



Sind Geförderte der VolkswagenStiftung in gleicher Weise fähig, Netze gemeinsamer Wirkungen auf individueller, institutioneller und gesellschaftlicher Ebene zu identifizieren? Ein «Latent State Trait Cultural Consensus Theory»-Ansatz (LST-CCT)

Rüdiger Mutz

52. Kongress der DGPs-Kongress Hildesheim 2022



- **Problemstellung**
- **Latent State Trait Cultural Consensus Theory (LST-CCT)**
- **Simulationsstudie**
- **Anwendung – VWS-Studie**
- **Diskussion**

- Forschungsförderorganisationen sind stark an **spezifischen Wirkungen ihrer Förderprogramme** interessiert -> "intervention logics" (IL)
- **Probleme der Evaluation:**
 - Deduktiver Ansatz in der Evaluation
 - Fokussierung auf den persönlichen Nutzen der Geförderten
 - Fokus auf große Förderprogramme z.B. AvH
- **Zielsetzung des Projekts:** Explorative Bestimmung der Wirkungen von ausgewählten Förderprogrammen der VWS und AvH aus der Sichtweise der Geförderten auf *individueller, institutioneller* und *gesellschaftlicher* Ebene.
- **"Impact culture":** Annahme eines *Netz von konsensual wahrgenommenen positiven und negativen Wirkungen*, die ein Programm bei Geförderten (Postdocs) auslöst (Mutz & Daniel, 2022, in review) -> auch für kleinere Programme geeignet.

Hans Dieter Daniel, Jana Bobokova, Rüdiger Mutz (Authors)
*Funding Programmes and
Initiatives for Internationally
Mobile Postdocs*
Perceived Impacts on Individuals, Institutions and Society



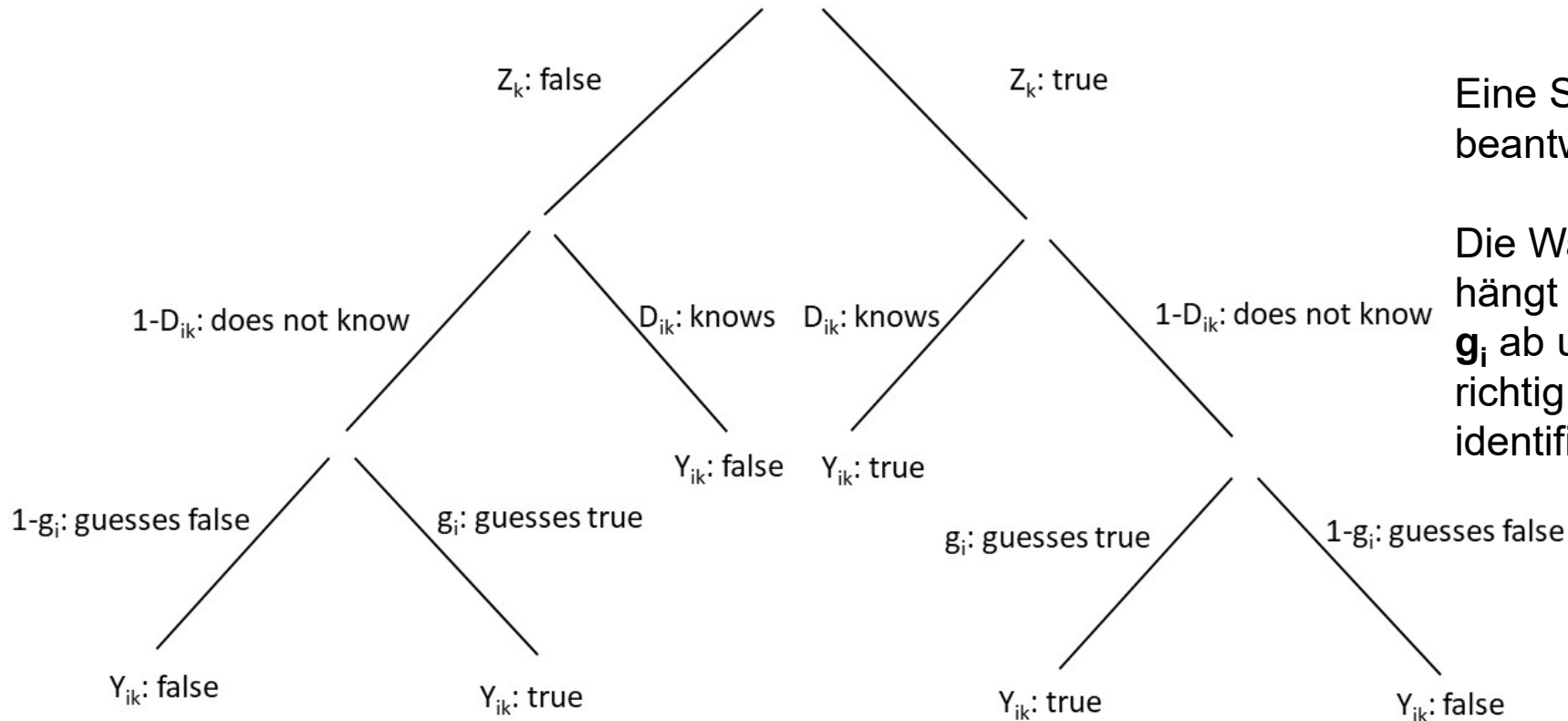


- **Methodischer Ansatz:** "*Cultural Consensus Theory*" (CCT) oder "*test theory without answer key*": Es wird aus Antworten auf ein Set von binären Items der "true answer key" (culture) statistisch geschätzt, wobei der unterschiedlichem Grad an Wissen (Kompetenz) und Neigung zu Antworttendenzen (Bias) bei den Befragten berücksichtigt wird.
- **Problemstellung:** Bisher gibt es nur CCT-Modelle für singuläre Sets von Items. Werden mehrere Sets von Items (individuelle, institutionelle, gesellschaftliche Ebene) untersucht, stellt sich die Frage, ob die Kompetenzen und Antworttendenzen gleich bleiben (*Trait*) oder sich über die verschiedenen Sets von Items ändern (*State*) unter der Annahme von Messwiederholung und Heterogenität der Items (Mutz & Daniel, 2021, in review).
- **Zielsetzung:** Entwicklung eines Latent State Trait Cultural Consensus-Modells (LST-CCT)



Latent State Trait Cultural Consensus Model

"Multinomial Processing Tree" für CCT



Eine Stichprobe von $i=1 \dots N$ Personen beantwortet $k=1 \dots K$ binäre Items (true/false).

Die Wahrscheinlichkeit der Beantwortung hängt von der Rate-Wahrscheinlichkeit (Bias) g_i ab und von der Kompetenz D_{ik} , ein Item richtig als konsensual ($Z_{ik}=1$ "true") zu identifizieren.

I Basis-Modell der CCT (Anders & Batchelder, 2012, S. 468)

$$Y_{ik} \sim \text{Bernoulli}(p_{ik})$$

$$p_{ik} = P(Y_{ik} = 1) = D_{ik}Z_k + (1 - D_{ik})g_i$$

$$D_{ik} = \frac{\alpha_i(1 - \beta_k)}{\alpha_i(1 - \beta_k) + \beta_k(1 - \alpha_i)} = [1 + e^{-(\theta_i - \sigma_k)}]^{-1} \quad \text{Rasch-Modell mit } \theta_i = \text{logit}(\alpha_i), \quad \sigma_i = \text{logit}(\beta_i)$$

I Basis-Modell der CCT (Anders & Batchelder, 2012, S. 468)

$$Y_{ik} \sim \text{Bernoulli}(p_{ik})$$

$$p_{ik} = P(Y_{ik} = 1) = D_{ik}Z_k + (1 - D_{ik})g_i$$

$$D_{ik} = \frac{\alpha_i(1 - \beta_k)}{\alpha_i(1 - \beta_k) + \beta_k(1 - \alpha_i)} = [1 + e^{-(\theta_i - \sigma_k)}]^{-1} \quad \text{Rasch-Modell mit } \theta_i = \text{logit}(\alpha_i), \quad \sigma_i = \text{logit}(\beta_i)$$

II Basis-Modell der LST in CTT-Version (Geiser et al., 2013, S. 3; Steyer et al., 1992)

$$Y_{kt} = \eta_{kt} + \xi_{kt} + \varepsilon_{kt}$$

η = «latent trait» für Indikator k und Zeitpunkt t

ξ = «latent state residual»

ε = Messfehler

(Index i für die Person weggelassen)

III LST-CCT-Modell: a. CCT-Komponente (t = Ebene / Zeitpunkt)

$$Y_{ikt} \sim \text{Bernoulli}(p_{ikt})$$

$$p_{ikt} = P(Y_{ikt} = 1) = D_{ikt} Z_{kt} + (1 - D_{ikt}) g_{it}$$

$$D_{ikt} = \frac{\alpha_{it}(1 - \beta_{kt})}{\alpha_{it}(1 - \beta_{kt}) + \beta_{kt}(1 - \alpha_{it})} = [1 + e^{-(\theta_{it} - \sigma_{kt})}]^{-1} \text{ Rasch-Modell mit } \theta_{it} = \text{logit}(\alpha_{it}), \quad \sigma_{it} = \text{logit}(\beta_{it})$$

III LST-CCT-Modell: a. CCT-Komponente ($t = \text{Ebene} / \text{Zeitpunkt}$)

$$Y_{ikt} \sim \text{Bernoulli}(p_{ikt})$$

$$p_{ikt} = P(Y_{ikt} = 1) = D_{ikt} Z_{kt} + (1 - D_{ikt}) g_{it}$$

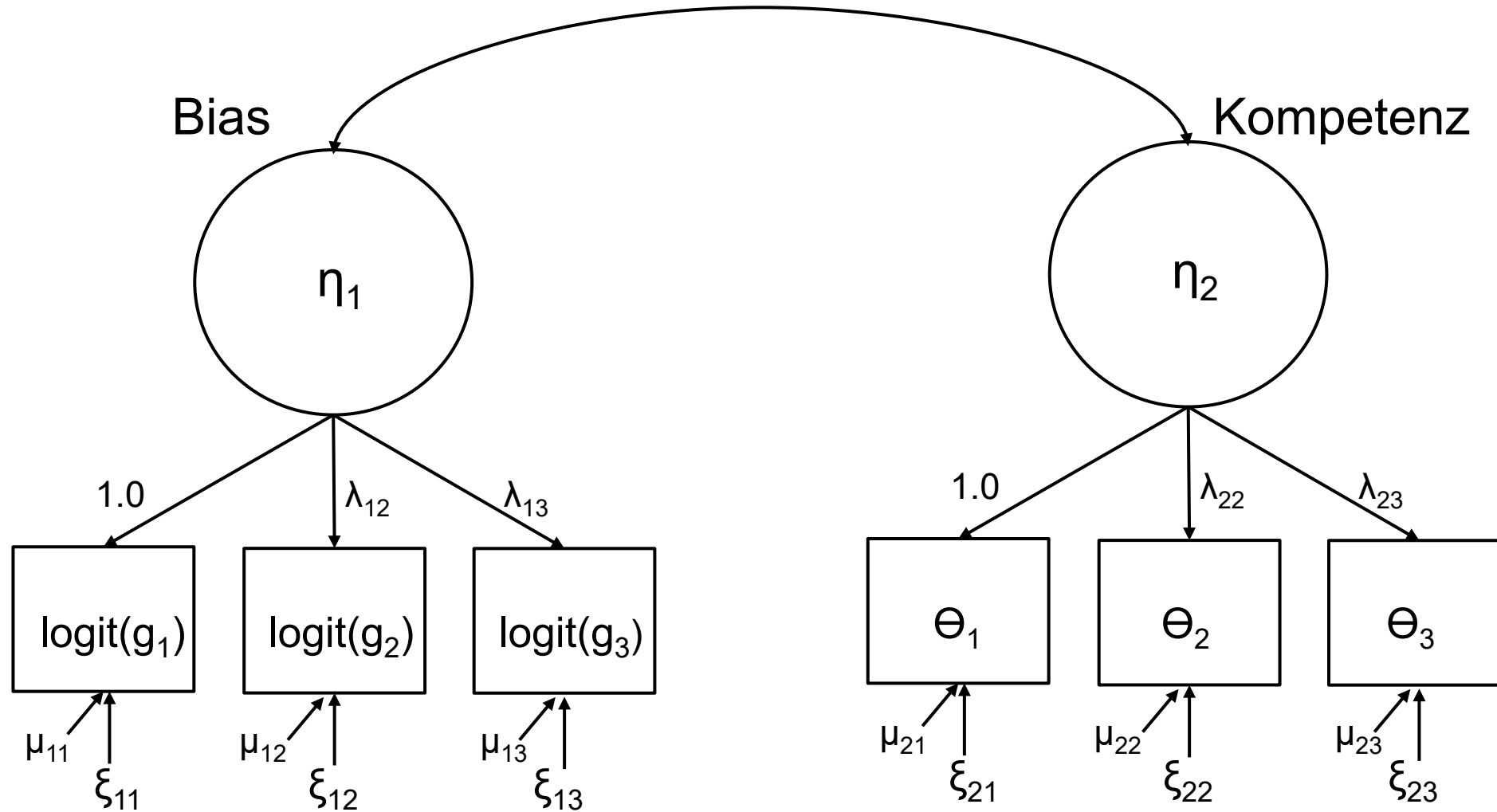
$$D_{ikt} = \frac{\alpha_{it}(1 - \beta_{kt})}{\alpha_{it}(1 - \beta_{kt}) + \beta_{kt}(1 - \alpha_{it})} = [1 + e^{-(\theta_{it} - \sigma_{kt})}]^{-1} \quad \text{Rasch-Modell mit } \theta_{it} = \text{logit}(\alpha_{it}), \quad \sigma_{it} = \text{logit}(\beta_{it})$$

b. LST-Komponente (g und Θ sind latente Variablen)

$$\text{logit}(g_{it}) = \mu_{1t} + \lambda_{1t} \eta_{1i} + \xi_{1it} \quad \xi_{1it} \sim \text{MVN}(\mathbf{0}, \mathbf{\Sigma}_{\xi_{1t}}) \quad \text{mit } \lambda_{1t} = 1, \text{ wenn } t = 1; \quad \mathbf{\Sigma} = \mathbf{DIAG}(\sigma^2_{\xi_{11}, \dots}, \sigma^2_{\xi_{1t}, \dots}, \sigma^2_{\xi_{1T}})$$

$$\theta_{it} = \mu_{2t} + \lambda_{2t} \eta_{2i} + \xi_{2it} \quad \xi_{2it} \sim \text{MVN}(\mathbf{0}, \mathbf{\Sigma}_{\xi_{2t}}) \quad \text{mit } \lambda_{2t} = 1, \text{ wenn } t = 1; \quad \mathbf{\Sigma} = \mathbf{DIAG}(\sigma^2_{\xi_{21}, \dots}, \sigma^2_{\xi_{2t}, \dots}, \sigma^2_{\xi_{2T}})$$

$$\eta_{1i}, \eta_{2i} \sim \text{MVN}(\mathbf{0}, \mathbf{\Sigma}_{\eta})$$





Simulationsstudie

- **Fragestellung:** Wie verhält sich das LST-CCT-Modell unter unterschiedlichen Stichprobenbedingungen?
- 3 Itemsets, 1 Kultur pro Itemset ($\frac{2}{3}$ Konsensus-Items)
- Es werden 3 Faktoren variiert mit 300 Stichproben pro Kombination:
 1. Stichprobengröße: 50, 100, 200, 400
 2. Anzahl Items pro Set: 15 vs. 30
 3. Item-Heterogenität (σ_{kt}):
 - a. *Gleich*: gleiche heterogene Itemstruktur je Itemset
 - b. *Ungleich*: ungleiche heterogene Itemstruktur je Itemset
 - c. *Homogen*: homogene Itemstruktur ($\sigma_{kt}=0$)
- Schätzung als Bayes-Modell mit *PROC MCMC* (SAS) sowohl zur Generierung der Stichproben, wie auch zur Schätzung der Modelle (Metropolis-Hastings, 2000/5000 Iterationen).



Ergebnisse

Number of items / set	Sample size	Item structure		
		Equal	Unequal	Homogen
15	50			
	100			
	200			
	400			
30	50			
	100			
	200			
	400			



Consensus culture Z - Grad der Übereinstimmung mit Z_{true}

Number of items / set	Sample size	Item structure		
		Equal	Unequal	Homogen
15	50	.97	.97	.99
	100	.98	.98	.99
	200	.97	.98	.99
	400	.96	.98	.98
30	50	.85	.83	.92
	100	.85	.83	.90
	200	.84	.82	.89
	400	.83	.80	.87

%Bias der λ -Koeffizienten der latenten Trait-Variablen (Median)

Number of items / set	Sample size	Item structure		
		Equal	Unequal	Homogen
15	50	20.2	22.7	19.9
	100	7.2	11.1	7.7
	200	4.2	6.6	3.4
	400	1.6	4.9	5.4
30	50	12.0	17.2	11.3
	100	1.2	5.1	4.5
	200	-1.2	0.8	0.07
	400	-0.8	-7.5	3.6

%Bias der σ^2_{η} -Koeffizienten der latenten Trait-Variablen (Median)

Number of items / set	Sample size	Item structure		
		Equal	Unequal	Homogen
15	50	-28.6	-34.3	-19.0
	100	-16.9	-20.1	-4.8
	200	-13.9	-18.9	-10.7
	400	-12.6	-16.0	-12.7
30	50	-39.8	-68.4	-25.5
	100	-31.4	-59.6	-17.0
	200	-27.9	-60.4	-15.8
	400	-27.6	-60.6	-24.0

%Bias der σ^2_{ζ} -Koeffizienten der latenten State-Variablen (Median)

Number of items / set	Sample size	Item structure		
		Equal	Unequal	Homogen
15	50	-5.4	-7.8	8.6
	100	-6.1	-2.7	5.2
	200	-4.6	-2.5	1.8
	400	-3.6	-3.5	1.0
30	50	-36.0	-22.7	-21.6
	100	-30.7	-19.8	-21.2
	200	-20.3	-18.4	-18.9
	400	-21.1	-11.4	-18.3



Anwendung – VWS-Studie



- VWS-Förderinitiative "*Postdoctoral Fellowships in the Humanities at Universities and Research Institutes in the U.S. and Germany*" – Incomings / Outgoings (9-12 Monate Förderung)
- N= 76 Geförderte (28 Incomings, 48 Outgoings, 48.7% Frauen)
- 3 Sets von binären Items (1="eingetreten" / 0="nicht eingetreten") zu wahrgenommenen Wirkungen der Förderinitiative (Items mit Ja-Antworten > 15%):
 - a. individuelle Ebene: 36 Items
 - b. institutionelle Ebene: 12 Items
 - c. gesellschaftliche Ebene: 19 Items => insgesamt **67 Items** von 95 Items
- Kovariablen: Gender, Incoming / Outgoing, Alter zum Zeitpunkt der Förderung
- Annahme einer Kultur pro Ebene (Faktorenanalyse)

Modellvergleich (Deviance information criterion, DIC)

Mnr	Modellbeschreibung			DIC
	Homogene Itemschwierigkeiten	Korrelation zwischen Kompetenz und Bias (η)	Interzepte=0	
M ₀	Ja	Nein	Ja	5 633.3
M ₁	Nein	Nein	Ja	5 544.5
M ₂	Nein	Ja	Ja	5 628.5
M ₃	Nein	Ja	Nein	5 664.9
M ₄	M ₁ + Kovariablen			5 290.2*
M ₅	Multigroup LST-CCT (Incoming / Outgoing)			5 640.0
M ₆	Latent Growth LST-CCT			5 782.2

*Für alle Kovariablen liegt die Null im Highest Posterior Density Interval (HPD) der Regressionskoeffizienten.



Impact Cultures (M₁)

Item*	Wahrgenommene Wirkungen auf der <u>individuellen Ebene</u>	Z	Antworthäufigkeit
1	I had (more) time to concentrate on research.	.88	.90
2	I was part of a renowned research group.	1	.88
3	I increased my visibility in international research.	1	.78
4	I advanced my career in research.	1	.78
5	I increased my academic confidence.	1	.78
6	I had access to expertise, human resources or intellectual community.	1	.72
7	I improved my intercultural skills.	1	.71
8	My reputation increased.	1	.70
9	I increased my capacity to conduct high quality research.	1	.68
10	I sharpened my research profile.	1	.66
11	I increased my competitiveness on the job market.	1	.65
12	I improved my language skills.	1	.64

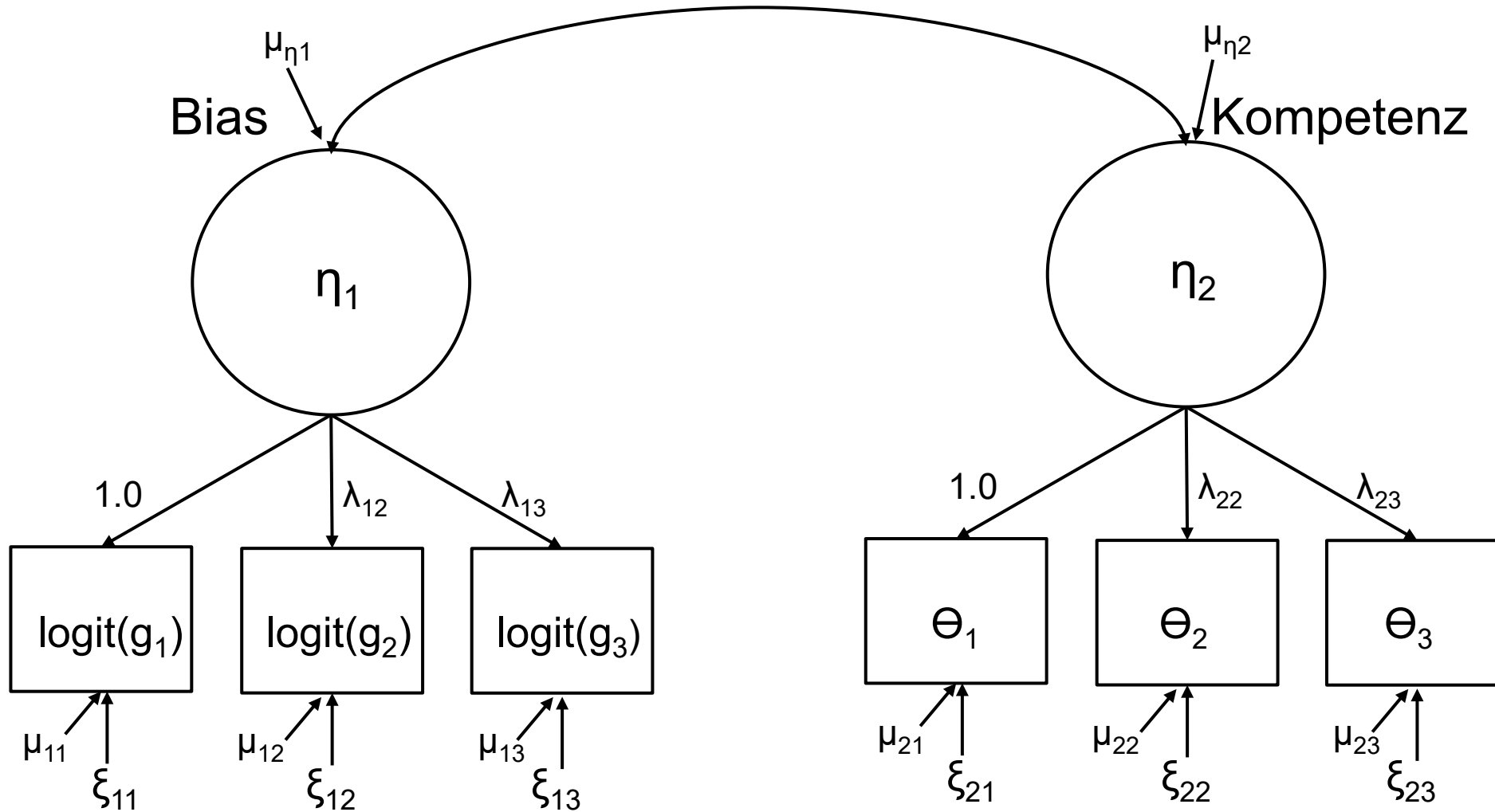
Impact Cultures (M₁)

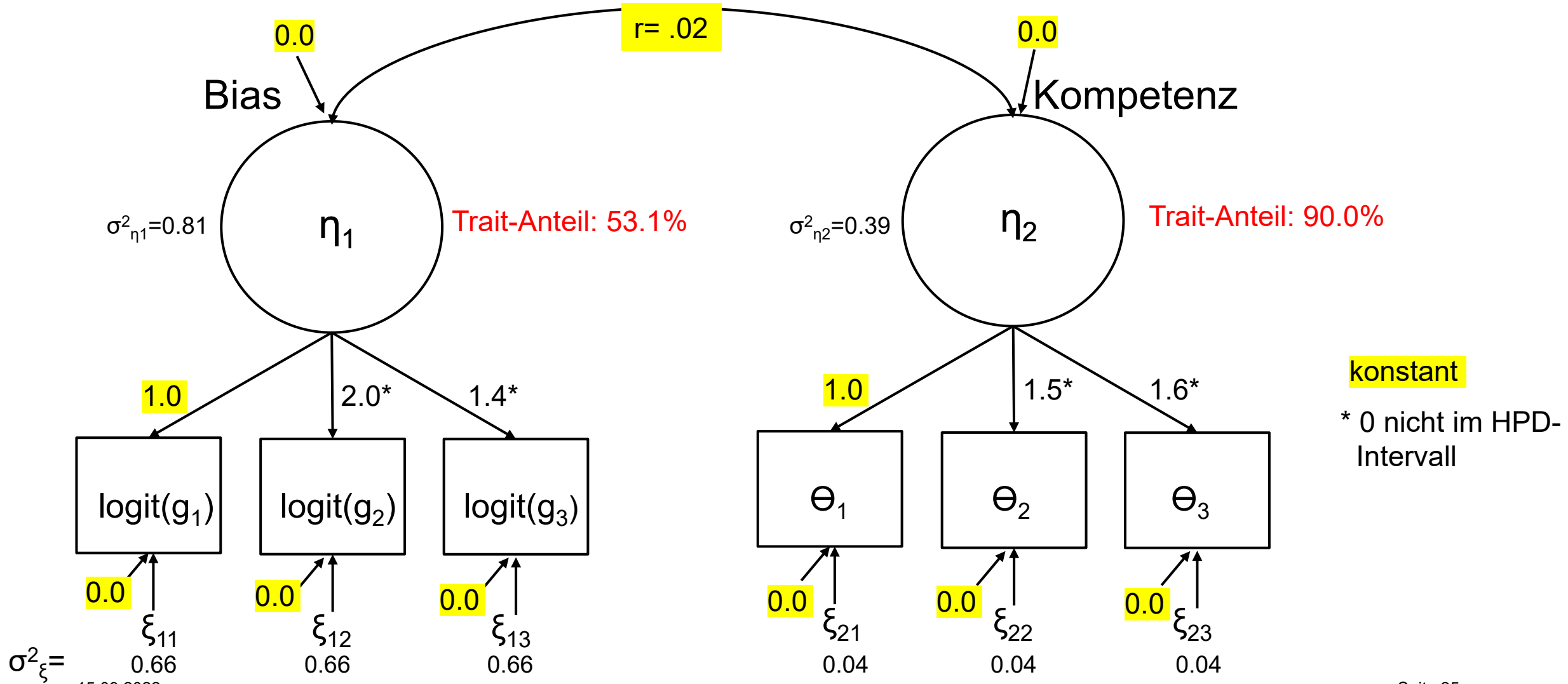
Item*	Wahrgenommene Wirkungen auf der <u>individuellen Ebene</u>	Z	Antworthäufigkeit
13	I broadened my research spectrum.	1	.63
14	I had access to quality infrastructure.	.77	.58
15	The research stay meant a lot for my personal development.	1	.45
16	I raised additional funds after the end of the fellowship.	.85	.30

Item*	Wahrgenommene Wirkungen auf der <u>institutionellen Ebene</u>	Z	Antworthäufigkeit
-	-	-	-

Item*	Wahrgenommene Wirkungen auf der <u>gesellschaftlichen Ebene</u>	Z	Antworthäufigkeit
1	I conveyed my favorable impressions of my host country to friends, colleagues or family.	1.0	.69

* Items absteigend nach Antworthäufigkeiten sortiert.







Diskussion

- Die bisherigen Ansätze der CCT fokussieren auf einzelne Sets von Items. In diesem Beitrag ging es ein CCT-Modell zu entwickeln, um den Zusammenhang zwischen verschiedenen Itemsets und Kulturen unter der Annahme einer Messwiederholung herzustellen und zwar über ein LST-Modell.
- Jüngst haben Oravecz & Vandekerckhove (2020) ein Modell vorgestellt zur Modellierung von Konsensus im Längsschnitt, das aber hier nicht anwendbar ist.
- Die Ergebnisse der Simulation zeigen, daß die Konsensus-Items vor allem bei einer Itemzahl von 15 sehr gut identifiziert werden können. Ein Problem stellen die Varianzen der latenten Trait-Variablen dar (prior-Definition, Anzahl MCMC-Iterationen?).
- Die Ergebnisse der Anwendung zeigten für eine ausgewählte Förderinitiative der VWS, daß Bias und Kompetenzen als Traits aufzufassen sind. 17 von 65 Items bilden die Impact Culture(s) ab.

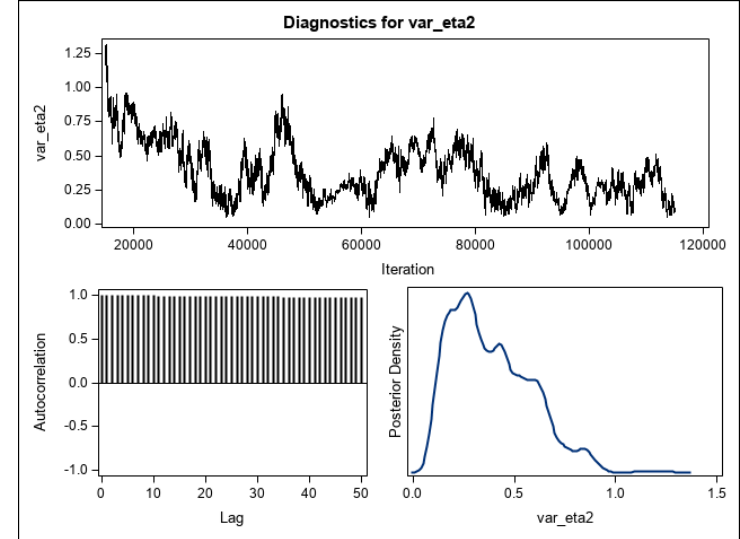
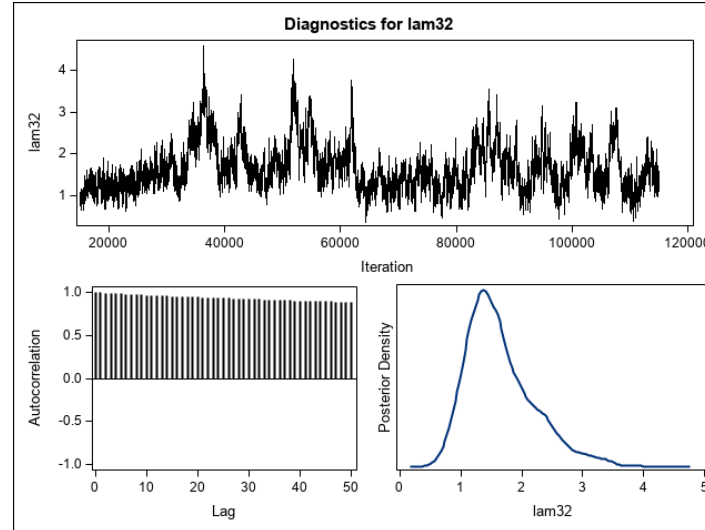
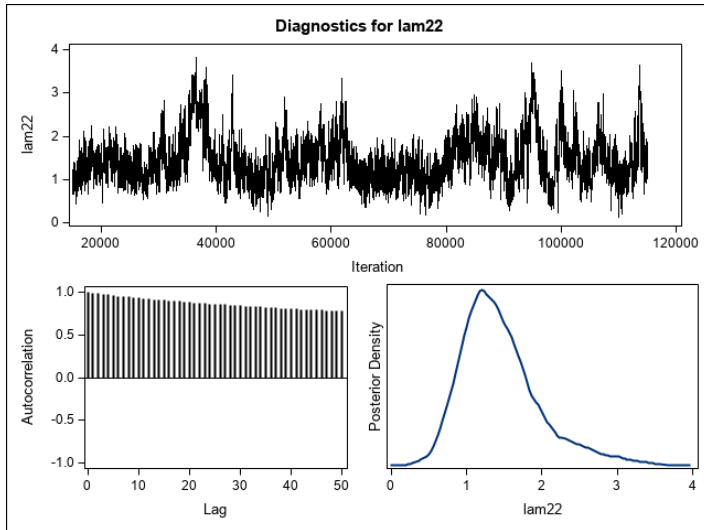
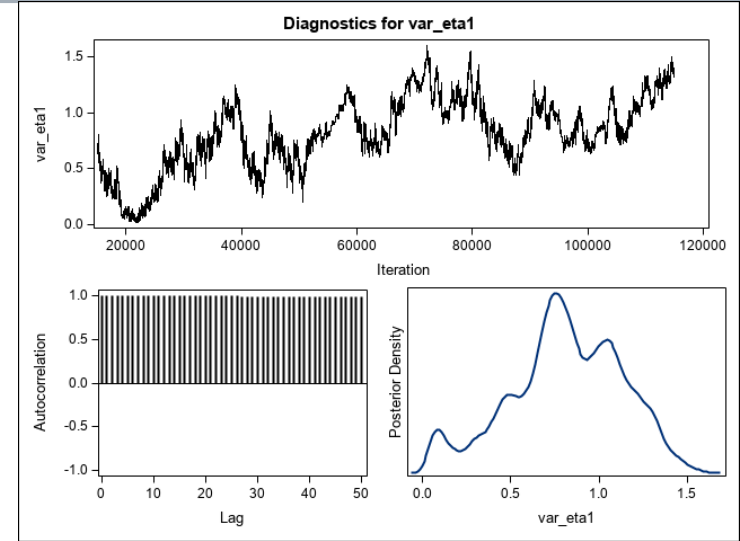
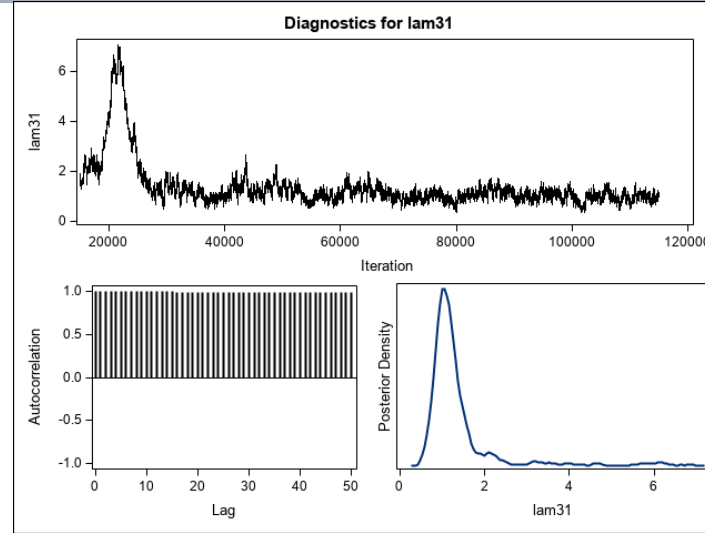
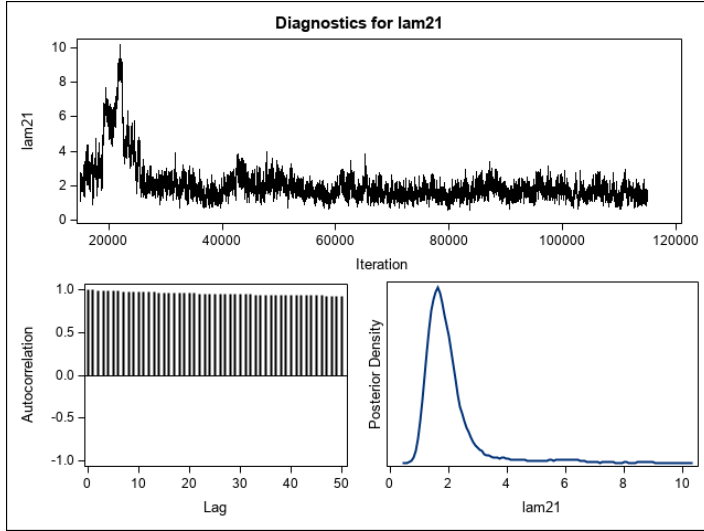


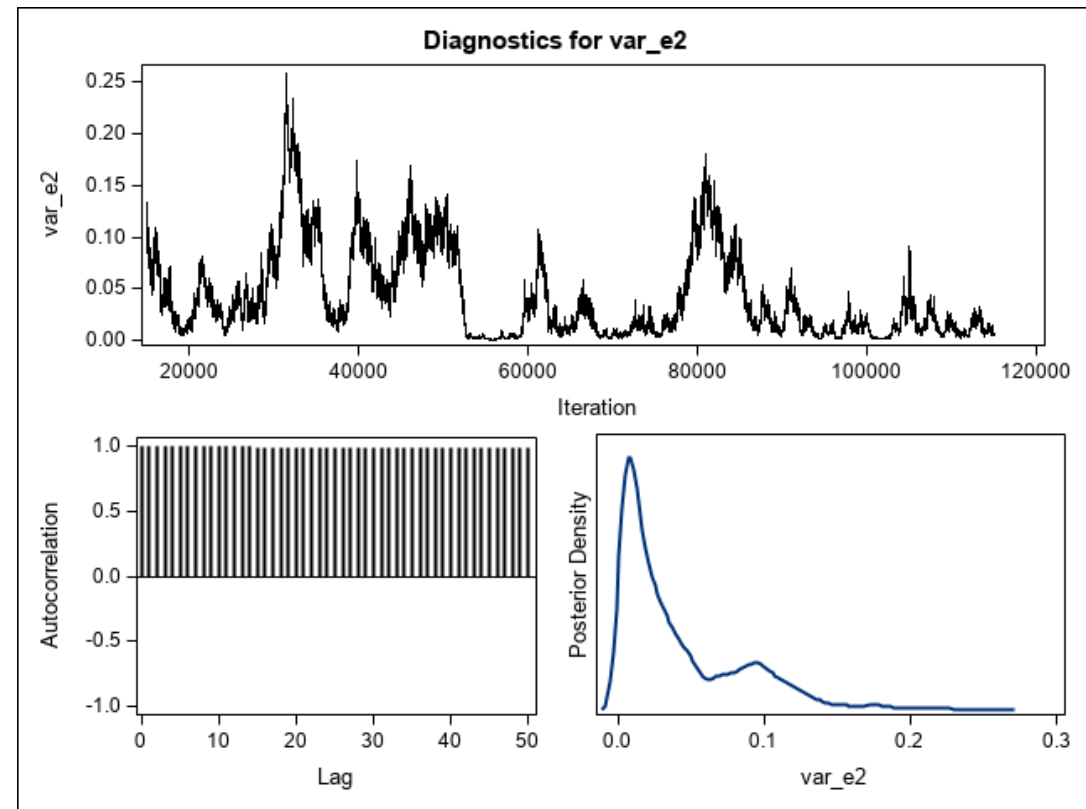
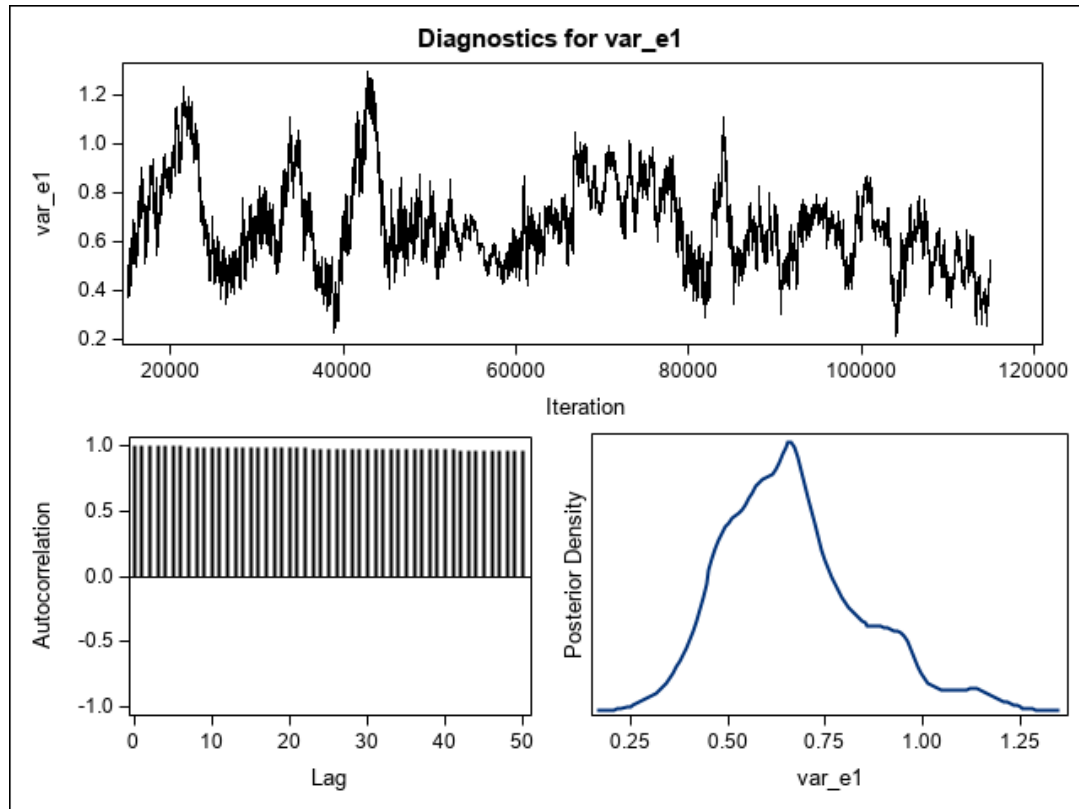
**Universität
Zürich** ^{UZH}

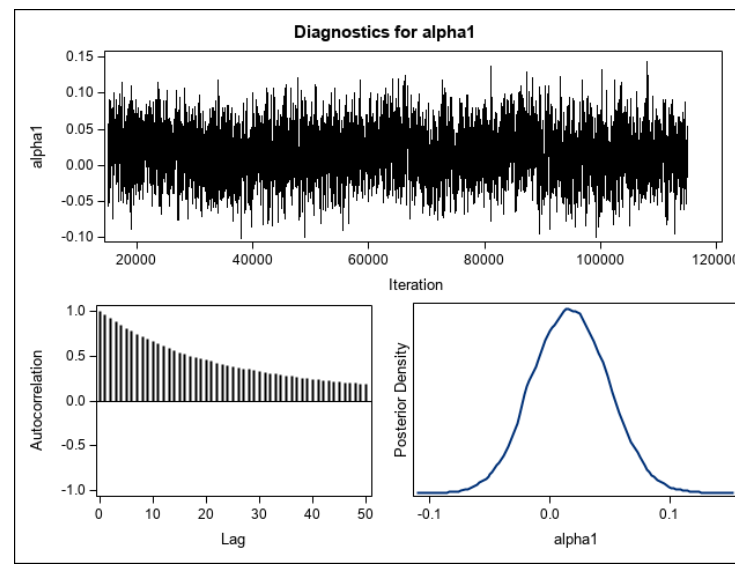
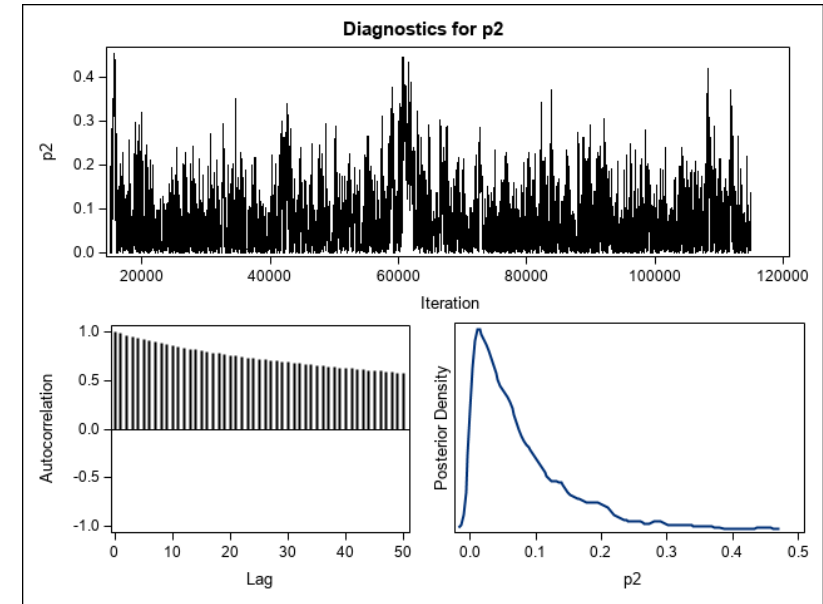
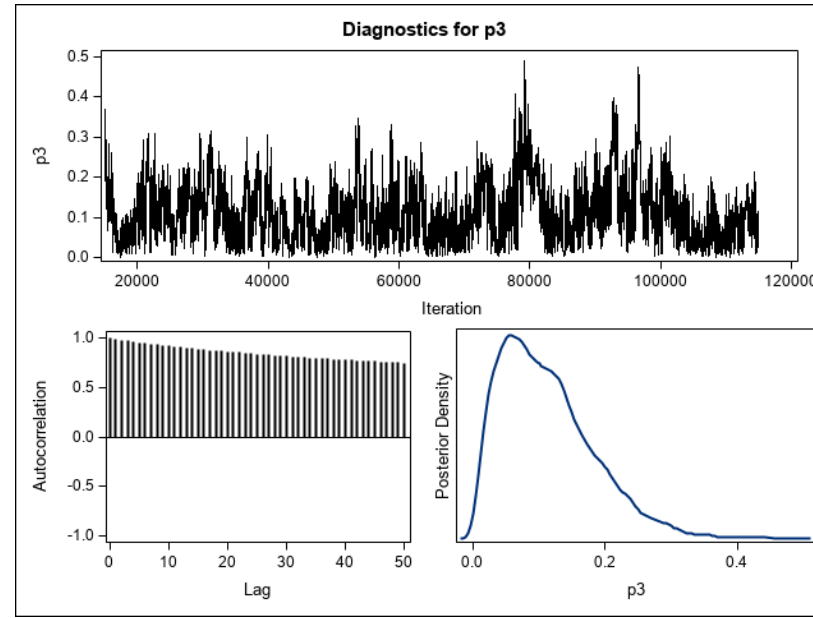
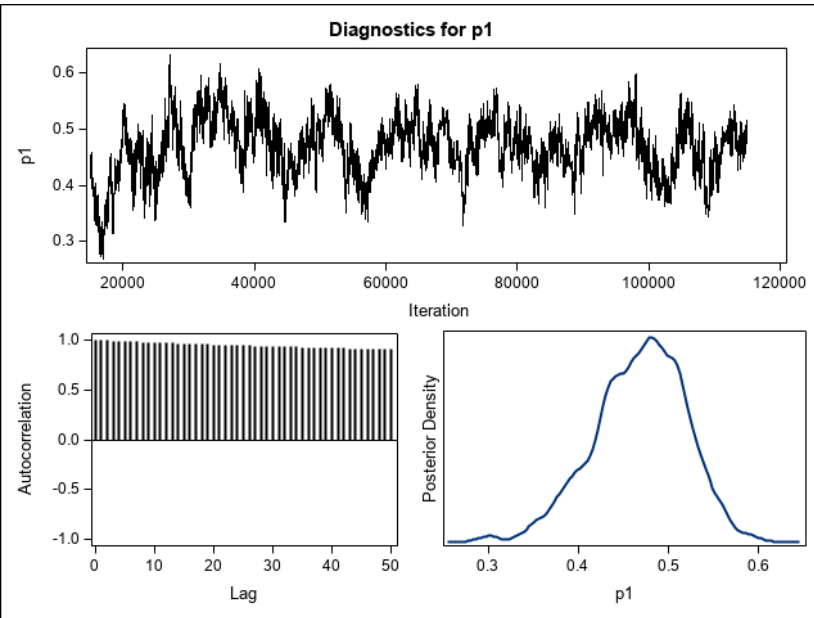
CHESS, Center for Higher Education and Science Studies



Ich bedanke mich für Ihre Aufmerksamkeit







%Bias der p -Anteile der Konsensus-Items (Median)

Number of items / set	Sample size	Item structure		
		equal structure	unequal structure	equal item difficulty
15	50	0.6	-0.9	-0.7
	100	0.8	0.4	-1.7
	200	4.7	3.0	-1.5
	400	5.9	2.9	-0.1
30	50	16.1	6.8	13.3
	100	27.7	15.2	19.6
	200	34.1	15.4	22.5
	400	39.9	17.8	24.8