

Macht Ähnlichkeit den Unterschied? Wenn sozioökonomisch benachteiligte Schülerinnen und Schüler von sozial ähnlichen Lehrkräften unterrichtet werden.

Online Appendix

Mehrebenenmodelle mit metrischer Herkunftsmessung

In einem zusätzlichen Verfahren wurde überprüft, ob sich die Befunde replizieren lassen, wenn die soziale Herkunft metrisch über den höchsten ISEI (International Socio-Economic Index of Occupational Status) in der Familie modelliert wird ($HISEI_{\text{Schüler:innen}} MW = 53,6, SD = 15,8$; $HISEI_{\text{Lehrkräfte}} MW = 51,4, SD = 16,4$). Dafür wurden über alle Schüler:innen hinweg die Effekte der sozialen Herkunft von Lehrkräften und Schüler:innen sowie der Interaktionseffekt auf das Unterstützungsverhalten, die Mathematikkompetenz und die Mathematiknote in Klasse 10 in hierarchisch linearen Modellen getestet. Die Auswertung erfolgte unter Berücksichtigung der hierarchischen Datenstruktur (Schüler:innen einer Klasse unterrichtet von einer Lehrkraft) mithilfe von Random-Intercept-Modellen und dem R-Paket *nlme* (Pinheiro et al., 2020). Die bisherigen Befunde bestätigen sich in diesem alternativen Verfahren: Für das Unterstützungsverhalten findet sich erneut ein Haupteffekt der sozialen Herkunft der Lehrkraft, dieser lässt sich allerdings nur noch auf dem 10%-Niveau zufallskritisch absichern (M1, Tab. A1). Für die leistungsbezogenen Variablen lassen sich die Ergebnisse der Propensity Score Matching-Analysen ebenfalls replizieren: es zeigen sich weder für die Mathematikkompetenz (M2), den Zuwachs der Mathematikkompetenz von Klasse 9 zu Klasse 10 (M3) noch die Mathematiknote in Klasse 10 (M4) Herkunftseffekte der Lehrkraft oder Interaktionseffekte zwischen der Herkunft der Lehrkraft und der Herkunft der Schüler:innen.

Tab. A1 Einfluss der sozialen Herkunft von Lehrkräften und Schüler:innen auf Unterstützungsverhalten, Mathematikkompetenz in Klasse 10, Kompetenzzuwachs und Mathematiknote in Klasse 10

	Unterstützung		Mathekompetenz		Zuwachs		Mathenote		
	M1 ^a		M2 ^a		M3 ^b		M4 ^c		
	β (SE)		β (SE)		β (SE)		β (SE)		
Intercept	-0,192 ⁺	(0,114)	0,188 [*]	(0,066)	0,085 ⁺	(0,051)	-0,204 [*]	(0,068)	
$HISEI_{\text{Lehrkräfte}}$	0,099 ⁺	(0,052)	-0,033	(0,030)	-0,013	(0,023)	-0,012	(0,030)	
$HISEI_{\text{Schüler:innen}}$	0,000	(0,018)	0,062 ^{**}	(0,018)	0,033 [*]	(0,016)	0,085 ^{***}	(0,019)	
$HISEI_{\text{Lehrkräfte}}^*$	0,018	(0,018)	0,000	(0,018)	0,004	(0,016)	0,009	(0,019)	
$HISEI_{\text{Schüler:innen}}$									
Mathekompetenz Kl. 9					0,492 ^{***}	(0,017)			
Mathekompetenz Kl. 10							0,465 ^{***}	(0,021)	
σ^2 Schüler:innen	0,809		0,833		0,733		0,867		
σ^2 Lehrkräfte	0,568		0,284		0,199		0,286		
Log-Likelihood	-3237,6		-3239,5		-2899,6		-3339,7		
ICC	0,330		0,104		0,069		0,098		
N Schüler:innen								2539	
N Lehrkräfte								139	

^a M1, M2: Kontrolliert für Variablen zur Bestimmung des Propensity Scores (Schulform, Ausstattungsqualität, Schulklima (Lehrer- und Schülerverhalten), soziale und leistungsbezogene Klassenkomposition sowie Anteil der Schüler:innen mit Migrationshintergrund in der Klasse).

^b M3: Kontrolliert für Variablen zur Bestimmung des Propensity Scores inklusive Vorleistung in Mathematik Klasse 9

^c M4: Kontrolliert für Variablen zur Bestimmung des Propensity Scores inklusive Mathematikkompetenz in Klasse 10

⁺ $p < 0,10$ ^{*} $p < 0,05$, ^{**} $p < 0,01$, ^{***} $p < 0,001$.

Tab. A2 Balancierung der Kovariaten vor und nach den Propensity Score Matching-Analysen für Schüler:innen aus Arbeiterfamilien und aus Familien höher als Arbeiterklassen nach Lehrkräften aus Arbeiterfamilien (Treatment) und höher als Arbeiterklassen (Kontrollbedingung)

	SuS aus Arbeiterfamilien (n=397)			SuS aus Familien höher als Arbeiterklassen (n=2142)		
	Treat	Control	Diff	Treat	Control	Diff
	M	M		M	M	
<i>AVs: Unterstützungsverhalten und Mathematikkompetenz</i>						
Distance (Propensity score)						
ungematcht	0,31	0,30	0,286	0,31	0,28	0,406
gematcht	0,31	0,31	0,016	0,31	0,31	-0,008
Mittlerer Bias						
ungematcht	0,096			0,085		
gematcht	0,055			0,029		
Nagelkerke R ²						
ungematcht	0,02			0,03		
gematcht	0,02			0,01		
N (treat/control)						
ungematcht	120/277			627/1515		
gematcht	120/221			596/919 (discarded: 0/96)		
Modellspezifikationen	Caliper = 0,25, Ratio = 5			Caliper = 0,22, Ratio = 5, exaktes Matching nach Schulform, unpassende Fälle in Treatment- und Kontrollgruppe „discarded“ mit anschließender Neuschätzung		
<i>AV: Note inkl. Mathematikkompetenz im Propensity Score</i>						
Distance (Propensity score)						
ungematcht	0,31	0,29	0,307	0,31	0,29	0,401
gematcht	0,31	0,31	0,013	0,31	0,31	0,003
Mittlerer Bias						
ungematcht	0,093			0,079		
gematcht	0,047			0,023		
Nagelkerke R ²						
ungematcht	0,02			0,04		
gematcht	0,01			0,02		
N (treat/control)						
ungematcht	120/277			627/1515		
gematcht	119/233			617/1018 (discarded: 0/84)		
Modellspezifikationen	Caliper = 0,25, Ratio = 5			Caliper = 0,22, Ratio = 5, exaktes Matching nach Schulform, unpassende Fälle in Treatment- und Kontrollgruppe „discarded“ mit anschließender Neuschätzung		

Tab. A3 Balancierung der Kovariaten vor und nach den Propensity Score Matching-Analysen für Schüler:innen nichtakademischer und akademischer Herkunft nach Lehrkräften nichtakademischer (Treatment) und akademischer Herkunft (Kontrollbedingung)

	SuS nichtakademisch (n=1664)			SuS akademisch (n=875)		
	Treat	Control		Treat	Control	
	M	M	Diff	M	M	Diff
<i>AVs: Unterstützungsverhalten und Mathematikkompetenz</i>						
Distance (Propensity score)						
ungematcht	0,68	0,66	0,348	0,65	0,56	0,701
gematcht	0,68	0,68	-0,006	0,66	0,66	-0,004
Mittlerer Bias						
ungematcht	0,085			0,146		
gematcht	0,027			0,039		
Nagelkerke R ²						
ungematcht	0,04			0,12		
gematcht	0,02			0,04		
N (treat/control)						
ungematcht	1122/542			539/336		
gematcht	890/355			364/215 (discarded: 23/0)		
Modellspezifikationen	Caliper = 0,24, exaktes Matching nach Schulform			Caliper = 0,13, Ratio = 5, exaktes Matching nach Schulform, unpassende Fälle in Treatment- und Kontrollgruppe „discarded“ mit anschließender Neuschätzung		
<i>AV: Note inkl. Mathematikkompetenz im Propensity Score</i>						
Distance (Propensity score)						
ungematcht	0,68	0,66	0,362	0,65	0,54	0,724
gematcht	0,68	0,68	0,006	0,65	0,65	0,002
Mittlerer Bias						
ungematcht	0,086			0,142		
gematcht	0,039			0,031		
Nagelkerke R ²						
ungematcht	0,04			0,12		
gematcht	0,01			0,01		
N (treat/control)						
ungematcht	1122/542			539/336		
gematcht	1045/415			448/176 (discarded: 23/0)		
Modellspezifikationen	Caliper = 0,24, exaktes Matching nach Schulform			Caliper = 0,15, Matchingreihenfolge „random“, exaktes Matching nach Schulform, unpassende Fälle in Treatment- und Kontrollgruppe „discarded“ mit anschließender Neuschätzung		

Tab. A4 Balancierung der Kovariaten vor und nach den Propensity Score Matching-Analysen für Schüler:innen aus benachteiligten und privilegierten Familien nach Lehrkräften aus benachteiligten (Treatment) und privilegierten Familien (Kontrollbedingung)

	SuS benachteiligt (<i>n</i> =216)			SuS privilegiert (<i>n</i> =535)		
	Treat	Control		Treat	Control	
	<i>M</i>	<i>M</i>	Diff	<i>M</i>	<i>M</i>	Diff
<i>AVs: Unterstützungsverhalten und Mathematikkompetenz</i>						
Distance (Propensity score)						
ungematcht	0,51	0,46	0,485	0,48	0,37	0,684
gematcht	0,50	0,50	-0,003	0,47	0,47	-0,004
Mittlerer Bias						
ungematcht	0,139			0,123		
gematcht	0,085			0,046		
Nagelkerke R^2						
ungematcht	0,06			0,14		
gematcht	0,04			0,10		
<i>N (treat/control)</i>						
ungematcht	105/111			223/312		
gematcht	101/98			182/205		
Modellspezifikationen						
	Caliper = 0,15, Ratio = 5			Caliper = 0,20, Ratio = 5, exaktes Matching nach Schulform		
<i>AV: Note inkl. Mathematikkompetenz im Propensity Score</i>						
Distance (Propensity score)						
ungematcht	0,51	0,46	0,488	0,48	0,37	0,685
gematcht	0,51	0,51	0,009	0,47	0,47	-0,006
Mittlerer Bias						
ungematcht	0,133			0,119		
gematcht	0,125			0,051		
Nagelkerke R^2						
ungematcht	0,07			0,14		
gematcht	0,03			0,07		
<i>N (treat/control)</i>						
ungematcht	105/111			223/312		
gematcht	102/102			193/199		
Modellspezifikationen						
	Caliper = 0,19, Ratio = 5			Caliper = 0,24, Ratio = 4, exaktes Matching nach Schulform		

Literatur

Pinheiro, José, Douglas Bates, Saikat DebRoy, Deepayan Sarkar, Siem Heisterkamp, Bert Van Willigen, und Johannes Ranke. 2020. *Package 'nlme'. Linear and nonlinear mixed effects models, version 3.1.*