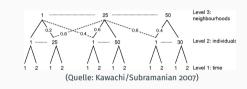
## Mehr-Ebenen-Modelle

Kai Arzheimer | Vorlesung Forschungsmethoden

## Übersicht

```
Einführung
   Strukturierte Daten
   Einfache Lösungen
Mehr-Fhenen-Modelle
   Konzepte und Begriffe
      Random & Fixed
      Typen von Modellen
   VPC/Intra-Class-Correlation
Software
   Programme
   Beispiel
Fazit
```



Einführung

#### **Was sind strukturierte Daten?**

- In der Realität fast immer mehrstufige Zufallsstichproben, z. B. ADM
  - 1. Auswahl Netz
  - 2. Auswahl Sampling-Point
  - 3. Auswahl Adresse/Haushalt
  - 4. Auswahl Befragungsperson
- Untersuchungsobjekte (Befragte) sind "nicht unabhängig" voneinander

# Was heißt "nicht unabhängig voneinander"?

- · Objekte beeinflussen sich gegenseitig
- Sie werden in gleicher Weise beeinflußt von
  - · gemessenen und nicht
  - gemessenen Eigenschaften ihres gemeinsamen Kontextes
- Annahme, daß  $\epsilon$  aus identischen und voneinander unabhängigen Normalverteilungen gezogen, wird hinfällig

# Gibt es noch andere Quellen für "Struktur"?

- Stichprobenziehung/Datenerhebung eine wichtige Quelle (Klumpenstichproben/Schulforschung)
- Selbst bei einfacher Zufallsstichprobe häufig Strukturierung der Daten durch "Kontexte" (Anhänger verschiedener Parteien/Leser verschiedener Zeitungen)
- · Kontexte müssen nicht räumlich definiert sein
- Kontexte sind überall: Wähler in Stimmbezirken in Wahlkreisen in Ländern ...
- Paneldaten sind auch Kontextdaten (Person als Kontext)

#### **Probleme: Standardfehler**

- · Standardannahme: i.i.d.
  - ullet unabhängige Ziehungen aus Normalverteilung
  - · mit konstanter Varianz
- Kontexte
  - · Varianz nicht konstant
  - Ziehungen nicht unabhängig voneinander (Korrelation von  $\epsilon$ )
- Heteroskedastizität + Autokorrelation  $\rightarrow$  geschätzte Standardfehler zu optimistisch

# Probleme: Schätzung von Kontexteffekten

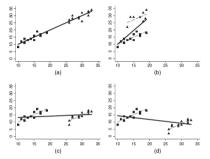


Fig. 1. The thick line in each panel is the estimated slope from the pooled regression (a) Pooled regression correctly estimates slope; (b) pooled regression overestimates slope; (c) pooled regression underestimates slope; and (d) pooled regression estimates incorrect sign for slope.

 Konstante Effekte (unit effects) → Verzerrungen möglich (Simpson's Paradox)

# Probleme: Schätzung von Kontexteffekten

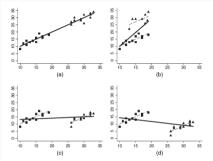


Fig. 1 The thick line in each panel is the estimated slope from the pooled regression. (a) Pooled regression correctly estimates slope; (b) pooled regression overestimates slope; (c) pooled regression underestimates slope; and (d) pooled regression estimates incorrect sign for slope.

 Konstante Effekte (unit effects) → Verzerrungen möglich (Simpson's Paradox)

- Effekte von Kontexteigenschaften (z. B. ALQ)
  - Als zusätzliche x-Variable betrachten?
  - Zahl der unabhängigen Messungen kleiner als Zahl der Fälle (Beispiele bei Moulton 1990))

#### Konventionelle Ansätze

- 1. Separate Analysen (Zahl der Kontexte klein, keine Kontextvariablen)
- 2. Unit-Effekte durch Konstante abbilden
  - Wenn Zahl der Kontexte klein
  - Problem: Kontextvariablen nicht mit einbeziehbar (Multikollinearität)
- 3. Interaktion Dummies/Individualvariablen
  - Wirkung von Individualvariablen variiert über Kontexte
  - Keine Effekte von Kontextvariablen möglich
- 4. Robuste Standardfehler: , robust cluster())
  - Erfordern große (?) Fallzahlen
  - · Robust gegen Heteroskedazität
  - Robust gegen Autokorrelation innerhalb von Kontexten
  - Mit 2 und 3 kombinierbar oder Kontextvariablen

Mehr-Ebenen-Modelle

# Was sind Mehr-Ebenen-Modelle (im engeren Sinn)

- Mehr-Ebenen-Probleme seit den Gründervätern bekannt (z.B. Coleman)
- Im engeren Sinne: Erweiterung des klassischen Regressionsmodells für mehrere simultane Analyseebenen
- Dynamische Entwicklung in den Erziehungswissenschaften seit 1980er/90er Jahren (Computer)
- Verstärke Rezeption in der Politikwissenschaft seit Beginn der 2000er Jahre

Mehr-Ebenen-Modelle 8

# Unter welchen Voraussetzungen ist Anwendung möglich/sinnvoll?

- Große Zahl von Kontexten (Mindestwert 30 bis 50, für Varianzkomponenten nach Möglichkeit mehr)
- Typischerweise 2 bis 100 Objekte pro Kontext (in Politikwissenschaft oft mehr)
- Kontexte sind als Zufallsstichprobe aus einer großen Grundgesamtheit von Kontexten zu interpretieren
- Der letzte Punkt wird häufig ignoriert bzw. ist strittig

#### Was sind die Grundannahmen des Modells?

- Variation von Achsenabschnitten/Steigungen über Kontexte ...
- ... kann durch Zufallsvariable(n) beschrieben werden
- Statt vieler separater Modellschätzungen Schätzung von Mittelwert und Varianz der Modellparameter ("random effects") → sehr effizient
- Korrekte Standardfehler, Kontexteffekte und Cross-Level-Interaktionen machbar
- Shrinkage Estimates

# Wie sieht das Modell aus?

- Viele Varianten mit unterschiedlicher Komplexität
- Relativ einfach: "Random Intercept"

#### Wie sieht das Modell aus?

- Viele Varianten mit unterschiedlicher Komplexität
- Relativ einfach: "Random Intercept"

#### **Beispiel**

- Rechtsextremismus hängt von individuellen Eigenschaften ab
- das mittlere Niveau variiert aber über die Kreise (z. B. wegen politischer Traditionen)

#### Wie sieht das Modell aus?

- Viele Varianten mit unterschiedlicher Komplexität
- · Relativ einfach: "Random Intercept"

#### **Beispiel**

- · Rechtsextremismus hängt von individuellen Eigenschaften ab
- das mittlere Niveau variiert aber über die Kreise (z. B. wegen politischer Traditionen)
- Dummy variable model mit Konstante + 298 Dummies?
- · Oder lieber so?

# Wie sieht das random intercept model aus?

$$egin{aligned} \mathbf{y}_{ij} &= eta_{\mathsf{o}j} + eta_{\mathsf{1}} \mathbf{x}_{\mathsf{1}j} + eta_{\mathsf{2}} \mathbf{x}_{\mathsf{2}j} \ \mathbf{\beta}_{\mathsf{o}j} &= eta_{\mathsf{o}} + u_{\mathsf{o}j} + e_{\mathsf{o}ij} \end{aligned}$$

$$egin{aligned} \left(u_{\mathsf{O}j}
ight) \sim \left(\mathsf{O}, \mathbf{\Omega}_{\pmb{u}}\right) : \mathbf{\Omega}_{\pmb{u}} = \left(\sigma_{\mathsf{UO}}^2\right) \\ \left(e_{\mathsf{O}ij}\right) \sim \left(\mathsf{O}, \mathbf{\Omega}_{\pmb{e}}\right) : \mathbf{\Omega}_{\pmb{e}} = \left(\sigma_{e\mathsf{O}}^2\right) \end{aligned}$$

(1)

(2)

(3)

#### **Exkurs: Was bedeuten Random & Fixed?**

- In der Methodenliteratur drei verschiedene Bedeutungen, die zusammenhängen, aber nicht identisch sind
  - 1. Random/Fixed Variables
  - 2. Random/Fixed Effects
  - 3. Random/Fixed Coefficients

#### Was sind Random/Fixed Variables?

- · Fixed Variable:
  - · Ohne Fehler gemessen
  - Gleiche Meßwerte, wenn Stichprobenziehung/Untersuchung wiederholt wird
- Random Variable:
  - · Meßwerte Stichprobe aus Grundgesamtheit möglicher Werte
  - Würden in nächster Stichprobe etwas anders aussehen (z. B. wegen zufälligen Meßfehlern)

#### **Was sind Random & Fixed Effects?**

- Fixed effects: Beschränkung auf in einer Studie tatsächlich vorkommenden Werte der unabhängigen Variablen
- Random effects (größere Standardfehler): Werte als Stichprobe aus einem Universum von möglichen Werten
- Vor allem im Zusammenhang mit experimentellen Studien (ANOVA) diskutiert: Sind die Stimuli fixed oder random? (Beispiel: Medikamentendosen vs. Kunstwerke)

#### **Was sind Random & Fixed Coefficients?**

- Im Mehrebenenmodell geht man davon aus, daß die unabhängigen Variablen fixed sind
- Die Achsenabschnitte/Steigungen können aber auf der unteren Ebene variieren → random coefficients → Gruppen sind Stichprobe aus Grundgesamtheit von Gruppen (in denen jeweils unterschiedliche Zusammenhänge gelten)

# Welche Grundtypen von ML-Modellen gibt es?

$$y_{ij} = \beta_{o} + u_{oj} + e_{oij} \tag{5}$$

- "Empty model" oder "intercept-only" model bezeichnet
- Relative Bedeutung von Kontext-/Individualeffekten kann bestimmt werden (mehr dazu gleich)
- Sehr nützlich als Ausgangspunkt für komplexere Modelle

# Welche Grundtypen von ML-Modellen gibt es?

$$y_{ij} = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \ldots + u_{0j} + e_{0ij}$$
 (6)

- Empty model + Variablen auf der Individual- und gegebenenfalls Kontextebene (fixed coefficients) erweitert, erhält man ein "random intercept" model
- "Normale" Regression, aber zufällige, kontextspezifische Einflüsse, die Achsenabschnitt variieren lassen, Varianzkomponentenmodelle

# Welche Grundtypen von ML-Modellen gibt es?

$$y_{ij} = \beta_0 + \beta_{1j} x_{1ij} + \ldots + u_{0j} + e_{0ij}$$
 (7)

$$\beta_{1j} = \beta_1 + u_{1j} \tag{8}$$

• Effekt von Individualvariablen variiert zufällig über die Gruppen/Kontexte: "random coefficient" model

- · Weitere Komplikationen möglich
  - · Cross-Level-Interaktionen
  - Subgruppenspezfische Kontextvarianzen etc.
  - Sinn? Test von Koeffizienten/Varianzen per Wald-Test, Veränderung der Devianz, BIC

(9)

# Wie war das mit den Varianzkomponenten?

$$VPC = \rho = \frac{\sigma_{uo}^2}{\sigma_{uo}^2 + \sigma_{eoij}^2}$$
 (10)

- Empty model: Gesamtvarianz zufällig, Aufteilung auf die Ebenen der Struktur $(u_{oj}+e_{oij})$
- Der Anteil der Kontextvarianz an der Gesamtvarianz
  - Variance Partition Coefficient (VPC)
  - Intra-Class-Correlation bezeichnet (ICC,  $\rho$ )
- ICC: mittlere Korrelation zwischen den Werten von y, die sich errechnet, wenn ich Paare aus derselben Gruppe betrachte
- Im Zwei-Ebenen-Modell fallen VPC und  $\rho$  zusammen, in Modellen mit mehr als zwei Ebenen können sie sich unterscheiden

# Erweiterungsmöglichkeiten

- Nicht-metrische abhängige Variablen: binomiale, ordinale, multinomiale Logit/Probit Modelle
- Cross-Classification (Grund- und weiterführende Schulen)
- Interpretation von Längsschnittmodellen als ML-Modelle (Panel) mit Trends

# **Parameterschätzung**

- Prinzipiell: Likelihood-Schätzung, aber keine geschlossene Form bekannt; alle Verfahren sind iterativ
- ullet Traditionell: Linearisierung o Pseudo- und Quasilikelihood
  - Relativ schnell
  - Häufig brauchbare Approximation
- · Numerische Integration
  - Präziser (bei vielen Integrationspunkten)
  - Selbst mit modernen Computern sehr langsam
- Simulation (MCMC)
  - · Langsamer als Pseudo-/Quasilikelihood
  - Schneller als numerische Integration
  - Fehlerquellen
- Entwicklung nicht abgeschlossen

# **Software**

# Reine ML-Programme: MLwiN und HLM

- + Basieren auf alten Dos-Programmen  $\rightarrow$  Vielzahl von teils sehr komplexen Modellen unterstützt
- + Relativ benutzerfreundliche Oberflächen, sehr gut dokumentiert
- + Approximation und Simulation
- Skripting nur beschränkt möglich
- Eigene Binär- und Ausgabeformate ightarrow Konversion notwendig

SOFTWARE Programme 23

#### **MPlus**

- + Verschiedene Analyseebenen als ein (weiterer) Aspekt des allgemeinen "Muthen Model"
- + Skripting möglich
- Kryptische Dokumentation
- Eigenes Binär- und Ausgabeformat
- + MPlusAutomation in R

SOFTWARE Programme 24

# Stata (ab Version 10)

- + Vollständige Integration (Binärformat, Postestimation, Skripting etc.)
- +/- Nur numerische Approximation exakt, aber sehr langsam
  - + Inzwischen: Vielzahl von abhängigen Variablen
  - Folien mit Beispielen (Syntax und Daten):
     https://www.kai-arzheimer.com/kontext-mehr-ebenen-seminar-folien/unit-o2.pdf

SOFTWARE Programme 25

# "Pooling"

- Beispiel: Politisches Vertrauen in 27 ESS-Ländern (Easton, Sozialkapital)
- · Separate Analysen:
  - 27 Konstanten, 27 Sets von Koeffizienten
  - Keinerlei "pooling" der Daten ineffizient
- Eine gemeinsame Regressionsanalyse
  - 1 Konstante, 1 Set von Koeffizienten
  - Vollständiges "pooling" der Daten bias, wenn sich Konstanten unterscheiden (Simpson's Paradox)
- Gemeinsame Regressionsanalyse mit L\u00e4nderdummies + cluster-robuste Standardfehler
- Statistische Mehr-Ebenen-Modellierung flexibel und effizient

## **Multi-level: Empty Model**

```
mixed poltrust || cntrv: if sample, nolog
Mixed-effects ML regression
                                   Number of obs
                                                      49.780
Group variable: cntry
                                   Number of groups =
                                                        27
Obs per group:
    min =
    avg =
          1.843.7
    max =
          2.933
Wald chi2(0)
Log likelihood = -105112.39
                                   Prob > chi2 =
                                   P> | 7 |
                                           [95% Conf. Interval]
   noltrust |
              Coef. Std. Err.
-----
     _cons | 3.465337 .2184091 15.87 0.000
 Random-effects Parameters | Estimate Std. Err. [95% Conf. Interval]
-----
cntry: Identity
 var( cons) | 1.285686 .350563 .7534269 2.19396
     var(Residual) | 3.081850 .0252450
                                  3.032684 4.031640
LR test vs. linear model: chibar2(01) = 13029.14 Prob >= chibar2 = 0.0000
est store empty
```

# Modell mit Individualvariable + random intercept

```
mixed poltrust poltrst, nolog || cntrv:
Mixed-effects ML regression
                               Number of obs =
                                               49,780
Group variable: cntrv
                               Number of groups =
                                                  27
Obs per group:
    min =
            990
    avg =
         1.843.7
    max =
         2.933
Wald chi2(1)
         = 3722.74
Log likelihood = -103317.84
                              Prob > chi2
                                               0.0000
           Coef. Std. Err. z P>|z| [95% Conf. Interval]
-----
   ppltrst | .2311844
                 .003789 61.01 0.000
                                             .2386107
           2.329236 .1858588 12.53 0.000
                                    1.964959
 Random-effects Parameters | Estimate Std. Frr. [95% Conf. Interval]
-----
cntry: Identity
 var( cons) | .9211896 .2513747
                           .5396009 1.572626
    var(Residual) | 3.705399 .0234931 3.659638 3.751732
est store randomi
```

# Modell mit Individualvariable, random intercept und Kontextvariable (corruption protection)

| mixed poltrust ppltrst c_ticpi_2009, nolog   | cntry:                       |
|--|------------------------------|
| Mixed-effects ML regression                  | Number of obs = 49,780       |
| Group variable: cntry                        | Number of groups = 27        |
|  |                              |
| Obs per group:                               |                              |
| min = 990                                    |                              |
| avg = 1,843.7                                |                              |
| max = 2,933                                  |                              |
| Wald chi2(2) = 3793.57                       |                              |
| Log likelihood = -103303.55                  | Prob > chi2 = 0.0000         |
| Log (1ke(111000 = -103303.55                 | P100 > C1112 = 0.0000        |
|  |                              |
| poltrust   Coef. Std. Err. z                 | P> z  [95% Conf. Interval]   |
|  |                              |
| ppltrst   .231046 .0037889 60.9              |                              |
| c_ticpi_2009   .3776843 .053013 7.1          |                              |
| _cons  0467665 .3509429 -0.1                 | 3 0.894734602 .641069        |
|  |                              |
|  |                              |
| Random-effects Parameters   Estimate         |                              |
| cntry: Identity                              |                              |
| var(_cons)   .3184155 .0872196 .             | 186138 .544695               |
|  |                              |
| var(Residual)   3.705398 .0234931            | 3.659637 3.75173             |
|  |                              |
| LR test vs. linear model: chibar2(01) = 4087 | .44 Prob >= chibar2 = 0.0000 |
| est store randomikon                         |                              |

# Modelle im Überblick

est tab cluster empty empty3 randomi randomikon

| Variable   | cluster                | empty     | randomi   | randomikon                        |
|--|------------------------|-----------|-----------|-----------------------------------|
| _ ppltrst  <br>_cons                               | .33966617<br>1.7199469 |           |           |                                   |
| poltrust  <br>ppltrst  <br>c_ticpi_2009  <br>_cons |                        | 3.4653374 | .23118438 | .23104601<br>.37768426<br>0467665 |
| lns1_1_1  <br>_cons                                |                        | .12564621 | 04104472  | 57219903                          |
| lnsig_e  <br>_cons                                 |                        | .69087439 | .65489542 | .65489528                         |

# **Sparsamkeit und Fit**

est stats cluster empty empty3 randomi randomikon

Akaike's information criterion and Bayesian information criterion

| Model            | <br> | 0bs              | ll(null) | ll(model)              | df | AIC                  | BIC                  |
|------------------|------|------------------|----------|------------------------|----|----------------------|----------------------|
|                  | +    |                  |          |                        |    |                      |                      |
| cluster          |      | 49,780           | -111627  | -108057.9              |    | 216119.8             | 216137.4             |
| empty<br>randomi |      | 49,780<br>49,780 | •        | -105112.4<br>-103317.8 | _  | 210230.8<br>206643.7 | 210257.2<br>206678.9 |
| randomikon       |      | 49,780           | •        | -103317.8              | ·  | 206617.1             | 206661.2             |
|                  |      |                  |          |                        |    |                      |                      |

Note: N=Obs used in calculating BIC; see [R] BIC note.

**Fazit** 

#### **Fazit**

- Viele sozialwissenschaftliche Fragestellungen pr\u00e4sentieren sich als Mehr-Ebenen-Probleme
- Oder lassen sich als Mehr-Ebenen-Probleme verstehen
- Elegante und effiziente Modellierung
- Fallstricke

FAZIT 32