

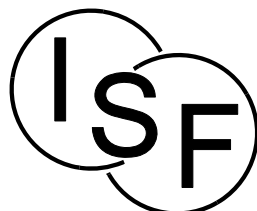
Luca Mariotti & Jost Reinecke

***Wachstums- und Mischverteilungsmodelle
unter Berücksichtigung unbeobachteter
Heterogenität: Empirische Analysen zum
delinquenten Verhalten Jugendlicher in
Duisburg***

Sozialwissenschaftliche Forschungsdokumentationen 21

Institut für sozialwissenschaftliche Forschung e. V.

Münster 2010

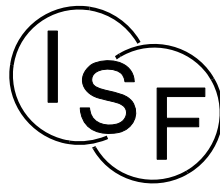


Luca Mariotti & Jost Reinecke

***Wachstums- und Mischverteilungsmodelle
unter Berücksichtigung unbeobachteter
Heterogenität: Empirische Analysen zum
delinquenten Verhalten Jugendlicher in
Duisburg***

Münster 2010

Sozialwissenschaftliche Forschungsdokumentationen 21



© Institut für sozialwissenschaftliche Forschung e. V.
Steinfurter Str. 555, 48159 Münster

Reinecke, Jost:

Wachstums- und Mischverteilungsmodelle unter Berücksichtigung
unbeobachteter Heterogenität: Empirische Analysen zum delinquenten Verhalten
Jugendlicher in Duisburg

Münster: Institut für sozialwissenschaftliche Forschung e. V., 2010
ISBN 3-926083-33-6

(Sozialwissenschaftliche Forschungsdokumentationen; 21)

Zitierweise:

Mariotti, L. & Reinecke, J. (2010): Wachstums- und Mischverteilungsmodelle unter
Berücksichtigung unbeobachteter Heterogenität: Empirische Analysen zum delinquenten
Verhalten Jugendlicher in Duisburg. Sozialwissenschaftliche Forschungsdokumentationen 21.
Münster: Institut für sozialwissenschaftliche Forschung e.V.

ISSN 0937-5066

Sozialwissenschaftliche Forschungsdokumentationen

ISBN 3-926083-33-6

© Institut für sozialwissenschaftliche Forschung e. V.

Steinfurter Str. 555, 48159 Münster

Alle Rechte vorbehalten

Printed in Germany

Abstract

Die Anwendung von Mischverteilungen im Rahmen von Wachstumsmodellen hat sich in der kriminologischen Längsschnittforschung als Standardmethode für die Analyse der Entwicklung abweichenden Verhaltens etabliert (vgl. Reinecke, 2006). Insbesondere Paneluntersuchungen von kriminologisch relevanten Informationen sind oft von schiefen Verteilungen und Panelmortalität geprägt. Das statistische Programm *Mplus* (Muthén & Muthén, 1998-2007) ermöglicht die Untersuchung unbeobachteter Heterogenität sowohl unter der Annahme einer Zero-Inflated-Poisson Verteilung als auch unter Berücksichtigung fehlender Werte. In diesem Band werden fünf Wellen einer kriminal- und jugendsoziologischen Längsschnittstudie (vgl. Boers, Seddig & Reinecke, 2009a) für die Modellanalysen verwendet. Um die Auswirkungen der Panelmortalität auf die Verlaufsanalysen besser beurteilen zu können, werden hier zwei verschiedene Datensätze benutzt und verglichen: der erste Datensatz berücksichtigt alle Befragten, die an allen fünf Wellen teilgenommen haben, während der zweite alle Teilnehmern enthält, die an mindestens zwei Erhebungen teilgenommen haben. Die fehlende Informationen können durch ein statistische Verfahren (Full-Information-Maximum-Likelihood, vgl. Arbuckle, 1996) mit dem Programm *Mplus* geschätzt werden. Das schrittweise Vorgehen für die Identifizierung der besten Klassenanzahl bevorzugt eine vier Klassen Lösung, in der nur das Intercept frei variieren darf. Eine größere Klasse, die keine oder kaum abweichende Verhalten aufweist (non-offenders), eine weitere Klasse mit einem konstanten Anstieg über den gesamten Zeitraum (increasers), eine gleichgroße Klasse (desistents), die bei der die Delinquenz sinkt und eine letzte kleinere Klasse, die eine höhere Devianz aufweist (high-rates). Die Ergebnisse gelten für beide o.g. Datensätze, wobei im zweiten höhere Mittelwerte der Häufigkeiten zu beobachten sind. Dies weist sowohl darauf hin, dass durch die Panelmortalität viele wichtige Fälle verloren gegangen sind als auch darauf, dass die Ergebnisse der GMM Analyse deutlich stabil sind.

Inhaltsverzeichnis

1	Einführung	6
2	Modelltypen	7
2.1	Das klassische Wachstumsmodell	7
2.2	Mischverteilungsmodelle	9
2.3	Modellschätzung und Modellevaluation	10
2.4	Spezielle Varianten von Mischverteilungsmodellen	12
2.4.1	Das Wachstumsmodell mit latenten Klassen	12
2.4.2	Die Modellierung bei Zählvariablen (Poisson-Verteilung)	13
2.4.3	Das Poisson-Modell bei seltenen Ereignissen	13
3	Mischverteilungsmodelle in der kriminologischen Längsschnittforschung	14
4	Die empirische Studie	18
4.1	Erhebungsdesign und deskriptive Ergebnisse	18
4.2	Fehlende Werte in den Längsschnittdaten	19
5	Ergebnisse zu den Wachstumsmodellen	23
6	Ergebnisse zu den Mischverteilungsmodellen	26
6.1	LCGA für das vollständige Panel (N=1552)	26
6.2	LCGA für das nicht vollständige Panel (N=3909)	31
6.3	Vergleich der LCGA-Modelle für beide Paneldatensätze	34
6.4	GGMM für das vollständige Panel (N=1552)	36
6.4.1	GGMM mit <i>random intercept</i>	36
6.4.2	GGMM mit <i>random slope</i>	40
6.4.3	GGMM mit <i>random intercept</i> und <i>random slope</i>	41
6.4.4	Modellvergleich	43
6.5	GGMM für das nicht vollständige Panel (N=3909)	44
6.5.1	GGMM mit <i>random intercept</i>	45
6.5.2	GGMM mit <i>random slope</i>	48
6.5.3	GGMM mit <i>random intercept</i> und <i>random slope</i>	50
6.5.4	Modellvergleich	51
6.6	Zusammenfassender Vergleich	52
7	Diskussion	55
8	Literatur	59
9	Anhang	64
9.1	Wachstumsmodelle	64
9.1.1	Lineares Wachstumsmodell	64
9.1.2	Quadratische Wachstumsmodelle	69
9.2	Mischverteilungsmodelle	82
9.2.1	LCGA	82
9.2.2	GGMM	102

1 Einführung

Längsschnittstudien mit wiederholten Messungen sind notwendig, um Stabilität und Wandel von interessierenden Sachverhalten bei Individuen und Gruppen zu untersuchen. Paneldaten eignen sich einerseits zur Analyse intraindividuelle Entwicklungen substanzieller Variablen über einen gegebenen Zeitraum als auch andererseits zur Betrachtung interindividueller Dispositionen. Innerhalb des Strukturgleichungsansatzes (für einen Überblick vgl. Reinecke, 2005) haben sich so genannte Wachstumsmodelle (*growth curve models*) zur Beschreibung von intra- und interindividuellen Entwicklungsprozessen durchgesetzt. Auf Rao (1958) und Tucker (1958) geht die Entwicklung des Basismodells zurück, die Formalisierung mit Hilfe von Strukturgleichungen diskutieren (Meridith und Tisak 1984, 1990). Die Formalisierung des Wachstumsmodells verdeutlicht seine Mehrebenenstruktur (Liang & Zeger, 1986; Goldstein, 1987; Bryk & Raudenbush 1992). Die wiederholt gemessenen manifesten Variablen enthalten die empirischen Informationen auf der ersten Ebene während die latenten Variablen des Wachstumsmodells die zweite Ebene bilden (vgl. auch die Diskussion in Hox, 2002). Sowohl Browne und du Toit (1991) als auch Willet und Sayer (1994) zeigen, daß formal keine Differenz zwischen Mehrebenengleichungen und Strukturgleichungen existiert (vgl. auch Bauer, 2003; Curran, 2003). Die Modellierungsmöglichkeiten mit Strukturgleichungen sowie Anwendungsbeispiele werden in Duncan et al. (2006), Bollen und Curran (2006) sowie Preacher et al. (2008) erörtert. Eine kurze Einführung in das Wachstumsmodell wird in Abschnitt 2.1 gegeben.

Beobachtete Heterogenität in Wachstumsmodellen kann durch die Berücksichtigung relevanter Variablen (z. B. Geschlecht) überprüft werden. Die Annahme, daß Entwicklungsprozesse auf einer homogenen Population beruhen, muss aber im Falle der unbeobachteten Heterogenität hinterfragt werden. Dies würde bedeuten, daß nicht die Variation einer Wachstumskurve modelliert wird, sondern verschiedene Wachstumskurven basierend auf unterschiedlichen Gruppen (Klassen) von Individuen. Der entsprechende statistische Rahmen zur Berücksichtigung unbeobachteter Heterogenität in Wachstumsmodellen bietet der Mischverteilungsansatz (*general growth mixture model*) (GGMM) von Muthén und Shedden (1999). Dieses Modell unterscheidet zwischen kontinuierlichen und kategorialen latenten Variablen. Während die kontinuierlichen Variablen das Wachstumsmodell repräsentieren, beziehen sich die kategorialen Variablen auf die Subgruppen, die sich durch eine jeweils gemeinsame Entwicklung im Wachstumsprozess auszeichnen. Die Aufteilung der Daten in die einzelnen Subgruppen erfolgt über die Technik zur Analyse latenter Klassen. Ausführliche Erörterungen dieses Mischverteilungsmodells werden in Muthén (2001a, 2001b, 2002, 2004, 2008) diskutiert. Die Anwendung erfolgt mit dem Programm *Mplus* (Muthén & Muthén, 1998-2007). Eine kurze Einführung in das Mischverteilungsmodell wird in Abschnitt 2.2 gegeben. Die Modellschätzung und die Modellevaluation wird in Abschnitt 2.3 erläutert.

Die in der kriminologischen Längsschnittforschung vorgenommenen statistischen Modellentwicklungen basieren im wesentlichen auf einer inhaltlich geführten Debatte: Wie können einerseits Gruppen mit unterschiedlichen kriminellen Karrieren identifiziert werden und wie erfährt andererseits der Karriereverlauf eine angemessene statistische Repräsentation. Hierzu ist von Nagin und Land (1993) ein Mischverteilungsmodell entwickelt worden, welches in der Lage ist, typische Muster von kriminellen Karriereverläufen aus den Längsschnittinformationen abzubilden. Das auch als *Group-based Modeling Approach* bezeichnete Modell (vgl. Nagin, 1999, 2005) wird von Muthén (2004) als *Latent Class Growth Model* (LCGA) bezeichnet und ist ein Submodell des allgemeineren GGMM, da es keine Variation der Wachstumsvariablen (*random coefficients*) zuläßt. Daten aus verschiedenen kriminologischen Längsschnittstudien wie beispielsweise die *Cambridge Study in Delinquent Development* (Farrington & West, 1990) sind mit diesem Mis-

chverteilungsmodell analysiert worden (vgl. Land et al., 1996; Nagin, 1999 und die Reanalysen in Muthén, 2004). Verschiedene Modellvarianten des GGMM mit den Daten der Cambridge Studie werden in Kreuter und Muthén (2008) diskutiert. Die angemessene Repräsentation von Zählvariablen (*count variables*) durch die Poisson-Verteilung wird hier berücksichtigt. Da Zählvariablen in den meisten kriminologischen Längsschnittstudien eine schiefe Verteilung in Richtung Null aufweisen (d. h. entsprechende Ereignisse selten sind), wird die so genannte *Zero-Inflated Poisson*(ZIP)-Verteilung (vgl. Lambert, 1992) als beste statistische Modellrepräsentation für diese Daten angesehen. Diese Varianten der Mischverteilungsmodelle werden in Abschnitt 2.4 vorgestellt. In Kapitel 3 wird dann auf empirische Anwendungen der Mischverteilungsmodelle in der kriminologischen Längsschnittforschung eingegangen, wobei explizit auch auf Unterschiede zwischen den verwendeten Informationen (z. B. Hellfelddaten oder Dunkelfelddaten) und den verwendeten Modellen (LCGA, GGMM) eingegangen wird.

Die empirische Studie, die für die nachfolgenden Modellspezifikationen verwendet wurde, wird in Kapitel 4 vorgestellt. Da der Ausfall von Untersuchungspersonen in Paneldaten zu systematischen Verzerrungen in den untersuchten Variablen führen kann, wird diese Problematik besonders hervorgehoben (Abschnitt 4.2). Für die Modellprüfungen in den Kapiteln 5 und 6 werden zur Prüfung möglicher Verzerrungen zwei Paneldatensätze eingesetzt: Zum einen ein über fünf Wellen gebildeter sogenannter vollständiger Paneldatensatz, der nur Personen enthält, für die zu allen Erhebungen das Datenmaterial vorliegt und zum anderen ein sogenannter unvollständiger Paneldatensatz, der darüberhinaus alle Personen enthält, die an mindestens zwei Erhebungszeitpunkten an der Studie teilgenommen haben. Die auf dem unvollständigen Paneldatensatz basierenden Mittelwertsvektoren und die Kovarianzmatrizen werden mit Hilfe des *Full-Information-Maximum-Likelihood*(FIML)-Verfahrens geschätzt.

In Kapitel 5 werden dann zunächst lineare und quadratische Wachstumsmodelle unter der Annahme unterschiedlicher Verteilungen (kontinuierlich, Poisson, ZIP) geprüft. In Kapitel 6 schließt sich dann die systematische Untersuchung der Mischverteilungsmodelle für beide Paneldatensätze an. Die Abschnitte 6.1 bis 6.3 beziehen sich auf die LCGA, die Abschnitte 6.4 und 6.5 auf das GGMM. Abschließend werden die Ergebnisse zusammengefaßt und weitere, zukünftig zu behandelnde Aspekte in der Modellentwicklung für Längsschnittdaten diskutiert (Kapitel 7).

2 Modelltypen

2.1 Das klassische Wachstumsmodell

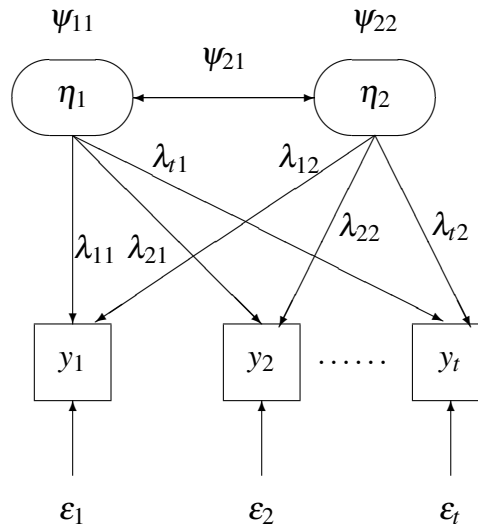
Die statistische Formalisierung von Wachstumsmodellen als eine Variante des Kovarianzstrukturgleichungsmodells ist, basierend auf den grundlegenden Arbeiten von Rao (1958) und Tucker (1958), von Meredith und Tisak (1990) vorgenommen worden. Folgende allgemeine Meßgleichung wird für das zweifaktorielle Wachstumsmodell formuliert (vgl. Meredith & Tisak, 1990: 108; Willet & Sayer, 1994: 369):

$$y_t = \lambda_{t1}\eta_1 + \lambda_{t2}\eta_2 + \varepsilon_t \tag{1}$$

y_t sind die gemessenen Variablen zum Zeitpunkt t , die durch zwei latente Variablen (η_1 und η_2) im Meßmodell erklärt werden. η_1 modelliert den Entwicklungs- bzw. Wachstumsprozess (*initial level factor* bzw. *level factor*), während sich η_2 auf die lineare Wachstumsrate (*linear growth factor* bzw. *slope factor*) bezieht.

Die Ladungen für η_1 ($\lambda_{11} \dots \lambda_{t1}$, vgl. Abbildung 1) werden auf den Wert 1.0 fixiert, so daß der Anfangsstatus für jedes Individuum über die Zeit eine Konstante ist. Die Ladungen für η_2 können entsprechend eines linearen Wachstums restringiert werden ($\lambda_{12} = 1, \lambda_{22} = 2 \dots \lambda_{t2} = t$).

Abbildung 1: Zweifaktorielles Wachstumsmodell für t -Meßzeitpunkte



Einerseits richten sich die Restriktionen nach den Hypothesen über den Entwicklungsverlauf und andererseits nach der Anzahl der Meßzeitpunkte bzw. der Informationen, die zur Schätzung des Modells zur Verfügung stehen. Restriktionen bezogen auf die Meßfehler (z.B. Gleichsetzungen) können auch vorgenommen werden.

Werden zunächst keine Prädiktoren für die Variation des Entwicklungsprozesses angenommen, sind für das lineare Wachstumsmodell zwei Strukturgleichungen zu formulieren:¹

$$\begin{aligned} \eta_1 &= \alpha_1 + \zeta_1 \\ \eta_2 &= \alpha_2 + \zeta_2 \end{aligned} \tag{2}$$

Die beiden latenten Variablen werden in den Strukturgleichungen durch ihre Mittelwerte (α_1 und α_2) sowie durch die Residualgrößen (ζ_1 und ζ_2) beschrieben. Da keine exogenen Variablen auf die latenten Variablen η_1 und η_2 spezifiziert sind, können ζ_1 und ζ_2 als Abweichungen der latenten Variablen von ihren jeweiligen Populationsmittelwerten interpretiert werden (vgl. Willet & Sayer, 1994: 370). In der Terminologie der Mehrebenenmodelle werden η_1 und η_2 als *random effects* bezeichnet (vgl. Preacher et al. 2008: 7). In der Matrix Ψ werden die Streuungen von η_1 und η_2 sowie deren Zusammenhang spezifiziert:

$$\Psi = \begin{pmatrix} \psi_1 & \\ \psi_{21} & \psi_2 \end{pmatrix} \tag{3}$$

Das Meßmodell (Gleichung 1) gibt die intraindividuellen Entwicklungstendenzen auf der ersten Ebene wieder, während sich das Strukturmodell (Gleichungen 2) auf die interindividuellen Unterschiede der Tendenzen der zweiten Ebene bezieht.

¹Der Einfachheit halber wird auf den Personensuffix i in den folgenden Gleichungen verzichtet.

Das lineare Wachstumsmodell kann durch eine weitere latente Variable η_3 mit entsprechenden Fixierungen der Ladungen zur Modellierung von quadratischem Wachstum ($\lambda_{13} = 1, \lambda_{23} = 4 \dots \lambda_{t3} = t^2$) erweitert werden. Desweiteren können die Strukturgleichungen in 2 durch einen Vektor von exogenen, latenten Variablen ξ_n zu einem konditionalen Wachstumsmodell erweitert werden:

$$\eta_m = \alpha_m + \Gamma \xi_n + \zeta_m \quad (4)$$

Matrix Γ ($m \times n$) enthält dann die Regressionskoeffizienten der exogenen Variablen ξ auf die Wachstumsvariablen η .

2.2 Mischverteilungsmodelle

Die Trajektorien der abhängigen Variablen y_t können im Wachstumsmodell variieren, was als Vorteil gegenüber anderen Längsschnittmodellen wie z. B. dem Markovmodell zu sehen ist. Hierbei wird aber unterstellt, daß alle Individuen aus der gleichen Population stammen und die Wachstumsvariablen η_1 und η_2 keine Streuung aufweisen. Mischverteilungsmodelle benötigen diese Annahme nicht und können damit Informationen über Parameterdifferenzen von Subpopulationen geben, die auf unbeobachtete Heterogenität in der Stichprobe zurückzuführen ist. Hierbei wird nicht nur die Variation eines einzigen Mittelwertes der Wachstumsparameter betrachtet, sondern die Variation der Parameter über verschiedene „Klassen“ von Personen (Muthén & Shedden, 1999). Die Klassen werden über eine latente kategoriale Variable gebildet, die das Ausmaß der unbeobachteten Heterogenität wiedergibt. Das Ausmaß der Heterogenität ist unmittelbar aus der Diagonalen der Matrix Ψ (Gleichung 3 ersichtlich. Sind die Varianzen der Wachstumsvariablen statistisch nicht von Null verschieden, erübrigt sich eine Entmischung.

Nach den Ausführungen von Muthén (2002, 2004) beinhaltet ein entsprechend formuliertes Mischverteilungsmodell (*general growth mixture model*) die latenten Variablen η_1 und η_2 sowie eine latente kategoriale Variable c mit $k = 1, 2, \dots, K$ Klassen, die die unterschiedlichen Subpopulationen repräsentieren. Die Gleichungen in 1 und 2 können damit über den Suffix k in ein Mischverteilungsmodell transformiert werden:²

$$\begin{aligned} y_{tk} &= \lambda_{1tk} \eta_{1k} + \lambda_{2tk} \eta_{2k} + \varepsilon_{tk} \\ \eta_{1k} &= \alpha_{1k} + \zeta_{1k} \\ \eta_{2k} &= \alpha_{2k} + \zeta_{2k} \end{aligned} \quad (5)$$

Die Mittelwerte und Streuungen der Variablen η_1 (*intercept*) und η_2 (*slope*) werden für jede Klasse k geschätzt ($\alpha_{1k}, \alpha_{2k}, \psi_{1k}, \psi_{2k}$). Hinzu kommt die Kovarianz zwischen η_1 und η_2 (ψ_{21k}).

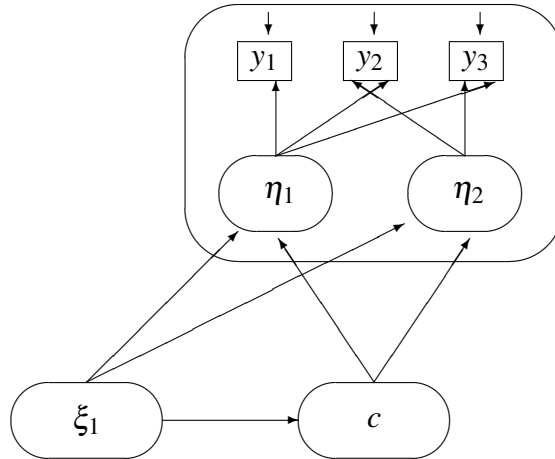
Für ein Wachstumsmodell mit zeitunabhängigen exogenen latenten Variablen ξ_n können die Strukturgleichungen in 5 erweitert:

$$\eta_{mk} = A_k + \Gamma_k \xi_{nk} + \zeta_{mk} \quad (6)$$

Matrix A_k enthält die Wachstumsvariablen innerhalb der k -Klassen. Matrix Γ bezieht sich auf die klassenspezifischen Regressionskoeffizienten, die den Einfluß der exogenen Variablen auf den Entwicklungsverlauf beschreiben. Abbildung 2 zeigt ein Beispiel für ein allgemeines Mischverteilungsmodell modelliert als Wachstumsmodell mit einer zeitunabhängigen latenten exogenen Variablen ξ_1 und drei Meßzeitpunkten für die gemessene Variable y .

²Der Einfachheit halber wird wiederum auf den Personensuffix i in den folgenden Gleichungen verzichtet.

Abbildung 2: Allgemeines Mischverteilungsmodell



Für die latente exogene Variable ξ_1 wird der Übersichtlichkeit halber kein Meßmodell angegeben.

Die Beziehung zwischen der exogenen Variablen ξ_1 und der kategorialen Klassenvariablen c wird über ein multinomiales logistische Regressionsmodell erfaßt:

$$\text{logit}(\pi_k) = \alpha_c + \Gamma_c \xi_1 \quad (7)$$

Es gilt: $\pi_k = P(c_k = k | \xi_1)$. α_c ist der $(K - 1)$ -dimensionale Parametervektor, Γ_c die $(K - 1) \times q$ -Parametermatrix mit den entsprechenden logistischen Regressionskoeffizienten. Bei einem Modell mit zwei Klassen würde Matrix Γ_c einen Parameter für die erste Klasse enthalten, während die zweite Klasse als sogenannte Referenzklasse dient. Im Programm *Mplus* ist die Referenzklasse immer die letzte Klasse des Mischverteilungsmodells. Für eine beliebige ungeordnete Anzahl von Klassen k lassen sich die Wahrscheinlichkeiten $P(c_k = k | \xi)$ aus den Exponentialwerten der *logits* berechnen (Muthén & Muthén, 2004: 346):

$$P(c_k = k | \xi_1) = \frac{e^{\alpha_{c_k} + \gamma'_{c_k} \xi_1}}{\sum_{k=1}^K e^{\alpha_{c_k} + \gamma'_{c_k} \xi_1}} \quad (8)$$

Für die Referenzklasse wird $e^{\alpha_{c_K} + \gamma'_{c_K} \xi_1}$ gleich 1 gesetzt. Die Wahrscheinlichkeit, sich in einer bestimmten Klasse zu befinden, wird über das Verhältnis zwischen dem klassenspezifischen Exponentialwert des *logit* und der Summe aller Exponentialwerte ermittelt.

Das allgemeine Mischverteilungsmodell in Abbildung 2 kann durch sogenannte *outcome variables* oder *distal indicators* erweitert werden (vgl. Muthén, 2004: 349). Hierauf wird nicht weiter eingegangen, da die Modelle in den folgenden Abschnitten diesen Teil des allgemeinen Mischverteilungsmodells nicht enthalten.

2.3 Modellschätzung und Modellevaluation

Die Parameter der erörterten Mischverteilungsmodelle können durch Maximierung der logarithmierten Likelihood-Funktion iterativ geschätzt werden. Das Programm *Mplus* (Version 5.1) be-

nutzt den in der *latent class analysis* üblichen EM-Algorithmus zur Ermittlung der Maximum-Likelihood (ML)-Schätzer (Dempster et al., 1977; Muthén & Shedden, 1999). Verschiedene Sätze (*sets*) von Startwerten werden zur Berechnung des optimalen maximalen Funktionswertes vom Programm getestet bevor der optimalste Satz für die endgültige Schätzung der Parameter vom Programm verwendet wird (vgl. hierzu auch die leicht verständliche Einführung von Jung & Wickrama, 2008). Mit der Version 3 von *Mplus* ist eine *integration method* implementiert worden, die verschiedene Startwerte in bezug auf die maximale *loglikelihood* evaluiert. Die *seed number*, die mit dem maximalen Funktionswert korrespondiert wird zur endgültigen Schätzung verwendet. Um das Ergebnis eines Modells zu reproduzieren, ohne verschiedene Startwerte testen zu müssen, kann der *optimal seed value* im Programminput berücksichtigt werden (vgl. Muthén & Muthén, 1998-2007: 324f.). Individuen werden den jeweiligen Klassen über die *posterior* Wahrscheinlichkeiten zugeordnet, die für jede Klasse als Funktion der Parameterschätzungen und den empirischen Individualwerten berechnet wird (vgl. für technische Details Muthén & Muthén, 1998-2007: 325f.).

Es ist immer eine empirische Frage, wieviele Klassen ausreichend sind, um die unbeobachtete Heterogenität in den Daten zu erfassen. Wenn die Individuen nach ihren jeweiligen klassenspezifischen Wahrscheinlichkeiten geordnet werden, kann eine Kreuztabelle konstruiert werden, die die Güte der Klassifikation anzeigt. Je höher die Werte in der Diagonalen und je kleiner die Werte ausserhalb der Diagonalen sind, desto besser ist die Klassifikation. Das Entropymaß E_k faßt die Werte dieser Kreuztabelle zu einem Durchschnittsmaß zusammen (Ramaswamy et al., 1993):

$$E_K = 1 - \frac{\sum_i \sum_k (-\hat{p}_{ik} \ln \hat{p}_{ik})}{n \ln K} \quad (9)$$

Mit \hat{p}_{ik} wird die geschätzte konditionale Wahrscheinlichkeit für jedes Individuum i in Klasse k bezeichnet. E_K hat einen Wertebereich zwischen 0 und 1, wobei Werte nahe an 1 eine gute Klassifikation anzeigen.

Mit den empirischen Daten und der vorgegeben Anzahl der Klassen werden die ML-Schätzer sowie die Standardfehler iterativ über die Maximierung der log-likelihood Funktion ermittelt. Die Standardfehler sind dann asymptotisch korrekt, wenn das zugrundegelegte Mischverteilungsmodell das wahre Modell ist. Das Verhältnis der likelihoods bei einem Vergleich zwischen einem k -Klassenmodell und einem $k - 1$ -Klassenmodell ist üblicherweise nicht χ^2 -verteilt, was eine Interpretation von χ^2 -Differenzen ausschließt. Für den Modellvergleich werden daher Informationskriterien wie der AIC (*Akaike Information Criterion*, vgl. Akaike, 1987) und der BIC (*Bayesian Information Criterion*, vgl. Schwarz, 1978) verwendet:

$$AIC = -2\ln L + 2p \quad (10)$$

$$BIC = -2\ln L + p \ln(n) \quad (11)$$

L ist die maximierte likelihood des Modells, p die Anzahl der Parameter und n die Untersuchungsgröße. Der jeweils zweite Term in den Gleichungen wird als Bestrafungsterm *penalty term* bezeichnet, der einen Anstieg der likelihood mit zusätzlichen Parametern "bestraft". Im Unterschied zum AIC berücksichtigt der BIC auch die Untersuchungsgröße. Gewöhnlich werden Modelle mit dem kleinsten AIC oder BIC ausgewählt und für inhaltliche Interpretationen akzeptiert. *Mplus* berechnet zusätzlich einen adjustierten BIC mit $n = (n + 2)/24$, der sich für die Modellselektion nach Simulationsstudien von Yang (1998) noch besser bewährt haben soll. Wenn das k -Klassenmodell eine redundante Klasse enthält, dann werden AIC und BIC des $k - 1$ -Klassenmodell in der Regel kleiner sein. Eine Erweiterung des Modells um eine Klasse ist nur dann erwünscht, wenn die Modellverbesserung sich substantiell auswirkt und eine inhaltliche Interpretation der neuen

Klasse angemessen ist. Letztendlich wird aber die Entscheidung über Modellakzeptanz oder Modellwiderlegung deskriptiv bleiben, da mit AIC und BIC kein statistischer Test verbunden ist.

Die Entwicklung eines statistischen Tests für Mischverteilungsmodelle ist von Lo, Mendell, und Rubin (2001) vorgenommen worden. Dieser sogenannte *Lo-Mendell-Rubin likelihood ratio* Test (LMR-LRT) berechnet das Verhältnis der likelihoods eines $k - 1$ -Klassenmodell zu einem k -Klassenmodell unter Berücksichtigung der korrekten Verteilung. Ist der p -Wert des LMR-LRT klein, dann wird das $k - 1$ -Klassenmodell zurückgewiesen und das k -Klassenmodell akzeptiert. Der LMR-LRT wurde von Jeffries (2003) wegen seiner Normalverteilungsannahme kritisiert. Die Relevanz dieser Kritik für empirische Anwendungen ist bisher nicht untersucht worden (Muthén, 2004: 356). BIC, adjustierter BIC und der LMR-LRT werden für den Modellvergleich in den Kapiteln 5 and 6 verwendet.

2.4 Spezielle Varianten von Mischverteilungsmodellen

2.4.1 Das Wachstumsmodell mit latenten Klassen

Ein spezieller Fall des generellen Mischverteilungsmodells ist das Wachstumsmodell mit latenten Klassen (*latent class growth analysis*, im folgenden abgekürzt LCGA), welches im wesentlichen von Nagin und Land (1993), Nagin (1999) und Roeder, Lynch und Nagin (1999) entwickelt wurde. Jones, Nagin und Roeder (2001) diskutieren verschiedene Anwendungen dieses Modells mit Poisson verteilten Zählraten, die insbesondere große Häufigkeiten der Kategorie Null aufweisen. Diese Analysen wurden mit dem speziell entwickelten Programm PROC Traj durchgeführt, das die PC-Version des Statistikprogrammpaketes SAS benötigt.³ LCGA ist eine Submodell von Gleichung 5 und dadurch charakterisiert, daß die Varianzen und Kovarianzen der latenten Variablen η gleich Null sind. Daher enthalten die Strukturgleichungen für η_1 und η_2 keine Fehlerteme und reduzieren sich auf:

$$\begin{aligned}\eta_{1k} &= \alpha_{1k} \\ \eta_{2k} &= \alpha_{2k}\end{aligned}\tag{12}$$

Alle Mitglieder einer Klasse werden als homogen bezogen auf ihre individuelle Entwicklung angesehen. Somit sind η_1 und η_2 hier auch keine *random coefficients*. Wie Muthén (2004: 350) beschreibt, hat die LCGA zwei wesentliche Vorteile: Sie kann hilfreich sein, um zunächst festzustellen, wieviele verschiedene Klassen notwendig sind, um die verschiedenen Entwicklungstendenzen ausreichend zu repräsentieren. Die LCGA kann hier als Startpunkt zur Analyse des allgemeinen Mischverteilungsmodells mit variierenden *intercept*- und *slope*-Variablen (GGMM) dienen. Die Vorgehensweise von der LCGA zum GGMM wird anwendungsbezogen in den Kapiteln 5 und 6 verdeutlicht.

Die Untersuchung der Ursachen für die Entwicklung von deviantem und delinquentem Verhalten ist eine der Hauptuntersuchungsgebiete der Kriminalsoziologie und der Kriminologie. Die auf das Verhalten bezogenen Längsschnittinformationen sind in der Regel Häufigkeiten über selbstberichtetes delinquentes Verhalten oder offizielle Statistiken. Methodisch-statistisch betrachtet sind solche Informationen keine kontinuierlich verteilten Variablen sondern Zählvariablen. Die für diese Variablen angemessene Poisson Verteilung und die darauf aufbauenden Regressionmodelle haben sich als "key approach in the modeling of delinquent and criminal careers" (Land et al., 1996) vielfach durchgesetzt.

³Das Programm PROC Traj ist kostenlos erhältlich (<http://lib.stat.cmu.edu/~bjones/traj.html>). Ergebnisdifferenzen im Vergleich zu *Mplus* konnten von uns nicht festgestellt werden, Li et al. (2001) berichten in ihren Analysen aber von Differenzen ohne auf Einzelheiten einzugehen.

2.4.2 Die Modellierung bei Zählvariablen (Poisson-Verteilung)

Die Poisson-Verteilung bezieht sich auf die statistische Modellierung von Zählvariablen (*count variables*) und wird der Binomialverteilung vorgezogen, wenn es um die Verteilung seltener Ereignisse geht (vgl. Long, 1997: 218). Mit $Y = 0, 1, 2, \dots$ wird eine Zufallsvariable für ein bestimmtes Zeitintervall bezeichnet und y ist die Anzahl der gemessenen Ereignisse. Die Anzahl dieser Ereignisse ist mit folgender Wahrscheinlichkeitsfunktion verteilt:

$$Pr(Y = y) = e^{-\mu} \left[\frac{\mu^y}{y!} \right] \quad (13)$$

Mittelwert und Streuung sind bei der Poisson-Verteilung identisch: $E(Y) = \mu$ with $Var(Y) = \mu$.⁴ Der Parameter μ gibt das durchschnittliche Auftreten des Ereignisses y an. Kleine Werte von μ deuten auf die Seltenheit des Ereignisses und auf die Schiefe der Verteilung von Y hin. Je größer μ ist, desto geringer ist die Schiefe von Y . Für multivariate Analysen können exogene Variablen X im Poisson-Regressionsmodell berücksichtigt werden (vgl. Land et al., 1996: 395):

$$\ln(\mu_i) = X_i\beta \quad (14)$$

Vektor β beinhaltet die Regressionkoeffizienten, während der Erwartungswert μ eine konditionale Erwartungsfunktion ($E[Y_i|X_i]$) impliziert. Damit werden Erwartungswerte der Variablen Y für jedes Individuum i konditional für spezifische Werte in X modelliert.

Anstatt eines einfachen Regressionsmodells kann das in Gleichung 1 spezifizierte Wachstumsmodell zur Erklärung der Poisson verteilten abhängigen Variablen verwendet werden:

$$\ln(\mu_{it}) = \lambda_{1t}\eta_1 + \lambda_{2t}\eta_2 + \varepsilon_t \quad (15)$$

wobei mit μ_{it} die erwartete Anzahl der Ereignisse y für Individuum i zum Zeitpunkt t bezeichnet wird. Gleichung 15 unterstellt, daß die Wachstumsparameter η_1 und η_2 sich auf eine homogene Population beziehen.

Um die unbeobachtete Heterogenität zu berücksichtigen, kann ein Poisson-basiertes Wachstumsmodell mit latenten Klassen formuliert werden (Nagin & Land, 1993: 335; Nagin, 1999: 144; zur Spezifikation in *Mplus*, vgl. Muthén & Muthén, 1998-2007: 192):

$$\ln(\mu_{it}^k) = \lambda_{1t}^k\eta_1^k + \lambda_{2t}^k\eta_2^k + \varepsilon_t^k \quad (16)$$

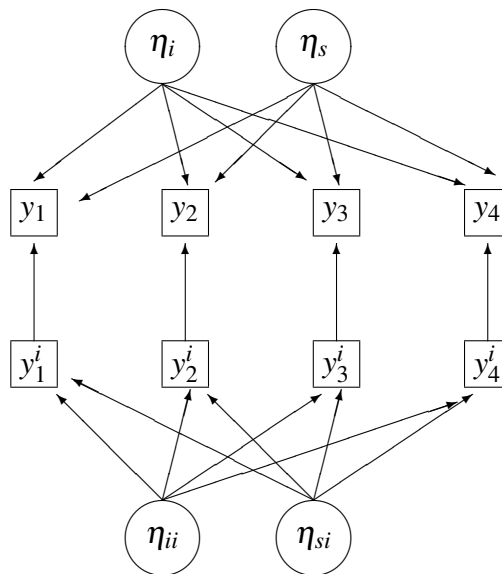
wobei mit μ_{it}^k nun die erwartete Anzahl der Ereignisse y für Individuum i zum Zeitpunkt t in Klasse k bezeichnet wird. Die konditionale Wahrscheinlichkeit $P(y_{it}^k|k)$ sollte dabei einer Poisson-Verteilung folgen.

2.4.3 Das Poisson-Modell bei seltenen Ereignissen

Wenn die Anzahl der Nullen in einer Zählvariablen sehr groß ist, kann eine Variante des Poisson-Regressionsmodells verwendet werden: das sogenannte Poisson-Modell bei seltenen Ereignissen (*zero-inflated Poisson model*, im folgenden abgekürzt ZIP), entwickelt von Lambert (1992). Das ZIP-Modell kombiniert das Regressionsmodell aus Gleichung 14 mit einem *Logit*-Modell, um die Null-Inflation der Variablen Y entsprechend zu berücksichtigen (vgl. Roeder et al., 1999):

$$Y_{it} \sim \begin{cases} 0 \text{ with probability } p_{ij} \\ \ln(\mu_{it}) \text{ with probability } 1 - p_{ij} \end{cases} \quad (17)$$

Abbildung 3: Das zweiteilige Wachstumsmodell unter Berücksichtigung der ZIP-Verteilung



p gibt hier die Wahrscheinlichkeit an, daß Variable Y Null ist.

Beim ZIP-Modell werden zwei parallele Wachstumsmodelle geschätzt (vgl. Abbildung 3): Das erste Modell (η_i und η_s) wird mit den üblichen Parameterrestriktionen spezifiziert. Die *intercepts* der abhängigen Variablen (y_1 bis y_4) sind auf Null fixiert. Das zweite Modell (η_{ii} und η_{si}) bezieht sich auf den „Inflationsteil“ der abhängigen Variablen (y_1^i bis y_4^i). Deren *intercepts* werden geschätzt, aber über alle Zeitpunkte gleichgesetzt (im SAS-Programm PROC Traj entspricht das der Größe α_0). Der Mittelwert der latenten Variable ii wird auf Null fixiert, während der Mittelwert der latenten Variablen si wiederum geschätzt wird (im SAS-Programm PROC Traj entspricht das der Größe α_1). Bei in einer repräsentativen Population selten auftretenden Ereignis wie abweichendem oder delinquentem Verhalten sollte das ZIP-Modell zu besseren Modellergebnissen führen, als das konventionelle Poisson-Modell.

3 Mischverteilungsmodelle in der kriminologischen Längsschnittforschung

Das von Nagin und Land (1993) entwickelte LCGA-Modell ist in den letzten 15 Jahren in der kriminologischen Längsschnittforschung, insbesondere in den persönlichkeitsorientierten Mehrfaktoren- und Karrierestudien vielfach verwendet worden. Diese Studien verbinden die Entwicklungsdynamik von sogenannten *kriminellen* Verläufen mit einem multifaktoriellen Kausalmodell, bei dem auf unterschiedlichen Entwicklungsstufen einer kriminellen Karriere jeweils unterschiedliche Erklärungskomplexe angesiedelt werden. Hierbei spielt auch das Konstrukt eines antisozialen Verhaltenssyndroms und die damit verbundene Entwicklung einer antisozialen Persönlichkeit eine große Rolle. Diesen Studien haben aber nicht nur eine inhaltliche Bedeutung sondern auch eine

⁴Der Erwartungswert der Zufallsvariablen Y wird in der kriminologischen Literatur oft mit λ bezeichnet. Da bei Strukturgleichungsmodellen λ für den Vektor der Faktorladungen steht, wird hier die Notation von Long verwendet (μ).

methodische Qualität, da die Erhebungen nicht nur prospektiv in teilweise kurzen und regelmäßigen Abständen durchgeführt wurden. Die untersuchten Variablen beziehen sich sowohl auf Hell- als auch auf Dunkelfeldinformationen.⁵

Die Forschungslinie der persönlichkeitsorientierten Studien wird wesentlich durch die Anfang der 60er Jahre mit 411 acht- und neunjährigen Jungen aus einem Londoner Arbeiterviertel begonnene *Cambridge Study in Delinquent Development* (Farrington & West, 1990) geprägt. Bei den neueren Untersuchungen ist insbesondere die seit 1972 laufende neuseeländische *Dunedin Multidisciplinary Study* zu nennen, die als erste prospektive, auch das Dunkelfeld erfassende Geburtskohortenuntersuchung bezeichnet werden kann (Moffitt et al., 2001). Die Ausgangskohorte besteht aus 1037 männlichen und weiblichen Personen. Desweiteren sind klassifikatorische Verlaufsuntersuchungen mit der aus zwei Geburtskohorten (1945 und 1958) bestehenden *Philadelphia Study* (Tracy et al., 1990), der 1984 begonnenen *Montreal Longitudinal Study* (Treablay et al., 1987) und der 1988 gestarteten *Rochester Youth Development Study* (Thornberry et al., 2003) durchgeführt worden.

Der am meisten beachtete Entwurf einer (zunächst deterministischen) Klassifikation der im Längsschnitt betrachteten Verläufe stammt von Moffitt (1993), die mit den ersten Auswertungen der Dunedin Studie zwischen zwei Entwicklungen unterscheidet: des *life-course-persistent* und des *adolescence-limited antisocial behavior*. Moffitt geht davon aus, daß der größte Teil der auffälligen Jugendlichen mit antisozialen Verhalten in Folge asynchron verlaufender persönlicher und sozialer Entwicklungen in der Jugendzeit beginnt, dieser aber überwiegend durch gelingende Sozialisationsprozesse zum Ende der Jugendzeit abgebrochen wird. Hingegen entwickelt sich bei der kleineren Gruppe der persistent aggressiven Jugendlichen die psychopathologische Qualität besitzende antisoziale Entwicklung bereits im frühesten Kindesalter. Diese Entwicklung kann über den Lebensverlauf in unterschiedlichen Erscheinungsformen auftreten und steht in Zusammenhang mit neuro-kognitiven Persönlichkeitsdefiziten (geringe verbale Intelligenz, schwieriges Temperament, Hyperaktivität, geringe Selbstkontrolle). Mit zunehmenden Datenmaterial aus der Dunedin-Studie ließ sich diese duale Taxonomie allerdings nicht aufrecht erhalten. Moffitt et al. (2002) berichten neben den genannten Trajektorien über die Gruppe der *unclassified boys*, der *abstainers* und der *recoveries*. Gerade die zuletzt genannte Gruppe unterscheidet sich im Kindesalter nicht in ihrer antisozialen Auffälligkeit von der persistenten Gruppe, allerdings brachen diese *recoveries* das antisoziale Verhalten mit dem Jugendalter ab. Methodisch gesehen ist die unbeobachtete Heterogenität in den Daten der Dunedin-Studie demnach größer als ursprünglich angenommen. Dies wird auch durch die neueren Analysen von Moffitt (2006) bestätigt.

Stellt man die Analysen mit den Mischverteilungsmodellen für die einzelnen Längsschnittuntersuchungen zusammen (vgl. Tabelle 1), dann können in Abhängigkeit von den Merkmalen der jeweiligen Stichproben, der Anzahl der Erhebungen und der im Zeitverlauf untersuchten Variablen zwischen drei und fünf Gruppen differenziert werden:⁶ Die *non-offenders*, d.h. Personen, die im untersuchten Zeitraum keine oder kaum Auffälligkeiten aufweisen, Personen, deren Aktivitäten sich auf einen bestimmten Zeitraum beziehen (*time-limited delinquency*), desweiteren Personen, die schon hohe Variablenwerte im jungen Alter mit fallender Tendenz aufweisen (*adolescent-on-*

⁵In der kriminologischen Forschung basieren Daten aus dem *Hellfeld* auf offizielle Statistiken der Polizei, der Justiz und anderer Krontröhl- und Vollzugsorgane, während Daten aus dem *Dunkelfeld* sich in der Regel auf nicht offizielle Angaben zu den Untersuchungspersonen beziehen (wozu auch das selbsberichtete deviante oder delinquente Verhalten zählt).

⁶Es werden in der Zusammenstellung von Piquero (2008) für den Zeitraum 1999 bis 2006 90 Veröffentlichungen zu klassifikatorischen Verlaufsanalysen aufgeführt, die überwiegend mit dem LCGA-Modell nach dem Ansatz von Nagin und Land (1993) durchgeführt wurden.

set) und Personen, die einen mehr oder weniger stabil hohen Verlauf zeigen (*chronic group*).

Tabelle 1: Analysen mit Mischverteilungsmodellen in kriminologischen Längsschnittstudien

Publikation	Studie	Stichprobe	Variable	Modell	Gruppen
D'Unger et al. (1998)	Philadelphia	N=27160 (m,w)	Anzahl der Polizeikontakte	LCGA	5
Nagin (1999)	Cambridge	N=411 (m)	Anzahl Verurteilungen	LCGA	3
Nagin & Tremblay (1999)	Montreal	N=1037 (m,w)	Aggressives Verhalten	LCGA	4
Bushway et al. (2003)	Rochester	N=846 (m)	selbstberichtete Delinquenz	LCGA	7
Muthén (2004)	Cambridge	N=411 (m)	Anzahl Verurteilungen	LCGA GGMM	3 3
Moffitt (2006)	Dunedin	N=525 (m)	Kontaktstörung	LCGA	5
Kreuter & Muthén (2008)	Cambridge	N=411 (m)	Anzahl Verurteilungen	LCGA GGMM	5 3
Odgers et al. (2007, 2008)	Dunedin	N=526,494 (m,w)	Kontaktstörung	GGMM	4
Lacourse et al. (2008)	Rochester	N=846 (m)	selbstberichtete Gewalt	LCGA	3,4
Lacourse et al. (2008)	Rochester	N=846 (m)	selbstberichteter Diebstahl	LCGA	2,4

m=männlich; w=weiblich

Kreuter und Muthén (2008) wenden auch ein non-parametrisches Mischverteilungsmodell an, daß statistisch als eine „Brücke“ zwischen LCGA und GGMM angesehen werden kann.

In der Arbeit von D'Unger et al. (1998) werden u. a. Analysen mit der Geburtskohorte 1958 der Philadelphia Studie vorgestellt. Über die Anzahl der Polizeikontakte (Hellfeldinformation) konnten fünf Klassen (Gruppen) ermittelt werden: Die *non-offenders* (60.8%), die *low-rate adolescents* (8.6%), die *high-rate adolescents* (1.0%), die *low-rate chronics* (21.3%) und die *high-rate chronics* (8.3%). Hervorzuheben sind die *high-rate adolescents* mit dem höchsten Mittelwert bei 16 Jahren und einem Rückgang auf fast Null mit 21 Jahren sowie die *high-rate chronics* mit dem höchsten Mittelwert bei etwa 17/18 Jahren, einer Kontinuität bis 25 Jahren und einem dann späteren Rückgang zwischen 25 und 30 Jahren.

Nagin (1999) untersuchte die Anzahl der Verurteilungen (Hellfeldinformation) mit den Daten der Cambridge Studie, wobei der Zeitraum zwischen dem 10. und dem 32. Lebensjahr berücksichtigt wurde.⁷ Nagin konnte drei Gruppen identifizieren: Die Gruppe der *never convicted* (71%),

⁷Die Daten sind bis zum Jahre 1981 unter der Studiennummer 8488 im National Archive of Criminal Justice Data

die Gruppe der *adolescent limited* (22%) und eine *chronic group* (7%). Muthén (2004) replizierte das Ergebnis von Nagin (1999), wobei er zusätzlich die Daten mit dem GGMM untersuchte. Hierbei wurden nur 47% in die Gruppe der *never convicted* klassifiziert, 50% in die Gruppe der *adolescent limited* und 3% in die *chronic group*. Allerdings ist die Vergleichbarkeit zur Analyse von Nagin (1999) dadurch eingeschränkt, da hier nur Daten zwischen 10 und 21 Jahren verwendet werden. Eine zweite Reanalyse führten Kreuter und Muthén (2008) durch. Hier wurden für die Modellberechnungen fünfzehn Panelwellen (bis einschließlich 39 Jahre verwendet). Mit dem GGMM sind drei Gruppen ermittelt worden, wobei für die Gruppe der *never convicted* ein Anteil von 49.6% geschätzt wurde, für die Gruppe der *early peakers* ein Anteil von 17.8% und für die *late peakers* ein Anteil von 32.5%. Hervorzuheben ist, daß nur für den *intercept* eine Varianzschätzung vorgenommen wurde. Ein Modell mit der zusätzlichen Varianz des *slopes* erwies sich als weniger gut angepaßt (vgl. Kreuter & Muthén, 2008: 15).

Bushway et al. (2003) untersuchten anhand der selbstberichteten Delinquenz (Dunkelfeldinformation) von Jugendlichen der Rochester Studie, die zwischen 13.5 und 22 Jahren befragt wurden, den Ausstieg bzw. den Rückgang (*desistance*) der Delinquenz. Die Autoren ermittelten sieben Klassen, wobei die *intermittent offenders* (8.6%) und die *bell-shaped desistors* (8.5%) deutliche Rückgangstendenzen aufwiesen. Auch die sehr kleine Gruppe der *high-level chronics* (4.2%) verzeichnete mit etwa 15 Jahren einen deutlichen Rückgang vom hohen Delinquenzniveau, der aber mit etwa 20 Jahren wieder anstieg (vgl. Bushway et al., 2003: 144).⁸ Die Gruppe der *very low-level offenders* beinhaltet 38.6% der Personen, die Gruppe der *low-level offenders* 22.5%, die *slow-uptake chronics* 7.8% und die *late starters* 9.8% der Personen. Lacourse et al. (2008) führte differenzierte Verlaufanalysen mit der gleichen Studie durch, wobei jeweils Trajektorien für Gewalt- und Eigentumsdelikte berechnet wurden. Außerdem wurden die Analysen getrennt für zwei Alterskohorten durchgeführt. Für die jüngere Kohorte (10-19 Jahre) werden bei Gewaltdelikten drei Trajektorien (59% *no/low offenders*, 30% *minor stable offenders*, 11% *high-declining offenders*) und für die ältere Kohorte (13-25 Jahre) vier Trajektorien ermittelt (52% *no/low offenders*, 40% *moderate declining offenders*, 3% *late onset offenders*, 5% *high-declining offenders*). Bei Eigentumsdelikten werden für die jüngere Kohorte zwei Trajektorien (83% *no/low offenders*, 17% *high-declining offenders*) und für die ältere Kohorte vier Trajektorien berechnet (58% *no/low offenders*, 9% *moderate declining offenders*, 10% *late onset offenders*, 3% *high-declining offenders*).

Moffitt (2006) analysierte innerhalb der Dunedin Studie die Entwicklung von Kontaktstörungen einschließlich aggressiven Verhaltens zwischen dem 7. und 26. Lebensjahr.⁹ Mit den Angaben der männlichen Jugendlichen wurden fünf Gruppen ermittelt: Eine Gruppe mit relativ starker Persistenz (*life-course persistent*), die 7% der Personen umfaßt, eine Gruppe mit ansteigender Aggression bis etwa zum 17. Lebensjahr und darauf folgendem Rückgang (*adolescent limited*, 14%), eine Gruppe von *recoveries* (11%), die einen kontinuierlichen Rückgang ab dem 7. Lebensjahr zu verzeichnen hat und zwei Gruppen mit relativ konstanter geringer Aggressivität, die einen sehr ähnlichen Verlauf aufweisen (*abstainers* mit 11% und *low* mit 47%). Spätere, für Jungen und Mädchen getrennte, Analysen mit dem GGMM ergaben vier Gruppen (Odgers et al., 2007, 2008): 46% der Jungen (55% der Mädchen) wurden zur Gruppe mit geringer Kontaktstörung klassifiziert

(NACJD) archiviert (<http://www.icpsr.com/icpsrweb/ICPSR/studies/8488>). Mittlerweile erstreckt sich das Datenmaterial auf über 40 Jahre (vgl. Farrington, 2003).

⁸Ein Analyse mit *random effects* (GGMM) würde wahrscheinlich deutlich weniger Gruppen ermitteln. Es sei noch angemerkt, daß die Autoren ein kubisches Wachstumsmodell verwenden. Der kubische Faktor ist neben den anderen drei Faktoren (*intercept*, *slope*, *quadratic slope*) in 4 Gruppen signifikant (vgl. Bushway et al., 2003: 143).

⁹Die Datenerhebungen erfolgten mit 7, 9, 11, 13, 15, 18, 21 und 26 Jahren und basiert auf Angaben der Eltern, der Lehrer und selbstberichtetem Verhalten.

(low) und 20% der Jungen (18% der Mädchen) zur Gruppe mit kontinuierlich ansteigenden Werten eingeordnet (*adolescent-onset*). 24% der Jungen (20% der Mädchen) zeigten im Zeitverlauf kontinuierlich fallende Werte (*childhood limited*) und weitere 10% der Jungen (7% der Mädchen) wiesen eine persistente Kontaktstörung auf (*life-course persistent*). Diese Persistenz ist für beide Gruppen am deutlichsten, wenn nur der Zeitraum zwischen dem 7. und 15. Lebensjahr betrachtet wird. Die Zunahme der darauf folgenden Daten führt auch in den persistenten Gruppen zu einem leichten Rückgang der Skalenwerte (vgl. Odgers et al., 2007: 479; Odgers et al., 2008: 690).

4 Die empirische Studie

4.1 Erhebungsdesign und deskriptive Ergebnisse

Die empirische Datenbasis für die folgenden Modellüberprüfungen erfolgt durch die kriminologisch-soziologische Längsschnittstudie *Kriminalität in der modernen Stadt*.¹⁰ Einer der wesentlichen Ziele dieses Projektes ist die Untersuchung der Entstehung, Entwicklung und des Verlaufs von deviantem und delinquentem Verhalten von Jugendlichen unter Berücksichtigung formeller und informeller Kontrollinstanzen. Zu den formellen Kontrollinstanzen zählen die Polizei und die Justiz, zu den informellen die Familie, der Freundeskreis (*peer groups*) und die Schule.

Um die Dynamik des Jugendalters zu erfassen, wurde ein kombiniertes Kohorten- und Paneldesign gewählt. Die empirische Basis bildet hier ein Fünf-Wellen-Panel, das im Zeitraum von 2002 bis 2006 in Duisburg mit Hilfe von Schülerbefragungen aufgebaut wurde (N=1 552). Schülerinnen und Schüler des 7. Jahrgangs wurden 2002 erstmals und dann im jährlichen Abstand erneut befragt. Ab 2004 wurde die Befragung (mit Ende der Schullaufbahn bzw. dem Wechsel in die Sekundarstufe II) in mehreren Schritten auf eine postalische Befragung umgestellt (vgl. Kunadt, 2006; Bentrup, 2007; Pöge, 2007). Um die Panelmortalität möglichst gering zu halten, wurde im Jahr 2006 das Erhebungsdesign auf die Eingangsklassen an Berufskollegs erweitert. Inzwischen wird die Befragung ausschließlich auf postalischem Wege fortgesetzt. Die Rücklaufquoten in diesem Zeitraum lagen zwischen 81 und 92% bei den Schulbefragungen und etwa 62% bei den postalischen Befragungen im Jahr 2006. Für das Fünf-Wellen-Panel sind gewisse Abweichungen gegenüber der Grundgesamtheit erkennbar: Im Panel sind etwas mehr Schülerinnen vertreten und insbesondere die Hauptschulen sind als Schulform unterrepräsentiert (vgl. im Detail Tabelle 2).

Das Auftreten verschiedener Arten delinquenten Verhaltens ist in Tabelle 3 zusammengestellt. Es sind nur die Delikte berücksichtigt worden, die in allen fünf Erhebungen abgefragt wurden.¹¹ Die Referenzperiode für die Prävalenzrate ist das jeweilige vergangene Jahr. Im Durchschnitt steigt die Prävalenzrate der meisten Delikte bis zur zweiten Panelwelle (8. Jahrgang), während für die weiteren Erhebungen niedrigere Raten zu verzeichnen sind. Diese Entwicklung würde die Befunde aus anderen, vergleichbaren Längsschnittstudien mit jugendlichen Befragten bestätigen (vgl. Bushway et al., 2003). Die Prävalenzraten für Drogenmißbrauch und Drogenhandel weichen hiervon ab. Hier zeigt sich ein deutlicher Anstieg beim Drogenkonsum von etwa 5% in der ersten Welle bis

¹⁰Das interdisziplinäre Projekt wird vom kriminologischen Institut der Universität Münster (Prof. Dr. K. Boers) und der Fakultät für Soziologie der Universität Bielefeld (Prof. Dr. J. Reinecke) geleitet und von der Deutschen Forschungsgemeinschaft finanziert (zum Design der Studie siehe Pöge/Wittenberg, 2007). Inhaltliche Ergebnisse werden in Boers et al., 2006, 2009a, 2009b diskutiert. Ausführliche Informationen sind auf der Projekthomepage unter <www.uni-bielefeld.de/soz/krimstadt> zu finden.

¹¹Im Jahre 2003 sind erstmals verschiedene Computerdelikte (Nutzung fremder Computersysteme, illegale Bestellungen und Raubkopien) erhoben worden, die hier aber unberücksichtigt bleiben.

Tabelle 2: Vergleich Schulstatistiken, Querschnitte und Fünf-Wellen-Panel in Duisburg nach Schulform (Zeilenprozentuierung)

		HS	RS	GY	GES	SO	BK	k. S. k. A.	N
t_1	Schulstatistik	24	22	32	21	1			3 910
	Querschnitt	22	24	31	23	<0.5			3 407
	Panel $t_1 - t_5$	17	24	25	33	0			1 552
t_2	Schulstatistik	27	23	30	19	1			3 763
	Querschnitt	25	24	31	20	<0.5			3 390
	Panel $t_1 - t_5$	18	24	25	34	0			1 552
t_3	Schulstatistik	25	22	32	20	1			3 925
	Querschnitt	23	23	32	22	<0.5			3 339
	Panel $t_1 - t_5$	18	25	24	34	0			1 552
t_4	Querschnitt	22	22	33	22	<0.5	1	<0.5	3 386
	Panel $t_1 - t_5$	17	25	24	33	0	1	<0.5	1 552
t_5	Querschnitt	<0.5	<0.5	19	15	<0.5	59	6	4 598
	Panel $t_1 - t_5$	1	<0.5	28	19	0	45	7	1 552

HS=Hauptschule, RS=Realschule, GY=Gymnasium, SO=Sonderschule, BK=Berufsschule/Berufskolleg, k. S.=keine Schule, k. A.=keine Angabe

zu 18% in der vierten Welle, beim Drogenhandel ist die Prävalenzrate mit 3% am höchsten in der dritten Welle.

Tabelle 4 zeigt die Mittelwerte, Standardabweichungen, Schiefe und Kurtosis der für jeden Zeitpunkt aufsummierten Prävalenzraten für die abgefragten Delikte. Der Mittelwert steigt von 0.68 bis zum Wert von 0.94. Danach ist ein kontinuierlicher Rückgang bis zur letzten Panelwelle zu verzeichnen (0.55). Der höchste Mittelwert liegt demnach bei den befragten Personen im Alter von etwa 14 bis 16 Jahren (8. Jahrgang). Die geringen Mittelwerte werden durch die hohe Anzahl von Personen verursacht, die keinerlei deviantes und delinquentes Handeln angegeben haben. Diese Anteile liegen, je nach Panelwelle bzw. Jahrgang, zwischen 65% und 73%.

Die Korrelationen der aufsummierten Prävalenzraten untereinander zeigen ein typisches, durch die Zeitabstände verursachtes Muster (Tabelle 5). Je länger die zeitliche Distanz zwischen den Messungen, desto geringer ist die Höhe der Koeffizienten. Die aufsummierten Prävalenzraten werden als zeitabhängige Variablen für die berechneten Modelle in den Kapiteln 5 und 6 verwendet.

4.2 Fehlende Werte in den Längsschnittdaten

Fehlende Werte in den Untersuchungsvariablen treten in fast allen empirischen Studien auf, die sich auf Befragungsdaten stützen. Unter *item nonresponse* werden einzelne Ausfälle bezeichnet, die durch die fehlende Beantwortung einiger Fragen oder Items während der Befragung entstehen. Unter *unit nonresponse* werden komplette Ausfälle verstanden, die auf eine erfolglose Befragung von ausgewählten Personen zurückzuführen sind. Dieser Fall tritt mit einigen speziellen Varianten bei Paneldaten auf, beispielsweise beim zeitweisem Ausfall von Personen in bestimmten Befragungswellen (*wave nonresponse*, für eine Übersicht unterschiedlicher Ausfallarten vgl. Reinecke,

Tabelle 3: Prävalenzraten für die abgefragten Delikte in den fünf Panelwellen (N=1522)

Delikte	t_1	t_2	t_3	t_4	t_5
Raub	26 (1.7%)	44 (2.8%)	33 (2.1%)	34 (2.2%)	15 (1.0%)
Handtaschenraub	7 (0.5%)	8 (0.5%)	9 (0.6%)	7 (0.5%)	3 (0.2%)
Körpverletzung mit Waffe	22 (1.4%)	31 (2.0%)	23 (1.5%)	23 (1.5%)	15 (1.0%)
Körpverletzung ohne Waffe	178 (11.5%)	209 (13.5%)	170 (11.0%)	147 (9.5%)	112 (7.2%)
Sachbeschädigung	118 (7.6%)	177 (11.4%)	147 (9.5%)	95 (6.1%)	60 (3.9%)
Graffiti	116 (7.5%)	128 (8.2%)	102 (6.6%)	66 (4.3%)	51 (3.3%)
Scratching	120 (7.7%)	159 (10.2%)	129 (8.3%)	89 (5.7%)	58 (3.7%)
Einbruch	29 (1.9%)	38 (2.4%)	33 (2.1%)	26 (1.7%)	12 (0.8%)
Hehlerei	48 (3.1%)	63 (4.1%)	71 (4.6%)	69 (4.4%)	50 (3.2%)
Kfz-Aufbruch	8 (0.5%)	19 (1.2%)	16 (1.0%)	9 (0.6%)	11 (0.7%)
Kfz-Diebstahl	5 (0.3%)	11 (0.7%)	15 (1.0%)	14 (0.9%)	13 (0.8%)
Automatenaufbruch	31 (2.0%)	39 (2.5%)	34 (2.2%)	22 (1.4%)	9 (0.6%)
Fahrraddiebstahl	11 (0.7%)	34 (2.2%)	42 (2.7%)	49 (3.2%)	40 (2.6%)
Ladendiebstahl	189 (12.2%)	224 (14.4%)	196 (12.6%)	120 (7.7%)	74 (4.8%)
Anderer Diebstahl	44 (2.8%)	46 (3.0%)	30 (1.9%)	33 (2.1%)	21 (1.4%)
Drogenmißbrauch	83 (5.3%)	185 (11.9%)	263 (16.9%)	292 (18.8%)	265 (17.1%)
Drogenhandel	16 (1.0%)	41 (2.6%)	47 (3.0%)	36 (2.3%)	40 (2.6%)

Die Prozentzahlen sind auf der Basis von N=1522 gerechnet.

Tabelle 4: Mittelwerte, Standardabweichungen, Schiefe und Kurtosis für die aufsummierten Prävalenzraten der fünf Panelwellen (N=1552)

Index	\bar{x}	s	Schiefe	Kurtosis
Prev (t_1)	0.68	1.60	3.70	16.60
Prev (t_2)	0.94	1.93	3.28	13.96
Prev (t_3)	0.88	1.85	3.60	17.00
Prev (t_4)	0.73	1.58	3.86	20.74
Prev (t_5)	0.55	1.27	3.82	20.32

2005: 284).

Durch die jährlichen Befragungen im Klassenverband ist die erreichbare Zahl der Schüler auf diejenigen beschränkt, die an den jeweiligen Befragungstagen anwesend waren. Die sich im Paneldatensatz befindenden Personen (N=1522) sind demnach Schüler, die viermal versetzt wurden, nie umgezogen sind, nie auf einer Schule ausserhalb der Stichprobe umgeschult wurden, nie an den Befragungstagen gefehlt haben und den verschlüsselten Code verwertbar gut ausgefüllt haben

Tabelle 5: Korrelationsmatrix für die aufsummierten Prävalenzraten (N=1552)

	Prev (t_1)	Prev (t_2)	Prev (t_3)	Prev (t_4)	Prev (t_5)
Prev (t_1)	1.000				
Prev (t_2)	0.542	1.000			
Prev (t_3)	0.444	0.599	1.000		
Prev (t_4)	0.385	0.497	0.577	1.000	
Prev (t_5)	0.289	0.386	0.442	0.499	1.000

(vgl. im einzelnen Pöge, 2007: 14f.).¹²

Werden alle Schüler, die mindestens zweimal an der Befragung teilgenommen haben, berücksichtigt, ist die zugrunde liegende Datenbasis wesentlich größer (N=3909). Für diese Datenbasis existieren 23 unterschiedliche Ausfallmuster. Die wichtigsten sind in Tabelle 6 zusammengestellt. Wird beispielsweise ein Paneldatensatz nur aus den letzten vier Panelwellen gebildet, sind über 400 Personen mehr im Datensatz als beim kompletten Datensatz mit fünf Panelwellen.

Tabelle 6: Die wichtigsten Ausfallmuster in den Paneldaten

Pattern	2002	2003	2004	2005	2006	N
	t_1	t_2	t_3	t_4	t_5	
1.	?	t_2	t_3	t_4	t_5	403
2.	t_1	?	t_3	t_4	t_5	134
3.	t_1	t_2	?	t_4	t_5	109
4.	t_1	t_2	t_3	?	t_5	96
5.	t_1	t_2	t_3	t_4	?	224
6.	t_1	t_2	?	?	?	289
7.	t_1	t_2	t_3	?	?	150
8.	?	?	t_3	t_4	t_5	275
9.	?	?	?	t_4	t_5	114

Verschiedene Techniken existieren, um fehlendes Datenmaterial zu ergänzen. Einfache Verfahren, wie die Ersetzung fehlender Werte durch das arithmetische Mittel der betreffenden Variablen eignen sich nicht, da sie zu einer Verzerrung der Parameter in der Kovarianzmatrix führen. Auch einfache Imputationstechniken sind weniger geeignet, weil sie zu Unterschätzung der Standardfehler und zu schmalen Konfidenzintervallen führen (vgl. Schafer & Graham, 2002). Dagegen haben sich Simulationsverfahren zur mehrfachen Ersetzung fehlender Werte (*multiple imputation*) weitgehend durchgesetzt, da sie nicht zu den genannten Verzerrungen führen. Insbesondere Schafer

¹²Da die befragten Haupt- und Realschüler sowie ein Teil der Gymnasiasten und Gesamtschüler mit Beendigung der Sekundarstufe I ihre Schulen nach dem letzten Schuljahr (10. Klasse) verlassen haben, aber eine Schulpflicht in Nordrhein-Westfalen bis zum 18. Lebensjahr existiert, sind im Jahre 2006 die Leitungen der Duisburger Berufskollegs gebeten worden, diejenigen Kurse ihrer Kollegs an der Befragung teilnehmen zu lassen, in denen mit großer Wahrscheinlichkeit die Schulabgänger der bisherigen Panelpopulation anzutreffen sein würden (vgl. Benstrup, 2007: 10f.).

(1997) hat sich ausführlich mit den praktischen Konsequenzen von Ersetzungsverfahren beschäftigt und die mehrfache Ersetzung fehlender Werte in das von ihm entwickelte Programm NORM implementiert.¹³ Für den Datensatz der Münsteraner Studie ist die mehrfache Ersetzung fehlender Werte erfolgreich angewendet worden. Im Vergleich zum kompletten Datensatz konnte ein Unterschied in den Delinquenzverläufen nicht nachgewiesen werden, allerdings war das Mittelwertsniveau zu allen Meßzeitpunkten in den imputierten Datensätzen immer höher als im Datensatz mit den kompletten Werten (vgl. Reinecke, 2006; Weins & Reinecke, 2007).

Im weiteren wird eine zur mehrfachen Datenimputation alternative Technik verwendet, die in vielen Programmen zur Berechnung von Strukturgleichungsmodellen implementiert wurde: das *Full-Information-Maximum-Likelihood* (FIML)-Verfahren (vgl. Arbuckle, 1996 und die beispielorientierte Darstellung in Reinecke, 2005). Vergleichbar zur Analyse mit vollständigen Daten sind die ML-Schätzer mit fehlenden Werten dann unverzerrt, wenn von einer hinreichend großen Stichprobe, der Annahme multinormalverteilter Daten und einem vollständig zufälligen Ausfallprozeß (*missing completely at random*) ausgegangen werden kann. Das FIML-Verfahren hat sich vielfach als eine effektive und praktische Methode zur Schätzung von Strukturgleichungsmodellen herausgestellt, wenn die Datenstruktur in einem Paneldesign fehlende Werte aufweist. Wenn die Verteilungen der Variablen eines Modells allerdings sehr unterschiedlich sind, dann kann sich die Annahme multinormalverteilter Daten als wenig vorteilhaft erweisen (vgl. Allison, 2002: 26). Simulationsstudien zeigen entsprechend, daß zwar die Parameterschätzungen auch bei schief verteilten Daten robust sind, die Standardfehler und die *z*-Werte aber verzerrt sein können (vgl. Enders, 2001).

Tabelle 7 zeigt die mit FIML geschätzten Mittelwerte und Standardabweichungen der für jeden Zeitpunkt aufsummierten Prävalenzraten für die abgefragten Delikte. Der Mittelwert steigt von 0.86 bis zum Wert von 1.26. Danach ist ein kontinuierlicher Rückgang bis zur letzten Panelwelle zu verzeichnen (0.73). Der höchste Mittelwert liegt wie bei den vollständigen Paneldaten bei den befragten Personen im Alter von etwa 14 bis 16 Jahren (8. Jahrgang). Alle Mittelwerte liegen höher als die aus dem vollständigen Datensatz berechneten (vgl. Tabelle 4), was die systematische Unterschätzung unterstreicht. Allerdings wird in beiden Datenätzen der jeweils höchste Mittelwert zum gleichen Meßzeitpunkt erreicht.

Tabelle 7: Mittelwerte und Standardabweichungen für die aufsummierten Prävalenzraten der fünf Panelwellen (FIML-Schätzer)

Index	\bar{x}	<i>s</i>
Prev (<i>t</i> ₁)	0.86	1.79
Prev (<i>t</i> ₂)	1.26	2.25
Prev (<i>t</i> ₃)	1.20	2.24
Prev (<i>t</i> ₄)	0.97	1.86
Prev (<i>t</i> ₅)	0.73	1.49

N=3909

Die mit FIML geschätzten Korrelationen der aufsummierten Prävalenzraten untereinander zeigen ein typisches, durch die Zeitabstände verursachtes Muster (Tabelle 8). Die Unterschiede zu den

¹³Das Programm NORM existiert in einer leicht zu verstehenden Windows-Version und ist kostenlos auf der Webpage <http://www.stat.psu.edu/~jls> erhältlich.

Korrelationen des vollständigen Panels sind aber sehr gering (vgl. die entsprechenden Werte in Tabelle 5).

Tabelle 8: Korrelationsmatrix für die aufsummierten Prävalenzraten (FIML-Schätzer)

	Prev (t_1)	Prev (t_2)	Prev (t_3)	Prev (t_4)	Prev (t_5)
Prev (t_1)	1.000				
Prev (t_2)	0.546	1.000			
Prev (t_3)	0.420	0.601	1.000		
Prev (t_4)	0.351	0.474	0.588	1.000	
Prev (t_5)	0.268	0.376	0.398	0.462	1.000

N=3909

Sowohl die vollständigen als auch die unvollständigen Paneldaten werden in den folgenden Kapiteln 5 und 6 zur Schätzung der Wachstums- und Mischverteilungsmodellen verwendet.

5 Ergebnisse zu den Wachstumsmodellen

In diesem Kapitel werden zunächst Wachstumsmodelle für die gesamte Panelstichprobe vorgestellt, um den Entwicklungsverlauf der Delinquenz zu modellieren. Diese Modelle werden gemäß Gleichung 2 spezifiziert. Für die zeitabhängige Variable werden drei unterschiedliche Verteilungsannahmen spezifiziert: die kontinuierliche Verteilung (vgl. Abschnitt 2.1), die Poisson-Verteilung (vgl. Abschnitt 2.4.2) und die Poisson-Verteilung für seltene Ereignisse (ZIP, vgl. Abschnitt 2.4.3). Die Modelle werden jeweils für die vollständigen Paneldaten (N=1552) und die unvollständigen Paneldaten (N=3902) mit dem FIML-Schätzer diskutiert.

Zuerst wird die zeitliche Entwicklung der Deliktprävalenzen unter der Annahme kontinuierlicher Verteilungen untersucht. Anhand der Modellfits wird geprüft, ob ein lineares oder ein quadratisches Modell für die Entwicklung der Delinquenz angemessen ist (vgl. Tabelle 9). Es sind dafür zwei Modellvarianten berechnet worden, wobei in der jeweils ersten Modellvariante zwei Terme (*intercept* und *slope*) und in der jeweils zweiten Modellvariante ein zusätzlicher quadratischer Term (*quadratic slope*) spezifiziert worden ist (vgl. auch Teile der *Mplus*-Outputs in den Anhängen 9.1.1 und 9.1.2).

Der χ^2 -Wert, der Tucker-Lewis Index sowie die Informationskriterien BIC und adjustierter BIC zeigen an, daß die Berücksichtigung eines quadratischen Terms zu einer deutlichen Verbesserung des Modells für beide Datensätze führt. Überdies bestätigt die durchschnittliche Anzahl der begangenen Delikte (vgl. hierzu Tabelle 4) zu jedem Zeitpunkt die Annahme, daß die Entwicklung der Delinquenz im Zeitverlauf nicht linear verläuft. Aufgrund dieser Ergebnisse wird das quadratische Modell für den Vergleich der Verteilungsannahmen ausgewählt.

Tabelle 10 zeigt die Ergebnisse der quadratischen Wachstumsmodelle unter drei verschiedenen Verteilungsannahmen: kontinuierliche Verteilung, Poisson-Verteilung und ZIP-Verteilung (vgl. auch Teile der *Mplus*-Outputs im Anhang 9.1.2). BIC und adjustierter BIC deuten darauf hin, daß die Annahme einer Poisson-Verteilung oder einer ZIP-Verteilung zu besseren Modellergebnissen führt im Vergleich zur kontinuierlichen Verteilungsannahme. Da bei den Verteilungen der Indizes eine hohe Anzahl von Nullen vorkommen (entspricht inhaltlich, daß kein deviantes bzw. delinquentes Verhalten auftritt) kann ein quadratisches Wachstumsmodell unter der Annahme einer ZIP-

Tabelle 9: Vergleich von Wachstumsmodellen mit linearer und quadratischer Entwicklung

Panel (N=1552)					
Modell	χ^2	df	TLI	BIC	adj. BIC
linear	373.03	10	0.857	27513.45	27481.68
quadratisch	33.09	6	0.982	27202.90	27158.43
Panel (N=3909)					
Modell	χ^2	df	TLI	BIC	adj. BIC
linear	795.54	10	0.796	59383.76	59351.99
quadratisch	80.04	6	0.968	58701.34	58656.86

TLI = *Tucker-Lewis Index*

BIC = *Bayesian Information Criterion*

Tabelle 10: Vergleich von quadratischen Wachstumsmodellen unter verschiedenen Verteilungsannahmen

Panel (N=1552)				
Verteilung	Gleichungsterme	Parameter	BIC	adj. BIC
kontinuierlich	I S Q	14	27202.90	27158.43
Poisson	I S Q	9	15492.18	15463.59
ZIP	I S Q + logit	12	15447.24	15409.12
Panel (N=3909)				
Verteilung	Gleichungsterme	Parameter	BIC	adj. BIC
kontinuierlich	I S Q	14	58701.34	58656.86
Poisson	I S Q	9	35590.99	35562.39
ZIP	I S Q + logit	12	35400.49	35362.37

I = Konstante (*intercept*); S = linearer Term (*slope*); Q = quadratischer Term (*quadratic slope*)

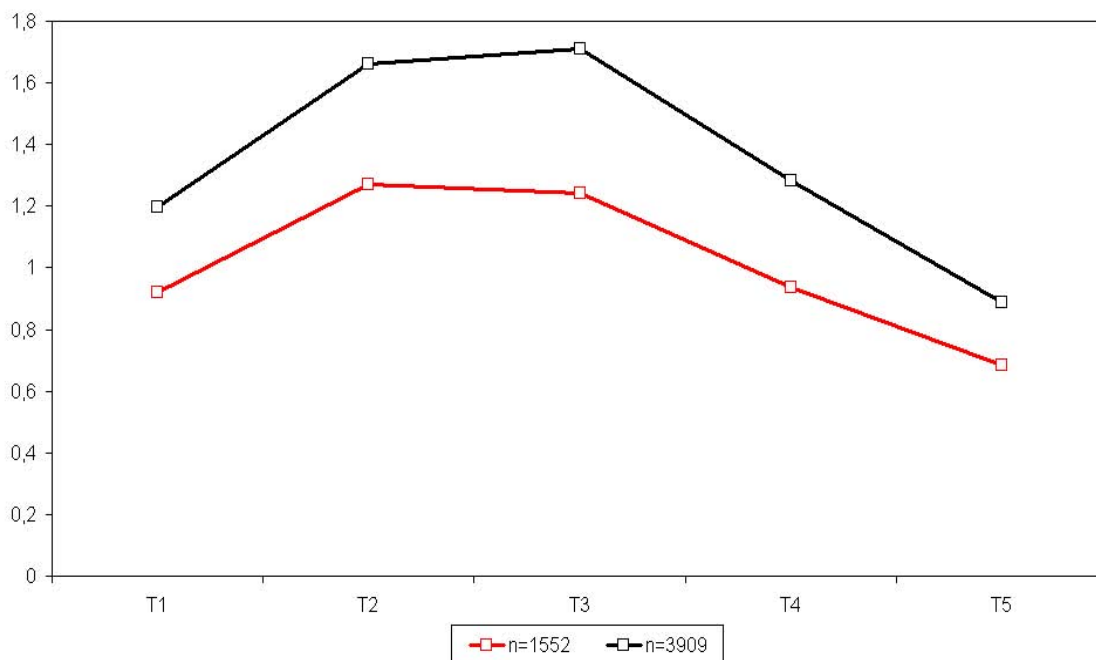
BIC = *Bayesian Information Criterion*

Verteilung für die weiteren Analysen ausgewählt werden. Dies trifft gleichermaßen für die Modelanalysen auf der Basis der unvollständigen Daten (N=3909) zu. Abbildung 4 stellt die geschätzte Trajektorien für beide in Tabelle 10 berechneten ZIP-Modelle gegenüber.

Der Vergleich der beiden Trajektorien zeigt, daß die durch Panelmortalität ausgeschlossenen Fälle im Laufe der Zeit zu einer deutlichen Unterschätzung der Prävalenzen führt. Die Verläufe sind zwar ähnlich, allerdings wird durch die Berücksichtigung der fehlenden Werten mit dem FIML-Schätzer das unterschätzte Niveau der Delinquenzbelastung zu den einzelnen Meßzeitpunkten korrigiert. Die Differenz ist insbesondere im zweiten und dritten Meßzeitpunkt (also bei der höchsten Delinquenzbelastung) am größten.

Tabelle 11 stellt die Parameter der beiden ZIP-Modelle und damit die Wachstumsverläufe delinquenten Verhaltens gegenüber. Da das ZIP-Modell immer aus zwei Teilmodellen – dem Poisson-Modell und dem Logit-Modell – besteht, werden die Ergebnisse beider Teilmodelle für die voll-

Abbildung 4: Geschätzte Trajektorie der ZIP-Modelle mit linearen und quadratischen Termen



ständigen und unvollständigen Paneldatensätze dargestellt. Die mit FIML ermittelten Mittelwerte des Poisson-Modells für die lineare und quadratische Steigung (α_2 und α_3) weisen auf eine ausgeprägte Steigung und ein deutliches Absinken des delinquenten Verhaltens hin. Die Varianz dieser Mittelwerte (ζ_2 und ζ_3) ist allerdings geringer im Vergleich zu den Varianzen der Mittelwerte für die vollständigen Paneldaten.

Tabelle 11: Wachstumsverlauf delinquenten Verhaltens für beide Paneldatensätze (ZIP-Modelle)

Poisson-Modell	Panel (N=3909)		Panel (N=1552)	
I (α_1)	-1.078	(0.071)	-1.461	(0.103)
S (α_2)	0.304	(0.068)	0.190	(0.096)
Q (α_3)	-0.091	(0.016)	-0.065	(0.023)
<hr/>				
I (ζ_1)	2.836	(0.159)	3.127	(0.234)
S (ζ_2)	0.438	(0.064)	0.369	(0.087)
Q (ζ_3)	0.027	(0.004)	0.024	(0.006)
<hr/>				
Logit-Modell				
I (α_1^*)	—	—	—	—
S (α_2^*)	-1.231	(0.277)	-2.243	(0.508)
Q (α_3^*)	0.288	(0.063)	0.500	(0.138)

Standardfehler in Klammern; Der Mittelwert des *intercept* (I) wird im Logit-Modell auf Null fixiert.

6 Ergebnisse zu den Mischverteilungsmodellen

Um unbeobachtete Heterogenität in der Jugendpopulation im Hinblick auf ihr deviantes und delinquentes Verhalten zu untersuchen, wird davon ausgegangen, daß sich Gruppen als latente Klassen in ihrer Devianzentwicklung im Untersuchungszeitraum differenzieren lassen. Folgt man beispielsweise den mit Hellfelddaten durchgeführten Analysen von D'Unger et al. (1998), so werden in verschiedenen kriminologischen Langzeitstudien (z. B. in der *Cambridge Study*) drei oder vier Gruppen mit unterschiedlichen Wachstumskurven ermittelt. Die folgenden Analysen in den Abschnitten 6.1 und 6.2 stützen sich auch auf das Argument von Muthén (2004: 350), die Mischverteilung zunächst mit einem Wachstumsmodell zu untersuchen, bei dem die Streuungen der Wachstumsvariablen (I, S und Q) auf Null fixiert werden. Diese Modellstrategie wird entweder als *semiparametric group-based approach* (vgl. Nagin, 1999, 2005) oder als *latent class growth analysis* (im folgenden abgekürzt LCGA) bezeichnet. Ein Vergleich der Ergebnisse zwischen beiden Paneldatensätzen wird in Abschnitt 6.3 vorgenommen.

Mit dem generalisierten Mischverteilungsmodell (GGMM) kann dann versucht werden, die Variabilität der klassenspezifischen Wachstumsparameter zu bestimmen. Dieses Modell entspricht nach der Terminologie der Mehrebenenanalyse einem sogenannten *random-effects model*. Die Analysen hierzu werden in den Abschnitten 6.4 und 6.5 vorgestellt. Ein Vergleich der Ergebnisse zwischen beiden Paneldatensätzen schließt sich in Abschnitt 6.6 an.

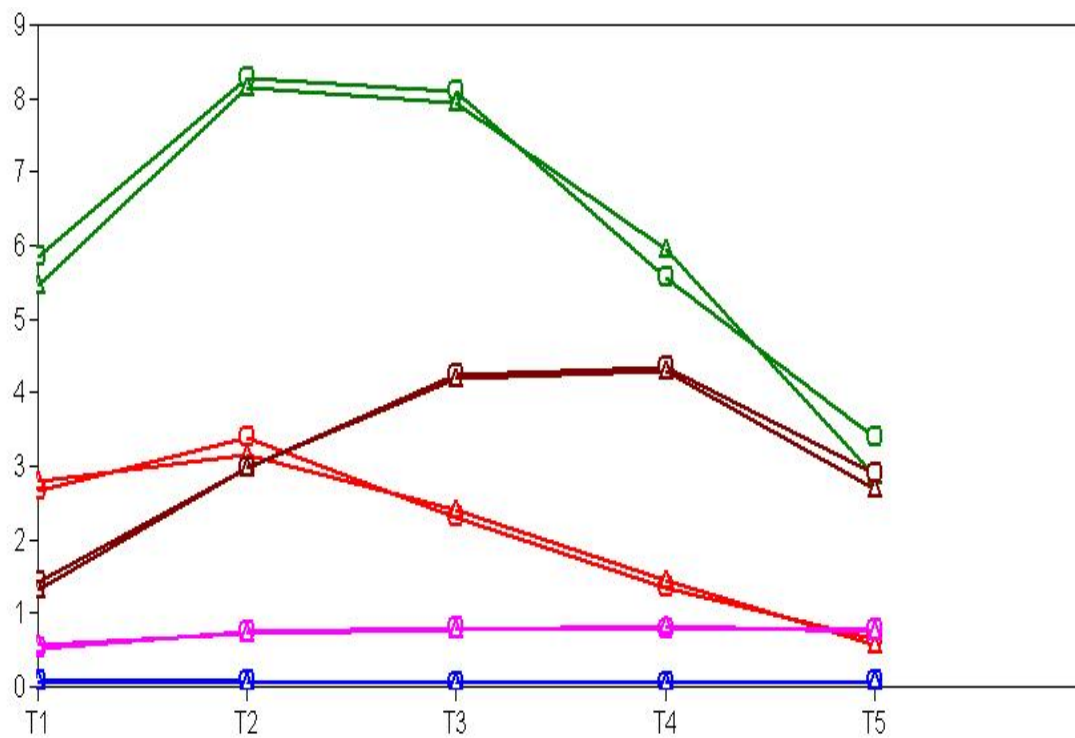
6.1 LCGA für das vollständige Panel (N=1552)

In diesem Abschnitt wird ein nicht konditionales LCGA-Modell mit K -Klassen für das vollständige Panel (N=1552) spezifiziert, wobei die Modellspezifikation mit linearem und quadratischem Term nach der Klassenzahl variiert wird. In allen Berechnungen werden ZIP-verteilte Variablen angenommen. Bei dieser Modellierung wird der Mittelwert des *intercept* für das Logit-Teilmodell (der sogenannte „Inflationsteil“) über alle Klassen auf Null fixiert und die Mittelwerte des *slope* sowie des *quadratic slope* über alle Klassen gleichgesetzt (vgl. entsprechend die Parameter α_2^* und α_3^* in Tabelle 11). Mit dieser Restringierung wird angenommen, daß im Logit-Modell der Verlauf der logarithmierten Chance, nicht-delinquent statt delinquent zu sein, über alle Klassen gleich ist (vgl. Weins & Reinecke, 2007: 432). Diese Spezifikation entspricht der Vorgehensweise in Kreuter und Muthén (2008). Die Modellergebnisse werden nach den in Abschnitt 2.3 vorgestellten Informationskriterien zur Modellgüte beurteilt (vgl. Tabelle 12).

Die Informationskriterien BIC und adjustierter BIC haben ihre niedrigsten Werte erst bei einer Lösung mit acht latenten Klassen. Eine konstante Verbesserung des BIC ist zu beobachten, obwohl sie sich ab der Lösung mit sechs Klassen deutlich reduziert. Nach dem LMR-LRT (vgl. Abschnitt 2.3) erzeugen Lösungen mit sieben oder acht Klassen Redundanz. Eine Lösung mit fünf oder sechs Klassen wäre demnach akzeptabel. Daher wird eine weitergehende Betrachtung der Modelle mit fünf und sechs Klassen vorgenommen. Ein erster Vergleich dieser beiden Modelle ergibt sich über die Verläufe der empirischen und geschätzten Trajektorien.

Die Trajektorien entlang der x -Achse (vgl. Abbildung 5) zeigen die Klasse der sogenannten *non-offenders*, die im Untersuchungszeitraum kaum deviantes oder delinquentes Verhalten zeigen. In dieser größten Klasse befinden sich etwa 53% der Personen. Die zweite Klasse weist eine geringe Steigung auf, insgesamt ist die Delinquenz über die Zeit niedrig und stabil (*low stable*). In dieser Klasse befinden sich etwa 30% der Personen. In der dritten Klasse befinden sich die sogenannten *increaser* mit stärker steigender Delinquenz, die aber am Ende des Untersuchungszeitraumes auch wieder abflacht. Hier sind nur etwa 4% der Personen zu finden. Die vierte mit etwa 10% charak-

Abbildung 5: Empirische und geschätzte Trajektorien des LCGA-Modells mit fünf Klassen



Kreis = empirische Mittelwerte

Dreieck = geschätzte Mittelwerte

Die Bezeichnungen der Klassen (von unten nach oben): (1) "non-offenders", (2) "low stable", (3) "increasers", (4) "high-level desisters", (5) "high rates"

Tabelle 12: Informationskriterien der LCGA-Modelle mit der Annahme ZIP-verteilter Variablen

Panel (N=1552)						
Klassen	Parameter	E_k	BIC	Adj. BIC	LMR-LRT	p -Wert
1	6	—	18880.11	18861.05	—	—
2	10	0.890	16557.33	16525.57	2274.77	0.000
3	14	0.826	15890.06	15845.59	673.74	0.000
4	18	0.788	15699.74	15642.56	212.48	0.004
5	22	0.807	15606.59	15536.60	118.51	0.037
6	26	0.765	15535.41	15452.81	97.26	0.025
7	30	0.707	15512.70	15417.49	50.29	0.070
8	34	0.699	15506.32	15398.31	34.68	0.109

terisiert die Klasse der *desisters* mit ausgeprägter Delinquenz zu Beginn der Untersuchung, die dann kontinuierlich geringer wird. Die kleinste Klasse mit etwa 2% der befragten Personen erreicht die höchste, durchschnittliche Delinquenzrate (*high rates*) und weist den typischen, glockenförmigen Verlauf auf. In anderen Untersuchungen wird dieser Verlauf in Abgrenzung zur *life-course persistency* als *adolescent limited* bezeichnet (vgl. Moffitt, 1993, 2006; Odgers et al., 2008).

Tabelle 13 zeigt, daß die Wahrscheinlichkeitszuordnungen zwischen den ermittelten Klassen unterschiedlich sind. So werden für die erste (*non-offenders*) und die fünfte Klasse (*high rates*) die besten Zuordnungswahrscheinlichkeiten erzielt. Leichte Unschärfen zeigen sich bei der zweiten, dritten und vierten Klasse, welche auch die Klassifikationsgüte schmälern (vgl. die Entropy E_k in Tabelle 12).

Tabelle 13: Kreuztabelle der durchschnittlichen Klassenwahrscheinlichkeiten für die wahrscheinlichste Klasse (Zeile) mit der Klassenzugehörigkeit (Spalte)

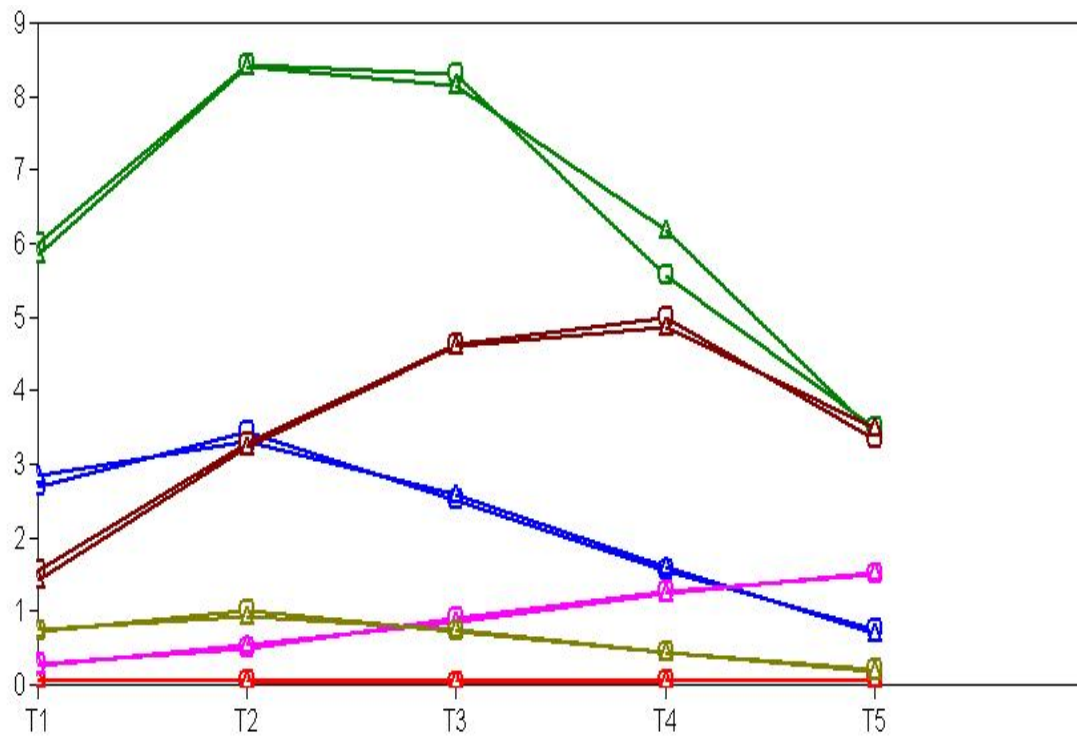
	1	2	3	4	5
1	0.920	0.079	0.000	0.001	0.000
2	0.079	0.845	0.014	0.063	0.000
3	0.000	0.036	0.816	0.122	0.027
4	0.000	0.106	0.072	0.815	0.008
5	0.000	0.000	0.032	0.038	0.930

Die Bezeichnungen der Klassen:

(1)“non-offenders”, (2)“low stable”, (3)“increasers”, (4)“high-level desisters”, (5)“high rates”

Die Verläufe der Trajektorien in dem Modell mit sechs Klassen (vgl. Abbildung 6) unterscheiden sich nur wenig von der Lösung mit fünf Klassen. Die Trajektorien entlang der x -Achse verdeutlichen wiederum den Verlauf der *non-offenders* (53%). Die zweite Klasse (*low stable*) ist hier allerdings nur noch fast halb so groß im Vergleich zum Modell mit fünf Klassen (18%). Die andere Hälfte (13%) bildet die neue sechste Klasse der sogenannten *low increaser*, die gegenüber den Personen der zweiten Klasse eine kontinuierliche leichte Steigung ihrer Delinquenzrate aufweisen. In der dritten Klasse (3%) befinden sich wiederum die *increaser* mit stärker steigender Delinquenz, die vierte Klasse (11%) charakterisiert die Klasse der *desisters* und die fünfte Klasse

Abbildung 6: Empirische und geschätzte Trajektorien des LCGA-Modells mit sechs Klassen



Kreis = empirische Mittelwerte

Dreieck = geschätzte Mittelwerte

Die Bezeichnungen der Klassen (von unten nach oben): (1)“non-offenders”, (6)“low increasers”, (2)“low stable”, (3)“increasers”, (4)“high-level desisters” und (5)“high rates”

bildet schließlich die im Umfang kleinste Klasse (2%) mit der höchsten Delinquenzrate im Untersuchungsverlauf.

Tabelle 14: Kreuztabelle der durchschnittlichen Klassenwahrscheinlichkeiten für die wahrscheinlichste Klasse (Zeile) mit der Klassenzugehörigkeit (Spalte)

	1	2	3	4	5	6
1	0.907	0.074	0.000	0.000	0.000	0.019
2	0.062	0.740	0.001	0.055	0.000	0.142
3	0.000	0.000	0.861	0.088	0.034	0.017
4	0.000	0.085	0.055	0.808	0.010	0.042
5	0.000	0.000	0.029	0.023	0.948	0.000
6	0.089	0.146	0.013	0.040	0.000	0.711

Die Bezeichnungen der Klassen:

(1)“non-offenders”, (2)“low stable”,(3)“increasers”, (4)“high-level desisters”, (5)“high rates”, (6)“low increasers”

Tabelle 14 zeigt wiederum, daß für die erste Klasse (*non-offenders*) und die fünfte Klasse (*high rates*) die besten Zuordnungswahrscheinlichkeiten ermittelt werden. Die Spezifikation einer zusätzlichen sechsten Klasse hat aber auch die Unschärfen in der Wahrscheinlichkeitszuordnung erhöht. So wird für diese sechste Klasse nur eine Übereinstimmungswahrscheinlichkeit von 71% zwischen den durchschnittlichen Klassenwahrscheinlichkeiten für die wahrscheinlichste Klasse und der Klassenzugehörigkeit erreicht. Die Unschärfe zur zweiten Klasse (*low stable*) ist hier am größten.

Tabelle 15: Klassengrößen in den berechneten Modellen (fünf und sechs Klassen)

Klasse	Fünf-Wellen-Panel		Vier-Wellen-Panel			
	n	(%)	n	(%)		
<i>non-offenders</i> (1)	830	(53.3)	826	(53.2)	1004	(56.8)
<i>low-stable</i> (2)	469	(30.2)	279	(18.0)	487	(27.5)
<i>increasers</i> (3)	67	(4.3)	49	(3.2)	137	(7.7)
<i>high-level desisters</i> (4)	156	(10.1)	174	(11.2)	96	(5.4)
<i>high rates</i> (5)	30	(1.9)	27	(1.7)	45	(2.5)
<i>low increasers</i> (6)	–	–	197	(12.7)	–	–

Durch einen Vergleich mit früheren Analysen aus dem Panel mit vier Wellen (vgl. Tabelle 15) erhält man Hinweise, ob durch zusätzliche Informationen eines Meßzeitpunktes sich wesentliche Änderungen in der Klassenzusammensetzung ergeben. Die Größen der ersten und zweiten Klasse bleiben im wesentlichen gleich (Vergleich der Prozente in den Spalten 3 und 7). Deutliche Unterschiede zeigen sich bei der dritten Klasse (*increasers*), deren Größe sich im Panel mit fünf Wellen fast halbiert sowie bei der vierten Klasse (*high-level desisters*), deren Größe sich dagegen verdoppelt.

Einen weiteren Vergleich mit den Daten des Fünf-Wellen-Panels bietet die Kreuztabellierung der Klassenzugehörigkeiten der beiden Modelle mit fünf und sechs Klassen (vgl. Tabelle 16).

Tabelle 16: Kreuztabelle der Klassenzugehörigkeiten (fünf und sechs Klassen)

	1	2	3	4	5	6	Σ
1	820	10	0	0	0	0	830
2	6	257	0	14	0	192	469
3	0	0	48	14	0	5	67
4	0	12	0	144	0	0	156
5	0	0	1	2	27	0	30
Σ	826	279	49	174	27	197	1552

Die Kreuztabelle zeigt, ob sich die Zugehörigkeiten zu den Klassen in beiden Modellen verändert haben. Außerdem kann festgestellt werden, aus welchen Klassenzugehörigkeiten des Modells mit fünf Klassen sich die „neue“ sechste Klasse zusammensetzt. Liegt die überwiegende Mehrheit der Personen auf der Diagonalen, dann sind die Klassenzugehörigkeiten über beide Lösungen ziemlich stabil. Es ist festzustellen, daß sich die neue sechste Klasse (bis auf fünf Personen) hauptsächlich aus Personen der zweiten Klasse (*low stable*) zusammensetzt. Insgesamt kann davon ausgegangen werden, daß eine Lösung mit sechs Klassen die Daten des vollständigen Panels am besten repräsentiert.

6.2 LCGA für das nicht vollständige Panel (N=3909)

In diesem Abschnitt wird ein nicht konditionales LCGA-Modell mit K -Klassen für das nicht vollständige Panel (N=3909) spezifiziert, wobei auch hier die Modellspezifikation mit linearem und quadratischem Term nach der Klassenzahl variiert wird. Die weiteren Annahmen entsprechen denen aus Abschnitt 6.1. Die Modellergebnisse sind in Tabelle 17 zusammengestellt.

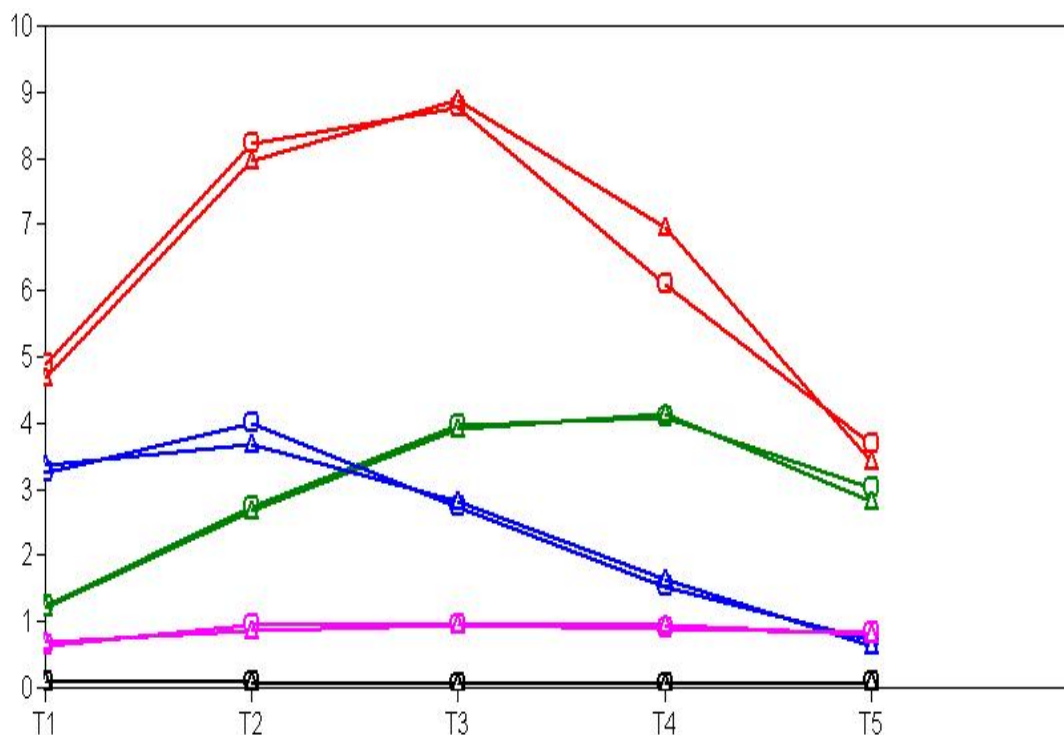
Tabelle 17: Informationskriterien der LCGA-Modelle mit der Annahme ZIP-verteilter Variablen

Panel (N=3909)						
Klassen	Parameter	E_k	BIC	Adj. BIC	LMR-LRT	p -Wert
1	6	—	42353.69	42334.63	—	—
2	10	0.824	37724.01	37692.24	4525.96	0.000
3	14	0.788	36113.01	36068.53	1595.84	0.000
4	18	0.724	35792.31	35735.12	343.40	0.295
5	22	0.732	35569.55	35499.64	248.34	0.000
6	26	0.689	35455.58	35372.97	142.73	0.001
7	30	n. k.	n. k.	n. k.	n. k.	n. k.

n. k. = nicht konvergiert

Die Informationskriterien BIC und adjustierter BIC haben ihre niedrigsten Werte bei einer Lösung mit sechs latenten Klassen. Eine Modell mit sieben Klassen konnte nicht berechnet werden, da trotz einer hohen Anzahl von Startwerten das Modell nicht konvergierte. Bei der Lösung mit vier Klassen ist der p -Wert des LMR-LRT nicht signifikant, allerdings werden nicht redundante zusätzliche Klassen in den Lösungen mit fünf und sechs Klassen geschätzt.

Abbildung 7: Empirische und geschätzte Trajektorien des LCGA-Modells mit fünf Klassen



Kreis = empirische Mittelwerte

Dreieck = geschätzte Mittelwerte

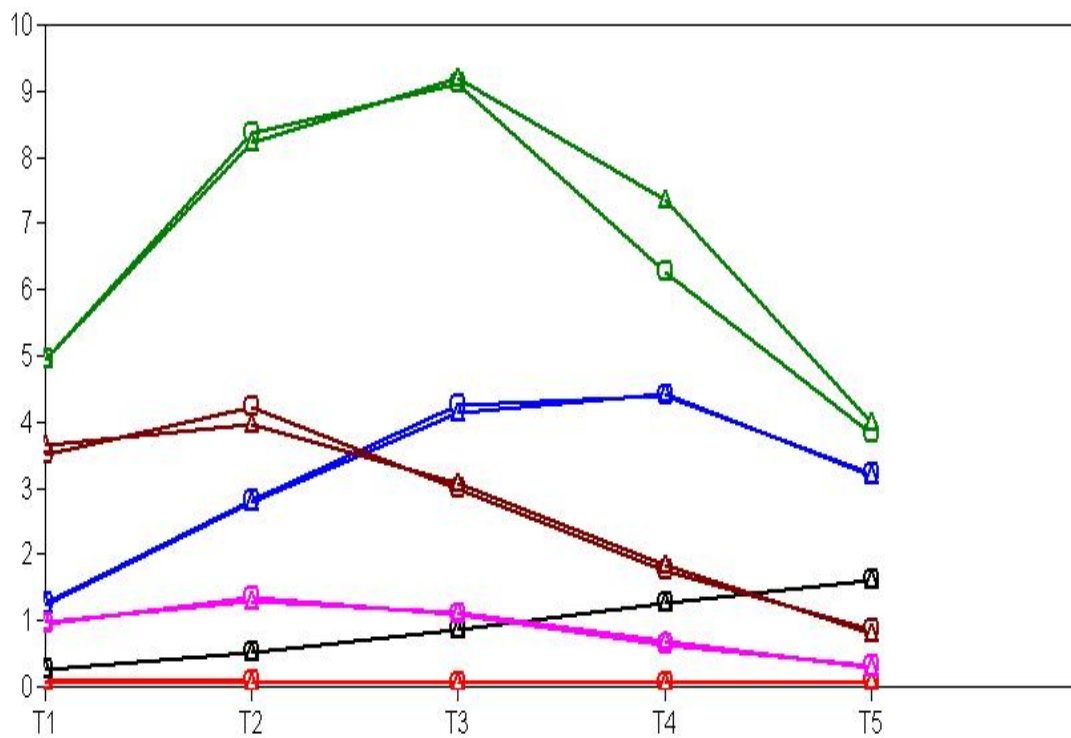
Die Bezeichnungen der Klassen (von unten nach oben): (1)“non offenders”, (2)“low stable”, (3)“increasers”, (4)“high-level desisters” und (5)“high rates”

Eine Lösung mit fünf oder sechs Klassen scheint hiernach akzeptabel zu sein. Wird die Entropy E_k zusätzlich herangezogen, dann ist die Lösung mit fünf Klassen besser. Daher wird, wie in Abschnitt 6.1, eine weitergehende Untersuchung der Modelle mit fünf und sechs Klassen vorgenommen. Ein Vergleich dieser beiden Modelle ergibt sich über die Betrachtung der empirischen und geschätzten Trajektorien (vgl. auch Teile der *Mplus*-Outputs im Anhang 9.2.1).

Die Trajektorien entlang der x -Achse (vgl. Abbildung 7) zeigen die Klasse der sogenannten *non-offenders*, die im Untersuchungszeitraum kaum deviantes oder delinquentes Verhalten zeigen. In dieser größten Klasse befinden sich 48% der Personen. Die zweite Klasse (*low stable*) weist eine geringe Steigung auf, insgesamt ist die Delinquenz über die Zeit niedrig und stabil. In dieser Klasse befinden sich etwa 33% der Personen. In der dritten Klasse befinden sich die sogenannten *increasers* mit stärker steigender Delinquenz, die aber am Ende des Untersuchungszeitraumes auch wieder abflacht. Hier sind etwa 11% der Personen zu finden. Die vierte Trajektorie mit etwa 6% charakterisiert die Klasse der *desisters* mit ausgeprägter Delinquenz zu Beginn der Untersuchung, die dann kontinuierlich geringer wird. Die kleinste Klasse mit etwa 3% der befragten Personen erreicht die höchste, durchschnittliche Delinquenzrate (*high rates*) und weist den typischen, glockenförmigen Verlauf auf.

Die Verläufe der Trajektorien in dem Modell mit sechs Klassen (vgl. Abbildung 8) unterscheiden sich auch hier nur wenig von der Lösung mit fünf Klassen. Die Trajektorien entlang der x -Achse verdeutlichen wiederum den Verlauf der *non-offenders* (50%). Die Größe der zweiten Klasse (*low*

Abbildung 8: Empirische und geschätzte Trajektorien des LCGA-Modells mit sechs Klassen



Kreis = empirische Mittelwerte

Dreieck = geschätzte Mittelwerte

Die Bezeichnungen der Klassen (von unten nach oben): (1)“non offenders”, (6)“low increasers”, (2)“low stable”, (3)“increasers”, (4)“high-level desisters” und (5)“high rates”

stable) reduziert sich im Vergleich zum Modell mit fünf Klassen auf etwa 21%. In der dritten Klasse (5%) befinden sich die *increasers* mit stärker steigender Delinquenz, die vierte Klasse (11%) charakterisiert die Klasse der *desisters* und die fünfte Klasse setzt sich aus der kleinsten Personengruppe zusammen (3%), die die höchste Delinquenzrate im Untersuchungsverlauf hat (*high rates*). In der neuen sechsten Klasse der *low increaser* sind etwa 11% der Personen enthalten, die gegenüber denjenigen aus der zweiten Klasse eine kontinuierliche, leichte Steigung ihrer Delinquenzrate aufweisen (vgl. Tabelle 18).

Tabelle 18: Klassengrößen in den berechneten Modellen (fünf und sechs Klassen)

Klasse	Fünf-Wellen (N=3909)			
	N	(%)	N	(%)
<i>non-offenders</i> (1)	1878	(48.0)	1942	(49.7)
<i>low-stable</i> (2)	1283	(32.8)	820	(20.9)
<i>increasers</i> (3)	419	(10.7)	193	(4.9)
<i>high-level desisters</i> (4)	222	(5.7)	408	(10.4)
<i>high rates</i> (5)	107	(2.7)	102	(2.6)
<i>low increasers</i> (6)	–	–	444	(11.3)

Abschließend werden noch die Klassenzugehörigkeiten der beiden Modelle mit fünf und sechs Klassen (vgl. Tabelle 19) kreuztabelliert. Die starke Besetzung der Diagonalen weist auf die inhaltliche Stabilität der gefundenen Klassenlösungen hin. Wie beim vollständigen Panel (vgl. Abbildung 16) setzt sich auch hier die neue sechste Klasse fast vollständig aus Personen der zweiten Klasse (*low stable*) zusammen. Insgesamt kann davon ausgegangen werden, daß eine Lösung mit sechs Klassen die Daten des unvollständigen Panels am besten repräsentiert.

Tabelle 19: Kreuztabelle der Klassenzugehörigkeiten (fünf und sechs Klassen)

	1	2	3	4	5	6	Σ
1	1870	8	0	0	0	0	1878
2	72	758	23	1	0	429	1283
3	0	47	372	0	0	0	419
4	0	7	10	190	0	15	222
5	0	0	3	2	102	0	107
Σ	1942	820	408	193	102	444	3909

6.3 Vergleich der LCGA-Modelle für beide Paneldatensätze

In diesem Abschnitt werden die Ergebnisse der LCGA-Modelle für den vollständigen und den nicht vollständigen Paneldatensatz verglichen. Da die Modelle auf einer unterschiedlichen Stichprobenbasis berechnet worden sind (N=1552 und N=3909), kann kein direkter Vergleich über die Informationskriterien (z. B. BIC) vorgenommen werden. Es zeigte sich, daß unter Variation der

Klassenzahl in beiden Datensätzen jeweils ein Modell mit fünf und sechs Klassen ermittelt wurde, deren Trajektorien ähnliche Verlaufsmuster aufweisen.

Durch Vergleich der Klassenverteilungen erhält man Hinweise, ob sich durch die Berücksichtigung der fehlenden Informationen mittels der FIML-Schätzungen andere Größenverhältnisse bei den Klassen ergeben haben. Dies wird hier beispielhaft für die Lösung mit sechs Klassen vorgenommen (vgl. Tabelle 20). Hierbei zeigt sich, daß die Größen aller sechs Klassen sich nur geringfügig unterscheiden (Vergleich der Prozente in den Spalten 3 und 5). Dies bedeutet, daß eine Berücksichtigung von Personen mit unvollständigen Panelinformationen nicht zu einer vollständig anderen Klassen- bzw. Gruppeneinteilung führt und inhaltliche Interpretationen der ermittelten Trajektorien sich zwischen vollständigem und unvollständigem Panel nicht grundsätzlich unterscheiden.

Tabelle 20: Vergleich der Modelle mit sechs Klassen für beide Paneldatensätze

Klasse	Panel (N=3909)		Panel (N=1552)	
	N	(%)	N	(%)
<i>non-offenders</i> (1)	1942	(49.7)	826	(53.2)
<i>low-stable</i> (2)	820	(20.9)	279	(18.0)
<i>increasers</i> (3)	193	(4.9)	49	(3.2)
<i>high-level desisters</i> (4)	408	(10.4)	174	(11.2)
<i>high rates</i> (5)	102	(2.6)	27	(1.7)
<i>low increasers</i> (6)	444	(11.3)	197	(12.7)

Im weiteren können die Klassengrößen sowie die geschätzten Mittelwerte der untersuchten Variablen über den Zeitverlauf zwischen beiden Paneldatensätzen verglichen werden. Die Spalten 3 und 4 in Tabelle 21 zeigen die absoluten und relativen Klassengrößen im Vergleich. Deutlich werden die Unterschiede bei der Klasse der *increasers* und den hoch belasteten Personen (*high rates*). Das vollständige Panel unterschätzt erwartungsgemäß diesen Personenkreis und überschätzt damit auch leicht den Anteil der *non-offenders*. Insbesondere bei den geschätzten Mittelwerten der *high rates* zeigen sich entsprechende Unterschiede. Der höchste Mittelwert wird im vollständigen Panel zum zweiten Meßzeitpunkt (8.406), im unvollständigen Panel zum dritten Meßzeitpunkt (9.187) ermittelt. Dort wo die relativen Klassengrößen sich nur wenig unterscheiden, sind auch geringe Differenzen bei den geschätzten Mittelwerten zu verzeichnen.

Tabelle 22 zeigt die geschätzten klassenspezifischen Parameter der latenten Variablen für das LCGA-Modell. Für das Logit-Modell im ZIP werden die Mittelwerte des linearen und des quadratischen Terms (SI und QI) üblicherweise nur einmal geschätzt und über die Klassen gleich gesetzt. Auch hier zeigen sich nur dort größere Differenzen zwischen vollständigem und nicht vollständigem Panel, wo auch die Klassengrößen stärker differieren, insbesondere bei der Gruppe der *increasers* und den *high rates*. Insgesamt betrachtet sind die Ergebnisse der LCGA für beide Panels ähnlich und führen nicht zu substantiell unterschiedlichen Schlußfolgerungen. Bemerkenswert ist, daß trotz der systematischen Unterschätzung der Delinquenz im vollständigen Panel sich die Trajektorien, die geschätzten Mittelwerte der untersuchten Variablen und die Parameter des Klassenmodells nicht grundsätzlich unterscheiden. Die Analysen mit dem FIML-Schätzer bei dem nicht vollständigem Panel kann daher die unterschätzte Größe der hoch belasteten Personen ausgleichen und führt daher zu valideren Ergebnissen.

Tabelle 21: Geschätzte Mittelwerte der Prävalenzraten für die Klassen des LCGA-Modells

Klasse	N (Panel)	N (Klassen)	(%)	t_1	t_2	t_3	t_4	t_5
<i>non-offenders</i>	1552	826	53.2	0.071	0.048	0.040	0.050	0.086
	3909	1942	49.7	0.093	0.070	0.062	0.069	0.091
<i>low stable</i>	1552	279	18.0	0.743	0.942	0.758	0.450	0.182
	3909	820	20.9	0.990	1.284	1.109	0.681	0.281
<i>increasers</i>	1552	49	3.2	1.422	3.221	4.611	4.858	3.481
	3909	193	4.9	1.243	2.773	4.146	4.430	3.201
<i>high-level desisters</i>	1552	174	11.2	2.835	3.300	2.588	1.592	0.710
	3909	408	10.4	3.655	3.965	3.089	1.844	0.797
<i>high rates</i>	1552	27	1.7	5.837	8.406	8.149	6.190	3.405
	3909	102	2.6	4.935	8.218	9.187	7.351	3.982
<i>low increasers</i>	1552	197	12.7	0.265	0.541	0.862	1.248	1.517
	3909	444	11.3	0.258	0.511	0.852	1.270	1.602

6.4 GGMM für das vollständige Panel (N=1552)

Mit der LCGA wurde festgestellt, daß ein quadratisches Wachstumsmodell unter der Annahme einer ZIP-Verteilung zu den besten Modellergebnissen führt. Diese Modellspezifikationen werden im weiteren als Basis für die Schätzung der GGMM verwendet. Über die LCGA hinaus ist es beim GGMM möglich, Varianzen für die latenten Variablen (*intercept*, *slope* und *quadratic slope*) zu schätzen (vgl. Abschnitt 2.2). In der Praxis zeigt sich allerdings, daß eine gleichzeitige Schätzung der Varianzen der latenten Variablen mit zunehmender Klassenzahl zu Problemen bei der stabilen Schätzung der Parameter führen kann. Diese Probleme nehmen in der Regel zu, wenn die Anzahl der Personen in den einzelnen Klassen relativ klein ist. Daher werden die Varianzen schrittweise in den Modellen spezifiziert: Zuerst wird nur die Varianz des *intercept* geschätzt und diese über alle Klassen gleich gesetzt (vgl. Abschnitt 6.4.1). Im zweiten Schritt werden Modelle gerechnet, in denen nur die Varianz für den *slope* geschätzt wird, wobei auch diese über alle Klassen gleich gesetzt werden (vgl. Abschnitt 6.4.2). Im dritten und letzten Schritt werden Modelle spezifiziert, bei denen die Varianzen des *intercept* und des *slope* gleichzeitig geschätzt werden (vgl. Abschnitt 6.4.3).

6.4.1 GGMM mit *random intercept*

In den folgenden Modellen ist die Varianz für den *intercept* frei geschätzt und über die Klassen gleich gesetzt worden. Diese Parametrisierung erlaubt den Personen, die zu einer Klasse gehören, von dem Mittelwert der gemessenen Variablen abzuweichen. Die Varianzen für die lineare und quadratische Steigung werden hier nicht spezifiziert und bleiben weiterhin auf Null fixiert. Eine Übersicht über die berechneten Modellvarianten gibt Tabelle 23.

Tabelle 22: Geschätzte Parameter der latenten Variablen des LCGA-Modells

Klasse	N (Panel)	N (Klassen)	(%)	I	S	Q	SI	QI
<i>non offenders</i>	1552	826	53.2	-2.376	-0.831	0.213	-2.312	0.547
	3909	1942	49.7	-2.147	-0.554	0.136	-1.327	0.327
<i>low stable</i>	1552	279	18.0	-0.032	0.156	-0.133	-2.312	0.547
	3909	820	20.9	0.216	0.270	-0.147	-1.327	0.327
<i>increasers</i>	1552	49	3.2	0.617	0.738	-0.134	-2.312	0.547
	3909	193	4.9	0.444	0.810	-0.144	-1.327	0.327
<i>high-level desisters</i>	1552	174	11.2	1.307	0.040	-0.102	-2.312	0.547
	3909	408	10.4	1.522	0.054	-0.110	-1.327	0.327
<i>high rates</i>	1552	27	1.7	2.029	0.253	-0.103	-2.312	0.547
	3909	102	2.6	1.822	0.517	-0.144	-1.327	0.327
<i>low increasers</i>	1552	197	12.7	-1.063	0.528	-0.029	-2.312	0.547
	3909	444	11.3	-1.130	0.580	-0.032	-1.327	0.327

I = Konstante (*intercept*); S = linearer Term (*slope*); Q = quadratischer Term (*quadratic slope*)
 SI = linearer Term des Logit-Modells im ZIP (für alle Klassen gleichgesetzt)
 QI = quadratischer Term des Logit-Modells im ZIP (für alle Klassen gleichgesetzt)

Tabelle 23: Informationskriterien der GGMM mit *random intercept*

Panel (N=1552)						
Klassen	Parameter	E_k	BIC	Adj. BIC	LMR-LRT	p-Wert
1	7	—	15729.99	15707.75	—	—
2	11	.235	15526.63	15491.68	225.107	.001
3	15	.471	15456.66	15409.00	96.10	.023
4	19	.500	15419.85	15359.49	64.22	.000
5	23	.494	15421.41	15348.35	27.01	.399
6	27	.532	15426.88	15341.11	22.79	.000

Das Informationskriterium BIC hat seinen niedrigsten Wert bei der Lösung mit vier Klassen, der adjustierte BIC bei der Lösung mit sechs Klassen. Die deutlichste Verbesserung ist bei beiden Kriterien zwischen der Lösung mit drei und vier Klassen zu verzeichnen. Nach dem LMR-LRT (vgl. Abschnitt 2.3) ist eine Lösung mit fünf Klassen zurückzuweisen, eine Lösung mit sechs Klassen könnte aber angenommen werden. Da bei den LCGA-Modellen die Lösungen mit fünf und sechs Klassen diskutiert wurden und ein GGMM-Modell im Vergleich zur Spezifikation als LCGA-Modell erfahrungsgemäß zu weniger Klassen führt (vgl. auch die Modellanalysen mit dem Münsteraner Panel in Reinecke, 2006), werden hier die Lösung mit vier Klassen angenommen und die Trajektorien weiter unten diskutiert.

Für alle Modelle ist eine über die Klassen gleichgesetzte Varianz des *intercept* geschätzt worden. Die folgende Übersicht in Tabelle 24 zeigt, wie hoch die Werte sind und ob sich Unterschiede zwischen den Modellen ergeben. Für alle Lösungen sind signifikante Varianzen geschätzt worden, die aber mit zunehmender Klassenzahl kleiner werden. Allerdings sind die Standardfehler in den Lösungen mit wenigen Klassen größer als wenn mehr Klassen spezifiziert werden. Die Ergebnisse unterstreichen insgesamt die Notwendigkeit, einen *random intercept* zu spezifizieren.

Tabelle 24: Varianzschätzungen des *random intercept*

Klassen	Varianz	S. E.	z-Wert
2	2.596	0.153	16.916
3	1.037	0.156	6.658
4	0.804	0.079	10.229
5	0.771	0.107	7.196
6	0.774	0.080	9.636

S. E. = Standardfehler

Die Trajektorie entlang der *x*-Achse (vgl. Abbildung 9) zeigt die Klasse der *non-offenders*, die im Untersuchungszeitraum kaum deviantes oder delinquentes Verhalten aufweisen. In dieser größten Klasse befinden sich etwa 46% der Personen. Die zweite Klasse (*high-level desisters*) weist eine ausgeprägtere Delinquenz zu Beginn der Untersuchung auf, die sich bis zur zweiten Panelwelle fortsetzt, dann aber sehr deutlich zurückgeht. Etwa 24% der Personen befinden sich in dieser Klasse. In der dritten Klasse befinden sich die *increaser* mit steigender Delinquenz, die etwa 21% der Personen ausmachen. Die vierte und kleinste Klasse mit etwa 9% der befragten Personen erreicht die höchste, durchschnittliche Delinquenzrate (*high rates*) in der dritten Panelwelle und weist den typischen, glockenförmigen Verlauf auf. In der fünften Panelwelle haben diese Personen aber immer noch die höchste Delinquenzrate.

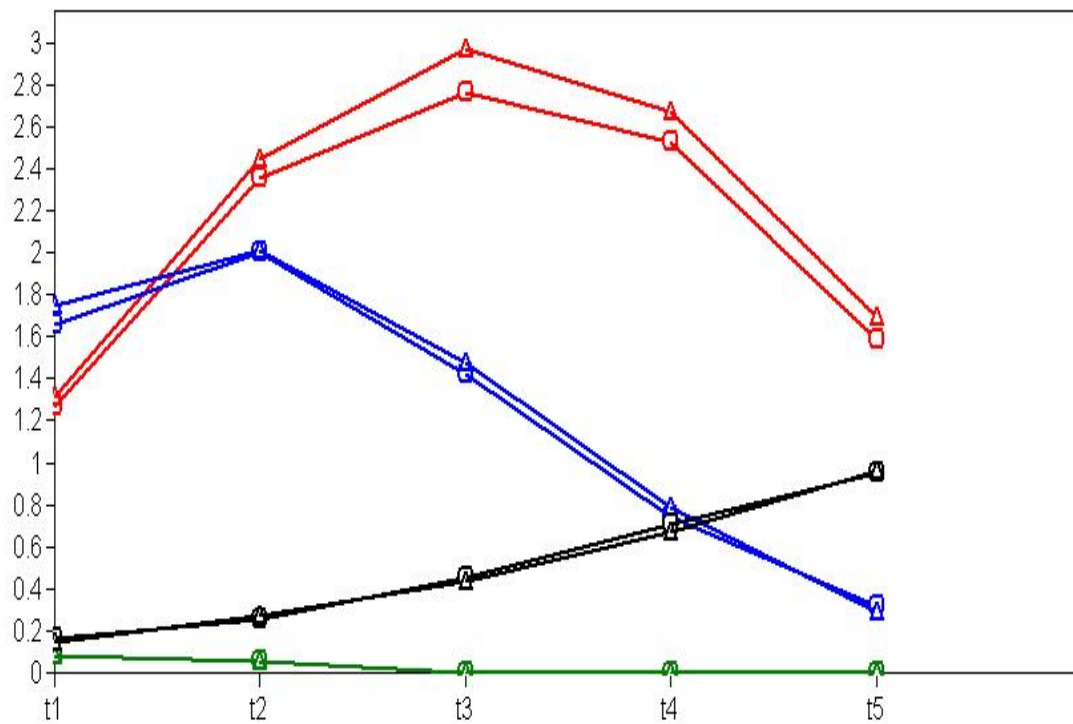
Um Unterschiede in den Klassenzugehörigkeiten zwischen den Modellvarianten zu verdeutlichen, werden diese anhand von Kreuztabellen gegenübergestellt. Tabelle 25 zeigt die Kreuztabelle der Klassenzugehörigkeiten zwischen den Modellen mit drei und vier Klassen, Tabelle 26 zeigt die entsprechende Gegenüberstellung für die Modelle mit vier und fünf Klassen.

Tabelle 25: Kreuztabelle der Klassenzugehörigkeiten (drei und vier Klassen)

	1	2	3	4	Σ
1	662	1	62	0	725
2	49	369	31	28	477
3	0	2	234	114	350
Σ	711	372	327	142	1552

Eine recht hohe Stabilität der ermittelten Klassenzugehörigkeiten ist in beiden Tabellen zu verzeichnen. Hohe Werte auf den Hauptdiagonalen und niedrige Werte außerhalb der Diagonalen weisen daraufhin, daß die meisten Probanden in der gleichen Klasse in den jeweiligen Lösungen bleiben. In Tabelle 25 ist zu erkennen, daß die neue vierte Klasse sich überwiegend aus Personen der alten dritten Klasse zusammensetzt. Auch ein Teil der Personen aus der alten zweiten Klasse (N=477)

Abbildung 9: Empirische und geschätzte Trajektorien des GGMM mit vier Klassen



Kreis = empirische Mittelwerte

Dreieck = geschätzte Mittelwerte

Die Bezeichnungen der Klassen (von unten nach oben): (1)“non-offenders”, (3)“increasers”, (4)“high rates”, (2)“high-level desisters”

werden auf die anderen Klassen verteilt, was auf eine noch unzureichende Entmischung des Modells mit drei Klassen hinweist.

Tabelle 26: Kreuztabelle der Klassenzugehörigkeiten (vier und fünf Klassen)

	1	2	3	4	5	Σ
1	662	0	0	0	49	711
2	10	269	11	19	63	372
3	0	0	327	0	0	327
4	0	2	2	137	1	142
Σ	672	271	340	156	113	1552

Tabelle 26 zeigt deutlich, daß eine neue fünfte Klasse nicht zu substantziellen Veränderungen in den Klassenzugehörigkeiten führt und diese Klasse auch inhaltlich redundant ist. Bis auf eine Person gehören die Personen zu den *non-offenders* (N=49) oder den *desisters* (N=63). Eine Inspektion der Trajektorienverläufe zeigt, daß die neue fünfte Klasse als *desisters* bezeichnet werden können, wobei diese ein wesentlich geringeres Mittelwertniveau haben als die zweite Klasse der *high-level desisters*.

6.4.2 GGMM mit *random slope*

In den folgenden Modellen ist die Varianz für den *slope* frei geschätzt und über die Klassen gleich gesetzt worden. Diese Parametrisierung erlaubt den Personen, die zu einer Klasse gehören, von dem Mittelwert der gemessenen Variablen abzuweichen. Die Varianzen für den *intercept* und die quadratische Steigung werden hier nicht spezifiziert und bleiben auf Null fixiert. Eine Übersicht über die berechneten Modellvarianten gibt Tabelle 27.

Tabelle 27: Informationskriterien der GGMM mit *random slope*

Panel (N=1552)						
Klassen	Parameter	E_k	BIC	Adj. BIC	LMR-LRT	p -Wert
1	7	—	16934.87	16912.63	—	—
2	11	0.810	15747.69	15712.75	1176.55	0.000
3	15	0.741	15478.99	15431.34	288.28	0.000
4	19	0.651	15426.16	15365.80	79.52	0.003
5	23	0.710	15434.41	15361.35	20.44	0.063
6	27	0.675	15437.51	15351.74	22.32	0.202

Das Informationskriterien BIC hat seinen niedrigsten Wert bei der Lösung mit vier Klassen, der adjustierte BIC bei der Lösung mit sechs Klassen. Die deutlichste Verbesserung ist bei beiden Kriterien zwischen der Lösung mit drei und vier Klassen zu verzeichnen. Nach dem LMR-LRT ist eine Lösung mit fünf Klassen zurückzuweisen, noch deutlicher wird die Redundanz einer Lösung mit sechs Klassen. Wie beim GGMM mit *random intercept* kann die Lösung mit vier Klassen angenommen und die geschätzten Trajektorien entsprechend weiter unten interpretiert werden.

Für alle Modelle ist eine über die Klassen gleichgesetzte Varianz der linearen Steigung (*slope*) geschätzt worden. Die folgende Übersicht in Tabelle 28 zeigt, daß für alle Lösungen die Varianzen signifikant sind, aber mit zunehmender Klassenzahl kleiner werden. Insgesamt sind die Variabilitäten in allen Lösungen aber deutlich geringer als bei den Modellen mit *random intercept* (vgl. Tabelle 24).

Tabelle 28: Varianzschätzungen des *random slope*

Klassen	Varianz	S. E.	z-Wert
2	0.153	0.014	10.973
3	0.121	0.018	6.589
4	0.087	0.010	8.473
5	0.089	0.009	10.207
6	0.059	0.007	8.072

S. E. = Standardfehler

Die Trajektorien entlang der *x*-Achse (vgl. Abbildung 10) zeigen die Klasse der *non-offender*, die im Untersuchungszeitraum kaum deviantes oder delinquentes Verhalten aufweisen. In dieser größten Klasse befinden sich etwa 35% der Personen. Die zweite Klasse (*low increasers*) weist einen leicht steigenden Verlauf auf (18%) während für die dritte Klasse der Verlauf leicht glöckenförmig ist (*adolescent limited*). Mit 42% ist diese Klasse sogar größer als die Klasse der *non-offender*. Die vierte und kleinste Klasse mit etwa 4% der befragten Personen erreicht die höchste, durchschnittliche Delinquenzrate, die nach der zweiten Panelwelle aber deutlich zurückgeht.

Um Unterschiede in den Klassenzugehörigkeiten zwischen den Modellen mit drei und vier Klassen zu verdeutlichen, werden diese anhand einer Kreuztabelle gegenübergestellt (vgl. Tabelle 29). Hier zeigt sich, daß insgesamt eine Verschiebung der Personen in ihren Klassenzugehörigkeiten stattfindet: Ein Drittel der Personen aus der alten ersten Klasse (*non-offender*) befindet sich nun in der zweiten Klasse (*low increasers*), woraus wiederum ein Drittel zur dritten Klasse (*adolescent limited*) wechselt. Ausschließlich aus der dritten Klasse bilden 68 Personen die neue vierte Klasse (*high-level desisters*).

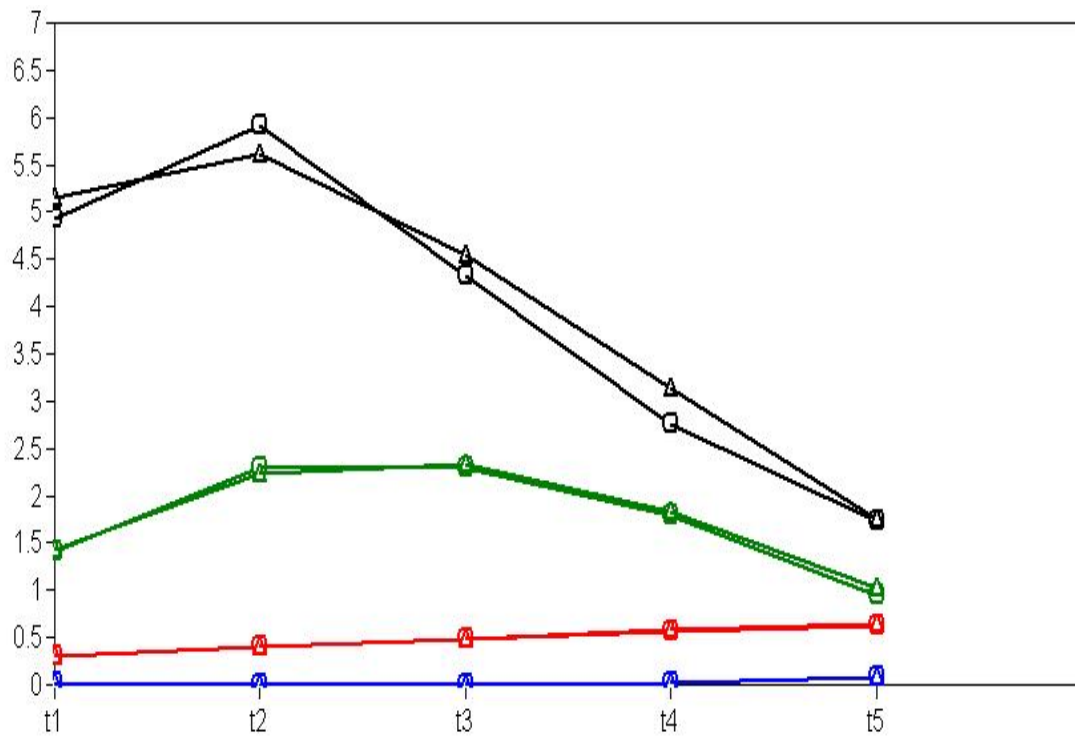
Tabelle 29: Kreuztabelle der Klassenzugehörigkeiten (drei und vier Klassen)

	1	2	3	4	Σ
1	657	316	0	0	973
2	0	226	226	0	452
3	0	0	59	68	127
Σ	657	542	285	68	1552

6.4.3 GGMM mit *random intercept* und *random slope*

In den folgenden Modellen ist die Varianz für den *intercept* und den *slope* frei geschätzt und über die Klassen gleich gesetzt worden. Die Varianz für die quadratische Steigung wird hier nicht spezifiziert und bleibt auf Null fixiert. Eine Übersicht über die berechneten Modellvarianten gibt Tabelle 30.

Abbildung 10: Empirische und geschätzte Trajektorien des GGMM mit vier Klassen



Kreis = empirische Mittelwerte

Dreieck = geschätzte Mittelwerte

Die Bezeichnungen der Klassen (von unten nach oben): (1)“non-offenders”, (2)“low increasers”, (3)“adolescent limited”, (4)“high-level desisters”

Tabelle 30: Informationskriterien der GGMM mit *random intercept* und *random slope*

Panel (N=1552)						
Klassen	Parameter	E_k	BIC	Adj. BIC	LMR-LRT	p -Wert
1	9	—	15471.12	15442.53	—	—
2	13	0.539	15402.22	15360.92	95.05	0.000
3	17	0.572	15398.09	15344.08	32.38	0.306
4	21	0.537	15400.27	15333.56	26.08	0.073
5	25	0.549	15405.97	15326.56	21.97	0.193
6	29	n. k.	n. k.	n. k.	n. k.	n. k.

n. k. = nicht konvergiert

Für diese Modellspezifikation konnten nur Modelle mit bis zu fünf Klassen berechnet werden. Trotz großer Anzahl von Startwerten war keine Konvergenz eines Modells mit sechs Klassen zu erreichen. Auch die Schätzung der anderen Modelle war nicht ohne Schwierigkeiten: Das Modell mit drei Klassen erreichte ein Maximum der logarithmierten likelihood-Funktion, welches nur zweimal repliziert wurde. Bei dem Modell mit vier Klassen konnte sogar kein stabiles Maximum gefunden werden. Nach dem LMR-LRT wäre ein Modell mit nur zwei Klassen schon ausreichend.

Tabelle 31: Varianzschätzungen des *random intercept* und des *random slope*

Klassen	Variable	Varianz	S. E.	z -Wert
2	I	1.546	0.274	5.649
	S	0.129	0.015	8.599
3	I	1.787	0.417	4.286
	S	0.120	0.016	7.353
4	I	0.707	0.190	3.716
	S	0.080	0.015	5.484
5	I	0.587	0.171	3.438
	S	0.071	0.018	4.004

I = *intercept*; S = *slope*; S. E. = Standardfehler

Für alle Modelle ist eine über die Klassen gleichgesetzte Varianz des *intercept* und des *slope* geschätzt worden. Die Übersicht in Tabelle 31 zeigt, daß für alle Lösungen die Varianzen signifikant sind, die Varianzen des *intercept* aber immer größer ist als die Varianz des *slope*. Tendenziell unterscheiden sich die Ergebnisse nicht von denen in Abschnitt 6.4.1 und 6.4.2, wo jeweils nur eine Variation zugelassen wurde.

Da die Schwierigkeiten bei der Schätzung der Modelle nicht unerheblich waren und die Stabilität der gefundenen Lösungen teilweise nicht gegeben ist, wir auf eine weitere Betrachtung dieser Modelle verzichtet.

6.4.4 Modellvergleich

Aufgrund der in den Abschnitten 6.4.1 und 6.4.2 durchgeführten Analysen zeigte sich, daß sowohl für Modelle mit *random intercept* als auch für Modelle mit *random slope* eine Lösung mit vier

Klassen das beste Modell war. Eine vergleichende Übersicht der berechneten Modelle zeigt Tabelle 32, wobei deutlich wird, daß unabhängig von der Klassenzahl die Informationskriterien BIC und adjustierter BIC bei Modellen mit *random intercept* immer niedriger sind.

Tabelle 32: Vergleich der Informationskriterien der GGMM mit *random intercept* oder *random slope*

Panel (N=1552)							
Modell	Klassen	Parameter	E_k	BIC	Adj. BIC	LMR-LRT	p-Wert
I	2	11	0.235	15526.63	15491.68	225.10	0.001
S	2	11	0.810	15747.69	15712.75	1176.55	0.000
I	3	15	0.471	15456.66	15409.00	96.10	0.023
S	3	15	0.741	15478.99	15431.34	288.28	0.000
I	4	19	0.500	15419.85	15359.49	64.22	0.000
S	4	19	0.651	15426.16	15365.80	79.52	0.003
I	5	23	0.494	15421.41	15348.35	27.01	0.399
S	5	23	0.710	15434.41	15361.35	20.44	0.063
I	6	27	0.532	15426.88	15341.11	22.79	0.000
S	6	27	0.675	15437.51	15351.74	22.32	0.202

I = Modell mit *random intercept*; S = Modell mit *random slope*

Die Klassenzugehörigkeit beider GGMM-Modelle mit vier Klassen werden in Tabelle 33 kreuztabelliert, um Unterschiede in den Zuordnungen zu verdeutlichen. Hierbei müssen aber die teilweise unterschiedlichen Verläufe in den beiden Lösungen berücksichtigt werden. Für die jeweils zweiten Klassen im Modell GGMM-I und GGMM-S werden 281 Personen zugeordnet, obwohl der Verlauf einmal auf einen deutlichen Rückgang der Delinquenz hinweist (*high-level desisters*) und zum anderen auf eine leichte Steigung (*low increasers*). Für die jeweils dritten Klassen im Modell GGMM-I und GGMM-S werden 109 Personen zugeordnet, obwohl auch hier der Verlauf einmal auf einen Anstieg der Delinquenz hinweist (*increasers*) und zum anderen auf eine kurvilinearen Verlauf Steigung (*adolescent limited*). Die vierte Klasse im Modell GGMM-I (*high rates*) und die dritte Klasse im Modell GGMM-S (*adolescent limited*) haben einen recht ähnlichen Verlauf. In beiden Trajektorien steigt die Delinquenz zunächst, um dann deutlich zurückzugehen. 172 Personen sind hier entsprechend zugeordnet.

Insgesamt betrachtet wird von uns das GGMM-Modell mit *random intercept* als das inhaltlich plausiblere Modell eingeschätzt. Auch die im Vergleich zu anderen Modellen ermittelten Fitmaße sprechen für eine Variation des *intercept* in den Klassen und gegen eine Variation des *slope*.

6.5 GGMM für das nicht vollständige Panel (N=3909)

Die Vorgehensweise der Modelltest für das nicht vollständige Panel ist ähnlich zu Abschnitt 6.4. Zuerst wird nur die Varianz des *intercept* geschätzt und diese über alle Klassen gleich gesetzt (vgl. Abschnitt 6.5.1). Im zweiten Schritt werden Modelle gerechnet, in denen nur die Varianz für den *slope* frei gesetzt wird, wobei auch diese über alle Klassen gleich gesetzt werden (vgl. Abschnitt 6.5.2). Im dritten und letzten Schritt werden dann Modelle spezifiziert, bei denen die Varianzen des *intercept* und des *slope* gleichzeitig geschätzt werden (vgl. Abschnitt 6.5.3).

Tabelle 33: Kreuztabelle der Klassenzugehörigkeit zwischen GGMM-I (nur *random intercept*) und GGMM-S (nur *random slope*)

	GGMM-S		GGMM-I			
	1	2	3	4	Σ	
1	615	42	0	0	657	
2	96	281	16	149	542	
3	0	4	109	172	285	
4	0	0	17	51	68	
Σ	711	327	142	372	1552	

GGMM-I: Modell mit *random intercept*

(1)“non-offenders”, (2)“high-level desisters”, (3)“increasers”, (4)“high rates”

GGMM-S: Modell mit *random slope*

(1)“non-offenders”, (2)“low increasers”, (3)“adolescent limited”, (4)“high-level desisters”

6.5.1 GGMM mit *random intercept*

In den folgenden Modellen ist die Varianz für den *intercept* frei geschätzt und über die Klassen gleich gesetzt worden. Diese Parametrisierung erlaubt den Personen, die zu einer Klasse gehören, von dem Mittelwert der gemessenen Variablen abzuweichen. Die Varianzen für die lineare und quadratische Steigung werden hier nicht spezifiziert und bleiben weiterhin auf Null fixiert. Eine Übersicht über die berechneten Modellvarianten gibt Tabelle 34.

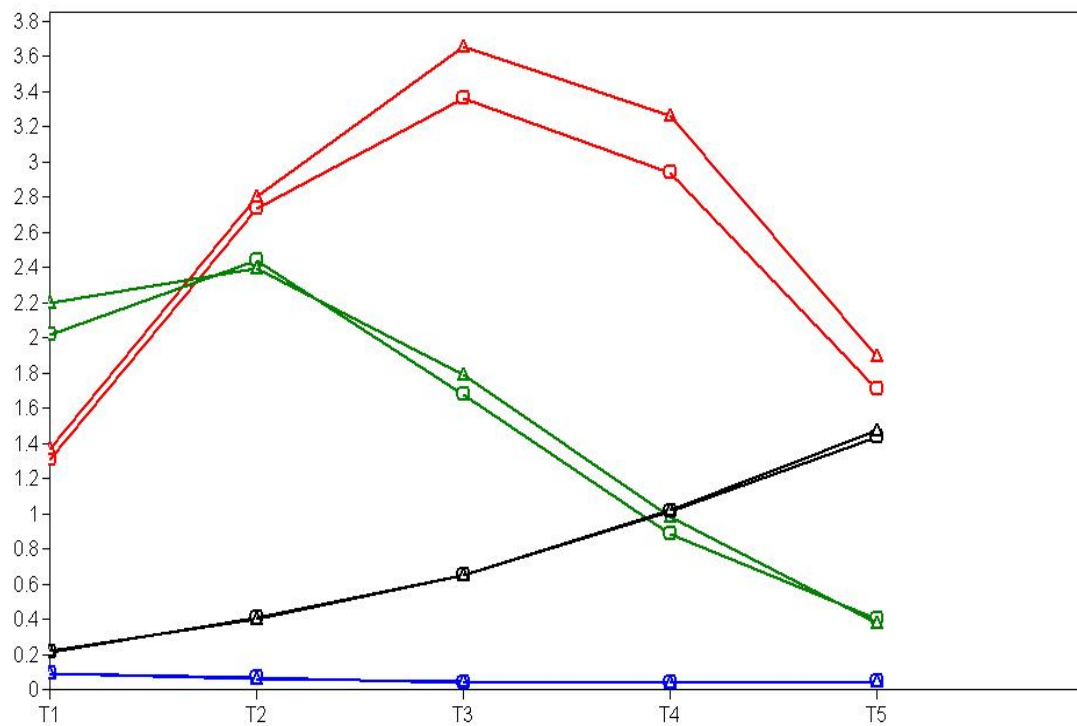
Tabelle 34: Informationskriterien der GGMM mit *random intercept*

Panel (N=3909)						
Klassen	Parameter	E_k	BIC	Adj. BIC	LMR-LRT	p -Wert
1	7	—	35950.66	35928.42	—	—
2	11	0.189	35555.43	35520.48	415.75	0.000
3	15	0.448	35322.51	35274.85	258.19	0.000
4	19	0.458	35231.27	35170.90	120.61	0.000
5	23	0.477	35210.87	35137.78	51.92	0.061
6	27	0.515	35210.29	35124.50	32.57	0.252

Der BIC und der adjustierte BIC haben ihre niedrigsten Werte bei der Lösung mit sechs Klassen. Die deutlichste Verbesserung ist bei beiden Kriterien zwischen der Lösung mit drei und vier Klassen zu verzeichnen. Nach dem LMR-LRT ist eine Lösung mit fünf oder sechs Klassen zurückzuweisen. Demnach kann wie beim vollständigen Panel eine Lösung mit vier Klassen angenommen werden (vgl. auch Teile der *Mplus*-Outputs im Anhang 9.2.2).

Für alle Modelle ist eine über die Klassen gleichgesetzte Varianz des *intercept* geschätzt worden. Die geschätzten Varianzen sind für alle Modelle in Tabelle 35 zusammengestellt. Alle Varianzen sind signifikant, sie werden aber mit zunehmender Klassenzahl kleiner. Im Unterschied zum Modell mit dem vollständigen Panel (vgl. Tabelle 24) sind die Standardfehler recht ähnlich. Die Ergebnisse legen auch hier nahe, einen *random intercept* im GGMM zu spezifizieren.

Abbildung 11: Empirische und geschätzte Trajektorien des GGMM mit vier Klassen



Kreis = empirische Mittelwerte

Dreieck = geschätzte Mittelwerte

Die Bezeichnungen der Klassen (von unten nach oben): (1)“non-offenders”, (3)“increasers”, (4)“high rates”, (2)“high-level desisters”

Tabelle 35: Varianzschätzungen des *random intercept*

Klassen	Varianz	S. E.	z-Wert
2	2.341	0.087	26.855
3	0.844	0.076	11.117
4	0.636	0.059	10.776
5	0.667	0.059	11.281
6	0.662	0.063	10.437

S. E. = Standardfehler

Die Trajektorie entlang der x -Achse (vgl. Abbildung 11) zeigt die Klasse der *non-offenders*, die im Untersuchungszeitraum kaum deviantes oder delinquentes Verhalten aufweisen. In dieser größten Klasse befinden sich etwa 43% der Personen. Die zweite Klasse (*high-level desisters*) weist eine ausgeprägtere Delinquenz zu Beginn der Untersuchung auf, die sich bis zur zweiten Panelwelle fortsetzt, dann aber sehr deutlich zurückgeht. Etwa 28% der Personen befinden sich in dieser Klasse. In der dritten Klasse befinden sich die *increaser* mit steigender Delinquenz, die etwa 18% der Personen ausmachen. Die vierte und kleinste Klasse mit etwa 11% der befragten Personen erreicht die höchste, durchschnittliche Delinquenzrate (*high rates*) in der dritten Panelwelle und weist den typischen, glockenförmigen Verlauf auf. In der fünften Panelwelle haben diese Personen aber immer noch die höchste Delinquenzrate.

Um Unterschiede in den Klassenzugehörigkeiten zwischen den Modellvarianten zu verdeutlichen, werden diese anhand von Kreuztabellen gegenübergestellt. Tabelle 36 zeigt die Kreuztabelle der Klassenzugehörigkeiten zwischen den Modellen mit drei und vier Klassen, Tabelle 37 zeigt die entsprechende Gegenüberstellung für die Modelle mit vier und fünf Klassen.

Tabelle 36: Kreuztabelle der Klassenzugehörigkeiten (drei und vier Klassen)

	1	2	3	4	Σ
1	1605	1	182	0	1788
2	56	1046	15	95	1212
3	15	61	493	340	909
Σ	1676	1108	690	435	3909

Eine recht hohe Stabilität der ermittelten Klassenzugehörigkeiten ist in beiden Tabellen zu verzeichnen. Hohe Werte auf den Hauptdiagonalen und niedrige Werte außerhalb der Diagonalen weisen daraufhin, daß die meisten Personen in der gleichen Klasse in den jeweiligen Lösungen bleiben. In Tabelle 36 ist zu erkennen, daß die neue Klasse sich überwiegend aus Personen der alten dritten Klasse zusammensetzt (N=493). Auch ein Teil der Personen aus der ersten Klasse (N=182) werden in die neue Klasse verschoben. Das Ergebnis weist auf eine unzureichende Entmischung des Modells mit drei Klassen hin und unterstreicht die Lösung mit vier Klassen.

Tabelle 37 zeigt deutlich, daß eine neue fünfte Klasse nicht zu substanziellen Veränderungen in den Klassenzugehörigkeiten führt und diese Klasse auch inhaltlich redundant ist. Bis auf neun Personen gehören alle zu den *high-level desisters* der Lösung mit vier Klassen (N=61). Eine Inspektion des Trajektorienverlaufs der fünften Klasse bestätigt das sehr ähnliche Muster: Vom ersten

Tabelle 37: Kreuztabelle der Klassenzugehörigkeiten (vier und fünf Klassen)

	1	2	3	4	5	Σ
1	1676	0	0	0	0	1676
2	7	956	17	67	61	1108
3	0	3	682	5	0	690
4	0	15	1	410	9	435
Σ	1683	974	700	482	70	3909

zum zweiten Zeitpunkt ist ein starker Anstieg der Delinquenz zu verzeichnen, der dann deutlich zurückgeht. Eine inhaltliche Differenzierung zur zweiten Klasse im Modell mit vier Klassen ist nicht festzustellen.

6.5.2 GGMM mit *random slope*

In den folgenden Modellen ist die Varianz für den *slope* frei geschätzt und über die Klassen gleich gesetzt worden. Diese Parametrisierung erlaubt den Personen, die zu einer Klasse gehören, von dem Mittelwert der gemessenen Variablen abzuweichen. Die Varianzen für den *intercept* und den quadratischen *slope* werden hier nicht spezifiziert und bleiben auf Null fixiert. Eine Übersicht über die berechneten Modellvarianten gibt Tabelle 38.

Tabelle 38: Informationskriterien der GGMM mit *random slope*

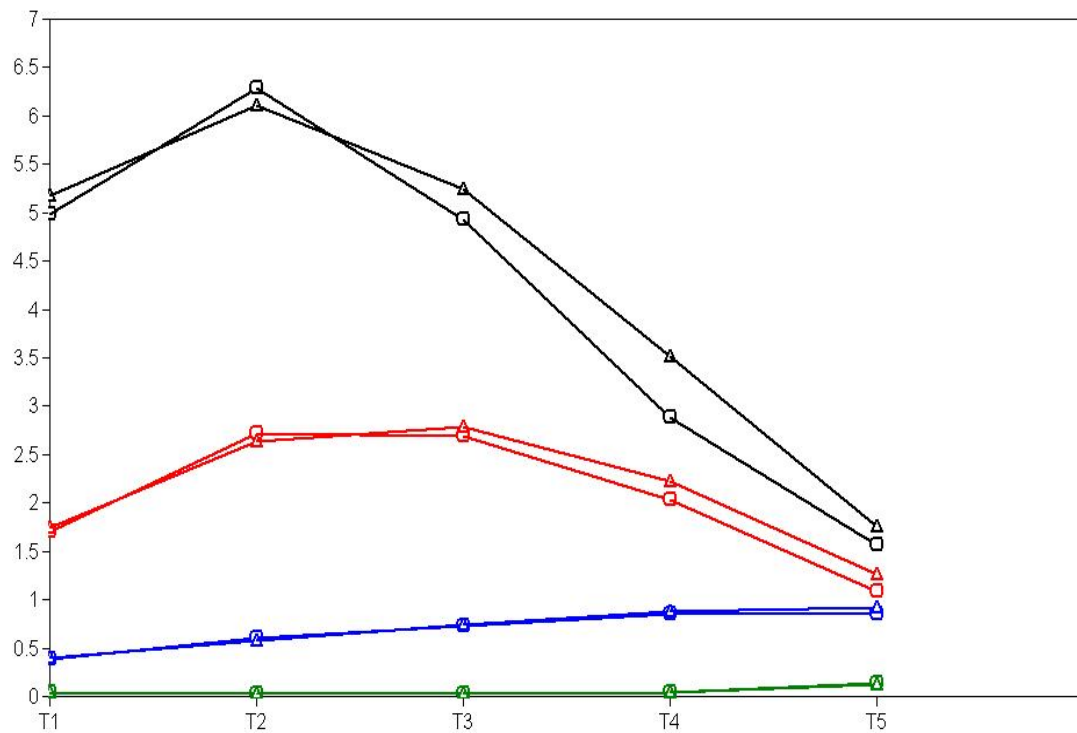
Panel (N=3909)						
Klassen	Parameter	E_k	BIC	Adj. BIC	LMR-LRT	p -Wert
1	7	—	38177.51	38155.27	—	—
2	11	0.719	35891.43	35856.47	2251.13	0.000
3	15	0.642	35334.31	35286.65	572.86	0.000
4	19	0.582	35240.28	35179.91	123.39	0.069
5	23	0.603	35234.60	35161.52	37.63	0.422
6	27	0.600	35224.32	35138.53	34.10	0.093

Der BIC und der adjustierte BIC hat wie beim vollständigen Panel seine deutlichste Verbesserung bei einer Lösung mit drei und vier Klassen zu verzeichnen. Nach dem LMR-LRT ist eine Lösung aber auch schon mit vier Klassen zurückzuweisen. Aus Vergleichsgründen zum vollständigen Panel werden die Lösung mit vier Klassen angenommen und die geschätzten Trajektorien entsprechend weiter unten interpretiert.

Für alle Modelle ist eine über die Klassen gleichgesetzte Varianz der linearen Steigung (*slope*) geschätzt worden. Die Übersicht in Tabelle 39 zeigt, daß die Varianzen für alle Lösungen signifikant sind, aber mit zunehmender Klassenzahl kleiner werden. Insgesamt sind die Variabilitäten ähnlich zu den Modellen mit *random intercept* (vgl. Tabelle 35).

Die Trajektorie entlang der x -Achse (vgl. Abbildung 12) zeigt die Klasse der *non-offender*, die im Untersuchungszeitraum kaum deviantes oder delinquentes Verhalten aufweisen. In dieser größten Klasse befinden sich etwa 40% der Personen. Die zweite Klasse (*low increasers*) (36%)

Abbildung 12: Empirische und geschätzte Trajektorien des GGMM mit vier Klassen



Kreis = empirische Mittelwerte

Dreieck = geschätzte Mittelwerte

Die Bezeichnungen der Klassen (von unten nach oben): (1)“non-offenders”, (2)“low increasers”, (3)“adolescent limited”, (4)“high-level desisters”

Tabelle 39: Varianzschätzungen des *random slope*

Klassen	Varianz	S. E.	z-Wert
2	0.154	0.010	15.658
3	0.096	0.008	11.513
4	0.087	0.008	11.532
5	0.086	0.008	10.756
6	0.082	0.006	13.627

S. E. = Standardfehler

weist einen leicht steigenden Verlauf auf während für die dritte Klasse der Verlauf leicht glöckenförmig ist (*adolescent limited*). Etwa 20% befinden sich in dieser Klasse. Die vierte und kleinste Klasse mit etwa 5% der befragten Personen erreicht die höchste, durchschnittliche Delinquenzrate, die nach der zweiten Panelwelle aber deutlich zurückgeht.

6.5.3 GGMM mit *random intercept* und *random slope*

In den folgenden Modellen ist die Varianz für den *intercept* und den *slope* frei geschätzt und über die Klassen gleich gesetzt worden. Die Varianz für die quadratische Steigung wird hier nicht spezifiziert und bleibt auf Null fixiert. Eine Übersicht über die berechneten Modellvarianten gibt Tabelle 40.

Tabelle 40: Informationskriterien der GGMM mit *random intercept* und *random slope*

Panel (N=3909)						
Klassen	Parameter	E_k	BIC	Adj. BIC	LMR-LRT	p-Wert
1	9	—	35814.48	35785.88	—	—
2	13	0.555	35236.54	35195.23	273.94	0.000
3	17	0.424	35199.86	35145.85	62.82	0.000
4	21	0.540	35184.03	35117.30	49.98	1.000
5	25	0.485	35183.77	35104.33	26.23	1.000
6	29	n. k.	n. k.	n. k.	n. k.	n. k.

n. k. = nicht konvergiert

Für diese Modellspezifikation konnten nur Modelle mit bis zu fünf Klassen berechnet werden. Trotz großer Anzahl von Startwerten war keine Konvergenz eines Modells mit sechs Klassen zu erreichen. Auch die Schätzung der anderen Modelle war nicht ohne Schwierigkeiten: Das Modell mit drei Klassen erreichte ein Maximum der logarithmierten likelihood-Funktion, welches nur zweimal repliziert wurde. Bei dem Modell mit vier Klassen konnte sogar kein stabiles Maximum gefunden werden. Nach dem LMR-LRT würde ein Modell mit drei Klassen schon ausreichen.

Für alle Modelle ist eine über die Klassen gleichgesetzte Varianz des *intercept* und des *slope* geschätzt worden. Die Übersicht in Tabelle 41 zeigt, daß für die Lösungen mit zwei und drei Klassen die Varianzen des *intercept* und *slope* signifikant sind. In den Lösungen mit vier und fünf Klassen sind nur die Varianzen des *slope* signifikant. Diese Ergebnisse dürfen aber nach den aufgetretenen Problemen bei der Schätzung der Parameter nicht überinterpretiert werden. Wie bei

Tabelle 41: Varianzschätzungen des *random intercept* und des *random slope*

Klassen	Variable	Varianz	S. E.	z-Wert
2	I	1.379	0.173	7.988
	S	0.136	0.011	11.909
3	I	1.265	0.128	9.906
	S	0.128	0.010	12.281
4	I	0.563	3.266	0.172
	S	0.096	0.049	1.974
5	I	0.585	0.551	1.062
	S	0.075	0.012	6.209

I = *intercept*; S = *slope*; S. E. = Standardfehler

den Analysen mit dem vollständigen Panel wird daher auch hier auf eine weitere Betrachtung dieser Modelle verzichtet.

6.5.4 Modellvergleich

Aufgrund der in den Abschnitten 6.5.1 und 6.5.2 durchgeführten Analysen zeigte sich, daß für Modelle mit *random intercept* eine Lösung mit vier Klassen und für Modelle mit *random slope* eine Lösung mit drei Klassen das beste Modell ist. Eine vergleichende Übersicht der berechneten Modelle zeigt Tabelle 42, wobei deutlich wird, daß unabhängig von der Klassenzahl die Informationskriterien BIC und adjustierter BIC bei Modellen mit *random intercept* immer niedriger sind.

Tabelle 42: Vergleich der Informationskriterien der GGMM mit *random intercept* oder *random slope*

Panel (N=3909)							
Modell	Klassen	Parameter	E_k	BIC	Adj. BIC	LMR-LRT	p-Wert
I	2	11	0.189	35555.43	35520.48	415.75	0.000
S	2	11	0.719	35891.43	35856.47	2251.13	0.000
I	3	15	0.448	35322.51	35274.85	258.19	0.023
S	3	15	0.642	35334.31	35286.65	572.89	0.000
I	4	19	0.458	35231.27	35170.90	120.61	0.000
S	4	19	0.582	35240.28	35179.91	123.39	0.069
I	5	23	0.477	35210.87	35137.78	51.92	0.061
S	5	23	0.603	35234.60	35161.52	37.63	0.422
I	6	27	0.515	35210.29	35124.50	32.57	0.252
S	6	27	0.600	35224.32	35138.53	34.10	0.093

I = Modell mit *random intercept*; S = Modell mit *random slope*

Die Klassenzugehörigkeit beider GGMM mit vier Klassen (einerseits mit *random intercept* andererseits mit *random slope*) werden in Tabelle 44 kreuztabelliert, um Unterschiede in den Zuord-

nungen zu verdeutlichen. Hierbei müssen aber die teilweise unterschiedlichen Verläufe in den beiden Lösungen berücksichtigt werden.

Tabelle 43: Kreuztabelle der Klassenzugehörigkeit zwischen GGMM mit *random intercept* und *random slope*

GGMM-S	GGMM-I				Σ
	1	2	3	4	
1	1434	0	108	0	1542
2	242	483	578	99	1402
3	0	479	4	277	760
4	0	146	0	59	205
Σ	1676	1108	690	435	3909

GGMM-I: Modell mit *random intercept*

(1)“non-offenders”, (2)“high-level desisters”, (3)“increasers”, (4)“high rates”

GGMM-S: Modell mit *random slope*

(1)“non-offenders”, (2)“low increasers”, (3)“adolescent limited”, (4)“high-level desisters”

Für die jeweils zweiten Klassen im Modell GGMM-I und GGMM-S werden 483 Personen zugeordnet, obwohl der Verlauf einmal auf einen deutlichen Rückgang der Delinquenz hinweist (*high-level desisters*) und zum anderen auf eine leichte Steigung (*low increasers*). Für die dritte Klasse im Modell GGMM-I und die zweite Klasse im Modell GGMM-S werden 578 Personen zugeordnet. Beide Klassen beinhalten Personen, die eine steigende Delinquenz (*increasers*) aufweisen. Weitere 277 Personen weisen im Modell GGMM-I einen kurvilinearen Verlauf auf (*adolescent limited*), im Modell GGMM-S werden diese zu den Personen mit hoher Delinquenzrate klassifiziert (*high rates*). Hierbei sollte aber berücksichtigt werden, daß in beiden Lösungen die Verläufe recht ähnlich sind (vgl. hierzu die Abbildungen 11 und 12). Ein anderer Teil der in Modell GGMM-S klassifizierten *adolescent limited* werden im Modell GGMM-I den *high-level desisters* zugeordnet (N=479).

6.6 Zusammenfassender Vergleich

Die Ergebnisse der LCGA weisen für den vollständigen und unvollständigen Datensatz auf eine Differenzierung der Untersuchungspopulation in sechs Klassen hin (vgl. zu den Details Abschnitt 6.3). Die Restriktion der LCGA besteht bekanntermaßen darin, daß keine *random effects* zugelassen werden. Daher können diese Modelle eine erste Strukturierung der unbeobachteten Heterogenität bieten, eine endgültige Aussage über eine inhaltlich sinnvolle Differenzierung der Delinquenzverläufe ist aber erst durch die mögliche Variabilität der Wachstumsparameter gewährleistet. Dies führt zu Spezifikation des GGMM.

Nachdem sowohl Varianzen für den *intercept*, den *slope* und dann auch für beide gleichzeitig geschätzt wurden, zeigte sich, daß nur die Varianz des *intercept* spezifiziert werden muß. Klassenspezifische Variationen des *intercept* ergaben allerdings keine weiteren Modellverbesserungen. Diese Spezifikation führte sowohl im vollständigen als auch unvollständigen Datensatz zu einem Modell mit vier Klassen. Die Verläufe der Trajektorien sind in den Abbildungen 9 und 11 zu sehen.

Die Modelle enthalten jeweils einen über die Klassen gleichgesetzte Varianz des *intercept*. Bei den jeweiligen *slopes* und *quadratic slopes* sind die Varianzen auf Null fixiert.

Um Ausmaß der systematischen Unterschätzung der Delinquenzraten im vollständigen Panel zu beurteilen und gleichzeitig den „ausgleichenden“ Effekt der Berücksichtigung von fehlenden Werten durch die FIML-Schätzer zu bewerten, werden die geschätzten Mittelwerte für gemessene Variable zu jedem Zeitpunkt in Tabelle 44 gegenübergestellt. Für die Klasse der *non-offenders* sind hier kaum Unterschiede zu verzeichnen. Für die Klasse der *increasers* sieht die Situation schon deutlich anders aus. Über die Zeit weisen die jeweiligen Mittelwerte einen deutlichen Anstieg auf. Der Verlauf unterscheidet sich zwischen beiden Datensätzen wenig, die Mittelwerte sind in dem unvollständigen Panel zu allen Zeitpunkten höher. Der kurvilineare Verlauf der *high rates* und der *desisters* wird wieder in beiden Datensätzen deutlich, auch hier sind die jeweils geschätzten Mittelwerte des Modells auf der Basis des unvollständigen Panels immer höher als diejenigen geschätzten Mittelwerte des Modells auf der Basis des vollständigen Panels.

Tabelle 44: Geschätzte Mittelwerte für die aufsummierten Prävalenzraten (Modell mit vier Klassen)

Klassen	Panel	N(abs.)	N(%)	t_1	t_2	t_3	t_4	t_5
<i>non-offenders</i>	1552	711	45.8	0.079	0.054	0.001	0.000	0.000
	3909	1676	42.8	0.093	0.058	0.043	0.041	0.047
<i>increasers</i>	1552	327	21.2	0.144	0.270	0.432	0.671	0.963
	3909	690	17.6	0.221	0.400	0.651	1.022	1.474
<i>high rates</i>	1552	142	9.1	1.315	2.445	2.966	2.670	1.696
	3909	435	11.1	1.366	2.797	3.655	3.264	1.896
<i>desisters</i>	1552	372	23.9	1.751	2.006	1.474	0.791	0.294
	3909	1108	28.3	2.195	2.394	1.790	0.984	0.378

N=1552 (vollständiges Panel); N=3909 (unvollständiges Panel)

Da auf Grund der sehr schiefen Verteilungen der Inzidenzen in allen Modellanalysen aufsummierte Prävalenzraten verwendet wurden, wird im folgenden eine „Validierung“ der ermittelten Klassifikation mit den aufsummierten Inzidenzraten aller Delikte vorgenommen. Tabelle 45 zeigt den Mittelwertsverlauf der Inzidenzraten für die vier Klassen des GGMM-Modells sowie für die Gesamtpopulation des vollständigen Panels.

Die Ergebnisse bestätigen die ermittelte Klassifikation mit den aufsummierten Prävalenzen. Bei den *non-offenders* sind so gut wie keine Raten zu verzeichnen, bei den *increasers* steigt die durchschnittliche Delinquenzhäufigkeit auf etwa 18 Taten im letzten Meßzeitpunkt. Bei den *desisters* sinkt umgekehrt die Tathäufigkeit ab dem zweiten Meßzeitpunkt von etwa 17 Taten auf 4 Taten ab. Erwartungsgemäß haben die Personen aus der Klasse der *high rates* die ausgeprägteste Tathäufigkeit. Die durchschnittlichen Werte liegen etwa zwischen 8 und 47 Taten, wobei der höchste Wert zum dritten Meßzeitpunkt erreicht wird. Allerdings bleiben die Häufigkeiten in dieser Gruppe auch im letzten Meßzeitpunkt (etwa 35 Taten) recht hoch, so daß von einer gewissen delinquenten Persistenz in dieser Gruppe ausgegangen werden kann. Die im kriminologischen Sinne definierten Mehrfachtäter (5 und mehr schwerwiegende Taten) werden sich überwiegend in der Klasse der *high rates* befinden.

Tabelle 45: Mittelwerte und Standardabweichungen der Inzidenzraten für das GGMM mit vier Klassen (vollständiges Panel, N=1522)

Klassen		t_1	t_2	t_3	t_4	t_5
<i>non-offenders</i>	\bar{x}	0.14	0.14	0.00	0.00	0.00
	s	0.98	0.99	0.04	0.00	0.00
	N	711	711	711	711	711
<i>increasers</i>	\bar{x}	0.39	2.70	3.67	7.04	17.89
	s	2.45	20.20	14.02	23.29	53.54
	N	327	327	327	327	327
<i>high rates</i>	\bar{x}	8.32	31.96	47.27	40.44	34.63
	s	21.17	65.66	72.46	64.27	63.87
	N	142	142	142	142	142
<i>desisters</i>	\bar{x}	8.91	17.53	14.34	6.20	4.20
	s	21.54	36.70	46.61	21.45	21.90
	N	372	372	372	372	372
Gesamt	\bar{x}	3.04	7.76	8.54	6.67	7.95
	s	13.02	30.15	34.96	26.91	34.73
	N	1522	1522	1522	1522	1522

Tabelle 46 zeigt den Mittelwertsverlauf der Inzidenzraten für die vier Klassen des GGMM sowie für die Gesamtpopulation des unvollständigen Panels. Durch die unterschiedliche Anzahl von Ausfällen in den einzelnen Panelwellen ist die Datenbasis (N) des jeweiligen Mittelwertes unterschiedlich. Der Mittelwertsverlauf der Inzidenzraten bestätigt auch hier die ermittelte Klassifikation durch das entsprechende GGMM. Erwartungsgemäß liegen die Werte höher als im vollständigen Panel, was durch die schon mehrfach angesprochene Unterschätzung der Delinquenz im vollständigen Panel verursacht wird. Bei den *non-offenders* sind so gut wie keine Raten zu verzeichnen, bei den *increasers* steigt die durchschnittliche Delinquenzhäufigkeit auf etwa 26 Taten im letzten Meßzeitpunkt. Bei den *desisters* sinkt die Tathäufigkeit ab dem zweiten Meßzeitpunkt von etwa 23 Taten auf 4 Taten ab. Diese absteigende Tendenz unterscheidet sich im übrigen wenig vom Verlauf dieser Klasse im vollständigen Panel (vgl. entsprechend Tabelle 45). Die durchschnittliche Tathäufigkeiten von Personen aus der Klasse der *high rates* liegen auch zwischen 8 und 47 Taten, wobei der höchste Wert zum dritten Meßzeitpunkt 59 Taten erreicht (und damit um mehr als 10 Taten höher liegt als im vollständigen Panel).

Insgesamt zeigen die Modellergebnisse und deren Validierungen, daß eine Analyse mit den unvollständigen Daten unter Ausnutzung des FIML-Schätzers zu vergleichbaren Mischverteilungsmodellen im Längsschnitt führt. Die Entmischung der Daten in sechs Klassen (bei LCGA) und vier Klassen (bei GGMM) führt in beiden Datensätzen zu vergleichbaren Verläufen. Die Unterschätzung der Delinquenz im vollständigen Panel wirkt sich auf das Niveau der Verläufe aus, aber nicht auf den Verlauf selber. Dies zeigt sich auch bei der Gegenüberstellung der Klassifikationen des GGMM mit den entsprechenden Inzidenzraten. Da mit deutlich größeren Gruppen gearbeitet werden kann, ist eine weitere Analyse von Delinquenzverläufen unter Berücksichtigung anderer zeitvarianter und zeitinvarianter Variablen mit dem unvollständigen Panel ratsam. Desweiteren

Tabelle 46: Mittelwerte und Standardabweichungen der Inzidenzraten für das GGMM mit vier Klassen (unvollständiges Panel, N=3909)

Klassen		t_1	t_2	t_3	t_4	t_5
<i>non-offenders</i>	\bar{x}	0.17	0.22	0.20	0.00	0.18
	s	1.18	2.84	3.10	0.09	3.75
	N	1223	1398	1392	1404	1260
<i>increasers</i>	\bar{x}	0.26	2.76	5.45	12.00	26.06
	s	1.87	17.07	21.24	38.26	64.14
	N	487	548	573	577	546
<i>high rates</i>	\bar{x}	8.18	32.78	59.07	54.78	34.77
	s	19.68	62.03	90.53	83.46	66.62
	N	278	319	363	368	319
<i>desisters</i>	\bar{x}	10.38	22.64	18.47	7.55	4.17
	s	23.51	45.63	46.04	24.04	18.81
	N	757	868	871	847	778
Gesamt	\bar{x}	3.82	10.19	12.79	10.48	9.92
	s	14.65	34.21	43.82	38.65	39.07
	N	2745	2833	3199	3196	2903

wird aber auch eine Sensitivitätsanalyse der Ausfälle notwendig sein, da der Ausfallmechanismus auch von Eigenschaften nicht beobachteter Personen abhängen kann. In diesem Fall wäre der Ausfall nicht mehr *missing at random* und damit die Anwendungsvoraussetzung des FIML-Schätzers verletzt.

7 Diskussion

Die Bedeutung von kriminologisch orientierten Längsschnittstudien ist mit ihrem Datenmaterial und darauf basierenden Veröffentlichungen zunehmend gewachsen. Ein entscheidender Vorteil von Längsschnittstudien ist deren dynamische Orientierung. Werden diese Studien nicht nur als wiederholte Querschnittsstudien (Trendstudien), sondern als Panelstudien mit der wiederholten Erhebung von Daten gleicher Untersuchungspersonen angelegt, dann ist auch die Untersuchung von Entwicklungsverläufen möglich. Bei der statistischen Modellierung dieser Entwicklungsverläufe haben sich Wachstumsmodelle vielfach durchgesetzt, da sie eine gleichzeitige Analyse interindividueller und intraindividuelle Veränderungen ermöglichen. Damit wird deutlich, daß Wachstumsmodelle auch als Mehrebenenmodelle bezeichnet werden können (vgl. auch die Ausführungen in Hox, 2002).

Lineare und nicht-lineare Verläufe können durch geeignete Parameterrestriktionen modelliert und mit Hilfe der wiederholt gemessenen Variablen überprüft werden. Allerdings wird die Homogenität der Untersuchungspopulation vorausgesetzt. Der Einfluß beobachteter Heterogenität auf den Entwicklungsverlauf kann durch unabhängige, zeitinvariante Kontrollvariablen (z. B. Geschlecht) geprüft werden (vgl. hierzu ausführlich die Modelle in Reinecke (2006). Der Schwerpunkt der vor-

liegenden Modellierungen liegt demgegenüber auf dem Einfluß unbeobachteter Heterogenität. Hierzu ist die Anwendung eines Mischverteilungsmodells erforderlich, welches das Wachstumsmodell mit einem kategorialen Modell, dem (*latent class model*), verbindet. Die Ausprägungen der kategorialen Variablen, der sogenannten latenten Klassen, geben das Ausmaß der unbeobachteten Heterogenität wieder.

Die von Muthén (2002, 2004) generalisierten Mischverteilungsmodelle integrieren verschiedene Ansätze von Wachstumsmodellen unter Berücksichtigung unterschiedlicher Meßniveaus. Hierzu gehört auch das in der kriminologischen Längsschnittforschung weit verbreitete semiparametrische gruppenbasierte Modell von Nagin und Land (1993) und Nagin (1999, 2005). Unter mehrbenenanalytischen Gesichtspunkten kann dieses Mischverteilungsmodell als *fixed effects model* bezeichnet werden, da es die Varianzen der Wachstumsvariablen auf Null fixiert läßt und sich primär zur Identifizierung von Verlaufstypen eignet. Für eine erste Evaluation der unbeobachteten Heterogenität bietet sich die von Muthén (2004) als *latent class growth analysis* (LCGA) bezeichnete Technik an, da in der Regel bei ausreichender Datenbasis keine Probleme bei der Schätzung der Parameter auftreten.

Wird die Variabilität der klassenspezifischen Wachstumsvariablen mit in die Modellanalyse einbezogen, dann ist die Erweiterung der LCGA zum generalisierten Wachstumsmodell (*general growth mixture model*, GGMM) notwendig. Hierbei werden die Varianzen der Wachstumsvariablen geschätzt, wobei unterschiedliche Restriktionen verwendet werden können (beispielsweise die Gleichsetzung der Varianzen über die Klassen). Erfahrungsgemäß erfordern die Identifikation und die Schätzung der Parameter meistens einen höheren zeitlichen Aufwand im Vergleich zur LCGA. Unter mehrbenenanalytischen Gesichtspunkten kann dieses Mischverteilungsmodell als *random effects model* bezeichnet werden. Die Notwendigkeit der individuellen Variabilitätsschätzungen in den einzelnen Klassen wird von Nagin (2005: 54f.) kritisch bewertet, da die Annahme homogener Gruppen (Klassen) in der LCGA aus inhaltlichen Gesichtspunkten oft ausreicht. Demgegenüber versuchen Kreuter und Muthén (2008) die Notwendigkeit des GGMM für die kriminologische Forschung in Erweiterung der Arbeiten von Muthén (2004) zu verdeutlichen.

Über die genannten Modellierungsmöglichkeiten hinaus kann die Annahme kontinuierlich verteilter abhängiger Variablen durch die Poisson oder die so genannte *Zero Inflated-Poisson* Verteilung (ZIP) ersetzt werden, wenn die bei kriminologischen Längsschnittstudien verbreiteten Zählvariablen die Datengrundlage bilden. Mit *Mplus* (Version 5.2) liegt ein entsprechend vielseitiges Programm zur Modellierung von Wachstums- und Mischverteilungsmodellen vor, daß die Spezifikation der gemessenen Variablen als Poisson- oder ZIP-verteilte Variable zuläßt.

Zur Prüfung der Wachstums- und Mischverteilungsmodelle sind fünf Meßzeitpunkte einer Panelluntersuchung zur Entwicklung von Jugendkriminalität verwendet worden. Die Datengrundlage sind die aufsummierten Prävalenzraten aller abgefragten Delikte. Der vollständige Paneldatensatz umfaßt 1552 Personen. Die Identifikation der Personen im Panel erfolgte über einen verschlüsselten Code, der tendenziell von Mädchen oder von Gymnasiasten zuverlässiger ausgefüllt wurde, als von Jungen oder von Hauptschülern. Die systematische Verzerrung bezogen auf das Geschlecht und die Schulform führte auch zu einer Unterschätzung der Prävalenz- und Inzidenzraten der abgefragten Delikte. Weniger gravierend und daher tendenziell unsystematisch verteilen sich die Ausfälle von Personen, die beispielsweise an Befragungstagen gefehlt haben oder die umgezogen sind. Wesentlich größer ist die Datenbasis, wenn alle Schüler, die mindestens zweimal an der Befragung teilgenommen haben, in die Analyse einbezogen werden. Dieser sogenannte unvollständige Paneldatensatz umfaßt 3909 Personen. Im deskriptiven Vergleich mit dem vollständigen Paneldatensatz zeigte sich, daß die Mittelwerte der aufsummierten Prävalenzraten zu allen Meßzeitpunkten niedriger waren als im unvollständigen Paneldatensatz. Die Zunahme der Delinquenz bis

zum zweiten Meßzeitpunkt und die darauf folgende Abnahme der Delinquenz unterscheiden sich aber zwischen beiden Datensätzen kaum. Für den systematischen Vergleich der Wachstums- und Mischverteilungsmodelle wurden die Mittelwerte, Varianzen und Kovarianzen des unvollständigen Datensatzes mit Hilfe des *Full-Information-Maximum-Likelihood* (FIML)-Verfahrens geschätzt. Somit konnten alle Wachstums- und Mischverteilungsmodelle auf der vollständigen Datenbasis (N=1522) und der unvollständigen Datenbasis (N=3909) berechnet werden.

Die Prüfung verschiedener Wachstumsmodelle unter Berücksichtigung der genannten Verteilungsannahmen (kontinuierliche, Poisson- und ZIP-Verteilung) führte zur Bestätigung eines Modells mit linearem und quadratischem Term, die den kurvilinearen Verlauf der Delinquenzentwicklung abbilden können. Die Annahme einer ZIP-Verteilung führte sowohl beim vollständigen als auch beim unvollständigen Panel zu den besten Modellergebnissen. Im Vergleich zwischen beiden Datensätzen zeigt sich, daß die durch Panelmortalität ausgeschlossenen Personen im vollständigen Panel das Niveau der Delinquenz deutlich unterschätzen. Im unvollständigen Panel sind die geschätzten Mittelwerte zu allen Zeitpunkten höher. Die Differenz ist bei der höchsten Delinquenzbelastung im zweiten und dritten Meßzeitpunkt auch am größten. Der Delinquenzverlauf wird aber durch die Panelmortalität nicht wesentlich beeinträchtigt.

Die Untersuchung von Mischverteilungen mit einer dahinter liegenden unbeobachteten Heterogenität im Entwicklungsverlauf des devianten und delinquenten Verhaltens erfolgte zunächst mit der LCGA unter Annahme einer ZIP-Verteilung. Für das vollständige und das unvollständige Panel konnten sechs Klassen ermittelt werden. Es kann unterschieden werden nach Personen, die im Untersuchungszeitraum nicht oder kaum abweichendes oder delinquentes Verhalten zeigten (*non-offenders*), nach Personen mit niedriger, aber stabiler Delinquenz (*low-stable*), nach Personen mit leicht steigender Delinquenz (*low increasers*), nach Personen mit stärker steigender Delinquenz, die aber zum Ende des Untersuchungszeitraumes wieder geringer wurde (*increasers*), nach Personen, die zu Beginn ein ausgeprägteres Delinquenzverhalten zeigen, welches kontinuierlich im Zeitverlauf zurückging (*high-level desisters*) sowie nach Personen mit der höchsten, durchschnittlichen Delinquenzrate und einem kurvilinearen Verlauf (*high rates*). Die ermittelten Klassengrößen unterscheiden sich zwischen beiden Datensätzen nur gering, nur bei den *increasers* und den *high rates* sind die Differenzen etwas größer, was erneut auf die Unterschätzung der stärker belasteten Personen im vollständigen Panel hinweist.

Basierend auf der LCGA wurden GGMM unter schrittweiser Spezifikation der *random effects* durchgeführt: Die Variation des *intercept*, die Variation des *slope* und die gleichzeitige Variation beider Größen. Da alle Analysen mit den Wachstumsmodellen auf eine geringe Variation des quadratischen Terms hinwiesen, ist diese Variation immer auf Null fixiert worden. Die ermittelten Varianzen sind in den einzelnen Modellen immer über die Klassen gleich. Sowohl die Analyse mit dem vollständigen als auch die mit dem unvollständigen Panel führte zu akzeptierten Modellen mit jeweils vier Klassen unter Variation des *intercept*. Es kann unterschieden werden nach Personen, die im Untersuchungszeitraum nicht oder kaum abweichendes oder delinquentes Verhalten zeigten (*non-offenders*), nach Personen, die zu Beginn ein ausgeprägteres Delinquenzverhalten zeigten, welches im Zeitverlauf deutlich zurückging (*high-level desisters*), nach Personen mit stärker steigender Delinquenz, die aber zum Ende des Untersuchungszeitraumes wieder geringer wurde (*increasers*), sowie nach Personen mit der höchsten, durchschnittlichen Delinquenzrate zum dritten Meßzeitpunkt und einem kurvilinearen Verlauf (*high rates*). Die geschätzten Mittelwerte sind beim GGMM basierend auf dem unvollständigen Panel durchweg höher als beim entsprechenden Modell, welches auf Basis des vollständigen Panels geschätzt wurde. Am deutlichsten sind die Unterschiede bei der Gruppe der *increasers* und der Gruppe der *high rates*.

Da alle vorgenommenen Modellberechnungen auf der Basis aufsummierter Prävalenzraten vorgenom-

men wurden, kann kritisiert werden, daß auf Basis dieser Informationen eher eine Entwicklung der Versatilität des delinquenten Verhaltens abgebildet wird und nicht die Entwicklung der Delinquenz. Die Analyse der Inzidenzraten mit LCGA und GGMM hätte hier auch vorgenommen werden können, allerdings sind die Modellschätzungen aufwendiger, da die die starke *overdispersion* die Anwendung der negativen Binomialverteilung notwendig werden läßt. Diese Modellspezifikation ist erst kürzlich in das Programm *Mplus* aufgenommen worden (vgl. entsprechende Modelle mit dem vollständigen Panel in Reinecke & Seddig, 2010). Eine Validierung der Ergebnisse der vorliegenden GGMM konnte aber mit den empirischen Inzidenzraten der vier Klassen für beide Datensätze vorgenommen werden. Grundsätzlich geben die Inzidenzmittelwerte in den einzelnen Klassen den geschätzten Verlauf auf Basis der aufsummierten Prävalenzen wieder. Damit weisen die geschätzten Modelle nicht nur auf Versatilität sondern auch auf Entwicklung hin. Ein bedeutsamer Unterschied ist bei der Klasse der *high rates* zu verzeichnen. Hier verzeichnen die Inzidenzraten nur einen geringeren Delinquenzrückgang und liegen im letzten Meßzeitpunkt noch deutlich über das Ausgangsniveau im ersten Meßzeitpunkt. Die Mittelwerte der aufsummierten Prävalenzen weisen zwischen erstem und letztem Meßzeitpunkt deutlich geringere Unterschiede auf. Im Vergleich zwischen dem unvollständigen und dem vollständigen Panel wird auch bei den Inzidenzraten deutlich, daß die Unterschätzung der Delinquenz im vollständigen Datensatz sich in erster Linie auf die Höhe der Inzidenzrate auswirkt.

Wenn eine repräsentative Population in bezug auf das Auftreten seltener Ereignisse untersucht wird, dann kann das überproportionale Auftreten von nicht gezeigtem Verhalten explizit im Wachstumsmodell berücksichtigt werden. Diese Modellentwicklungen sind maßgeblich durch die Arbeiten von Nagin (1999, 2005) beeinflusst worden, von Muthén (2002, 2004, 2008) aufgegriffen, generalisiert und im Programm *Mplus* auf eine breitere Anwendungsbasis gestellt worden. Eine Modellbeurteilung kann unter Zuhilfenahme verschiedener, statistischer Kriterien erfolgen. Allerdings ist es immer auch notwendig, Informationen aus vergleichbaren Längsschnittstudien zu berücksichtigen, um das Klassifikationsergebnis auch inhaltlich einordnen zu können. Die hier vorgenommene, schrittweise Überprüfung von Mischverteilungsmodellen verdeutlicht die spezifischen Fähigkeiten einer differenzierten, multivariaten Längsschnittanalyse mit schief verteilten Zähldaten, die durch die Abfrage von deviantem und delinquentem Verhalten erzeugt wurden. Die vorgenommene Klassifikation erlaubt die Kontrolle unbeobachteter Heterogenität im Entwicklungsverlauf.

Die hier vorgenommenen Analysen sind natürlich in verschiedener Hinsicht begrenzt. Beobachtete Heterogenität kann durch entsprechende unabhängige Variablen in den Modellen kontrolliert werden und gleichzeitig mit unbeobachteter Heterogenität geprüft werden, was hier aber aus Platzgründen nicht erfolgte. Ebenso lassen sich weitere zeitabhängige Variablen, die den Aufbau und die empirische Überprüfung paralleler Prozeßmodelle ermöglichen, an die durchgeführten Analysen anschließen. Desweiteren kann das Klassifikationsergebnis für weitere, theoretisch orientierte Strukturgleichungsmodelle, verwendet werden. Zum einen bietet sich hier die Möglichkeit an, die Klassenvariable als Kovariate in den Modellen zu verwenden und multiple Gruppenvergleiche durchzuführen. Zum anderen kann die Klassenvariable selbst als multinomiales, abhängiges Merkmal verwendet werden, um Prädiktionen für die einzelnen Gruppen zu ermöglichen.

8 Literatur

- Akaike, H. (1987). Factor Analysis and AIC. *Psychometrika*, 52(3), 317-332.
- Allison, P. D. (2002). *Missing Data*. Sage University Papers Series on Quantitative Applications in the Social Sciences, series no. 07–136. Thousand Oaks, CA: Sage.
- Arbuckle, J.L. (1996). Full information estimation in the presence of incomplete data. In G.A. Marcoulides & R.E. Schumacker (eds.). *Advanced structural equation modeling: Issues and techniques* (pp. 243-277). Mahwah, NJ: Erlbaum.
- Bentrup, C. (2007). Methodendokumentation der kriminologischen Schülerbefragung in Duisburg 2006. In *Schriftenreihe Kriminalität in der modernen Stadt Methoden*, Heft 12. Münster, Bielefeld.
- Boers, K., Walburg, C., Reinecke, J. (2006). Jugendkriminalität - Keine Zunahme im Dunkelfeld, kaum Unterschiede zwischen Einheimischen und Migranten. Befunde aus Duisburger und Münsteraner Längsschnittstudien. *Monatsschrift für Kriminologie und Strafrechtsreform*, 89(2), 63-87.
- Boers, K., Seddig, D. & Reinecke, J. (2009). Sozialstrukturelle Bedingungen und Delinquenz im Verlauf des Jugendalters: Analyse mit einem kombinierten Markov- und Wachstumsmodell. *Monatsschrift für Kriminologie und Strafrechtsreform*, 92, 267-288.
- Boers, K., Reinecke, J., Mariotti, L. & Seddig, D. (2010). Explaining the Development of Adolescent Violent Delinquency. *European Journal of Criminology* (im Erscheinen).
- Bollen, K. A. & Curran, P. J. (2006). *Latent curve models: A structural equation perspective*. New Jersey: Wiley.
- Browne, M. W. & du Toit, S. H. C. (1991). Models for learning data. In L. M. Collins & J. L. Horn (eds.), *Best methods for the analysis of change* (pp. 47-68). Washington, DC: American Psychological Association Press.
- Bryk, A. S. & Raudenbush, S. W. (1992). *Hierarchical linear models for social and behavioral research: Applications and data analysis methods*. Newbury Park: Sage.
- Bushway, S. D., Thornberry, T. P. & Krohn, M. R. (2003). Desistance as a Developmental Process: A Comparison of Static and Dynamic Approaches. *Journal of Quantitative Criminology*, 19(2), 129-153.
- D'Unger, A., Land, K. C., McCall, P. L. & Nagin, D. S. (1998). How many latent classes of delinquent/criminal careers? Results from mixed Poisson regression analyses of the London, Philadelphia and Racine cohort studies. *American Journal of Sociology*, 103, 1593-1630.
- Dempster, A. P., Laird, N. M. & Rubin, D. B. (1977). Maximum likelihood from incomplete data via the EM algorithm. *Journal of the Royal Statistical Society, Series B*, 39, 1-38.
- Duncan, T. E. & Duncan, S. C. (2004). An introduction to latent growth curve modeling. *Behavior Therapy*, 35(2), 333-363.
- Enders, C. K. (2001). The impact of nonnormality on full information maximum-likelihood estimation for structural equation models with missing data. *Psychological Methods*, 6, 352-370.
- Farrington, D. P. (2003). Key results from the first 40 years of the Cambridge Study in Delinquent Development. In T. P. Thornberry & M. D. Krohn (eds.), *Taking stock of delinquency: An overview of findings from contemporary longitudinal studies* (pp. 137-183). New York: Kluwer Academic/Plenum.

- Farrington, D. P. & West, D. J. (1990). The Cambridge study in delinquent development: A longterm follow-up of 411 London males. In H. J. Kerner & G. Kaiser (eds.), *Kriminalität: Persönlichkeit, Lebensgeschichte und Verhalten* (pp. 115-138). Berlin: Springer.
- Goldstein, H. (1987). *Multilevel models in educational and social research*. London: Griffin.
- Hox, J. J. (2002). *Multilevel analysis. Techniques and applications*. Mahwah: Lawrence Erlbaum.
- Jeffries, N. O. (2003). A note on 'testing the number of components in a normal mixture'. *Biometrika*, 90, 991-994.
- Jones, B. L., Nagin, D. S. & Roeder, K. (2001). A SAS procedure based on mixture models for estimating developmental trajectories. *Sociological Methods & Research*, 29, 374-393.
- Jung, T. & Wickrama, K. A. S. (2008). An introduction to latent class growth analysis and growth mixture modeling. *Social and Personality Psychology Compass*, 2/1, 302-317.
- Kreuter, F. & Muthén, B. (2008). Analyzing criminal trajectory profiles: Bridging multilevel and group-based approaches using growth mixture modelling. *Journal of Quantitative Criminology*, 24, 1-31.
- Kunadt, S. (2006): Methodendokumentation der kriminologischen Schülerbefragung in Duisburg 2005. In *Schriftenreihe Jugendkriminalität in der modernen Stadt Methoden*, Heft 11. Münster, Bielefeld.
- Lacourse, E., Dupéré, V. & Loeber, R. (2008). Developmental trajectories of violence and theft. In R. Loeber, D. Farrington, M. Stouthamer-Loeber & H. Raskin White (eds.), *Violence and serious theft: Development and prediction from childhood to adulthood* (pp. 231-268). New York: Routledge.
- Lambert, D. (1992). Zero-inflated Poisson regression with an application to defects in manufacturing. *Technometrics*, 34, 1-13.
- Land, K. C., McCall, P. L. & Nagin, D. S. (1996). A comparison of Poisson, negative binomial, and semiparametric mixed Poisson regression models with empirical applications to criminal careers data. *Sociological Methods & Research*, 24, 387-442.
- Li, F., Duncan, T. E., Duncan, S. C. & Acock, A. (2001). Latent growth modeling of longitudinal data: A finite growth mixture modeling approach. *Structural Equation Modeling*, 8, 493-530.
- Liang, K.-Y. & Zeger, S. L. (1986). Longitudinal data analysis using generalized linear models. *Biometrika*, 73, 13-22.
- Long, J. S. (1997). *Regression Models for Categorical and Limited Dependent Variables*. Thousands Oaks: Sage.
- Lo, Y., Mendell, N. R. & Rubin, D. B. (2001). Testing the number of components in a normal mixture. *Biometrika*, 88, 767-778.
- Meredith, M. & Tisak, J. (1990). Latent curve analysis. *Psychometrika*, 55, 107-122.
- Moffitt, T. E. (1993). Adolescence-limited and life-course-persistent antisocial behavior: A developmental taxonomy. *Psychological Review*, 100, 674-701.
- Moffitt, T. E. (2006). Life-course-persistent versus adolescent-limited antisocial behavior. In D. Cicchetti (eds.), *Developmental psychopathology: Vol. 3. Risk, disorder, and adaptation* (pp. 570-598). Hoboken: John Wiley & Sons.

- Moffitt, T. E., Caspi, A., Rutter, M. & Silva, P. A. (2001). *Sex difference in antisocial behaviour: Conduct disorder, delinquency, and violence in the Dunedin Longitudinal Study*. Cambridge: Cambridge University Press.
- Moffitt, T. E., Caspi, A., Harrington, H. & Milne, B. J. (2002). Males on the life-course-persistent and adolescence-limited antisocial pathways: Follow up to age 26 years. *Development and Psychopathology*, *14*, 179-207.
- Muthén, B. (2001a). Latent variable mixture modeling. In G. A. Marcoulides & R. E. Schumacker (eds.), *New developments and techniques in structural equation modeling* (pp. 1-33). Lawrence Erlbaum Associates.
- Muthén, B. (2001b). Second-generation structural equation modeling with a combination of categorical and continuous latent variables: New opportunities for latent class/latent growth modeling. In L. M. Collins & A. Sayer (eds.), *New methods for the analysis of change* (pp. 291-322). Washington, D.C.: APA.
- Muthén, B. O. (2002). Beyond SEM: General latent variable modeling. *Behaviormetrika*, *29*, 81-117.
- Muthén, B. O. (2004). Latent variable analysis: Growth mixture modeling and related techniques for longitudinal data. In D. Kaplan (eds.), *The Sage handbook of quantitative methodology for the social sciences* (pp. 345-368). Thousand Oaks: Sage.
- Muthén (2008). Latent variable hybrids: Overview of old and new models. In G.R. Hancock and K.M. Samuelsen (eds.), *Advances in latent variable mixture models* (pp. 1-24). Charlotte: Information Age Publishing.
- Muthén, L. & Muthén, B. O. (2004). *Mplus user's guide* (3rd ed.). Los Angeles: Muthén & Muthén.
- Muthén, B. & Muthén, L. (1998-2007). *Mplus user's guide* (5th ed.). Los Angeles: Muthén & Muthén.
- Muthén, B. & Shedden, K. (1999). Finite mixture modeling with mixture outcomes using the EM algorithm. *Biometrics*, *55*, 463-469.
- Nagin, D. S. & Land, K. C. (1993). Age, criminal careers, and population heterogeneity: Specification and estimation of a nonparametric, mixed Poisson model. *Criminology*, *31*, 327-362.
- Nagin, D. S. (1999). Analyzing developmental trajectories: A semi-parametric, group-based approach. *Psychological Methods*, *4*, 139-157.
- Nagin, D. S. (2005). *Group-based modeling of development*. Cambridge: Harvard University Press.
- Oggers, C., Caspi, A., Broadbent, J., Dickson, N., Hancox, R., Harrington, H., Poulton, R., Sears, M., Thomson, M. & Moffitt, T. (2007). Prediction of differential adult health burden by conduct problem subtypes in males. *Archives of General Psychiatry*, *64*, 476-484.
- Oggers, C. L., Moffitt, T. E., Broadbent, J. M., Dickson, N., Hancox, R. J., Harrington, H., Poulton, R., Sears, M. R., Thomson, W. M. & Caspi, A. (2008). Female and male antisocial trajectories: From childhood origins to adult outcomes. *Development and Psychopathology*, *20*, 673-716.
- Piquero, A. R. (2008). Taking Stock of Developmental Trajectories of Criminal Activity. In A. M. Liberman (eds.), *The Long View of Crime: A Synthesis of Longitudinal Research* (pp. 23-78). New York: Springer.

- Pöge, A. (2007). Methodendokumentation der kriminologischen Schülerbefragung in Duisburg 2002-2005, Vier-Wellen-Panel. In *Schriftenreihe Jugendkriminalität in der modernen Stadt Methoden*, Nr. 13. Münster, Bielefeld.
- Pöge, A. & Wittenberg, J. (2007). Untersuchungsdesign und Stichproben der Münsteraner Schülerbefragungen. In K. Boers & J. Reinecke (eds.). *Delinquenz im Jugendalter. Erkenntnisse aus einer Längsschnittstudie* (pp. 57-74). Münster: Waxmann.
- Preacher, K.J., Wichman, A.L., MacCallum, R.C., & Briggs, N.E. (2008). *Latent growth curve modeling*. Sage University Papers Series on Quantitative Applications in the Social Sciences, series no. 07-157. Los Angeles, CA: Sage.
- Ramaswamy, V., Desarbo, W., Reibstein, D. & Robinson, W. (1993). An empirical pooling approach for estimating marketing mix elasticities with PIMS data. *Marketing Science*, 12(1), 103-124.
- Reinecke, J. (2005). *Strukturgleichungsmodelle in den Sozialwissenschaften*. München: Oldenbourg.
- Reinecke, J. (2006). *Delinquenzverläufe im Jugendalter: Empirische Überprüfung von Wachstums- und Mischverteilungsmodellen*. Sozialwissenschaftliche Forschungsdokumentationen 20. Münster: Institut für sozialwissenschaftliche Forschung e.V.
- Reinecke, J. & Seddig, D. (2010). Growth mixture models in longitudinal research. *Advances in Statistical Analysis* (under review).
- Rao, C. R. (1958). Some statistical methods for comparison of growth curves. *Biometrics*, 14, 1-17.
- Roeder, K., Lynch, K. G. & Nagin, D. S. (1999). Modeling uncertainty in latent class membership: A case study in criminology. *Journal of the American Statistical Association*, 94, 766-776.
- Schafer, J. L. (1997). *Analysis of incomplete multivariate data*. London: Chapman & Hall.
- Schafer, J. L. & Graham, J. W. (2002). Missing data: Our view of the state of art. *Psychological Methods*, 7, 147-177.
- Schwarz, G. (1978). Estimating the dimension of a model. *The Annals of Statistics*, 6(2), 461-464.
- Thornberry, T. P., Lizotte, A. J., Krohn, M. D., Smith, C. A. & Porter, P. K. (2003). Causes and consequences of delinquency. Findings from the Rochester Youth Development Study. In T. P. Thornberry & M. D. Krohn (eds.), *Taking stock of delinquency: An overview of findings from contemporary longitudinal studies* (pp. 11-46). New York: Kluwer Academic/Plenum Publishers.
- Tracy, P. E., Wolfgang, M. E. & Figlio, R. M. (1990). *Delinquency in two birth cohorts*. New York: Plenum.
- Tremblay, R. E., Desmarais-Gervais, L., Gagnon, C. & Charlebois, P. (1987). The preschool behavior questionnaire: Stability of its factor structure between cultures, sexes, ages and socioeconomic classes. *International Journal of Behavioral Development*, 10, 467-484.
- Tucker, L. R. (1958). Determination of parameters of a functional relation by factor analysis. *Psychometrika*, 23, 19-23.
- Weins, C. & Reinecke, J. (2007). Delinquenzverläufe im Jugendalter. Eine methodologische Analyse zur Auswirkung von fehlenden Werten im Längsschnitt. In *Monatsschrift für Kriminologie und Strafrechtsreform*, 90, 418-437.
- Willet, J. B., & Sayer, A. G. (1994). Using covariance structure analysis to detect correlates and predictors of individual change over time. *Psychological Bulletin*, 116, 363-381.

Yang, C. C. (1998). *Finite mixture model selection with psychometric applications*. Unpublished doctoral dissertation, University of Groningen.

9 Anhang

Alle Modelle in diesem Heft sind mit dem Statistikprogramm *Mplus* (Muthén & Muthén, 1998-2007) gerechnet worden. An dieser Stelle werden die Input und Output für die wichtigsten Modelle mit unvollständigen Daten (n=3909) dargestellt. Da in *Mplus* (ab Version 5.0) die Schätzung der fehlenden Werte unter Ausnutzung des FIML-Schätzers voreingestellt ist, werden gegebenenfalls fehlende Werte automatisch geschätzt, ohne daß ein spezifischer Befehl eingegeben werden muss. Um eine Analyse mit fallweisem Ausschluss der fehlenden Werten durchführen zu können, muß man die Option LISTWISE = ON in dem Befehl DATA eingeben.

9.1 Wachstumsmodelle

9.1.1 Lineares Wachstumsmodell

```
Mplus VERSION 5.1  
MUTHEN & MUTHEN  
10/01/2008 12:22 PM
```

```
INPUT INSTRUCTIONS
```

```
TITLE: Linear Growth Curve Model for Crime Rate (t1 - t5)  
Basic Model, Assumption: Continious data
```

```
DATA: FILE is DUt1t2t3t4t5_Taten_oPCImp.dat ;  
TYPE is INDIVIDUAL ;  
FORMAT is FREE ;  
NOBSERVATIONS are 3909 ;
```

```
VARIABLE: NAMES are  
AKRIMLEJ BKRIMLEJ CKRIMLEJ DKRIMLEJ EKRIMLEJ  
GESCH GYM GES REA HAU ;  
USEVARIABLES are  
AKRIMLEJ BKRIMLEJ CKRIMLEJ DKRIMLEJ EKRIMLEJ ;  
MISSING are ALL (999) ;
```

```
ANALYSIS: TYPE = GENERAL ;
```

```
MODEL :  
I S | AKRIMLEJ@0 BKRIMLEJ@1 CKRIMLEJ@2 DKRIMLEJ@3 EKRIMLEJ@4 ;
```

```
PLOT:  
TYPE = PLOT3;  
Series = AKRIMLEJ(S) BKRIMLEJ(S) CKRIMLEJ(S) DKRIMLEJ(s) EKRIMLEJ(s) ;
```

```
OUTPUT: STANDARDIZED RESIDUAL MODINDICES TECH1 TECH4 TECH5 ;
```

```
INPUT READING TERMINATED NORMALLY
```

Linear Growth Curve Model for Crime Rate (t1 - t5)
Basic Model, Assumption: linear growth, continuous data

SUMMARY OF ANALYSIS

Number of groups	1
Number of observations	3909
Number of dependent variables	5
Number of independent variables	0
Number of continuous latent variables	2

Observed dependent variables

Continuous

AKRIMLEJ BKRIMLEJ CKRIMLEJ DKRIMLEJ EKRIMLEJ

Continuous latent variables

I S

Estimator	ML
Information matrix	OBSERVED
Maximum number of iterations	1000
Convergence criterion	0.500D-04
Maximum number of steepest descent iterations	20
Maximum number of iterations for H1	2000
Convergence criterion for H1	0.100D-03

Input data file(s)

DUt1t2t3t4t5_Taten_oPCImp.dat

Input data format FREE

SUMMARY OF DATA

Number of missing data patterns	23
---------------------------------	----

COVARIANCE COVERAGE OF DATA

Minimum covariance coverage value	0.100
-----------------------------------	-------

PROPORTION OF DATA PRESENT

	Covariance Coverage				
	AKRIMLEJ	BKRIMLEJ	CKRIMLEJ	DKRIMLEJ	EKRIMLEJ
AKRIMLEJ	0.702				
BKRIMLEJ	0.633	0.801			
CKRIMLEJ	0.568	0.670	0.819		
DKRIMLEJ	0.556	0.642	0.710	0.818	
EKRIMLEJ	0.506	0.577	0.658	0.692	0.743

THE MODEL ESTIMATION TERMINATED NORMALLY

TESTS OF MODEL FIT

Chi-Square Test of Model Fit

Value	795.543
Degrees of Freedom	10
P-Value	0.0000

Chi-Square Test of Model Fit for the Baseline Model

Value	3867.973
Degrees of Freedom	10
P-Value	0.0000

CFI/TLI

CFI	0.796
TLI	0.796

Loglikelihood

H0 Value	-29650.526
H1 Value	-29252.755

Information Criteria

Number of Free Parameters	10
Akaike (AIC)	59321.052
Bayesian (BIC)	59383.762
Sample-Size Adjusted BIC	59351.987
(n* = (n + 2) / 24)	

RMSEA (Root Mean Square Error Of Approximation)

Estimate	0.142
----------	-------

90 Percent C.I. 0.134 0.150
 Probability RMSEA <= .05 0.000

SRMR (Standardized Root Mean Square Residual)

Value 0.106

MODEL RESULTS

	Estimate	S.E.	Est./S.E.	Two-Tailed P-Value
I 				
AKRIMLEJ	1.000	0.000	999.000	999.000
BKRIMLEJ	1.000	0.000	999.000	999.000
CKRIMLEJ	1.000	0.000	999.000	999.000
DKRIMLEJ	1.000	0.000	999.000	999.000
EKRIMLEJ	1.000	0.000	999.000	999.000
S 				
AKRIMLEJ	0.000	0.000	999.000	999.000
BKRIMLEJ	1.000	0.000	999.000	999.000
CKRIMLEJ	2.000	0.000	999.000	999.000
DKRIMLEJ	3.000	0.000	999.000	999.000
EKRIMLEJ	4.000	0.000	999.000	999.000
S WITH				
I	-0.338	0.027	-12.690	0.000
Means				
I	1.084	0.034	32.267	0.000
S	-0.064	0.009	-6.772	0.000
Intercepts				
AKRIMLEJ	0.000	0.000	999.000	999.000
BKRIMLEJ	0.000	0.000	999.000	999.000
CKRIMLEJ	0.000	0.000	999.000	999.000
DKRIMLEJ	0.000	0.000	999.000	999.000
EKRIMLEJ	0.000	0.000	999.000	999.000
Variances				
I	2.543	0.100	25.381	0.000
S	0.102	0.009	10.770	0.000
Residual Variances				
AKRIMLEJ	1.314	0.084	15.723	0.000
BKRIMLEJ	2.594	0.084	30.892	0.000
CKRIMLEJ	2.737	0.083	33.016	0.000

DKRIMLEJ	1.828	0.059	30.968	0.000
EKRIMLEJ	1.021	0.057	17.857	0.000

R-SQUARE

Observed Variable	Estimate	S.E.	Est./S.E.	Two-Tailed P-Value
AKRIMLEJ	0.659	0.018	35.900	0.000
BKRIMLEJ	0.432	0.012	34.715	0.000
CKRIMLEJ	0.369	0.011	33.553	0.000
DKRIMLEJ	0.440	0.012	35.372	0.000
EKRIMLEJ	0.591	0.020	29.747	0.000

9.1.2 Quadratische Wachstumsmodelle

Mplus VERSION 5.1
MUTHEN & MUTHEN
10/01/2008 12:25 PM

INPUT INSTRUCTIONS

TITLE: Linear Growth Curve Model for Crime Rate (t1 - t5)
Basic Model, Assumption: quadratic growth, continuous data

DATA: FILE is DUt1t2t3t4t5_Taten_oPCImp.dat ;
TYPE is INDIVIDUAL ;
FORMAT is FREE ;
NOBSERVATIONS are 3909 ;

VARIABLE: NAMES are
AKRIMLEJ BKRIMLEJ CKRIMLEJ DKRIMLEJ EKRIMLEJ
GESCH GYM GES REA HAU ;
USEVARIABLES are
AKRIMLEJ BKRIMLEJ CKRIMLEJ DKRIMLEJ EKRIMLEJ ;
MISSING are ALL (999) ;

ANALYSIS: TYPE = GENERAL ;

MODEL:
I S Q | AKRIMLEJ@0 BKRIMLEJ@1 CKRIMLEJ@2 DKRIMLEJ@3 EKRIMLEJ@4 ;

PLOT:
TYPE = PLOT3;
Series = AKRIMLEJ(S) BKRIMLEJ(S) CKRIMLEJ(S) DKRIMLEJ(s) EKRIMLEJ(s) ;

OUTPUT: STANDARDIZED RESIDUAL MODINDICES TECH1 TECH4 TECH5 ;

INPUT READING TERMINATED NORMALLY

Linear Growth Curve Model for Crime Rate (t1 - t5)
Basic Model, Assumption: quadratic growth, continuous data

SUMMARY OF ANALYSIS

Number of groups	1
Number of observations	3909
Number of dependent variables	5
Number of independent variables	0

Number of continuous latent variables 3

Observed dependent variables

Continuous

AKRIMLEJ BKRIMLEJ CKRIMLEJ DKRIMLEJ EKRIMLEJ

Continuous latent variables

I S Q

Estimator	ML
Information matrix	OBSERVED
Maximum number of iterations	1000
Convergence criterion	0.500D-04
Maximum number of steepest descent iterations	20
Maximum number of iterations for H1	2000
Convergence criterion for H1	0.100D-03

Input data file(s)

DUt1t2t3t4t5_Taten_oPCImp.dat

Input data format FREE

SUMMARY OF DATA

Number of missing data patterns 23

COVARIANCE COVERAGE OF DATA

Minimum covariance coverage value 0.100

PROPORTION OF DATA PRESENT

	Covariance Coverage				
	AKRIMLEJ	BKRIMLEJ	CKRIMLEJ	DKRIMLEJ	EKRIMLEJ
	-----	-----	-----	-----	-----
AKRIMLEJ	0.702				
BKRIMLEJ	0.633	0.801			
CKRIMLEJ	0.568	0.670	0.819		
DKRIMLEJ	0.556	0.642	0.710	0.818	
EKRIMLEJ	0.506	0.577	0.658	0.692	0.743

THE MODEL ESTIMATION TERMINATED NORMALLY

TESTS OF MODEL FIT

Chi-Square Test of Model Fit

Value	80.042
Degrees of Freedom	6
P-Value	0.0000

Chi-Square Test of Model Fit for the Baseline Model

Value	3867.973
Degrees of Freedom	10
P-Value	0.0000

CFI/TLI

CFI	0.981
TLI	0.968

Loglikelihood

H0 Value	-29292.775
H1 Value	-29252.755

Information Criteria

Number of Free Parameters	14
Akaike (AIC)	58613.551
Bayesian (BIC)	58701.345
Sample-Size Adjusted BIC	58656.860
(n* = (n + 2) / 24)	

RMSEA (Root Mean Square Error Of Approximation)

Estimate	0.056	
90 Percent C.I.	0.046	0.067
Probability RMSEA <= .05	0.162	

SRMR (Standardized Root Mean Square Residual)

Value	0.027
-------	-------

MODEL RESULTS

Two-Tailed

	Estimate	S.E.	Est./S.E.	P-Value
I				
AKRIMLEJ	1.000	0.000	999.000	999.000
BKRIMLEJ	1.000	0.000	999.000	999.000
CKRIMLEJ	1.000	0.000	999.000	999.000
DKRIMLEJ	1.000	0.000	999.000	999.000
EKRIMLEJ	1.000	0.000	999.000	999.000
S				
AKRIMLEJ	0.000	0.000	999.000	999.000
BKRIMLEJ	1.000	0.000	999.000	999.000
CKRIMLEJ	2.000	0.000	999.000	999.000
DKRIMLEJ	3.000	0.000	999.000	999.000
EKRIMLEJ	4.000	0.000	999.000	999.000
Q				
AKRIMLEJ	0.000	0.000	999.000	999.000
BKRIMLEJ	1.000	0.000	999.000	999.000
CKRIMLEJ	4.000	0.000	999.000	999.000
DKRIMLEJ	9.000	0.000	999.000	999.000
EKRIMLEJ	16.000	0.000	999.000	999.000
S WITH				
I	-0.395	0.132	-2.993	0.003
Q WITH				
I	-0.018	0.027	-0.681	0.496
S	-0.339	0.030	-11.440	0.000
Means				
I	0.888	0.033	27.088	0.000
S	0.359	0.032	11.261	0.000
Q	-0.103	0.008	-13.658	0.000
Intercepts				
AKRIMLEJ	0.000	0.000	999.000	999.000
BKRIMLEJ	0.000	0.000	999.000	999.000
CKRIMLEJ	0.000	0.000	999.000	999.000
DKRIMLEJ	0.000	0.000	999.000	999.000
EKRIMLEJ	0.000	0.000	999.000	999.000
Variances				
I	2.584	0.153	16.866	0.000
S	1.572	0.137	11.444	0.000
Q	0.080	0.007	11.484	0.000
Residual Variances				
AKRIMLEJ	0.657	0.138	4.758	0.000
BKRIMLEJ	2.231	0.080	28.006	0.000

CKRIMLEJ	1.858	0.077	24.206	0.000
DKRIMLEJ	1.438	0.057	25.373	0.000
EKRIMLEJ	1.092	0.105	10.388	0.000

R-SQUARE

Observed Variable	Estimate	S.E.	Est./S.E.	Two-Tailed P-Value
AKRIMLEJ	0.797	0.042	18.878	0.000
BKRIMLEJ	0.550	0.013	43.979	0.000
CKRIMLEJ	0.618	0.014	44.058	0.000
DKRIMLEJ	0.606	0.013	47.545	0.000
EKRIMLEJ	0.497	0.048	10.442	0.000

Mplus VERSION 5.1
MUTHEN & MUTHEN
10/01/2008 12:32 PM

INPUT INSTRUCTIONS

TITLE: Quadratic Growth Curve Model for Crime Rate (t1 - t5)
Basic Model, Assumption: Count Data

DATA: FILE is DUt1t2t3t4t5_Taten_oPCImp.dat ;
TYPE is INDIVIDUAL ;
FORMAT is FREE ;
NOBSERVATIONS are 3909 ;

VARIABLE: NAMES are
AKRIMLEJ BKRIMLEJ CKRIMLEJ DKRIMLEJ EKRIMLEJ
GESCH GYM GES REA HAU ;
USEVARIABLES are
AKRIMLEJ BKRIMLEJ CKRIMLEJ DKRIMLEJ EKRIMLEJ ;
MISSING are ALL (999) ;
COUNT ARE AKRIMLEJ BKRIMLEJ CKRIMLEJ DKRIMLEJ EKRIMLEJ ;

ANALYSIS: TYPE = GENERAL ;

MODEL:
I S Q | AKRIMLEJ@0 BKRIMLEJ@1 CKRIMLEJ@2 DKRIMLEJ@3 EKRIMLEJ@4 ;

PLOT:
TYPE = PLOT3;
Series = AKRIMLEJ(S) BKRIMLEJ(S) CKRIMLEJ(S) DKRIMLEJ(s) DKRIMLEJ(s) ;

OUTPUT: STANDARDIZED RESIDUAL TECH1 TECH4 TECH5 TECH8 ;

INPUT READING TERMINATED NORMALLY

Linear Growth Curve Model for Crime Rate (t1 - t5)
Basic Model, Assumption: quadratic growth, count data (Poisson)

SUMMARY OF ANALYSIS

Number of groups	1
Number of observations	3909
Number of dependent variables	5
Number of independent variables	0
Number of continuous latent variables	3

Observed dependent variables

Count					
	AKRIMLEJ	BKRIMLEJ	CKRIMLEJ	DKRIMLEJ	EKRIMLEJ

Continuous latent variables

I	S	Q
---	---	---

Estimator	MLR
Information matrix	OBSERVED
Optimization Specifications for the Quasi-Newton Algorithm for Continuous Outcomes	
Maximum number of iterations	100
Convergence criterion	0.100D-05
Optimization Specifications for the EM Algorithm	
Maximum number of iterations	500
Convergence criteria	
Loglikelihood change	0.100D-02
Relative loglikelihood change	0.100D-05
Derivative	0.100D-02
Optimization Specifications for the M step of the EM Algorithm for Categorical Latent variables	
Number of M step iterations	1
M step convergence criterion	0.100D-02
Basis for M step termination	ITERATION
Optimization Specifications for the M step of the EM Algorithm for Censored, Binary or Ordered Categorical (Ordinal), Unordered Categorical (Nominal) and Count Outcomes	
Number of M step iterations	1
M step convergence criterion	0.100D-02
Basis for M step termination	ITERATION
Maximum value for logit thresholds	15

Minimum value for logit thresholds	-15
Minimum expected cell size for chi-square	0.100D-01
Maximum number of iterations for H1	2000
Convergence criterion for H1	0.100D-03
Optimization algorithm	EMA
Integration Specifications	
Type	STANDARD
Number of integration points	15
Dimensions of numerical integration	3
Adaptive quadrature	ON
Cholesky	ON

Input data file(s)
 DUt1t2t3t4t5_Taten_oPCImp.dat
 Input data format FREE

SUMMARY OF DATA

Number of missing data patterns	0
---------------------------------	---

COVARIANCE COVERAGE OF DATA

Minimum covariance coverage value 0.100

THE MODEL ESTIMATION TERMINATED NORMALLY

TESTS OF MODEL FIT

Loglikelihood

H0 Value	-17758.278
H0 Scaling Correction Factor for MLR	0.981

Information Criteria

Number of Free Parameters	9
Akaike (AIC)	35534.557
Bayesian (BIC)	35590.996
Sample-Size Adjusted BIC	35562.398
(n* = (n + 2) / 24)	

Chi-Square Test of Model Fit for the Count Outcomes**

Pearson Chi-Square

Value 12254.532
 Degrees of Freedom 99733
 P-Value 1.0000

Likelihood Ratio Chi-Square

Value 1823.195
 Degrees of Freedom 99733
 P-Value 1.0000

** Of the 159800 cells in the latent class indicator table, 257 were deleted in the calculation of chi-square due to extreme values.

** Large values were truncated at 9.

Chi-Square Test for MCAR under the Unrestricted Latent Class Indicator Model for the Count Outcomes

Pearson Chi-Square

Value 4581.898
 Degrees of Freedom 59778
 P-Value 1.0000

Likelihood Ratio Chi-Square

Value 2674.696
 Degrees of Freedom 59778
 P-Value 1.0000

MODEL RESULTS

		Estimate	S.E.	Est./S.E.	Two-Tailed P-Value
I					
	AKRIMLEJ	1.000	0.000	999.000	999.000
	BKRIMLEJ	1.000	0.000	999.000	999.000
	CKRIMLEJ	1.000	0.000	999.000	999.000
	DKRIMLEJ	1.000	0.000	999.000	999.000
	EKRIMLEJ	1.000	0.000	999.000	999.000
S					
	AKRIMLEJ	0.000	0.000	999.000	999.000
	BKRIMLEJ	1.000	0.000	999.000	999.000
	CKRIMLEJ	2.000	0.000	999.000	999.000

	DKRIMLEJ	3.000	0.000	999.000	999.000
	EKRIMLEJ	4.000	0.000	999.000	999.000
Q					
	AKRIMLEJ	0.000	0.000	999.000	999.000
	BKRIMLEJ	1.000	0.000	999.000	999.000
	CKRIMLEJ	4.000	0.000	999.000	999.000
	DKRIMLEJ	9.000	0.000	999.000	999.000
	EKRIMLEJ	16.000	0.000	999.000	999.000
S	WITH				
	I	-0.422	0.095	-4.437	0.000
Q	WITH				
	I	0.012	0.021	0.555	0.579
	S	-0.175	0.021	-8.513	0.000
Means					
	I	-1.389	0.059	-23.560	0.000
	S	0.552	0.054	10.308	0.000
	Q	-0.150	0.013	-11.394	0.000
Intercepts					
	AKRIMLEJ	0.000	0.000	999.000	999.000
	BKRIMLEJ	0.000	0.000	999.000	999.000
	CKRIMLEJ	0.000	0.000	999.000	999.000
	DKRIMLEJ	0.000	0.000	999.000	999.000
	EKRIMLEJ	0.000	0.000	999.000	999.000
Variances					
	I	3.137	0.161	19.524	0.000
	S	0.810	0.088	9.238	0.000
	Q	0.047	0.005	9.286	0.000

Mplus VERSION 5.1
MUTHEN & MUTHEN
10/13/2008 11:08 AM

INPUT INSTRUCTIONS

TITLE: Quadratic Growth Curve Model for Crime Rate (t1 - t5)
Basic Model, Assumption: Count Data ZIP

DATA: FILE is DUt1t2t3t4t5_Taten_oPCImp.dat ;
TYPE is INDIVIDUAL ;
FORMAT is FREE ;
NOBSERVATIONS are 3909 ;

VARIABLE: NAMES are
 AKRIMLEJ BKRIMLEJ CKRIMLEJ DKRIMLEJ EKRIMLEJ
 GESCH GYM GES REA HAU ;
 USEVARIABLES are
 AKRIMLEJ BKRIMLEJ CKRIMLEJ DKRIMLEJ EKRIMLEJ ;
 MISSING are ALL (999) ;
 COUNT are AKRIMLEJ BKRIMLEJ CKRIMLEJ DKRIMLEJ EKRIMLEJ (i) ;

ANALYSIS: TYPE = GENERAL ;
 ALGORITHM = INTEGRATION ;
 INTEGRATION = 7 ;

MODEL :
 I S Q | AKRIMLEJ@0 BKRIMLEJ@1 CKRIMLEJ@2 DKRIMLEJ@3 EKRIMLEJ@4 ;
 II SI QI | AKRIMLEJ#1@0 BKRIMLEJ#1@1 CKRIMLEJ#1@2 DKRIMLEJ#1@3
 EKRIMLEJ#1@4;
 II-QI@0 ;

PLOT:
 TYPE = PLOT3;
 Series = AKRIMLEJ(S) BKRIMLEJ(S) CKRIMLEJ(S) DKRIMLEJ(s) EKRIMLEJ(s) ;

OUTPUT: STANDARDIZED RESIDUAL TECH1 TECH4 TECH5 TECH8 ;

INPUT READING TERMINATED NORMALLY

Linear Growth Curve Model for Crime Rate (t1 - t5)
 Basic Model, Assumption: quadratic growth, count Data ZIP

SUMMARY OF ANALYSIS

Number of groups	1
Number of observations	3909
Number of dependent variables	5
Number of independent variables	0
Number of continuous latent variables	6

Observed dependent variables

Count					
	AKRIMLEJ	BKRIMLEJ	CKRIMLEJ	DKRIMLEJ	EKRIMLEJ

Continuous latent variables

Minimum covariance coverage value 0.100

THE MODEL ESTIMATION TERMINATED NORMALLY

TESTS OF MODEL FIT

Loglikelihood

HO Value	-17650.622
HO Scaling Correction Factor for MLR	0.975

Information Criteria

Number of Free Parameters	12
Akaike (AIC)	35325.244
Bayesian (BIC)	35400.497
Sample-Size Adjusted BIC	35362.366
(n* = (n + 2) / 24)	

Chi-Square Test of Model Fit for the Count Outcomes**

Pearson Chi-Square

Value	12527.471
Degrees of Freedom	99748
P-Value	1.0000

Likelihood Ratio Chi-Square

Value	1931.093
Degrees of Freedom	99748
P-Value	1.0000

** Of the 159800 cells in the latent class indicator table, 239 were deleted in the calculation of chi-square due to extreme values.

** Large values were truncated at 9.

Chi-Square Test for MCAR under the Unrestricted Latent Class Indicator Model for the Count Outcomes

Pearson Chi-Square

Value	4752.605
-------	----------

Degrees of Freedom 59778
P-Value 1.0000

Likelihood Ratio Chi-Square

Value 2740.448
Degrees of Freedom 59778
P-Value 1.0000

MODEL RESULTS

	Estimate	S.E.	Est./S.E.	Two-Tailed P-Value
I				
AKRIMLEJ	1.000	0.000	999.000	999.000
BKRIMLEJ	1.000	0.000	999.000	999.000
CKRIMLEJ	1.000	0.000	999.000	999.000
DKRIMLEJ	1.000	0.000	999.000	999.000
EKRIMLEJ	1.000	0.000	999.000	999.000
S				
AKRIMLEJ	0.000	0.000	999.000	999.000
BKRIMLEJ	1.000	0.000	999.000	999.000
CKRIMLEJ	2.000	0.000	999.000	999.000
DKRIMLEJ	3.000	0.000	999.000	999.000
EKRIMLEJ	4.000	0.000	999.000	999.000
Q				
AKRIMLEJ	0.000	0.000	999.000	999.000
BKRIMLEJ	1.000	0.000	999.000	999.000
CKRIMLEJ	4.000	0.000	999.000	999.000
DKRIMLEJ	9.000	0.000	999.000	999.000
EKRIMLEJ	16.000	0.000	999.000	999.000
II				
AKRIMLEJ#1	1.000	0.000	999.000	999.000
BKRIMLEJ#1	1.000	0.000	999.000	999.000
CKRIMLEJ#1	1.000	0.000	999.000	999.000
DKRIMLEJ#1	1.000	0.000	999.000	999.000
EKRIMLEJ#1	1.000	0.000	999.000	999.000
SI				
AKRIMLEJ#1	0.000	0.000	999.000	999.000
BKRIMLEJ#1	1.000	0.000	999.000	999.000
CKRIMLEJ#1	2.000	0.000	999.000	999.000
DKRIMLEJ#1	3.000	0.000	999.000	999.000
EKRIMLEJ#1	4.000	0.000	999.000	999.000

QI					
	AKRIMLEJ#1	0.000	0.000	999.000	999.000
	BKRIMLEJ#1	1.000	0.000	999.000	999.000
	CKRIMLEJ#1	4.000	0.000	999.000	999.000
	DKRIMLEJ#1	9.000	0.000	999.000	999.000
	EKRIMLEJ#1	16.000	0.000	999.000	999.000
S	WITH				
	I	-0.059	0.082	-0.718	0.473
Q	WITH				
	I	-0.061	0.018	-3.349	0.001
	S	-0.091	0.016	-5.716	0.000
Means					
	I	-1.078	0.071	-15.125	0.000
	S	0.304	0.068	4.493	0.000
	Q	-0.091	0.016	-5.726	0.000
	II	0.000	0.000	999.000	999.000
	SI	-1.231	0.277	-4.443	0.000
	QI	0.288	0.063	4.579	0.000
Intercepts					
	AKRIMLEJ#1	-1.756	0.210	-8.375	0.000
	AKRIMLEJ	0.000	0.000	999.000	999.000
	BKRIMLEJ#1	-1.756	0.210	-8.375	0.000
	BKRIMLEJ	0.000	0.000	999.000	999.000
	CKRIMLEJ#1	-1.756	0.210	-8.375	0.000
	CKRIMLEJ	0.000	0.000	999.000	999.000
	DKRIMLEJ#1	-1.756	0.210	-8.375	0.000
	DKRIMLEJ	0.000	0.000	999.000	999.000
	EKRIMLEJ#1	-1.756	0.210	-8.375	0.000
	EKRIMLEJ	0.000	0.000	999.000	999.000
Variances					
	I	2.836	0.159	17.829	0.000
	S	0.438	0.064	6.813	0.000
	Q	0.027	0.004	6.372	0.000
	II	0.000	0.000	999.000	999.000
	SI	0.000	0.000	999.000	999.000
	QI	0.000	0.000	999.000	999.000

9.2 Mischverteilungsmodelle

9.2.1 LCGA

Mplus VERSION 5.1
MUTHEN & MUTHEN
06/01/2008 2:39 PM

INPUT INSTRUCTIONS

TITLE: LCGA for Crime Rates (t1 - t5)
Basic Model, Assumptions: Quadratic, ZIP
5 Classes

DATA: FILE is DUt1t2t3t4t5_Taten_oPCImp.dat ;
TYPE is INDIVIDUAL ;
FORMAT is FREE ;
NOBSERVATIONS are 3909 ;

VARIABLE: NAMES are
AKRIMLEJ BKRIMLEJ CKRIMLEJ DKRIMLEJ EKRIMLEJ
GESCH GYM GES REA HAU ;
USEVARIABLES are
AKRIMLEJ BKRIMLEJ CKRIMLEJ DKRIMLEJ EKRIMLEJ ;
MISSING are ALL (999) ;
COUNT are AKRIMLEJ BKRIMLEJ CKRIMLEJ DKRIMLEJ EKRIMLEJ (i) ;
CLASSES = C(5) ;

ANALYSIS: TYPE = MIXTURE ;
ALGORITHM = INTEGRATION ;
STARTS = 100 10 ;

SAVEDATA: File is 5CLASS.DAT ;
Format is free ;
Save=cprobabilities ;

MODEL:
%OVERALL%

I S Q | AKRIMLEJ@0 BKRIMLEJ@1 CKRIMLEJ@2 DKRIMLEJ@3 EKRIMLEJ@4;

II SI QI | AKRIMLEJ#1@0 BKRIMLEJ#1@1 CKRIMLEJ#1@2 DKRIMLEJ#1@3
EKRIMLEJ#1@4;
I-QI@0 ;

PLOT:
TYPE = PLOT3;
Series = AKRIMLEJ(S) BKRIMLEJ(S) CKRIMLEJ(S) DKRIMLEJ(s) EKRIMLEJ(s);

OUTPUT: RESIDUAL TECH1 TECH7 TECH8 TECH11 TECH12 ;

INPUT READING TERMINATED NORMALLY

LCGA for Crime Rates 5w (FIML)
 Basic Model, Assumptions: Quadratic, Zero Inflated Poisson
 5 Classes

SUMMARY OF ANALYSIS

Number of groups	1
Number of observations	3909
Number of dependent variables	5
Number of independent variables	0
Number of continuous latent variables	6
Number of categorical latent variables	1

Observed dependent variables

Count	AKRIMLEJ	BKRIMLEJ	CKRIMLEJ	DKRIMLEJ	EKRIMLEJ	
Continuous latent variables	I	S	Q	II	SI	QI
Categorical latent variables	C					

Estimator	MLR
Information matrix	OBSERVED
Optimization Specifications for the Quasi-Newton Algorithm for Continuous Outcomes	
Maximum number of iterations	100
Convergence criterion	0.100D-05
Optimization Specifications for the EM Algorithm	
Maximum number of iterations	500
Convergence criteria	
Loglikelihood change	0.100D-02
Relative loglikelihood change	0.100D-05
Derivative	0.100D-02
Optimization Specifications for the M step of the EM Algorithm for Categorical Latent variables	
Number of M step iterations	1
M step convergence criterion	0.100D-02
Basis for M step termination	ITERATION
Optimization Specifications for the M step of the EM Algorithm for Censored, Binary or Ordered Categorical (Ordinal), Unordered Categorical (Nominal) and Count Outcomes	
Number of M step iterations	1
M step convergence criterion	0.100D-02
Basis for M step termination	ITERATION
Maximum value for logit thresholds	15

Minimum value for logit thresholds	-15
Minimum expected cell size for chi-square	0.100D-01
Maximum number of iterations for H1	2000
Convergence criterion for H1	0.100D-03
Optimization algorithm	EMA
Integration Specifications	
Type	STANDARD
Number of integration points	15
Dimensions of numerical integration	0
Adaptive quadrature	ON
Random Starts Specifications	
Number of initial stage random starts	100
Number of final stage optimizations	10
Number of initial stage iterations	10
Initial stage convergence criterion	0.100D+01
Random starts scale	0.500D+01
Random seed for generating random starts	0
Cholesky	OFF
Input data file(s)	
DUt1t2t3t4t5_Taten_oPCImp.dat	
Input data format	FREE

SUMMARY OF DATA

Number of missing data patterns	0
Number of y missing data patterns	0
Number of u missing data patterns	0

COVARIANCE COVERAGE OF DATA

Minimum covariance coverage value 0.100

Final stage loglikelihood values at local maxima, seeds, and initial stage start numbers:

-17693.795	575700	100
-17693.795	370466	41
-17693.795	76974	16
-17693.795	848890	95
-17693.795	573096	20
-17693.795	749453	33
-17693.795	259507	53
-17693.796	471398	74
-17693.796	372176	23
-17693.797	569131	26

WARNING: WHEN ESTIMATING A MODEL WITH MORE THAN TWO CLASSES, IT MAY BE NECESSARY TO INCREASE THE NUMBER OF RANDOM STARTS USING THE STARTS OPTION TO AVOID LOCAL MAXIMA.

THE MODEL ESTIMATION TERMINATED NORMALLY

TESTS OF MODEL FIT

Loglikelihood

HO Value	-17693.795
HO Scaling Correction Factor for MLR	1.719

Information Criteria

Number of Free Parameters	22
Akaike (AIC)	35431.590
Bayesian (BIC)	35569.553
Sample-Size Adjusted BIC	35499.647
(n* = (n + 2) / 24)	

Chi-Square Test of Model Fit for the Count Outcomes**

Pearson Chi-Square

Value	12973.952
Degrees of Freedom	99756
P-Value	1.0000

Likelihood Ratio Chi-Square

Value	2260.649
Degrees of Freedom	99756
P-Value	1.0000

** Of the 159800 cells in the latent class indicator table, 221 were deleted in the calculation of chi-square due to extreme values.

** Large values were truncated at 9.

Chi-Square Test for MCAR under the Unrestricted Latent Class Indicator Model for the Count Outcomes

Pearson Chi-Square

Value	5031.412
Degrees of Freedom	59778
P-Value	1.0000

Likelihood Ratio Chi-Square

Value	2834.156
Degrees of Freedom	59778
P-Value	1.0000

FINAL CLASS COUNTS AND PROPORTIONS FOR THE LATENT CLASSES
BASED ON THE ESTIMATED MODEL

Latent
Classes

1	123.95833	0.03171
2	273.09056	0.06986
3	460.52882	0.11781
4	1801.68881	0.46091
5	1249.73347	0.31971

FINAL CLASS COUNTS AND PROPORTIONS FOR THE LATENT CLASS PATTERNS
BASED ON ESTIMATED POSTERIOR PROBABILITIES

Latent
Classes

1	123.95842	0.03171
2	273.08704	0.06986
3	460.52601	0.11781
4	1801.68884	0.46091
5	1249.73969	0.31971

CLASSIFICATION QUALITY

Entropy	0.732
---------	-------

CLASSIFICATION OF INDIVIDUALS BASED ON THEIR MOST LIKELY LATENT CLASS MEMBERSHIP

Class Counts and Proportions

Latent
Classes

1	107	0.02737
2	222	0.05679
3	419	0.10719
4	1878	0.48043
5	1283	0.32822

Average Latent Class Probabilities for Most Likely Latent Class Membership (Row)
by Latent Class (Column)

	1	2	3	4	5
1	0.892	0.049	0.059	0.000	0.000
2	0.061	0.749	0.113	0.000	0.078
3	0.033	0.120	0.752	0.000	0.096
4	0.000	0.001	0.004	0.893	0.101
5	0.001	0.038	0.083	0.097	0.781

MODEL RESULTS

		Estimate	S.E.	Est./S.E.	Two-Tailed P-Value
Latent Class 1					
I					
	AKRIMLEJ	1.000	0.000	999.000	999.000
	BKRIMLEJ	1.000	0.000	999.000	999.000
	CKRIMLEJ	1.000	0.000	999.000	999.000
	DKRIMLEJ	1.000	0.000	999.000	999.000
	EKRIMLEJ	1.000	0.000	999.000	999.000
S					
	AKRIMLEJ	0.000	0.000	999.000	999.000
	BKRIMLEJ	1.000	0.000	999.000	999.000
	CKRIMLEJ	2.000	0.000	999.000	999.000
	DKRIMLEJ	3.000	0.000	999.000	999.000
	EKRIMLEJ	4.000	0.000	999.000	999.000
Q					
	AKRIMLEJ	0.000	0.000	999.000	999.000
	BKRIMLEJ	1.000	0.000	999.000	999.000
	CKRIMLEJ	4.000	0.000	999.000	999.000
	DKRIMLEJ	9.000	0.000	999.000	999.000
	EKRIMLEJ	16.000	0.000	999.000	999.000
II					
	AKRIMLEJ#1	1.000	0.000	999.000	999.000
	BKRIMLEJ#1	1.000	0.000	999.000	999.000

CKRIMLEJ#1	1.000	0.000	999.000	999.000
DKRIMLEJ#1	1.000	0.000	999.000	999.000
EKRIMLEJ#1	1.000	0.000	999.000	999.000

SI |

AKRIMLEJ#1	0.000	0.000	999.000	999.000
BKRIMLEJ#1	1.000	0.000	999.000	999.000
CKRIMLEJ#1	2.000	0.000	999.000	999.000
DKRIMLEJ#1	3.000	0.000	999.000	999.000
EKRIMLEJ#1	4.000	0.000	999.000	999.000

QI |

AKRIMLEJ#1	0.000	0.000	999.000	999.000
BKRIMLEJ#1	1.000	0.000	999.000	999.000
CKRIMLEJ#1	4.000	0.000	999.000	999.000
DKRIMLEJ#1	9.000	0.000	999.000	999.000
EKRIMLEJ#1	16.000	0.000	999.000	999.000

Means

I	1.813	0.097	18.694	0.000
S	0.509	0.101	5.047	0.000
Q	-0.142	0.024	-5.839	0.000
II	0.000	0.000	999.000	999.000
SI	-1.408	0.194	-7.246	0.000
QI	0.367	0.044	8.379	0.000

Intercepts

AKRIMLEJ#1	-1.165	0.146	-7.952	0.000
AKRIMLEJ	0.000	0.000	999.000	999.000
BKRIMLEJ#1	-1.165	0.146	-7.952	0.000
BKRIMLEJ	0.000	0.000	999.000	999.000
CKRIMLEJ#1	-1.165	0.146	-7.952	0.000
CKRIMLEJ	0.000	0.000	999.000	999.000
DKRIMLEJ#1	-1.165	0.146	-7.952	0.000
DKRIMLEJ	0.000	0.000	999.000	999.000
EKRIMLEJ#1	-1.165	0.146	-7.952	0.000
EKRIMLEJ	0.000	0.000	999.000	999.000

Variances

I	0.000	0.000	999.000	999.000
S	0.000	0.000	999.000	999.000
Q	0.000	0.000	999.000	999.000
II	0.000	0.000	999.000	999.000
SI	0.000	0.000	999.000	999.000
QI	0.000	0.000	999.000	999.000

Latent Class 2

Means

I	0.471	0.178	2.643	0.008
---	-------	-------	-------	-------

S	0.743	0.108	6.866	0.000
Q	-0.129	0.025	-5.118	0.000
II	0.000	0.000	999.000	999.000
SI	-1.408	0.194	-7.246	0.000
QI	0.367	0.044	8.379	0.000

Intercepts

AKRIMLEJ#1	-1.165	0.146	-7.952	0.000
AKRIMLEJ	0.000	0.000	999.000	999.000
BKRIMLEJ#1	-1.165	0.146	-7.952	0.000
BKRIMLEJ	0.000	0.000	999.000	999.000
CKRIMLEJ#1	-1.165	0.146	-7.952	0.000
CKRIMLEJ	0.000	0.000	999.000	999.000
DKRIMLEJ#1	-1.165	0.146	-7.952	0.000
DKRIMLEJ	0.000	0.000	999.000	999.000
EKRIMLEJ#1	-1.165	0.146	-7.952	0.000
EKRIMLEJ	0.000	0.000	999.000	999.000

Variances

I	0.000	0.000	999.000	999.000
S	0.000	0.000	999.000	999.000
Q	0.000	0.000	999.000	999.000
II	0.000	0.000	999.000	999.000
SI	0.000	0.000	999.000	999.000
QI	0.000	0.000	999.000	999.000

Latent Class 3

Means

I	1.485	0.085	17.434	0.000
S	0.036	0.094	0.382	0.702
Q	-0.110	0.022	-4.906	0.000
II	0.000	0.000	999.000	999.000
SI	-1.408	0.194	-7.246	0.000
QI	0.367	0.044	8.379	0.000

Intercepts

AKRIMLEJ#1	-1.165	0.146	-7.952	0.000
AKRIMLEJ	0.000	0.000	999.000	999.000
BKRIMLEJ#1	-1.165	0.146	-7.952	0.000
BKRIMLEJ	0.000	0.000	999.000	999.000
CKRIMLEJ#1	-1.165	0.146	-7.952	0.000
CKRIMLEJ	0.000	0.000	999.000	999.000
DKRIMLEJ#1	-1.165	0.146	-7.952	0.000
DKRIMLEJ	0.000	0.000	999.000	999.000
EKRIMLEJ#1	-1.165	0.146	-7.952	0.000
EKRIMLEJ	0.000	0.000	999.000	999.000

Variances

I	0.000	0.000	999.000	999.000
---	-------	-------	---------	---------

S	0.000	0.000	999.000	999.000
Q	0.000	0.000	999.000	999.000
II	0.000	0.000	999.000	999.000
SI	0.000	0.000	999.000	999.000
QI	0.000	0.000	999.000	999.000

Latent Class 4

Means

I	-2.108	0.152	-13.913	0.000
S	-0.528	0.157	-3.352	0.001
Q	0.128	0.040	3.230	0.001
II	0.000	0.000	999.000	999.000
SI	-1.408	0.194	-7.246	0.000
QI	0.367	0.044	8.379	0.000

Intercepts

AKRIMLEJ#1	-1.165	0.146	-7.952	0.000
AKRIMLEJ	0.000	0.000	999.000	999.000
BKRIMLEJ#1	-1.165	0.146	-7.952	0.000
BKRIMLEJ	0.000	0.000	999.000	999.000
CKRIMLEJ#1	-1.165	0.146	-7.952	0.000
CKRIMLEJ	0.000	0.000	999.000	999.000
DKRIMLEJ#1	-1.165	0.146	-7.952	0.000
DKRIMLEJ	0.000	0.000	999.000	999.000
EKRIMLEJ#1	-1.165	0.146	-7.952	0.000
EKRIMLEJ	0.000	0.000	999.000	999.000

Variances

I	0.000	0.000	999.000	999.000
S	0.000	0.000	999.000	999.000
Q	0.000	0.000	999.000	999.000
II	0.000	0.000	999.000	999.000
SI	0.000	0.000	999.000	999.000
QI	0.000	0.000	999.000	999.000

Latent Class 5

Means

I	-0.097	0.110	-0.881	0.378
S	0.063	0.079	0.804	0.421
Q	-0.002	0.019	-0.100	0.920
II	0.000	0.000	999.000	999.000
SI	-1.408	0.194	-7.246	0.000
QI	0.367	0.044	8.379	0.000

Intercepts

AKRIMLEJ#1	-1.165	0.146	-7.952	0.000
AKRIMLEJ	0.000	0.000	999.000	999.000
BKRIMLEJ#1	-1.165	0.146	-7.952	0.000

BKRIMLEJ	0.000	0.000	999.000	999.000
CKRIMLEJ#1	-1.165	0.146	-7.952	0.000
CKRIMLEJ	0.000	0.000	999.000	999.000
DKRIMLEJ#1	-1.165	0.146	-7.952	0.000
DKRIMLEJ	0.000	0.000	999.000	999.000
EKRIMLEJ#1	-1.165	0.146	-7.952	0.000
EKRIMLEJ	0.000	0.000	999.000	999.000

Variances

I	0.000	0.000	999.000	999.000
S	0.000	0.000	999.000	999.000
Q	0.000	0.000	999.000	999.000
II	0.000	0.000	999.000	999.000
SI	0.000	0.000	999.000	999.000
QI	0.000	0.000	999.000	999.000

Categorical Latent Variables

Means

C#1	-2.311	0.187	-12.366	0.000
C#2	-1.521	0.177	-8.575	0.000
C#3	-0.998	0.130	-7.674	0.000
C#4	0.366	0.079	4.606	0.000

Mplus VERSION 5.1
MUTHEN & MUTHEN
06/01/2008 2:45 PM

INPUT INSTRUCTIONS

TITLE: LCGA for Crime Rates (t1 - t5)
Basic Model, Assumptions: Quadratic, ZIP
6 Classes

DATA: FILE is DUt1t2t3t4t5_Taten_oPCImp.dat ;
TYPE is INDIVIDUAL ;
FORMAT is FREE ;
NOBSERVATIONS are 3909 ;

VARIABLE: NAMES are
AKRIMLEJ BKRIMLEJ CKRIMLEJ DKRIMLEJ EKRIMLEJ
GESCH GYM GES REA HAU ;
USEVARIABLES are
AKRIMLEJ BKRIMLEJ CKRIMLEJ DKRIMLEJ EKRIMLEJ ;
MISSING are ALL (999) ;
COUNT are AKRIMLEJ BKRIMLEJ CKRIMLEJ DKRIMLEJ EKRIMLEJ (i) ;
CLASSES = C(6) ;

ANALYSIS: TYPE = MIXTURE ;
ALGORITHM = INTEGRATION ;

STARTS = 50 10 ;

SAVEDATA: File is 6CLASS.DAT ;
Format is free ;
Save=cprobabilities ;

MODEL :

%OVERALL%

I S Q | AKRIMLEJ@0 BKRIMLEJ@1 CKRIMLEJ@2 DKRIMLEJ@3 EKRIMLEJ@4;

II SI QI | AKRIMLEJ#1@0 BKRIMLEJ#1@1 CKRIMLEJ#1@2 DKRIMLEJ#1@3
EKRIMLEJ#1@4;

I-QI@0 ;

PLOT:

TYPE = PLOT3;

Series = AKRIMLEJ(S) BKRIMLEJ(S) CKRIMLEJ(S) DKRIMLEJ(s) EKRIMLEJ(s);

OUTPUT: RESIDUAL TECH1 TECH7 TECH8 TECH11 TECH12 ;

INPUT READING TERMINATED NORMALLY

LCGA for Crime Rates 5w (FIML)

Basic Model, Assumptions: Quadratic, Zero Inflated Poisson

6 Classes

SUMMARY OF ANALYSIS

Number of groups	1
Number of observations	3909
Number of dependent variables	5
Number of independent variables	0
Number of continuous latent variables	6
Number of categorical latent variables	1

Observed dependent variables

Count

AKRIMLEJ	BKRIMLEJ	CKRIMLEJ	DKRIMLEJ	EKRIMLEJ
----------	----------	----------	----------	----------

Continuous latent variables

I	S	Q	II	SI	QI
---	---	---	----	----	----

Categorical latent variables

C

Estimator	MLR
Information matrix	OBSERVED
Optimization Specifications for the Quasi-Newton Algorithm for Continuous Outcomes	
Maximum number of iterations	100
Convergence criterion	0.100D-05
Optimization Specifications for the EM Algorithm	
Maximum number of iterations	500
Convergence criteria	
Loglikelihood change	0.100D-02
Relative loglikelihood change	0.100D-05
Derivative	0.100D-02
Optimization Specifications for the M step of the EM Algorithm for Categorical Latent variables	
Number of M step iterations	1
M step convergence criterion	0.100D-02
Basis for M step termination	ITERATION
Optimization Specifications for the M step of the EM Algorithm for Censored, Binary or Ordered Categorical (Ordinal), Unordered Categorical (Nominal) and Count Outcomes	
Number of M step iterations	1
M step convergence criterion	0.100D-02
Basis for M step termination	ITERATION
Maximum value for logit thresholds	15
Minimum value for logit thresholds	-15
Minimum expected cell size for chi-square	0.100D-01
Maximum number of iterations for H1	2000
Convergence criterion for H1	0.100D-03
Optimization algorithm	EMA
Integration Specifications	
Type	STANDARD
Number of integration points	15
Dimensions of numerical integration	0
Adaptive quadrature	ON
Random Starts Specifications	
Number of initial stage random starts	50
Number of final stage optimizations	10
Number of initial stage iterations	10
Initial stage convergence criterion	0.100D+01
Random starts scale	0.500D+01
Random seed for generating random starts	0
Cholesky	OFF
Input data file(s)	
DUt1t2t3t4t5_Taten_oPCImp.dat	
Input data format	FREE

SUMMARY OF DATA

Number of missing data patterns	0
Number of y missing data patterns	0
Number of u missing data patterns	0

COVARIANCE COVERAGE OF DATA

Minimum covariance coverage value 0.100

RANDOM STARTS RESULTS RANKED FROM THE BEST TO THE WORST LOGLIKELIHOOD VALUES

Final stage loglikelihood values at local maxima, seeds, and initial stage start numbers:

-17620.270	285380	1
-17620.270	637345	19
-17620.270	533738	11
-17620.270	207896	25
-17620.270	645664	39
-17620.270	347515	24
-17620.274	318230	46
-17640.217	626891	32
-17640.218	915642	40
-17640.218	608496	4

WARNING: WHEN ESTIMATING A MODEL WITH MORE THAN TWO CLASSES, IT MAY BE NECESSARY TO INCREASE THE NUMBER OF RANDOM STARTS USING THE STARTS OPTION TO AVOID LOCAL MAXIMA.

THE MODEL ESTIMATION TERMINATED NORMALLY

TESTS OF MODEL FIT

Loglikelihood

H0 Value	-17620.270
H0 Scaling Correction Factor for MLR	1.640

Information Criteria

Number of Free Parameters	26
---------------------------	----

Akaike (AIC)	35292.540
Bayesian (BIC)	35455.587
Sample-Size Adjusted BIC	35372.971
(n* = (n + 2) / 24)	

Chi-Square Test of Model Fit for the Count Outcomes**

Pearson Chi-Square

Value	12319.758
Degrees of Freedom	99748
P-Value	1.0000

Likelihood Ratio Chi-Square

Value	2111.721
Degrees of Freedom	99748
P-Value	1.0000

** Of the 159800 cells in the latent class indicator table, 225 were deleted in the calculation of chi-square due to extreme values.

** Large values were truncated at 9.

Chi-Square Test for MCAR under the Unrestricted Latent Class Indicator Model for the Count Outcomes

Pearson Chi-Square

Value	5017.666
Degrees of Freedom	59778
P-Value	1.0000

Likelihood Ratio Chi-Square

Value	2824.715
Degrees of Freedom	59778
P-Value	1.0000

FINAL CLASS COUNTS AND PROPORTIONS FOR THE LATENT CLASSES BASED ON THE ESTIMATED MODEL

Latent
Classes

1	1794.81289	0.45915
2	113.71973	0.02909
3	234.74778	0.06005

4	513.38316	0.13133
5	833.88717	0.21332
6	418.44928	0.10705

FINAL CLASS COUNTS AND PROPORTIONS FOR THE LATENT CLASS PATTERNS
BASED ON ESTIMATED POSTERIOR PROBABILITIES

Latent
Classes

1	1794.81230	0.45915
2	113.71975	0.02909
3	234.74766	0.06005
4	513.38345	0.13133
5	833.88716	0.21332
6	418.44968	0.10705

CLASSIFICATION QUALITY

Entropy	0.689
---------	-------

CLASSIFICATION OF INDIVIDUALS BASED ON THEIR MOST LIKELY LATENT CLASS MEMBERSHIP

Class Counts and Proportions

Latent
Classes

1	1942	0.49680
2	102	0.02609
3	193	0.04937
4	444	0.11358
5	820	0.20977
6	408	0.10437

Average Latent Class Probabilities for Most Likely Latent Class Membership (Row)
by Latent Class (Column)

	1	2	3	4	5	6
1	0.875	0.000	0.001	0.047	0.073	0.003
2	0.000	0.881	0.047	0.000	0.000	0.073
3	0.000	0.058	0.758	0.043	0.022	0.120
4	0.097	0.001	0.036	0.630	0.186	0.050
5	0.063	0.000	0.028	0.149	0.684	0.076
6	0.000	0.028	0.106	0.029	0.107	0.730

MODEL RESULTS

	Estimate	S.E.	Est./S.E.	Two-Tailed P-Value	
Latent Class 1					
I					
	AKRIMLEJ	1.000	0.000	999.000	999.000
	BKRIMLEJ	1.000	0.000	999.000	999.000
	CKRIMLEJ	1.000	0.000	999.000	999.000
	DKRIMLEJ	1.000	0.000	999.000	999.000
	EKRIMLEJ	1.000	0.000	999.000	999.000
S					
	AKRIMLEJ	0.000	0.000	999.000	999.000
	BKRIMLEJ	1.000	0.000	999.000	999.000
	CKRIMLEJ	2.000	0.000	999.000	999.000
	DKRIMLEJ	3.000	0.000	999.000	999.000
	EKRIMLEJ	4.000	0.000	999.000	999.000
Q					
	AKRIMLEJ	0.000	0.000	999.000	999.000
	BKRIMLEJ	1.000	0.000	999.000	999.000
	CKRIMLEJ	4.000	0.000	999.000	999.000
	DKRIMLEJ	9.000	0.000	999.000	999.000
	EKRIMLEJ	16.000	0.000	999.000	999.000
II					
	AKRIMLEJ#1	1.000	0.000	999.000	999.000
	BKRIMLEJ#1	1.000	0.000	999.000	999.000
	CKRIMLEJ#1	1.000	0.000	999.000	999.000
	DKRIMLEJ#1	1.000	0.000	999.000	999.000
	EKRIMLEJ#1	1.000	0.000	999.000	999.000
SI					
	AKRIMLEJ#1	0.000	0.000	999.000	999.000
	BKRIMLEJ#1	1.000	0.000	999.000	999.000
	CKRIMLEJ#1	2.000	0.000	999.000	999.000
	DKRIMLEJ#1	3.000	0.000	999.000	999.000
	EKRIMLEJ#1	4.000	0.000	999.000	999.000
QI					
	AKRIMLEJ#1	0.000	0.000	999.000	999.000
	BKRIMLEJ#1	1.000	0.000	999.000	999.000
	CKRIMLEJ#1	4.000	0.000	999.000	999.000
	DKRIMLEJ#1	9.000	0.000	999.000	999.000
	EKRIMLEJ#1	16.000	0.000	999.000	999.000

Means				
I	-2.147	0.156	-13.769	0.000
S	-0.554	0.159	-3.490	0.000
Q	0.136	0.042	3.246	0.001
II	0.000	0.000	999.000	999.000
SI	-1.327	0.213	-6.243	0.000
QI	0.327	0.048	6.840	0.000

Intercepts				
AKRIMLEJ#1	-1.371	0.153	-8.956	0.000
AKRIMLEJ	0.000	0.000	999.000	999.000
BKRIMLEJ#1	-1.371	0.153	-8.956	0.000
BKRIMLEJ	0.000	0.000	999.000	999.000
CKRIMLEJ#1	-1.371	0.153	-8.956	0.000
CKRIMLEJ	0.000	0.000	999.000	999.000
DKRIMLEJ#1	-1.371	0.153	-8.956	0.000
DKRIMLEJ	0.000	0.000	999.000	999.000
EKRIMLEJ#1	-1.371	0.153	-8.956	0.000
EKRIMLEJ	0.000	0.000	999.000	999.000

Variances				
I	0.000	0.000	999.000	999.000
S	0.000	0.000	999.000	999.000
Q	0.000	0.000	999.000	999.000
II	0.000	0.000	999.000	999.000
SI	0.000	0.000	999.000	999.000
QI	0.000	0.000	999.000	999.000

Latent Class 2

Means				
I	1.822	0.101	18.069	0.000
S	0.517	0.107	4.836	0.000
Q	-0.144	0.025	-5.653	0.000
II	0.000	0.000	999.000	999.000
SI	-1.327	0.213	-6.243	0.000
QI	0.327	0.048	6.840	0.000

Intercepts				
AKRIMLEJ#1	-1.371	0.153	-8.956	0.000
AKRIMLEJ	0.000	0.000	999.000	999.000
BKRIMLEJ#1	-1.371	0.153	-8.956	0.000
BKRIMLEJ	0.000	0.000	999.000	999.000
CKRIMLEJ#1	-1.371	0.153	-8.956	0.000
CKRIMLEJ	0.000	0.000	999.000	999.000
DKRIMLEJ#1	-1.371	0.153	-8.956	0.000
DKRIMLEJ	0.000	0.000	999.000	999.000
EKRIMLEJ#1	-1.371	0.153	-8.956	0.000
EKRIMLEJ	0.000	0.000	999.000	999.000

Variances

I	0.000	0.000	999.000	999.000
S	0.000	0.000	999.000	999.000
Q	0.000	0.000	999.000	999.000
II	0.000	0.000	999.000	999.000
SI	0.000	0.000	999.000	999.000
QI	0.000	0.000	999.000	999.000

Latent Class 3

Means

I	0.444	0.166	2.672	0.008
S	0.810	0.116	7.007	0.000
Q	-0.144	0.028	-5.243	0.000
II	0.000	0.000	999.000	999.000
SI	-1.327	0.213	-6.243	0.000
QI	0.327	0.048	6.840	0.000

Intercepts

AKRIMLEJ#1	-1.371	0.153	-8.956	0.000
AKRIMLEJ	0.000	0.000	999.000	999.000
BKRIMLEJ#1	-1.371	0.153	-8.956	0.000
BKRIMLEJ	0.000	0.000	999.000	999.000
CKRIMLEJ#1	-1.371	0.153	-8.956	0.000
CKRIMLEJ	0.000	0.000	999.000	999.000
DKRIMLEJ#1	-1.371	0.153	-8.956	0.000
DKRIMLEJ	0.000	0.000	999.000	999.000
EKRIMLEJ#1	-1.371	0.153	-8.956	0.000
EKRIMLEJ	0.000	0.000	999.000	999.000

Variances

I	0.000	0.000	999.000	999.000
S	0.000	0.000	999.000	999.000
Q	0.000	0.000	999.000	999.000
II	0.000	0.000	999.000	999.000
SI	0.000	0.000	999.000	999.000
QI	0.000	0.000	999.000	999.000

Latent Class 4

Means

I	-1.130	0.233	-4.843	0.000
S	0.580	0.169	3.443	0.001
Q	-0.032	0.035	-0.900	0.368
II	0.000	0.000	999.000	999.000
SI	-1.327	0.213	-6.243	0.000
QI	0.327	0.048	6.840	0.000

Intercepts

AKRIMLEJ#1	-1.371	0.153	-8.956	0.000
AKRIMLEJ	0.000	0.000	999.000	999.000
BKRIMLEJ#1	-1.371	0.153	-8.956	0.000
BKRIMLEJ	0.000	0.000	999.000	999.000
CKRIMLEJ#1	-1.371	0.153	-8.956	0.000
CKRIMLEJ	0.000	0.000	999.000	999.000
DKRIMLEJ#1	-1.371	0.153	-8.956	0.000
DKRIMLEJ	0.000	0.000	999.000	999.000
EKRIMLEJ#1	-1.371	0.153	-8.956	0.000
EKRIMLEJ	0.000	0.000	999.000	999.000

Variances

I	0.000	0.000	999.000	999.000
S	0.000	0.000	999.000	999.000
Q	0.000	0.000	999.000	999.000
II	0.000	0.000	999.000	999.000
SI	0.000	0.000	999.000	999.000
QI	0.000	0.000	999.000	999.000

Latent Class 5

Means

I	0.216	0.150	1.437	0.151
S	0.270	0.097	2.792	0.005
Q	-0.147	0.032	-4.613	0.000
II	0.000	0.000	999.000	999.000
SI	-1.327	0.213	-6.243	0.000
QI	0.327	0.048	6.840	0.000

Intercepts

AKRIMLEJ#1	-1.371	0.153	-8.956	0.000
AKRIMLEJ	0.000	0.000	999.000	999.000
BKRIMLEJ#1	-1.371	0.153	-8.956	0.000
BKRIMLEJ	0.000	0.000	999.000	999.000
CKRIMLEJ#1	-1.371	0.153	-8.956	0.000
CKRIMLEJ	0.000	0.000	999.000	999.000
DKRIMLEJ#1	-1.371	0.153	-8.956	0.000
DKRIMLEJ	0.000	0.000	999.000	999.000
EKRIMLEJ#1	-1.371	0.153	-8.956	0.000
EKRIMLEJ	0.000	0.000	999.000	999.000

Variances

I	0.000	0.000	999.000	999.000
S	0.000	0.000	999.000	999.000
Q	0.000	0.000	999.000	999.000
II	0.000	0.000	999.000	999.000
SI	0.000	0.000	999.000	999.000
QI	0.000	0.000	999.000	999.000

Latent Class 6

Means				
I	1.522	0.100	15.248	0.000
S	0.054	0.098	0.551	0.582
Q	-0.110	0.023	-4.848	0.000
II	0.000	0.000	999.000	999.000
SI	-1.327	0.213	-6.243	0.000
QI	0.327	0.048	6.840	0.000

Intercepts				
AKRIMLEJ#1	-1.371	0.153	-8.956	0.000
AKRIMLEJ	0.000	0.000	999.000	999.000
BKRIMLEJ#1	-1.371	0.153	-8.956	0.000
BKRIMLEJ	0.000	0.000	999.000	999.000
CKRIMLEJ#1	-1.371	0.153	-8.956	0.000
CKRIMLEJ	0.000	0.000	999.000	999.000
DKRIMLEJ#1	-1.371	0.153	-8.956	0.000
DKRIMLEJ	0.000	0.000	999.000	999.000
EKRIMLEJ#1	-1.371	0.153	-8.956	0.000
EKRIMLEJ	0.000	0.000	999.000	999.000

Variances				
I	0.000	0.000	999.000	999.000
S	0.000	0.000	999.000	999.000
Q	0.000	0.000	999.000	999.000
II	0.000	0.000	999.000	999.000
SI	0.000	0.000	999.000	999.000
QI	0.000	0.000	999.000	999.000

Categorical Latent Variables

Means				
C#1	1.456	0.169	8.600	0.000
C#2	-1.303	0.202	-6.449	0.000
C#3	-0.578	0.298	-1.942	0.052
C#4	0.204	0.269	0.759	0.448
C#5	0.690	0.180	3.827	0.000

9.2.2 GGMM

Mplus VERSION 5.1
MUTHEN & MUTHEN
11/17/2008 5:38 PM

INPUT INSTRUCTIONS

TITLE: GGMM for Crime Rates (t1 - t5)
Basic Model, Assumptions: Quadratic, ZIP
4 Classes
Random intercept

DATA: FILE is DUt1t2t3t4t5_Taten_oPCImp.dat ;
TYPE is INDIVIDUAL ;
FORMAT is FREE ;
NOBSERVATIONS are 3909 ;

VARIABLE: NAMES are
AKRIMLEJ BKRIMLEJ CKRIMLEJ DKRIMLEJ EKRIMLEJ
GESCH GYM GES REA HAU ;
USEVARIABLES are
AKRIMLEJ BKRIMLEJ CKRIMLEJ DKRIMLEJ EKRIMLEJ ;
MISSING are ALL (999) ;
COUNT are AKRIMLEJ BKRIMLEJ CKRIMLEJ DKRIMLEJ EKRIMLEJ (i) ;
CLASSES = C(4) ;

ANALYSIS: TYPE = MIXTURE ;
ALGORITHM = INTEGRATION ;
STARTS = 500 20 ;
PROCESSORS = 2 ;

SAVEDATA: File is 4CLASS.DAT ;
Format is free ;
Save=cprobabilities ;

MODEL:
%OVERALL%

I S Q | AKRIMLEJ@0 BKRIMLEJ@1 CKRIMLEJ@2 DKRIMLEJ@3 EKRIMLEJ@4;

II SI QI | AKRIMLEJ#1@0 BKRIMLEJ#1@1 CKRIMLEJ#1@2 DKRIMLEJ#1@3
EKRIMLEJ#1@4;

S-QI@0 ; ! random I

PLOT:
TYPE = PLOT3;
Series = AKRIMLEJ(S) BKRIMLEJ(S) CKRIMLEJ(S) DKRIMLEJ(s) EKRIMLEJ(s);

OUTPUT: RESIDUAL TECH1 TECH7 TECH8 TECH11 TECH12 ;

INPUT READING TERMINATED NORMALLY

GGMM for Crime Rates (t1 - t5)
Basic Model, Assumptions: Quadratic, Zero Inflated Poisson
4 Classes
Random I

SUMMARY OF ANALYSIS

Number of groups	1
Number of observations	3909
Number of dependent variables	5
Number of independent variables	0
Number of continuous latent variables	6
Number of categorical latent variables	1

Observed dependent variables

Count					
	AKRIMLEJ	BKRIMLEJ	CKRIMLEJ	DKRIMLEJ	EKRIMLEJ

Continuous latent variables

I	S	Q	II	SI	QI
---	---	---	----	----	----

Categorical latent variables

C

Estimator	MLR
Information matrix	OBSERVED
Optimization Specifications for the Quasi-Newton Algorithm for Continuous Outcomes	
Maximum number of iterations	100
Convergence criterion	0.100D-05
Optimization Specifications for the EM Algorithm	
Maximum number of iterations	500
Convergence criteria	
Loglikelihood change	0.100D-02
Relative loglikelihood change	0.100D-05
Derivative	0.100D-02
Optimization Specifications for the M step of the EM Algorithm for Categorical Latent variables	
Number of M step iterations	1
M step convergence criterion	0.100D-02
Basis for M step termination	ITERATION
Optimization Specifications for the M step of the EM Algorithm for Censored, Binary or Ordered Categorical (Ordinal), Unordered Categorical (Nominal) and Count Outcomes	
Number of M step iterations	1
M step convergence criterion	0.100D-02
Basis for M step termination	ITERATION
Maximum value for logit thresholds	15
Minimum value for logit thresholds	-15
Minimum expected cell size for chi-square	0.100D-01
Maximum number of iterations for H1	2000
Convergence criterion for H1	0.100D-03

```

Optimization algorithm          EMA
Integration Specifications
  Type                          STANDARD
  Number of integration points   15
  Dimensions of numerical integration 1
  Adaptive quadrature           ON
Random Starts Specifications
  Number of initial stage random starts 500
  Number of final stage optimizations 20
  Number of initial stage iterations 10
  Initial stage convergence criterion 0.100D+01
  Random starts scale            0.500D+01
  Random seed for generating random starts 0
Cholesky                        ON

```

```

Input data file(s)
  DUt1t2t3t4t5_Taten_oPCImp.dat
Input data format  FREE

```

SUMMARY OF DATA

```

  Number of missing data patterns      0
  Number of y missing data patterns    0
  Number of u missing data patterns    0

```

COVARIANCE COVERAGE OF DATA

Minimum covariance coverage value 0.100

RANDOM STARTS RESULTS RANKED FROM THE BEST TO THE WORST LOGLIKELIHOOD VALUES

90 perturbed starting value run(s) did not converge in the initial stage optimizations.

Final stage loglikelihood values at local maxima, seeds, and initial stage start numbers:

```

-17537.063  112586      494
-17537.064  92689      304
-17537.067  533738     11
-17537.074  576726     280
-17537.074  127215      9
-17537.075  950604     172
-17537.076  777045     377
-17537.420  614009     317
-17537.420  284109     82
-17565.256  164305     128
-17599.203  793035     187

```

-17599.204	156536	245
-17628.614	188498	258
-17641.523	43523	297
-17653.873	89970	223
-17710.513	375590	438
-17738.183	846194	93
-17738.183	551639	55
-17823.674	621542	375
-18961.430	76974	16

WARNING: WHEN ESTIMATING A MODEL WITH MORE THAN TWO CLASSES, IT MAY BE NECESSARY TO INCREASE THE NUMBER OF RANDOM STARTS USING THE STARTS OPTION TO AVOID LOCAL MAXIMA.

THE MODEL ESTIMATION TERMINATED NORMALLY

TESTS OF MODEL FIT

Loglikelihood

H0 Value	-17537.063
H0 Scaling Correction Factor for MLR	1.187

Information Criteria

Number of Free Parameters	19
Akaike (AIC)	35112.126
Bayesian (BIC)	35231.276
Sample-Size Adjusted BIC ($n^* = (n + 2) / 24$)	35170.903

Chi-Square Test of Model Fit for the Count Outcomes**

Pearson Chi-Square

Value	10799.412
Degrees of Freedom	99755
P-Value	1.0000

Likelihood Ratio Chi-Square

Value	1992.040
Degrees of Freedom	99755
P-Value	1.0000

** Of the 159800 cells in the latent class indicator table, 225 were deleted in the calculation of chi-square due to extreme values.

** Large values were truncated at 9.

Chi-Square Test for MCAR under the Unrestricted Latent Class Indicator Model for the Count Outcomes

Pearson Chi-Square

Value	4939.994
Degrees of Freedom	59778
P-Value	1.0000

Likelihood Ratio Chi-Square

Value	2813.236
Degrees of Freedom	59778
P-Value	1.0000

FINAL CLASS COUNTS AND PROPORTIONS FOR THE LATENT CLASSES BASED ON THE ESTIMATED MODEL

Latent
Classes

1	660.05525	0.16886
2	1080.04213	0.27630
3	1426.00227	0.36480
4	742.90035	0.19005

FINAL CLASS COUNTS AND PROPORTIONS FOR THE LATENT CLASS PATTERNS BASED ON ESTIMATED POSTERIOR PROBABILITIES

Latent
Classes

1	660.16615	0.16888
2	1080.00487	0.27629
3	1425.93212	0.36478
4	742.89685	0.19005

CLASSIFICATION QUALITY

Entropy	0.458
---------	-------

CLASSIFICATION OF INDIVIDUALS BASED ON THEIR MOST LIKELY LATENT CLASS MEMBERSHIP

Class Counts and Proportions

Latent Classes		
1	435	0.11128
2	1108	0.28345
3	1676	0.42875
4	690	0.17652

Average Latent Class Probabilities for Most Likely Latent Class Membership (Row)
by Latent Class (Column)

	1	2	3	4
1	0.700	0.190	0.000	0.110
2	0.198	0.673	0.038	0.092
3	0.021	0.092	0.769	0.118
4	0.148	0.141	0.138	0.574

MODEL RESULTS

		Estimate	S.E.	Est./S.E.	Two-Tailed P-Value
Latent Class 1					
I					
	AKRIMLEJ	1.000	0.000	999.000	999.000
	BKRIMLEJ	1.000	0.000	999.000	999.000
	CKRIMLEJ	1.000	0.000	999.000	999.000
	DKRIMLEJ	1.000	0.000	999.000	999.000
	EKRIMLEJ	1.000	0.000	999.000	999.000
S					
	AKRIMLEJ	0.000	0.000	999.000	999.000
	BKRIMLEJ	1.000	0.000	999.000	999.000
	CKRIMLEJ	2.000	0.000	999.000	999.000
	DKRIMLEJ	3.000	0.000	999.000	999.000
	EKRIMLEJ	4.000	0.000	999.000	999.000
Q					
	AKRIMLEJ	0.000	0.000	999.000	999.000
	BKRIMLEJ	1.000	0.000	999.000	999.000
	CKRIMLEJ	4.000	0.000	999.000	999.000

DKRIMLEJ	9.000	0.000	999.000	999.000
EKRIMLEJ	16.000	0.000	999.000	999.000
II				
AKRIMLEJ#1	1.000	0.000	999.000	999.000
BKRIMLEJ#1	1.000	0.000	999.000	999.000
CKRIMLEJ#1	1.000	0.000	999.000	999.000
DKRIMLEJ#1	1.000	0.000	999.000	999.000
EKRIMLEJ#1	1.000	0.000	999.000	999.000
SI				
AKRIMLEJ#1	0.000	0.000	999.000	999.000
BKRIMLEJ#1	1.000	0.000	999.000	999.000
CKRIMLEJ#1	2.000	0.000	999.000	999.000
DKRIMLEJ#1	3.000	0.000	999.000	999.000
EKRIMLEJ#1	4.000	0.000	999.000	999.000
QI				
AKRIMLEJ#1	0.000	0.000	999.000	999.000
BKRIMLEJ#1	1.000	0.000	999.000	999.000
CKRIMLEJ#1	4.000	0.000	999.000	999.000
DKRIMLEJ#1	9.000	0.000	999.000	999.000
EKRIMLEJ#1	16.000	0.000	999.000	999.000
Means				
I	0.212	0.149	1.423	0.155
S	0.748	0.103	7.230	0.000
Q	-0.169	0.021	-7.847	0.000
II	0.000	0.000	999.000	999.000
SI	-1.400	0.208	-6.738	0.000
QI	0.339	0.047	7.164	0.000
Intercepts				
AKRIMLEJ#1	-1.409	0.144	-9.776	0.000
AKRIMLEJ	0.000	0.000	999.000	999.000
BKRIMLEJ#1	-1.409	0.144	-9.776	0.000
BKRIMLEJ	0.000	0.000	999.000	999.000
CKRIMLEJ#1	-1.409	0.144	-9.776	0.000
CKRIMLEJ	0.000	0.000	999.000	999.000
DKRIMLEJ#1	-1.409	0.144	-9.776	0.000
DKRIMLEJ	0.000	0.000	999.000	999.000
EKRIMLEJ#1	-1.409	0.144	-9.776	0.000
EKRIMLEJ	0.000	0.000	999.000	999.000
Variances				
I	0.636	0.059	10.776	0.000
S	0.000	0.000	999.000	999.000
Q	0.000	0.000	999.000	999.000
II	0.000	0.000	999.000	999.000
SI	0.000	0.000	999.000	999.000

QI	0.000	0.000	999.000	999.000
----	-------	-------	---------	---------

Latent Class 2

Means

I	0.687	0.080	8.612	0.000
S	0.081	0.067	1.207	0.227
Q	-0.132	0.021	-6.173	0.000
II	0.000	0.000	999.000	999.000
SI	-1.400	0.208	-6.738	0.000
QI	0.339	0.047	7.164	0.000

Intercepts

AKRIMLEJ#1	-1.409	0.144	-9.776	0.000
AKRIMLEJ	0.000	0.000	999.000	999.000
BKRIMLEJ#1	-1.409	0.144	-9.776	0.000
BKRIMLEJ	0.000	0.000	999.000	999.000
CKRIMLEJ#1	-1.409	0.144	-9.776	0.000
CKRIMLEJ	0.000	0.000	999.000	999.000
DKRIMLEJ#1	-1.409	0.144	-9.776	0.000
DKRIMLEJ	0.000	0.000	999.000	999.000
EKRIMLEJ#1	-1.409	0.144	-9.776	0.000
EKRIMLEJ	0.000	0.000	999.000	999.000

Variances

I	0.636	0.059	10.776	0.000
S	0.000	0.000	999.000	999.000
Q	0.000	0.000	999.000	999.000
II	0.000	0.000	999.000	999.000
SI	0.000	0.000	999.000	999.000
QI	0.000	0.000	999.000	999.000

Latent Class 3

Means

I	-2.472	0.195	-12.656	0.000
S	-0.762	0.279	-2.730	0.006
Q	0.146	0.083	1.752	0.080
II	0.000	0.000	999.000	999.000
SI	-1.400	0.208	-6.738	0.000
QI	0.339	0.047	7.164	0.000

Intercepts

AKRIMLEJ#1	-1.409	0.144	-9.776	0.000
AKRIMLEJ	0.000	0.000	999.000	999.000
BKRIMLEJ#1	-1.409	0.144	-9.776	0.000
BKRIMLEJ	0.000	0.000	999.000	999.000
CKRIMLEJ#1	-1.409	0.144	-9.776	0.000
CKRIMLEJ	0.000	0.000	999.000	999.000
DKRIMLEJ#1	-1.409	0.144	-9.776	0.000

DKRIMLEJ	0.000	0.000	999.000	999.000
EKRIMLEJ#1	-1.409	0.144	-9.776	0.000
EKRIMLEJ	0.000	0.000	999.000	999.000

Variances

I	0.636	0.059	10.776	0.000
S	0.000	0.000	999.000	999.000
Q	0.000	0.000	999.000	999.000
II	0.000	0.000	999.000	999.000
SI	0.000	0.000	999.000	999.000
QI	0.000	0.000	999.000	999.000

Latent Class 4

Means

I	-1.608	0.219	-7.326	0.000
S	0.450	0.162	2.784	0.005
Q	0.004	0.034	0.114	0.909
II	0.000	0.000	999.000	999.000
SI	-1.400	0.208	-6.738	0.000
QI	0.339	0.047	7.164	0.000

Intercepts

AKRIMLEJ#1	-1.409	0.144	-9.776	0.000
AKRIMLEJ	0.000	0.000	999.000	999.000
BKRIMLEJ#1	-1.409	0.144	-9.776	0.000
BKRIMLEJ	0.000	0.000	999.000	999.000
CKRIMLEJ#1	-1.409	0.144	-9.776	0.000
CKRIMLEJ	0.000	0.000	999.000	999.000
DKRIMLEJ#1	-1.409	0.144	-9.776	0.000
DKRIMLEJ	0.000	0.000	999.000	999.000
EKRIMLEJ#1	-1.409	0.144	-9.776	0.000
EKRIMLEJ	0.000	0.000	999.000	999.000

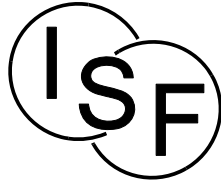
Variances

I	0.636	0.059	10.776	0.000
S	0.000	0.000	999.000	999.000
Q	0.000	0.000	999.000	999.000
II	0.000	0.000	999.000	999.000
SI	0.000	0.000	999.000	999.000
QI	0.000	0.000	999.000	999.000

Categorical Latent Variables

Means

C#1	-0.118	0.257	-0.459	0.646
C#2	0.374	0.177	2.115	0.034
C#3	0.652	0.189	3.444	0.001



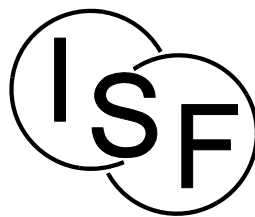
Das Institut für sozialwissenschaftliche Forschung e. V. ist ein gemeinnütziges und unabhängiges Forschungsinstitut.

Arbeitsgebiete

- Durchführung von empirischen Untersuchungen mit differenzierten Beobachtungs- und Befragungstechniken.
- Erstellung von sozialwissenschaftlichen Gutachten für Organisationsplanung und Personalentwicklung.
- Konzeptentwicklung und Durchführung von Fortbildungsmaßnahmen.
- Beratung bei der Planung, Durchführung und Auswertung empirischer Untersuchungen.
- Reanalyse empirischer Untersuchungen auf der Grundlage neuerer statistischer Methoden und Verfahren.

Wenden Sie sich an das
Institut für sozialwissenschaftliche Forschung e. V.
Steinfurter Straße 555
48159 Münster
Homepage: www.isf-muenster.de
Telefon: (+49) 0177-3712520
Telefax: (+49) 0251-2650426

ISSN 0937-5066



ISBN 3-926083-33-6