Methodenbericht Kulturmilieus: Berechnung, Validierung und Übertragung des Milieumodells auf neue Datensätze

Oliver Tewes-Schünzel

Dieses Dokument beschreibt die Berechnung und Validierung des Messinstruments „Kulturmilieus“, das eine Weiterentwicklung der Lebensführungstypologie von Gunnar Otte darstellt, sowie eine Syntax (Stata „do-file“) zur Übertragung in neue Datensätze. Der zugrunde liegende Fragebogen findet sich in Otte (2019), die theoretische Fundierung in Tewes-Schünzel (2026).

Dokumentiert werden im Folgenden:

- Univariate Verteilung der zwölf Lebensstilitems in den Kulturelle Teilhabe in Berlin-Studien (2019, 2021, 2023)
- die Begründung für die Wahl einer latenten Klassenanalyse (LCA),
- die Begründung für die Bestimmung der Klassenzahl,
- das vollständige Messmodell der latenten Klassenanalyse mit neun Klassen,
- die Validierung der Typologie anhand der Kriterien „Trennschärfe“ und „zeitliche Stabilität“ sowie durch Replikation in nationalen Datensätzen (forsa Omninet) und Besucher*innendatensätzen (KulMon),
- die Übertragung der Typologie auf weitere Datensätze sowie
- die Stata-Syntax zur Übertragung der Typologie auf weitere Datensätze.

Für die Berechnung des Kulturmilieumodells wurden die zwölf Items der aktualisierten Lebensführungstypologie von Gunnar Otte (2019) herangezogen. Datengrundlage sind die Datensätze der Studien „Kulturelle Teilhabe in Berlin“ 2019 und 2021 (Allmanritter et al. 2020, Allmanritter/Tewes-Schünzel 2022). Die Datenanalysen wurden unter methodischer Beratung von Prof. Dr. em. Peter Schmidt und Prof. Dr. Werner Georg (†) durchgeführt.

		Erhebungsjahr „Kulturelle Teilhabe in Berlin“			
		2019	2021	2023	Total
	N	3,402 (32.1%)	3,629 (34.2%)	3,581 (33.7%)	10,612 (100.0%)
Inkorporiertes kulturelles Kapital	**Ich informiere mich umfassend über Politik und Zeitgeschehen**				
	(1) trifft voll und ganz zu	1,309 (39.1%)	1,684 (46.6%)	1,555 (43.9%)	4,548 (43.3%)
	(2) trifft eher zu	1,368 (40.8%)	1,400 (38.7%)	1,336 (37.7%)	4,104 (39.0%)

	(3) trifft eher nicht zu	549 (16.4%)	424 (11.7%)	504 (14.2%)	1,477 (14.0%)
	(4) trifft überhaupt nicht zu	125 (3.7%)	109 (3.0%)	151 (4.3%)	385 (3.7%)
	Ich lese gern anspruchsvolle Bücher				
	(1) trifft voll und ganz zu	894 (26.8%)	883 (24.4%)	826 (23.4%)	2,603 (24.8%)
	(2) trifft eher zu	1,244 (37.3%)	1,373 (38.0%)	1,304 (36.9%)	3,921 (37.4%)
	(3) trifft eher nicht zu	886 (26.6%)	947 (26.2%)	968 (27.4%)	2,801 (26.7%)
	(4) trifft überhaupt nicht zu	312 (9.4%)	410 (11.3%)	438 (12.4%)	1,160 (11.1%)
	In Kunst und Kultur kenne ich mich allgemein sehr gut aus				
	(1) trifft voll und ganz zu	246 (7.4%)	327 (9.1%)	269 (7.6%)	842 (8.0%)
	(2) trifft eher zu	1,124 (33.8%)	1,322 (36.6%)	1,244 (35.3%)	3,690 (35.3%)
	(3) trifft eher nicht zu	1,495 (44.9%)	1,470 (40.7%)	1,474 (41.8%)	4,439 (42.4%)
	(4) trifft überhaupt nicht zu	464 (13.9%)	489 (13.6%)	542 (15.4%)	1,495 (14.3%)
Exklusivität des materiellen Lebensstandards (Otte: „ökonomische Route “)	**Ich pflege einen gehobenen Lebensstandard**				
	(1) trifft voll und ganz zu	390 (11.8%)	462 (12.9%)	410 (11.6%)	1,262 (12.1%)
	(2) trifft eher zu	1,411 (42.5%)	1,555 (43.4%)	1,504 (42.6%)	4,470 (42.8%)
	(3) trifft eher nicht zu	1,219 (36.7%)	1,255 (35.0%)	1,282 (36.3%)	3,756 (36.0%)
	(4) trifft überhaupt nicht zu	298 (9.0%)	314 (8.8%)	336 (9.5%)	948 (9.1%)
	Ich leiste mir manchmal ein richtig teures Menü im Restaurant				
	(1) trifft voll und ganz zu	512 (15.4%)	481 (13.3%)	468 (13.2%)	1,461 (13.9%)

	(2) trifft eher zu	826 (24.8%)	995 (27.5%)	957 (27.1%)	2,778 (26.5%)
	(3) trifft eher nicht zu	1,227 (36.8%)	1,350 (37.4%)	1,354 (38.3%)	3,931 (37.5%)
	(4) trifft überhaupt nicht zu	767 (23.0%)	788 (21.8%)	757 (21.4%)	2,312 (22.1%)
	Es ist mir zu teuer, regelmäßig große Urlaube im Ausland zu machen				
	(1) trifft voll und ganz zu	783 (23.5%)	802 (22.2%)	821 (23.2%)	2,406 (23.0%)
	(2) trifft eher zu	824 (24.7%)	1,010 (28.0%)	946 (26.8%)	2,780 (26.5%)
	(3) trifft eher nicht zu	1,002 (30.0%)	1,131 (31.3%)	1,147 (32.5%)	3,280 (31.3%)
	(4) trifft überhaupt nicht zu	727 (21.8%)	667 (18.5%)	619 (17.5%)	2,013 (19.2%)
Biografische Perspektive: Offen / Modernitätsgrad: Modern	**Selbstverwirklichung ist mir in meinem Leben sehr wichtig**				
	(1) trifft voll und ganz zu	937 (28.2%)	1,074 (29.8%)	997 (28.3%)	3,008 (28.8%)
	(2) trifft eher zu	1,490 (44.8%)	1,682 (46.7%)	1,661 (47.1%)	4,833 (46.2%)
	(3) trifft eher nicht zu	768 (23.1%)	707 (19.6%)	739 (20.9%)	2,214 (21.2%)
	(4) trifft überhaupt nicht zu	129 (3.9%)	136 (3.8%)	132 (3.7%)	397 (3.8%)
	Mein Leben gefällt mir dann besonders gut, wenn ständig etwas los ist				
	(1) trifft voll und ganz zu	473 (14.2%)	485 (13.4%)	443 (12.6%)	1,401 (13.4%)
	(2) trifft eher zu	1,251 (37.5%)	1,368 (37.9%)	1,351 (38.4%)	3,970 (37.9%)
	(3) trifft eher nicht zu	1,352 (40.5%)	1,471 (40.7%)	1,434 (40.7%)	4,257 (40.7%)
	(4) trifft überhaupt nicht zu	259 (7.8%)	288 (8.0%)	294 (8.3%)	841 (8.0%)

	Ich suche immer wieder nach neuen Herausforderungen und Erfahrungen				
	(1) trifft voll und ganz zu	660 (19.8%)	668 (18.5%)	627 (17.8%)	1,955 (18.7%)
	(2) trifft eher zu	1,405 (42.1%)	1,599 (44.4%)	1,546 (43.9%)	4,550 (43.5%)
	(3) trifft eher nicht zu	1,084 (32.5%)	1,141 (31.7%)	1,128 (32.0%)	3,353 (32.1%)
	(4) trifft überhaupt nicht zu	185 (5.5%)	197 (5.5%)	219 (6.2%)	601 (5.7%)
Biografische Perspektive: geschlossen / Modernitätsgrad: Traditional	**Es gibt für mich kaum etwas Schöneres, als mich in Haus und Heim zu betätigen**				
	(1) trifft voll und ganz zu	357 (10.7%)	400 (11.1%)	364 (10.3%)	1,121 (10.7%)
	(2) trifft eher zu	1,043 (31.2%)	1,252 (34.7%)	1,193 (33.8%)	3,488 (33.3%)
	(3) trifft eher nicht zu	1,570 (47.0%)	1,621 (44.9%)	1,593 (45.1%)	4,784 (45.7%)
	(4) trifft überhaupt nicht zu	368 (11.0%)	334 (9.3%)	381 (10.8%)	1,083 (10.3%)
	Ich halte an Traditionen und Bräuchen meiner Familie fest				
	(1) trifft voll und ganz zu	495 (14.9%)	518 (14.4%)	511 (14.4%)	1,524 (14.5%)
	(2) trifft eher zu	1,323 (39.7%)	1,400 (38.8%)	1,359 (38.4%)	4,082 (39.0%)
	(3) trifft eher nicht zu	1,081 (32.4%)	1,135 (31.5%)	1,173 (33.1%)	3,389 (32.3%)
	(4) trifft überhaupt nicht zu	434 (13.0%)	553 (15.3%)	497 (14.0%)	1,484 (14.2%)
	Sicherheit und Beständigkeit sind das oberste Gebot in meinem Leben				
	(1) trifft voll und ganz zu	800 (23.9%)	861 (23.9%)	756 (21.4%)	2,417 (23.0%)
	(2) trifft eher zu	1,534 (45.8%)	1,650 (45.8%)	1,697 (48.0%)	4,881 (46.5%)

	(3) trifft eher nicht zu	847 (25.3%)	891 (24.7%)	891 (25.2%)	2,629 (25.1%)
	(4) trifft überhaupt nicht zu	168 (5.0%)	203 (5.6%)	189 (5.3%)	560 (5.3%)

Tabelle 1: *Univariate Verteilung der zwölf Lebensstilitems (ungewichtet), Datengrundlage: „Kulturelle Teilhabe in Berlin“ (2019, 2021, 2023), eigene Berechnungen.*[1]

Als Berechnungsmethode wurde die Latente Klassenanalyse (Latent Class Analysis, kurz: LCA) eingesetzt. Dieses Verfahren gehört zur Familie der Strukturgleichungsmodelle, zu der auch die Faktorenanalyse zählt. Die LCA basiert auf der Annahme, dass Klassifikationsmerkmale – in diesem Fall Lebensstile – auf eine latente Zugehörigkeit zu bestimmten Klassen, den Kulturmilieus, zurückzuführen sind (BACHER/VERMUNT 2010). Ziel der Methode ist es, diese latenten Klassen aufzudecken.

Die LCA weist Parallelen zu clusteranalytischen Verfahren auf, gehört im Gegensatz zu diesen jedoch zur Strukturgleichungsmodellierung. Anders als bei klassischen Clusteranalysen werden Fälle nicht vollständig einem einzigen Typus zugewiesen. Stattdessen berechnet die LCA für jeden Fall Zugehörigkeitswahrscheinlichkeiten zu allen Klassen, die sich insgesamt auf 100 Prozent summieren.

Die LCA bietet mehrere Vorteile gegenüber der Clusteranalyse. Für die Entwicklung des Milieuinstruments war insbesondere die Reproduzierbarkeit der Klassifikation von Bedeutung. Diese ist bei der LCA zuverlässiger als bei verschiedenen Clusteranalyseverfahren, da die Klassenzuordnung nicht von Startwerten (wie beim K-Means-Verfahren) oder der Reihenfolge der Fälle im Datensatz (wie bei der agglomerativ-hierarchischen Clusteranalyse) beeinflusst wird. Um die Stabilität der Klassifikation sicherzustellen, wurde geprüft, ob das jeweils beste Modell mit zufälligen Startwerten mindestens zehnmal reproduziert werden konnte.

Die statistischen Analysen wurden mit der Software Mplus 8.8 durchgeführt. Für die Berechnung des Milieumodells kamen Poststratifikationsgewichte zum Einsatz, die den Datensatz im Hinblick auf Alter, Geschlecht, Haushaltsgröße, Bezirk und formalen Bildungsgrad an die Referenzdaten des Amts für Statistik Berlin-Brandenburg anpassten.

Die Anzahl der Kulturmilieus wurde im Vorfeld an die Lebensführungstypologie von Gunnar Otte angelehnt. Dennoch wurde überprüft, ob diese Vorgabe methodisch gerechtfertigt war. Der erste Schritt der LCA besteht üblicherweise darin, die optimale Anzahl an Klassen zu bestimmen. Dazu werden verschiedene Modelle mit

[1] Hinweis: Für die Berechnung der Latenten Klassenanalyse wurden nur die Wellen von 2019 und 2021 herangezogen. Die drei Erhebungszeitpunkte sind ein starker Hinweis für die zeitliche Invarianz der Items, auch da der Messzeitpunkt von 2021 inmitten der Corona-Pandemie lag.

unterschiedlicher Klassenzahl geschätzt und anhand von Gütemaßen wie dem Bayesian Information Criterion (BIC) verglichen. Üblicherweise wird das Modell mit der höchsten Modellgüte ausgewählt. In diesem Fall erwies sich dieser Ansatz jedoch als problematisch, da auch Modelle mit mehr als zehn Klassen noch eine Verbesserung der Modellgüte zeigten. Allerdings nahm der Zugewinn an Modellgüte ab der neunten Klasse deutlich ab, sodass neun Klassen als geeigneter Kompromiss angesehen wurden.

Klassenzahl	BIC	SABIC	AIC
5	198152,411	197567,702	196891,573
6	197799,153	197096,867	196284,777
7	197524,114	196704,250	195756,201
8	197324,855	196387,413	195303,403
9	**197182,070**	**196127,051**	**194907,080**
10	197104,362	195931,765	194575,834
11	197001,454	195711,280	194219,388

Tabelle 2: *Model-Fit der unterschiedlichen Klassenlösung: BIC (Bayesian Information Criterion), SABIC (Sample-Size-Adjusted BIC), AIC (Aikaike's Information Criterion).*

Für die Wahl von neun Kulturmilieus spricht nicht zuletzt die gute Interpretierbarkeit des Modells, das sich bereits in den Analysen der Studie Kulturelle Teilhabe in Berlin 2023 (TEWES-SCHÜNZEL/ALLMANRITTER/RENZ 2024) bewährt hat. Die identifizierten Klassen zeigen auch über die zur Berechnung herangezogenen Lebensstilvariablen hinaus ein konsistentes und erwartbares Verhalten.

			Gehoben-Konservative	Bescheiden-Bürgerliche	Bodenständige	Obere Mitte	Konservatives Unterhaltungs-milieu	Zurückgezogene	Gehoben-Moderne	Prekäre Avantgarde	Unterhaltungs-milieu
	Modellbasierte Besetzungsstärke		10,495%	9,695%	14,891%	14,649%	5,980%	7,572%	10,568%	13,290%	12,859%
	Besetzungsstärke auf Grundlage von modaler Zuweisung		10,090%	9,091%	15,521%	16,190%	5,737%	7,294%	10,308%	13,229%	12,538%
Inkorporiertes kulturelles Kapital (Otte: „kulturelle Route “)	Ich informiere mich umfassend über Politik und Zeitgeschehen	trifft voll und ganz zu	68,7%	54,6%	22,4%	39,0%	53,7%	15,5%	60,3%	39,4%	14,6%
		trifft eher zu	26,4%	36,5%	54,1%	51,8%	28,8%	30,5%	29,0%	43,8%	46,8%
		trifft eher nicht zu	4,5%	8,9%	21,0%	9,2%	10,7%	27,6%	9,3%	15,2%	31,7%
		trifft überhaupt nicht zu	0,4%	0,0%	2,5%	0,0%	6,8%	26,4%	1,4%	1,6%	7,0%
	Ich lese gern anspruchsvolle Bücher	trifft voll und ganz zu	40,1%	28,5%	0,0%	12,6%	40,7%	2,8%	42,5%	42,0%	0,3%
		trifft eher zu	42,9%	36,4%	28,1%	60,9%	23,1%	10,5%	34,8%	45,8%	19,6%
		trifft eher nicht zu	16,5%	27,3%	51,1%	26,5%	24,7%	30,4%	17,9%	10,3%	49,0%
		trifft überhaupt nicht zu	0,5%	7,8%	20,9%	0,0%	11,6%	56,2%	4,8%	1,9%	31,0%
	In Kunst und Kultur kenne ich mich allgemein sehr gut aus	trifft voll und ganz zu	9,6%	6,0%	0,3%	1,7%	21,6%	0,7%	15,4%	17,3%	0,9%
		trifft eher zu	53,2%	34,9%	2,9%	49,8%	37,2%	2,4%	44,8%	47,8%	14,3%
		trifft eher nicht zu	37,3%	46,4%	71,6%	48,4%	33,5%	15,6%	31,0%	31,3%	55,2%
		trifft überhaupt nicht zu	0,0%	12,7%	25,1%	0,1%	7,7%	81,3%	8,7%	3,6%	29,6%
Exklusivität des materiellen Lebensstandards (Otte: „ökonomische Route “)	Ich pflege einen gehobenen Lebensstandard	trifft voll und ganz zu	15,0%	3,5%	0,9%	2,8%	28,2%	0,7%	46,0%	3,5%	4,4%
		trifft eher zu	62,7%	24,5%	33,4%	49,9%	35,1%	12,0%	49,2%	35,2%	45,0%
		trifft eher nicht zu	22,3%	46,2%	56,3%	46,2%	24,2%	36,4%	4,8%	46,8%	43,8%
		trifft überhaupt nicht zu	0,0%	25,8%	9,3%	1,1%	12,5%	50,9%	0,0%	14,5%	6,8%
	Ich leiste mir manchmal ein richtig teures Menü im Restaurant	trifft voll und ganz zu	20,0%	5,2%	5,2%	3,4%	34,2%	4,0%	48,6%	6,8%	12,0%
		trifft eher zu	34,2%	8,3%	22,8%	38,1%	12,5%	9,5%	30,4%	15,8%	33,6%
		trifft eher nicht zu	40,3%	26,9%	54,9%	49,9%	17,0%	18,8%	18,5%	45,3%	36,0%
		trifft überhaupt nicht zu	5,5%	59,6%	17,2%	8,6%	36,3%	67,7%	2,5%	32,2%	18,4%
	Es ist mir zu teuer, regelmäßig große Urlaube im Ausland zu machen	trifft voll und ganz zu	21,7%	46,8%	22,9%	9,0%	52,4%	49,2%	2,2%	38,2%	29,8%
		trifft eher zu	35,5%	11,9%	33,9%	32,6%	20,2%	17,3%	9,0%	31,7%	31,3%
		trifft eher nicht zu	33,4%	15,8%	33,7%	46,8%	8,7%	11,9%	37,1%	19,2%	24,7%
		trifft überhaupt nicht zu	9,4%	25,5%	9,5%	11,7%	18,8%	21,7%	51,7%	10,9%	14,2%

Biografische Perspektive: Offen / Modernitätsgrad: Modern	Selbstverwirklichung ist mir in meinem Leben sehr wichtig	trifft voll und ganz zu	26,5%	8,1%	4,0%	5,3%	77,1%	14,5%	62,8%	62,1%	20,4%
		trifft eher zu	53,4%	39,2%	41,9%	70,5%	16,5%	29,3%	31,4%	31,7%	65,4%
		trifft eher nicht zu	19,6%	34,3%	50,5%	24,1%	3,5%	33,0%	5,1%	5,9%	14,2%
		trifft überhaupt nicht zu	0,6%	18,4%	3,6%	0,1%	2,9%	23,2%	0,7%	0,3%	0,0%
	Mein Leben gefällt mir dann besonders gut, wenn ständig etwas los ist	trifft voll und ganz zu	4,3%	0,0%	0,3%	1,4%	56,6%	10,2%	31,7%	24,6%	20,8%
		trifft eher zu	41,7%	9,7%	23,9%	44,7%	22,3%	22,9%	45,4%	43,9%	63,5%
		trifft eher nicht zu	51,3%	54,4%	70,0%	51,7%	14,4%	33,7%	21,2%	27,6%	15,7%
		trifft überhaupt nicht zu	2,7%	35,9%	5,9%	2,2%	6,7%	33,2%	1,8%	3,9%	0,0%
	Ich suche immer wieder nach neuen Herausforderungen und Erfahrungen	trifft voll und ganz zu	7,1%	1,3%	0,0%	0,0%	57,8%	7,3%	43,6%	49,9%	20,0%
		trifft eher zu	52,8%	23,3%	22,1%	59,4%	28,6%	20,5%	43,4%	44,1%	70,3%
		trifft eher nicht zu	40,0%	45,1%	75,0%	40,6%	8,6%	38,6%	12,0%	6,0%	9,6%
		trifft überhaupt nicht zu	0,0%	30,3%	2,9%	0,1%	5,1%	33,6%	1,1%	0,0%	0,1%
Biografische Perspektive: geschlossen / Modernitätsgrad: Traditional	Es gibt für mich kaum etwas Schöneres, als mich in Haus und Heim zu betätigen	trifft voll und ganz zu	27,5%	14,1%	9,5%	0,0%	49,9%	10,8%	4,4%	2,4%	9,0%
		trifft eher zu	47,7%	31,0%	45,0%	27,8%	29,2%	36,5%	26,8%	26,4%	38,8%
		trifft eher nicht zu	24,0%	39,9%	39,3%	68,2%	15,3%	27,6%	53,4%	53,9%	44,3%
		trifft überhaupt nicht zu	0,8%	15,0%	6,2%	3,9%	5,6%	25,1%	15,4%	17,3%	8,0%
	Ich halte an Traditionen und Bräuchen meiner Familie fest	trifft voll und ganz zu	32,4%	11,3%	5,7%	1,5%	64,2%	14,2%	11,8%	3,8%	21,0%
		trifft eher zu	51,6%	24,6%	54,1%	45,6%	21,1%	27,8%	36,8%	22,9%	42,9%
		trifft eher nicht zu	14,8%	28,9%	35,2%	47,4%	7,3%	19,3%	33,6%	41,2%	29,5%
		trifft überhaupt nicht zu	1,2%	35,2%	4,9%	5,5%	7,4%	38,7%	17,8%	32,1%	6,6%
	Sicherheit und Beständigkeit sind das oberste Gebot in meinem Leben	trifft voll und ganz zu	45,8%	31,0%	28,1%	2,5%	82,8%	39,1%	8,9%	8,2%	32,0%
		trifft eher zu	49,9%	45,9%	64,1%	59,3%	12,4%	35,9%	37,1%	31,5%	49,1%
		trifft eher nicht zu	4,3%	19,8%	7,2%	36,2%	1,5%	13,9%	41,3%	44,9%	18,9%
		trifft überhaupt nicht zu	0,0%	3,3%	0,5%	2,0%	3,2%	11,1%	12,7%	15,3%	0,0%

Tabelle 3: *Messmodell mit neun Klassen (Berliner Kulturmilieus). Datengrundlage: Kulturelle Teilhabe in Berlin 2019 und 2021. N=6.991.*

Validierung der Typologie: Trennschärfe und zeitliche Stabilität

Ein zentrales Gütekriterium latenter Klassenmodelle ist die durchschnittlich höchste Zugehörigkeitswahrscheinlichkeit. Wie bereits beschrieben, erhält jede Person für jede Klasse eine individuelle Zuordnungswahrscheinlichkeit, die sich insgesamt auf 100 Prozent summiert. In einer 9-Klassen-Lösung ergeben sich somit für jede befragte Person neun Wahrscheinlichkeitswerte. Eine trennscharfe Klassenlösung zeichnet sich dadurch aus, dass eine dieser Wahrscheinlichkeiten nahe 100 Prozent liegt, während die übrigen Werte gegen 0 Prozent tendieren. Die durchschnittlich höchste Zuordnungswahrscheinlichkeit dient daher als Maß für die Trennschärfe eines Modells.

Im Fall des Kulturmilieumodells beträgt dieser Wert rund 75 Prozent und ist damit vergleichsweise niedrig. Dies ist jedoch angesichts der Datengrundlage und der notorischen Unschärfe des Gegenstandes (Kurzfragebogen zur Erfassung von Lebensstilen) erwartbar und methodisch vertretbar. Positiv für die Übertragbarkeit des Modells auf andere Datensätze ist zudem, dass die durchschnittliche Zugehörigkeitswahrscheinlichkeit im KulMon®-Datensatz (der hier nur die Berliner Kulturbesucher*innen umfasst) ähnlich hoch ausfällt wie in den Kulturelle Teilhabe in Berlin-Studien. Die Berechnung dieser Werte erfolgte durch die „händische“ Implementierung des vollständig restringierten Messmodells (über das Bayes Theorem/bedingte Wahrscheinlichkeiten) mittels einer speziell entwickelten Syntax (siehe letzten Abschnitt).

LCA-Multigruppenanalysen zur Prüfung der Struktur- und Messvarianz anhand der KulMon®-Publikumsbefragungsdaten sowie bundesweiter Bevölkerungsbefragungsdaten (OTTE 2019)[2] konnten bislang noch nicht erfolgreich durchgeführt werden. Das für diese Analyse erforderliche Modell konvergiert nur bei wenigen zufälligen Startwerten, wodurch eine verlässliche Replikation der besten Log-Likelihood-Werte mit erheblichem Rechenaufwand verbunden ist –

[2] Die bundesweiten Daten stammen aus dem Online Access Panel „forsa Omninet“, das 2019 von Gunnar Otte zur Auswahl der Items der aktualisierten Lebensführungstypologie verwendet wurde (Otte 2019). Die Teilnehmer*innen dieses Panels werden telefonisch rekrutiert, was zu einer vergleichsweise höheren Datenqualität im Vergleich zu anderen Online-Access-Panels führen sollte. Dennoch wird der Qualität von Daten aus Online-Access-Panels in der wissenschaftlichen Literatur häufig mit Skepsis begegnet (Kohler/Post 2023, Lavrakas/Pennay/Neiger/Phillips 2022).

falls sie überhaupt gelingt. Für zukünftige Überarbeitungen des Modells wäre es daher ratsam, geringe Zellenbesetzungen noch stärker zu vermeiden.

Gehoben-Konservative	Obere Mitte	Gehoben-Moderne
Otte 2019 (BRD): 70 % Otte 2019 (Berlin): 66 % KTB 2019: 72 % KTB 2021: 74 % KTB 2023: 72 % KulMon® (Berlin): 69 %	Otte 2019 (BRD): 72 % Otte 2019 (Berlin): 71 % KTB 2019: 71 % KTB 2021: 72 % KTB 2023: 72 % KulMon® (Berlin): 73 %	Otte 2019 (BRD): 76 % Otte 2019 (Berlin): 76 % KTB 2019: 80 % KTB 2021: 79 % KTB 2023: 77 % KulMon® (Berlin): 78 %
Bescheiden-Bürgerliche	Konservatives Unterhaltungsmilieu	Prekäre Avantgarde
Otte 2019 (BRD): 72 % Otte 2019 (Berlin): 75 % KTB 2019: 74 % KTB 2021: 76 % KTB 2023: 73 % KulMon® (Berlin): 72 %	Otte 2019 (BRD): 72 % Otte 2019 (Berlin): 70 % KTB 2019: 79 % KTB 2021: 80 % KTB 2023: 79 % KulMon® (Berlin): 81 %	Otte 2019 (BRD): 74 % Otte 2019 (Berlin): 75 % KTB 2019: 77 % KTB 2021: 76 % KTB 2023: 76 % KulMon® (Berlin): 78 %
Bodenständige	Zurückgezogene	Unterhaltungsmilieu
Otte 2019 (BRD): 73 % Otte 2019 (Berlin): 71 % KTB 2019: 74 % KTB 2021: 74 % KTB 2023: 73 % KulMon® (Berlin): 69 %	Otte 2019 (BRD): 78 % Otte 2019 (Berlin): 77 % KTB 2019: 82 % KTB 2021: 80 % KTB 2023: 80 % KulMon® (Berlin): 77 %	Otte 2019 (BRD): 69 % Otte 2019 (Berlin): 70 % KTB 2019: 72 % KTB 2021: 72 % KTB 2023: 71 % KulMon® (Berlin): 79 %
Durchschnitt:		
Otte 2019 (BRD): 73 % Otte 2019 (Berlin): 72 % KTB 2019: 75 % KTB 2021: 75 % KTB 2023: 74 % KulMon® (Berlin): 75 %		

Tabelle 4: *Durchschnittliche Zuordnungswahrscheinlichkeit je modal zugeordneter Klasse. Datenbasis: Otte 2019: (forsa-Omninet, Online-Access-Panel), gewichtet. KTB2019–2023: Kulturelle Teilhabe in Berlin (2019: N = 3.402; 2021: N = 3.629; 2023: N = 3.581), gewichtet. KulMon® (Publikumsbefragungen in öffentlichen Kultureinrichtungen,*

nur Berlin, ungewichtet, Datenreihe von 2019 bis Februar 2024; N = 188.413).

Zeitliche Stabilität der Typologie

Ein wesentlicher Aspekt der Modellvalidierung ist die Überprüfung der zeitlichen Stabilität (Invarianz) der Typologie. Durch den Vergleich mehrerer Erhebungszeitpunkte lässt sich bewerten, inwieweit die inhaltliche Struktur der Typologie stabil bleibt. Zu diesem Zweck wurde eine sogenannte Multi-Group-LCA durchgeführt, bei der die Erhebungswellen von 2019 und 2021 als manifeste Gruppierungsvariablen eingeführt wurden. Die Analyse zeigte, dass dies gewährleistet ist; zwischen den Erhebungszeitpunkten ergaben sich keine signifikanten Unterschiede in der Klassenlösung. Dies spricht für die methodische Güte des Modells.

Allerdings konnte keine vollständige Messinvarianz nachgewiesen werden, da die Besetzungsstärke der einzelnen Klassen zwischen den Jahren leicht variierte. Dies dürfte insbesondere auf die Auswirkungen der Corona-Pandemie im Jahr 2021 zurückzuführen sein (s. Tabelle 5).

Gehoben-Konservative	Obere Mitte	Gehoben-Moderne
Otte 2019 (BRD): 7,8 % Otte 2019 (Berlin): 7,0 % KTB 2019: 9,4 % KTB 2021: 10,6 % KTB 2023: 8,5 % KulMon® (Berlin): 9,3 %	Otte 2019 (BRD): 23,2 % Otte 2019 (Berlin): 26,0 % KTB 2019: 15,3 % KTB 2021: 16,8 % KTB 2023: 17,7 % KulMon® (Berlin): 17,7 %	Otte 2019 (BRD): 6,0 % Otte 2019 (Berlin): 6,0 % KTB 2019: 10,9 % KTB 2021: 10,1 % KTB 2023: 9,7 % KulMon® (Berlin): 20,8 %
Bescheiden-Bürgerliche	Konservatives Unterhaltungsmilieu	Prekäre Avantgarde
Otte 2019 (BRD): 10,8 % Otte 2019 (Berlin): 12,4 % KTB 2019: 9,7 % KTB 2021: 8,5 % KTB 2023: 8,9 % KulMon® (Berlin): 5,8 %	Otte 2019 (BRD): 2,0 % Otte 2019 (Berlin): 1,9 % KTB 2019: 5,2 % KTB 2021: 5,5 % KTB 2023: 4,8 % KulMon® (Berlin): 8,3 %	Otte 2019 (BRD): 8,8 % Otte 2019 (Berlin): 11,0 % KTB 2019: 14,0 % KTB 2021: 12,9 % KTB 2023: 11,9 % KulMon® (Berlin): 24,9 %
Bodenständige	Zurückgezogene	Unterhaltungsmilieu
Otte 2019 (BRD): 23,8 % Otte 2019 (Berlin): 21,4 % KTB 2019: 15,8 % KTB 2021: 15,4 %	Otte 2019 (BRD): 6,5 % Otte 2019 (Berlin): 5,1 % KTB 2019: 6,9 % KTB 2021: 7,7 %	Otte 2019 (BRD): 11,1 % Otte 2019 (Berlin): 9,1 % KTB 2019: 12,9 % KTB 2021: 12,5 %

KTB 2023: 16,4 % KulMon® (Berlin): 4,7 %	KTB 2023: 8,3 % KulMon® (Berlin): 1,8 %	KTB 2023: 13,8 % KulMon® (Berlin): 6,5 %

Tabelle 5: *Berliner Kulturmilieus: Besetzungsstärke nach Datensatz bei modaler Zuweisung. Datenbasis: Otte 2019: (forsa-Omninet, Online-Accesspanel, Berlin: n = 1000; BRD (ohne Berlin): n = 2000), gewichtet. KTB2019-2023: Kulturelle Teilhabe in Berlin (2019: n = 3.402; 2021: n = 3.629; 2023: n = 3.581), gewichtet. KulMon® (Publikumsbefragungen in öffentlichen Kultureinrichtungen, nur Berlin, ungewichtet, Datenreihe von 2019-Februar 2024; n = 188.413).*

Vergleich mit nationalen Daten (forsa Omninet)

Ein besonderer Mehrwert der forsa Omninet-Daten der ursprünglichen Aktualisierungsstudie von OTTE (2019) liegt darin, dass sie einen Vergleich der Kulturmilieus zwischen Berlin und dem übrigen Bundesgebiet ermöglichen. Da Berlin in der zugrundeliegenden Studie überrepräsentiert wurde, ist ein methodisch belastbarer Vergleich möglich. Auffällig ist, dass die Besetzungsstärke der Milieus in Berlin und im übrigen Deutschland in diesem Datensatz erstaunlich ähnlich ist. Dies spricht dafür, dass das Berliner Modell grundsätzlich gut auf andere Bundesländer übertragbar ist.

Deutlich wird jedoch auch, welch große Unterschiede bei der Milieu-Besetzungsstärke nur durch die unterschiedlichen Erhebungsmethoden der „Kulturelle Teilhabe in Berlin“-Studie und des Online-Access-Panels von forsa entstehen. Besonders deutlich wird dies beim Milieu der Bodenständigen, dessen Anteil in den beiden Studien stark variiert. Dies verdeutlicht, dass inhaltliche Interpretationen solcher Unterschiede mit erheblicher Vorsicht zu genießen sind. So kann beispielsweise auch die auf forsa Omninet basierende Studie „Relevanzmonitor Kultur“ des Liz-Mohn-Centers (FORSA 2023) nur eingeschränkt mit den postalisch-repräsentativ erhobenen Daten der KTB-Studie verglichen werden.

Auch in Bezug auf das konservative Unterhaltungsmilieu ergeben sich erhebliche Unterschiede: Während die forsa-Daten Zweifel an der Existenz bzw. Relevanz dieser Gruppe aufkommen lassen, zeigen die KulMon®-Daten, dass dieses Milieu durchaus in Kultureinrichtungen präsent und dort sogar überdurchschnittlich häufig anzutreffen ist. Sein Anteil liegt in den forsa-Online-Paneldaten bei lediglich 2

Prozent, bei den KTB-Studien bei rund 5 Prozent und bei den KulMon®-Daten bei rund 8 Prozent.

Übertragung in dritte Datensätze

Der Nutzen eines empirischen Milieumodells liegt in der Verknüpfung sozialer Milieutypen mit weiteren Merkmalen, wie etwa Kulturbesuchen, Besuchsmotiven usw. Im Kontext der latenten Klassenanalyse werden Zusammenhänge mit solchen Drittvariablen idealerweise innerhalb des Frameworks der Strukturgleichungsmodellierung gelöst, um keine unnötigen Verzerrungen der Schätzer und Konfidenzintervalle hervorzurufen. Für die praktische Anwendung ist dieses Vorgehen jedoch oftmals nicht durchführbar, da diese Verfahren aufwendig sind, spezielle Softwarepakete und Methodenkenntnisse voraussetzen und häufig keine ausreichenden Fallzahlen vorhanden sind.

Zielsetzung des Kulturmilieumodells ist es, ein typologisches Messinstrument zu entwickeln, das analog zum Lebensführungsmodell von Otte in dritte Datensätze eingespielt werden kann. Allein aus diesem Grund ist das soeben beschriebene Vorgehen innerhalb des Frameworks der Strukturgleichungsmodellierung wenig praktikabel.

Auf der Grundlage der Antwortwahrscheinlichkeiten und der Besetzungsstärke der Klassen im Ursprungsmodell lassen sich über das sogenannte Bayes-Theorem die Wahrscheinlichkeiten berechnen, mit der eine Person den unterschiedlichen Klassen zugeordnet würde (vgl. LÜKEN, SCHIMMELPFENNIG 2015). Die Bayes-Formel ermöglicht es, eine a posteriori Wahrscheinlichkeit der Klassenzugehörigkeit zu berechnen, indem sie die a priori Wahrscheinlichkeit einer Klasse mit der Wahrscheinlichkeit einer gegebenen Antwortkombination in dieser Klasse kombiniert:

$$P(K_i \mid X) = \frac{P(X|K_i)P(K_i)}{\sum_{j=1}^{n} P(X|K_j)P(K_j)}$$

Dabei bezeichnet $P(K_i \mid X)$ die Wahrscheinlichkeit, dass eine Person mit einer bestimmten Antwortkombination X der Klasse K_i angehört. $P(X \mid K_i)$ ist die bedingte Wahrscheinlichkeit der Antwortkombination X innerhalb der Klasse K_i, während $P(K_i)$ die

a priori Wahrscheinlichkeit der Klasse K_i im Ursprungsdatensatz darstellt.

Das Ergebnis dieser Berechnung sind in unserem Fall neun Variablen, die die jeweiligen Zugehörigkeitswahrscheinlichkeiten für die neun Kulturmilieus beinhalten. Um weitere Berechnungen zu erleichtern, können die Personen anschließend jener Klasse modal (also zu 100 Prozent) zugeordnet werden, der sie am wahrscheinlichsten angehören. Es sei darauf hingewiesen, dass dieser Schritt streng genommen mit einer Verzerrung der Ergebnisse verbunden ist, insbesondere einer Unterschätzung der Standardfehler sowie einer Verzerrung der Punktschätzer, da anteilige Zugehörigkeiten absolut gesetzt und damit verfälscht werden. Im Sinne einer praktikablen Anwendung des Milieumodells ist dies in den meisten Fällen jedoch hinzunehmen.

Für die Implementierung dieses Verfahrens in andere Datensätze sind folgende Schritte notwendig:

1. Berechnung der Antwortwahrscheinlichkeiten $P(X \mid K_i)$ anhand der ursprünglichen LCA-Parameter.
2. Bestimmung der a priori Klassengrößen $P(K_i)$ aus dem Ursprungsdatensatz.

Schritt 1 und 2 können dem obigen Messmodell (Tabelle 3) entnommen werden und sind das Resultat der bereits durchgeführten Latenten Klassenanalyse.

3. Anwendung der Bayes-Formel zur Berechnung der a posteriori Klassenzugehörigkeitswahrscheinlichkeiten für jede Person im Ziel-Datensatz.
4. Optionale modale Zuordnung, indem jede Person der Klasse mit der höchsten berechneten Wahrscheinlichkeit zugewiesen wird.

Dieses Vorgehen ermöglicht eine weitgehende Übertragung des Kulturmilieumodells auf andere Datensätze, ohne dass eine erneute latente Klassenanalyse durchgeführt werden muss. Schritte 3 und 4 können dabei in einer Stata- oder SPSS-Syntax vorgenommen werden (siehe Anhang).

Eine Voraussetzung dafür ist, dass für alle Variablen gültige Werte vorliegen. Bei einem zu hohen Item-Nonresponse-Anteil ist daher eine Imputation fehlender Werte anzuraten. Eine einfache Imputations-

Methode auf der Grundlage der Otte-Dimensionen ist Teil der Stata/SPSS-Syntax.

Stata-Syntax:

```
*************************************************************
* Dieses Stata-Do-File generiert die Kulturmilieutypen      *
* nach "Tewes-Schünzel (2025): Weiterentwicklung des        *
* Lebensstilansatzes für die Kulturpraxis“                  *
* **********************************************************
* Datenbasis: Kulturelle Teilhabe in Berlin 2019 / 2021     *
*************************************************************

//Milieuinstrument. Zuweisung durch Stata. Hinweis: Es handelt sich um das Ergebnis einer Latenten Klassenanalyse, das mittels der "posterior probabilities" (bedingte Wahrscheinlichkeiten) die Berechnung für einzelne Fälle (und damit neue Datensätze) ermöglicht. Datengrundlage sind die Daten der "Kulturelle Teilhabe in Berlin"-Studien von 2019 und 2021. Die Berechnung liefert die Wahrscheinlichkeit der Milieuzugehörigkeit einer Person für alle neun Milieus. Jenes Milieu mit der höchsten Wahrscheinlichkeit wird anschließend modal zugeordnet.

//Diese Kulturmilieutypologie stellt eine Weiterentwicklung der Lebensführungstypologie von Gunnar Otte dar und basiert auf dem aktualisiert Fragebogeninstrument von 2019 (https://sozialstruktur.soziologie.uni-mainz.de/files/2019/12/Otte2019-Weiterentwicklung-der-Lebensf%C3%BChrungstypologie-Version-2019.pdf)

//Datenvorbereitung: Die 12 Otte-Items werden vorbereitet. Wichtig: 1 = trifft voll und ganz zu 2 = trifft eher zu 3 = trifft eher nicht zu 4 = trifft überhaupt nicht zu 98, 99 = Item-Nonresponse. Wichtig: Nicht umpolen! Missing values gehen nicht in die Berechnung mit ein (!). Sollte es deshalb zu vielen Gesamtausfällen kommen, da der Milieutypus nicht berechnet werden kann, muss kann ggf. eine Inputationtechnik angewendet werden. Unten ist eine einfache Imputation über die vier Subdimensionen analog zu Ottes Vorgehen umgesetzt.


/* otte_1 = informiere mich umfassend über politik und zeitgeschehen
otte_2 = pflege einen gehobenen lebensstil
otte_3 = selbstverwirklichung ist mir sehr wichtig
otte_4 = lese gerne anspruchsvolle bücher
otte_5 = kaum was schöneres als betätigung in haus und heim
otte_6 = in kunst und kultur kenn ich mich sehr gut aus
otte_7 = leiste mir richtig teureres menü im restaurant
otte_8 = leben gefällt gut, wenn viel los
otte_9 = halte an traditionen und bräuchen meiner familie fest
otte_10 = suche immer wieder nach neuen herausforderungen
otte_11 = große urlaube im ausland zu teuer
otte_12 = sicherheit und beständi
*/


//Damit die Syntax einfacher auf andere Datensätze angewendet werden kann, werden die Variablennamen angepasst.
clonevar otte_1 =  // Variablenname zu ergänzen!
clonevar otte_2 =  // Variablenname zu ergänzen!
clonevar otte_3 =  // Variablenname zu ergänzen!
```

```
clonevar otte_4 =  // Variablenname zu ergänzen!
clonevar otte_5 =  // Variablenname zu ergänzen!
clonevar otte_6 =  // Variablenname zu ergänzen!
clonevar otte_7 =  // Variablenname zu ergänzen!
clonevar otte_8 =  // Variablenname zu ergänzen!
clonevar otte_9 =  // Variablenname zu ergänzen!
clonevar otte_10 = // Variablenname zu ergänzen!
clonevar otte_11 = // Variablenname zu ergänzen!
clonevar otte_12 = // Variablenname zu ergänzen!


//Fälle werden markiert, die Missing Values pro Subdimension aufweisen
egen oek_miss = anycount(otte_2 otte_7 otte_11), v(98 99)
egen kult_miss = anycount(otte_1 otte_4 otte_6), v(98 99)
egen bio_miss = anycount(otte_3 otte_8 otte_10), v(98 99)
egen trad_miss = anycount(otte_5 otte_9 otte_12), v(98 99)

generate aussta_miss = oek_miss + kult_miss
generate mod_miss = bio_miss + trad_miss


//Missing Values werden auf missing gesetzt, damit sie nicht in die
Berechnung mit eingehen
mvdecode otte_1 otte_2 otte_3 otte_4 otte_5 otte_6 otte_7 otte_8 otte_9
otte_10 otte_11 otte_12, mv(98 99)


//Die Analyse kann nur mit vollständigen Angaben bei allen 12 Variablen
durchgeführt werden, daher bietet es sich bei Datensätzen mit hohem Item-
Non-Response an, Imputationen für fehlende Werte durchzuführen. Hier ist
eine einfache Form der Imputation angegeben, die auf der theoretischen
Grundlage der vier Subdimensionen (kulturelles Kapital, ökonomisches
Kapital, Modernitätsgrad, biografische Perspektive) fehlende Werte aus
anderen Lebensstilvaribalen ableitet. Komplexere Imputationsverfahren
dürften vermutlich bessere Schätzungen ergeben.

//Fallzahlenmaximierende Version der Imputation.  Beachte: Hier werden die
teils invertierten Otte-Variablen herangezogen, um fehlende Werte logisch
korrekt aufzufüllen.

generate inv_otte_11 = 5 - otte_11
generate inv_otte_2 = 5 - otte_2
generate inv_otte_7 = 5 - otte_7

egen impute_otte_1  =  rowmean(otte_4 otte_6)  if otte_1  == .
egen impute_otte_2  =  rowmean(otte_7 inv_otte_11)    if otte_2  == .
egen impute_otte_3  =  rowmean(otte_8 otte_10)    if otte_3  == .
egen impute_otte_4  =  rowmean(otte_1 otte_6)  if otte_4  == .
egen impute_otte_5  =  rowmean(otte_9 otte_12)  if otte_5  == .
egen impute_otte_6  =  rowmean(otte_1 otte_4)  if otte_6  == .
egen impute_otte_7  =  rowmean(otte_2 inv_otte_11)    if otte_7  == .
egen impute_otte_8  =  rowmean(otte_3 otte_10)    if otte_8  == .
egen impute_otte_9  =  rowmean(otte_5 otte_12)  if otte_9  == .
egen impute_otte_10  = rowmean(otte_3 otte_8)    if otte_10 == .
egen impute_otte_11  = rowmean(inv_otte_2 inv_otte_7)    if otte_11 == .
```

```
egen impute_otte_12  = rowmean(otte_5 otte_9)  if otte_12 == .

replace otte_1  =  round(impute_otte_1)  if otte_1 == .
replace otte_2  =  round(impute_otte_2)   if otte_2 == .
replace otte_3  =  round(impute_otte_3)   if otte_3 == .
replace otte_4  =  round(impute_otte_4)  if otte_4 == .
replace otte_5  =  round(impute_otte_5)  if otte_5 == .
replace otte_6  =  round(impute_otte_6)  if otte_6 == .
replace otte_7  =  round(impute_otte_7)   if otte_7 == .
replace otte_8  =  round(impute_otte_8)   if otte_8 == .
replace otte_9  =  round(impute_otte_9)  if otte_9 == .
replace otte_10  = round(impute_otte_10)  if otte_10 == .
replace otte_11  = round(impute_otte_11)  if otte_11 == .
replace otte_12  = round(impute_otte_12) if otte_12 == .


//Berechnung eigentlichen Wahrscheinlichkeiten. Um die Variablen in die Formeln einzugeben, werden zunächst Dummy-Variablen gebildet, die dann mit jeweiligen Antwortwahrscheinlichkeiten multipliziert werden, sodass nur jene Antwortwahrscheinlichkeiten in die Berechnung eingehen, bei denen die Dummy-Variable = 1 ist.
tab otte_1, gen(otte1_)
tab otte_2, gen(otte2_)
tab otte_3, gen(otte3_)
tab otte_4, gen(otte4_)
tab otte_5, gen(otte5_)
tab otte_6, gen(otte6_)
tab otte_7, gen(otte7_)
tab otte_8, gen(otte8_)
tab otte_9, gen(otte9_)
tab otte_10, gen(otte10_)
tab otte_11, gen(otte11_)
tab otte_12, gen(otte12_)

//Berechnung von P(X|Ki)
generate pro1 = (otte1_1*0.146 + otte1_2*0.468 + otte1_3*0.317 + otte1_4*0.070)*  (otte2_1*0.044  + otte2_2*0.450  + otte2_3*0.438  + otte2_4*0.068)*  (otte3_1*0.204+ otte3_2*0.654+ otte3_3* 0.142+ otte3_4* 0.000)  *(otte4_1*0.003+otte4_2* 0.196 + otte4_3* 0.490 + otte4_4* 0.310) * (otte5_1*  0.090 + otte5_2*0.388 + otte5_3*0.443 + otte5_4*0.080) * (otte6_1* 0.009+ otte6_2* 0.143 + otte6_3* 0.552 + otte6_4* 0.296)*(otte7_1 *  0.120 + otte7_2*0.336 + otte7_3*0.360 + otte7_4*0.184)*(otte8_1 * 0.208 + otte8_2 *0.635+ otte8_3 * 0.157 + otte8_4 *0.000)*(otte9_1 *  0.210 + otte9_2 * 0.429 + otte9_3 *  0.295 + otte9_4 *0.066) *(otte10_1 *0.200 + otte10_2 * 0.703 + otte10_3 * 0.096 + otte10_4 * 0.001)*(otte11_1 * 0.298 + otte11_2 * 0.313 + otte11_3 * 0.247 + otte11_4 * 0.142)*(otte12_1 * 0.320 + otte12_2 *0.491 + otte12_3 *0.189 + otte12_4 *0.000)
generate pro2 = (otte1_1*0.224 + otte1_2*0.541 + otte1_3*0.210 + otte1_4*0.025)*  (otte2_1*0.009  + otte2_2*0.334  + otte2_3*0.563  + otte2_4*0.093)*  (otte3_1*0.040+ otte3_2*0.419+ otte3_3* 0.505+ otte3_4* 0.036)  *(otte4_1*0.000+otte4_2* 0.281 + otte4_3* 0.511 + otte4_4* 0.209) * (otte5_1*  0.095 + otte5_2*0.450 + otte5_3*0.393 + otte5_4*0.062) * (otte6_1* 0.003+ otte6_2* 0.029 + otte6_3* 0.716 + otte6_4* 0.251)*(otte7_1 *  0.052 + otte7_2*0.228 + otte7_3*0.549 + otte7_4*0.172)*(otte8_1 * 0.003 + otte8_2 *0.239+ otte8_3 * 0.700 + otte8_4 *0.059)*(otte9_1 *  0.057 + otte9_2 *
```

```
0.541 + otte9_3 *  0.352 + otte9_4 *0.049) *(otte10_1 *0.000 + otte10_2 *
0.221 + otte10_3 * 0.750 + otte10_4 * 0.029)*(otte11_1 * 0.229 + otte11_2 *
0.339 + otte11_3 * 0.337 + otte11_4 * 0.095)*(otte12_1 * 0.281 + otte12_2
*0.641 + otte12_3 *0.072 + otte12_4 *0.005)
generate pro3 = (otte1_1*0.546 + otte1_2*0.365 + otte1_3*0.089 +
otte1_4*0.000)* (otte2_1*0.035 + otte2_2*0.245 + otte2_3*0.462 +
otte2_4*0.258)* (otte3_1*0.081+ otte3_2*0.392+ otte3_3* 0.343+ otte3_4*
0.184) *(otte4_1*0.285+otte4_2* 0.364 + otte4_3* 0.273 + otte4_4* 0.078) *
(otte5_1*  0.141 + otte5_2*0.310 + otte5_3*0.399 + otte5_4*0.150) * (otte6_1*
0.060+ otte6_2* 0.349 + otte6_3* 0.464 + otte6_4* 0.127)*(otte7_1 *  0.052
+ otte7_2*0.083 + otte7_3*0.269 + otte7_4*0.596)*(otte8_1 * 0.000 + otte8_2
*0.097+ otte8_3 * 0.544 + otte8_4 *0.359)*(otte9_1 *  0.113 + otte9_2 *
0.246 + otte9_3 *  0.289 + otte9_4 *0.352) *(otte10_1 *0.013 + otte10_2 *
0.233 + otte10_3 * 0.451 + otte10_4 * 0.303)*(otte11_1 * 0.468 + otte11_2 *
0.119 + otte11_3 * 0.158 + otte11_4 * 0.255)*(otte12_1 * 0.310 + otte12_2
*0.459 + otte12_3 *0.198 + otte12_4 *0.033)
generate pro4 = (otte1_1*0.394 + otte1_2*0.438 + otte1_3*0.152 +
otte1_4*0.016)* (otte2_1*0.035 + otte2_2*0.352 + otte2_3*0.468 +
otte2_4*0.145)* (otte3_1*0.621+ otte3_2*0.317+ otte3_3* 0.059+ otte3_4*
0.003) *(otte4_1*0.420+otte4_2* 0.458 + otte4_3* 0.103 + otte4_4* 0.019) *
(otte5_1*  0.024 + otte5_2*0.264 + otte5_3*0.539 + otte5_4*0.173) * (otte6_1*
0.173+ otte6_2* 0.478 + otte6_3* 0.313 + otte6_4* 0.036)*(otte7_1 *  0.068
+ otte7_2*0.158 + otte7_3*0.453 + otte7_4*0.322)*(otte8_1 * 0.246 + otte8_2
*0.439+ otte8_3 * 0.276 + otte8_4 *0.039)*(otte9_1 *  0.038 + otte9_2 *
0.229 + otte9_3 *  0.412 + otte9_4 *0.321) *(otte10_1 *0.499 + otte10_2 *
0.441 + otte10_3 * 0.060 + otte10_4 * 0.000)*(otte11_1 * 0.382 + otte11_2 *
0.317 + otte11_3 * 0.192 + otte11_4 * 0.109)*(otte12_1 * 0.082 + otte12_2
*0.315 + otte12_3 *0.449 + otte12_4 *0.153)
generate pro5 = (otte1_1*0.390 + otte1_2*0.518 + otte1_3*0.092 +
otte1_4*0.000)* (otte2_1*0.028 + otte2_2*0.499 + otte2_3*0.462 +
otte2_4*0.011)* (otte3_1*0.053+ otte3_2*0.705+ otte3_3* 0.241+ otte3_4*
0.001) *(otte4_1*0.126+otte4_2* 0.609 + otte4_3* 0.265 + otte4_4* 0.000) *
(otte5_1*  0.000 + otte5_2*0.278 + otte5_3*0.682 + otte5_4*0.039) * (otte6_1*
0.017+ otte6_2* 0.498 + otte6_3* 0.484 + otte6_4* 0.001)*(otte7_1 *  0.034
+ otte7_2*0.381 + otte7_3*0.499 + otte7_4*0.086)*(otte8_1 * 0.014 + otte8_2
*0.447+ otte8_3 * 0.517 + otte8_4 *0.022)*(otte9_1 *  0.015 + otte9_2 *
0.456 + otte9_3 *  0.474 + otte9_4 *0.055) *(otte10_1 *0.000 + otte10_2 *
0.594 + otte10_3 * 0.406 + otte10_4 * 0.001)*(otte11_1 * 0.090 + otte11_2 *
0.326 + otte11_3 * 0.468 + otte11_4 * 0.117)*(otte12_1 * 0.025 + otte12_2
*0.593 + otte12_3 *0.362 + otte12_4 *0.020)
generate pro6 = (otte1_1*0.603 + otte1_2*0.290 + otte1_3*0.093 +
otte1_4*0.014)* (otte2_1*0.460 + otte2_2*0.492 + otte2_3*0.048 +
otte2_4*0.000)* (otte3_1*0.628+ otte3_2*0.314+ otte3_3* 0.051+ otte3_4*
0.007) *(otte4_1*0.425+otte4_2* 0.348 + otte4_3* 0.179 + otte4_4* 0.048) *
(otte5_1*  0.044 + otte5_2*0.268 + otte5_3*0.534 + otte5_4*0.154) * (otte6_1*
0.154+ otte6_2* 0.448 + otte6_3* 0.310 + otte6_4* 0.087)*(otte7_1 *  0.486
+ otte7_2*0.304 + otte7_3*0.185 + otte7_4*0.025)*(otte8_1 * 0.317 + otte8_2
*0.454+ otte8_3 * 0.212 + otte8_4 *0.018)*(otte9_1 *  0.118 + otte9_2 *
0.368 + otte9_3 *  0.336 + otte9_4 *0.178) *(otte10_1 *0.436 + otte10_2 *
0.434 + otte10_3 * 0.120 + otte10_4 * 0.011)*(otte11_1 * 0.022 + otte11_2 *
0.090 + otte11_3 * 0.371 + otte11_4 * 0.517)*(otte12_1 * 0.089 + otte12_2
*0.371 + otte12_3 *0.413 + otte12_4 *0.127)
generate pro7 = (otte1_1*0.687 + otte1_2*0.264 + otte1_3*0.045 +
otte1_4*0.004)* (otte2_1*0.150 + otte2_2*0.627 + otte2_3*0.223 +
otte2_4*0.000)* (otte3_1*0.265+ otte3_2*0.534+ otte3_3* 0.196+ otte3_4*
```

```
0.006)  *(otte4_1*0.401+otte4_2* 0.429 + otte4_3* 0.165 + otte4_4* 0.005) *
(otte5_1*  0.275 + otte5_2*0.477 + otte5_3*0.240 + otte5_4*0.008) * (otte6_1*
0.096+ otte6_2* 0.532 + otte6_3* 0.373 + otte6_4* 0.000)*(otte7_1 *  0.200
+ otte7_2*0.342 + otte7_3*0.403 + otte7_4*0.055)*(otte8_1 * 0.043 + otte8_2
*0.417+ otte8_3 * 0.513 + otte8_4 *0.027)*(otte9_1 *  0.324 + otte9_2 *
0.516 + otte9_3 *  0.148 + otte9_4 *0.012) *(otte10_1 *0.071 + otte10_2 *
0.528 + otte10_3 * 0.400 + otte10_4 * 0.000)*(otte11_1 * 0.217 + otte11_2 *
0.355 + otte11_3 * 0.334 + otte11_4 * 0.094)*(otte12_1 * 0.458 + otte12_2
*0.499 + otte12_3 *0.043 + otte12_4 *0.000)
generate  pro8  =  (otte1_1*0.537  +  otte1_2*0.288  +  otte1_3*0.107  +
otte1_4*0.068)*  (otte2_1*0.282  +  otte2_2*0.351  +  otte2_3*0.242  +
otte2_4*0.125)*  (otte3_1*0.771+ otte3_2*0.165+ otte3_3* 0.035+ otte3_4*
0.029)  *(otte4_1*0.407+otte4_2* 0.231 + otte4_3* 0.247 + otte4_4* 0.116) *
(otte5_1*  0.499 + otte5_2*0.292 + otte5_3*0.153 + otte5_4*0.056) * (otte6_1*
0.216+ otte6_2* 0.372 + otte6_3* 0.335 + otte6_4* 0.077)*(otte7_1 *  0.342
+ otte7_2*0.125 + otte7_3*0.170 + otte7_4*0.363)*(otte8_1 * 0.566 + otte8_2
*0.223+ otte8_3 * 0.144 + otte8_4 *0.067)*(otte9_1 *  0.642 + otte9_2 *
0.211 + otte9_3 *  0.073 + otte9_4 *0.074) *(otte10_1 *0.578 + otte10_2 *
0.286 + otte10_3 * 0.086 + otte10_4 * 0.051)*(otte11_1 * 0.524 + otte11_2 *
0.202 + otte11_3 * 0.087 + otte11_4 * 0.188)*(otte12_1 * 0.828 + otte12_2
*0.124 + otte12_3 *0.015 + otte12_4 *0.032)
generate  pro9  =  (otte1_1*0.155  +  otte1_2*0.305  +  otte1_3*0.276  +
otte1_4*0.264)*  (otte2_1*0.007  +  otte2_2*0.120  +  otte2_3*0.364  +
otte2_4*0.509)*  (otte3_1*0.145+ otte3_2*0.293+ otte3_3* 0.330+ otte3_4*
0.232)  *(otte4_1*0.028+otte4_2* 0.105 + otte4_3* 0.304 + otte4_4* 0.562) *
(otte5_1*  0.108 + otte5_2*0.365 + otte5_3*0.276 + otte5_4*0.251) * (otte6_1*
0.007+ otte6_2* 0.024 + otte6_3* 0.156 + otte6_4* 0.813)*(otte7_1 *  0.040
+ otte7_2*0.095 + otte7_3*0.188 + otte7_4*0.677)*(otte8_1 * 0.102 + otte8_2
*0.229+ otte8_3 * 0.337 + otte8_4 *0.332)*(otte9_1 *  0.142 + otte9_2 *
0.278 + otte9_3 *  0.193 + otte9_4 *0.387) *(otte10_1 *0.073 + otte10_2 *
0.205 + otte10_3 * 0.386 + otte10_4 * 0.336)*(otte11_1 * 0.492 + otte11_2 *
0.173 + otte11_3 * 0.119 + otte11_4 * 0.217)*(otte12_1 * 0.391 + otte12_2
*0.359 + otte12_3 *0.139 + otte12_4 *0.111)

//Multiplikation von (X|Ki) mit der Besetzungsstärke P(Ki)
gen prob1 = pro1*0.12859
gen prob2 = pro2*0.14891
gen prob3 = pro3*0.09695
gen prob4 = pro4*0.13290
gen prob5 = pro5*0.14649
gen prob6 = pro6*0.10568
gen prob7 = pro7*0.10495
gen prob8 = pro8*0.05980
gen prob9 = pro9*0.07572

//Berechnung des Nenners der Formel
gen nenner = prob1 + prob2 + prob3 + prob4 + prob5 + prob6 + prob7 + prob8
+ prob9

//Berechnung der Zuordnungswahrscheinlichkeit zu allen neun Klassen
gen c1 = prob1 / nenner
gen c2 = prob2 / nenner
gen c3 = prob3 / nenner
gen c4 = prob4 / nenner
gen c5 = prob5 / nenner
```

```
gen c6 = prob6 / nenner
gen c7 = prob7 / nenner
gen c8 = prob8 / nenner
gen c9 = prob9 / nenner

//modale Zuweisung zum Milieu mit der höchsten Wahrscheinlichkeit
egen maxpr = rowmax(c1 c2 c3 c4 c5 c6 c7 c8 c9)
gen modalclass = 1 if maxpr == c1
replace modalclass = 2 if maxpr == c2
replace modalclass = 3 if maxpr == c3
replace modalclass = 4 if maxpr == c4
replace modalclass = 5 if maxpr == c5
replace modalclass = 6 if maxpr == c6
replace modalclass = 7 if maxpr == c7
replace modalclass = 8 if maxpr == c8
replace modalclass = 9 if maxpr == c9
replace modalclass = . if prob1 == .

//Regruppierung und Labeln der Milieus
recode modal (1=9 "Unterhaltungsmilieu") (2=3 "Bodenständige") (3=2
"Bescheiden-Bürgerliche") (4=8 "Prekäre Avantgarde") (5=4 "Obere Mitte")
(6=7 "Gehoben-Moderne") (7=1 "Gehoben-Konservative") (8=5 "konservatives
Unterhaltungsmilieu") (9=6 "Zurückgezogene"), gen(milieu)
label var milieu "Soziales Milieu"

//Datenbereinigung: Fälle mit zu vielen Missings auf einer der ursprünglichen
Ottenschenden Dimensionen werden gelöscht
replace milieu = . if aussta_miss > 2 | mod_miss > 2


//Check inwieweit die imputierte Verteilung von der ursprünglichen abweicht.
egen imputed = rowmean(impute_otte_1 impute_otte_2 impute_otte_3
impute_otte_4 impute_otte_5 impute_otte_6 impute_otte_7 impute_otte_8
impute_otte_9 impute_otte_10 impute_otte_11 impute_otte_12)
recode imputed (1/4 = 1)
replace imputed = 0 if milieu != . & imputed != 1
tab milieu imputed, col V

//Bereinigung des Datensatzes
drop otte_1 otte_2 otte_3 otte_4 otte_5 otte_6 otte_7 otte_8 otte_9 otte_10
otte_11 otte_12 oek_miss kult_miss bio_miss trad_miss aussta_miss mod_miss
inv_otte_11 inv_otte_2 inv_otte_7 impute_otte_1 impute_otte_2 impute_otte_3
impute_otte_4 impute_otte_5 impute_otte_6 impute_otte_7 impute_otte_8
impute_otte_9 impute_otte_10 impute_otte_11 impute_otte_12 otte1_1 otte1_2
otte1_3 otte1_4 otte2_1 otte2_2 otte2_3 otte2_4 otte3_1 otte3_2 otte3_3
otte3_4 otte4_1 otte4_2 otte4_3 otte4_4 otte5_1 otte5_2 otte5_3 otte5_4
otte6_1 otte6_2 otte6_3 otte6_4 otte7_1 otte7_2 otte7_3 otte7_4 otte8_1
otte8_2 otte8_3 otte8_4 otte9_1 otte9_2 otte9_3 otte9_4 otte10_1 otte10_2
otte10_3 otte10_4 otte11_1 otte11_2 otte11_3 otte11_4 otte12_1 otte12_2
otte12_3 otte12_4 pro1 pro2 pro3 pro4 pro5 pro6 pro7 pro8 pro9 prob1 prob2
prob3 prob4 prob5 prob6 prob7 prob8 prob9 nenner c1 c2 c3 c4 c5 c6 c7 c8 c9
maxpr modalclass
```

Literatur

ALLMANRITTER, Vera/RENZ, Thomas/TEWES-SCHÜNZEL, Oliver/JUHNKE, Sebastian (2020): Kulturelle Teilhabe in Berlin 2019. Soziodemografie und Lebensstile. Ergebnisse einer repräsentativen Bevölkerungsbefragung, gefördert von der Berliner Senatsverwaltung für Kultur und Europa (Schriftenreihe Kultursoziologie des IKTf, Nr. 1), Berlin. https://www.iktf.berlin/wp-content/uploads/2023/04/IKTf_Kulturelle_Teilhabe_Berlin_2019.pdf [01.10.2025].

BACHER, Johann/VERMUNT, Jeroen K. (2010): Analyse latenter Klassen. In: WOLF, Christof/BEST, Henning (Hrsg.): Handbuch der sozialwissenschaftlichen Datenanalyse. Wiesbaden: VS Verlag für Sozialwissenschaften, S. 553–574.

KOHLER, Ulrich/POST, Julia C. (2023): Welcher Zweck heiligt die Mittel? Bemerkungen zur Repräsentativitätsdebatte in der Meinungsforschung. In: Zeitschrift für Soziologie, 52(1), 67–88. https://doi.org/10.1515/zfsoz-2023-2001 [25.07.2025]

LAVRAKAS, Paul John/PENNAY, Darren/NEIGER, Dina/PHILLIPS, Ben (2022): Comparing Probability-Based Surveys and Nonprobability Online Panel Surveys in Australia: A Total Survey Error Perspective. In: Survey Research Methods, 16(2), 241–266. https://doi.org/10.18148/srm/2022.v16i2.7907 [25.07.2025].

LIZ MOHN CENTER (2023): Relevanzmonitor Kultur. Stellenwert von Kulturangeboten in Deutschland. Gütersloh: Bertelsmann Stiftung. https://www.bertelsmann-stiftung.de/fileadmin/files/BSt/Presse/Umfrageergebnisse_Relevanzmonitor-Kultur_20230531.pdf [12.03.2025].

LÜKEN, Johannes/SCHIMMELPFENNIG, Henning (2015): Latent-Class-Clusteranalyse. In: planung & analyse, Jg. 42, Nr. 5, S. 47.

OTTE, Gunnar (2019): Weiterentwicklung der Lebensführungstypologie, Version 2019. https://sozialstruktur.soziologie.uni-mainz.de/files/2019/12/Otte2019-Weiterentwicklung-der-Lebensführungs-typologie-Version-2019.pdf [27.02.2024].

TEWES-SCHÜNZEL, Oliver (2026): Kulturmilieus für die Publikumssegmentierung. Die Weiterentwicklung des

Lebensstilansatzes für die Kulturpraxis. In: Allmanritter, Vera/Gross, Helen: Kulturelle Teilhabe. Status Quo und Zukunftsperspektiven. Bielefeld: transcript, S. 237–262. https://www.transcript-verlag.de/shopMedia/openaccess/pdf/oa9783839435342.pdf#page=238[15.10.2026].

TEWES-SCHÜNZEL, Oliver/ALLMANRITTER, Vera/RENZ, Thomas (2023): Kulturelle Teilhabe in Berlin 2023. Alles wieder beim Alten? Kulturbesuche und künstlerisch-kreative Freizeitaktivitäten im Nachgang von COVID-19. Berlin: Institut für Kulturelle Teilhabeforschung. https://www.iktf.berlin/wp-content/uploads/2024/06/IKTf-Kulturelle_Teilhabe_Berlin_2023.pdf [12.03.2025].