

Игнатъев Сергей Александрович, руководитель Лаборатории информационных процессов в сложных социальных системах Института проблем передачи информации им. А. А. Харкевича РАН, e-mail: ignatev-sa@iitp.ru

Плющай Татьяна Николаевна, младший научный сотрудник Лаборатории обработки и передачи информации в когнитивных системах Института проблем передачи информации им. А. А. Харкевича РАН

Еремин Егор Васильевич, аспирант Института проблем передачи информации им. А. А. Харкевича РАН

Антипова Ксения Дмитриевна, аспирант Института проблем передачи информации им. А. А. Харкевича РАН

ПРЕДСКАЗАТЕЛЬНОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ НЕЛИНЕЙНОЙ ДИНАМИКИ СОЦИАЛЬНЫХ ПРОЦЕССОВ НА ОСНОВЕ МУЛЬТИАГЕНТНЫХ И НЕЙРОСЕТЕВЫХ ПОДХОДОВ

В статье рассматривается интегрированный подход к предсказательному моделированию нелинейной динамики социальных процессов, основанный на сочетании мультиагентного моделирования и нейросетевых методов, с акцентом на объединение причинно-объяснительных и данных-ориентированных моделей в условиях усложнения социальных систем. Актуальность работы обусловлена усилением сетевых взаимодействий, высокой чувствительностью макродинамики к микроуровневым изменениям поведения акторов и ограничениями традиционных агрегированных моделей, что требует учета нелинейного и неоднородного характера социальных процессов. Методология исследования базируется на гибридной архитектуре, в рамках которой агент-ориентированная модель применяется для сценарного и причинного анализа, а нейросетевые методы — для калибровки параметров, ассимиляции данных и повышения точности прогнозирования.

В работе предложена концептуальная схема гибридного предсказательного контура и продемонстрирован кейс моделирования динамики социальной

поляризации в сетевой среде, на основании которого сделан вывод о росте прогностической состоятельности моделей при сохранении их интерпретируемости и воспроизводимости при соблюдении нормативных и этических требований.

The article examines an integrated approach to predictive modeling of the nonlinear dynamics of social processes based on the combination of agent-based modeling and neural network methods, with an emphasis on integrating causal–explanatory and data-driven models under conditions of increasing social system complexity. The relevance of the study is determined by the intensification of network interactions, the high sensitivity of macrodynamics to micro-level changes in actor behavior, and the limitations of traditional aggregated models, which necessitate accounting for the nonlinear and heterogeneous nature of social processes. The methodology is based on a hybrid architecture in which agent-based models are used for causal and scenario analysis, while neural network methods are applied for parameter calibration, data assimilation, and improving forecasting accuracy.

The study proposes a conceptual scheme of a hybrid predictive framework and presents a case study of modeling social polarization dynamics in a networked environment, leading to the conclusion that hybridizing agent-based and neural network approaches enhances the predictive performance of social process models while preserving their interpretability and reproducibility, provided that regulatory and ethical requirements for data and artificial intelligence technologies are observed.

Ключевые слова: социальные процессы, нелинейная динамика, предсказательное моделирование, мультиагентные модели, нейросетевые методы, социальные сети, поляризация, искусственный интеллект.

Keywords: social processes; nonlinear dynamics; predictive modeling; multi-agent models; neural network methods; social networks; polarization; artificial intelligence.

Современные социальные процессы развиваются в условиях возрастающей неопределенности, нелинейности и структурной сложности. Массовое поведение, динамика общественного мнения, процессы социальной мобилизации и поляризации формируются под воздействием множества локальных взаимодействий между индивидами, встроенными в сложные и изменяющиеся сети социальных связей. Даже

незначительные изменения индивидуальных установок или коммуникационных паттернов способны приводить к качественным макроуровневым сдвигам, включая фазовые переходы от консенсуса к поляризации и конфликту. В этой связи традиционные линейные и агрегированные модели оказываются недостаточными для адекватного анализа и прогнозирования социальной динамики.

Одним из наиболее развитых инструментов исследования сложных социальных систем является мультиагентное моделирование, позволяющее формализовать поведение отдельных акторов и правила их взаимодействия, а затем анализировать возникающую макродинамику как результат микроуровневых процессов [5; 10]. Существенным преимуществом данного подхода является его интерпретируемость и возможность проведения сценарного и контрфактического анализа. Вместе с тем агент-ориентированные модели сталкиваются с проблемами калибровки параметров, высокой вычислительной сложностью и неопределенностью при работе с реальными данными.

Параллельно с этим в последние годы активно развиваются нейросетевые методы прогнозирования временных рядов и динамических систем, демонстрирующие высокую эффективность при работе с нелинейными и многомерными данными [7; 8]. В задачах анализа социальных процессов особое значение приобретают графовые нейросети и модели обучения динамики состояний на сетях, позволяющие учитывать структурную обусловленность взаимодействий [9; 12]. Однако чисто нейросетевые подходы, как правило, обладают ограниченной интерпретируемостью и подвержены рискам смещения данных и нестабильности прогнозов при изменении режима социальной динамики.

Указанные обстоятельства обуславливают актуальность гибридных подходов, объединяющих мультиагентное моделирование и нейросетевые методы в едином предсказательном контуре [11; 13]. Дополнительным фактором является необходимость учета нормативных и институциональных условий применения технологий искусственного интеллекта и работы с социальными данными в Российской Федерации, закрепленных в стратегических и правовых документах [1–4].

Методологической основой исследования является гибридная архитектура предсказательного моделирования, в рамках которой мультиагентная модель и нейросетевые алгоритмы выполняют взаимодополняющие функции. Агент-ориентированный компонент предназначен для описания микроуровневой структуры социального процесса и включает формализацию типов агентов, их поведенческих правил, механизмов адаптации и структуры социальных связей. Взаимодействие агентов приводит к формированию макропоказателей, характеризующих состояние социальной системы в целом.

Нейросетевой компонент используется для согласования агент-ориентированной модели с эмпирическими данными. Он выполняет функции калибровки параметров, восстановления скрытых состояний и корректировки прогнозных траекторий при поступлении новых наблюдений. В задачах, связанных с сетевой природой социальных процессов, приоритет отдается архитектурам графовых нейросетей, способным учитывать структуру социальных связей и динамику взаимодействий между агентами [9]. Для прогнозирования агрегированных временных рядов применяются современные модели глубокого обучения, ориентированные на работу с нелинейной динамикой и нестационарными данными [7; 8].

В качестве эмпирической базы использовались официальные статистические данные, результаты социологических исследований и обезличенные цифровые следы социальной активности. При этом особое внимание уделено вопросам воспроизводимости моделей и соблюдению требований российского законодательства в сфере искусственного интеллекта и персональных данных, включая положения о регуляторных экспериментах и ответственности за нарушения [1–4]. В ходе исследования разработана концептуальная схема гибридного предсказательного контура, в котором агент-ориентированная модель формирует множество сценариев развития социального процесса, а нейросетевой модуль обеспечивает их калибровку и уточнение на основе наблюдаемых данных. Такая схема позволяет сохранить причинно-объяснительную структуру модели и

одновременно повысить точность прогноза за счет адаптации к эмпирическим данным.

Принципиальным результатом является обоснование функционального разделения ролей между компонентами гибридной модели. Агент-ориентированный компонент отвечает за интерпретацию социальной динамики, выявление механизмов формирования макроэффектов и анализ сценариев воздействия. Нейросетевой компонент ориентирован на решение задач параметрической идентификации, сглаживания шумов данных и повышения устойчивости прогноза в условиях смены режимов социальной динамики. Такое разделение снижает риск утраты интерпретируемости и позволяет использовать нейросетевые методы в качестве инструмента поддержки, а не замены причинного моделирования.

Для иллюстрации возможностей предложенного подхода рассмотрен демонстрационный кейс моделирования динамики социальной поляризации в сети межличностных коммуникаций. В модели каждый агент характеризуется числовым показателем мнения, отражающим его позицию по рассматриваемому общественному вопросу. Агенты взаимодействуют с соседями по социальной сети и частично адаптируют свои мнения под влиянием ближайшего окружения. Дополнительно вводится внешнее информационное воздействие, моделирующее влияние медиасреды или целенаправленных информационных кампаний.

Мультиагентная модель позволяет проследить, как при определенных параметрах взаимодействий и интенсивности внешнего воздействия система переходит из состояния умеренного распределения мнений в режим высокой поляризации. Нейросетевой модуль используется для подстройки параметров чувствительности агентов к социальному и внешнему влиянию на основе наблюдаемых агрегированных данных, что повышает согласованность модели с эмпирическими траекториями. Псевдокод модели в обобщенном виде может быть представлен следующим образом. В начальный момент формируется социальная сеть агентов и задаются их исходные мнения. На каждом временном шаге для каждого агента вычисляется влияние соседей и внешнего информационного сигнала, после чего обновляется его мнение. После обновления состояний всех агентов

рассчитываются макропоказатели уровня поляризации. Нейросетевая модель анализирует расхождение между модельными и наблюдаемыми данными и корректирует параметры агентной динамики. Итерация продолжается до завершения прогнозного горизонта.

На рис. 1 представлена схема гибридной мультиагентно-нейросетевой модели динамики социальной поляризации. Агенты, взаимодействующие в сети социальных связей, обновляют свои мнения под влиянием локального окружения и внешнего информационного воздействия, тогда как нейросетевой модуль выполняет калибровку параметров модели по наблюдаемым макропоказателям.

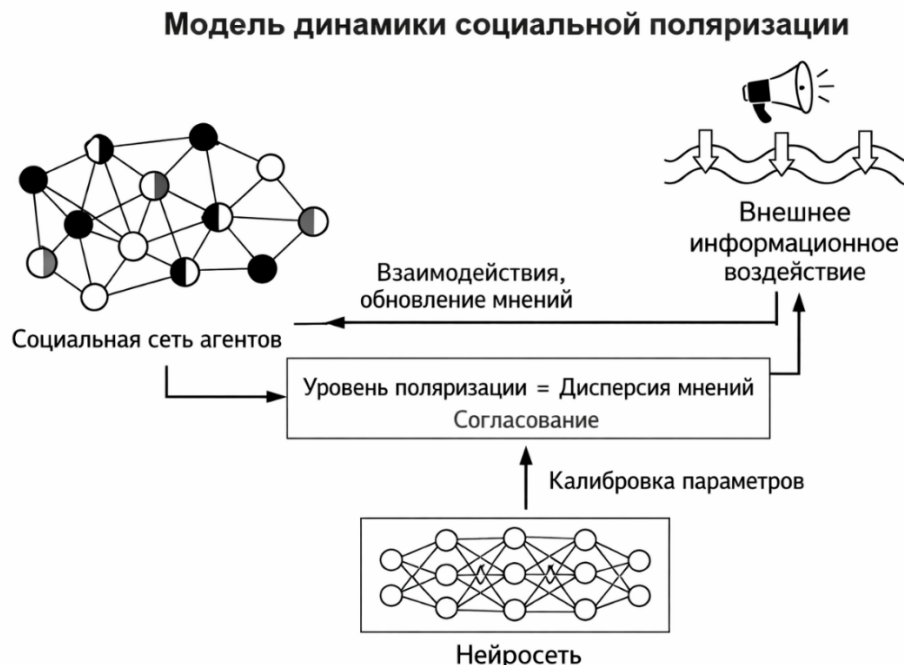


Рис. 1. Схема гибридной мультиагентно-нейросетевой модели динамики социальной поляризации (разработано авторами).

Результаты демонстрационного кейса показывают, что гибридный подход позволяет выявлять пороговые эффекты и критические режимы социальной динамики, которые трудно обнаружить с помощью чисто статистических методов. Использование нейросетевых алгоритмов повышает адаптивность модели к изменяющимся данным и снижает чувствительность к шумам, тогда как агент-ориентированный компонент обеспечивает интерпретируемость и возможность анализа причинно-следственных механизмов.

Вместе с тем применение гибридных моделей социальных процессов связано с рядом ограничений, включая риски переобучения, смещения данных и правовые ограничения на использование персональной информации. В условиях Российской Федерации эти аспекты приобретают особую значимость в связи с развитием нормативного регулирования в сфере искусственного интеллекта и усилением ответственности за нарушения в области персональных данных [1–4]. Это требует интеграции процедур управления рисками и воспроизводимости непосредственно в процесс моделирования.

Таким образом, проведенное исследование подтверждает перспективность интеграции мультиагентного моделирования и нейросетевых подходов для предсказательного анализа нелинейной динамики социальных процессов. Предложенный гибридный подход позволяет объединить сильные стороны агент-ориентированных моделей, обеспечивающих причинно-объяснительное описание и сценарный анализ, с возможностями нейросетевых методов, ориентированных на извлечение закономерностей из эмпирических данных и повышение точности прогнозирования в условиях высокой неопределенности и нелинейности социальной динамики.

Полученные результаты показывают, что принципиально важным элементом гибридной архитектуры является функциональное разделение ролей между компонентами модели. Агент-ориентированный компонент выступает в качестве ядра аналитической конструкции, формализующего микроуровневые взаимодействия, поведенческие правила и сетевую структуру социальных связей, из которых формируются макроуровневые эффекты. Нейросетевой компонент, в свою очередь, выполняет вспомогательную, но методологически значимую функцию, связанную с калибровкой параметров, ассимиляцией разнородных эмпирических данных и адаптивной корректировкой прогнозных траекторий при изменении режимов социальной динамики. Такое распределение функций снижает риски, характерные для полностью данных-ориентированных моделей, и способствует сохранению интерпретируемости и аналитической прозрачности результатов моделирования.

Демонстрационный кейс моделирования динамики социальной поляризации в сетевой среде иллюстрирует практическую применимость предложенного методологического подхода для анализа социальных процессов, характеризующихся пороговыми эффектами и возможностью резких фазовых переходов. Даже в упрощенной постановке гибридная модель позволяет выявлять условия, при которых умеренное распределение мнений трансформируется в состояние высокой поляризации, что подтверждает значимость учета микроуровневых взаимодействий и сетевой структуры при прогнозировании общественной динамики.

Отдельного внимания заслуживает вывод о том, что эффективность гибридного предсказательного моделирования социальных процессов определяется не только выбранными методами и архитектурными решениями, но и соблюдением нормативных и институциональных требований, связанных с использованием социальных данных и технологий искусственного интеллекта. В условиях Российской Федерации это предполагает ориентацию на принципы воспроизводимости, интерпретируемости и ответственного применения аналитических инструментов, закрепленные в действующих стратегических и правовых документах.

В целом результаты исследования формируют методологическую основу для дальнейшего развития предсказательных моделей социальных процессов, ориентированных на анализ сложной и нелинейной общественной динамики. Перспективными направлениями последующих исследований являются расширение гибридного подхода за счет учета динамически изменяющихся социальных сетей, развитие методов ассимиляции данных в мультиагентных моделях, а также проведение систематической эмпирической валидации на основе реальных социальных данных. Предложенный подход может быть использован при создании аналитических и экспертных систем в социально-экономической сфере, поддерживающих принятие решений в условиях сложных и слабо предсказуемых социальных процессов.

Литература

1. Указ Президента Российской Федерации от 10 октября 2019 г. № 490 (ред. от 15 февраля 2024 г.) «О развитии искусственного интеллекта в Российской Федерации» (вместе с Национальной стратегией развития искусственного интеллекта на период до 2030 года). — Доступ из справ.-правовой системы «КонсультантПлюс».
2. Федеральный закон от 17 апреля 2020 г. № 123-ФЗ «О проведении эксперимента по установлению специального регулирования в целях создания необходимых условий для разработки и внедрения технологий искусственного интеллекта в субъекте Российской Федерации — городе федерального значения Москве». — Доступ из справ.-правовой системы «Гарант».
3. Федеральный закон от 31 июля 2020 г. № 258-ФЗ (ред. действующая) «Об экспериментальных правовых режимах в сфере цифровых и технологических инноваций в Российской Федерации». — Доступ из справ.-правовой системы «КонсультантПлюс».
4. Федеральный закон от 30 ноября 2024 г. № 420-ФЗ «О внесении изменений в Кодекс Российской Федерации об административных правонарушениях». — Официальный интернет-портал правовой информации.
5. Бурилина М. А., Евдокимов Д. С. Агент-ориентированное моделирование для поддержки принятия решений и прогнозирования в условиях перехода к цифровой экономике : монография. — Москва : ЦЭМИ РАН, 2020. — 312 с.
6. Макаров В. Л. Проблемы стандартизации описания агент-ориентированных моделей социально-экономических систем // Экономика и математические методы. — 2023. — Т. 59, № 4. — С. 3–15.
7. Lim B., Arik S. Ö., Loeff N., Pfister T. Time-series forecasting with deep learning: a survey // Philosophical Transactions of the Royal Society A. — 2021. — Vol. 379, No. 2194.
8. Kong X., Li C., Wang Y., Xia F. Deep learning for time series forecasting: a survey // International Journal of Machine Learning and Cybernetics. — 2025. — Vol. 16. — P. 1–28.

9. Yang Y., Gu Y., Liu Z. Relational reasoning on graphs using opinion dynamics // arXiv preprint arXiv:2406.14746. — 2024.
10. Steinbacher M., Stadelmann T. Advances in the agent-based modeling of economic and social systems // Journal of Economic Interaction and Coordination. — 2021. — Vol. 16, No. 1. — P. 1–29.
11. Nguyen L. K. N., Howick S., Megiddo I. Interfaces between system dynamics and agent-based modules in hybrid models // Proceedings of the Winter Simulation Conference. — 2022. — P. 1–12.
12. Hu H., Fernández Fisac J., Sadigh D. Think deep and fast: learning neural nonlinear opinion dynamics from inverse dynamic games // arXiv preprint arXiv:2406.09810. — 2024.
13. Antelmi A., Cordasco G., De Nicola R., Pragliola C. Reliable and efficient agent-based modeling and simulation // Journal of Artificial Societies and Social Simulation. — 2024. — Vol. 27, No. 2.
14. Larooij M., Rand W., Wilensky U. Large language models in agent-based modeling: opportunities and risks // Artificial Intelligence Review. — 2025. — Vol. 58. — P. 1–34.
15. Айгумов А. А. Методы моделирования сложных социально-экономических систем: современное состояние и перспективы // Вестник РАН. — 2024. — Т. 94, № 6. — С. 512–523.

Literature

1. Decree of the President of the Russian Federation No. 490 of October 10, 2019 (as amended on February 15, 2024) “On the Development of Artificial Intelligence in the Russian Federation” (together with the National Strategy for the Development of Artificial Intelligence for the period up to 2030). — Access from the legal reference system ConsultantPlus.
2. Federal Law of April 17, 2020 No. 123-FZ “On Conducting an Experiment to Establish Special Regulation in Order to Create the Necessary Conditions for the Development and Implementation of Artificial Intelligence Technologies in a

- Constituent Entity of the Russian Federation — the Federal City of Moscow.” — Access from the legal reference system Garant.
3. Federal Law of July 31, 2020 No. 258-FZ (current version) “On Experimental Legal Regimes in the Field of Digital and Technological Innovations in the Russian Federation.” — Access from the legal reference system ConsultantPlus.
 4. Federal Law of November 30, 2024 No. 420-FZ “On Amendments to the Code of Administrative Offenses of the Russian Federation.” — Official Internet Portal of Legal Information.
 5. Burilina M. A., Evdokimov D. S. Agent-Based Modeling for Decision Support and Forecasting in the Context of the Transition to the Digital Economy: monograph. — Moscow: CEMI RAS, 2020. — 312 p.
 6. Makarov V. L. Problems of Standardization of Descriptions of Agent-Based Models of Socio-Economic Systems // Economics and Mathematical Methods. — 2023. — Vol. 59, No. 4. — P. 3–15.
 7. Lim B., Arik S. Ö., Loeff N., Pfister T. Time-series forecasting with deep learning: a survey // Philosophical Transactions of the Royal Society A. — 2021. — Vol. 379, No. 2194.
 8. Kong X., Li C., Wang Y., Xia F. Deep learning for time series forecasting: a survey // International Journal of Machine Learning and Cybernetics. — 2025. — Vol. 16. — P. 1–28.
 9. Yang Y., Gu Y., Liu Z. Relational reasoning on graphs using opinion dynamics // arXiv preprint arXiv:2406.14746. — 2024.
 10. Steinbacher M., Stadelmann T. Advances in the agent-based modeling of economic and social systems // Journal of Economic Interaction and Coordination. — 2021. — Vol. 16, No. 1. — P. 1–29.
 11. Nguyen L. K. N., Howick S., Megiddo I. Interfaces between system dynamics and agent-based modules in hybrid models // Proceedings of the Winter Simulation Conference. — 2022. — P. 1–12.

12. Hu H., Fernández Fisac J., Sadigh D. Think deep and fast: learning neural nonlinear opinion dynamics from inverse dynamic games // arXiv preprint arXiv:2406.09810. — 2024.
13. Antelmi A., Cordasco G., De Nicola R., Pragliola C. Reliable and efficient agent-based modeling and simulation // Journal of Artificial Societies and Social Simulation. — 2024. — Vol. 27, No. 2.
14. Larooij M., Rand W., Wilensky U. Large language models in agent-based modeling: opportunities and risks // Artificial Intelligence Review. — 2025. — Vol. 58. — P. 1–34.
15. Aigumov A. A. Methods for Modeling Complex Socio-Economic Systems: Current State and Prospects // Herald of the Russian Academy of Sciences. — 2024. — Vol. 94, No. 6. — P. 512–523.