Einblick in die Analyse sozialer Netzwerke mit R

GetTogetheR

Till Hovestadt

Institut für Soziologie, Universität Leipzig 11.05.2023

Über mich

Zur Person

• 2016-2019 B.A. Soziologie, Universität Leipzig

Zur Person

• 2016-2019 B.A. Soziologie, Universität Leipzig

• 2019-2022 M.A. Soziologie, Universität Leipzig

Zur Person

• 2016-2019 B.A. Soziologie, Universität Leipzig

• 2019-2022 M.A. Soziologie, Universität Leipzig

• 2022 – Wissenschaftlicher Mitarbeiter und Promovend im Forschungsprojekt SERIOUS, Universität Leipzig

7ur Person

- 2016-2019 B.A. Soziologie, Universität Leipzig
- 2019-2022 M.A. Soziologie, Universität Leipzig
- 2022 Wissenschaftlicher Mitarbeiter und Promovend im Forschungsprojekt SERIOUS, Universität Leipzig
- Für weitere Infos/Kontakt: Siehe Institutswebsite, oder E-Mail

 Mitarbeiter des DFG-Forschungsprojektes "Social Embeddedness in Social Networks and the Reproduction of Socioeconomic Inequality in Educational Attainment" (SERIOUS), geleitet durch Georg Lorenz

- Mitarbeiter des DFG-Forschungsprojektes "Social Embeddedness in Social Networks and the Reproduction of Socioeconomic Inequality in Educational Attainment" (SERIOUS), geleitet durch Georg Lorenz
- Untersuchung der sozialen Einbettung von Schüler:innen (SuS) in Freundschaftsnetzwerke und der Konsequenzen, die das für sozio-ökonomische Bildungsungleichheiten hat:

- Mitarbeiter des DFG-Forschungsprojektes "Social Embeddedness in Social Networks and the Reproduction of Socioeconomic Inequality in Educational Attainment" (SERIOUS), geleitet durch Georg Lorenz
- Untersuchung der sozialen Einbettung von Schüler:innen (SuS) in Freundschaftsnetzwerke und der Konsequenzen, die das für sozio-ökonomische Bildungsungleichheiten hat:
 - SES Segregation in Freundschaftsnetzwerken

- Mitarbeiter des DFG-Forschungsprojektes "Social Embeddedness in Social Networks and the Reproduction of Socioeconomic Inequality in Educational Attainment" (SERIOUS), geleitet durch Georg Lorenz
- Untersuchung der sozialen Einbettung von Schüler:innen (SuS) in Freundschaftsnetzwerke und der Konsequenzen, die das für sozio-ökonomische Bildungsungleichheiten hat:
 - SES Segregation in Freundschaftsnetzwerken
 - Stärke von sozialem Einfluss innerhalb und zwischen sozio-ökonomischen Gruppen

- Mitarbeiter des DFG-Forschungsprojektes "Social Embeddedness in Social Networks and the Reproduction of Socioeconomic Inequality in Educational Attainment" (SERIOUS), geleitet durch Georg Lorenz
- Untersuchung der sozialen Einbettung von Schüler:innen (SuS) in Freundschaftsnetzwerke und der Konsequenzen, die das für sozio-ökonomische Bildungsungleichheiten hat:
 - SES Segregation in Freundschaftsnetzwerken
 - Stärke von sozialem Einfluss innerhalb und zwischen sozio-ökonomischen Gruppen
 - Zusammenspiel von Homophilie, Sozialkapital und sozialem Einfluss in der Produktion von sozio-ökonomischen Bildungsungleichheiten

Grundlagen der Netzwerkanalyse

Was ist ein soziales Netzwerk?

 Endliches Set an Akteur:innen (auch Knoten), die durch Beziehungen (auch Kanten) miteinander verbunden sind (Wasserman and Faust 1994)

Was ist ein soziales Netzwerk?

- Endliches Set an Akteur:innen (auch Knoten), die durch Beziehungen (auch Kanten) miteinander verbunden sind (Wasserman and Faust 1994)
- z.B. Freund:innen in einer Schulklasse; Wissenschaftler:innen, die miteinander publiziert haben

Was ist ein soziales Netzwerk?

- Endliches Set an Akteur:innen (auch Knoten), die durch Beziehungen (auch Kanten) miteinander verbunden sind (Wasserman and Faust 1994)
- z.B. Freund:innen in einer Schulklasse; Wissenschaftler:innen, die miteinander publiziert haben
- Soziale Netzwerkanalyse untersucht die Auswirkungen von Beziehungen und Netzwerkstruktur

1. Selektion:

1. Selektion:

• Fokus auf Beziehungen zwischen den Akteur:innen

1. Selektion:

- Fokus auf Beziehungen zwischen den Akteur:innen
- Wie und warum entwickeln sich soziale Beziehungen zwischen den Akteur:innen in einem Netzwerk?

1. Selektion:

- Fokus auf Beziehungen zwischen den Akteur:innen
- Wie und warum entwickeln sich soziale Beziehungen zwischen den Akteur:innen in einem Netzwerk?

2. Einfluss:

1. Selektion:

- Fokus auf Beziehungen zwischen den Akteur:innen
- Wie und warum entwickeln sich soziale Beziehungen zwischen den Akteur:innen in einem Netzwerk?

2. Einfluss:

• Fokus auf Veränderungen in den Akteur:innen

1. Selektion:

- Fokus auf Beziehungen zwischen den Akteur:innen
- Wie und warum entwickeln sich soziale Beziehungen zwischen den Akteur:innen in einem Netzwerk?

2. Einfluss:

- Fokus auf Veränderungen in den Akteur:innen
- Wie und warum verändern die Beziehungen zwischen den Akteur:innen die individuellen Attribute der Akteur:innen?

• Segregationsmodell nach Schelling (Schelling 1969, 1971)

• Segregationsmodell nach Schelling (Schelling 1969, 1971)

Strength of Weak Ties (Granovetter 1973)

- Segregationsmodell nach Schelling (Schelling 1969, 1971)
- Strength of Weak Ties (Granovetter 1973)
- Inequality and Heterogeneity. A primitive theory of social structure (Blau 1977)

- Segregationsmodell nach Schelling (Schelling 1969, 1971)
- Strength of Weak Ties (Granovetter 1973)
- Inequality and Heterogeneity. A primitive theory of social structure (Blau 1977)
- Structural holes: The social structure of competition (Burt 1992)

Aktuelle Netzwerkstudien

 What drives ethnic homophily? A relational approach on how ethnic identification moderates preferences for same-ethnic friends (Leszczensky and Pink 2019) in American Sociological Review

Aktuelle Netzwerkstudien

- What drives ethnic homophily? A relational approach on how ethnic identification moderates preferences for same-ethnic friends (Leszczensky and Pink 2019) in American Sociological Review
- The Trojan-horse mechanism: How networks reduce gender segregation (Arvidsson, Collet, and Hedström 2021) in Science Advances

Aktuelle Netzwerkstudien

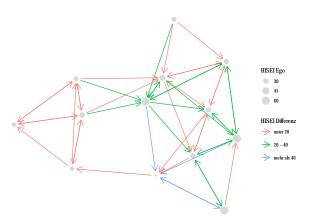
- What drives ethnic homophily? A relational approach on how ethnic identification moderates preferences for same-ethnic friends (Leszczensky and Pink 2019) in American Sociological Review
- The Trojan-horse mechanism: How networks reduce gender segregation (Arvidsson, Collet, and Hedström 2021) in Science Advances
- Ethnic diversity fosters the social integration of refugee students (Boda et al. 2023) in *Nature Human Behavior*

Einfache Netzwerkanalyse

Visualisierung

HISEI Differenzen in Freundschaften von SuS

Welle 1



Eigene Berechnungen, Daten: CILS4EU Deutschland (Kalter et al. 2016)

• Ein Pfad ist die Verbindung zweier Knoten

- Ein Pfad ist die Verbindung zweier Knoten
 - Pfadlänge = $1 \rightarrow$ direkte Verbindung der Knoten

- Ein Pfad ist die Verbindung zweier Knoten
 - Pfadlänge = $1 \rightarrow$ direkte Verbindung der Knoten
 - Pfadlänge > $1 \rightarrow$ indirekte Verbindung der Knoten

- Ein Pfad ist die Verbindung zweier Knoten
 - Pfadlänge = $1 \rightarrow$ direkte Verbindung der Knoten
 - Pfadlänge > $1 \rightarrow$ indirekte Verbindung der Knoten

• Die Distanz zweier Knoten ist der kürzeste Pfad zwischen ihnen

Distanz in R

20200101 20200103 20200104 20200105 20200108 20200101 Inf Inf Inf Inf 20200103 0 2 2 1 20200104 2 0 1 3 2 1 20200105 3 20200108

[1] 2.111111 # Maximale Distanz max(dist)

[1] Inf

Zentralität

• Die Zentralität eines Knotens drückt seine Prominenz aus

Zentralität

• Die Zentralität eines Knotens drückt seine Prominenz aus

 Der Grad (auch degree) eines Knotens drückt die Anzahl der Kanten des Knotens aus

Zentralität

- Die Zentralität eines Knotens drückt seine Prominenz aus
- Der Grad (auch degree) eines Knotens drückt die Anzahl der Kanten des Knotens aus
- Die Dichte eines Netzwerkes drück aus, wie viele Kanten es in Relation zu den (mathematisch) maximal möglichen Kanten gibt

Degree in R

[1] 1.910066

Density in R

igraph::graph.density(firstgraph)

[1] 0.2637363

• Tendenz, eher Beziehungen zu ähnlichen Akteur:innen zu schließen

(McPherson, Smith-Lovin, and Cook 2001)

 Tendenz, eher Beziehungen zu ähnlichen Akteur:innen zu schließen (McPherson, Smith-Lovin, and Cook 2001)

• e_{AB} := Anzahl an Kanten zwischen den Gruppen

 Tendenz, eher Beziehungen zu ähnlichen Akteur:innen zu schließen (McPherson, Smith-Lovin, and Cook 2001)

• e_{AB} := Anzahl an Kanten zwischen den Gruppen

• m := Gesamtanzahl an Kanten

- Tendenz, eher Beziehungen zu ähnlichen Akteur:innen zu schließen (McPherson, Smith-Lovin, and Cook 2001)
- e_{AB} := Anzahl an Kanten zwischen den Gruppen
- m := Gesamtanzahl an Kanten
- $\hbox{$ \bullet $ $ Homophily existiert, wenn $\frac{e_{AB}}{m}$ signifikant geringer als die Wahrscheinlichkeit einer zufälligen Verbindung von zwei Akteur:innen$

Homophily in R i

```
Female Male
```

Homophily in R ii

[1] 0.5

```
# Wahrscheinlichkeit, dass zufällige Kante zwischen zwei Akteur:innen Different-Gender ist (pmf <- 2 * frac_male * (1 - frac_male))
```

[1] 0.5

```
[1] W.5
# Share an Intergruppenbeziehungen
emf <- length(E(firstgraph)[male %--% female])
(emf / ecount(firstgraph))</pre>
```

[1] 0.375

Homophily in R iii

1-sample proportions test with continuity correction

```
data: emf out of ecount(firstgraph), null probability pmf
X-squared = 2.5208, df = 1, p-value = 0.05618
alternative hypothesis: true p is less than 0.5
95 percent confidence interval:
0.0000000 0.5041197
sample estimates:
    p
    0.375
```

• Z.B. mit Clustering-Koeffizienten

• Z.B. mit Clustering-Koeffizienten

• Zeigt Anteil an i's Kontakten, die untereinander verbunden sind

- Z.B. mit Clustering-Koeffizienten
- Zeigt Anteil an i's Kontakten, die untereinander verbunden sind

•

$$C_l(i) = \frac{2 \times E_l(i)}{k(i) \times (k(i) - 1)}$$

- Z.B. mit Clustering-Koeffizienten
- Zeigt Anteil an i's Kontakten, die untereinander verbunden sind

•

$$C_l(i) = \frac{2 \times E_l(i)}{k(i) \times (k(i) - 1)}$$

• E(i) := Kanten unter i's Kontakten

- Z.B. mit Clustering-Koeffizienten
- Zeigt Anteil an i's Kontakten, die untereinander verbunden sind

$$C_l(i) = \frac{2 \times E_(i)}{k(i) \times (k(i) - 1)}$$

- E(i) := Kanten unter i's Kontakten
- k(i) := Anzahl Kanten von i

Kohäsion in R

Γ11 0.6738095

Fortgeschrittene Netzwerkanalyse

• Stochastic Actor Oriented Models (SAOMs) (Koskinen and Snijders 2023;

Ripley et al. 2021; Snijders 2011)

 Stochastic Actor Oriented Models (SAOMs) (Koskinen and Snijders 2023; Ripley et al. 2021; Snijders 2011)

Arbeiten mit längsschnittliche Netzwerkdaten

- Stochastic Actor Oriented Models (SAOMs) (Koskinen and Snijders 2023; Ripley et al. 2021; Snijders 2011)
 - Arbeiten mit längsschnittliche Netzwerkdaten
 - Adressieren das Problem der Trennung von Selektion und Einfluss

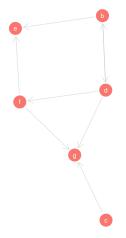
- Stochastic Actor Oriented Models (SAOMs) (Koskinen and Snijders 2023; Ripley et al. 2021; Snijders 2011)
 - Arbeiten mit längsschnittliche Netzwerkdaten
 - Adressieren das Problem der Trennung von Selektion und Einfluss
 - Gleichzeitige Entwicklung von Netzwerkstruktur (Selektion) und Verhalten (Einfluss) modelliert

- Stochastic Actor Oriented Models (SAOMs) (Koskinen and Snijders 2023; Ripley et al. 2021; Snijders 2011)
 - Arbeiten mit längsschnittliche Netzwerkdaten
 - Adressieren das Problem der Trennung von Selektion und Einfluss
 - Gleichzeitige Entwicklung von Netzwerkstruktur (Selektion) und Verhalten (Einfluss) modelliert
 - Kombiniert Logik aus Regressionsmodellen mit Agentenbasierten Modellen

- Stochastic Actor Oriented Models (SAOMs) (Koskinen and Snijders 2023; Ripley et al. 2021; Snijders 2011)
 - Arbeiten mit längsschnittliche Netzwerkdaten
 - Adressieren das Problem der Trennung von Selektion und Einfluss
 - Gleichzeitige Entwicklung von Netzwerkstruktur (Selektion) und Verhalten (Einfluss) modelliert
 - Kombiniert Logik aus Regressionsmodellen mit Agentenbasierten Modellen
 - Zentrale Logik: Annahme kontinuierlicher Zeit, Simulation der Entwicklung von t₁ zu t₂ mit Micro Steps

Selektion vs Einfluss

Freundschaften in einer Seminargruppe (T1)



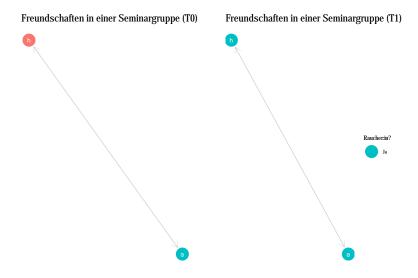


Simuliertes Netzwerk

Selektion vs Einfluss - Selektion

Freundschaften in einer Seminargruppe (T0) Freundschaften in einer Seminargruppe (T1) Raucher:in?

Selektion vs Einfluss - Einfluss





Choice Modelling in a Mini-Step: State of Social Network State of Social Network Actor i compares current state of the social network with Prior to Mini-Step After Mini-Step potential states of the social network that he or she could create by changing one outgoing tie and then myopically chooses the which maintain possible alternative results in the status quo social network state action to with highest evaluation function value for focal actor

Fig. 1. Illustration of modelling network choices (selection) using the stochastic actor-oriented model.

(Pink, Kretschmer, and Leszczensky 2020: S. 5)

 Micro-Steps, Beispiel Selektion (Einfluss analog modelliert) (Koskinen and Snijders 2021; Ripley et al. 2021; Snijders 2011)

 Micro-Steps, Beispiel Selektion (Einfluss analog modelliert) (Koskinen and Snijders 2021; Ripley et al. 2021; Snijders 2011)

• Zufällige:r Akteur:in wird gewählt und kann

- Micro-Steps, Beispiel Selektion (Einfluss analog modelliert) (Koskinen and Snijders 2021; Ripley et al. 2021; Snijders 2011)
- Zufällige:r Akteur:in wird gewählt und kann
 - neue Kante schließen,

- Micro-Steps, Beispiel Selektion (Einfluss analog modelliert) (Koskinen and Snijders 2021; Ripley et al. 2021; Snijders 2011)
- Zufällige:r Akteur:in wird gewählt und kann
 - neue Kante schließen,
 - bestehende Kante auflösen oder

- Micro-Steps, Beispiel Selektion (Einfluss analog modelliert) (Koskinen and Snijders 2021; Ripley et al. 2021; Snijders 2011)
- Zufällige:r Akteur:in wird gewählt und kann
 - neue Kante schließen,
 - bestehende Kante auflösen oder
 - Status Quo beibehalten

- Micro-Steps, Beispiel Selektion (Einfluss analog modelliert) (Koskinen and Snijders 2021; Ripley et al. 2021; Snijders 2011)
- Zufällige:r Akteur:in wird gewählt und kann
 - neue Kante schließen,
 - bestehende Kante auflösen oder
 - Status Quo beibehalten
- Bewertung der Alternative erfolgt anhand der objective function (~ Regressionsmodell, spezifiziert durch Nutzer:in)

- Micro-Steps, Beispiel Selektion (Einfluss analog modelliert) (Koskinen and Snijders 2021; Ripley et al. 2021; Snijders 2011)
- Zufällige:r Akteur:in wird gewählt und kann
 - neue Kante schließen,
 - bestehende Kante auflösen oder
 - Status Quo beibehalten
- Bewertung der Alternative erfolgt anhand der objective function (~ Regressionsmodell, spezifiziert durch Nutzer:in)
- $\bullet \;$ Beginn bei t_1 , Wiederholung des Vorganges, bis Netzwerk wie zu t_2 erreicht ist

Iteration of Micro-Steps

S. Pink et al. Journal of Choice Modelling 34 (2020) 100202 Social Network (Pira Observation) For Mossing For Mossing The Mossing The Mossing Aut Mossing Aut Mossing Aut Mossing Aut Mossing Aut Mossing Aut Mossing

Fig. 2. Illustration of modelling interdependent individual choices using SAOMs.

(Pink et al. 2020: S. 7)

SAOMs

 Viele Iterationen (ca. 10,000) dieses Vorganges der Netzwerkevolution

SAOMs

- Viele Iterationen (ca. 10,000) dieses Vorganges der Netzwerkevolution
 - Wichtig für Konvergenz (Unverzerrtheit) und Präzision der Parameter

Visuell Simulation der Netzwerkentwicklung

Visualisierung von SAOM Micro Steps (Selektion) in der Praxis (Adams and Schaefer 2018)

Daten

Visuell Simulation der Netzwerkentwicklung

Visualisierung von SAOM Micro Steps (Selektion) in der Praxis (Adams and Schaefer 2018)

- Daten
 - Subsample der Teenage Friends and Lifestyle Study (West and Sweeting 1995)

Visuell Simulation der Netzwerkentwicklung

Visualisierung von SAOM Micro Steps (Selektion) in der Praxis (Adams and Schaefer 2018)

- Daten
 - Subsample der Teenage Friends and Lifestyle Study (West and Sweeting 1995)
 - Rauchverhalten und Alkoholkonsum unter schottischen Jugendlichen

SAOM in R



saom.model.results

Estimates, standard errors and convergence t-ratios

	Estimate		е	Standard		Convergence
				Error		t-ratio
1.	rate cons	tant friends rate (period 1) 15.0270	(1.7663)	-0.3205
2.	rate cons	tant friends rate (period 2) 12.8003	(20.9791)	-0.5005
3.	rate cons	tant friends rate (period 3) 11.9277	(0.7374)	0.1116
4.	rate cons	tant friends rate (period 4) 9.7823	(2.0472)	-0.3248
5.	rate cons	tant friends rate (period 5) 10.2772	(0.5303)	-0.1586
6.	eval outo	egree (density) -2.7746	(0.1816)	-0.0670
7.	eval reci	procity 2.7406	(0.1972)	-0.5113
8.	eval GWES	P I -> K -> J (69) 1.9082	(0.0910)	0.0935
9.	eval inde	gree-popularity -0.0535	(0.0134)	-0.2772
10.	eval outo	egree-activity 0.0711	(0.0096)	-0.0617
11.	eval inde	gree-activity -0.1994	(0.0249)	-0.4017
12.	eval gend	er alter -0.3366	(0.1413)	-0.1123
13.	eval geno	er ego -0.4257	(0.1534)	-0.3078
14.	eval same	class 0.5835	(0.0919)	-0.0122
15.	eval native alter		(0.0817)	-0.0463
16.	eval nati	ve ego -0.0150	(0.0761)	0.0686
17.	eval same	native 0.0918	(0.0519)	0.1332
18.	eval int.	reciprocity x GWESP I -> K -> J (69) -1.1469	(0.1125)	-0.4620
19.	eval int.	gender ego x gender alter 0.5789	(0.2389)	-0.1308

Overall maximum convergence ratio: 4.3808

Degrees constrained to maximum values:

friends : 10

Total of 586 iteration steps.

Nutzung des URZ Rechenclusters

Scientific Computing an der UL

Das URZ der Uni Leipzig (UL) hat ein Scientific Computing (SC)
 Rechencluster, das sehr viele Ressourcen bereitstellt:

Scientific Computing an der UL

- Das URZ der Uni Leipzig (UL) hat ein Scientific Computing (SC)
 Rechencluster, das sehr viele Ressourcen bereitstellt:
 - URZ SC Website

Scientific Computing an der UL

- Das URZ der Uni Leipzig (UL) hat ein Scientific Computing (SC)
 Rechencluster, das sehr viele Ressourcen bereitstellt:
 - URZ SC Website
- Hier können remote Analysen auf leistungsstarken Rechenclustern durchgeführt werden

 Grundsätzlich sollten Analysen zunächst auf dem eigenen Rechner oder der online RStudio Instanz des URZ (Zugriff zu RStudio) getestet werden

 Grundsätzlich sollten Analysen zunächst auf dem eigenen Rechner oder der online RStudio Instanz des URZ (Zugriff zu RStudio) getestet werden

 Auf den Clustern können keine interaktiven Jobs laufen. !Bei Fehlern wird das R-Skript abgebrochen!

- Grundsätzlich sollten Analysen zunächst auf dem eigenen Rechner oder der online RStudio Instanz des URZ (Zugriff zu RStudio) getestet werden
- Auf den Clustern können keine interaktiven Jobs laufen. !Bei Fehlern wird das R-Skript abgebrochen!
- Per SSH kann man den Server erreichen und Befehle geben

- Grundsätzlich sollten Analysen zunächst auf dem eigenen Rechner oder der online RStudio Instanz des URZ (Zugriff zu RStudio) getestet werden
- Auf den Clustern können keine interaktiven Jobs laufen. !Bei Fehlern wird das R-Skript abgebrochen!
- Per SSH kann man den Server erreichen und Befehle geben
- Per SCP kann man Dateien zwischen dem lokalen (eigenen) und remote (SC Server) austauschen

Slurm Workload Manager

 Slurm ist die Software mittels derer Rechenzeit auf dem Cluster "beantragt" wird

Slurm Workload Manager

- Slurm ist die Software mittels derer Rechenzeit auf dem Cluster "beantragt" wird
- Das SC stellt ausführliche Anleitungen (siehe auch die sehr gute Kurzanleitung) zu Slurm bereit

Beispiel Slurm Job Datei

```
#!/bin/bash
## Resource Request: What do vo need, '##' is a comment '#' not
#SBATCH --time=14-00:00:00
                              ## time: days-hours:min:sec
#SBATCH --mem=32G
                        ## RAM
#SBATCH --ntasks=1 ## tasks (for us 1)
#SBATCH --cpus-per-task=24
                              ## cpus as specified in the R script
#SBATCH --job-name="jobname"
                                  ## job name (to find it later in the job queue)
#SBATCH --partition=galaxy-iob
                                  ## server partition -- here: galaxy
#SBATCH --mail-type=BEGIN
                            ## e-mail at starts
#SBATCH --mail-type=END
                             ## e-mail at end
#SBATCH --mail-type=FAIL
                             ## e-mail if fail
#SBATCH --mail-type=TIME LIMIT 80 ## e-mail at 80% time limit
## Dependencies: load R into the system
module load R
## Job steps: which Scripts are to be run in which order?
Rscript name-of-rscript 1.R
Rscript name-of-rscript 2.R
Rscript name-of-rscript 3.R
```

Gute Weiterführende Literatur

Netzwerkanalyse im Allgemeinen

 Wasserman, Stanley & Faust, Katherine (1994). Social Network Analysis. Methods and Applications. Cambridge: Cambridge University Press

Netzwerkanalyse im Allgemeinen

- Wasserman, Stanley & Faust, Katherine (1994). Social Network Analysis. Methods and Applications. Cambridge: Cambridge University Press
- Easley, David & Kleinberg, Jon (2010). Networks, Crowds, and Markets. Reasoning About a Highly Connected World. Cambridge: Cambridge University Press

 Koskinen, Johan, and Tom A. B. Snijders. 2023. "Multilevel longitudinal analysis of social networks". Journal of the Royal Statistical Society Series A: Statistics in Society 00:1–25. doi: 10.1093/jrsssa/gnac009.

- Koskinen, Johan, and Tom A. B. Snijders. 2023. "Multilevel longitudinal analysis of social networks". Journal of the Royal Statistical Society Series A: Statistics in Society 00:1–25. doi: 10.1093/jrsssa/qnac009.
- Pink, Sebastian, David Kretschmer, and Lars Leszczensky. 2020.
 "Choice Modelling in Social Networks Using Stochastic Actor-Oriented Models." Journal of Choice Modelling 34:100202. doi: 10.1016/j.jocm.2020.100202.

- Koskinen, Johan, and Tom A. B. Snijders. 2023. "Multilevel longitudinal analysis of social networks". Journal of the Royal Statistical Society Series A: Statistics in Society 00:1–25. doi: 10.1093/jrsssa/qnac009.
- Pink, Sebastian, David Kretschmer, and Lars Leszczensky. 2020.
 "Choice Modelling in Social Networks Using Stochastic Actor-Oriented Models." Journal of Choice Modelling 34:100202. doi: 10.1016/j.jocm.2020.100202.
- Ripley, Ruth M., Tom A. B. Snijders, Zsófia Boda, András Vörös, and Paulina Preciado. 2021. Manual for RSIENA (Version April 24, 2021). Oxford: University of Oxford, Department of Statistics, Nuffield College; University of Groningen, Department of Sociology.

- Koskinen, Johan, and Tom A. B. Snijders. 2023. "Multilevel longitudinal analysis of social networks". Journal of the Royal Statistical Society Series A: Statistics in Society 00:1–25. doi: 10.1093/jrsssa/qnac009.
- Pink, Sebastian, David Kretschmer, and Lars Leszczensky. 2020.
 "Choice Modelling in Social Networks Using Stochastic Actor-Oriented Models." Journal of Choice Modelling 34:100202. doi: 10.1016/j.jocm.2020.100202.
- Ripley, Ruth M., Tom A. B. Snijders, Zsófia Boda, András Vörös, and Paulina Preciado. 2021. Manual for RSIENA (Version April 24, 2021).
 Oxford: University of Oxford, Department of Statistics, Nuffield College; University of Groningen, Department of Sociology.
- Snijders, Tom AB. 2011. "Statistical Models for Social Networks."
 Annual Review of Sociology 37:131–53.

Hilfreiche Websiten für SAOMs

RSiena Website

Hilfreiche Websiten für SAOMs

RSiena Website

• RSiena Mailingliste

Danke für die Aufmerksamkeit!

till.hovestadt@uni-leipzig.de

Bibliographie

Bibliographie I

- Adams, Jimi, and David R. Schaefer. 2018. "Visualizing Stochastic Actor-Based Model Microsteps." *Socius: Sociological Research for a Dynamic World* 4:237802311881654. doi: 10.1177/2378023118816545.
- Arvidsson, Martin, F. Collet, and Peter Hedström. 2021. "The Trojan-Horse Mechanism: How Networks Reduce Gender Segregation." *Science Advances* 7(16):1–7. doi: 10.1126/sciadv.abf6730.
- Blau, Peter Michael. 1977. *Inequality and Heterogeneity. A Primitive Theory of Social Structure*. New York: Free Press.
- Boda, Zsófia, Georg Lorenz, Malte Jansen, Petra Stanat, and Aileen Edele. 2023. "Ethnic Diversity Fosters the Social Integration of Refugee Students." *Nature Human Behaviour*. doi: 10.1038/s41562-023-01577-x.
- Burt, Ronald S. 1992. Structural Holes: The Social Structure of Competition. Cambridge, MA: Harvard University Press.
- Granovetter, Mark. 1973. "The Strength of Weak Ties." *American Journal of Sociology* 78(6):1360–80.

Bibliographie II

- Koskinen, Johan, and Tom A. B. Snijders. 2021. "Random-Effect Multilevel Stochastic Actor-Oriented Models." *In Preparation*.
- Koskinen, Johan, and Tom A. B. Snijders. 2023. "Multilevel Longitudinal Analysis of Social Networks." *Journal of the Royal Statistical Society Series A: Statistics in Society* gnac009. doi: 10.1093/jrsssa/gnac009.
- Leszczensky, Lars, and Sebastian Pink. 2019. "What Drives Ethnic Homophily? A Relational Approach on How Ethnic Identification Moderates Preferences for Same-Ethnic Friends." *American Sociological Review* 84(3):394–419. doi: 10.1177/0003122419846849.
- McPherson, J. Miller, Lynn Smith-Lovin, and James M. Cook. 2001. "Birds of a Feather: Homophily in Social Networks." *Annual Review of Sociology* 27:415–44. doi: 10.1146/annurev.soc.27.1.415.
- Pink, Sebastian, David Kretschmer, and Lars Leszczensky. 2020. "Choice Modelling in Social Networks Using Stochastic Actor-Oriented Models." *Journal of Choice Modelling* 34:100202. doi: 10.1016/j.jocm.2020.100202.

Bibliographie III

- Ripley, Ruth M., Tom A. B. Snijders, Zsófia Boda, András Vörös, and Paulina Preciado. 2021. *Manual for RSIENA (Version April 24, 2021)*. Oxford: University of Oxford, Department of Statistics, Nuffield College; University of Groningen, Department of Sociology.
- Schelling, Thomas C. 1969. "Models of Segregation." *The American Economic Review* 59(2):488–93.
- Schelling, Thomas C. 1971. "Dynamic Models of Segregation." *Journal of Mathematical Sociology* 1:143–86.
- Snijders, Tom AB. 2011. "Statistical Models for Social Networks." *Annual Review of Sociology* 37:131–53. doi: 10.1146/annurev.soc.012809.102709.
- Wasserman, Stanley, and Katherine Faust. 1994. *Social Network Analysis: Methods and Applications*. Cambridge: Cambridge University Press.
- West, P., and H. Sweeting. 1995. *Background Rationale and Design of the West of Scotland 11-16 Study. Working Paper*. 52. Glasgow: MRC Medical Sociology Unit Glasgow.