

Schmitt, M.

Über die Angemessenheit verschiedener Analyse-
modelle zur Prüfung dreier Typen von Hypothesen
über multivariate Zusammenhänge in Handlungs-
modellen.

P.I.V. - Bericht Nr. 5

INHALT

Seite

1.	Vorbemerkungen	1
2.	Drei Typen von Hypothesen	2
3.	Prüfung der drei Hypothesentypen	5
3.1	Prüfung der Hypothese vom Typ 1	5
3.2	Prüfung der Hypothese vom Typ 2	8
3.2.1	Pfadanalyse mit beobachteten Variablen ..	8
3.2.2	Pfadanalyse mit latenten Variablen	10
3.3	Prüfung der Hypothesen vom Typ 3	17
3.3.1	Die Konfigurationsfrequenzanalyse (KFA) ..	20
3.3.2	Die Assoziationsstrukturanalyse (ASA)	22
3.3.3	Die Prädiktions-KFA (PKFA)	24
3.3.4	Log-lineare Modelle	28
3.3.5	Logit-Modelle	36
3.3.6	Linear regressionsanalytische Behandlung eines nicht-linearen Problems	40
3.3.6.1	Lineare Regression des Kriteriums auf Dummy-Variablen	40
3.3.6.2	Lineare Regression des Kriteriums auf multiplikativ verknüpfte Prädiktoren	44
4.	Zusammenfassung	46
	Literatur	48

1. Vorbemerkungen

Die vorliegende Arbeit ist im Rahmen des Forschungsprojektes "Entwicklung interpersonaler Verantwortlichkeit und interpersonaler Schuld" (MONTADA 1981) entstanden. Die in diesem Forschungsprojekt vertretene handlungstheoretische Sichtweise zeichnet sich unter anderem dadurch aus, daß normbezogenes Verhalten und seine Folgen (z.B. Schuld erleben) als Ergebnis eines komplexen Wechselwirkungsprozesses zwischen mehreren personbezogenen und situationsbezogener Variablen verstanden wird (vgl. DALBERT 1982).

Mit dieser Sichtweise wird bewußt der Anspruch möglichst sparsamer und möglichst allgemeingültiger Modelle zur Vorhersage und Erklärung von Verhalten aufgegeben. Die Psychologie kennt eine Vielzahl fehlgeschlagener Versuche, diesen Anspruch eines nomothetischen Wissenschaftsverständnisses einzulösen: Situationsorientierte, personorientierte und selbst "modern interaktionistisch" orientierte Versuche, Verhalten möglichst genau und sparsam vorherzusagen, waren in der Regel mit bescheidenem Erfolg gekrönt.

Hinter dem differenzierten handlungstheoretischen Ansatz steht die Annahme, daß die mit einfachen Modellen nicht vorher-sagbare Varianz des Kriteriumsverhaltens nicht (nur) "Fehler-varianz" ist, sondern systematische Varianz, die sich durch weitere Differenzierung des Vorhersagemodells aufklären läßt. Eine solche Differenzierung bedeutet (a) eine Erweiterung des Variablensatzes zur Beschreibung von Personen, Situationen und Person-Situation-Bezügen und impliziert (b), daß Zusammenhänge zwischen Variablen nicht über alle Personklassen, Situationsklassen und Klassen von Person-Situations-Bezügen generalisiert werden, sondern nur klassenspezifisch gültig sein sollen.

Die vorliegende Arbeit diskutiert einige Implikationen, die Hypothesen über komplexe Beziehungen innerhalb des differenzierten Variablensatzes für die Datenanalyse haben. Es werden Überlegungen angestellt, welche Datenanalysem Modelle der Prüfung welcher Art von Hypothesen angemessen sind. Zur Illustration werden einige Analysen eines fiktiven Datensatzes durchgeführt.

Weil der im Rahmen des oben genannten Forschungsprojektes gewählte Weg der Quantifizierung der Person- und Situationsmerkmale nicht-experimentell ist, wird die Diskussion auf Modelle zur Analyse von Daten mit vorgefundener Variation, also nicht-experimenteller Daten, beschränkt bleiben.

2. Drei Typen von Hypothesen

Die Implikationen einer differenzierten handlungstheoretischen Sicht vom Zusammenwirken person- und situationsspezifischer Merkmale für die empirische Überprüfung formulierter Hypothesen lassen sich am besten anhand von Beispielen aufzeigen:

Angenommen, die Schuldgefühle erwachsener Töchter ihren Müttern gegenüber sollen vorhergesagt und erklärt werden. Es wird erwartet, daß folgende Variablen für die Vorhersage und Erklärung der Schuldgefühle (im folgenden mit EB = "emotionale Bewertung" bezeichnet) bedeutsam sind.¹

EI = Einstellungen (der erwachsenen Töchter zu Hilfeleistungen erwachsener Töchter gegenüber ihren Müttern)

PN = Personale Normen (der erwachsenen Töchter bzgl. Hilfeleistungen ihrer eigenen Mutter gegenüber)

BB = (von der Tochter eingeschätzte) Berechtigung der Bedürfnisse (der eigenen Mutter)

FM = Fähigkeiten und Möglichkeiten (die die Tochter bezüglich Hilfeleistungen gegenüber ihrer Mutter zu haben glaubt)

KO = Kosten (die die Tochter bei Hilfeleistungen gegenüber ihrer Mutter antizipiert)

VÜ = Verantwortungsübernahme (der Tochter für die Bedürfnisse der eigenen Mutter)

¹ Damit ist zunächst noch nichts über den Status der Variablen (notwendig oder hinreichend zur Vorhersage der Schuldgefühle) und ihre Beziehung zueinander in einem Vorhersagemodell ausgesagt.

SA = Schuldantizipation (der Tochter bei nicht geleisteter Hilfe)

HB = Handlungsbewertung (der erwachsenen Tochter = von der Tochter angegebenes Ausmaß der von ihr gegenüber ihrer Mutter geleisteten Hilfe).²

Angenommen, diese Variablen werden

- (1) in der Reihenfolge: EI, PN, BB, FM, KO, VÜ, SA, HB, EB
- (2) bezüglich 5 von der Tochter ausgewählter Bedürfnisse, die sie bei ihrer Mutter wahrnimmt und
- (3) als Rating der Tochter (Vp) auf einer sechsstufigen Rating Skala (1 bedeutet maximale, 6 bedeutet minimale Ausprägung der Variable)

erhoben. Dann liegen pro Vp 9 (Variablen) x 5 (Bedürfnisse) Datenpunkte mit einer Ausprägung von 1 bis 6 vor. Mit diesem Datenmaterial lassen sich eine Vielzahl von Hypothesen über Variablenzusammenhänge prüfen.

Entscheidend ist, daß zwischen mindestens drei Typen von Hypothesen unterschieden werden muß, für die die folgenden Hypothesen stellvertretend stehen:

Hypothese 1: Das Ausmaß der von einer erwachsenen Tochter ihrer Mutter gegenüber geleisteten Hilfe (HB) ist um so höher, je positiver die Einstellung der erwachsenen Tochter zu dieser Hilfeleistung erwachsener Töchter gegenüber ihren Müttern (EI) ist, je ausgeprägter ihre personale Norm bezüglich dieser Hilfeleistung (PN) ist, je stärker sie das wahrgenommene Bedürfnis der Mutter als berechtigt (BB) einschätzt, je ausgeprägter sie ihre Fähigkeiten und Möglichkeiten zur Hilfeleistung (FM) einschätzt, je weniger Kosten (KO) sie mit der Hilfeleistung verbunden sieht, je stärker sie Verantwortung für das Bedürfnis der Mutter übernimmt (VÜ) und je mehr Schuldgefühle sie bei unterlassener Hilfe antizipiert (SA).

² Diese Variablen stellen nur einen Ausschnitt eines Handlungsmodells dar; der vollständige Variablensatz und die Operationalisierung der Variablen sind SCHMITT, DALBERT & MONTADA (1982) zu entnehmen.

Hypothese 2: Die Hilfeleistung (HB) steigt mit der Schuldantizipation (SA), die Schuldantizipation steigt mit der Verantwortlichkeitsübernahme (VÜ), die Verantwortlichkeitsübernahme ist um so höher, je ausgeprägter Einstellung (EI), personale Normen (PN), Berechtigung des Bedürfnisses (BB), Fähigkeiten und Möglichkeiten (FM) und je weniger ausgeprägt die Kosten (KO) sind.

Hypothese 3: Ausgeprägte Schuldgefühle (EB) sind zu erwarten, wenn personale Normen (PN) und Verantwortlichkeitsübernahme (VÜ) ausgeprägt sind und wenig (oder keine) Hilfe geleistet wurde, also HB niedrig ausgeprägt ist.

In Hypothese 1 haben die Variablen EI, PN, BB, FM, KO, VÜ und SA den Status von gleichrangigen Prädiktoren des vorherzusagenden Kriteriums HB. Die Prädiktoren haben weder den Status von notwendigen, noch hinreichenden Bedingungen; über das Zusammenhangsmuster innerhalb des Prädiktorsatzes ist nichts ausgesagt, die Beziehung zwischen dem Kriterium und dem Prädiktorsatz entspricht einer "Parallelschaltung" von Haupteffekten der einzelnen Prädiktoren auf das Kriterium.

In Hypothese 2 haben nur die Variablen EI, PN, BB, FM und KO den Status unabhängiger Variablen (Prädiktoren). Dagegen sind die Variablen SA und VÜ gleichzeitig unabhängige und abhängige Variablen, gleichzeitig Prädiktoren und Kriterien. Die in der Hypothese formulierten Beziehungen zwischen den Variablen lassen sich als eine Kombination einer "Parallelschaltung" mit einer "Serienschaltung" modellieren. Auch hier wird keine Annahme über die Beziehung zwischen (gleichrangigen) Prädiktoren gemacht. Abbildung 1 zeigt den Unterschied der in Hypothese 1 und Hypothese 2 angenommenen Variablenzusammenhänge.

hier etwa Abbildung 1 einfügen

In Hypothese 3 haben die Prädiktoren PN, VÜ und HB den Status notwendiger (möglicherweise aber nicht hinreichender!) Bedingungen zur Vorhersage des Kriteriums EB. Die Hypothese spezifiziert die Beziehung zwischen den Prädiktoren und dem Kriterium als eine Abhängigkeit des Kriteriums von einem gemeinsamen Ausprägungsmuster der Prädiktoren. Es werden also keine sinnvollen Be-

ziehungen zwischen einzelnen Prädiktoren und dem Kriterium erwartet - also keine Haupteffekte der einzelnen Prädiktoren auf das Kriterium - sondern eine Beziehung zwischen einer Prädiktorenkombination und dem Kriterium, also eine Wechselwirkung der Prädiktoren auf das Kriterium.

Der durch Hypothese 3 repräsentierte Hypothesentyp wird üblicherweise mit experimentellen Anordnungen geprüft. Dort wird die systematische Variation der unabhängigen Variablen vom Versuchsleiter herbeigeführt und ihr Wechselwirkungseffekt auf die abhängige Variable varianzanalytisch geprüft. Aber auch bei vorgefundener Variation der unabhängigen Variablen lassen sich Hypothesen dieses Typs prüfen indem die Kovariation einer (oder mehrerer) unabhängigen Variable(n) über verschiedene Ausprägungen einer (oder mehrerer) sog. Moderatorvariablen hinweg miteinander verglichen werden. Bestimmungsmerkmal dieses Hypothesentyps ist die Annahme eines eingeschränkten Gültigkeitsbereiches eines Variablenzusammenhangs, wobei der Gültigkeitsbereich durch die Ausprägungen auf der Moderatorvariable abgesteckt wird. Der in Hypothese 3 formulierte Zusammenhang zwischen PN und EB wird begrenzt auf eine Personen- und/oder Bedürfnisklasse, für die gilt: VÜ hoch und HB niedrig ausgeprägt. Prädiktoren und Moderatorvariable müssen daher zur Vorhersage des Kriteriums nach dem Muster des logischen "und" (also konjunktiv) verknüpft werden.

3. Prüfung der drei Hypothesentypen

3.1 Prüfung der Hypothesen vom Typ 1

Der in Hypothese 1 erwartete Zusammenhang zwischen den Prädiktoren EI, PN, BB, FM, KO, VÜ, SA und dem Kriterium HB läßt sich prüfen, indem die Einzelbeziehungen zwischen den Prädiktoren und dem Kriterium analysiert werden. Da der erwartete Zusammenhang zwischen Prädiktoren und Kriterium vom Typ "je (mehr) - desto (mehr)" ist, bietet sich als einfachstes Analysemodell die (bivariate) lineare Regression vom Kriterium auf jeden einzelnen Prädiktor an. Nach dem Optimierungskriterium der kleinstmöglichen Summe der quadrierten Abweichungen der aus dem Prädiktor vorhergesagten von den beobachteten Kriteriumswerten (= minimaler Standardschätzfehler) läßt sich für jeden Prädiktor und das Kriterium

eine Vorhersagegleichung bilden, etwa für den Prädiktor EI und das Kriterium HB:

$$(1) \quad HB = aEI + b$$

In dieser Gleichung ist a die Steigung der Regressionsgeraden, d.h. a ist der nach dem formulierten Optimierungskriterium beste Wert zur Gewichtung des Prädiktors. Die additive Konstante b entspricht dem Schnittpunkt der Regressionsgeraden durch die Kriteriumsachse und gleicht den Mittelwertsunterschied zwischen den aus aEI vorhergesagten und den beobachteten Kriteriumswerten aus.

In der Regel interessieren aber bei multivariaten Datensätzen, wie sie zur Prüfung von Hypothese 1 vorliegen, nicht nur die Einzelbeziehungen zwischen den Prädiktoren und dem Kriterium, sondern auch die Beziehungen zwischen den Prädiktoren. Angenommen, jeder Prädiktor korreliert mit dem Kriterium zu .37, so wäre es wichtig zu wissen, ob sich die Anteile gemeinsamer Varianz jedes Prädiktors mit dem Kriterium (hier jeweils 13.69%) überschneiden oder nicht. Eine Überschneidung der gemeinsamen Varianzen liegt nicht vor, wenn die Prädiktoren wechselseitig unkorreliert sind. In diesem Fall könnte jeder Prädiktor einen von anderen Prädiktoren unabhängigen Varianzanteil des Kriteriums erklären. Im vorliegenden Beispiel würden $7 \times (.37)^2 \times 100 = 95.83\%$ der Kriteriumsvarianz durch den Prädiktorsatz erklärt. Im extremen Gegenfall der perfekten Interkorrelation der Prädiktoren sind die gemeinsamen Varianzen deckungsgleich; lediglich 13.69% der Kriteriumsvarianz können durch den Prädiktorsatz erklärt werden; zur Vorhersage des Kriteriums wird nur (irgend)ein Prädiktor benötigt. Diese beiden Extremfälle taugen natürlich nur zu Illustrationszwecken. Die empirische Realität liegt wohl immer zwischen diesen Extremen. Von den in Hypothese 1 genannten Prädiktoren werden wahrscheinlich EI und PN korreliert sein aber auch FM und KO, wohl kaum aber zu 1. Mit anderen Worten: EI und PN (oder FM und KO) leisten wahrscheinlich einen eigenständigen und einen redundanten Beitrag zur Vorhersage des Kriteriums.

Das Analysemodell der multiplen (linearen) Regression trägt der Beziehung der Prädiktoren untereinander Rechnung. Analyse-

ziel ist die bestmögliche Vorhersage des Kriteriums (unter Anwendung desselben Optimierungskriteriums wie bei der bivariaten Regression) aus allen Prädiktoren. Zu diesem Zweck wird die lineare Kombination (gewichtete Summe) der Prädiktoren gesucht, die mit dem Kriterium am höchsten korreliert. Die Vorhersageredundanz der Prädiktoren wird eliminiert, indem die Prädiktoren um ihre gemeinsame Varianz mit anderen Prädiktoren (durch Auspar-tialisierung) bereinigt werden (vgl. z.B. BORTZ 1977, GAENSSLEN & SCHUBÖ 1976²). Durch die Eliminierung der Vorhersageredundanz läßt sich der von den anderen Prädiktoren unabhängige Beitrag eines Prädiktors zur Erklärung der Kriteriumsvarianz abschätzen, was besonders im Hinblick auf die Reduktion des Prädiktorsatzes nach inhaltlichen und/oder Ökonomieerwägungen von Interesse ist. Durch die Berücksichtigung der Beziehungen zwischen den Prädikto-ren können auch solche Variablen als bedeutsam für die Vorher-sage des Kriteriums identifiziert werden, die nicht oder nur un-wesentlich mit dem Kriterium korrelieren, die aber dadurch, daß sie einen anderen Prädiktor um für die Vorhersage irrelevante Varianz bereinigen, die Vorhersagepotenz dieser bereinigten (Partial)variable erhöhen. Solche sog. Suppressorvariablen er-höhen die Vorhersagepotenz eines Prädiktorsystems; ihre Bedeu-tung bliebe in einer Reihe bivariater Regressionsanalysen (siehe oben) unentdeckt.

In der Linearkombination der Prädiktoren aus Hypothese 1 zur Vorhersage des Kriteriums nach der Gleichung

$$(2) \quad HB = aEI + bPN + cBB + dFM + eKO + fVÜ + gSA + h$$

sind die Koeffizienten a, b, c, d, e, f, g Gewichte analog zu a aus Gleichung (1) und h ist die additive Konstante, die den Mittelwertsunterschied zwischen dem Kriterium und der Linear-kombination darstellt.

Der eigentliche Hypothesentest wird über die zufallskritische Absicherung der Regressionskoeffizienten realisiert. Die der Hypothese 1 zugeordnete Nullhypothese verneint einen Zusammen-hang zwischen Prädiktoren und Kriterium. Wenn ein Regressions-koeffizient im Vergleich zu seinem Standardfehler hoch ist, also stärker von Null abweicht als der Zufall (mit einer bestimm-

ten (Fehler)wahrscheinlichkeit) erwarten läßt, gilt die Nullhypothese als falsifiziert. In diesem Fall stützen die Daten die in der Alternativhypothese formulierten Vermutungen über die Variablenzusammenhänge.

3.2 Prüfung der Hypothesen vom Typ 2

3.2.1 Pfadanalyse mit beobachteten Variablen

In Hypothese 1 war ein direkter Effekt der unabhängigen Variablen EI, PN, BB, FM, KO, VÜ und SA auf die abhängige Variable HB angenommen worden. In Hypothese 2 wird ein direkter Effekt von VÜ auf SA und ein direkter Effekt von SA auf HB angenommen. EI, PN, BB, FM und KO wirken nur indirekt auf SA (über den direkten Effekt von VÜ auf SA) und HB (über den direkten Effekt von VÜ auf SA und den direkten Effekt von SA auf HB).

Die in Hypothese 2 angenommene Beziehung zwischen den Variablen läßt sich nicht mehr mittels einer multiplen Regressionsanalyse prüfen; sie entspricht vielmehr einem Modell, das pfadanalytisch überprüfbar ist (vgl. BRANDTSTÄDTER & BERNITZKE 1976, OPP & SCHMIDT 1976). Die mit der Pfadanalyse zu prüfenden Beziehungen zwischen den Variablen lassen sich nicht mehr durch eine Gleichung formalisieren, sondern nur durch mehrere Gleichungen (meist Strukturgleichungen genannt, vgl. z.B. CAPPELLA 1980) und zwar so viele, wie es abhängige Variablen im Modell gibt. Das in Abbildung 1b wiedergegebene Pfaddiagramm wird durch folgende Strukturgleichungen formalisiert:

$$(3) \quad HB = aSA + b$$

$$(4) \quad SA = cVÜ + d$$

$$(5) \quad VÜ = eEI + fPN + gBB + hFM + iKO + j.$$

Wie aus den Gleichungen (3), (4) und (5) ersichtlich ist, stellt dieses pfadanalytische Modell eine Kombination von zwei bivariaten linearen Regressionsmodellen (formalisiert durch die Gleichungen (3) und (4)) mit einem multiplen linearen Regressionsmodell (formalisiert durch Gleichung (5)) dar. Die Schätzung der Koeffizienten a, c, e, f, g, h und i in den Gleichungen (3), (4) und

(5) erfolgt analog zur bivariaten und multiplen linearen Regression unter Anwendung des Optimierungskriteriums der kleinstmöglichen Summe der quadrierten Abweichungen der beobachteten Kriteriumswerte von den Regressionsgeraden. Die Gewichtungskoeffizienten geben den relativen Effekt der unabhängigen Variablen bei Konstanthaltung anderer unabhängiger Variablen auf die abhängige Variable (Kriterium) wieder; sie sind (nach Z-Transformation aller Variablen) Partialkorrelationen und werden häufig als Pfadkoeffizienten bezeichnet. Während der direkte Effekt einer unabhängigen Variable auf eine abhängige Variable durch den Pfadkoeffizienten wiedergegeben wird, entspricht der indirekte Effekt einer unabhängigen Variable auf eine (distale) abhängige Variable dem Produkt der Pfadkoeffizienten, die auf dem (indirekten) Weg zwischen der unabhängigen und (distalen) abhängigen Variable liegen. Für den in Abbildung 1b modellierten Einfluß der unabhängigen Variable EI gilt: EI hat einen direkten Effekt auf VÜ von der Größe e. EI hat einen indirekten Effekt auf SA von der Größe ec. EI hat einen indirekten Effekt auf HB von der Größe eca.

Eine unabhängige Variable kann auf dieselbe Variable sowohl einen direkten als auch einen (oder mehrere) indirekte(n) Effekt(e) haben. Das läßt sich aus dem in Abbildung 2 wiedergegebenen Pfadmodell ersehen.

hier etwa Abbildung 2 einfügen

Zur Formalisierung des Pfadmodells aus Abbildung 2 werden folgende Strukturgleichungen benötigt:

$$(6) \quad HB = aPN + bFM + cKO + dVÜ + eSA + f$$

$$(7) \quad SA = gPN + hVÜ + i$$

$$(8) \quad VÜ = jEI + kPN + lBB + m$$

Ebenso wie das Modell aus Abbildung 1b spezifiziert das Modell aus Abbildung 2 direkte Effekte von EI, PN und BB auf VÜ, von VÜ auf SA und von SA auf HB. Im Unterschied zu dem Modell aus Abbildung 1b werden in dem Modell aus Abbildung 2 keine direkten Effekte von FM und KO auf VÜ angenommen, jedoch direkte Effekte von PN auf SA und HB, von FM und KO auf HB und VÜ auf HB.

Dieser letzte Effekt ist von besonderem Interesse, weil er den indirekten Effekt von VÜ über SA auf HB erweitert. Der gesamte Effekt von VÜ auf HB ist daher $d + h_e$.

3.2.2 Pfadanalyse mit latenten Variablen

Üblicherweise werden psychologische Theorien als Beziehungen zwischen Konstrukten formuliert. Da Konstrukte hypothetisch und nicht beobachtbar sind, können Theorien auf Konstruktebene nicht empirisch überprüft werden. Die empirische Theorieprüfung erfordert eine Übertragung der in der Theorie formulierten Bezüge zwischen den Konstrukten auf die Beobachtungsebene. Dazu werden die Konstrukte operational über ihren Bezug zu beobachtbaren Sachverhalten definiert. Ist das hypothetische Konstrukt beispielsweise die "Einstellung zu Hilfeleistungen erwachsener Töchter gegenüber ihren Müttern" (EI), so wird angenommen, daß dieses hypothetische Personmerkmal ein ganz bestimmtes beobachtbares Verhalten der Person ursächlich bedingt, z.B. den Grad der Zustimmung zu dem Item "Ich finde es richtig, daß eine erwachsene Tochter ihrer Mutter im Garten hilft". Das beobachtbare Verhalten (hier: Grad der Zustimmung zu dem Einstellungsitem) wird als Indikator für die nicht beobachtbare (= latente) Eigenschaft (hier: EI) der Person herangezogen. Die Güte des Indikators hängt davon ab, wie robust das Verhalten gegenüber anderen Einflüssen ist, die die Beziehung zwischen Merkmal und Indikator entweder unregelmäßig oder regelmäßig stören. Wird der Indikator nicht nur durch das hypothetische Merkmal bedingt, sondern von aktuell wirksamen personinternen und personexternen (Stör-)Einflüssen, ist der Indikator weniger reliabel. Ist die Störgröße systematisch wirksam, beschränkt sie die Gültigkeit des Indikators. Beispielsweise mag die Zustimmung einer Person zu obigem Item nicht nur durch ihre wahre Einstellung bedingt sein, sondern auch durch ihre dauernd vorhandene Tendenz, sozial erwünscht zu reagieren. Das Item wäre dann auch ein Indikator für die hypothetische Personeneigenschaft (latente Störvariable) "soziale Erwünschtheit".

Wenn nun aber die Güte des Indikators durch mangelnde Reliabilität und/oder Validität eingeschränkt ist, darf der empiri-

schen Überprüfung der Theorie unter Zuhilfenahme des Indikators kein Vertrauen geschenkt werden. Eine Überprüfung der Validität des Indikators setzt zunächst einmal seine Reliabilität voraus. Die Reliabilität des Indikators läßt sich prüfen, indem er mit weiteren Indikatoren - also Verhaltensweisen, die ebenfalls als Ausdruck der latenten Eigenschaft angesehen werden - verglichen wird. Ein solcher Vergleich kann etwa über den Grad der Übereinstimmung interindividueller Unterschiede in beiden Indikatoren, den der Korrelationskoeffizient wiedergibt, erfolgen. Fehlende Übereinstimmung (etwa im Sinne niedriger, interner Konsistenz einer Itemsammlung) kann vieles bedeuten (vgl. MONTADA 1978, SCHMITT 1980), z.B. eingeschränkte Reliabilität oder Validität der Indikatoren oder fehlende Homogenität der Indikatoren (z.B. der Items). Eine mögliche Lösung des Problems der Vieldeutigkeit mangelnder Übereinstimmung zwischen den Indikatoren besteht darin, nur den Anteil des beobachteten Verhaltens zur Testung der Theorie heranzuziehen, der (am ehesten) als Folge des latenten Merkmals angesehen werden kann. Nimmt man an, daß die verschiedenen Indikatoren nicht für dieselben, sondern unterschiedliche aktuelle oder überdauernde Störeinflüsse anfällig sind, so liegt der Schluß nahe, nur die allen Indikatoren gemeinsame Varianz als "wahren" Ausdruck des latenten Merkmals anzusehen. Genau diese Idee liegt faktorenanalytischen Modellen zugrunde. Die extrahierten Faktoren werden als Ursache der beobachteten Kovariation der Indikatoren angesehen und sollen als hypothetische Variablen eine bessere (weil sicher reliablere und hoffentlich validere) Operationalisierung des Konstruktes darstellen als jeder einzelne Indikator. Deshalb verdienen empirische Überprüfungen von Theorien mittels hypothetischer Variablen mehr Vertrauen als solche mittels einzelner beobachtbarer Variablen/Indikatoren.

Genau das ist eines der wichtigsten Argumente, die für den Einsatz von Pfadanalysen mit latenten Variablen genannt werden (vgl. REVENSTORF 1980, p. 141) oder für den Einsatz von Strukturgleichungsmodellen mit latenten Variablen im allgemeinen (vgl. BENTLER 1980, FINK 1980, ROGOSA 1979).

Angenommen, die in Hypothese 2 formulierten Beziehungen zwischen den Variablen sollen nicht auf der Ebene von beobachteten

Variablen, sondern auf der Ebene latenter Variablen (Konstrukte) geprüft werden, muß ein Strukturgleichungsmodell mit latenten Variablen spezifiziert werden, das sich konzeptuell als Kombination einer Pfadanalyse mit mehreren Faktorenanalysen (eine pro Konstrukt) verstehen läßt. Das Modell ist in Abbildung 3 wiedergegeben.

hier etwa Abbildung 3 einfügen

Die Konstrukte sind in Abbildung 3 als Kreise symbolisiert, die zugeordneten Indikatoren als Rechtecke. Die Pfeile zwischen den Konstrukten stellen das Strukturmodell dar; es ist identisch mit dem Pfadmodell aus Abbildung 2. Die Pfeile zwischen den Konstrukten und den Indikatoren stellen das Meßmodell dar. Für jedes Konstrukt gibt es fünf Indikatoren (entsprechend den fünf zu behandelnden Bedürfnissen der Mutter, vgl. Punkt 2 dieser Arbeit). Die Pfeile weisen von den latenten Variablen auf die Indikatoren, weil diese als durch die latenten Variablen bedingt angesehen werden. Ferner werden die Indikatoren durch (indikatorspezifische) Störvariablen mitbedingt.

Wie der Name "Strukturgleichungsmodell" bereits sagt, läßt sich das Modell in Abbildung 3 ebenso wie das Pfadmodell in Abbildung 2 durch Strukturgleichungen formalisieren. Es gibt so viele Gleichungen, wie es Variablen gibt, auf die Pfeile gerichtet sind. Das Meßmodell hat so viele Gleichungen, wie es Indikatoren gibt und lautet in Matrixnotation (unter Verwendung der LISREL-Terminologie, vgl. JÖRESKOG & SÖRBOM 1981) für die Indikatoren zu den unabhängigen Variablen

$$(9) \quad \tilde{x} = \tilde{\lambda}_x \xi + \delta$$

und für die Indikatoren zu den abhängigen Variablen:

$$(10) \quad \tilde{y} = \tilde{\lambda}_y \eta + \varepsilon$$

\tilde{x} ist der Vektor der Indikatoren zu den unabhängigen latenten (ξ -) Variablen und hier von der Ordnung 25. \tilde{y} ist der Vektor der Indikatoren zu den abhängigen latenten (η -) Variablen und hier von der Ordnung 15. $\tilde{\lambda}_x$ und $\tilde{\lambda}_y$ sind Koeffizientenmatrizen (im faktoren-

analytischen Sinn als Ladungsmatrizen zu verstehen), die die Beziehung zwischen den Konstrukten und Indikatoren wiedergeben. λ_x ist hier von der Ordnung 25×5 , λ_y von der Ordnung 15×3 . ξ ist der Vektor der latenten unabhängigen Variablen, der hier von der Ordnung 5 ist und die Elemente EI, PN, BB, FM und KO umfaßt. η ist der Vektor der latenten abhängigen Variablen, der hier von der Ordnung 3 ist und die Elemente VÜ, SA und HB umfaßt. δ und ε sind die Vektoren der Störvariablen (oder Meßfehler) zu den Indikatorvariablen X und Y und hier von der Ordnung 25 bzw. 15.

Das Strukturmodell hat so viele Gleichungen, wie es latente abhängige (η -)Variablen gibt und lautet in Matrixnotation:

$$(11) \quad \underline{\eta} = \underline{B}\underline{\eta} + \underline{\Gamma}\underline{\xi} + \underline{\zeta}$$

\underline{B} ist die Koeffizientenmatrix zu den latenten abhängigen (η -)Variablen; sie gibt die Beziehung zwischen ihnen wieder. \underline{B} ist immer quadratisch; die Zeilen- und Spaltenanzahl entspricht der Ordnung von $\underline{\eta}$, dem Vektor der latenten abhängigen Variablen. $\underline{\Gamma}$ ist die Koeffizientenmatrix, die die Beziehung zwischen den latenten abhängigen (η -)Variablen und den latenten unabhängigen (ξ -)Variablen wiedergibt. Die Zahl der Zeilen von $\underline{\Gamma}$ entspricht der Ordnung von $\underline{\eta}$, die Zahl der Spalten von $\underline{\Gamma}$ entspricht der Ordnung von $\underline{\xi}$. $\underline{\zeta}$ ist der Vektor der latenten Störvariablen (oder Vorhersagefehler) zu den latenten abhängigen (η -)Variablen. Die Vektoren und Matrizen, die das Modell aus Abbildung 3 formalisieren, sind also folgender Ordnungen: $\underline{\eta}$: 3; \underline{B} : 3×3 ; $\underline{\Gamma}$: 3×5 ; $\underline{\xi}$: 5; $\underline{\zeta}$: 3.

Zur Veranschaulichung werden eine Strukturgleichung aus dem Meßmodell und eine Strukturgleichung aus dem Strukturmodell herausgegriffen. Die Gleichung für den 1. Indikator von EI lautet:

$$(12) \quad x_1 = \lambda_{x_1} \cdot \xi_1 + \delta_1$$

Die Gleichung für HB lautet:

$$(13) \quad \eta_3 = \beta_{31}\eta_1 + \beta_{32}\eta_2 + \gamma_{32}\xi_2 + \gamma_{34}\xi_4 + \gamma_{35}\xi_5 + \zeta_3$$

Die Attraktivität von Strukturgleichungsmodellen (etwa der Form des in Abbildung 3 wiedergegebenen Modells) liegt darin, daß

sich dank der heute verfügbaren statistischen Schätz- und Prüfverfahren (vgl. z.B. JÖRESKOG 1979) und dank effizienter und flexibler Software (z.B. LISREL V von JÖRESKOG & SORBÖM 1981 oder LVPLS von LOHMÖLLER 1981) die unterschiedlichsten Modelle handhaben lassen, wobei sich neben strikt hypothesentestenden auch explorative Analyseziele verfolgen lassen. Liegen beispielsweise theoretisch und/oder empirisch begründete Annahmen über die Struktur (d.h. die qualitativen Merkmale) eines Modells und die numerische Größe der spezifizierten Modellparameter (d.h. die quantitativen Merkmale des Modells) vor, kann die Güte des gesamten Modells über einen Passungstest (goodness of fit-Test) überprüft werden. Dies geschieht, indem die empirische Kovarianzmatrix der Meßvariablen, die an einer Personstichprobe aus der Population, für die die zu prüfende Theorie Gültigkeit beansprucht, erhoben wurde, mit der nach Maßgabe der Modelleigenschaften zu erwartenden Kovarianzmatrix verglichen wird. Diese theoretisch zu erwartende Kovarianzmatrix ist eine Funktion der im Modell spezifizierten Parameter (vgl. z.B. JÖRESKOG 1979, p. 307, JÖRESKOG & SORBÖM 1981, p. I.8).

Liegen nur über Teile des Modells Hypothesen vor oder sind nur Ausschnitte des Modells, z.B. Teile des Meßmodells (aufgrund früherer, z.B. faktorenanalytischer Untersuchungen) bekannt und sollen andere Ausschnitte des Modells exploriert werden, lassen sich die entsprechenden Modellparameter schätzen. Grundlage der Parameterschätzung sind die an das Modell angelegten Restriktionen (etwa in Form eines fixierten Meßmodells) und die empirische Kovarianzmatrix, die durch das Modell bestmöglich beschrieben werden können soll. Allerdings sind die Möglichkeiten, Strukturgleichungsmodelle zu explorativen Zwecken einzusetzen, beschränkt, denn eine Parameterschätzung kann nur im Rahmen eines vorab spezifizierten Modells erfolgen. Der (quantitativen) Parameterschätzung muß also eine (qualitative) Entscheidung über die Relevanz der zu schätzenden Parameter vorgeschaltet sein. Solche Entscheidungen im Rahmen der Modellspezifikation sollten theoretisch begründet sein. Zwar lassen sich über die Passungsgüte, die Höhe der Vertrauensintervalle zu den geschätzten Parametern und diverse andere Kennwerte (z.B. modification indices im LISREL V Programm) Hinweise auf Spezifikationsfehler gewinnen, eine theorielose Su-

che nach dem "passendsten" Modell für die Daten ist aber verwerflich.

Andererseits darf auch der konfirmatorische oder modelltestende Anspruch nicht überzogen werden, er ist vielmehr unter Umständen höchst problematisch: Ziel des Modelltests ist die Beibehaltung der Nullhypothese, daß sich die empirische Datenstruktur (hier: Kovarianzmatrix) nicht überzufällig von der nach Maßgabe der qualitativen und quantitativen Modelleigenschaften zu erwartenden Datenstruktur unterscheidet. Angestrebt wird also kein signifikanter Unterschied zwischen empirischer und theoretischer Kovarianzmatrix, d.h. die Wahrscheinlichkeit der gefundenen oder einer noch geringeren Diskrepanz zwischen den Matrizen soll (bei Gültigkeit der Nullhypothese) größer als die vorab gesetzte Grenze für die Wahrscheinlichkeit eines Fehlers 1. Art (z.B. 5%) sein. Den Modelltest nach "mißlungener Falsifikation" als Beweis für die Richtigkeit der Theorie zu werten, ist unzulässig, denn die Fehlerwahrscheinlichkeit 2. Art - und damit das Risiko einer ungerechtfertigten Beibehaltung der Nullhypothese - ist in Ermangelung einer spezifischen Alternativhypothese unbekannt. Deshalb ist es grundsätzlich ratsam, für den Modelltest ein liberales (im herkömmlichen Sinn, hier paßt eher: ein konservatives) α -Niveau anzulegen und/oder das Modell mit anderen Modellen zu vergleichen. Bewährt hat sich ein Modell, wenn nicht ein anderes Modell, das mit der Theorie unvereinbar ist oder eine konkurrierende Theorie abbildet, die Datenstruktur besser beschreiben kann.

Rein signifikanzstatistisch gesehen muß jedes nicht falsifizierte Modell, d.h. jedes Modell, das mit den Daten verträglich ist, beibehalten werden, wobei die Wahrscheinlichkeit eines Fehlers 2. Art für kein Modell kontrolliert ist.

In der Praxis wird man dieses Dilemma zu lösen versuchen, indem man nicht nur den Vergleich zu konkurrierenden Modellen anstellt, sondern auch die Effekte von Modellmodifikation im Rahmen der durch die zu prüfende Theorie gesteckten Grenzen auf die Passungsgüte exploriert. Je nach Zielsetzung können dazu zwei Strategien unterschieden werden:

Eine Strategie besteht darin, zunächst ein restriktives Modell, d.h. ein sparsames Modell mit wenigen Parametern zu spezifizieren. Dann wird geprüft, ob und wie sehr sich die Passungsgüte des Modells verbessert, wenn zunehmend mehr Restriktionen aufgehoben, d.h. zunehmend mehr Parameter zu schätzen erlaubt werden. Eine andere Strategie besteht im umgekehrten Vorgehen: Ein zunächst liberales Modell, in dem viele Parameter zu schätzen erlaubt werden, und das deshalb eine vergleichsweise hohe Passungsgüte besitzt, wird zunehmend durch die Eliminierung von Parametern beschränkt.

Die erste Strategie wird man wählen, wenn das Analyseziel in erster Linie explorativ ist und man ein möglichst gut zu den Daten passendes Modell finden möchte. Allerdings sollte man eine solche Modelloptimierung nicht theorielos anstellen und auch nicht als "Sport" betreiben, denn ein sehr gut passendes, annähernd saturiertes Modell beinhaltet die Gefahr einer Überanpassung (over-fit) und wird die Bewährungsprobe einer Kreuzvalidierung kaum bestehen.

Die zweite Strategie wird man wählen, wenn man bestrebt ist, ein möglichst sparsames, d.h. möglichst allgemeines Modell zu finden. Auch dieser Weg der Modellveränderung muß mit theoretischer Sorgfalt beschritten werden, denn statistisch gesehen bedeutet "das sich Herantasten an die Grenze der Fehlerwahrscheinlichkeit 1. Art" eine Erhöhung der Fehlerwahrscheinlichkeit 2. Art, was inhaltlich gesprochen einer erhöhten Generalisierungsfehlerwahrscheinlichkeit (Unvollständigkeit des Modells, mangelnde Differenziertheit des Modells) gleichkommt.

Strukturgleichungsmodelle erlauben eine systematische Betrachtung multivariater Datensätze und dadurch die simultane Prüfung der in einer Theorie formulierten Variablenzusammenhänge. Das ist ihre Stärke. Andererseits weisen sie die Schwäche aller Analyseverfahren auf, die eine Anpassung von Modellen an Daten anzielen, also sozusagen nach derjenigen Nullhypothese zu suchen, die am besten mit den Daten verträglich ist: Da nur der Fehler 1. Art kontrolliert wird, kann nur entschieden werden, ob das geprüfte Modell falsch, nicht aber ob es richtig

ist bzw. mit welcher Fehlerwahrscheinlichkeit (2. Art) das Modell zu Unrecht beibehalten wird.

3.3 Prüfung der Hypothese vom Typ 3

Die in Hypothese 3 formulierten Beziehungen zwischen den Prädiktoren und dem Kriterium lassen sich nicht sinnvoll in ein lineares Modell übersetzen, weil weder eine Abhängigkeit des Kriteriums von einzelnen Prädiktoren, noch von einer linearen Kombination (gewichteten Summe) der Prädiktoren (nach dem Muster eines "je-desto-Effektes", vgl. Punkt 2 dieser Arbeit) erwartet wird. Vielmehr wird erwartet, daß sich die Ausprägung einer Person auf der Kriteriumsvariable vorhersagen läßt aus dem gemeinsamen Ausprägungsmuster dieser Person auf den Prädiktorvariablen.

Zur Illustration der Angemessenheit (und Unangemessenheit) unterschiedlicher Analysemodelle zur Prüfung von Hypothese 3 wurde ein fiktiver Datensatz ($N = 200$) kreiert, der sich anhand der in Tabelle 1 wiedergegebenen Kennwerte beschreiben läßt.

hier etwa Tabelle 1 einfügen

Wie die Korrelationen der Merkmale PN, VÜ, HB und EB in Tabelle 1 zeigen, gibt es mit Ausnahme der negativen Korrelation zwischen EB und HB keine bedeutsamen Zusammenhänge zwischen den Variablen. Obwohl der Zusammenhang zwischen HB und EB zu einer post hoc-Interpretation reizt (je weniger eine erwachsene Tochter ihrer Mutter hilft, desto mehr Schuldgefühle erlebt sie), steht er so nicht mit Hypothese 3 im Einklang, denn dort wird kein Haupteffekt von HB auf EB erwartet, sondern vielmehr ein durch die Moderatorvariablen PN und VÜ differenzierter Effekt von HB auf EB.

Die Moderatoreffekte von PN und VÜ lassen sich auch nicht durch eine lineare Kombination der drei Prädiktoren nachweisen. So erhöht sich in einer schrittweisen multiplen Regressionsanalyse der multiple Korrelationskoeffizient von $R = .56$ (nur HB

wird als Prädiktor berücksichtigt) lediglich auf $R = .57$ nach Aufnahme der beiden restlichen Prädiktoren in die Vorhersagegleichung.

Hypothese 3 läßt sich nur sinnvoll prüfen, indem die Korrelationen zwischen HB und EB verschiedener Personengruppen miteinander verglichen werden; für diesen Vergleich müssen mindestens zwei Personengruppen gebildet werden, (a) die Gruppe von Personen mit hohen Ausprägungen auf PN und VÜ und (b) die Gruppe von Personen mit niedrigen Ausprägungen auf PN und VÜ. Nimmt man - der Einfachheit halber - den theoretischen Skalenmittelwert ($= 3.5$) als Grenze zwischen hohen und niedrigen Merkmalsausprägungen, erfüllen innerhalb des vorliegenden fiktiven Datensatzes 30 Personen das Kriterium für die Zugehörigkeit zur ersten Gruppe (a). Für diese Gruppe ist die Korrelation zwischen HB und EB mit $r = -.64$ erwartungsgemäß höher als für die Gesamtgruppe ($r = -.56$). 99 Personen erfüllen das Kriterium niedriger Ausprägung auf den Variablen PN und VÜ und gehören damit der zweiten Gruppe (b) an. Für diese Gruppe ist die Korrelation zwischen HB und EB mit $r = -.47$ erwartungsgetreu niedriger als für die Gesamtstichprobe und deutlich niedriger als für die erste Gruppe (a).

Neben dieser sog. Fraktionierungsmethode (vgl. BARTUSSEK 1970) besteht eine andere Möglichkeit, den Moderatoreffekt von PN und VÜ auf die Beziehung zwischen HB und EB zu prüfen, in der Analyse der Kontingenztafel von PN, VÜ, HB und EB. Im folgenden werden einige Verfahren zur Analyse von Kontingenztabellen beschrieben und an den fiktiven Daten demonstriert:

Zwei oder mehr zwei- oder mehrstufig nominalskalierte Variablen spannen eine Kontingenztafel auf, in deren Zellen die Häufigkeiten von Merkmalsträgern, die die jeweilige Kombination von Merkmalen/Merkmalsausprägungen aufweisen, stehen.

Im Unterschied zur Varianzanalyse, in der ebenfalls eine oder mehrere zwei- oder mehrfach abgestufte Variablen eine Tafel aufspannen, erscheint die abhängige Variable nicht als individueller Meßwert auf einer Intervallskala in den Zellen; vielmehr ist in Kontingenztabellen-Analysen die abhängige Variable an der Konstitution der Tafel beteiligt, die individuelle Ausprägung einer Person auf der abhängigen Variable ist Klassifika-

tionsmerkmal. In den Zellen der Tafel stehen die Häufigkeiten der Merkmalsträger, die eine bestimmte Kombination von Ausprägungen sowohl auf den unabhängigen als auch der abhängigen Variable aufweisen.

Während in varianzanalytischen Modellen immer zwischen abhängigen und unabhängigen Variablen unterschieden wird, die Fragestellung also immer gerichtet oder asymmetrisch ist, eignen sich Kontingenztabellen-Analysen auch für ungerichtete oder symmetrische Fragestellungen. So bildet die einfachste Kontingenztafel, die Vierfeldertafel, den Zusammenhang zwischen zwei zweistufig nominalskalierten Variablen ab, ebenso wie die Produkt-Moment-Korrelation die Höhe des Zusammenhangs zwischen zwei Variablen unabhängig davon wiedergibt, ob zwischen den Variablen eine Dependenz- oder Interdependenzbeziehung besteht.

Ziel der Kontingenztabellen-Analyse ist (a) im Falle explorativer Analysen die Suche nach den Effekten, die die beobachtete Häufigkeitsverteilung in der Tabelle bedingen und (b) im Falle hypothesentestender Analysen die Prüfung von Annahmen über die die Häufigkeitsverteilung bedingenden Effekte, also die Prüfung von Annahmen über die Beziehung zwischen den Variablen, die die Tabelle aufspannen.

Realisiert wird diese Analyseintention in beiden Fällen (explorative und hypothesentestende Analysen) durch den Vergleich der beobachteten Häufigkeitsverteilung mit einer unter den Annahmen der Nullhypothese zu erwartenden Häufigkeitsverteilung. Die Höhe der Abweichung der beobachteten von den erwarteten Häufigkeiten wird auf Überzufälligkeit geprüft.

Kontingenztabellen-Analysen unterscheiden sich u.a. danach, (a) ob sie gerichtete oder ungerichtete Fragestellungen beantworten sollen, (b) aufgrund welcher Modellannahmen die erwarteten Häufigkeiten bestimmt werden, mit denen die empirische Verteilung verglichen wird und (c) ob und welche Subtabellen analysiert werden (hierarchische versus nicht-hierarchische Verfahren), d.h. Wechselwirkungen welcher Ordnung unterschieden werden. Der Unterschied zwischen explorativen und hypothesentesten-

den Verfahren ist kein grundsätzlicher, vielmehr schlägt er sich darin nieder, nach welchem Modell die erwarteten Häufigkeiten bestimmt werden³ und wieviele und welche Häufigkeitsdifferenzen auf Überzufälligkeit geprüft werden.

3.3.1 Die Konfigurationsfrequenzanalyse (KFA)

Die KFA von KRAUTH & LIENERT (1973) wurde ursprünglich als eine Methode zur Auffindung von Typen bzw. Anti-Typen, d.h. zur Auffindung von überzufällig häufigen bzw. überzufällig seltenen Kombinationen von Merkmalsausprägungen konzipiert.

Eine Unterscheidung zwischen unabhängigen und abhängigen Variablen wird nicht getroffen, da die Fragestellung nach der Koinzidenz von Merkmalen/Merkmalsausprägungen zunächst ungerichtet ist. Die Alternativhypothese überzufällig häufiger bzw. überzufällig seltener Merkmalskoinzidenzen wird geprüft gegen die Nullhypothese, daß die Merkmale/Merkmalsausprägungen nur zufälligerweise gemeinsam bei den Merkmalsträgern auftreten bzw. nicht auftreten. Nullhypothese ist also die wechselseitige stochastische Unabhängigkeit des Variablensatzes, d.h. es wird erwartet, daß die Häufigkeitsverteilung irgendeines Merkmals keine Vorhersage auf die Häufigkeitsverteilung eines anderen Merkmals erlaubt und daß die gemeinsame Häufigkeitsverteilung irgendwelcher Variablen des Variablensatzes keine Vorhersage auf die einfache Häufigkeitsverteilung irgendeines anderen Merkmals oder die gemeinsame Häufigkeitsverteilung irgendwelcher anderer Variablen des Variablensatzes zuläßt.

Fließen zusätzlich zur Annahme der wechselseitigen stochastischen Unabhängigkeit der Variablen keine weiteren Annahmen in die Nullhypothese ein, werden die erwarteten Häufigkeiten für die Merkmalskombination nach dem Multiplikationstheorem empirisch aus den entsprechenden Randhäufigkeiten bestimmt. Eine zusätzliche Restriktion würde etwa die Annahme der Gleich-

³ Die Zahl der Tests ist aber nicht unbedeutend insofern, als mit zunehmend mehr simultanen Tests ein Schutz gegen Zufalls-signifikanzen durch Adjustierung des α -Niveaus (etwa nach der Bonferroni- oder der Holm-Regel (vgl. LEHMACHER & LIENERT 1982) für Einzeltests eingebaut werden muß, der eine zunehmende Test-Konservativierung mit sich bringt.

verteilung der Merkmale bedeuten oder die Vorgabe von erwarteten Verteilungen auf der Basis bekannter Häufigkeitsverteilungen (z.B. aus anderen Untersuchungen).

An dem hypothetischen Datensatz aus Tabelle 1 wird geprüft, ob die Nullhypothese stochastischer Unabhängigkeit der vier Variablen zugunsten der Hypothese 3 verworfen werden kann.

hier etwa Tabelle 2 einfügen

In Tabelle 2 stehen alle 16 Kombinationen der am Skalenmittelwert der Rating-Skala dichotomisierten Variablen, die beobachteten Häufigkeiten (f_b) der Merkmalsträger innerhalb einer Merkmalskombination, die Randverteilungen der vier Variablen ($\Sigma+$, $\Sigma-$), die unter der Nullhypothese stochastischer Unabhängigkeit der Variablen aus diesen Randverteilungen nach dem Multiplikationstheorem bestimmten erwarteten Häufigkeiten (f_e) und die nach⁴

$$(14) \quad \chi^2 = \frac{(f_e - f_b)^2}{f_e}$$

berechneten Prüfwerte für jede Zelle, die mit einem Freiheitsgrad (annähernd) χ^2 -verteilt sind. Die Prüfgröße für die gesamte Tabelle ist die Summe der einzelnen χ^2 -Werte. Für diesen χ^2 -Wert läßt sich die Anzahl der Freiheitsgrade (df) nach

$$(15) \quad df = 2^k - k - 1$$

bestimmen, wenn k die Anzahl der Variablen ist. Bei Gültigkeit der Nullhypothese und $df = 11$ ist die Wahrscheinlichkeit, einen χ^2 -Wert $\geq 24,73$ zu ermitteln, kleiner als 1%. Damit kann die Nullhypothese der stochastischen Unabhängigkeit der vier Variablen angesichts des ermittelten χ^2 -Wertes von 137,21 verworfen werden.

⁴ Es gibt eine Reihe anderer, z.T. exakterer Tests, die aber weniger anschaulich oder rechentechnisch aufwendiger sind (vgl. z.B. KRAUTH 1980, p. 235).

Als nächstes stellt sich die Frage, ob die Daten die formulierte Alternativhypothese stützen. Um diese Frage zu beantworten, dürfte streng genommen nur die Merkmalskombination ++--+ auf überzufällig häufige Besetzung geprüft werden. Die χ^2 -Komponente zu dieser Zelle ist mit 30,2 größer als unter Gültigkeit der Nullhypothese mit einer (Fehler)wahrscheinlichkeit von 1% erwartet wird ($\chi^2(1,99\%) = 6,63$). Die Zelle ist - im Sinne der Alternativhypothese - überzufällig häufig besetzt.

Sollen zusätzlich zu dieser Zelle noch andere Zellen auf überzufällig häufige oder seltene Besetzung hin überprüft werden, muß die α -Fehlerwahrscheinlichkeit an die Anzahl der Tests angepaßt werden, um das Risiko von Zufallssignifikanzen gleich groß zu halten. Sofern der Analyse aber lediglich hypothesengenerierende, explorative Funktion zukommt, kann die Rangreihe der einzelnen χ^2 -Komponenten wertvolle Interpretationshilfe geben. Ohne α -Adjustierung dürfen aber keine signifikanzstatistischen Schlüsse gezogen werden.

3.3.2 Die Assoziationsstrukturanalyse (ASA)

Angenommen, es wird nur die Hypothese ++--+ geprüft, so ist für diese Merkmalskombination eine überzufällig häufige Auftretenswahrscheinlichkeit gesichert d.h., es werden mehr Merkmalsträger mit dieser Merkmalskombination angetroffen, als bei Gültigkeit der Nullhypothese stochastischer Unabhängigkeit der Merkmale ihre Einzelwahrscheinlichkeiten erwarten lassen.

Es kann aber nicht entschieden werden, auf die Interaktion welcher Variablen dieser Effekt zurückgeht. Mit anderen Worten: Es kann nicht entschieden werden, ob zur Beschreibung dieses (Reaktions-)Typs alle Merkmale notwendig sind und wenn nicht, wieviele und welche Merkmale eine Interaktion eingehen. Das ist eine entscheidende Schwäche der KFA. Sie kann aber durch \hat{a} posteriori Analysen kompensiert werden, wenngleich u.U. mit viel Aufwand und - wegen der Vielzahl von Tests - mit Verlust an Teststärke für Einzeltests.

Liegen keine Hypothesen über ein redundantes Merkmal vor und gibt die vollständige Häufigkeitsverteilung keinen Hinweis, wel-

ches Merkmal nicht an der Interaktion beteiligt ist, kann eine vollständige hierarchische KFA gerechnet werden. Dazu müssen alle möglichen Subtabellen analysiert werden, bei vier Alternativ-Merkmalen (wie im vorliegenden Fall) sind das (außer der vierfaktoriellen KFA) 4 dreifaktorielle KFAs (.,VA,HB,EB; PN,.,HB,EB; PN,VA,.,EB; PN,VA,HB,.) und 6 zweifaktorielle KFAs (.,.,HB,EB; .,VA,.,EB; .,VA,HB,.; PN,.,.,EB; PN,.,HB,.; PN,VA,.,.).

In der Regel aber liegen entweder Hypothesen über eine sparsamere (Reaktions-)Typenbeschreibung vor oder aber die Häufigkeitsverteilung in der vollständigen Tabelle gibt entsprechende Hinweise, z.B.: (a) Wenn nur eine χ^2 -Komponente in ihrer Höhe weit aus den restlichen χ^2 -Komponenten herausragt, diese etwa gleich groß und nicht signifikant sind, liegt wahrscheinlich eine Wechselwirkung höchster Ordnung vor, d.h. zur Typenbeschreibung ist die vollständige Merkmalskombination nötig. (b) Gibt es eine zweite χ^2 -Komponente, die ähnlich hoch wie die größte aus den restlichen χ^2 -Komponenten herausragt, so ist wahrscheinlich die Variable nicht an der Interaktion beteiligt, die zwischen den beiden Zellen diskriminiert, vorausgesetzt, die Zellen sind entweder beide über- oder beide unterbesetzt. Überprüfen läßt sich diese Vermutung dadurch, daß die Stufen dieser Variablen agglutiniert werden, d.h. für die (im hiesigen Beispiel) dreifaktorielle agglutinierende KFA wird diese Variable eliminiert. War die Vermutung richtig, wird in der dreifaktoriellen KFA nur noch eine χ^2 -Komponente signifikant, nämlich die zu der Zelle, die aus den beiden agglutinierten Zellen der vierdimensionalen Tabelle zusammengesetzt ist. (c) Wenn - wie in Tabelle 2 - mehrere χ^2 -Komponenten herausragen, ist die Suche nach einer überflüssigen Variable schwieriger, funktioniert aber analog zu (b): Gesucht wird die Variable, deren Zustand (Stufe) nicht mit überzufällig häufiger bzw. seltener Zellbesetzung (bei Konstanthaltung der Zustände der restlichen Variablen) zusammenhängt. In Tabelle 2 gibt es diesen Fall für die Zellen ++++ und -+++, die beide überzufällig (ohne α -Adjustierung) selten besetzt sind. An der überzufällig häufigen bzw. seltenen Besetzung der restlichen Zellen ist PN dagegen beteiligt. Die in Tabelle 3 zur Illustration wiedergegebene Häufigkeitsverteilung nach Agglutinierung von PN+ und PN- beinhaltet also einen Generalisierungsfehler insofern,

als die überzufällig häufige Besetzung der Zellen ++- und +-+ und die überzufällig seltene Besetzung der Zelle +-- nur unter PN+ gelten, wie die Analyse in Tabelle 2 zeigt. Hier wird deutlich demonstriert, daß es problematisch ist, eine Wechselwirkung niederer Ordnung bei gleichzeitigem Vorliegen einer Wechselwirkung höherer Ordnung zu interpretieren. Wollte man aber bewußt Generalisierungsirrtümer zugunsten eines ökonomischeren oder möglichst allgemeingültigen Beschreibungsmodells der Daten in Kauf nehmen, würde man hier am ehesten auf PN verzichten können.

hier etwa Tabelle 3 einfügen

Wie man an der Häufigkeitsverteilung in Tabelle 3 sieht, ist eine weitere Agglutinierung nicht möglich. Die negative Korrelation zwischen HB und EB gilt nur für VÜ+, die Interaktion 2. Ordnung zwischen VÜ, HB und EB kann ganz im Sinne der Hypothese 3 als eine durch VÜ moderierte Korrelation zwischen HB und EB angesehen werden.

Da mit der hypotesengeleiteten agglutinierenden und der rein explorativen hierarchischen KFA die Zusammenhänge in einem nominalskalierten Variablensatz geprüft bzw. gefunden werden sollen, spricht man häufig auch von der Assoziationsstruktur-Analyse (ASA) (vgl. KRAUTH & LIENERT 1973, Anwendungsbeispiele bei KRÜGER 1979, LANGEHEINE 1980).

3.3.3 Die Prädiktions-KFA (PKFA)

Während mit der KFA und der ASA Interdependenzbeziehungen in einem Variablensatz aufgedeckt werden sollen, lassen sich mit der Prädiktions-KFA (PKFA), die ein Spezialfall der Interaktionsstrukturanalyse (ISA) (vgl. KRAUTH 1980) ist, Dependenzbeziehungen zwischen Variablen (in Analogie zur multiplen Regressionsanalyse, kanonischen Korrelationsanalyse oder multivariaten Varianzanalyse) analysieren. Im Unterschied zur KFA und ASA wird also zwischen abhängigen und unabhängigen Variablen unterschieden. Daraus folgt, daß nicht die Annahme stochastischer Unabhängigkeiten aller Variablen und Variablensätze voneinander geprüft wird (wie z.B. bei der hierarchischen KFA oder ASA), son-

dern die Annahme der Unabhängigkeit des Kriteriums von den Prädiktoren und Prädiktorenkonfigurationen. Die PKFA kann hierarchisch für alle möglichen Prädiktorenkonfigurationen durchgeführt werden; an jeder auf überzufällig häufige oder seltene Beobachtung geprüften Variablenkonfiguration ist aber das Kriterium beteiligt, d.h. agglutiniert werden können nur Prädiktoren.⁵ Die Agglutinierungsstrategie ist dabei dieselbe wie bei der ASA.

hier etwa Tabelle 4 einfügen

In Tabelle 4 ist die Häufigkeitsverteilung aus Tabelle 2 in die Häufigkeitsverteilung für eine PKFA mit den drei Prädiktoren PN, VÜ, HB und dem Kriterium EB überführt. Die beobachteten Häufigkeiten der Merkmalskonfigurationen bleiben dieselben wie in Tabelle 2. Da aber nicht die wechselseitige Unabhängigkeit aller Variablen die zu prüfende Nullhypothese ist, sondern die Unabhängigkeit des Kriteriums von Prädiktorenkonfigurationen, werden die aus den Daten unter Annahme dieser Unabhängigkeit nach dem Multiplikationstheorem zu bestimmenden erwarteten Häufigkeiten anders berechnet, nämlich nicht über die Randverteilungen der einzelnen Variablen wie in der KFA, sondern über die gemeinsame Randverteilung der Prädiktoren (in Tabelle 4 die Zeilensummen) und die Randverteilung des Kriteriums (in Tabelle 4 die Spaltensummen unter EB+ und EB-). Lediglich bei wechselseitiger Unabhängigkeit der Prädiktoren stimmen die erwarteten Häufigkeiten der PKFA mit denen der KFA für dieselben Merkmalskonfigurationen überein.

Wie sich aus dem Vergleich der Tabellen 2 und 4 sehen läßt, muß zwischen PN, BÜ und HB eine Interaktion vorliegen (sie ließe sich durch eine dreifaktorielle KFA dieser Variablen leicht prüfen), denn die erwarteten Häufigkeiten der KFA stimmen nicht mit denen der PKFA überein. Entsprechend werden auch andere χ^2 -Komponenten signifikant (ohne α -Adjustierung), wobei jedoch die der

⁵ Sofern mehrere Kriteriumsvariablen unterschieden werden, können auch Kriteriumsvariablen agglutiniert werden.

oben formulierten Hypothese zugeordnete Konfiguration ++-+ und die (hypothesenimplizit) komplementären Konfigurationen +++, ++-, +-+- den Erwartungen entsprechend wiederum überzufällig häufig bzw. überzufällig selten auftreten.

Welche Methode ist nun angesichts der teilweise unterschiedlichen Ergebnisse die angemessene, die KFA (und/oder ASA) oder die PKFA? Da die oben formulierte Hypothese eine Abhängigkeit der Variable EB von Konfigurationen der Prädiktoren PN, VÜ und HB spezifiziert, nichts aber über die Interdependenz der Prädiktoren selbst aussagt, ist die PKFA hier das angemessene hypotheseentestende Verfahren. Bestünde darüber hinaus das explorative Analyseziel, etwas über die Beziehung zwischen den Prädiktoren zu erfahren, wäre zusätzlich eine ASA des Datensatzes angezeigt. Bestünde das explorative Analyseziel, die Vorhersagepotenz der einzelnen Prädiktoren oder Prädiktorenkombinationen zur Vorhersage von EB zu erfahren - etwa zum Zweck einer Kosten-Nutzen-Optimierung - müßte die PKFA hierarchisch durchgeführt werden. Am vorliegenden Datensatz wären dann drei dreifaktorielle PKFAs (Kriterium: EB; Prädiktorensätze: PN, VÜ,..; PN,..,HB; ..,VÜ,HB) und drei zweifaktorielle PKFAs (Kriterium: EB; Prädiktorensätze: PN,..,..; ..,VÜ,..; ..,..,HB) durchzuführen. In den dreifaktoriellen PKFAs würde jeweils einer der drei Prädiktoren agglutiniert, in den zweifaktoriellen PKFAs, die identisch mit den entsprechenden zweifaktoriellen KFAs der hierarchischen KFA des Datensatzes wären, würden jeweils zwei der drei Prädiktoren agglutiniert. Zur Illustration sind diese sechs agglutinierenden PKFAs in den Tabellen 5 und 6 wiedergegeben.

hier etwa Tabellen 5 und 6 einfügen

Die Ergebnisse dieser Analysen lassen folgendes erkennen:

- (1) EB läßt sich nicht aus einer Konfiguration der Prädiktoren PN und VÜ vorhersagen.
- (2) Konfigurationen der Prädiktoren PN und HB einerseits und VÜ und HB andererseits lassen eine hochsignifikante Vorhersage von EB zu. Da die Muster der Abweichungen der beobach-

teten von den erwarteten Werten in diesen beiden PKFAs starke Übereinstimmung aufweisen, liegt die Annahme nahe, daß PN und VÜ korreliert sind. Die in Tabelle 7 wiedergegebene Analyse der Kreuztabelle für PN und VÜ bestätigt diese Annahme. Unter der Zielsetzung einer möglichst ökonomischen Prädiktion von EB ließe sich der Prädiktorsatz z.B. auf VÜ und HB reduzieren.

hier etwa Tabelle 7 einfügen

- (3) Die Ergebnisse aus Tabelle 6 würden unter Ökonomiegesichtspunkten aber noch eine weitere Reduktion des Prädiktorsatzes empfehlen: Zwischen HB und EB besteht ein hochsignifikanter Zusammenhang, der auch durch die Korrelation der sechsstufig skalierten Merkmale HB und EB (vgl. Tabelle 1) sichtbar ist.

Wenngleich die hierarchische PKFA unter Ökonomieerwägungen einen reduzierten Prädiktorsatz zur Vorhersage des Kriteriums akzeptabel erscheinen läßt, würde eine solche Reduktion mit dem Preis von Generalisierungsirrtümern erkauft, da die Verallgemeinerbarkeit der Dependenzbeziehung zwischen dem reduzierten Prädiktorsatz und dem Kriterium über die jeweils agglutinierten Prädiktoren wegen der Wechselwirkung höchster Ordnung in Frage gestellt ist. Die formulierte Hypothese läßt genau eine solche Wechselwirkung erwarten. Der angemessene Hypothesentest ist also die PKFA mit dem vollständigen Prädiktorsatz.

Wird über diesen Hypothesentest hinaus jedoch eine Reduktion des Prädiktorsatzes angestrebt und als Reduktionskriterium das mögliche Minimum an Generalisierungsfehlern formuliert, könnte bei den vorliegenden (hypothetischen) Daten am ehesten auf PN verzichtet werden (vgl. auch die Agglutinierung von PN in der ASA). Die Abhängigkeit des Kriteriums EB von den Prädiktoren VÜ und HB kann analog zu den Ergebnissen der agglutinierenden KFA aus Tabelle 2 interpretiert werden: Die negative Regression von EB auf HB wird durch VÜ moderiert: Sie gilt nur für VÜ+.

3.3.4 Log-lineare Modelle

Darüber, ob das von ARMINGER (1976), KÜCHLER (1979) und besonders von LANGEHEINE (z.B. 1979, 1980a, 1982) im deutschen Sprachraum in jüngster Zeit verbreitete Modell von GOODMAN (z.B. 1970) die konfigurationsfrequenzanalytischen Modelle (KFA, ASA, ISA) von KRAUTH & LIENERT (1973) als Spezialfälle beinhaltet oder ob letztere als eigenständige Verfahren anzusehen sind, wird noch gestritten (vgl. z.B. KRAUTH 1980 versus LANGEHEINE 1980b). Klar ist, daß log-lineare Modelle wie das von GOODMAN eine andere Zielsetzung verfolgen als konfigurationsfrequenzanalytische Modelle. Während bei letzteren ein hypothesentestender Anspruch im Vordergrund steht, Analyseziel also die Falsifikation der Nullhypothese (z.B. der Unabhängigkeit mehrerer Variablen zum Zweck der Typenidentifikation bei der KFA) ist, verfolgen log-lineare Analysen primär explorative Ziele, d.h. versuchen die "Identifikation eines Modells, das die Variation in den Zellhäufigkeiten erklärt, und zwar möglichst einfach (Ökonomieprinzip)" (LANGEHEINE 1980b, p. 142). Log-lineare Analysen sind also zunächst "modellsuchende" Verfahren, die ähnlich wie die unter Punkt 3.2.2 dieser Arbeit besprochenen Strukturgleichungsmodelle versuchen, "diejenige Nullhypothese zu finden, die am besten mit den Daten verträglich ist" (KRAUTH 1980, p.234, vgl. auch BISHOP, FIENBERG & HOLLAND 1975).

Log-lineare Modelle gehen davon aus, daß die Häufigkeiten in den Zellen einer Kontingenztafel als Produkt von Parametern aufgefaßt werden können, wobei - ganz analog zur Varianzanalyse - Haupteffekte und Wechselwirkungseffekte unterschiedlicher Ordnung unterschieden werden:⁶

$$(16) \quad f_{ij} = \gamma_i^A \gamma_j^B \gamma_{ij}^{AB}$$

Dieses Modell zur Erklärung der Häufigkeitsverteilung in einer zweidimensionalen Kontingenztafel mit den Dimensionen A und B erwartet, daß die Häufigkeit in der Zelle ij Produkt einer Konstanten (γ), zweier Haupteffekte (γ_i^A, γ_j^B) und eines Wechselwir-

⁶ Die Terminologie und Symbolik zur Formalisierung log-linearer Modelle orientiert sich weitgehend an LANGEHEINE (z.B. 1982).

kungseffekts (γ_{ij}^{AB}) ist. Die Analogie dieses Modells zu einem zweifaktoriellen varianzanalytischen Modell wird noch offensichtlich, wenn man das Effektprodukt logarithmiert. Üblicherweise wird mit natürlichen Logarithmen gearbeitet, so daß sich (16) schreiben läßt als:

$$(17) \quad \ln(fe_{ij}) = \lambda + \lambda_i^A + \lambda_j^B + \lambda_{ij}^{AB}$$

Dabei sind: $\lambda = \ln \gamma$, $\lambda_i^A = \ln \gamma_i^A$, $\lambda_j^B = \ln \gamma_j^B$ und $\lambda_{ij}^{AB} = \ln \gamma_{ij}^{AB}$. Damit wurde ein multiplikatives Modell in ein additives Modell (logarithmierter) Effekte transformiert. Die Konstante λ entspricht dem Gesamtmittelwert in der varianzanalytischen Modellgleichung, λ_i^A steht für den Haupteffekt der Variable A in der Kategorie (= Stufe/Ausprägung) i, λ_j^B steht für den Haupteffekt der Variable B in der Kategorie j und λ_{ij}^{AB} steht für den Wechselwirkungseffekt, den gemeinsamen Effekt von A und B in der Kategorienkombination (Zelle) ij.

Angenommen, die Variablen A und B sind dichotom, dann formalisiert (17) ein Modell zur Erklärung der Häufigkeitsverteilung in einer Vierfeldertafel, wobei das Modell neun Effekte annimmt (λ , λ_i^A für $i = 1$ und 2 , λ_j^B für $j = 1$ und 2 , λ_{ij}^{AB} für $ij = 1,1; 1,2; 2,1$ und $2,2$). Da es aber nur vier Datenpunkte (= Zellen) gibt, ist das Modell nicht identifiziert und eine eindeutige Lösung nicht findbar. Eine eindeutige Lösung kann nur unter einschränkenden Zusatzannahmen gefunden werden. Diese Zusatzannahmen werden durch eine Reparametrisierung des Modells eingeführt, indem - wie bei der Varianzanalyse - die Effektsumme für jeden Haupt- und Wechselwirkungseffekt auf Null gesetzt wird:

$$(18) \quad \sum_i \lambda_i^A = \sum_j \lambda_j^B = \sum_i \lambda_{ij}^{AB} = \sum_j \lambda_{ij}^{AB} = 0$$

Durch diese Reparametrisierung wird die Zahl zu schätzender Parameter zur Erklärung der Häufigkeitsverteilung in der Vierfeldertafel von 9 auf 4 reduziert (λ , λ_1^A , λ_1^B , λ_{11}^{AB}), da $\lambda_1^A = -\lambda_2^A$, $\lambda_1^B = -\lambda_2^B$ und $\lambda_{11}^{AB} = \lambda_{22}^{AB} = -\lambda_{12}^{AB} = -\lambda_{21}^{AB}$. Diese Parameter zur Erklärung der Häufigkeitsverteilung werden - ebenfalls wie bei der Varianzanalyse - aus den beobachteten Daten geschätzt und können auf statistische Bedeutsamkeit geprüft werden, da sich die

Varianz der Parameter nach

$$(19) \quad s_{\lambda}^2 = \frac{\sum_i \sum_j (1/f_{e_{ij}})}{C^2}$$

(vgl. LANGEHEINE 1980a, p. 25) schätzen läßt (C bedeutet Anzahl der Zellen einer Tafel).

Ein Modell, das so viele Parameter hat wie Datenpunkte (Zellen), wird saturiert genannt; es hat keine Freiheitsgrade, ist also genau identifiziert (nicht über- und nicht unteridentifiziert). Das bedeutet, daß ein saturiertes Modell nur explorativen Zwecken dienen kann, denn die Parameter werden aus den beobachteten Daten eindeutig bestimmt und die nach Maßgabe der Modelleigenschaften zu erwartenden Häufigkeiten sind identisch mit den beobachteten Häufigkeiten. Ein Modelltest ist trivial, weil die Passungsgüte des Modells perfekt ist. Durch die signifikanzstatistische Bewertung der Parameter lassen sich aber Hinweise auf die Bedeutung einer Variable (Haupteffekt) oder Variablenkombination (Wechselwirkungseffekt) für das Zustandekommen der Häufigkeitsverteilung einer Tabelle gewinnen. Folglich bereitet ein saturiertes Modell den Weg zur Spezifizierung eines sparsameren Modells, das weniger Effekte annimmt. Dadurch werden für einen Modelltest Freiheitsgrade gewonnen. Der Modelltest wird dann ebenso wie bei den konfigurationsfrequenzanalytischen Verfahren (KFA, ASA, ISA) über den Vergleich der beobachteten Häufigkeitsverteilung mit der nach Maßgabe des Modells (= Nullhypothese) zu erwartenden Häufigkeitsverteilung durchgeführt, wobei als Testgröße die Summe der nach (14) berechneten χ^2 -Komponenten über alle Zellen dient oder das Likelihood-Ratio- χ^2 , das im bivariaten Fall bestimmt wird als:

$$(20) \quad L^2 = 2 \sum_i \sum_j f_{b_{ij}} \ln (f_{b_{ij}}/f_{e_{ij}})$$

Mit dem Modelltest wird die Passungsgüte des gesamten Modells geprüft, wobei nicht die Falsifikation, sondern die Beibehaltung des Modells/der Nullhypothese angezielt wird. Deshalb gelten auch alle unter Punkt 3.2.2 dieser Arbeit formulierten Vorbehalte gegen "modellsuchende" Verfahren für log-lineare Analysen.

Die einzelnen explorativen und modelltestenden Schritte einer log-linearen Analyse sind in der Regel folgende (vgl. auch LANGEHEINE 1980a, 1982):

- (1) Zunächst wird das saturierte Modell spezifiziert, das alle Haupt- und Wechselwirkungseffekte beinhaltet.
- (2) Die Bedeutung der Effekte wird entweder (a) durch die signifikanzstatistische Überprüfung der Parameter oder (b) durch Quantifizierung der Effekte mittels χ^2 -Zerlegung (was einem systematischen Vergleich von zunehmend sparsameren Modellen, die sich jeweils nur durch einen (zusätzlich weggelassenen) Parameter unterscheiden, gleichkommt) beurteilt.
- (3) Das saturierte Modell wird ökonomisiert, d.h. um die Parameter bereinigt, die nach inhaltlichen und/oder statistischen Kriterien als überflüssig beurteilt werden.
- (4) Die nach diesem unsaturierten Modell zu erwartenden Häufigkeiten werden mit den beobachteten Häufigkeiten verglichen, d.h. das Modell wird getestet. Wenn die Testgröße - bei Gültigkeit der Nullhypothese - mit höherer als der vorab festgelegten Wahrscheinlichkeit eines Fehlers 1. Art aufgrund des Zufalls erwartet werden kann, darf das Modell beibehalten werden, andernfalls muß es verworfen werden.
- (5) (a) Sofern das Modell durch die Daten nicht falsifiziert wurde, kann es mit anderen Modellen, z.B. noch sparsameren oder konkurrierenden Modellen, verglichen werden. Die Güte alternativer Modelle kann dann ebenfalls signifikanzstatistisch verglichen werden, d.h. es kann durch Vergleich der Testgrößen (χ^2 oder L^2) entschieden werden, ob eine Modellmodifikation eine signifikante Verbesserung oder Verschlechterung der Passungsgüte erbracht hat (vgl. LANGEHEINE 1980a, 1982). Es gelten aber wieder die Einwände gegen den "Sport der Suche nach dem passendsten Modell", die bereits unter Punkt 3.2.2 dieser Arbeit formuliert wurden. (b) Sofern das Modell durch die Daten falsifiziert wurde, kann - natürlich immer im Rahmen inhaltlich vorgegebener Grenzen (vgl. Punkt 3.2.2 dieser Arbeit) - das Modell um einen oder mehrere Parameter erweitert werden, was einer Lockerung der an

das Modell angelegten Restriktionen gleichkommt (vgl. dazu auch die beiden unter Punkt 3.2.2 beschriebenen Verfahren zur Suche "passender" Strukturgleichungsmodelle).

Diese Verfahrenslogik log-linearer Analysen ist also der Verfahrenslogik der ASA bzw. der hierarchischen KFA genau entgegengesetzt: Bei der hierarchischen KFA wird zunächst ein sehr restriktives Modell geprüft (es sind nur die Haupteffekte der Variablen zugelassen, aber keine Wechselwirkungseffekte). Sofern das Gesamt- χ^2 signifikant wird, wird durch systematische hierarchische Agglutinierung von Variablen geprüft, welche Variablen nicht eine Interaktion mit anderen eingehen, d.h. auf welche Variablen (z.B. zur Typenbeschreibung) verzichtet werden kann. Dagegen beginnt die log-lineare Analyse mit dem saturierten, d.h. dem wenigstmöglich restriktiven Modell (es sind alle Haupt- und alle möglichen Wechselwirkungseffekte zugelassen). Über den Weg der Effektbestimmung wird das saturierte Modell (u.U. zunehmend und systematisch) restringiert (um Haupt- und/oder Wechselwirkungseffekte bereinigt, d.h. ökonomisiert), wobei das restriktivste Modell ein Modell mit lediglich λ ist, was einer Nullhypothese der Gleichverteilung (gleiche Häufigkeiten in allen Zellen) entspricht.

Zur Illustration des Verfahrens wurde die Häufigkeitsverteilung aus Tabelle 2 log-linear analysiert. Die Modellgleichung für diese Analyse nach dem saturierten Modell lautet:

$$(21) \quad \ln(fe_{ijkl}) = \lambda + \lambda_i^{PN} + \lambda_j^{VÜ} + \lambda_k^{HB} + \lambda_l^{EB} + \lambda_{ij}^{PNVÜ} + \lambda_{ik}^{PNHB} + \\ \lambda_{il}^{PNEB} + \lambda_{jk}^{VÜHB} + \lambda_{jl}^{VÜEB} + \lambda_{kl}^{HBEB} + \lambda_{ijk}^{PNVÜHB} + \\ \lambda_{ijl}^{PNVÜEB} + \lambda_{ikl}^{PNHBEB} + \lambda_{jkl}^{VÜHBEB} + \lambda_{ijkl}^{PNVÜHBEB}$$

Die Ergebnisse dieser Analyse sind Tabelle 8 zu entnehmen.

hier etwa Tabelle 8 einfügen

In Tabelle 8 stehen in den ersten 16 Zeilen die beobachteten Häufigkeiten der 16 Merkmalskombinationen (fb), die um die addi-

tive Konstante 1 erhöhten beobachteten Häufigkeiten (fb')⁷ und die natürlichen Logarithmen der Häufigkeiten, die nach dem saturierten Modell erwartet werden ($\ln(fe)$) und mit den korrigierten beobachteten Häufigkeiten (fb') identisch sind. In den Zeilen 18 - 31 stehen die mittleren natürlichen Logarithmen zu den unter dem saturierten Modell erwarteten Randsummen der möglichen Subtabellen; die erwarteten Randsummen sind natürlich auch wieder mit den beobachteten Randsummen identisch, eben weil das Modell saturiert ist und keine Restriktionen beinhaltet. Aufgeführt sind nur die Randsummen für die Merkmalskategorien +, weil durch die Reparametrisierung (vgl. Gleichung (18)) die Effekte für die Merkmalskategorien - in ihrem Betrag gleich groß sind. In den Gleichungen (a) bis (q) wird die Stärke aller Haupt- und Wechselwirkungseffekte des saturierten Modells wiedergegeben. Ihre Berechnung erfolgt ganz analog zur Berechnung der Effektstärke in der Varianzanalyse. In Gleichung (r) wird nach Gleichung (20) die Standardabweichung der Parameter berechnet. Die mit * versehenen Effekte sind mit einer Einzelfehlerwahrscheinlichkeit (d.h. keine Adjustierung des α -Niveaus) von $\leq 5\%$ signifikant. Die signifikanten Haupteffekte $\lambda_{+}^{VÜ}$, λ_{+}^{HB} , λ_{+}^{EB} bedeuten nichts anderes, als daß sich die Randsummen $VÜ+$, $HB+$ und $EB+$ signifikant von den Randsummen $VÜ-$, $HB-$ und $EB-$ unterscheiden, d.h. über die beiden Ausprägungen jeder dieser drei Variablen herrscht keine Gleichverteilung.

Der nach Hypothese 3 zu erwartende Wechselwirkungseffekt 3. Ordnung ($\lambda_{+++}^{PNVÜHBEB}$) wird nicht signifikant. Das ist auf den ersten Blick ein entscheidender Unterschied zu den Ergebnissen der Analyse derselben Daten nach der Methode der KFA (vgl. Tabelle 2) und der Methode der PKFA (vgl. Tabelle 4). Diese Ergebnisdiskrepanz hat folgenden Grund: In der log-linearen Analyse wird der Wechselwirkungseffekt 3. Ordnung bereinigt um die Haupt- und Wechselwirkungseffekte 1. und 2. Ordnung. In der KFA bzw. PKFA dagegen werden nur die Haupteffekte (durch die Berech-

⁷ Der natürliche Logarithmus von 0 ($\ln(0)$) ist nicht definiert; zur Handhabung von Nullzellen sind unterschiedliche Verfahren vorgeschlagen worden (vgl. LANGEHEINE 1982). Hier wurde die Einführung einer additiven Konstante für alle Zellen gewählt.

nung der erwarteten Zellhäufigkeiten nach dem Multiplikationstheorem, d.h. über die Multiplikation der Randsummen) auspartialisiert, nicht aber die Wechselwirkungseffekte 1. und 2. Ordnung (vgl. das Rationale der ASA, das unter Punkt 3.3.2 dieser Arbeit beschrieben wurde). Deshalb kann in der KFA und PKFA nicht sicher entschieden werden, ob der Interaktionseffekt höchster Ordnung einen Interaktionseffekt niedrigerer Ordnung beinhaltet und wenn ja, welcher Interaktionseffekt das ist. Dazu muß eine hypothesengeleitete oder systematische (= hierarchische) Agglutinierung einzelner oder mehrerer Variablen, d.h. die Analyse einzelner oder aller möglichen Subtabellen vorgenommen werden, wie es in der ASA geschieht. Die Ergebnisse der log-linearen Analyse dagegen geben einen direkten Hinweis, auf welche Interaktion niedrigerer Ordnung die in der KFA und PKFA gefundene Interaktion höchster Ordnung zurückgeht: Der Interaktionseffekt 2. Ordnung $\lambda_{+ + +}^{VÜHBEB}$ wird mit $-.24$ signifikant. Dieser Interaktionseffekt ist um alle Haupt- und Wechselwirkungseffekte 1. Ordnung bereinigt, also auch um den mit $-.81$ sehr starken Effekt $\lambda_{+ +}^{HBEB}$ - der der hohen negativen Korrelation zwischen HB und EB (vgl. Tabelle 1) entspricht. Dieses Ergebnis stimmt mit den Ergebnissen der agglutinierenden PKFA aus Tabelle 5 insofern überein, als auch dort die PKFA mit den Prädiktoren VÜ und HB und dem Kriterium EB zu einer deutlichen Falsifizierung der Nullhypothese (der Unabhängigkeit des Kriteriums von der Prädiktorenkonfiguration) geführt hat. Dagegen wird das Ergebnis der agglutinierenden PKFA mit den Prädiktoren PN und HB und dem Kriterium EB (vgl. Tabelle 5) mit der log-linearen Analyse nicht repliziert. Der Grund für diese Diskrepanz liegt wieder darin, daß nur in der log-linearen Analyse die Wechselwirkung 2. Ordnung um die Wechselwirkung 1. Ordnung bereinigt wird, nicht aber in der PKFA. Die Berücksichtigung dieser Wechselwirkungen ist aber angezeigt, denn zwei der drei in $\lambda_{+ + +}^{PNHBEB}$ enthaltenen Wechselwirkungen 1. Ordnung ($\lambda_{+ +}^{HBEB}$ und $\lambda_{+ +}^{PNEB}$) sind signifikant, was auch aus den Ergebnissen der entsprechenden zweifaktoriellen PKFAs in Tabelle 6 hervorgeht.

An diesen Diskrepanzen in den Ergebnissen der konfigurationsfrequenzanalytischen Verfahren einerseits und der log-linearen

Analyse andererseits sind die Vor- und Nachteile beider Verfahren, die durch ihre unterschiedliche Zielsetzung bedingt sind, deutlich erkennbar: Die log-lineare Analyse sucht nach dem ökonomischsten Modell, das zu den Daten paßt. Es empfiehlt sich, die Suche nach diesem Modell mit der Schätzung der Parameter des saturierten Modells zu beginnen und fortzuführen über den Vergleich von Modellen, die aus theoretischen Erwägungen und/oder gemäß den Ergebnissen der Analyse des saturierten Modells eine hohe Passungsgüte versprechen. Die Passungsgüte wird dabei durch den Test des gesamten Modells festgestellt. Deshalb ist es durchaus denkbar, daß ein Modell nicht verworfen wird, obwohl es in Teilen der Kontingenztafel eine schlechte Anpassung an die Daten hat (vgl. auch die Argumentation von KRAUTH 1980, p. 239). Solche Passungsmängel werden aber im Hinblick auf das Analyseziel, die Nullhypothese (d.h. das Modell) beizubehalten, solange in Kauf genommen, wie das Modell die Datenstruktur im "großen und ganzen" befriedigend beschreibt. Deshalb ist die log-lineare Analyse immer dann angezeigt, wenn explorative Analyseziele im Vordergrund stehen, denn durch die Analyse des saturierten Modells ist bereits nach dem ersten Analyseschritt die Bedeutung der einzelnen Haupt- und Wechselwirkungen erkennbar. Die konfigurationsfrequenzanalytischen Verfahren (KFA, ASA, ISA) dagegen benötigen dafür u.U. viele Agglutinierungsschritte. Diese Verfahren verfolgen aber auch ein anderes Analyseziel: Es sollen ja gerade die Teile des Modells entdeckt werden, die eine schlechte Passung zu den Daten aufweisen, weshalb auch nicht - wie bei der log-linearen Analyse - zunächst das liberalste Modell (alle Haupt- und Wechselwirkungseffekte sind erlaubt), sondern ein sehr restriktives Modell (nur Haupteffekte sind erlaubt) geprüft wird, das in der Schreibweise der log-linearen Analyse für den vorliegenden Datensatz lautet:

$$(22) \quad \ln(f_{ijkl}) = \lambda + \lambda_i^{PN} + \lambda_j^{VÜ} + \lambda_k^{HB} + \lambda_l^{EB}$$

Konfigurationsfrequenzanalytische Verfahren (KFA, ASA, ISA) sind besonders dann angezeigt, wenn über Ausschnitte der Kontingenztafel ganz spezifische Hypothesen vorliegen und zugunsten der

Vermeidung von Generalisierungsfehlern das Ökonomiekriterium unbedeutend ist. Deshalb ist auch der Test des gesamten Modells von untergeordnetem Interesse und ein Modell, das auch nur eine Zellhäufigkeit der Kontingenztafel nicht richtig vorhersagen kann, gilt als verworfen, selbst wenn der Test des gesamten Modells seine Falsifizierung nicht rechtfertigt.

Die Konfigurationsfrequenzanalyse der Kontingenztafel aus Tabelle 2 zeigt, daß eine Agglutinierung von Variablen nicht möglich ist, wenn Generalisierungsirrtümer vermieden werden sollen (vgl. auch Punkt 3.3.2 dieser Arbeit). Nur ein Modell, das auch die Wechselwirkung 3. Ordnung berücksichtigt, kann die Daten fehlerfrei reproduzieren. In der Terminologie der log-linearen Analyse ist das eben das saturierte Modell. Wenn aber - zugunsten einer ökonomischen Beschreibung der Daten - Generalisierungsfehler im begrenzten Rahmen in Kauf genommen werden sollen, empfiehlt das Ergebnis der log-linearen Analyse des saturierten Modells (vgl. Tabelle 8) folgendes (nicht-hierarchische) unsaturierte Modell:

$$(23) \quad \ln(fe_{ijkl}) = \lambda + \lambda_j^{VÜ} + \lambda_k^{HB} + \lambda_l^{EB} + \lambda_{i1}^{PNEB} + \lambda_{k1}^{HBEB} + \lambda_{jkl}^{VÜHBEB}$$

3.3.5 Logit-Modelle

Die oben beschriebene log-lineare Analyse des fiktiven Datensatzes aus Tabelle 2 dient der Beantwortung einer symmetrischen Fragestellung, da das saturierte log-lineare Modell die Stärke der Interdependenz aller Variablen und Variablenkombinationen wiedergibt. Streng genommen sind die Ergebnisse aus Tabelle 8 also nicht mit den Ergebnissen der PKFAs aus den Tabellen 4, 5 und 6 vergleichbar, sondern nur mit den Ergebnissen einer vollständigen hierarchischen KFA bzw. ASA.

Ebenso wie es zur Analyse von Dependenzbeziehungen die PKFA als konfigurationsfrequenzanalytisches Spezialverfahren gibt, gibt es die Logit-Analyse als Spezialfall (asymmetrische Version) log-linearer Modelle.

Die der Hypothese 3 zugeordnete Nullhypothese erwartet eine Unabhängigkeit der abhängigen Variable EB von den Konfiguratio-

nen der Prädiktoren PN, VÜ und HB (vgl. auch Punkt 3.3.3 dieser Arbeit). Im vorliegenden Fall der dichotom kodierte Variablen heißt dies nichts anderes, als daß der Anteil an Merkmalsträgern mit EB+ an der Gesamtstichprobe (oder das Verhältnis von Merkmalsträgern mit EB+ zu Merkmalsträgern mit EB-) für alle Prädiktorenkonfigurationen identisch sein soll.

In der Logit-Analyse stellt dieses Verhältnis von beobachteten Häufigkeiten in den Kategorien der abhängigen Variablen die abhängige Variable dar, gesucht wird nach den Haupt- und Wechselwirkungseffekten der Prädiktoren auf dieses Häufigkeitsverhältnis.

Die Modellgleichung für eine Logit-Analyse der Häufigkeitsverteilung des fiktiven Datensatzes (vgl. Tabelle 2) lautet:

$$(24) \quad \psi_{ijk}^{\overline{EB}} = \ln\left(\frac{fe_{ijk1}}{fe_{ijk2}}\right)$$

ψ_{ijk} ist also gleich dem natürlichen Logarithmus des Verhältnisses der erwarteten Häufigkeiten in den beiden Kategorien der abhängigen Variable \overline{EB} (der Strich über EB soll den Status "abhängige Variable" symbolisieren) für jede Prädiktorenkonfiguration ijk . Gleichung (24) läßt sich auch schreiben als:

$$(25) \quad \psi_{ijk}^{\overline{EB}} = \ln(fe_{ijk1}) - \ln(fe_{ijk2})$$

Die beiden Terme auf der rechten Seite der Gleichung (25) lassen sich wiederum als log-lineare Modelle ausdrücken, so daß die Logit-Analyse unter den Annahmen des saturierten Modells für den fiktiven Datensatz folgender Modellgleichung folgt:

$$(26) \quad \psi_{ijk}^{\overline{EB}} = (\lambda + \lambda_i^{PN} + \lambda_j^{VÜ} + \lambda_k^{HB} + \lambda_1^{\overline{EB}} + \lambda_{ij}^{PNVÜ} + \lambda_{ik}^{PNHB} + \lambda_{i1}^{PNEB} + \lambda_{jk}^{VÜHB} + \lambda_{j1}^{VÜEB} + \lambda_{k1}^{HBE\overline{B}} + \lambda_{ijk}^{PNVÜHB} + \lambda_{ij1}^{PNVÜEB} + \lambda_{ik1}^{PNHBE\overline{B}} + \lambda_{jk1}^{VÜHBE\overline{B}} + \lambda_{ijk1}^{PNVÜHBE\overline{B}}) -$$

$$\begin{aligned}
 & (\lambda + \lambda_i^{PN} + \lambda_j^{V\ddot{U}} + \lambda_k^{HB} + \lambda_2^{\overline{EB}} + \lambda_{i\ j}^{PNV\ddot{U}} + \lambda_{i\ k}^{PNHB} + \\
 & \lambda_{i\ 2}^{PNE\overline{B}} + \lambda_{j\ k}^{V\ddot{U}HB} + \lambda_{j\ 2}^{V\ddot{U}\overline{EB}} + \lambda_{k\ 2}^{HBE\overline{B}} + \lambda_{i\ j\ k}^{PNV\ddot{U}HB} + \\
 & \lambda_{i\ j\ 2}^{PNV\ddot{U}\overline{EB}} + \lambda_{i\ k\ 2}^{PNHB\overline{EB}} + \lambda_{j\ k\ 2}^{V\ddot{U}HB\overline{EB}} + \lambda_{i\ j\ k\ 2}^{PNV\ddot{U}HB\overline{EB}})
 \end{aligned}$$

Da auch hier die Reparametrisierungsbedingung aus Gleichung (18) gilt, vereinfacht sich (26) zu:

$$\begin{aligned}
 (27) \quad \psi_{ijk}^{\overline{EB}} = & 2 \lambda_1^{\overline{EB}} + 2 \lambda_{i\ 1}^{PNE\overline{B}} + 2 \lambda_{j\ 1}^{V\ddot{U}\overline{EB}} + 2 \lambda_{k\ 1}^{HBE\overline{B}} + 2 \lambda_{i\ j\ 1}^{PNV\ddot{U}\overline{EB}} + \\
 & 2 \lambda_{i\ k\ 1}^{PNHB\overline{EB}} + 2 \lambda_{j\ k\ 1}^{V\ddot{U}HB\overline{EB}} + 2 \lambda_{i\ j\ k\ 1}^{PNV\ddot{U}HB\overline{EB}}
 \end{aligned}$$

Aus (27) ist zu sehen, daß das Logit-Modell ein Spezialfall des log-linearen Modells aus Gleichung (21) ist, wobei das Modell auf Parameter reduziert ist, in denen die abhängige Variable enthalten ist (vgl. das Rationale der PKFA unter Punkt 3.3.3 dieser Arbeit).

Jedes Logit-Modell läßt sich in ein log-lineares Modell transformieren, wobei hier (bei 2 Ausprägungsstufen der abhängigen Variable) die Effektparameter des Logit-Modells doppelt so groß sind wie die entsprechenden Effekte des log-linearen Modells, da sie sich nicht auf die erwarteten Häufigkeiten einzelner Zellen beziehen, sondern auf den Quotienten aus den beiden Zellhäufigkeiten der zur selben Prädiktorenkonfiguration gehörigen Kategorien der abhängigen Variable.

Allerdings besteht zwischen einer log-linearen Analyse und einer Logit-Analyse derselbe Unterschied wie zwischen der KFA und PKFA: In der log-linearen Analyse wird die Interdependenz aller Variablen festgestellt. Die log-lineare Analyse der fiktiven Daten aus Tabelle 2, die in Tabelle 8 wiedergegeben ist, weist von allen möglichen Interdependenzen der Prädiktoren PN, VÜ und HB nicht eine einzige als signifikant aus und empfiehlt das in Gleichung (23) wiedergegebene nicht-hierarchische, un-saturierte Modell zur Erklärung der Häufigkeitsverteilung. Wenn dieses Modell auf Passungsgüte überprüft werden soll, werden zur Bestimmung der erwarteten Häufigkeiten nur die Randverteilungen

VÜ, HB, EB, PNEB, HBEB und VÜHBEB berücksichtigt (in log-linearen Analysen spricht man von Anpassung der Randverteilungen). Möglicherweise empfiehlt das Ergebnis des Modelltests aber eine Zurückweisung des Modells, was u.U. darauf zurückzuführen ist, daß auch die wechselseitige Unabhängigkeit der Prädiktoren mitgeprüft wird, obwohl diese Unabhängigkeit in der der Hypothese 3 zugeordneten Nullhypothese gar nicht gefordert wird. In der Logit-Analyse dagegen wird nur die Unabhängigkeit der abhängigen Variable von den Prädiktorenkonfigurationen geprüft; für den Modelltest werden - wie auch in der PKFA - die Randverteilungen der Prädiktoren (also PN, VÜ, HB, PNVÜ, PNHB, VÜHB, PNVÜHB) zur Bestimmung der erwarteten Häufigkeiten berücksichtigt, d.h. mit angepaßt.

Deshalb muß das unsaturierte log-lineare Modell, das die Analyse des saturierten Modells (vgl. Tabelle 8) zur Erklärung der Abhängigkeit des Kriteriums EB von den Prädiktoren PN, VÜ und HB empfiehlt, lauten:

$$(28) \quad \ln(fe_{ijkl}) = \lambda + \lambda_i^{PN} + \lambda_j^{VÜ} + \lambda_k^{HB} + \lambda_l^{EB} + \lambda^{PNVÜ} + \lambda_{i j}^{PNHB} + \lambda_{i l}^{PNEB} + \lambda_{j k}^{VÜHB} + \lambda_{k l}^{HBEB} + \lambda_{i j k}^{PNVÜHB} + \lambda_{j k l}^{VÜHBEB}$$

Das entspricht folgendem Logit-Modell:

$$(29) \quad \psi_{ijk}^{\overline{EB}} = 2 \lambda_1^{\overline{EB}} + 2 \lambda_{i 1}^{PN\overline{EB}} + 2 \lambda_{k 1}^{HB\overline{EB}} + 2 \lambda_{j k 1}^{VÜHB\overline{EB}}$$

Das log-lineare Modell aus Gleichung (28) wurde mit dem Programm ECTA (Everybody's Contingency Table Analyzer) von GOODMAN (vgl. LANGEHEINE 1980a, p. 104-110) gegen die beobachtete (fiktive) Häufigkeitsverteilung aus Tabelle 2 getestet. Der Modelltest des Logit-Modells aus Gleichung (29) wurde mit dem Programm LOGIT von ARMINGER (vgl. LANGEHEINE 1980a, p. 110-116) durchgeführt. Beide Tests führen zu einem nicht signifikanten χ^2 -Wert von 1,24 (df = 3, p > .5), d.h. das Modell mit den Haupteffekten der Prädiktoren PN und HB auf EB und der Wechselwirkung VÜHB auf EB hat eine hohe Passungsgüte und kann von den Daten nicht falsifiziert werden.

3.3.6 Linear regressionsanalytische Behandlung eines nicht-linearen Problems

Zu Beginn des Punktes 3.3 dieser Arbeit wurde darauf hingewiesen, daß die lineare Regression als Analysemodell zur Prüfung der Hypothese 3 nur begrenzt brauchbar ist. Es wurde aber auch eine Möglichkeit gezeigt, Hypothesen über Interaktions- bzw. Moderatoreffekte auf die abhängige Variable zu prüfen: Wird angenommen, daß eine Moderatorvariable die Beziehung zwischen einer unabhängigen und einer abhängigen Variable verändert, läßt sich diese Annahme prüfen, indem die Personen nach ihrer Ausprägung auf der Moderatorvariable unterschiedlichen Gruppen zugeordnet werden und die Beziehungen zwischen unabhängiger und abhängiger Variable dann gruppenspezifisch analysiert werden.

Über diese Fraktionierungsmethode hinaus gibt es aber auch die Möglichkeit, das nicht-lineare Problem der Testung von Hypothese 3 linear regressionsanalytisch zu behandeln. Dazu ist es notwendig, neben den Haupteffekten, also den direkten Effekten der Prädiktoren auf das Kriterium, die Interaktionseffekte in das Vorhersagemodell aufzunehmen. Das kann realisiert werden, indem neue Variablen als Produkte der ursprünglichen Variablen (Haupteffekte) gebildet und als zusätzliche Prädiktoren in der linearen Regressionsgleichung berücksichtigt werden. Zwei Möglichkeiten der multiplikativen Verknüpfung von Variablen zur Analyse ihres Interaktionseffektes auf das Kriterium werden im folgenden kurz beschrieben:

3.3.6.1 Lineare Regression des Kriteriums auf Dummy-Variablen

Jedes varianzanalytische Problem läßt sich regressionsanalytisch lösen, wenn man die Zugehörigkeit der einzelnen Merkmals-träger zu den Faktorstufen und deren Kombination mit sogenannten Indikator- oder Dummy-Variablen codiert und diese Dummy-Variablen als Prädiktoren der abhängigen Variable auffaßt (vgl. BORTZ 1977, GAENSSLEN & SCHUBÖ 1976²). Die Codierung geschieht folgendermaßen: Mit der ersten Dummy-Variable (d_1) wird die Zugehörigkeit einer Person zur ersten Stufe des ersten Faktors gekennzeichnet. Gehört die Person zu dieser Faktorstufe, ist für sie $d_1 = 1$, ge-

hört sie zu einer anderen Faktorstufe, ist für sie $d_1 = 0$. Bei p Stufen eines Faktors werden zur eindeutigen Codierung der Zugehörigkeit einer Person zu einer der Faktorstufen $p-1$ Dummy-Variablen benötigt, denn wenn eine Person auf d_1 bis d_{p-1} den Wert 0 hat, muß sie zur Stufe p des Faktors gehören. Um die Orthogonalität der Dummy-Variable des 1. Faktors zu den Dummy-Variablen der anderen Faktoren herzustellen, wird den Personen, die zur Stufe p eines Faktors gehören, also auf allen $p-1$ Dummy-Variablen eine 0 zugewiesen bekommen müßten, statt dieser 0 eine -1 zugewiesen (vgl. BORTZ 1977, p. 609). Hat ein Faktor nur zwei Stufen, wird nur eine Dummy-Variable für diesen Faktor benötigt. Personen, die der ersten Stufe eines zweistufigen Faktors zugehören, erhalten $d = 1$, Personen, die der zweiten Stufe eines zweistufigen Faktors zugehören, erhalten (zur Wahrung der Orthogonalität zu den Dummy-Variablen anderer Effekte, vgl. Tabelle 9) eine -1. Die Codierung der Zugehörigkeit der Personen zu den q Stufen des zweiten Faktors (und r Stufen des dritten Faktors) geschieht analog, wobei wieder $q-1$ (bzw. $r-1$) Dummy-Variablen benötigt werden. Die multiple Regression von der abhängigen Variable auf die Dummy-Variablen gibt die Haupteffekte dieser Faktoren auf die abhängige Variable wieder.

Zur Bestimmung der Interaktionseffekte muß die Zugehörigkeit der Personen zu den Kombinationen der Faktorstufen codiert werden. Es läßt sich zeigen, daß für die eindeutige Zuordnung der Personen zu den pq gemeinsamen Stufen zweier Faktoren $(p-1)(q-1)$ Dummy-Variablen benötigt werden. Der Wert einer Person auf der Dummy-Variable des Wechselwirkungseffektes entspricht dem Produkt der zugehörigen Dummy-Variablen der Haupteffekte (vgl. auch Tabelle 9).

Bei gleicher Zellenbesetzung in einem varianzanalytischen Design sind die so codierten Dummy-Variablen aller Haupt- und aller Wechselwirkungseffekte wechselseitig unabhängig von-/orthogonal zueinander. Sie klären deshalb als Prädiktoren in einem multiplen Regressionsmodell sich wechselseitig nicht überschneidende Varianz der abhängigen Variable auf. Dabei entspricht der multiple Determinationskoeffizient R^2 dem Varianz-

anteil der abhängigen Variable, der durch alle Haupt- und Wechselwirkungseffekte gemeinsam bedingt wird.

Zwar wurden die fiktiven Daten zur Prüfung von Hypothese 3 nicht experimentell gewonnen (vgl. auch Punkt 1 dieser Arbeit), aber die Codierung der Zugehörigkeit zu Ausprägungsstufen und Kombinationen von Ausprägungsstufen der Variablen PN, VÜ und HB kann ganz analog zu dem oben beschriebenen Verfahren erfolgen. Allerdings sind die Dummy-Variablen wegen der ungleichen Zellbesetzung nicht orthogonal, was aber für die Schätzung der Haupt- und Wechselwirkungseffekte mittels multipler Regression von der Variable EB auf die Dummy-Variablen belanglos ist, da diese nach der Auspartialisierung (als Residualvariablen) unabhängig voneinander werden.

Die Dummy-Variablen der Haupt- und Wechselwirkungseffekte der am theoretischen Skalenmittelwert (3.5) dichotomisierten Variablen PN, VÜ und HB (vgl. auch Punkt 3.3.1 dieser Arbeit und Tabelle 2) stehen in Tabelle 9. Zusätzlich stehen in den ersten drei Spalten die zugehörigen Konfigurationen von PN, VÜ und HB in "+,-" Terminologie und in der letzten Spalte steht ein fiktiver Wert der sechsstufig skalierten abhängigen Variable EB: Wie leicht zu sehen ist, sind die sieben Dummy-Variablen ($M_d = 0$, $s_d = 1$) wechselseitig unabhängig (die Produktsumme der z-Werte, die mit den Rohwerten identisch sind, beträgt jeweils 0), wobei hier aber im Gegensatz zum vollständigen Datensatz eine gleiche Zellhäufigkeit ($n = 1$) vorliegt.

hier etwa Tabelle 9 einfügen

Ein Blick auf Tabelle 9 zeigt, daß die Regression von EB auf die sieben Dummy-Variablen nach

$$(30) \quad EB = ad_1 + bd_2 + cd_3 + ed_4 + fd_5 + gd_6 + hd_7 + i$$

ebensowenig zur spezifischen Testung von Hypothese 3 geeignet ist wie die log-lineare Analyse und zwar aus folgendem Grund: Hypothese 3 bezieht sich nur auf eine Merkmalskonfiguration der drei Prädiktoren PN, VÜ und HB. Dagegen wird in der Regressions-

analyse mit den Dummy-Variablen die Wechselwirkung PNVÜHB auf EB auf der Grundlage der Zusammenhänge von d_7 und EB in allen acht Prädiktorenkonfigurationen bestimmt. Dieses Prinzip der Effektbestimmung läßt sich einfacher an einer Wechselwirkung 1. Ordnung auf das Kriterium plausibel machen: In der log-linearen Analyse erwies sich der Wechselwirkungseffekt VÜHB auf EB als signifikant. Die Dummy-Variablen-Analyse würde diesen Befund bestätigen, wenn d_6 aus Gleichung (30) (vgl. auch Tabelle 9) einen bedeutsamen eigenständigen Beitrag zur Vorhersage von EB leisten würde. Das setzt eine signifikante Korrelation zwischen d_6 und EB voraus - es sei denn, d_6 ist eine Suppressorvariable (vgl. auch Punkt 3.1 dieser Arbeit) - was bedeutet, daß Personen mit $d_6 = 1$ eine höhere Ausprägung auf EB aufweisen als Personen mit $d_6 = -1$ (oder umgekehrt). Nun kann aber $d_6 = 1$ zweierlei bedeuten, (a) ausgeprägte Verantwortlichkeitsübernahme (VÜ+) und ausgeprägte Hilfeleistung (HB+) bzw. (b) wenig Verantwortlichkeitsübernahme (VÜ-) und wenig Hilfeleistung (HB-). Ebenso kann $d_6 = -1$ zweierlei bedeuten, (c) VÜ+ und HB- bzw. (d) VÜ- und HB+. In den Fällen (a) und (b) würden geringe Schuldgefühle erwartet (EB-). $d_6 = 1$ hat also im Hinblick auf EB konsistente Bedeutung. In den Fällen (c) und (d) aber hat $d_6 = -1$ im Hinblick auf EB inkonsistente Bedeutung: im Fall (c) wird EB+, im Fall (d) wird EB- erwartet. Die Wechselwirkung von VÜ und HB auf EB kann durch den Zusammenhang von d_6 und EB daher nur für drei der vier Konfigurationen aus VÜ und HB und damit unpräzise abgebildet werden.

Mit der Analyse der multiplen Regression vom Kriterium auf die Dummy-Variablen können damit ebenso wie bei der log-linearen Analyse lediglich explorative Ziele - die Schätzung der Effektstärken - verfolgt werden, nicht aber differentielle Effekte getestet werden, wie es mit den konfigurationsfrequenzanalytischen Verfahren möglich ist.

Zur spezifischen Testung von Hypothese 3 wäre eine nicht-orthogonale Codierung der Prädiktorenkonfigurationen angezeigt als eine orthogonale. Die entsprechenden Indikatorvariablen d_1' bis d_7' stehen in Tabelle 10.

hier etwa Tabelle 10 einfügen

Tabelle 10 ist im Aufbau Tabelle 9 gleich. Der Unterschied zu Tabelle 9 besteht darin, daß niedrige Merkmalsausprägungen nicht mehr mit -1, sondern mit 0 codiert werden. Dadurch geht zwar die Orthogonalität der Indikatorvariablen (auch bei gleicher Zellhäufigkeit) verloren, aber der in Hypothese 3 geforderte Wechselwirkungseffekt von PN, VÜ und HB auf EB wird konsistent durch die korrelative Beziehung zwischen d_7 und EB abgebildet.

Gegenüber der log-linearen Analyse hat die Dummy-Variablen-Analyse den Vorteil, daß die Effekte als Standardpartialkorrelationen Verhältnisskalenqualität haben, die im Unterschied zu den nichtnormierten Effektparametern (mit lediglich Ordinalskalenniveau) der log-linearen Modelle leichter interpretierbar sind. Andererseits führt eine multiple Regressionsanalyse mit Dummy-Variablen nicht zu konsistenten Effektschätzungen, da die Gewichte der Dummy-Variablen davon abhängen, in welcher Reihenfolge sie in die Vorhersagegleichung aufgenommen werden.

3.3.6.2 Lineare Regression des Kriteriums auf multiplikativ verknüpfte Prädiktoren

Gelegentlich wird zur Analyse der Wechselwirkung von Prädiktoren auf ein Kriterium die multiplikative Verknüpfung der Prädiktoren vorgeschlagen (z.B. GAENSSLEN & SCHUBÖ 1976², p.128). Zusätzlich zu den Prädiktorvariablen werden dann die Prädiktorprodukte als Variablen in die (lineare) Regressionsgleichung aufgenommen. Zur Prüfung der Hypothese 3 muß die Gleichung dann lauten:

$$(31) \quad EB = a_{PN} + b_{VÜ} + c_{HB} + d_{PNVÜ} + e_{PNHB} + f_{VÜHB} + g_{PNVÜHB} + h$$

Auf den ersten Blick ähneln sich die Gleichungen (30) und (31). Das ist aber nur deshalb der Fall, weil die Variablen PN, VÜ und HB zur Bildung der Dummy-Prädiktoren dichotomisiert wurden und dadurch pro Haupteffekt nur eine Dummy-Variable benötigt wurde: Wären die Variablen in drei Ausprägungsstufen geteilt worden, hätte sich die Zahl der Dummy-Variablen für die Haupteffekte auf 6 und für die Wechselwirkungseffekte auf 20 (12 Dummy-Variablen für die drei Wechselwirkungseffekte 1. Ordnung und 8 Dummy-Va-

riablen für den Wechselwirkungseffekt 2. Ordnung) erhöht. Damit werden auch die Grenzen des Dummy-Variablen-Ansatzes deutlich: Die Zahl der Dummy-Prädiktoren stößt bei mehreren mehrstufig erfaßten Prädiktoren ebenso rasch an technische Grenzen (Stichprobengröße) bzw. die Grenzen der Interpretierbarkeit wie konfigurationsfrequenzanalytische und log-lineare Verfahren.

Es gibt weitere Unterschiede zwischen den Prädiktoren aus Gleichung (30) und den Prädiktoren aus Gleichung (31): (a) Die Dummy-Variablen können so konstruiert werden, daß sie (zwischen den Effekten) unkorreliert sind, sofern die Zellhäufigkeiten gleich sind. Dagegen sind hier die Prädiktoren für die Haupteffekte (z.B. PN) immer hoch korreliert mit den Prädiktoren für die Wechselwirkungseffekte, die sie (multiplikativ) mitbedingen (z.B. PNVÜ). Wie hoch diese Korrelationen werden können, zeigt Tabelle 11, die die Zusammenhänge der Rohvariablen mit den multiplikativ verknüpften Variablen wiedergibt. (b) Die Dummy-Variablen aus Gleichung (30) weisen - sofern sie orthogonal sind - alle dieselben Verteilungseigenschaften auf ($M_d = 0$; $s_d = 1$). Dagegen sind die Verteilungseigenschaften der Prädiktoren für die Wechselwirkungseffekte aus Gleichung (31) weniger schön: die Wechselwirkungsvariablen (besonders PNVÜHB) haben eine sehr große theoretisch mögliche Streubreite (1 - 36 für PNVÜ, PNHB, VÜHB; 1 - 216(!) für PNVÜHB) und sind extrem rechtsschief verteilt, wodurch die Voraussetzungen für die inferenzstatistische Absicherung der Regressionskoeffizienten verletzt sind. Das Schiefeproblem läßt sich allerdings durch eine lineare Skalentransformation (z.B. theoretischer Skalenmittelwert = 0) lösen. Andererseits werden die Verteilungskurven dadurch noch flacher.

hier etwa Tabelle 11 einfügen

BARTUSSEK (1970), der zu Recht darauf hinweist, daß in der psychologischen Forschung die Berücksichtigung von Interaktionseffekten von Prädiktoren auf Kriterien (mit nicht-experimentell gewonnenen Daten) sträflich vernachlässigt wird (d.h. Hypothesen vom Typ 3 werden in der Regel nur im Zusammenhang mit experimentellen Untersuchungen geprüft), demonstriert, wie mit der multiplikativen Verknüpfung von Variablen Moderatoreffekt auf den Prä-

diktor-Kriteriums-Zusammenhang ermittelt werden können. BARTUSSEK zeigt mit Bezug auf das Modell der moderierten Regression von SAUNDERS (z.B. 1956), daß sich die Moderatorwirkung einer Variable Z auf die Regression des Kriteriums Y auf den Prädiktor X formalisieren läßt als Funktion des Regressionskoeffizienten X (= a) von Z:

$$(32) \quad Y = aX + b$$

$$(33) \quad a = cZ + d$$

Wird ferner die additive Konstante aus Gleichung (32) als eine Funktion der Moderatorvariable aufgefaßt,

$$(34) \quad b = eZ + f$$

läßt sich (32) schreiben als

$$(35) \quad \begin{aligned} Y &= (cZ + d)X + eZ + f \\ &= dX + eZ + cXZ + f \end{aligned}$$

Gleichung (35) ist strukturell mit Gleichung (31) identisch.

Der Vorteil dieses Ansatzes besteht in der geringeren Anzahl von Effektparametern im Vergleich zur Dummy-Variablen- und log-linearen Analyse, wenn die Prädiktoren mehr als zwei Ausprägungsstufen haben. Der Nachteil liegt in der bereits angesprochenen hohen Korrelation einiger Prädiktoren und den für die inferenzstatistische Absicherung der Effekte problematischen Verteilungseigenschaften der Wechselwirkungsvariablen.

4. Zusammenfassung

In der vorliegenden Arbeit wurden unterschiedliche Datenanalysemodelle und -verfahren zur Prüfung von drei Typen von Hypothesen in Handlungsmodellen mittels nicht-experimentell gewonnenen Daten diskutiert.

Hypothesen vom Typ 1 erwarten parallele Haupteffekte von unabhängigen Variablen auf die abhängige Variable (vgl. Abbildung 1a).

Die multiple Regressionsanalyse ist das geeignete Analysemodell zur Überprüfung dieser Art von Hypothesen, sofern die Modellvoraussetzungen wie Skalenniveau und Verteilungseigenschaften erfüllt sind.

Hypothesen vom Typ 2 erwarten seriale Haupteffekte von unabhängigen Variablen auf abhängige Variablen, wovon einige selbst wieder unabhängige Variablen darstellen (vgl. Abbildung 1b). Pfadanalysen mit manifesten Variablen und Pfadanalysen mit latenten Variablen sind zur Prüfung dieses Hypothesentyps geeignet. Die Pfadanalyse mit latenten Variablen ist der mit lediglich manifesten Variablen in vielen Fällen überlegen, weil sie den Hypothesentest auf Konstruktebene unter Berücksichtigung von Störvariablen gestattet.

Hypothesen vom Typ 3 erwarten Wechselwirkungseffekte von unabhängigen Variablen auf die abhängige Variable. Konfigurationsfrequenzanalytische Verfahren, log-lineare Modelle, die Fraktionierungsmethode und das Modell der moderierten Regression sowie die Dummy-Variablen-Analyse sind geeignet, Hypothesen vom Typ 3 zu prüfen. Während die Stärke der konfigurationsfrequenzanalytischen Verfahren im gezielten Hypothesentest liegt, eignen sich die restlichen Verfahren eher für explorative Fragen, z.B. nach der Stärke der einzelnen Haupt- und Wechselwirkungseffekt der Prädiktoren auf das Kriterium.

LITERATUR

- ARMINGER, G. 1976. Einführung in log-lineare Modelle zur Analyse von nominal skalierten Variablen. Format 1, 52 - 87.
- BARTUSSEK, D. 1970. Eine Methode zur Bestimmung von Moderator-effekten. Diagnostica 16, 57 - 76.
- BENTLER, P.M. 1980. Multivariate analysis with latent variables: Causal modeling. Annual Review of Psychology 31, 419 - 456.
- BISHOP, Y.M.M., FIENBERG, S.E. & HOLLAND, P.W. 1975. Discrete multivariate analysis: Theory and practice. Cambridge: MIT Press.
- BORTZ, J. 1977. Lehrbuch der Statistik. Berlin: Springer.
- BRANDTSTÄDTER, J. & BERNITZKE, F. 1976. Zur Technik der Pfadanalyse. Ein Beitrag zum Problem der nichtexperimentellen Konstruktion von Kausalmodellen. Psychologische Beiträge 18, 12 - 34.
- CAPPELLA, J.N. 1980. Structural equation modeling: An introduction. In: MONGE, P.R. & CAPPELLA, J.N. (Ed.) Multivariate techniques in human communication research. New York: Academic Press. p. 57 - 109.
- DALBERT, C. 1982. Ein Strukturmodell interpersonaler Verantwortlichkeit erwachsener Töchter ihren Müttern gegenüber Trier: P.I.V. - Bericht Nr. 6 (= Berichte aus der Arbeitsgruppe "Verantwortung, Gerechtigkeit, Moral" Nr. 13).
- FINK, E.L. 1980. Unobserved variables in structural equation models. In: MONGE, P.R. & CAPPELLA, J.N. (Ed.) Multivariate techniques in human communication research. New York: Academic Press. p. 111 - 141.
- GAENSSLEN, H. & SCHUBÖ, W. 1976². Einfache und komplexe statistische Analyse. München: Reinhardt.
- GOODMAN, L.A. 1970. The multivariate analysis of qualitative data: Interactions among multiple classifications. Journal of the American Statistical Association 65, 226 - 256.
- JÖRESKOG, K.G. 1979. Statistical estimation of structural models in longitudinal-developmental investigations. In: NESSELROADE, J.R. & BALTES, P.B. (Ed.) Longitudinal research in the study of behavior and development. New York: Academic Press. p. 303 - 351.

- JÖRESKOG, K.G. & SÖRBOM, D. 1981. LISREL V: Analysis of linear structural relationships by maximum likelihood and least square methods. Uppsala: University of Uppsala, Department of Statistics.
- KRAUTH, J. 1980. Ein Vergleich der KFA mit der Methode der log-linearen Modelle. Zeitschrift für Sozialpsychologie 11, 233 - 247.
- KRAUTH, J. & LIENERT, G.A. 1973. KFA - Die Konfigurationsfrequenzanalyse. Freiburg: Alber.
- KRÜGER, H.-P. 1979. Zur Anwendungsindikation von nonparametrischen Prädiktionsverfahren. Zeitschrift für Sozialpsychologie 10, 94 - 104.
- KÜCHLER, M. 1979. Multivariate Analyseverfahren. Stuttgart: Teubner.
- LANGHEINE, R. 1979. Multivariate Analyse nominal skalierten Daten via Goodmans Modell: Sehr wohl eine Alternative. Zeitschrift für Soziologie 8, 380 - 390.
- LANGHEINE, R. 1980a. Log-lineare Modelle zur multivariaten Analyse qualitativer Daten. Eine Einführung. München: Oldenbourg.
- LANGHEINE, R. 1980b. Multivariate Hypothesentestung bei qualitativen Daten. Zeitschrift für Sozialpsychologie 11, 140 - 151.
- LANGHEINE, R. 1982. Log-lineare Modelle. In: KOOLWIJK, J.v. & WIEKEN-MAYSER, M.(Ed.) Techniken der empirischen Sozialforschung (Band 8): Kausalanalyse. München: Oldenbourg (im Druck).
- LEHMACHER, W. & LIENERT, G.A. 1982. Die Konfigurationsfrequenzanalyse. XVI. Neue Tests gegen Typen und Syndrome. Zeitschrift für Klinische Psychologie und Psychotherapie 30, 5-11.
- LOHMÖLLER, J.-B. 1981. LVPLS: Latent variables path analysis with parameter estimation under partial least squares (PLS) (Version 1.6) - Program manual -. Neubiberg: Hochschule der Bundeswehr München.
- MONTADA, L. 1978. Moralerziehung und die Konsistenzproblematik in der Differentiellen Psychologie. Trier: Berichte aus der Arbeitsgruppe "Verantwortung, Gerechtigkeit, Moral" Nr. 3.

- MONTADA, L. 1981. Entwicklung interpersonalen Verantwortlichkeit und interpersonalen Schuld. Projektantrag an die Stiftung Volkswagenwerk. Trier: P.I.V. - Bericht Nr. 1 (= Berichte aus der Arbeitsgruppe "Verantwortung, Gerechtigkeit, Moral" Nr. 8).
- OPP, K.-D. & SCHMIDT, P. 1976. Einführung in die Mehrvariablenanalyse. Reinbek: Rowohlt.
- REVENSTORF, D. 1980. Faktorenanalyse. Stuttgart: Kohlhammer.
- ROGOSA, D. 1979. Causal models in longitudinal research: Rationale, formulation, and interpretation. In: NESSELROADE, J.R. & BALTES, P.B. (Ed.) Longitudinal research in the study of behavior and development. New York: Academic Press. p.263-302.
- SAUNDERS, D.R. 1956. Moderatorvariables in prediction. Educational and Psychological Measurement 16, 209 - 222.
- SCHMITT, M. 1980. Person, Situation oder Interaktion? Eine zeitlose Streitfrage diskutiert aus der Sicht der Gerechtigkeitsforschung. Trier: Berichte aus der Arbeitsgruppe "Verantwortung, Gerechtigkeit, Moral" Nr. 6.
- SCHMITT, M., DALBERT, C. & MONTADA, L. 1982. Interpersonale Verantwortlichkeit erwachsener Töchter ihren Müttern gegenüber: Rekrutierung der Ausgangsstichprobe, Erhebungsinstrumente in erster Version und Untersuchungsplan. Trier: P.I.V.-Bericht Nr. 7 (= Berichte aus der Arbeitsgruppe "Verantwortung, Gerechtigkeit, Moral" Nr. 14).

Tabelle 1: Kennwerte zur Beschreibung des fiktiven Datensatzes

		Häufigkeit von Merkmalsausprägungen						M_x	s_x	Interkorrelation der Merkmale			
		1	2	3	4	5	6			PN	VÜ	HB	EB
PN	42	41	38	27	28	24	24	3.15	1.68	1.00			
VÜ	52	49	47	21	13	18	18	2.74	1.56	.16	1.00		
HB	28	29	33	42	34	34	34	3.64	1.65	.03	-.06	1.00	
EB	32	33	30	35	39	31	31	3.55	1.70	.09	.06	-.56	1.00

Tabelle 2: Hypothetische Häufigkeitsverteilung für die Variablen Personale Normen (PN), Verantwortungsübernahme (VÜ), Hilfeleistung (HB) und Schuldgefühle (EB)

[illegible]

Tabelle 3: Hypothetische Häufigkeitsverteilung aus Tabelle 2,
Variable PN agglutiniert

VÜ	HB	EB	fb	fe	χ^2
+	+	+	3	31,6	25,9 *
+	+	-	62	35,0	20,9 *
+	-	+	70	38,7	25,3 *
+	-	-	13	42,7	20,7 *
-	+	+	4	11,1	4,5
-	+	-	21	12,3	6,2
-	-	+	18	13,6	1,4
-	-	-	9	15,0	2,4
$\Sigma+$ 148	90	95			
$\Sigma-$ 52	110	105			
Σ 200	200	200	200	200,0	107,3 *
$\chi^2(1,99\%) = 6,63$					
$\chi^2(4,99\%) = 13,28$					

Tabelle 4: Hypothetische Häufigkeitsverteilung aus Tabelle 2 für die PKFA mit den Prädiktoren PN, VÜ, HB und dem Kriterium EB

PN	VÜ	HB	EB+			EB-			Σ
			fb	fe	χ^2	fb	fe	χ^2	
+	+	+	3	20,9	15,3*	41	23,1	13,9*	44
+	+	-	50	26,1	21,8*	5	28,9	19,8*	55
+	-	+	4	4,8	0,1	6	5,3	0,1	10
+	-	-	10	5,7	3,2	2	6,3	2,9	12
-	+	+	0	10,0	10,0*	21	11,0	9,1*	21
-	+	-	20	13,3	4,5	8	14,7	3,1	28
-	-	+	0	7,1	7,1*	15	7,9	6,4	15
-	-	-	8	7,1	0,1	7	7,9	0,1	15
Σ			95	95,0	62,1	105	105,1	55,4	200
$\chi^2_{\text{gesamt}} = 117,5 > \chi^2(7,99\%) = 18,47$									
$\chi^2(1,99\%) = 6,63$									

Tabelle 5: Hypothetische Häufigkeitsverteilung für die drei zur PKFA aus Tabelle 4 gehörigen dreifaktoriellen PKFAs

PN	VÜ	EB+			EB-			Σ
		fb	fe	χ^2	fb	fe	χ^2	
+	+	53	47,0	0,8	46	52,0	0,7	99
+	-	14	10,5	1,2	8	11,6	1,1	22
-	+	20	23,3	0,5	29	25,7	0,4	49
-	-	8	14,3	2,8	22	15,8	2,4	30
Σ		95	95,1	5,3	105	105,1	3,6	200

$$\chi^2_{\text{gesamt}} = 8,9 < \chi^2(3,99\%) = 11,34$$

PN	HB	fb	fe	χ^2	fb	fe	χ^2	Σ
+	+	7	25,7	13,6*	47	28,3	12,4*	54
+	-	60	31,8	25,0*	7	35,2	22,6*	67
-	+	0	17,1	17,1*	36	18,9	15,5*	36
-	-	28	20,4	2,8	15	22,6	2,6	43
Σ		95	95,0	58,5	105	105,0	43,1	200

$$\chi^2_{\text{gesamt}} = 101,6 > \chi^2(3,99\%) = 11,34$$

VÜ	HB	fb	fe	χ^2	fb	fe	χ^2	Σ
+	+	3	30,9	25,2*	62	34,1	22,8*	65
+	-	70	39,4	23,8*	13	43,6	21,5*	83
-	+	4	11,9	5,2	21	13,1	4,8	25
-	-	18	12,8	2,1	9	14,2	1,9	27
Σ		95	95,0	56,3	105	105,0	51,0	200

$$\chi^2_{\text{gesamt}} = 107,3 > \chi^2(3,99\%) = 11,34$$

$$\chi^2(1,99\%) = 6,63$$

Tabelle 6: Hypothetische Häufigkeitsverteilung für die drei zur PKFA aus Tabelle 4 gehörigen zweifaktoriellen PKFAs

PN	EB+			EB-			Σ
	fb	fe	χ^2	fb	fe	χ^2	
+	67	57,5	1,6	54	63,5	1,4	121
-	28	37,5	2,4	51	41,5	2,2	79
Σ	95	95,0	4,0	105	105,0	3,6	200

$$\chi^2_{\text{gesamt}} = 7,6 > \chi^2(1,99\%) = 6,63$$

VÜ	fb	fe	χ^2	fb	fe	χ^2	Σ
+	73	70,3	0,1	75	77,7	0,1	148
-	22	24,7	0,3	30	27,3	0,3	52
Σ	95	95,0	0,4	105	105,0	0,4	200

$$\chi^2_{\text{gesamt}} = 0,8 < \chi^2(1,99\%) = 6,63$$

HB	fb	fe	χ^2	fb	fe	χ^2	Σ
+	7	42,8	29,9	83	47,3	26,9	90
-	88	52,3	24,4	22	57,8	22,2	110
Σ	95	95,1	54,3	105	105,1	49,1	200

$$\chi^2_{\text{gesamt}} = 103,4 > \chi^2(1,99\%) = 6,63$$

$$\chi^2(1,99\%) = 6,63$$

Tabelle 7: Hypothetische Häufigkeitsverteilung aus Tabelle 2,
Variablen HB und EB agglutiniert

PN	VÜ	fb	fe	χ^2
+	+	99	89,5	1,0
+	-	22	31,5	2,9
-	+	49	58,5	1,5
-	-	30	20,5	4,4
Σ		200	200,0	9,8*
$\chi^2(1,99\%) = 6,63$				

Tabelle 8: Log-lineare Analyse der Häufigkeitsverteilung
aus Tabelle 2

PN	VÜ	HB	EB	fb	fb ¹	ln(fe)
+	+	+	+	3	4	1.39
+	+	+	-	41	42	3.74
+	+	-	+	50	51	3.93
+	+	-	-	5	6	1.79
+	-	+	+	4	5	1.61
+	-	+	-	6	7	1.95
+	-	-	+	10	11	2.40
+	-	-	-	2	3	1.10
-	+	+	+	0	1	0.0
-	+	+	-	21	22	3.09
-	+	-	+	20	21	3.04
-	+	-	-	8	9	2.20
-	-	+	+	0	1	0.0
-	-	+	-	15	16	2.77
-	-	-	+	8	9	2.20
-	-	-	-	7	8	2.08
$\Sigma = 200$				$\Sigma = 33.28$		
+				121		2.24
	+			148		2.40
		+		90		1.82
			+	95		1.82
+	+			99		2.71
+		+		54		2.17
+			+	67		2.33
	+	+		65		2.06
	+		+	73		2.09
		+	+	7		0.75
+	+	+		44		2.57
+	+		+	53		2.66
+		+	+	7		1.50
	+	+	+	3		0.70

¹ beobachtete Häufigkeiten nach Addition der Konstante 1
zur Vermeidung von Nullzellen.

Fortsetzung - Tabelle 8

(a) $\lambda = 2.08$

(b) $\lambda_+^{PN} = \ln(fe)_+^{PN} - \lambda = .16$

(c) $\lambda_+^{V\ddot{U}} = \ln(fe)_+^{V\ddot{U}} - \lambda = .32^*$

(d) $\lambda_+^{HB} = \ln(fe)_+^{HB} - \lambda = -.26^*$

(e) $\lambda_+^{EB} = \ln(fe)_+^{EB} - \lambda = -.26^*$

(f) $\lambda_{++}^{PNV\ddot{U}} = \ln(fe)_{++}^{PNV\ddot{U}} - \lambda - \lambda_+^{PN} - \lambda_+^{V\ddot{U}} = .15$

(g) $\lambda_{++}^{PNHB} = \ln(fe)_{++}^{PNHB} - \lambda - \lambda_+^{PN} - \lambda_+^{HB} = .19$

(h) $\lambda_{++}^{PNEB} = \ln(fe)_{++}^{PNEB} - \lambda - \lambda_+^{PN} - \lambda_+^{EB} = .35^*$

(i) $\lambda_{++}^{V\ddot{U}HB} = \ln(fe)_{++}^{V\ddot{U}HB} - \lambda - \lambda_+^{V\ddot{U}} - \lambda_+^{HB} = -.08$

(k) $\lambda_{++}^{V\ddot{U}EB} = \ln(fe)_{++}^{V\ddot{U}EB} - \lambda - \lambda_+^{V\ddot{U}} - \lambda_+^{EB} = -.05$

(l) $\lambda_{++}^{HBEB} = \ln(fe)_{++}^{HBEB} - \lambda - \lambda_+^{HB} - \lambda_+^{EB} = -.81^*$

(m) $\lambda_{+++}^{PNV\ddot{U}HB} = \ln(fe)_{+++}^{PNV\ddot{U}HB} - \lambda - \lambda_+^{PN} - \lambda_+^{V\ddot{U}} - \lambda_+^{HB} - \lambda_{++}^{PNV\ddot{U}} - \lambda_{++}^{PNHB} - \lambda_{++}^{V\ddot{U}HB} = .01$

(n) $\lambda_{+++}^{PNV\ddot{U}EB} = \ln(fe)_{+++}^{PNV\ddot{U}EB} - \lambda - \lambda_+^{PN} - \lambda_+^{V\ddot{U}} - \lambda_+^{EB} - \lambda_{++}^{PNV\ddot{U}} - \lambda_{++}^{PNEB} - \lambda_{++}^{V\ddot{U}EB} = -.09$

(o) $\lambda_{+++}^{PNHBEB} = \ln(fe)_{+++}^{PNHBEB} - \lambda - \lambda_+^{PN} - \lambda_+^{HB} - \lambda_+^{EB} - \lambda_{++}^{PNHB} - \lambda_{++}^{PNEB} - \lambda_{++}^{HBEB} = .05$

(p) $\lambda_{+++}^{V\ddot{U}HBEB} = \ln(fe)_{+++}^{V\ddot{U}HBEB} - \lambda - \lambda_+^{V\ddot{U}} - \lambda_+^{HB} - \lambda_+^{EB} - \lambda_{++}^{V\ddot{U}HB} - \lambda_{++}^{V\ddot{U}EB} - \lambda_{++}^{HBEB} = -.24^*$

(q) $\lambda_{++++}^{PNV\ddot{U}HBEB} = \ln(fe)_{++++}^{PNV\ddot{U}HBEB} - \lambda - \text{alle Haupteffekte ((b), (c), (d), (e))} - \text{alle Wechselwirkungseffekte 1. Ordnung ((f), (g), (h), (i), (k), (l))} - \text{alle Wechselwirkungseffekte 2. Ordnung ((m), (n), (o), (p))} = -.13$

Fortsetzung - Tabelle 8

$$(r) s_{\lambda} = ((1/4 + 1/42 + 1/51 + 1/6 + 1/5 + 1/7 + 1/11 + \\ 1/3 + 1 + 1/22 + 1/21 + 1/9 + 1 + 1/16 + 1/9 + \\ 1/8)/256)^{1/2} = .12$$

Tabelle 9: Orthogonale Dummy-Variablen zur Prüfung von Hypothese 3

		Dummy-Variablen = Prädiktoren							Kriterium
		Haupteffekte		Wechselwirkungseffekte					
PN	HB	VÜ	HB	PNVÜ	PNHB	VÜHB	PNVÜHB	EB	
		d ₁	d ₂	d ₃	d ₄	d ₅	d ₆	d ₇	
+	+	1	1	1	1	1	1	1	1
+	-	1	1	-1	1	-1	-1	-1	2
+	+	1	-1	1	-1	1	-1	-1	6
+	-	1	-1	-1	-1	-1	1	1	4
-	+	-1	1	1	-1	-1	1	-1	3
-	-	-1	1	-1	-1	1	-1	1	3
-	+	-1	-1	1	1	-1	-1	1	2
-	-	-1	-1	-1	1	1	1	-1	4

Tabelle 11: Interkorrelation der Haupt- und Wechselwirkungseffekte
in Gleichung (31)

	PN	VÜ	HB	PNVÜ	PNHB	VÜHB	PNVÜHB
PN	1.00						
VÜ	.16	1.00					
HB	- .03	.06	1.00				
PNVÜ	.69	.76	.04	1.00			
PNHB	.68	.16	.64	.51	1.00		
VÜHB	.11	.74	.63	.56	.51	1.00	
PNVÜHB	.55	.63	.47	.81	.78	.82	1.00

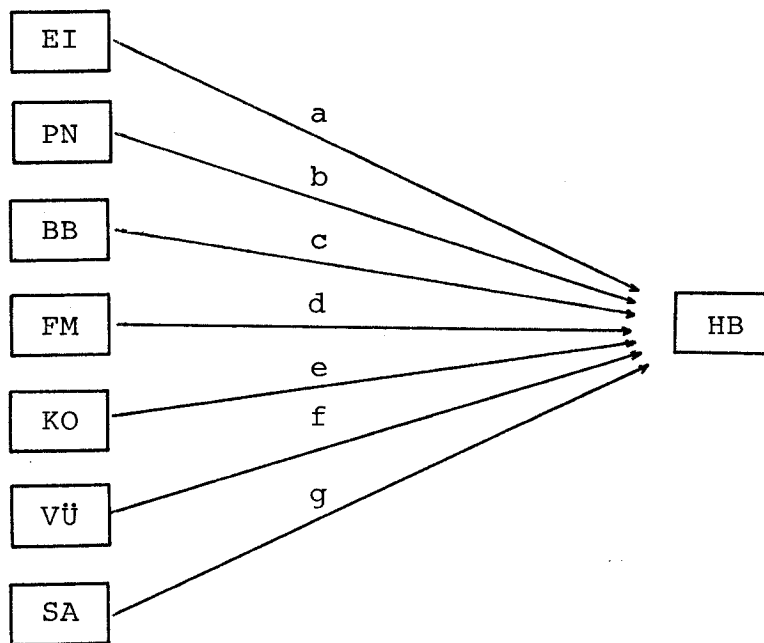


Abbildung 1a: In Hypothese 1 erwarteter Zusammenhang zwischen den unabhängigen Variablen EI, PN, BB, FM, KO, VÜ, SA und der abhängigen Variable HB

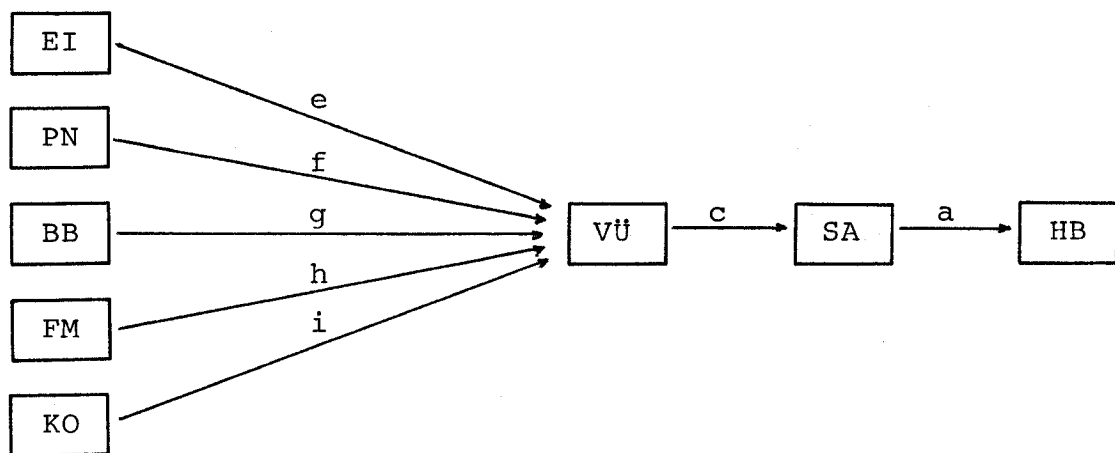


Abbildung 1b: In Hypothese 2 erwartete Beziehung zwischen den unabhängigen Variablen EI, PN, BB, FM, KO, VÜ, SA und den abhängigen Variablen VÜ, SA, HB

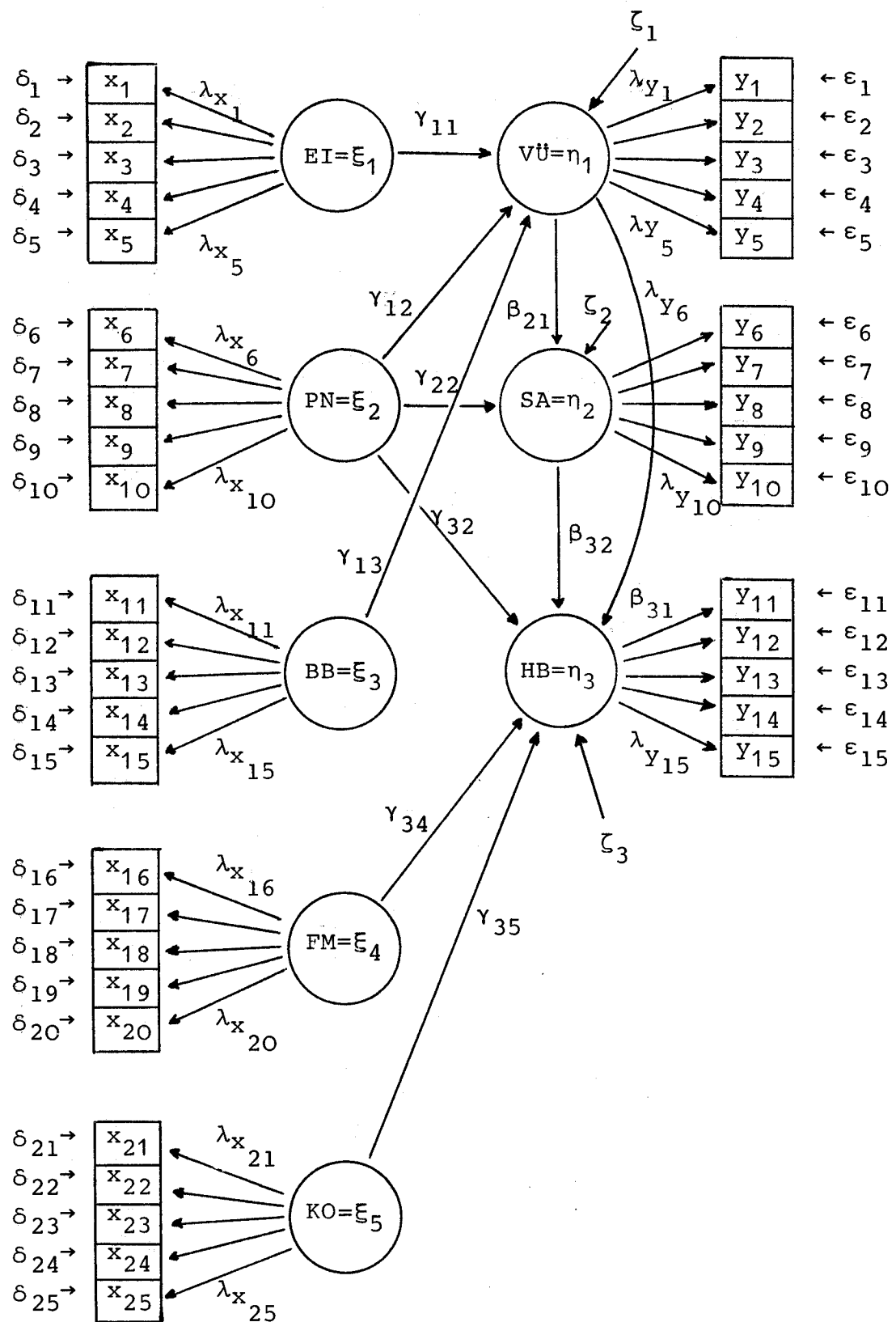


Abbildung 3: Pfadmodell der Beziehungen zwischen den unabhängigen latenten Variablen EI, PN, BB, FM, KO, VÜ, SA und den abhängigen latenten Variablen VÜ, SA, HB sowie den unabhängigen und abhängigen Indikatorvariablen x und y (einige der λ -Koeffizienten wurden aus Platzgründen weggelassen)

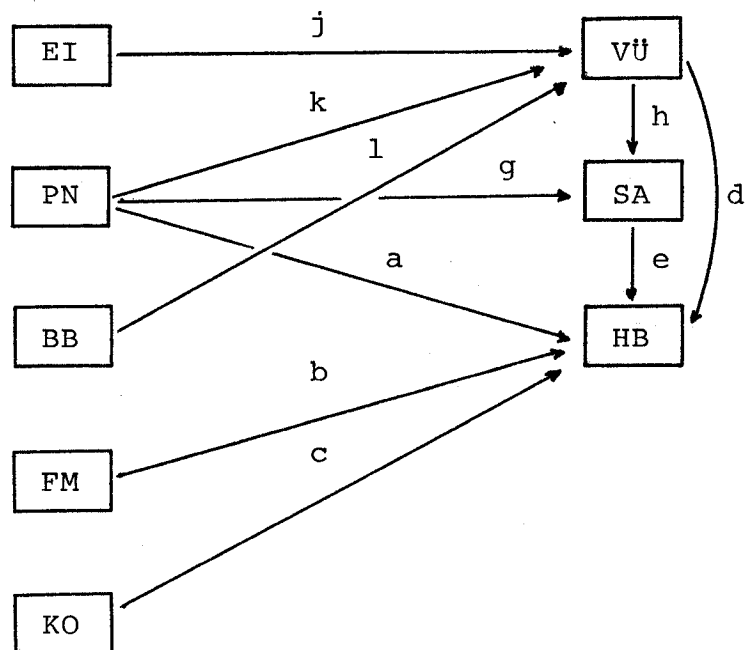


Abbildung 2: Pfadmodell der Beziehung zwischen den unabhängigen Variablen EI, PN, BB, FM, KO, VÜ, SA und den abhängigen Variablen VÜ, SA, HB

Bisher erschienene Arbeiten dieser Reihe

- MONTADA, L. 1978. Schuld als Schicksal? Zur Psychologie des Erlebens moralischer Verantwortung. Trier: Berichte aus der Arbeitsgruppe "Verantwortung, Gerechtigkeit, Moral" Nr. 1.
- DOENGES, D. 1978. Die Fähigkeitskonzeption der Persönlichkeit und ihre Bedeutung für die Moralerziehung. Trier: Berichte aus der Arbeitsgruppe "Verantwortung, Gerechtigkeit, Moral" Nr. 2.
- MONTADA, L. 1978. Moralerziehung und die Konsistenzproblematik in der Differentiellen Psychologie. Trier: Berichte aus der Arbeitsgruppe "Verantwortung, Gerechtigkeit, Moral" Nr. 3.
- MONTADA, L. 1980. Spannungen zwischen formellen und informellen Ordnungen. Trier: Berichte aus der Arbeitsgruppe "Verantwortung, Gerechtigkeit, Moral" Nr. 4.
- DALBERT, C. 1980. Verantwortlichkeit und Handeln. Trier: Berichte aus der Arbeitsgruppe "Verantwortung, Gerechtigkeit, Moral" Nr. 5.
- SCHMITT, M. 1980. Person, Situation oder Interaktion? Eine zeitlose Streitfrage diskutiert aus der Sicht der Gerechtigkeitsforschung. Trier: Berichte aus der Arbeitsgruppe "Verantwortung, Gerechtigkeit, Moral" Nr. 6.
- SCHMITT, M. & MONTADA, L. 1981. Entscheidungsgegenstand, Sozialkontext und Verfahrensregel als Determinanten des Gerechtigkeitsurteils. Trier: Berichte aus der Arbeitsgruppe "Verantwortung, Gerechtigkeit, Moral" Nr. 7.
- MONTADA, L. 1981. Entwicklung interpersonaler Verantwortlichkeit und interpersonaler Schuld. Projektantrag an die Stiftung Volkswagenwerk. Trier: P.I.V.-Bericht Nr. 1 (= Berichte aus der Arbeitsgruppe "Verantwortung, Gerechtigkeit, Moral" Nr. 8).
- SCHMITT, M. 1982. Empathie: Konzepte, Entwicklung, Quantifizierung. Trier: P.I.V.-Bericht Nr. 2 (= Berichte aus der Arbeitsgruppe "Verantwortung, Gerechtigkeit, Moral" Nr. 9).
- DALBERT, C. 1982. Der Glaube an eine gerechte Welt: Zur Güte einer deutschen Version der Skala von RUBIN und PEPLAU. Trier: P.I.V.-Bericht Nr. 3 (= Berichte aus der Arbeitsgruppe "Verantwortung, Gerechtigkeit, Moral" Nr. 10).

SCHMITT, M. 1982. Zur Erfassung des moralischen Urteils: Zwei standardisierte objektive Verfahren im Vergleich. Trier: P.I.V.- Bericht Nr. 4 (= Berichte aus der Arbeitsgruppe "Verantwortung, Gerechtigkeit, Moral" Nr. 11).

Andernorts publizierte Arbeiten aus dieser Arbeitsgruppe

- MONTADA, L. 1977. Moralisches Verhalten. In: HERRMANN, T., HOFSTÄTTER, P.R., HUBER, H. & WEINERT, F.E. (Ed.) Handbuch psychologischer Grundbegriffe. München: Kösel. p. 289 - 296.
- MONTADA, L. 1980. Gerechtigkeit im Wandel der Entwicklung. In: MIKULA, G. (Ed.) Gerechtigkeit und soziale Interaktion. Bern: Huber. p. 301 - 329.
- MONTADA, L. 1980. Moralische Kompetenz: Aufbau und Aktualisierung. In: ECKENSBERGER, L.H. & SILBEREISEN, R.K. (Ed.) Entwicklung sozialer Kognitionen: Modelle, Theorien, Methoden, Anwendungen. Stuttgart: Klett-Cotta. p. 237 - 256.
- MONTADA, L. 1981. Gedanken zur Psychologie moralischer Verantwortung. In: ZSIFKOVITS, V. & WEILER, R. (Ed.) Erfahrungsbezogene Ethik. Berlin: Duncker & Humblot. p. 67 - 88.
- MONTADA, L. 1981. Voreingenommenheit im Urteil über Schuld und Verantwortlichkeit. Trierer Psychologische Berichte, Band 8, Heft 10.
- SCHMITT, M. & MONTADA, L. 1982. Determinanten erlebter Gerechtigkeit. Zeitschrift für Sozialpsychologie 13, 32 - 44.
- DAHL, U., MONTADA, L. & SCHMITT, M. 1982. Hilfsbereitschaft als Personmerkmal. Trierer Psychologische Berichte, Band 9, Heft 8.
- DALBERT, C. & MONTADA, L. 1982. Vorurteile und Gerechtigkeit in der Beurteilung von Straftaten. Eine Untersuchung zur Verantwortlichkeitsattribution. Trierer Psychologische Berichte, Band 9, Heft 9.
- MONTADA, L. 1982. Entwicklung moralischer Urteilsstrukturen und Aufbau von Werthaltungen. In: OERTER, R., MONTADA, L. u.a. Entwicklungspsychologie. München: Urban & Schwarzenberg (im Druck).