

Multivariate Logit-Modelle für ordinalskalierte abhängige Variablen

Ludwig-Mayerhofer, Wolfgang

Veröffentlichungsversion / Published Version
Zeitschriftenartikel / journal article

Zur Verfügung gestellt in Kooperation mit / provided in cooperation with:
GESIS - Leibniz-Institut für Sozialwissenschaften

Empfohlene Zitierung / Suggested Citation:

Ludwig-Mayerhofer, W. (1990). Multivariate Logit-Modelle für ordinalskalierte abhängige Variablen. *ZA-Information / Zentralarchiv für Empirische Sozialforschung*, 27, 62-88. <https://nbn-resolving.org/urn:nbn:de:0168-ssoar-202502>

Nutzungsbedingungen:

Dieser Text wird unter einer Deposit-Lizenz (Keine Weiterverbreitung - keine Bearbeitung) zur Verfügung gestellt. Gewährt wird ein nicht exklusives, nicht übertragbares, persönliches und beschränktes Recht auf Nutzung dieses Dokuments. Dieses Dokument ist ausschließlich für den persönlichen, nicht-kommerziellen Gebrauch bestimmt. Auf sämtlichen Kopien dieses Dokuments müssen alle Urheberrechtshinweise und sonstigen Hinweise auf gesetzlichen Schutz beibehalten werden. Sie dürfen dieses Dokument nicht in irgendeiner Weise abändern, noch dürfen Sie dieses Dokument für öffentliche oder kommerzielle Zwecke vervielfältigen, öffentlich ausstellen, aufführen, vertreiben oder anderweitig nutzen.

Mit der Verwendung dieses Dokuments erkennen Sie die Nutzungsbedingungen an.

Terms of use:

This document is made available under Deposit Licence (No Redistribution - no modifications). We grant a non-exclusive, non-transferable, individual and limited right to using this document. This document is solely intended for your personal, non-commercial use. All of the copies of this documents must retain all copyright information and other information regarding legal protection. You are not allowed to alter this document in any way, to copy it for public or commercial purposes, to exhibit the document in public, to perform, distribute or otherwise use the document in public.

By using this particular document, you accept the above-stated conditions of use.

Multivariate Logit-Modelle für ordinalskalierte abhängige Variablen

von Wolfgang Ludwig-Mayerhofer

In Heft 25 bzw. 26 der ZA-Information haben *Kühnel/Jagodzinski/Terwey* (1989) bzw. *Urban* (1990) binäre und multinomiale Logit-Modelle zur Analyse kategorialer abhängiger Variablen mit zwei oder mehr Ausprägungen vorgestellt.

In dieser Arbeit soll gezeigt werden, wie in ähnlicher Weise auch multivariate Modelle geschätzt werden können, bei denen die abhängige Variable auf *Ordinalskalenniveau* gemessen wurde. Solche Variablen kommen in soziologischen Untersuchungen relativ häufig vor; manche Autoren vertreten die These, daß ein höheres Skalenniveau bei sozialwissenschaftlichen Messungen kaum erreichbar ist (z.B. *Kriz* 1973: 211; *Heidenreich* 1987: 359). Prüfverfahren für bivariate Zusammenhänge bzw. für Gruppenvergleiche mit ordinalskalierten Variablen sind zwar seit langem im sozialwissenschaftlichen Methodenarsenal bzw. in den entsprechenden Statistik-Paketen verfügbar. Adäquate *multivariate* Auswertungsverfahren, welche den simultanen Einfluß mehrerer unabhängiger Variablen zu prüfen erlauben, sind aber noch relativ unbekannt.

Beispielsweise wurde unlängst in einer kriminalsoziologischen Veröffentlichung (*Geißler/Marißen* 1988) untersucht, ob junge Frauen vor Strafgerichten (genauer gesagt: Jugendgerichten) gegenüber jungen Männern bevorzugt, also milder bestraft werden als diese. Die abhängige Variable, die gerichtliche Sanktion, wurde dem Schweregrad nach folgendermaßen geordnet: Verfahrenseinstellungen, sog. "Weisungen", "leichte Zuchtmittel" (Verwarnung, Geldbuße etc.), "schwere Zuchtmittel" (Arrest), Jugendstrafe mit Bewährung, Jugendstrafe ohne Bewährung, Anwendung von Erwachsenenstrafrecht. Die Autoren waren völlig zu Recht der Ansicht, daß man hierin zwar eine sinnvolle *Rangfolge* der Schwere der verhängten Sanktionen,¹ *nicht* aber eine Messung der Sanktionsschwere auf einer *Intervallskala* sehen kann, und haben daher Auswertungsverfahren für ordinalskalierte Variablen angewandt. Dabei haben sie sich jedoch auf die Berechnung einfacher und partieller Gamma-Koeffizienten beschränkt. Daß eine sinnvolle Analyse von zwei oder mehr unabhängigen Variablen auf diese Weise nicht möglich ist, dürfte offensichtlich sein.

¹ Die Einstufung von Sanktionen nach dem Erwachsenenstrafrecht als schwerste Reaktion, unabhängig von ihrer konkreten Ausformung, ist aus inhaltlichen Gründen allerdings problematisch, wie die Autoren selbst bemerken (*Geißler/Marißen* 1988, S. 516).

Die folgenden Ausführungen schließen an die Arbeiten von *Kühnel et al.* und von *Urban* an und stellen daher gleichfalls Logit-Modelle vor, jedoch in einer Form, welche die ordinale Information der abhängigen Variablen benutzt. Wie schon in den beiden vorherigen Arbeiten werden ausführliche Analysen eines einfachen Beispiels durchgeführt, um die Interpretation ordinaler Logit-Modelle möglichst gut nachvollziehbar zu machen (Abschnitt 1). Anschließend wird ein komplexeres Modell dargestellt (Abschnitt 2). Hier werden weitere Grundlagen, vor allem in inferenzstatistischer Hinsicht, diskutiert; da ordinale Logit-Modelle wie binäre und multinomiale Logit-Modelle auf Maximum-Likelihood-Schätzungen beruhen, ergeben sich viele Ähnlichkeiten mit den vorangegangenen Arbeiten. Es sollte allerdings nicht übersehen werden, daß auch andere Auswertungsmöglichkeiten für ordinalskalierte Variablen existieren; daher wollen wir diese im letzten Abschnitt (3) ganz kurz ansprechen. Der Anhang enthält Hinweise auf Programme zur Berechnung der hier vorgestellten Modelle, wobei auch die entsprechenden Angaben in den Arbeiten von *Kühnel et al.* und *Urban* aktualisiert werden.

1 Ein einfaches ordinales Logit-Modell: Staatsanwaltliche Reaktionen auf Jugendkriminalität

Unter einer ordinalskalierten Variablen soll hier - lose definiert - eine Variable mit zwei, in der Regel aber mehr Ausprägungen verstanden werden, welche in eine Rangfolge gebracht werden können, ohne daß genaue Aussagen über die Abstände zwischen diesen Ausprägungen möglich sind. Die Ausprägungen der Variablen entsprechen also einem "Mehr" bzw. "Weniger" des erfaßten Merkmals; dieses verschließt sich jedoch einer Quantifizierung im Sinne einer Intervallskala. Soll eine solche Variable als abhängige Variable in einem multivariaten Modell analysiert werden, so ließe sich zwar das von *Urban* dargestellte multinomiale Logit-Modell verwenden; dieses würde jedoch den ordinalen Charakter dieser Variablen nicht berücksichtigen. Außerdem würden in einem solchen Modell bei einer abhängigen Variablen mit r Ausprägungen für jede unabhängige Variable $(r-1)$ β -Koeffizienten geschätzt. Bei komplexen Modellen liegt dann sehr schnell eine kaum mehr sinnvoll interpretierbare Vielzahl von Koeffizienten vor. Auf der anderen Seite wurden und werden zwar sehr häufig lineare Regressionsmodelle auch bei ordinalskalierten Variablen angewandt; die Voraussetzungen dieses Modells - vor allem in inferenzstatistischer Hinsicht - sind jedoch bei solchen Variablen in der Regel verletzt.

Eine Alternative ist das hier vorgestellte ordinale Logit-Modell.² Dieses geht von den sog.

2 Theoretische Begründungen/Darstellungen dieses Modells finden sich vor allem in: *McKelvey/Zavoina* 1975; *McCullagh* 1980; *Maddala* 1983; *Agresti* 1983; ders. 1984; *Winship/Mare* 1984. Die hier gewählte Darstellung in Form kumulativer Logits ist vor allem von den Arbeiten von *Agresti* inspiriert.



"kumulativen Logits" aus, die sich am besten im Unterschied zu Logit-Modellen für kategoriale Variablen verdeutlichen lassen. In diesen, also im *binären oder multinomialen Logit-Modell*, werden die Wahrscheinlichkeiten der einzelnen Ausprägungen der abhängigen Variablen

$$p_i = P(y=i), i = 1, \dots, r$$

jeweils *einzel*n zueinander in Beziehung gesetzt. Dabei genügt es, bei einer abhängigen Variablen mit r Kategorien das (logarithmisierte) Verhältnis von $r-1$ Kategorien zur verbleibenden (r -ten) Kategorie, mithin die Wirkungen der unabhängigen Variablen auf die Logits³

$$\ln \frac{p_i}{p_r}, i = 1, \dots, r-1$$

zu schätzen. Die Wahl der Bezugs-kategorie p_r ist dabei ebenso beliebig wie die Anordnung bzw. Indizierung der übrigen Kategorien, da es sich um eine nominalskalierte Variable handelt.

Dagegen verwendet das *ordinale Logit-Modell* als Zielvariable die $r-1$ Logits

$$(1a) \ln \frac{p_1 + \dots + p_i}{p_{i+1} + \dots + p_r} = \ln \frac{p_1 + \dots + p_i}{1 - (p_1 + \dots + p_i)},$$

$$i = 1, \dots, r-1,$$

oder anders ausgedrückt

$$(1b) \ln \frac{P(y \leq i)}{P(y > i)} = \ln \frac{P(y \leq i)}{1 - P(y \leq i)},$$

$$i = 1, \dots, r-1.$$

Hier wird also die Wahrscheinlichkeit, in eine bestimmte oder eine "niedrigere" Kategorie (also $P(y \leq i)$), zur Wahrscheinlichkeit, in eine der "höheren" Kategorien zu fallen

³ Ich verzichte im folgenden aus Gründen der Übersichtlichkeit auf die übliche Kennzeichnung der Schätzwerte durch ein "Hütchen". Sämtliche Formeln bzw. Berechnungen im folgenden Text beziehen sich auf Schätzwerte; wo nicht, ist dies jeweils explizit angegeben.



(also $P(y > i)$), in Beziehung gesetzt.⁴ Dies ist aber nur sinnvoll, wenn "niedriger" bzw. "höher" eine inhaltliche Bedeutung haben, d.h., wenn die verschiedenen Kategorien eine Rangfolge darstellen. Insofern ist also vorausgesetzt, daß die abhängige Variable tatsächlich Ordinalskalenniveau hat und ihre Ausprägungen dieser Skala gemäß angeordnet sind. Jedoch gehen keine Annahmen hinsichtlich des "Abstandes" zwischen den Kategorien ein, wie sie einer Intervallskala entsprechen würden.

Ich möchte dies sogleich an einem einfachen Beispiel veranschaulichen, welches sich wie die eingangs erwähnte Untersuchung von *Geißler/Marißen* (1988) auf den Bereich der strafrechtlichen Sozialkontrolle Jugendlicher bzw. Heranwachsender⁵ bezieht, allerdings auf die dem gerichtlichen Hauptverfahren vorgeschaltete Stufe der *staatsanwaltlichen Verfahrenserledigung*.⁶ Dabei wollen wir die "traditionelle" Aufgabe der Staatsanwaltschaft, die Entscheidung über das Bestehen eines hinreichenden Tatverdachts, in den Hintergrund stellen, und untersuchen, wie die Staatsanwaltschaft verfährt, wenn sie entschieden hat, daß die vorliegenden Beweismittel ausreichen, den Tatverdächtigen als mutmaßlich Schuldigen zu betrachten.⁷ Denn auch dann steht der Staatsanwaltschaft noch eine breite Palette von Entscheidungsalternativen offen. Die wichtigsten davon sind:

- *Einstellung des Verfahrens* nach § 45 Abs. 2 Nr. 2 JGG (Jugendgerichtsgesetz) *ohne weitere Reaktion*. Diese Verfahrenserledigung, die gewählt werden kann, wenn es sich

⁴ Diese wie spätere Formulierungen beziehen sich auf das Programm GAUSS (Prozedur "Ordered" im Modul "Quantal Response Models"), mit welchem die hier vorgestellten Analysen durchgeführt wurden. Gelegentlich werden statt dessen die "umgekehrten" Logits

$$\ln \left(\frac{p_{i+1} + \dots + p_i}{p_i + \dots + p_{i-1}} \right), \text{ also}$$

$$\ln \left(\frac{P(y > i)}{P(y \leq i)} \right)$$

verwendet (z.B. bei *Agresti* 1983, 1984 und im BMDP-Modul "PR"). Diese Umkehrung drückt sich nur in der Vertauschung der Reihenfolge und der Vorzeichen für die nachfolgend dargestellten Regressionskonstanten $\alpha_1 \dots \alpha_k$ und der Vertauschung der Vorzeichen für die β -Koeffizienten aus (vgl. *McCullagh* 1980, S. 116).

⁵ Seit der Herabsetzung des Volljährigkeitsalters auf 18 Jahre gelten 18- bis unter 21jährige in strafrechtlicher Hinsicht als "Heranwachsende", bei denen Staatsanwalt und Richter zu prüfen haben, ob diese hinsichtlich ihrer "Reife" eher Jugendlichen oder Erwachsenen vergleichbar sind. In der Praxis hat sich ganz überwiegend durchgesetzt, daß Heranwachsende nach dem - zumeist milderen - Jugendstrafrecht behandelt werden.

⁶ Die Daten stammen aus einer Untersuchung nordrhein-westfälischer Jugendstaatsanwälte, welche im Teilprojekt C 1 des Sonderforschungsbereichs 227 "Prävention und Intervention im Kindes- und Jugendalter" an der Universität Bielefeld unter der Leitung von Peter-Alexis *Albrecht* durchgeführt wurde (vgl. dazu *Albrecht* 1990).

⁷ Die Einstellung des Verfahrens wegen nicht hinreichenden Tatverdachts folgt weitgehend anderen Regeln als die Entscheidung über die im folgenden untersuchten Erledigungsmöglichkeiten. Im übrigen ist sie bei Jugendlichen, zumal bei den im folgenden untersuchten Diebstahlsdelikten, vergleichsweise selten (vgl. dazu im einzelnen *Ludwig-Mayerhofer* 1990).

um ein geringfügiges Delikt handelt, hat also für den Beschuldigten (mit Ausnahme der Eintragung in das Erziehungsregister, welche u.U. bei erneuter Auffälligkeit von Nachteil sein kann) keinerlei Folgen.

- *Einstellung des Verfahrens* nach § 45 Abs. 2 Nr. 1 JGG, wenn eine *erzieherische Maßnahme* bereits "angeordnet" ist; solche Maßnahmen werden häufig von der Staatsanwaltschaft selbst - gegebenenfalls unter Einschaltung des Jugendamtes - durchgeführt, bestehen allerdings zumeist nur in einer schriftlichen oder mündlichen Ermahnung. Der Beschuldigte gilt, selbst wenn auf diese Weise eine offizielle "Reaktion" erfolgt ist, nicht als verurteilt.
- Antrag auf ein sog. "*vereinfachtes Verfahren*" nach § 76 JGG. Dieser Antrag kommt zwar der Anklageerhebung gleich, der Staatsanwalt muß jedoch bei der Hauptverhandlung nicht anwesend sein und ist es zumeist auch nicht; damit drückt er aus, daß sein Interesse an der gerichtlichen Sanktionierung eher gering ist.
- *Anklageerhebung vor dem Jugendrichter* als Einzelrichter. Der Einzelrichter kann höchstens Jugendstrafen bis zu einem Jahr verhängen, so daß diese Anklageform gewählt wird, wenn eine leichte oder mittlere Sanktionierung erwartet bzw. angestrebt wird.
- *Anklageerhebung vor dem Jugendschöffengericht* bzw. (in Ausnahmefällen) der Jugendstrafkammer. Diese Gerichte können Sanktionen bis zur Höchststrafe von 5 (bei Heranwachsenden auch bis zu 10) Jahren Jugendstrafe verhängen, so daß die Anklageerhebung vor diesen Gerichten erfolgt, wenn die Staatsanwaltschaft eine schwere Strafe durchsetzen will.

Diese fünf wichtigsten Erledigungsformen drücken also eindeutig eine - jedoch sicherlich nicht auf einer Intervallskala meßbare - Rangfolge der staatsanwaltlichen "Reaktions-schwere" aus: Vom völligen Reaktionsverzicht über die leichte Reaktion ohne gerichtliche Verurteilung bis zur Anklageerhebung, welche in den drei genannten Formen wiederum unterschiedlich schwere Sanktionsbestrebungen zum Ausdruck bringt.⁸

In einem multinomialen Logit-Modell würden (beliebige) vier der Kategorien dieser Variablen zur fünften Kategorie in Beziehung gesetzt und die Einflüsse unabhängiger

⁸ Zwei weitere Möglichkeiten müssen erwähnt werden, welche in der staatsanwaltlichen Praxis - jedenfalls bei den hier untersuchten nordrhein-westfälischen Staatsanwälten - quantitativ eine marginale Rolle spielen: Der Staatsanwalt kann einmal das Verfahren auch nach Durchführung einer erzieherischen Maßnahme durch den Jugendrichter einstellen (§ 45 Abs. 1 JGG). Diese Fälle werden im folgenden zu den Einstellungen nach § 45 Abs. 2 Nr. 1 gerechnet. Ferner kann der Staatsanwalt bei Heranwachsenden einen Strafbefehl erlassen. Diese Erledigungsform haben wir zu den Anträgen auf das vereinfachte Verfahren hinzugerechnet. Eine eigenständige Analyse war wegen der geringen Häufigkeit dieser Erledigungen nicht möglich - womit auch eine Grenze der hier vorgestellten Modelle angesprochen ist.



Variablen auf die entsprechenden vier Logits (also Logarithmen der Proportionen) geschätzt. Die Tatsache, daß diese fünf Kategorien eine Rangordnung darstellen, wäre für dieses Modell völlig irrelevant. Das ordinale Logit-Modell geht dagegen von folgender Überlegung aus: Wenn die Kategorien der abhängigen Variablen - in diesem Fall fünf - eine Rangordnung bilden, dann sollte eine unabhängige Variable das Verhältnis (1. Kategorie) / (2. + 3. + 4. + 5. Kategorie) in ähnlicher Weise beeinflussen wie das Verhältnis (1. + 2. Kategorie) / (3. + 4. + 5. Kategorie) bzw. (1. + 2. + 3. Kategorie) / (4. + 5. Kategorie) bzw. (1. + 2. + 3. + 4. Kategorie) / (5. Kategorie).

Diese Zusammenfassung jeweils nebeneinanderliegender Kategorien impliziert aber, daß diese Kategorien auch im Sinne einer Rangordnung "zusammengehören". Der Ausdruck "kumulative Logits" bezieht sich auf den Sachverhalt, daß hier jeweils die "zusammengehörigen" Wahrscheinlichkeiten kumuliert werden.

Die abhängige Variable hat also ebenso viele Ausprägungen wie in einem multinomialen Logit-Modell, so daß wie in jenem Modell (r-1) Regressionskonstanten $\alpha_1 \dots \alpha_{r-1}$ geschätzt werden. Weil das ordinale Logit-Modell aber unterstellt, daß der Einfluß der unabhängigen Variablen auf die kumulativen Logits auf jeder Stufe gleich ist, wird für jede unabhängige Variable nur ein einziges Regressionsgewicht geschätzt. Das Modell lautet also bei k unabhängigen Variablen

$$(2) \ln \frac{p_1 + \dots + p_i}{1 - (p_1 + \dots + p_i)} = \alpha_i - \beta_1 * x_1 - \dots - \beta_k * x_k,$$

für $i = 1 \dots r-1$,

so daß also insgesamt (r-1) Regressionsgleichungen geschätzt werden, die sich jedoch nur hinsichtlich der Konstanten unterscheiden.

Im folgenden soll zunächst als Beispiel ein ordinale Logit-Modell mit nur einer unabhängigen Variablen dargestellt werden. Da die staatsanwaltliche Reaktion unterschiedlich starke Sanktionsbestrebungen zum Ausdruck bringt, können wir vermuten, daß sie mit der *Schwere des Tatvorwurfs* zusammenhängt, für die wir als Indikator hier zunächst die *Anzahl der Delikte* verwenden, welche den Beschuldigten vorgeworfen werden. Wir erwarten also, daß die staatsanwaltliche Reaktion umso schwerer ausfällt, je mehr Delikte der Beschuldigte mutmaßlich verübt hat. Wollte man nur diesen bivariaten Zusammenhang analysieren, wäre natürlich die Berechnung eines ordinalen Zusammenhangsmaßes ausrei-

chend. Wie im Anschluß gezeigt wird, läßt sich das ordinale Logit-Modell aber auf (jedenfalls grundsätzlich) beliebig viele unabhängige Variablen erweitern; das bivariate Beispiel wird hier gewählt, um zunächst einen Einstieg zu ermöglichen.

Tabelle 1: Zusammenhang zwischen der Anzahl der vorgeworfenen Delikte und der Verfahrenserledigung durch den Jugendstaatsanwalt (Nordrhein-Westfalen 1987, nur Diebstahlsdelikte)

ERLEDIGUNG	ZAHL DER DELIKTE				N
	1	2	3-4	5 und mehr	
Einstellung ohne weitere Reaktion	1190 25.3% <i>24.8%</i>	12 4.1% <i>10.9%</i>	3 1.8% <i>4.4%</i>	1 .6% <i>1.7%</i>	1206
Einstellung mit Reaktion	626 13.3% <i>13.4</i>	18 6.1% <i>7.8%</i>	9 5.4% <i>3.5%</i>	3 1.9% <i>1.4%</i>	656
Vereinfachtes Verfahren	500 10.6% <i>11.0%</i>	24 8.1% <i>7.8%</i>	21 12.5% <i>3.9%</i>	3 1.9% <i>1.7%</i>	548
Anklage vor dem Jugendrichter	1993 42.4% <i>42.4%</i>	166 56.1% <i>53.6%</i>	75 44.6% <i>48.2%</i>	53 33.5% <i>31.0%</i>	2287
Anklage vor dem Jugendschöffenger.	390 8.3% <i>8.4%</i>	76 25.7% <i>19.9%</i>	60 35.7% <i>40.0%</i>	98 62.0% <i>64.3%</i>	624
N	4699	296	168	158	5321

1. Prozentangabe (Normalschrift): Beobachtete Anteilswerte
2. Prozentangabe (Kursivschrift): Durch ordinale Logit-Modell geschätzte Anteilswerte

In *Tabelle 1* ist der Zusammenhang zwischen staatsanwaltlicher Verfahrenserledigung und Zahl der (nach Ansicht der Staatsanwaltschaft!) verübten Delikte in Form einer Kreuztabelle dargestellt. Wir können erkennen, daß die Ausgangsvermutung in der Tat zutrifft: Je größer die Anzahl der Delikte, desto seltener werden die Verfahrenseinstellungen und desto häufiger werden die Anklagen. Ein ordinale Logit-Modell für den in *Tabelle 1* dargestellten Zusammenhang (wobei die vier Ausprägungen der unabhängigen Variablen



als 0, 1, 2 und 3 kodiert wurden⁹) schätzt also 4 α -Koeffizienten, weil die abhängige Variable 5 Ausprägungen aufweist, sowie einen β -Koeffizienten für den Einfluß der unabhängigen Variablen. Wir erhalten folgende Schätzung für die Koeffizienten:

$$\alpha_1: -1.1083; \alpha_2: -0.4808; \alpha_3: -0.0317; \alpha_4: 2.3854$$
$$\beta: 0.9910$$

Im folgenden soll nun dargestellt werden, wie sich diese Ergebnisse in sinnvolle Aussagen über den Zusammenhang zwischen der Anzahl der Delikte und der staatsanwaltlichen Entscheidung übersetzen lassen.

Die Konstanten α_1 bis α_4 lassen sich wie in jedem Regressionmodell auffassen als Schätzung des Wertes der abhängigen Variablen für diejenigen Fälle, die in der (bzw. den) unabhängigen Variablen den Wert 0 aufweisen. Die α -Koeffizienten enthalten also folgende Modell-Aussage über die kumulativen Logits: Für einen Fall, welcher in der *unabhängigen Variablen den Wert 0 aufweist* (wenn also der Beschuldigte 1 Delikt begangen hat), beträgt die Schätzung für $\ln(p_1 / (1-p_1)) -1.11$ bzw. für $(p_1 / (1-p_1)) \exp(-1.11) = 0,33$. Das Modell formuliert also, daß das Verhältnis der Wahrscheinlichkeit, in die erste Kategorie der abhängigen Variablen (Verfahrenseinstellung ohne weitere Reaktion), zur Wahrscheinlichkeit, in die übrigen Kategorien zu fallen, eindeutig negativ ist, genauer gesagt, etwa 1:3 beträgt (was sich auch für die empirischen Daten leicht nachrechnen läßt).

$\ln((p_1 + p_2) / (1 - (p_1 + p_2)))$ ist mit $-0,48$ zwar größer, dies entspricht aber immer noch einem negativen Verhältnis von $\exp(-0,48) = 0,62$, also ca. 1:1,5. Erst das Verhältnis $(p_1 + p_2 + p_3) / (1 - (p_1 + p_2 + p_3))$ ist praktisch ausgeglichen, und die Relation $(p_1 + p_2 + p_3 + p_4) / (1 - (p_1 + p_2 + p_3 + p_4))$ ist positiv, und zwar mit $\exp(2,39) = 10,9$ sehr erheblich. Dies läßt sich auch an den empirisch beobachteten Daten nachvollziehen: Da die 5. Kategorie nur sehr gering besetzt ist, ist die Chance, nicht in die 5. (sondern in Kategorie 1 bis 4) zu fallen, sehr groß. Dieser Wert wird also insbesondere durch die große Besetzung von Kategorie 4 bewirkt.

Der β -Koeffizient von $0,99$ besagt nun laut Gleichung (2), daß sich die vier kumulativen Logits mit jeder Zunahme der unabhängigen Variablen um eine Einheit um den Betrag von $-0,99$ ändern. D.h., das Modell schätzt, daß für alle 4 kumulativen Proportionen der abhängigen Variablen (also Zusammenfassungen von (nebeneinanderliegenden) "weniger

⁹ Die Zusammenfassung von 3 und 4 sowie von 5 und mehr Delikten zu je einer Kategorie erfolgte nicht nur aus Gründen der Überschaubarkeit des Beispiels. Nach unserer Kenntnis des Datenmaterials können wir davon ausgehen, daß die Staatsanwälte kaum zwischen der Verübung von 3 oder 4 und ebensowenig zwischen 5 oder mehr Delikten unterscheiden. Die verwendete manifeste Skala dürfte also der zugrundeliegenden latenten Schwereinschätzung durch die Staatsanwälte entsprechen.



eingriffsintensiven" und "schwereren" staatsanwaltlichen Reaktionen) das *Verhältnis* ersterer zu letzteren abnimmt (oder umgekehrt: das Verhältnis letzterer zu ersteren zunimmt), je mehr Delikte verübt worden sind; die "milderen" Reaktionen werden also seltener, die "schwereren" Reaktionen häufiger. Dies deckt sich mit unserer Ausgangsvermutung; gleichwohl ist diese Aussage des Modells recht abstrakt, und wir werden gleich darauf eingehen, wie man sie besser handhabbar machen kann. Doch zuerst sollen auf dieser Ebene die Modellschätzungen mit den empirischen Ergebnissen verglichen werden.

Tabelle 2: Empirische (obere Zeile) und geschätzte (untere Zeile) kumulative Logits für den Zusammenhang zwischen Anzahl der Delikte und staatsanwaltlicher Reaktion (vgl. Tab. 1)

KUMULATIVE LOGITS	ZAHL DER DELIKTE			
	1	2	3 bis 4	5 und mehr
p_1				
ln -----	-1,08	-3,16	-4,01	-5,06
$1 - p_1$	-1,11	-2,10	-3,09	-4,08
$p_1 + p_2$				
ln -----	-0,46	-2,18	-2,56	-3,65
$1 - (p_1 + p_2)$	-0,48	-1,47	-2,46	-3,45
$p_1 + p_2 + p_3$				
ln -----	-0,03	-1,50	-1,41	-3,07
$1 - (p_1 + p_2 + p_3)$	-0,03	-1,02	-2,01	-3,00
$p_1 + p_2 + p_3 + p_4$				
ln -----	2,40	1,06	0,59	-0,49
$1 - (p_1 + p_2 + p_3 + p_4)$	2,39	1,39	0,40	-0,59

In *Tabelle 2* sind die empirischen und die durch das Modell geschätzten kumulativen Logits in Abhängigkeit von den verschiedenen Ausprägungen der unabhängigen Variablen



"Zahl der Delikte" eingetragen. Um noch einmal zu verdeutlichen: Die Werte für die *geschätzten* kumulativen Logits sind in der ersten Spalte die Schätzer für α_1 bis α_4 ; in der zweiten bis vierten Spalte wird in jeder Zeile von dem Wert in der vorherigen Spalte der Betrag 0,99 abgezogen. Die *empirischen* kumulativen Logits lassen sich direkt aus den Häufigkeiten berechnen; so ergibt sich der Wert von -1,08 in der ersten Zeile der Tabelle aus $\ln(1190 / (4699 - 1190))$, der Wert von -0,46 in der Zeile darunter aus $\ln((1190 + 626) / (4699 - (1190 + 626)))$, usw. Insgesamt wird man feststellen können, daß das Logit-Modell eine brauchbare Modellierung der beobachteten Werte darstellt, wengleich der Modellfit am "Rand", also in der ersten und vierten Spalte, besser ist als in den übrigen beiden Spalten.

Anstelle der kumulativen Logits ließen sich natürlich auch die nicht-logarithmisierten kumulativen Proportionen angeben; allerdings ist auch diese Betrachtungsweise nicht sehr anschaulich, und auch die Interpretation des β -Koeffizienten ist immer noch sehr abstrakt. Sie würde lauten: Die vier geschätzten kumulativen Proportionen betragen innerhalb jeder Zeile, also mit jeder Zunahme der unabhängigen Variablen um eine Einheit, jeweils das $\exp(-0,99) = 0,37$ -fache der "vorherigen" geschätzten Proportion. Das heißt, mit jeder Zunahme der unabhängigen Variablen beträgt das *Verhältnis* der "milderen" zu den "strengeren" staatsanwaltlichen Reaktionen nur mehr ein gutes Drittel im Vergleich zur vorangegangenen Ausprägung der unabhängigen Variablen. Beispielsweise - um uns auf die ersten beiden Spalten der ersten Zeile in Tabelle 2 zu beziehen (geschätzte Werte!) - ist $\exp(-1,11) = 0,33$, $\exp(-2,10) = 0,123$; das Verhältnis von 0,123 zu 0,33 beträgt aber genau 0,37.¹⁰ Wir können also unsere Aussage, daß die milderen Reaktionen umso seltener werden, je mehr Delikte der Beschuldigte begangen hat, auf diese Art und Weise quantifizieren; aber die auf Proportionen oder Verhältnisse bezogene Formulierung ist sicherlich nicht sehr eingängig.

Eine wesentlich besser verständliche Möglichkeit, die Aussagen des Modells darzustellen, ergibt sich aus einer Transformation, aus welcher die Schätzungen des Modells für die (bedingten) Wahrscheinlichkeiten innerhalb jeder Spalte von Tabelle 1 resultieren. Wir können jede Wahrscheinlichkeit $P(y = i)$ als Differenz zwischen $P(y \leq i)$ und $P(y \leq i-1)$ auffassen; beispielsweise ist die Wahrscheinlichkeit, in die 4. Kategorie zu fallen, gleich der Wahrscheinlichkeit in die 1. bis 4. Kategorie zu fallen, abzüglich der Wahrscheinlichkeit, in die 1. bis 3. Kategorie zu fallen.

¹⁰ Ebenso ließe sich natürlich mit dem Kehrwert operieren: Das Verhältnis der "höheren" zu den "niedrigeren" kumulativen Proportionen beträgt jeweils das $\exp(0,99) = 2,7$ -fache.



Aus

$$(3) \Pr(Y \leq i | x) = \frac{\exp(\alpha_i - \beta x)}{1 + \exp(\alpha_i - \beta x)}$$

ergibt sich mithin (*Anderson/Philips* 1981, S. 23, *Winship/Mare* 1984, S. 515):

$$(4) \Pr(Y = i | x) = \frac{\exp(\alpha_i - \beta x)}{1 + \exp(\alpha_i - \beta x)} - \frac{\exp(\alpha_{i-1} - \beta x)}{1 + \exp(\alpha_{i-1} - \beta x)}$$

Dabei ist $\alpha_0 = -\infty$ und $\alpha_r = +\infty$, so daß im Fall der ersten Kategorie der abhängigen Variablen der Teil von Formel 4 *nach* dem Minuszeichen lautet:

$$\frac{\exp(\alpha_{i-1} - \beta x)}{1 + \exp(\alpha_{i-1} - \beta x)} = 0,$$

während sich im Fall der letzten (*r*-ten) Kategorie für den Teil *vor* dem Minuszeichen ergibt:

$$\frac{\exp(\alpha_r - \beta x)}{1 + \exp(\alpha_r - \beta x)} = 1.$$

Mithin errechnet sich z.B. für die erste Zeile der Kreuztabelle

$$\Pr(y=1 | x=0) = (\exp(-1,11) / (1 + \exp(-1,11))) - 0 = 0,248,$$

was mit 100 multipliziert als geschätzter Prozentanteil in *Tabelle 1 als unterer Wert* für diese Zeile eingetragen ist. Für die Zeile (3,3) (also Wahrscheinlichkeit eines vereinfachten Verfahrens bei drei oder vier Delikten - was numerisch mit 2 codiert wurde!) ergibt sich

$$\frac{(\exp(-0,03 - 0,99*2) / (1 + \exp(-0,03 - 0,99*2))) - (\exp(-0,48 - 0,99*2) / (1 + \exp(-0,48 - 0,99*2)))}{1} = 0,039,$$

usw. In ähnlicher Weise kann auch bei mehreren unabhängigen Variablen für jede Konstellation von Werten die Wahrscheinlichkeit der verschiedenen "Outcomes" berechnet

werden.¹¹ Im gegenwärtigen einfachen Beispiel ist jedenfalls auch auf dieser Ebene die weitgehend recht gute Übereinstimmung von Modell und beobachteten Daten zu erkennen.

2 Ein komplexeres Modell: Inferenzstatistische Aspekte und weitere Interpretationen

Aufgrund seiner im Vergleich zu einem multinomialen Logit-Modell einfachen Struktur erlaubt das ordinale Logit-Modell verhältnismäßig komplexe Analysen, ohne daß die Ergebnisse unüberschaubar werden. Um bei unserem Beispiel zu bleiben: Die staatsanwaltliche Entscheidung hängt keineswegs alleine von der Zahl der Delikte ab. Hinzu kommen weitere Indikatoren für die "Schwere des Delikts", allen voran die Höhe des durch das bzw. die Delikt(e) bewirkten Schadens, und außerdem Faktoren, die sich auf den Tatverdächtigen beziehen, vor allem seine bisherige strafrechtliche Auffälligkeit, möglicherweise aber auch Merkmale wie Geschlecht, Alter, Nationalität, Arbeitslosigkeit etc. Es liegt also eine genuin "multivariate" Entscheidungssituation vor: Der Staatsanwalt berücksichtigt unter Umständen eine ganze Reihe von Faktoren, um die seiner Meinung nach angemessene Form der Verfahrenserledigung wählen zu können.

Tabelle 3 enthält die Ergebnisse eines multivariaten Modells mit einer erheblichen Zahl von Prädiktoren. Von den 17 geprüften Variablen (darunter zwei, welche bei drei Ausprägungen in je zwei Dummy-Variablen zerlegt wurden, so daß insgesamt 19 Prädiktoren getestet wurden) sind angesichts der großen Stichprobe nur drei nicht signifikant. Während ein multinomiales Logit-Modell bei der gleichen Anzahl von signifikanten Prädiktoren 68 Koeffizienten (einschließlich Konstanten) schätzen würde, enthält das ordinale Logit-Modell nur 20 Koeffizienten, ist also wesentlich übersichtlicher. Um die Koeffizienten untereinander vergleichbar zu machen, wurden sie auch mit den Standardabweichungen der jeweiligen erklärenden Variablen multipliziert (rechte Spalte in Tabelle 3). Sie sind gruppiert nach Merkmalen, die sich auf das Delikt, und solchen, die sich auf den Tatverdächtigen beziehen; innerhalb dieser Gruppen sind sie nach der Größe der standardisierten Koeffizienten geordnet. Hinzu kommt der Strafantrag des Opfers als "verfahrensbezogenes" Merkmal. Zum Vergleich sind auch die Ergebnisse eines linearen Regressionsmodells angegeben, welches mit Ausnahme der Kategorie "Sonstiger Diebstahl" die gleichen Einflüsse als signifikant (und auch die gleichen als nicht signifikant) ausweist wie das ordinale Logit-Modell.

¹¹ In diesem Fall tritt natürlich an die Stelle von βx (also der einzigen unabhängigen Variablen, gewichtet mit dem dazugehörigen Regressionskoeffizienten) $\sum \beta_p x_p$ ($p = 1 \dots k$), also die Summe der mit den β -Koeffizienten gewichteten Ausprägungen der unabhängigen Variablen.

Tabelle 3: Multivariates ordinales Logit-Modell für die staatsanwaltliche Entscheidung in Jugendstrafverfahren (in Klammern zum Vergleich: Entsprechende Werte eines linearen Regressionsmodells)

Variable	Koeff.	S. E.	t	Stand. Koeff.
α_1	-0,720	0,1064	-6,77	
α_2	0,098	0,1066	0,92	
α_3	0,780	0,1085	7,19	
α_4	4,723	0,1393	33,91	
(Lineare Regressionskonstante	2,502	0,0591)		
Tatmerkmale:				
Schadenshöhe	0,357 (0,171)	0,0182 0,0090	19,59 19,01	0,788 0,272)
Anzahl der Delikte	0,528 (0,135)	0,0557 0,0258	9,48 5,24	0,336 0,062)
Einbruch +	0,819 (0,225)	0,1013 0,0521	8,08 4,32	0,305 0,060)
Sonstiger Diebstahl +	-0,294 (-0,079)	0,0792 0,0430	-3,71 -1,84	-0,119 -0,023)
Haupttäter	0,466 (0,268)	0,0635 0,0337	7,34 7,94	0,223 0,092)
Tatverdächtigenmerkmale:				
Vorbelastung	0,483 (0,201)	0,0213 0,0102	22,70 19,76	0,779 0,235)
Reue	-0,659 (-0,373)	0,0674 0,0360	-9,78 -10,37	-0,330 -0,135)
Alter: Heranwachsender ++	0,570 (0,265)	0,0618 0,0338	9,23 7,86	0,271 0,091)
Arbeitslosigkeit	0,761 (0,305)	0,0933 0,0492	8,15 6,20	0,243 0,070)
Volles Geständnis +++	-0,378 (-0,193)	0,0769 0,0418	-4,91 -4,63	-0,168 -0,062)
Keine Beschuldigtenvernehmung +++	-0,450 (-0,186)	0,1168 0,0652	-3,85 -2,85	-0,113 -0,034)
Geschlecht: Weiblich	-0,302 (-0,173)	0,0660 0,0354	-4,57 -4,90	-0,133 -0,055)
Auffälligkeit beim ersten Zugriff	0,578 (0,259)	0,1287 0,0694	4,49 3,73	0,123 0,040)
Nationalität: Türkisch	0,361 (0,212)	0,0978 0,0522	3,69 4,06	0,102 0,043)
Abweichender Wohn-/Aufenthaltort	0,335 (0,219)	0,1203 0,0636	2,78 3,45	0,078 0,037)
Strafantrag	0,337 (0,165)	0,0747 0,0406	4,52 4,06	0,128 0,045)



Nicht signifikant: Sonderschulbesuch; Schadenswiedergutmachung;
Vorhandensein/Fehlen von Tatzeugen.

Devianz:	11874,21
Devianz des Nullmodells:	15355,15
Pseudo-R ² :	0,23
(R ² im linearen Modell	0,42)

+: Referenzkategorie: Ladendiebstahl
++: Heranwachsende: 18- bis 20jährige im Vergleich zu unter 18jährigen
+++: Referenzkategorie: Bestreiten des Tatvorwurfs (völlig oder teilweise)

Die Ergebnisse entsprechen allesamt den Erwartungen.¹²

Tatmerkmale: Je höher der durch das bzw. die Delikt(e) bewirkte Schaden und je größer die Anzahl der Delikte, desto schwerer die staatsanwaltliche Reaktion. Hat ein Beschuldigter einen Einbruch verübt, so führt das im Vergleich zur Referenzkategorie Ladendiebstahl zu einer schwereren, ein "sonstiger" Diebstahl dagegen zu einer leichteren Reaktion. Ebenso werden Beschuldigte, welche ihr(e) Delikt(e) als Haupttäter in einer Gruppe verübt haben, strenger sanktioniert als solche, welche die Tat(en) alleine oder nur als "Mitläufer" begangen haben.

Tätermerkmale: Den deutlichsten Einfluß hat mit großem Abstand die "strafrechtliche Vorbelastung", also die Anzahl der bereits früher gegen den Beschuldigten durchgeführten Strafverfahren. Aber auch mehrere andere Merkmale sind von Bedeutung. Staatsanwälte bevorzugen einmal Beschuldigte, die - beispielsweise bei der polizeilichen Vernehmung - Reue gezeigt haben; ebenso wirkt sich ein volles Geständnis "mildernd" auf die staatsanwaltliche Reaktion aus.¹³ Hat umgekehrt ein Beschuldigter beim "ersten Zugriff", also

¹² Begründungen der Hypothesen sowie ausführlichere Darstellungen der verwendeten Variablen finden sich bei *Ludwig-Mayerhofer* (1990). Dort werden die hier analysierten Daten, aber auch Daten zu weiteren Delikten, vor allem hinsichtlich der Dichotomie "Einstellung" vs. "Anklage" untersucht. Abweichungen der Fallzahlen der zitierten von denen der vorliegenden Arbeit ergeben sich dadurch, daß für die gegenwärtige Arbeit aus Gründen der Vereinfachung Fälle mit fehlenden Werten ausgeschlossen wurden.

¹³ Die mildere Reaktion bei fehlender Vernehmung des Beschuldigten dürfte sich so deuten lassen, daß die Staatsanwälte dann, wenn sie aus anderen Gründen eine milde Reaktion wählen, auf eine Beschuldigtenvernehmung verzichten.

z.B. bei der Festnahme durch die Polizei, sich auffällig verhalten, z.B. Widerstand geleistet oder einen Fluchtversuch unternommen, ist dies für die Staatsanwälte Anlaß für eine härtere Reaktion. Wir finden aber auch eine soziale Selektivität: Neben dem Alter führen Arbeitslosigkeit, ein "auffälliger" Wohn-/Aufenthaltort (Erziehungsheim, ohne festen Wohnsitz) sowie türkische Nationalität des Beschuldigten zu einer schwereren Reaktion. Auch eine "mildere" Behandlung weiblicher Beschuldigter im Vergleich zu männlichen Beschuldigten läßt sich feststellen, wenngleich der Effekt des Geschlechts angesichts des sehr erheblichen Einflusses anderer Variablen wie der Schadenshöhe oder der strafrechtlichen Vorbelastung, aber auch z.B. der Arbeitslosigkeit, eher nachrangig ist.

Der *Strafantrag* des Opfers soll eigentlich nur die Funktion haben, eine Verfahrenseinstellung wegen "fehlenden öffentlichen Interesses" zu verhindern. Offenbar sind die Staatsanwälte aber auch darüber hinausgehend geneigt, den Strafverfolgungsinteressen der Opfer entgegenzukommen, indem sie zu einer "strengeren" Reaktion greifen, wenn der Strafantrag vorliegt.

Da auch ordinale Logit-Modelle nach dem Maximum-Likelihood-Verfahren geschätzt werden, lassen sich inferenzstatistische Aussagen sowie solche über die Gesamterklärungskraft des Modells völlig analog zu den Arbeiten von Kühnel *et al.* bzw. Urban formulieren:¹⁴

Signifikanz einzelner Parameter: Die Standardabweichungen der Koeffizienten lassen sich aus der Informationsmatrix berechnen; sie werden von den verwendeten Programmen ebenso wie die t-Werte (Verhältnis der Koeffizienten zu ihrer Standardabweichung) routinemäßig ausgegeben. Im Beispiel sehen wir, daß mit einer Ausnahme ("abweichender Wohn-/Aufenthaltort") die Koeffizienten im herkömmlichen Sprachgebrauch sogar als "höchst signifikant" zu gelten haben, da die Werte in der Spalte "t" über 3,291 liegen.¹⁵

Signifikanz und Erklärungskraft des Gesamtmodells: Wie bei binären und multinomialen Logit-Modellen folgt die Differenz zwischen der Devianz des Nullmodells, also des Modells, welches nur die Regressionskonstanten schätzt, und der Devianz des vollen Modells, also des Modells mit allen signifikanten Prädiktoren, einer Chi-Quadrat-Verteilung mit k Freiheitsgraden (k = Anzahl der geschätzten Koeffizienten einschließlich der α -Koeffizienten). Im vorliegenden Fall ergibt sich ein Chi-Quadrat von 3473,02, welches bei 20

¹⁴ Vgl. hierzu im Kontext ordinaler Logitmodelle vor allem *McKelvey/Zavoina* 1975.

¹⁵ Vgl. aber die Hinweise bei *Guttman* 1977, S. 91 f., auf die Sinnlosigkeit solcher Bezeichnungen. Bei der Prüfung der Variablen wurde hier wie üblich ein Signifikanzniveau von 0,05 zugrunde gelegt.

Freiheitsgraden das gewählte Modell als signifikant erklärungskräftiger als das Null-Modell ausweist (was angesichts der großen Fallzahl nicht überraschend ist). Ebenso läßt sich als Maß für die Gesamterklärungskraft des Modells Pseudo-R² als $1 - (\text{Devianz volles Modell} / \text{Devianz Nullmodell})$ berechnen. Im vorliegenden Fall beträgt Pseudo-R² 0,23.

In gleicher Weise kann der Einfluß einzelner Prädiktoren bzw. Gruppen von Prädiktoren im Vergleich zum vollen Modell interferenzstatistisch abgesichert bzw. in seiner Größenordnung beurteilt werden.¹⁶

Wie schon *Urban* erwähnt hat, werden Logit-Modelle vielfach auch im Sinne von Diskriminanzanalysen eingesetzt. Wir fragen also danach, wie gut durch das Modell die (bekannte) Klassifikation der Fälle hinsichtlich der "abhängigen" Variablen, der staatsanwaltlichen Erledigung, reproduziert werden kann. Hierfür lassen sich verschiedene Regeln formulieren (s. *Anderson/Philips* 1981; als Beispiel vgl. *Ashby et al.* 1986). Folgt man derjenigen, welche zu der größten Zahl von richtigen Zuordnungen führt, so klassifiziert man die Fälle in diejenige Kategorie, für welche sie die höchste Wahrscheinlichkeit aufweisen.¹⁷ Die Wahrscheinlichkeiten werden gemäß Formel (4) berechnet. In dem einfachen Beispiel der Tabelle 1 würden also alle Fälle mit 1, 2 oder 3/4 Delikten in die Gruppe der Anklagen vor dem Einzelrichter, diejenigen mit 5 und mehr Delikten in die Gruppe der Anklagen vor dem Jugendschöffengericht eingeordnet. Hieran läßt sich erkennen, daß die Klassifikation mit durch die Häufigkeit der einzelnen Ausprägungen der abhängigen Variablen bestimmt wird. Tatsächlich zeigt sich auch in dem relativ komplexen Modell aus Tabelle 3, daß kein einziger Fall in die zweite oder dritte Gruppe (also Verfahrenseinstellungen "mit Reaktion" oder Antrag auf vereinfachtes Verfahren) klassifiziert würde. Wir haben die Klassifikation des Modells im Verhältnis zu den beobachteten Werten in Tabelle 4 angegeben. Dort sind zum Vergleich auch die Vorhersagen aus drei weiteren Modellen (mit den gleichen Prädiktoren) enthalten:

- einem *multinomialen Logit-Modell*,
- einem *linearen Regressionsmodell* sowie
- einer *linearen Diskriminanzanalyse*.

Wenn man die individuelle Klassifikation der Fälle durch das *ordinale Logit-Modell* in *Tabelle 4 a)* mit der scheinbar schon relativ guten Reproduktion der Wahrscheinlichkeiten

¹⁶ Letzteres wäre also die (bei mehreren Prädiktoren: multiple) quadrierte semipartielle Korrelation, vgl. dazu *Andreß* 1986, S. 104 ff. und 112 ff.

¹⁷ Dies ist auch die Verfahrensweise von GAUSS und LIMDEP.

durch eine einzige Variable in Tabelle 1 vergleicht, könnte man zunächst die Leistungsfähigkeit des ordinalen Logit-Modells als nicht sehr hoch einzustufen geneigt sein. Tatsächlich führt dieses Modell zu 55,9 % richtiger Klassifikationen, was zwar im Vergleich zu einer rein zufälligen Klassifikation, nicht aber im Vergleich zu einem wünschbaren Ergebnis weitgehend richtiger Einstufungen als gut gelten kann. Vergleicht man jedoch das ordinale Logit-Modell mit möglichen Alternativen, so zeigt sich, daß es die vorhandene Information relativ gut ausnutzen dürfte: Mit einem *multinomialen Logit-Modell* werden zwar einige Fälle in die Gruppen 2 und 3 eingestuft, die Zahl richtiger Klassifikationen liegt allerdings gerade um 11, also 0,2 % der gesamten Stichprobe, über der des ordinalen Logit-Modells. Obwohl das multinomiale Logit-Modell also 48 Koeffizienten mehr schätzt als das ordinale Logit-Modell (und auf diese Weise zu einem Pseudo- R^2 von 0,26 kommt), zahlt sich dies auf der Ebene der individuellen Klassifikation praktisch nicht aus. Noch wesentlich schlechter schneiden die beiden Modelle hinsichtlich der richtigen Zuordnung ab, welche in Tabelle 4c) und 4d) enthalten sind. Das *lineare Regressionsmodell* scheint zwar oberflächlich betrachtet mit dem ordinalen Logit-Modell übereinzustimmen. Der Bereich der durch das lineare Regressionsmodell vorhergesagten Werte für die abhängige Variable liegt jedoch zwischen 1,7 und 6,5! Das Regressionsmodell schätzt also Werte für die abhängige Variable, welche empirisch überhaupt nicht möglich sind. Aber selbst wenn man alle Fälle, die einen vorhergesagten Wert von 5,5 übersteigen, mit 5 codiert (wie in Tab. 4 geschehen), ist die Klassifikationsleistung relativ schlecht, weil kein einziger Fall mit dem Wert 1 richtig vorhergesagt wird. Insgesamt werden durch das lineare Regressionsmodell nur 32,2 % der Fälle richtig vorhergesagt.

Um einiges besser, aber immer noch schlechter als die der beiden Logit-Modelle, sind die Schätzungen anhand einer *linearen Diskriminanzanalyse*. Diese klassifiziert 45,4 % aller Fälle richtig und liegt damit zwischen den beiden Logit-Modellen und dem linearen Regressionsmodell.



Tabelle 4: Beobachtete und durch verschiedene multivariate Modelle vorhergesagte Klassifikation jugendstaatsanwaltlicher Entscheidungen (vgl. Tabelle 3)

a) Ordinales Logit-Modell

VORHERGESAGT

BEOBACHTET	Gruppe 1	Gruppe 2	Gruppe 3	Gruppe 4	Gruppe 5	Summe
Gruppe 1	793	0	0	412	1	1206
Gruppe 2	440	0	0	215	1	656
Gruppe 3	274	0	0	271	3	548
Gruppe 4	250	0	0	1895	142	2287
Gruppe 5	2	0	0	338	284	624
Summe	1759	0	0	3131	431	5321

Anzahl richtiger Klassifikationen (in der Tabelle fett): 2972 (55,9%)

b) Multinomiales Logit-Modell

VORHERGESAGT

BEOBACHTET	Gruppe 1	Gruppe 2	Gruppe 3	Gruppe 4	Gruppe 5	Summe
Gruppe 1	876	10	6	314	0	1206
Gruppe 2	465	13	4	173	1	656
Gruppe 3	288	13	7	239	1	548
Gruppe 4	331	11	11	1820	114	2287
Gruppe 5	5	1	0	351	267	624
Summe	1965	48	28	2897	383	5321

Anzahl richtiger Klassifikationen: 2983 (56,1%)

c) Lineares Regressionsmodell

VORHERGESAGT

BEOBACHTET	Gruppe 1	Gruppe 2	Gruppe 3	Gruppe 4	Gruppe 5	Summe
Gruppe 1	0	757	414	34	1	1206
Gruppe 2	0	440	192	24	0	656
Gruppe 3	0	269	232	44	3	548
Gruppe 4	0	228	1150	747	162	2287
Gruppe 5	0	2	79	246	297	624
Summe	0	1696	2067	1095	463	5321

Anzahl richtiger Klassifikationen: 1716 (32,2%)

d) Lineare Diskriminanzanalyse

VORHERGESAGT

BEOBACHTET	Gruppe 1	Gruppe 2	Gruppe 3	Gruppe 4	Gruppe 5	Summe
Gruppe 1	499	387	165	145	10	1206
Gruppe 2	193	278	118	58	9	656
Gruppe 3	113	164	177	79	15	548
Gruppe 4	257	215	354	1006	455	2287
Gruppe 5	8	3	18	143	452	624
Summe	1070	1047	832	1431	941	5321

Anzahl richtiger Klassifikationen: 2412 (45,4%)

Allerdings ändert sich die Bewertung der Klassifikationsleistung der verschiedenen Modelle, wenn man sich nicht nur auf die völlig korrekten Klassifikationen bezieht, sondern z.B. danach fragt, wieviel Fälle in die richtige Kategorie oder aber in *eine unmittelbar neben der richtigen Kategorie liegende Gruppe* eingeordnet werden, was angesichts der ordinalen Natur der abhängigen Variablen u.U. als sinnvoll angesehen werden kann (vgl. *Ashby et al.* 1986). Die vier Modelle sagen in diesem Sinne als richtig oder "beinahe richtig" voraus:

Ordinales Logit:	4163	(78,2%)
Multinomiales Logit:	4190	(78,7%)
Lineare Regression:	4536	(85,2%)
Diskriminanzanalyse:	4305	(80,9%)

Hier schneidet also das lineare Regressionsmodell am besten ab, weil es in ganz erheblichem Umfang Fälle als "beinahe richtig" klassifiziert, während die beiden Logit-Modelle, indem sie die Kategorien 2 und 3 ganz bzw. weitgehend vermeiden, zu einer relativ geringen Anzahl solcher Klassifikationen kommen.

In ähnlicher Weise drückt sich dies aus, wenn wir in Analogie zum Vorgehen bei *Urban* (1990) den Zusammenhang zwischen beobachteten und vorhergesagten Werten in einem Korrelationsmaß ausdrücken. Wir betrachten dazu einmal den Koeffizienten Gamma, welcher auch als PRE-Maß interpretiert werden kann (vgl. *Benninghaus* 1979), zum anderen Spearman's Rho.¹⁸ Dieser Koeffizient ist zwar im Grunde genommen bei so vielen "Ties" wenig sinnvoll, jedoch berücksichtigt er als einziger den Abstand zwischen den verschiedenen Ausprägungen der Variablen (*Tabelle 5*).

Tabelle 5: Zusammenhang zwischen beobachteter und vorhergesagter Klassifikation für verschiedene Modelle (vgl. Tab. 4):

	Gamma	Spearman's Rho
Ordinales Logit	0,79	0,62
Multinomiales Logit	0,80	0,63
Lineare Regression	0,77	0,66
Lineare Diskriminanzanalyse	0,68	0,63

¹⁸ Dieser Koeffizient wird von *McKelvey/Zavoina* 1975 vorgeschlagen.

Während also bei Betrachtung von Gamma, welches nicht berücksichtigt, wie weit die Schätzungen des Modells von den beobachteten Werten entfernt liegen, das ordinale und das multinomiale Logit-Modell am besten abschneiden (überraschenderweise die lineare Diskriminanzanalyse am schlechtesten), kommt in den Werten von Rho zum Ausdruck, daß beim linearen Regressionsmodell die Zahl der "beinahe richtig" klassifizierten Fälle im Vergleich der vier Modelle am größten ist.

Es sollte allerdings beachtet werden, daß es Klassifikationsregeln gibt, welche auch für das ordinale Logit-Modell zwar zu einer geringeren Zahl richtiger, möglicherweise aber einer höheren Zahl "beinahe richtiger" Klassifikationen führen. Eine solche Vorgehensweise besteht darin, für jeden Fall den durch das Modell geschätzten Wert $z = \sum \beta_p x_p$ ($p = 1 \dots k$) zu berechnen. Liegt z unter α_1 , wird der Fall in die erste Kategorie der abhängigen Variablen eingestuft, für $\alpha_1 \leq z < \alpha_2$ in die zweite Kategorie, usw. (vgl. *Anderson/Philips* 1981, S. 26). In unserem Beispiel ergibt sich damit die Klassifikation in Tabelle 6.

Tabelle 6: Beobachtete und durch ordinale Logit-Modell vorhergesagte Klassifikation staatsanwaltlicher Entscheidungen (alternative Klassifikationsregel)

BEOBACHTET	VORHERGESAGT					Summe
	Gruppe 1	Gruppe 2	Gruppe 3	Gruppe 4	Gruppe 5	
Gruppe 1	200	604	220	182	0	1206
Gruppe 2	113	334	107	101	1	656
Gruppe 3	58	221	113	153	3	548
Gruppe 4	18	244	362	1526	137	2287
Gruppe 5	0	3	8	332	281	624
Summe	389	1406	810	2294	422	5321

Nach dieser Regel werden zwar nur mehr 2454 (46,1 %) Fälle in die richtige Kategorie eingeordnet, die Zahl von Einordnungen in die richtige oder eine benachbarte Kategorie beträgt jetzt aber 4483 (84,3 %), erreicht also fast diejenige des linearen Regressionsmodells. Dementsprechend geht der Wert von Gamma für Tabelle 6 auf 0,74 zurück, derjenige von Rho steigt dagegen auf 0,66, also den Wert für das lineare Regressionsmodell.

Nach der Klassifikationsleistung der verschiedenen Verfahren (und auch nach den Signifikanztests für die einzelnen Koeffizienten, welche, wie erwähnt, für das lineare Regressionsmodell im konkreten Fall praktisch zu den gleichen Entscheidungen führten wie für

das ordinale Logit-Modell) könnte man zu dem Schluß kommen, daß die Unterschiede zwischen ordinalem Logit-Modell und linearem Regressionsmodell in der Praxis nicht sehr erheblich sind. Nach unseren Erfahrungen dürfte das zwar in den meisten Fällen zutreffen. Es darf aber nicht vergessen werden, daß grundsätzlich das lineare Regressionsmodell zu falschen Entscheidungen über die Signifikanz einzelner Prädiktoren führen kann, weil es von Voraussetzungen ausgeht, welche bei einer ordinalskalierten Variablen häufig nicht gegeben sind.¹⁹ Auch der starke "Mittelwert-Bias" des linearen Regressionsmodells, welcher in Tabelle 4c) deutlich wird, läßt es ratsam erscheinen, die Anwendung linearer Regressionsmodelle auf Datenstrukturen wie die vorliegende eher mit Vorsicht zu handhaben.

3 Mögliche alternative Verfahren und Ausklang

Das hier vorgestellte ordinale Logit-Modell ist keineswegs die einzige Möglichkeit einer angemessenen multivariaten Modellierung der Einflüsse auf eine ordinalskalierte abhängige Variable. Auf folgende mögliche Alternativen sei hier kurz hingewiesen:

- Anstelle der kumulativen Logits ließen sich auch "kumulative Probits" verwenden, so wie auch die Einflüsse auf binäre abhängige Variablen nicht nur mit Logit-, sondern auch mit Probit-Modellen geschätzt werden können. Allerdings unterscheiden sich die Ergebnisse beider Modelle in der Regel nicht, da die Dichtefunktion der logistischen Verteilung und der Standardnormalverteilung recht ähnlich sind. Im übrigen können mit den im Anhang vorgestellten Programmen GAUSS und LIMDEP gleichermaßen Logit- wie Probit-Modelle geschätzt werden.
- Bei *Agresti* (1983, 1984) werden log-lineare Modelle für ordinalskalierte Variablen diskutiert, welche auch mit der SPSS-Prozedur LOGLINEAR geschätzt werden können (s. auch Hinweise im Anhang). Diese Modelle führen in der Regel zu ähnlichen Entscheidungen über die Signifikanz einzelner Parameter. Allerdings berücksichtigen sie nicht die kumulativen, sondern jeweils nur die "benachbarten" Logits.
- Wenn man ordinalskalierte Variablen als unvollkommene Messung von zugrundeliegenden (latenten) intervallskalierten Variablen auffaßt, läßt sich nach den Ergebnissen von *Jöreskog/Sörbom* (1988) die polychorische Korrelation als beste Schätzung für die zugrundeliegende Produkt-Moment-Korrelation in einem LISREL-Modell verwenden

¹⁹ Im hier verwendeten Beispiel ist z.B. die bei Tests unterstellte Normalverteilungsannahme der Residuen mit Sicherheit nicht gegeben. - Ein Beispiel für Divergenzen zwischen einem linearen Regressionsmodell und einem Probit-Modell (vgl. Abschnitt 3) für ordinale Variablen findet sich bei *Winship/Mare* 1984.

(s. *Graffl/Schmidt* 1985; *Pfeifer/Schmidt* 1987). Diese Vorgehensweise dürfte vor allem dann sinnvoll sein, wenn für die latenten Variablen mehrere Indikatoren zur Verfügung stehen. Alternative Modelle mit ähnlichem Grundgedanken sind z.B. von *Muthén* (1983, 1984) oder *Bye et al.* (1985) entwickelt worden, das LISREL-Modell hat jedoch den Vorteil, in einem standardisierten Programmpaket zur Verfügung zu stehen.

- Schließlich wird in der Literatur auch vorgeschlagen, ordinalskalierte Variablen so zu transformieren, daß sie den Verteilungsannahmen linearer Regressionsmodelle (oder gegebenenfalls anderer gewünschter Verfahren) so gut als möglich entsprechen; gegebenenfalls könnten dann robuste Verfahren zur Modellierung der Zusammenhänge angewendet werden (s. *Brockett* 1981; *Golden/Brockett* 1987).

Die Vielzahl (wenn auch nicht immer leicht) verfügbarer multivariater Modelle für ordinalskalierte Variablen dürfte wohl die soziologische Debatte der 70er Jahre,²⁰ ob Verfahren, welche für intervallskalierte Variablen entwickelt wurden, auch bei ordinalskalierten Variablen angewendet werden können, endgültig in den Bereich des Historischen verweisen. Nicht historisch dürfte jedoch die soziologische Konfusion hinsichtlich der Frage sein, ob und unter welchen Umständen ein höheres Meßniveau als das einer Ordinalskala erreicht werden kann. So ist die häufig vertretene Ansicht, daß es sich bei den üblichen Likert-skalierten Items zur Erfassung von Attitüden um Messungen auf Ordinalskalenniveau handelt, keinesfalls unumstritten; es dürfte sinnvoller sein, solche Items als *ungenau* Messungen auf Intervallskalenniveau zu behandeln.²¹ Ebenso sollten Soziologen die Hinweise aus der psychometrischen Literatur zur Kenntnis nehmen, wie sich gerade in diesem Bereich (der Erhebung von Attitüden) die Genauigkeit der Messungen durch entsprechende Verfahren deutlich verbessern läßt. Die Anwendung solcher Verfahren dort, wo dies angemessen ist, würde daneben immer noch eine Vielzahl ordinalskalierter Variablen übriglassen, für die das hier vorgestellte Verfahren eine Analysemöglichkeit darstellt.

LITERATUR

Agresti, A. (1983)
A Survey of Strategies for Modeling Cross-Classifications Having Ordinal Variables.
In: *Journal of the American Statistical Association* 78: 184-198.

²⁰ Vgl. dazu exemplarisch die Arbeiten von *Kim* 1975, *O'Brien* 1979, *Bollen/Barb* 1981, *Henry* 1982, welche auch jeweils Verweise auf die vorangegangene Diskussion enthalten.

²¹ In dieser Hinsicht wird hier der Standpunkt von *Borgatta/Bohmstedt* 1972 vertreten. Nicht zutreffend dürfte dagegen deren Vermutung sein, daß solche Messungen auch immer näherungsweise einer Normalverteilung folgen.



- Agresti, A. (1984)
Analysis of Ordinal Categorical Data.
New York: Wiley.
- Albrecht, P.-A. (Hrsg.) (1990)
Informalisierung des Rechts.
Berlin: de Gruyter (im Erscheinen).
- Anderson, J. A./Philips, P. R. (1981)
Regression, Discrimination and Measurement Models for Ordered Categorical Variables.
In: Applied Statistics 30: 22-31.
- Andreas, H.-J. (1986)
GLIM.
Braunschweig: Vieweg.
- Ashby, D./Pocock, S. J./Shaper, A. G. (1986)
Ordered Polytomous Regression: An Example Relating Serum Biochemistry and Haematology to Alcohol Consumption.
In: Applied Statistics 35: 289-301.
- Benninghaus, H. (1979, 3. Aufl.)
Deskriptive Statistik.
Stuttgart: Teubner.
- Bollen, K. A./Barb, K. H. (1981)
Pearson's r and Coarsely Categorized Measures.
In: American Sociological Review 46: 232-239.
- Borgatta, E. F./Bohrnstedt, G. W. (1972)
How One Normally Constructs Good Measures.
In: Sociological Methods and Research 1: 3-12.
- Brockett, P. L. (1981)
A Note on Numerical Assignment of Scores to Ranked Categorical Data.
In: Journal of Mathematical Sociology 8: 91-101.
- Bye, B. VVGallichio, S. J./Dykacz, J. M. (1985)
Multiple-Indicator, Multiple-Cause Models for a Single Latent Variable with Ordinal Indicators.
In: Sociological Methods and Research 13: 487-509.
- Geißler, R./Marißen, N. (1988)
Junge Frauen und Männer vor Gericht.
In: KZfSS 40, S. 505-526.
- Golden, L. L./Brockett, P. L. (1987)
The Effect of Alternative Scoring Methods on the Analysis of Rank Order Categorical Data.
In: Journal of Mathematical Sociology 12: 383-419.



- Graff, J./Schmidt, P. (1985)
Structural Equation Models for Qualitative Observed Variables.
In: P. Nijkamp (Hrsg.), *Measuring the Unmeasurable*.
Den Haag: Nijhus.
- Guttman, L. (1977)
What is Not What in Statistics.
In: *The Statistician* 26: 81-107.
- Heidenreich, K. (1987)
Grundbegriffe der Meß- und Testtheorie.
In: E. Roth (Hrsg.), *Sozialwissenschaftliche Methoden*
München, Wien: Oldenbourg.
- Henry, F. (1982)
Multivariate Analysis and Ordinal Data.
In: *American Sociological Review* 47: 299-304.
- Jöreskog, K. G./Sörbom, D. (1988)
LISREL 7. A Guide to the Program and Applications.
Chicago: SPSS, Inc.
- Kim, J.-O. (1975)
Multivariate Analysis of Ordinal Variables.
In: *American Journal of Sociology* 81: 261-298.
- Kriz, J. (1973)
Statistik in den Sozialwissenschaften.
Reinbek bei Hamburg: Rowohlt.
- Kühnel, S./Jagodzinski, W./Terwey, M. (1989)
Teilnehmen oder Boykottieren: Ein Anwendungsbeispiel der binären logistischen Regression mit SPSSx.
In: *ZA-Information* 25: 44-75.
- Ludwig-Mayerhofer, W. (1990)
Die staatsanwaltliche Diversionspraxis im Jugendstrafrecht.
In: Albrecht, P.-A. (Hrsg.) (1990): *Informalisierung des Rechts*.
Berlin: de Gruyter.
- Maddala, G. S. (1983)
Limited-dependent and Qualitative Variables in Econometrics.
Cambridge: Cambridge University Press.
- McCullagh, P. (1980)
Regression Models for Ordinal Data
In: *Journal of the Royal Statistical Society, Series B* 42: 109-142.
- McKelvey, R./Zavoina, W. (1975)
A Statistical Model for the Analysis of Ordinal Level Dependent Variables.
In: *Journal of Mathematical Sociology* 4: 103-120.



Muthén, B. (1983)

Latent Variable Structural Equation Modeling with Categorical Data.

In: Journal of Econometrics 22: 43-65.

Muthén, B. (1984)

A General Structural Equation Model with Dichotomous, Ordered Categorical, and Continuous Latent Variable Indicators.

In: Psychometrika 49: 115-132.

O'Brien, R. M. (1979)

The Use of Pearson's R with Ordinal Data.

In: American Sociological Review 44: 851-857.

Pfeifer, A./Schmidt, P. (1987)

Die Analyse komplexer Strukturgleichungsmodelle.

Stuttgart: G. Fischer.

Urban, D. (1990)

Multinomiale LOGIT-Modelle zur Bestimmung der Abhängigkeitsstruktur qualitativer Variablen mit mehr als zwei Ausprägungen.

In: ZA-Information 26: 36-61.

Winship, C./Mare, R. D. (1984)

Regression Models with Ordinal Variables.

In: American Sociological Review 49: 512-525.

ANHANG

Programme zur Berechnung ordinaler Logit-Modelle

Die Analysen dieser Arbeit wurden mit GAUSS, Version 2.0 gerechnet. Außer diesem Programm können noch LIMDEP und in der neuesten Version auch BMDP ordinale Logit-Modelle schätzen, ohne daß der Benutzer selbst die Likelihood-Funktion o.a. spezifizieren muß. Mit allen drei Programmen ist auch die Schätzung von binären und multinomialen Logit-Modellen möglich, so daß diese Programme sich für diejenigen anbieten, welche alle Varianten von Logit-Modellen schätzen wollen. Mit SAS können (am Großrechner) ordinale Logit-Modelle berechnet werden, sofern die User Procedure "Logist" verfügbar ist.

Obwohl LIMDEP um einiges komfortabler zu handhaben ist als GAUSS, muß doch auf die erheblichen Unterschiede in der Verarbeitungsgeschwindigkeit zwischen beiden Programmen am PC hingewiesen werden: GAUSS arbeitet - solange man nicht innerhalb der Statistikprozeduren Datentransformationen vornimmt - bei großen Dateien, wie sie hier verwendet wurden, ca. um den Faktor 8 schneller (dies gilt wahrscheinlich für alle Proze-



duren mit ML-Schätzung); aber auch mit Transformationen hat GAUSS die 3- bis 4fache Verarbeitungsgeschwindigkeit.

Trotzdem hier einige Hinweise zu LIMDEP: In die Liste der Regressoren ist eine Konstante (ONE) aufzunehmen. Der Koeffizient für diese Konstante entspricht dem Logit $\ln((1 - p_1) / p_1)$, also im Absolutbetrag, aber nicht im Vorzeichen der Konstante α_1 . Die Koeffizienten, welche mit MU(1) bis MU(r-2) bezeichnet sind, geben die Differenz zwischen den Koeffizienten α_2 bis α_{r-1} und α_1 an. Es empfiehlt sich also, einfach das Vorzeichen des Koeffizienten für "ONE" zu vertauschen; um α_2 bis α_{r-1} zu erhalten, sind jeweils die Koeffizienten MU(1) bis MU(r-2) zu α_1 zu addieren.

Für die Benutzung von GAUSS sei auf folgende Fehlerquellen in der Datei "Ordered.arc" hingewiesen: Wenn das Programm bei Verwendung einer einzigen unabhängigen Variablen mit der Meldung "Index out of range" abbricht, muß im Quellcode das Statement (in der von mir benutzten Version in Zeile 450, nach der Ausgabe der Deskriptiv-Statistiken)

```
if maxc(minx[2:rows(minx)] == maxx[2:rows(minx)]) == 1  
geändert werden zu  
if maxc(minx[1:rows(minx)] == maxx[1:rows(minx)]) == 1.
```

Sofern Datentransformationen mit "dtran" vorgenommen wurden, kann es zu einer Fehlermeldung ("rows don't match") kommen. Dies kann z.B. behoben werden, indem im "Output-Teil" (Zeile 604) des Quellcodes die Zeile

```
omat = ivlbl~abml[ncon+1:nparm,1]~seml ...  
geändert wird zu: omat = xlbl~abml ...
```

Mit dem BMDP-Modul "PR", welches ab 1990 verfügbar ist, können sowohl multinomiale als auch ordinale Logit-Modelle geschätzt werden. Bei letzteren können als abhängige Variable auch die sog. "benachbarten" Logits verwendet werden. Außerdem sind in diesem Programm auch Verfahren der Modelldiagnostik enthalten. Ob man in der BMDP-typischen Möglichkeit der schrittweisen Modellsuche einen Vor- oder einen Nachteil sieht, dürfte vom Standpunkt des Benutzers abhängen; in jedem Fall lassen sich auch spezifizierte Modelle testen. Kritisch anzumerken ist, daß am PC durch den beschränkten Arbeitsspeicher - in Abhängigkeit von den Fallzahlen - nicht beliebig große Modelle geschätzt werden können. In den meisten Fällen dürfte hieraus kein Problem entstehen, aber für das Modell in Tabelle 3 dieser Arbeit z.B. ist der verfügbare Arbeitsspeicher bei wei-



tem nicht ausreichend⁷². In inhaltlicher Hinsicht ist zu beachten, daß BMDP die abhängige Variable in der in Fußnote 4 angegebenen umgekehrten Reihenfolge spezifiziert.

Mit SPSS ist dagegen nur die Möglichkeit gegeben, sog. *ordinale log-lineare* Modelle zu schätzen (vgl. *Agresti* 1983, 1984); abgesehen davon, daß diese nur bedingt als Ersatz für ordinale Logit-Modelle fungieren können, sind hier auch am Großrechner sehr schnell die Speichergrenzen überschritten, so daß nur Modelle mit sehr wenigen "unabhängigen" Variablen (welche es bei log-linearen Modellen im Grunde ja nicht gibt) geschätzt werden können.

Als Nachtrag zu den Arbeiten von *Kühnel et al.* bzw. *Urban* sei - neben dem neuen BMDP-Modul "PR" - auf folgendes hingewiesen: SPSS/PC* enthält ab Version 3.1 eine Prozedur zur Schätzung binärer logistischer Regressionsmodelle, welche die bei *Kühnel et al.* geschilderten Umwege überflüssig macht; nach wie vor können jedoch keine multinomialen Logit-Modelle geschätzt werden. Daher sei hier noch das Stand-Alone-Programm KALOS/C erwähnt, welches zur Schätzung binärer und multinomialer Logit-Modelle geeignet ist. Hierbei handelt es sich um eine für PC unter UNIX oder MS-DOS adaptierte Version des Programms KALOS von *Roeding/Küsters/Armingier*, welche von Götz *Rohwer* am Hamburger Institut für Sozialforschung entwickelt wurde und über ihn bezogen werden kann

(Adresse des Instituts: Mittelweg 36, 2000 Hamburg 13). Dieses sehr einfach zu handhabende Programm dürfte von Interesse für all diejenigen sein, welche mit "ihrem" Statistik-Paket keine multinomialen Logit-Modelle berechnen können, denen aber ein anderes Programm nicht zur Verfügung steht. KALOS/C ist auch ca. um den Faktor 2 schneller als LIMDEP. Grundsätzlich sollten diese Hinweise auch verdeutlichen, daß es "das" Statistik-Paket für Sozialwissenschaftler nicht gibt und daß es sinnvoller sein dürfte, sich in mehrere Programme einzuarbeiten, als auf ein Programm zu warten, welches alle Wünsche erfüllen kann.

Wolfgang Ludwig-Mayerhofer

Universität Bielefeld, Sfb 227, Teilprojekt C1
Postfach 8640
4800 Bielefeld 1

⁷² Eine angekündigte Extended-Memory-Version soll diese Probleme jedoch beheben.