Call for Papers

„Computational Social Science als neues Paradigma?“ Theorie, Mustererkennung und Erklärung

Sitzung der Ad-hoc-Gruppe 11 auf dem 43. Kongress der Deutschen Gesellschaft für Soziologie „Zukünfte der Gesellschaft“ vom 28.09.-02.10.2026 an der Johannes Gutenberg-Universität Mainz

Seit dem programmatischen Aufsatz „Computational Social Science“ von David Lazer und Kolleg*innen (2009) gilt die Analyse digitaler Spurdaten als potenziell paradigmatische Innovation für die Sozialwissenschaften. Ausgehend von der Beobachtung, dass digitale Infrastrukturen – von Mobiltelefonen bis zu digitalen Plattformen – kontinuierlich Verhaltensdaten in bislang ungekanntem Umfang erzeugen, formulierten die Autor*innen die Vision einer Sozialforschung, die soziale Prozesse mit Hilfe von Big Data in Echtzeit, mit hoher Granularität und auf globaler Skala untersuchen kann (Kitchin and McArdle 2016). Dieser Fokus auf große Datenmengen sowie Auswertungsverfahren wie Machine Learning-Methoden war von Beginn an mit dem Anspruch verbunden, neue Formen der Theoriebildung zu ermöglichen (Bail 2014; Nelson 2020). Lazer et al. betonen dabei: **Die bloße Verfügbarkeit großer Datenmengen und die Entwicklung ausgefeilter Machine Learning-Methoden ersetzt keine theoretische Reflexion.** Ohne konzeptuelle Rahmung, ohne präzise Begriffe und ohne genuin soziologische Problemstellungen droht datenintensive Forschung empirisch beeindruckend, aber analytisch unterbestimmt zu bleiben.

Mit der seit nunmehr 15 Jahren stattfindenden Institutionalisierung der Computational Social Science (CSS) als eigenständiges Forschungsfeld (Edelmann et al. 2020) werden zunehmend Deep-Learning-Verfahren und KI-gestützte Analysen in das methodische Ensemble aufgenommen (De Veaux and Eck 2021; Heiberger 2022; Thapa et al. 2025). Daneben sind neue Journals (z.B. das Journal of Compuational Social Science), Konferenzen (IC^2S^2), Professuren und Graduiertenprogramme entstanden. Mit dieser Dynamik ist jedoch auch eine methodische und epistemische Verselbstständigung verbunden, die sich stärker an Informatik, Physik oder Netzwerkforschung als an klassischer soziologischer Theorie orientiert. In vielen Bereichen operieren computergestützte Ansätze parallel zur soziologischen Theoriebildung, statt mit ihr systematisch verschränkt zu sein.

Das zeigt sich auch anhand der eingesetzten Verfahren. Vom Training und Fine-Tuning tiefer neuronaler Netze über Netzwerkanalyse bis hin zu automatisierter Text-, Bild- und Audioanalyse ermöglichen diese zwar die multimodale, skalierbare und teilweise simultane Untersuchung sozialer Prozesse (Murphy, Laurence, and Allard 2021; O’Halloran et al. 2019; Schneijderberg, Wieczorek, and Steinhardt 2026). Allerdings sind viele dieser Modelle als Black Boxes strukturiert**; ihre internen Entscheidungslogiken bleiben weitgehend intransparent,** auch wenn unter dem Stichwort

Explainable AI Versuche unternommen werden, diese Intransparenz zu reduzieren (Longo et al. 2024; Salih et al. 2025).

Hinzu tritt eine epistemische Verschiebung: Während in der Informatik die Maximierung von Vorhersagegenauigkeit gegenüber einem definierten Goldstandard zentral ist, gerät die erklärende Durchdringung sozialer Phänomene häufig in den Hintergrund. Machine-Learning-Modelle extrahieren Regularitäten aus hochdimensionalen Datenräumen, **verfügen jedoch über kein konzeptuelles Verständnis abstrakter Kategorien wie Macht, Ungleichheit, Differenzierung oder Institutionalisierung**. Insbesondere bei theoriegesättigten Begriffen treten sowohl aleatorische als auch epistemische Unsicherheiten zutage (Hüllermeier and Waegeman 2021). Damit stellt sich die Frage, wie Befunde aus datenintensiven Analysen in gesellschaftstheoretische Annahmen übersetzt werden können und wie mit den modellinhärenten, teilweise intransparenten Unsicherheiten solcher Verfahren umzugehen ist. Eine solche Rückbindung erfordert folglich nicht nur Anwendung, sondern eine erhebliche Übersetzungsleistung zwischen algorithmisch generierten Mustern und soziologischen Begriffen – und selbst deren Gelingen ist keineswegs selbstverständlich, solange zentrale Entscheidungsprozesse der Modelle intransparent bleiben.

Gleichzeitig eröffnet die Arbeit mit großen, heterogenen und multimodalen Datenbeständen die Möglichkeit, theoretische Annahmen empirisch zu prüfen, latente Strukturen sichtbar zu machen oder Muster zu identifizieren, die bestehenden Erwartungen widersprechen. Solche Irritationen können produktiv werden, sofern sie nicht als bloße Anomalien behandelt, sondern als Anlass zur konzeptionellen Revision genutzt werden.

Vor diesem Hintergrund stellt sich die grundlegende Frage, **ob die gegenwärtige Entwicklung zu einer paradigmatischen Transformation der Soziologie führt oder ob es sich bislang primär um eine methodische Innovation ohne entsprechende theoretische Konsolidierung handelt**. Wissenschaftsgeschichtlich werden neue Methoden erst dann paradigmatisch wirksam, wenn sie in kohärente theoretische Rahmen eingebettet sind, die bestimmen, welche Fragen als relevant gelten, was als Erklärung zählt und wie empirische Evidenz interpretiert wird. Historische Beispiele wie Pierre Bourdieus Verbindung relationaler Gesellschaftstheorie mit der Korrespondenzanalyse oder die institutionelle Verknüpfung von Survey-Forschung und Rational-Choice-Theorie zeigen, dass sich methodische und theoretische Entwicklung einander wechselseitig stabilisieren können.

Die Ad-hoc-**Gruppe zielt auf einen systematischen und dialogischen Austausch zwischen soziologischer Theorie und quantitativ orientierten computergestützten Verfahren**. Ausgangspunkt ist die Annahme einer wechselseitigen Produktivität: Computational Social Science, Big-Data-Analysen und KI-gestützte Verfahren benötigen theoretische Fundierung, um soziologisch relevante Fragestellungen zu formulieren, Befunde zu interpretieren und über deskriptive Mustererkennung hinauszugehen. Soziologische Theorie kann von datenintensiven Verfahren profitieren, indem diese

theoretische Annahmen prüfen, relationale Strukturen sichtbar machen oder Irritationen erzeugen, die zur Präzisierung, Revision oder Neubestimmung zentraler Konzepte beitragen.

Wir laden insbesondere (aber nicht nur) Nachwuchswissenschaftler*innen ein, Beiträge einzureichen, die mindestens eines der folgenden Themenfelder adressieren:

- Nutzung von CSS-, Big-Data- oder KI-Methoden zur Prüfung, Weiterentwicklung oder Kritik soziologischer Theorien.
- Theoretisch fundierte Anwendungen von maschinellem Lernen in Text-, Netzwerk- oder multimodaler Analyse.
- Verhältnis von Erklärung, Interpretation, Mustererkennung und Prädiktion in der soziologischen Theoriebildung.
- Epistemologische und methodologische Spannungen zwischen Theoriearbeit und datengetriebener Forschung.
- Rolle von Deep Learning und Large Language Models im Prozess des Theoretisierens.
- Beispiele gelungener oder problematischer Theorie–Methoden-Integration.

Die Gruppe ist bewusst diskussionsorientiert angelegt. Ziel ist die analytisch fundierte Auseinandersetzung mit der Frage, wie computergestützte orientierte Forschung und soziologische Theorie stärker aufeinander bezogen werden können, um die Anschlussfähigkeit soziologischer Debatten im digitalen Zeitalter zu sichern. Die Beiträge werden in einem kompetitiven Verfahren ausgewählt; vorgesehen sind vier bis fünf Vorträge.

Literatur

Edelmann, Achim, Tom Wolff, Danielle Montagne, and Christopher A. Bail. 2020. Computational Social Science and Sociology. *Annu. Rev. Sociol.* 46, 1: 61–81.

Lazer, David, Alex Pentland, Lada Adamic, Sinan Aral, Albert-Laszlo Barabasi, Devon Brewer, Nicholas Christakis et al. 2009. Social Science. *Computational Social Science. Science* (New York, N.Y.) 323, 5915: 721–23.

Bail, Christopher A. 2014. "The Cultural Environment: Measuring Culture with Big Data." *Theory and Society* 43(3–4):465–82.

De Veaux, Richard D., and Adam Eck. 2021. "Machine Learning Methods for Computational Social Science." Pp. 291–321 in *Handbook of Computational Social Science, Volume 2*. Routledge.

Heiberger, Raphael H. 2022. "Applying Machine Learning in Sociology: How to Predict Gender and Reveal Research Preferences." *KZfSS Kölner Zeitschrift Für Soziologie Und Sozialpsychologie* 1–24.

Hüllermeier, Eyke, and Willem Waegeman. 2021. "Aleatoric and Epistemic Uncertainty in Machine Learning: An Introduction to Concepts and Methods." *Machine Learning* 110(3):457–506. doi:10.1007/s10994-021-05946-3.

Kitchin, Rob, and Gavin McArdle. 2016. "What Makes Big Data, Big Data? Exploring the Ontological Characteristics of 26 Datasets." *Big Data & Society* 3(1):2053951716631130.

Longo, Luca, Mario Brcic, Federico Cabitza, Jaesik Choi, Roberto Confalonieri, Javier Del Ser, Riccardo Guidotti, Yoichi Hayashi, Francisco Herrera, Andreas Holzinger, Richard Jiang, Hassan Khosravi, Freddy Lecue, Gianclaudio Malgieri, Andrés Páez, Wojciech Samek, Johannes Schneider, Timo Speith, and Simone Stumpf. 2024. "Explainable Artificial Intelligence (XAI) 2.0: A Manifesto of Open Challenges and Interdisciplinary Research Directions." *Information Fusion* 106:102301. doi:10.1016/j.inffus.2024.102301.

Murphy, Charles, Edward Laurence, and Antoine Allard. 2021. "Deep Learning of Contagion Dynamics on Complex Networks." *Nature Communications* 12(1):1–11.

Nelson, Laura K. 2020. "Computational Grounded Theory: A Methodological Framework." *Sociological Methods & Research* 49(1):3–42.

O'Halloran, Kay L., Sabine Tan, Peter Wignell, Rui Wang, Kevin Chai, and Rebecca Lange. 2019. "Multimodality: A New Discipline." *Multimodality: Towards a New Discipline* 35–54.

Salih, Ahmed M., Zahra Raisi-Estabragh, Ilaria Boscolo Galazzo, Petia Radeva, Steffen E. Petersen, Karim Lekadir, and Gloria Menegaz. 2025. "A Perspective on Explainable Artificial Intelligence Methods: SHAP and LIME." *Advanced Intelligent Systems* 7(1):2400304. doi:10.1002/aisy.202400304.

Schneijderberg, Christian, Oliver Wieczorek, and Isabel Steinhardt. 2026. *The Handbook of Qualitative and Quantitative Content Analysis: Introduction to Classical, Digital, AI-Supported, and Automated Data Analysis*. Taylor & Francis.

Thapa, Surendrabikram, Shuvam Shiwakoti, Siddhant Bikram Shah, Surabhi Adhikari, Hariram Veeramani, Mehwish Nasim, and Usman Naseem. 2025. "Large Language Models (LLM) in Computational Social Science: Prospects, Current State, and Challenges." *Social Network Analysis and Mining* 15(1):4. doi:10.1007/s13278-025-01428-9.

Wir bitten um die Einreichung von Abstracts (etwa eine Seite)
bis zum 30.04.2026

an: pruisken@uni-bremen.de und oliver.wieczorek@incher.uni-kassel.de

Organisation: Insa Pruisken (Universität Bremen), Oliver Wieczorek (Universität Kassel)