ist, soll eine iterative Anwendung der Faktorenanalyse nach Principle Components Analysis (PCA) ergeben. Es wurde ein Algorithmus entwickelt, der eine iterative Faktorenanalyse durchführt. Das bedeutet, dass in Schritten von jeweils 10 Probanden eine neue Faktorenanalyse durchgeführt wird. Die Zuordnung der Items zu dem ermittelten Faktor wird anhand der Ladungsgröße $> 0,45$ vorgenommen (Comrey & Lee, 2013). Sofern sich die Zuordnung zweimal hintereinander gegenüber den Ergebnissen der vorherigen Faktorenanalyse nicht ändert, wird das Faktorenmodell als stabil angesehen.

Es wurden Datensätze aus 8 verschiedene Evaluation (147 bis 1945 Probanden) mit dem UEQ (Laugwitz et al., 2006) mit dem Algorithmus untersucht. Als Testobjekt wurden verschiedene Produkte untersucht, wie WhatsApp, Hausgeräte aus verschiedenen Produktkategorien, Speicherdienste (Dropbox, Onedrive, etc.) und eine Monte-Carlo-Simulation (per Zufallszahlen erstellter Datensatz mit hoher Korrelation der Items einer Dimension und geringer Korrelation der Items zu anderen Dimensionen).

Tabelle 1 zeigt die Ergebnisse der iterativ berechneten Stichprobengröße der einzelnen Evaluationen, sowie das sich daraus berechnete Verhältnis Item zu Probanden (rechte Spalten). Zudem wurde überprüft, ob das Verhältnis der Items zu der tatsächlichen Anzahl von Probanden mit jeweils 5:1, 7:1 und 10:1 eingehalten wurde.

Evaluation		Faktoren	Größe laut Empfehlung erreicht?			Iterativ Berechnet	
Nr.	Probanden	Anzahl	5:1	7:1	10:1	Stabil ab	Tatsächliches Verhältnis
1	1945	2	Ja	Ja	Ja	60	2,3:1
2	500	6	Ja	Ja	Ja	260	10,0:1
3	402	4	Ja	Ja	Ja	350	13,5:1
4	303	4	Ja	Ja	Ja	170	6,5:1
5	293	4	Ja	Ja	Ja	220	8,5:1
6	403	4	Ja	Ja	Ja	240	9,2:1
7	200	4	Ja	Ja	Nein	--	--
8	147	6	Ja	Nein	Nein	--	--

Tabelle 2 - Ergebnisse der iterativen Faktorenanalyse der Evaluationen (PCA mit 4 Faktoren) mit anschließender Varimax Rotation.

Betrachten wir zunächst die absolute Größe der Stichprobe. Dabei zeigt sich, dass sich bei der Evaluation 1 das Faktorenmodell bereits nach 40 Probanden nicht mehr ändert. Um das festzustellen, musste der Algorithmus jedoch bis 60 Probanden prüfen, also zwei weitere Schritte, um eine Änderung auszuschließen. Die weitere Analyse der restlichen 1.885 Probanden hat keine weitere Änderung des Faktorenmodells ergeben.

Die Evaluationen 2 (ab 260 Probanden), 3 (ab 350 Probanden), 5 (ab 220 Probanden) und 6 (ab 240 Probanden) erzielen jeweils nach 200, bzw. 300 ein stabiles Faktorenmodell. Das entspricht der Empfehlung nach Comrey et al. (2013), was eine *angemessene*, bzw. *gute* Stichprobengröße ist. Bei der Evaluation 4 konnte bereits nach 170 Probanden ein stabiles Faktorenmodell festgestellt werden, was nach Comrey et al. (2013) einer *schlechten* Stichprobengröße entspricht. Interessant ist die Evaluation 7, die eine *angemessene* Stichprobengröße aufweist, aber kein stabiles Faktorenmodell. Für die Evaluation 8 konnte auch kein stabiles Faktorenmodell ermittelt werden.

Die Ergebnisse aus der Evaluation Nummer 4 wurden beispielhaft für alle anderen Evaluationen in Abbildung 3 dargestellt. Die Abbildung zeigt die Zuordnung der Items (1-26) zu den berechneten Faktoren (1-4). In der Spalte Anz. Änd. ist die Anzahl der veränderten Zuordnung Item zu Faktor dargestellt. Ist die Anzahl "0", so hat sich das Faktorenmodell nicht geändert. Die Spalte Ratio gibt an, ab wann das Verhältnis "5:1", "7:1" und "10:1" erreicht ist. Die Spalte Bühner 2011 gibt an, ab wann die Anzahl der Datensätze "schlecht", "angemessen" oder "gut" (Bühner, 2011). In der Spalte „Fabrigar 1999“ wurde der Bereich markiert, in dem sich laut Fabrigar et al. (1999) 44,2% der untersuchten Faktorenanalysen befinden.

Probanden	Items, eindeutige Ladung zum Faktor																										Anz. Änd.	Modell	Ratio	Bühner 2011	Fabrigar 1999
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26					
10	1	1	1	1	1	1	1	3	1	4	1	2	1	1	1	1	3	1	3	1	1	1	1	1	1	2	1	--			
20	3	2	3	1	3	4	2	2	1	4	2	3	2	1	2	2	3	1	3	2	1	1	1	1	1	1	3	2	15	--	
30	4	3	1	2	1	2	2	4	2	1	3	1	2	2	3	2	1	1	1	3	2	2	1	1	1	1	1	4	20	--	
40	2	3	1	4	4	2	2	3	2	4	3	1	2	2	3	2	1	1	1	3	4	2	2	1	1	1	1	2	7	--	
50	2	3	1	4	1	2	2	3	1	1	3	1	2	2	3	2	1	1	1	3	4	2	1	1	1	1	1	2	3	--	
60	4	4	1	2	1	2	2	4	1	1	3	1	2	2	3	2	1	1	1	3	2	2	1	1	1	1	1	2	5	--	
70	2	2	1	3	1	4	4	2	1	1	2	1	3	4	2	4	1	1	1	2	3	3	1	1	1	1	1	4	15	--	
80	2	2	1	3	1	4	4	2	1	1	2	1	3	4	2	2	1	1	1	2	3	3	1	1	1	1	4	1	--		
90	2	2	1	3	1	4	4	2	1	1	2	1	3	4	2	2	1	1	1	2	3	3	1	1	1	1	4	0	--		
100	2	2	1	3	1	4	4	2	1	1	2	1	3	2	2	2	1	1	1	2	3	3	1	1	1	1	4	1	--		
110	1	1	2	1	2	3	3	1	2	4	1	4	1	3	4	1	2	2	1	1	1	1	2	2	2	2	3	25	--	schlecht	
120	2	2	1	1	1	3	3	2	1	4	4	1	2	3	4	2	1	1	1	2	1	2	1	2	1	1	1	3	17	--	
130	2	2	1	3	1	4	4	2	1	1	2	1	3	4	2	2	1	1	1	2	3	4	1	1	1	1	4	11	--		
140	2	2	1	3	1	4	4	2	1	1	2	1	3	4	2	2	1	1	1	2	3	3	1	1	1	1	4	1	--	5:1	
150	2	2	1	3	1	4	4	2	1	1	2	1	3	2	2	2	1	1	1	2	3	3	1	1	1	1	4	1	--		
160	2	2	1	3	1	4	4	2	1	1	2	1	3	2	2	2	1	1	1	2	3	3	1	1	1	1	4	0	--		
170	2	2	1	3	1	4	4	2	1	1	2	1	3	2	2	2	1	1	1	2	3	3	1	1	1	1	4	0	--		
180	2	2	1	3	1	4	4	2	1	1	2	1	3	2	2	2	1	1	1	2	3	3	1	1	1	1	4	0	--		
190	2	3	1	3	1	4	4	2	1	1	2	1	3	2	2	2	1	1	1	2	3	3	1	1	1	1	4	1	--		
200	1	1	2	2	2	3	3	1	2	4	1	2	1	1	4	1	2	2	2	1	2	1	2	2	2	2	3	26	--	7:1	
210	2	2	1	1	1	3	3	2	1	4	2	1	2	2	4	2	1	1	1	2	1	2	1	2	1	1	3	21	--		
220	2	2	1	1	1	3	3	2	1	4	2	1	2	2	4	2	1	1	1	2	1	2	1	2	1	1	3	0	--		
230	2	2	1	1	1	3	3	2	1	4	2	1	2	2	4	2	1	1	1	2	1	2	1	2	1	1	3	0	--		
240	2	2	1	1	1	3	3	2	1	4	2	1	2	2	4	2	1	1	1	2	1	2	1	2	1	1	3	0	--		
250	2	2	1	1	1	3	3	2	1	4	2	1	2	2	4	2	1	1	1	2	1	2	1	2	1	1	3	0	--		
260	2	2	1	1	1	3	3	2	1	4	2	1	2	3	4	2	1	1	1	2	1	2	1	2	1	1	3	1	--		
270	2	2	1	1	1	3	3	2	1	4	2	1	2	2	4	2	1	1	1	2	1	2	1	2	1	1	3	1	--	10:1	
280	2	2	1	1	1	3	3	2	1	1	2	1	2	3	4	2	1	1	1	2	1	2	1	2	1	1	3	2	--		
290	2	2	1	1	1	3	3	2	1	1	2	1	2	2	4	2	1	1	1	2	1	2	1	2	1	1	3	1	--		
300	2	2	1	1	1	3	3	2	1	1	2	1	2	3	4	2	1	1	1	2	1	2	1	2	1	1	3	1	--	gut	

Abbildung 1 - Ergebnis der Evaluation Nummer 3 - Faktorenanalyse (PCA mit 4 Faktoren) mit anschließender Varimax Rotation.

Die iterative Faktorenanalyse konnte zwei verschiedene Faktorenmodelle ermitteln. Modell A bei einer Stichprobengröße von 170 und Modell B bei einer Stichprobengröße von 220. Es ist davon auszugehen, dass das Modell B Bestand hat, da es sich bis zu einer Stichprobengröße von 250 nicht mehr signifikant ändert. Nach der Stichprobengröße von 250 ändert sich nur

noch die Zuordnung bei den Items 10 und 14, was auf eine nicht eindeutige Faktorenladung hinweist. Diese Items sind gegebenenfalls aus dem Faktorenmodell zu entfernen.

5 Schlussfolgerungen

Die Ergebnisse aus Kapitel 4 zeigen am konkreten Beispiel, dass die existierenden Empfehlungen bzgl. der Stichprobengröße praktisch nur sehr begrenzt weiterhelfen. Die eigentliche Herausforderung beim Einsatz der Faktorenanalyse besteht in der Art und Weise wie man diese einsetzt und welche Schlussfolgerungen zu ziehen sind. Die folgende Auflistung möchte konkrete Handlungsempfehlungen beim Einsatz der Faktorenanalyse geben.

1. **Einsatzart:** Der Einsatz der Faktorenanalyse zur explorativen Ermittlung eines Faktorenmodells ist sinnvoll. Die Bestätigung des Faktorenmodells mittels der konfirmatorischen Faktorenanalyse ist aber praktisch nur bedingt brauchbar. Tendenziell sollte die konfirmatorische Faktorenanalyse das Faktorenmodell bestätigen, aber in der Praxis ist dies nur begrenzt umsetzbar. Das liegt zum Teil daran, dass sich beispielsweise die Teilnehmer oder das Testobjekt ändern.
2. **Berechnungsverfahren:** Hauptsächlich kann die Hauptkomponentenanalyse (PCA) als Berechnungsart verwendet werden. Diese liefert im praktischem Einsatz hinreichende Ergebnisse. Der Einsatz von Maximum Likelihood (ML) ist für die Konstruktion eines UX Fragebogens eher unüblich, da es faktisch gleichwertige bzw. gleiche Ergebnisse liefert (Fabrigar et al., 1999).
3. **Rotation:** Ohne eine Rotation ist eine Interpretation eines Faktorenmodells praktisch nur begrenzt möglich. Es sollte nach Möglichkeit eine orthogonale Rotation gewählt werden, da diese keine Korrelation der Faktoren untereinander aufweist. In der Praxis ist die orthogonale Rotation jedoch ein hoher Anspruch, da durch einen hohen g-Faktor eine Interpretation nicht möglich ist. Als Alternative kann eine schiefwinklige Rotation angewendet werden. Folgt auch aus dieser Rotation kein eindeutiges oder brauchbares Faktorenmodell, so ist der Datensatz für die Faktorenanalyse nicht verwendbar.
4. **Stichprobengröße:** Welche Stichprobengröße nun bei der Durchführung einer Faktorenanalyse ausreichend ist, hängt vom konkreten Datensatz ab. Eine Möglichkeit ist die in diesem Beitrag vorgestellte iterative Faktorenanalyse.
5. **Faktorenmodell:** Die in Kapitel 4 vorgestellte Methode der iterative Faktorenanalyse hat gezeigt, dass es praktisch mehrere Faktorenmodelle mit dem gleichen Datensatz geben kann. Welches Faktorenmodell nun das „richtige“ bzw. „sinnvollste“ ist, hängt vom Modell selbst ab.

Der Einsatz der Faktorenanalyse mit einem konkreten Datensatz liefert praktisch kein eindeutiges Ergebnis. Für den praktischen Einsatz bedeutet dies, dass jedes Ergebnis ein mögliches Faktorenmodell darstellt. Schlussendlich kommt es auf eine nachvollziehbare Interpretation des Modells an, welches ausgewählt wurde.

Literaturverzeichnis

- Bortz, J., & Döring, N. (2006). *Forschungsmethoden und Evaluation: Für Human- und Sozialwissenschaftler ; mit 87 Tabellen* (4., überarb. Aufl., [Nachdr.]). Springer-Lehrbuch Bachelor, Master. Heidelberg: Springer-Medizin-Verl.
- Bühner, M. (2011). *Einführung in die Test- und Fragebogenkonstruktion* (3., aktualisierte und erw. Aufl.). *PS Psychologie*. München: Pearson Studium. Retrieved from <http://lib.myilibrary.com/detail.asp?id=404890>
- Cattell, R. B. (1978). *The Scientific Use of Factor Analysis in Behavioral and Life Sciences*. Boston, MA: Springer US. Retrieved from <http://dx.doi.org/10.1007/978-1-4684-2262-7>
- Comrey, A. L., & Lee, H. B. (2013). *A First Course in Factor Analysis* (2nd ed.). Hoboken: Taylor and Francis. Retrieved from <http://gbv.eblib.com/patron/FullRecord.aspx?p=1562106>
- Fabrigar, L. R., Wegener, D. T., MacCallum, R. C., & Strahan, E. J. (1999). Evaluating the use of exploratory factor analysis in psychological research. *Psychological Methods*, 4(3), 272–299. <https://doi.org/10.1037//1082-989X.4.3.272>
- Hair, J. F. (2010). *Multivariate data analysis* (7. ed.). Upper Saddle River, NJ: Pearson Prentice Hall.
- Hinderks, A. (2016). *Modifikation des User Experience Questionnaire (UEQ) zur Verbesserung der Reliabilität und Validität*. DOI: 10.13140/RG.2.2.31619.50722
- Laugwitz, B., Schrepp, M., & Held, T. (2006). Konstruktion eines Fragebogens zur Messung der User Experience von Softwareprodukten. In A. M. Heinecke & H. Paul (Eds.), *Mensch & Computer 2006: Mensch und Computer im StrukturWandel* (pp. 125–134). München: Oldenbourg.
- Lazar, J., Feng, J. H., & Hochheiser, H. (2010). *Research methods in human-computer interaction*. Chichester, West Sussex, U.K: Wiley.
- MacCallum, R. C., & Widaman, K. F. (1999). Sample Size in Factor Analysis. *Psychological Methods*, 1999(Vol. 4, No 1), 84–99.
- Moosbrugger, H., & Kelava, A. (2012). *Testtheorie und Fragebogenkonstruktion*. Berlin/Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg. Retrieved from <http://gbv.eblib.com/patron/FullRecord.aspx?p=3067445>
- Nunnally, J. C., & Bernstein, I. H. (2010). *Psychometric theory* (3. ed., Tata McGraw-Hill ed.). *McGraw-Hill higher education*. New Delhi: Tata McGraw Hill Education Private Ltd.
- Wolf, C. (Ed.). (2010). *Handbuch der sozialwissenschaftlichen Datenanalyse* (1. Aufl.). Wiesbaden: VS Verl. für Sozialwiss.

Autoren



Hinderks, Andreas

Andreas Hinderks ist Diplom-Informatiker und Master of Science in Medieninformatik der University of Applied Science Emden/Leer. Von 2001 bis 2016 arbeitete er in verschiedenen Führungsrollen als Business Analyst und Programmierer. Sein Schwerpunkt lag auf der Entwicklung anwenderfreundlicher Unternehmenssoftware. Derzeit ist er freiberuflich als Scrum Master, Business Analyst und Senior UX Architect tätig. Außerdem ist er Doktorand an der Universität Sevilla. Seit 2011 ist er an Forschungsaktivitäten beteiligt, die sich mit UX-Fragebögen, Prozessoptimierung, Informationsarchitektur und User Experience beschäftigen.



Thomaschewski, Jörg

Dr. Jörg Thomaschewski ist Professor an der Hochschule Emden/Leer mit den Lehr- und Forschungsschwerpunkten Usability und User Experience, Human Computer Interaction, Requirement Engineering, Agile Software Development, Internet-Programming, Markup Languages, E-Learning. Er ist Autor verschiedener Online-Module, u.a. „Mensch-Computer-Kommunikation“, das im Rahmen der Virtuellen Hochschule (VFH) an sechs Hochschul-Standorten eingesetzt wird. Er verfügt über umfangreiche Erfahrungen in Usability-Schulungen, agilen Methoden, IT-Analysen und Beratungen.