



DOI: 10.22363/2313-1438-2026-28-1-129-148
EDN: NPRNDQ

Научная статья / Research article

Искусственный интеллект в политическом прогнозировании: возможности и ограничения

С.Н. Федорченко 

Московский государственный университет имени М.В. Ломоносова, Москва, Российская
Федерация

✉ s.n.fedorchenko@mail.ru

Аннотация. Цель исследования — выявление возможностей и ограничений технологий искусственного интеллекта в политическом прогнозировании. В качестве методологического инструментария послужили принципы упрощенного факторного анализа, а также критического дискурс-анализа академической литературы, посвященной теме применения ИИ в политическом прогнозировании. Проведенный анализ показал противоречивость внедрения интеллектуальных систем в область современной политической прогностики. Во-первых, среди триггер-факторов, способствующих развитию политической ИИ-прогностики, были выявлены следующие: возможность обрабатывать огромные массивы информации о политике с помощью ИИ; проработка достоверности будущих решений в сфере внутренней и внешней политики; высокие прогнозные потенциалы нейросетей при качественной организации обучения и тестирования; моделирование политического поведения отдельных индивидов и социальных групп; выявление нейросетями предвестников политических событий. Во-вторых, к стоп-факторам, препятствующим развитию политической ИИ-прогностики, отнесены: эффект «отравления данных» из-за их неточности, маргинальности и недостоверности; ценностная предвзятость интеллектуальных систем; подмена политического прогноза чрезмерной подгонкой данных; несовершенство имеющихся политических теорий, используемых вместе с машинным обучением; склонность ИИ к эскалации политического моделирования. В выводах обозначено, что к наиболее важным триггер-факторам следует отнести поиск скрытых политических закономерностей, а также гибридизацию возможностей машинного и традиционного политического прогнозирования. Подчеркивается, что перспективы фактора поиска скрытых политических закономерностей могут уравновесить и превысить серьезные риски эффекта «черного ящика» только в сочетании с фактором возможности гибридизации, отвечающего параметру комбинирования потенциалов всех трех типов прогноза — трендового (математического), аналитического моделирования и экспертизы.

© Федорченко С.Н., 2026



This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License
<https://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/legalcode>

Ключевые слова: искусственный интеллект, политическое прогнозирование, нейронные сети, алгоритмы, политическая наука

Заявление о конфликте интересов. Автор заявляет об отсутствии конфликта интересов.

Для цитирования: Федорченко С.Н. Искусственный интеллект в политическом прогнозировании: возможности и ограничения // Вестник Российского университета дружбы народов. Серия: Политология. 2026. Т. 28. № 1. С. 129–148. <https://doi.org/10.22363/2313-1438-2026-28-1-129-148> EDN: NPRNDQ

Artificial Intelligence in Political Forecasting: Possibilities and Limitations

Sergey N. Fedorchenko 

Lomonosov Moscow State University, *Moscow, Russian Federation*

✉ s.n.fedorchenko@mail.ru

Abstract. The purpose of the study is to identify the possibilities and limitations of artificial intelligence technologies in political forecasting. The principles of simplified factor analysis, as well as critical discourse analysis of academic literature devoted to the use of AI in political forecasting, served as methodological tools. The analysis showed the inconsistency of the introduction of intelligent systems in the field of modern political forecasting. Firstly, among the trigger factors contributing to the development of political AI prognostics, the following were identified: the ability to process huge amounts of information about politics using AI; working out the reliability of future decisions in the field of domestic and foreign policy; high predictive potentials of neural networks with high-quality organization of training and testing; modeling the political behavior of individuals and social groups; identification of precursor of political events by neural networks. Secondly, the stop factors hindering the development of political AI forecasting include: the effect of «poisoning data» due to its inaccuracy, marginality and unreliability; value bias of intelligent systems; substitution of political forecasting by over-fitting data; imperfection of existing political theories used in conjunction with machine learning; tendency of AI to escalation political modeling. The conclusions indicate that the most important trigger factors include the search for hidden political patterns, as well as the hybridization of machine and traditional political forecasting capabilities. It is emphasized that the prospects of the factor of searching for hidden political patterns can balance and exceed the serious risks of the «black box» effect only in combination with the factor of the possibility of hybridization, corresponding to the parameter of the combining the potentials of all three types of forecasting — trend (mathematical), analytical modeling and expertise.

Keywords: artificial intelligence, political forecasting, neural networks, algorithms, political science

Conflicts of interest. The author declares no conflicts of interest.

For citation: Fedorchenko, S.N. (2026). Artificial intelligence in political forecasting: Possibilities and limitations. *RUDN Journal of Political Science*, 28(1), 129–148. (In Russian). <https://doi.org/10.22363/2313-1438-2026-28-1-129-148> EDN: NPRNDQ

Наш разум может сам по себе одновременно охватить лишь небольшое количество деталей.

С.Н. Корсаков. «Начертание нового способа исследования при помощи машин, сравнивающих идеи», 1832

Введение

Происходящая технологическая трансформация общества и государства предполагает отражение политических, социально-экономических процессов, а также связанных с ними ценностных, культурных явлений, эффектов, феноменов в современной архитектуре цифровых коммуникаций. В генерации политического контента принимают участие уже не только отдельные индивиды, социальные группы и представители традиционных политических институтов, но и цифровые аватары пользователей, сообщества социальных сетей и боты. Информации политического содержания становится не просто много, ее циркуляция попадает в зависимость от специфических коммуникационных арен, корпоративных владельцев цифровых платформ, их интересов и предпочтений. Такие метаморфозы накладывают определенный отпечаток на использование традиционного методологического инструментария в области политического прогнозирования и моделирования. Одним из ответов на эти вызовы для политической науки могут стать системы, алгоритмы искусственного интеллекта (ИИ).

Как правило, искусственный интеллект означает совокупность формализованных, рационально-логических правил, способных имитировать интеллектуальные структуры и действия человека [От искусственного интеллекта... 2020: 39]. Искусственные интеллектуальные системы в политическом анализе и прогнозировании включают принципы машинного обучения (ML), инженерии знаний (KE), технологии обработки естественного языка (NLP) и больших языковых моделей (LLM), а также различные практики нейросетевых алгоритмов в компьютерном моделировании, определении важных процессов, трендов, закономерностей, базовых сценариев в сфере политики.

Однако сразу необходимо отметить, что просто приравнивать искусственный интеллект к нейронным сетям, считая это одним и тем же, не совсем корректно. По мнению одного из основателей Советской ассоциации искусственного интеллекта (1989 г.)¹ А.Н. Аверкина, в отличие от нейронных сетей у ИИ есть модель внешнего мира². Но все же это очень взаимосвязанные сферы. Одни исследователи признают, что искусственные нейронные сети — одно из приоритетных направлений развития систем искусственного интеллекта [Аверкин и др. 2021], другие пишут о них как об основном реальном средстве ИИ [Барский 2004: 114], третьи видят в нейрокомпьютерных и нейросетевых технологиях одну из основных стратегий создания интеллектуальных систем [Ясницкий 2016: 17].

¹ Ее преемником является Российская ассоциация искусственного интеллекта.

² А.Н. Аверкин: «Искусственный интеллект уже превзошел человека, поэтому требования к нему довольно высокие». URL: <https://dzen.ru/a/Y3J5geVqE2iGyY8n> (дата обращения: 07.02.2025).

По этой причине в данной работе значительное внимание также будет уделяться искусственным нейронным сетям и машинному обучению, тогда как термин «искусственный интеллект» станет употребляться в широком плане, как обобщающая категория. Кроме того, отечественная терминологическая традиция включает довольно близкое обобщающее понятие «интеллектуальные машины», употребленное российским изобретателем Семёном Николаевичем Корсаковым в 1832 г. в своей брошюре [Корсаков 2009: 8]. Для упрощения и стилистической выверенности в данной статье искусственный интеллект в политическом прогнозировании будет обозначаться как политическое ИИ-прогнозирование. Соответствующая намечающаяся профессиональная область станет называться политической ИИ-прогностикой.

Справедливости ради следует отметить, что новая сфера политического ИИ-прогнозирования возникла не на пустом месте. Одна из первых попыток применения нейронных сетей в прогнозировании относится к 1964 г. [Makridakis и др. 2018]. Со второй половины XX в. развивалось так называемое технологическое прогнозирование (*technological forecasting*) в социальной области (особенно в США) [Armytage 1969]. По признанию зарубежных исследователей, важные попытки объединить опыт прикладных, теоретических дисциплин и достижения технологического прогресса предпринимались и в рамках советской прогностики (например, действовала Советская ассоциация научного прогнозирования) [Росса 1981]. И эта сфера продолжает развиваться. Интересно, что полученный не позднее 30 октября 2024 г. учеными из Уханьского университета с помощью ChatGPT-4o политический прогноз по исходу американских президентских выборов хорошо предсказал победу кандидата от Республиканской партии (ИИ предположил 309 голосов выборщиков за Д. Трампа против 229 за К. Харрис³, тогда как в реальности за первого было отдано 312 голосов выборщиков, а за вторую — 226).

Заказчиками политического ИИ-прогнозирования могут являться совершенно разные субъекты политики. Государственные органы власти, к примеру, заинтересованы в своевременном и качественном прогнозировании развития социально-экономических процессов, так или иначе влияющих на характер политической конъюнктуры в стране, уровень институционального доверия, общую легитимность политического режима или отношение отдельных социальных групп к политической власти. Логично предположить, что еще одним актором, заинтересованным в развитии политической ИИ-прогностики, выступают партии и политические лидеры, которым важно выявить значимые для них изменения проблемного фона, запросов к власти в электоральной среде. Корпоративный актор также может проявлять интерес к ИИ-прогнозированию с целью обнаружения новых и перспективных сфер взаимодействия с государством в будущем, определения возможностей, рисков и угроз ведения бизнеса в конкретной стране. Осуществлять такие услуги для государства, партий и бизнеса способны

³ Jiang S., Wei L., Zhang C. Donald Trumps in the Virtual Polls: Simulating and Predicting Public Opinions in Surveys Using Large Language Models. URL: <https://arxiv.org/abs/2411.01582> (accessed: 23.01.2025).

специфические контрагенты — представители политического ИИ-консалтинга или новые отделы внутри государственной либо корпоративной структуры. Вместе с тем существенной научной проблемой остается соотношение рисков и перспектив перехода части или всей политической прогностики на машинный инструментарий. Отсюда целью статьи будет выявление возможностей и ограничений технологий искусственного интеллекта в политическом прогнозировании.

Методология

В качестве методологической основы данная работа обращается к принципам нескольких исследовательских оптик.

Во-первых, параметр критического дискурс-анализа академической литературы позволит выявить и сопоставить специализированную литературу, посвященную использованию технологий искусственного интеллекта в области политического прогнозирования. В первую очередь станет интересовать та научная литература, которая ссылается на кейс-стади применения ИИ в прогнозировании, моделировании или анализе. Такая первичная процедура необходима для проведения упрощенного факторного анализа.

Во-вторых, параметр упрощенного факторного анализа будет подразумевать не углубленные математические вычисления, а определение и сравнение ключевых факторов. Запланированное отделение триггер-факторов (благоприятствующих использованию искусственного интеллекта в политическом прогнозировании) от стоп-факторов (препятствующих применению ИИ в политической прогностике) позволит получить более объективную картину о возможностях и ограничениях политического ИИ-прогнозирования.

Для определения наиболее перспективного направления в развитии политической ИИ-прогностики работа учитывает комбинаторный принцип с опорой на наработки российского специалиста в области социального прогнозирования И.В. Бестужева-Лады, который в исследовании будущего выделял три способа: (1) трендовые модели (математическое моделирование и экстраполяция), (2) аналитические модели (сценарии) и (3) экспертизу (экспертные оценки) [Бестужев-Лада 2002]. Можно предположить, что наиболее эффективной ИИ-системой будет именно та, которая сможет использовать все три перечисленных способа политического прогноза.

Возможности ИИ-прогностики для политической науки

Сначала разберемся с наиболее значимыми триггер-факторами, которые имеют принципиальное значение для полноценного развития политической ИИ-прогностики. Но какие условия спровоцировали интерес исследователей к политическому ИИ-прогнозированию в первую очередь? При ответе на этот вопрос требуется вспомнить, что масштабное развитие цифровых коммуникаций привело к росту больших объемов информации, обработать которую с помощью традиционного инструментария политической науки зачастую бывает

сложно либо вовсе невозможно [Ахременко и др. 2021]. Обработка естественного языка, компьютерное моделирование и развитие современных ИИ-систем как раз обещали решить эту проблему. Получается, в этом случае имеет смысл говорить о таком триггер-факторе как возможность обрабатывать огромные массивы информации о политике.

Одним из первых среди отечественных исследователей, кто предложил использовать искусственные интеллектуальные системы в политическом прогнозировании с 2007 г., был Л.Н. Ясницкий. В своей статье от 2008 г. он опирался на результаты эксперимента, в рамках которого было использовано нейросетевое моделирование, необходимое для определения значимости в построении прогноза результатов российских президентских выборов таких входных параметров, как происхождение (социальная принадлежность), семейное положение, количество детей, деятельность (род занятий) и возраст кандидата. Процедура нейросетевого моделирования подразумевала несколько этапов. Сначала нейронная сеть прошла обучение на основе данных по предложенным пяти параметрам о кандидатах состоявшихся американских и французских президентских выборов. Затем понимание ограниченности числа параметров (только 5) и обучающей выборки (лишь 24 примера) привело к экспериментальному тестированию двух нейронных сетей — с одним и двумя скрытыми слоями [Ясницкий 2008: 149]. Итоги показали, что обе нейронные сети показывали верного победителя в американских президентских выборах, а значит, могли выявить скрытую закономерность даже при наличии небольшой обучающей выборки.

Совершенствование методики позволило ее применить в начале 2007 г. для прогнозирования российских президентских выборов 2008 г. Примечательно, что одна нейронная сеть обучалась на опыте президентских выборов США и Франции, а другая — на опыте России (в последнем случае было уже десять параметров: известность, количество детей, деятельность, семейное положение, должность, количество участия в выборах, город рождения, политическая партия, возраст и пол). Обе нейросети предсказывали победу Д.А. Медведева. Схожий результат наблюдался и при попытке повторить процедуру политического прогноза. По сравнению с традиционными методами политического анализа и прогнозирования ИИ способен гораздо качественнее и быстрее обнаруживать взаимосвязности и закономерности в рядах на первый взгляд несвязанных, хаотичных и неструктурированных данных, в том числе основываясь на политических паттернах целевых групп [Себекин 2023: 10]. Ясницкий подчеркивал, что нейросетевое моделирование позволяет не только определить закономерности для прогнозирования такого сложного феномена, как президентские выборы, но и выработать рекомендации для улучшения рейтинга кандидатов [Ясницкий 2008]. Итак, эксперименты Ясницкого показали, что триггер-фактором, благоприятствующим развитию политической ИИ-прогностики, являются высокие возможности нейронных сетей в поиске скрытых закономерностей для составления политического прогноза.

Определенную помощь в создании более точного политического прогноза может оказать предварительный кластерный анализ. Так, Ю.Ю. Петрунин

и Ю.А. Зернова в 2008 г. на примере Франции установили, что лучше объясняют группировку регионов по политическим предпочтениям не такие традиционные статистические программы, как Statistica, а программы класса SOM, основанные на нейронных сетях без учителя (самоорганизующихся картах Кохонена). Если результаты статистических программ могут исказиться по причине зависимости переменных, то SOM осуществляет кластерный анализ без учета взаимосвязи между разными переменными. Авторами учитывались разные параметры — коэффициент безработицы, процент населения с дипломом о высшем образовании, средняя зарплата, процент женского населения, национальность и др. Применение SOM позволило выявить «левеющие», «правеющие» регионы и «неопределенный» кластер [Петрунин и др. 2008].

Похожие параметры Петрунин и Зернова использовали при рассмотрении возможностей ИИ в повышении качества прогнозирования президентских выборов. В эксперименте применялся программный пакет NeuroShell, трехслойная нейронная сеть с обратным распространением ошибки. Для повышения качества обучаемости, тестирования и улучшения прогнозных возможностей сети количество нейронов в каждом слое было увеличено до восьми. Входными данными стали социально-экономические переменные, описывающие состояние в регионах, а данными выхода — результаты кандидатов прошедших французских президентских выборов в 2007 г. В качестве материала для обучающей и тестовой выборок послужил набор случайных наблюдений из общей базы данных о прошедших выборах, также ставились ограничения на обучение [Зернова и др. 2010]. После проведенных обучения и тестирования выходы сети игнорировались, и политический прогноз проводился лишь по входным данным. Использование трехслойной нейронной модели показало по сравнению с регрессионным анализом высокую корреляцию политического прогноза с реальными результатами президентских выборов во Франции. Иными словами, триггер-фактором, благоприятствующим развитию политической ИИ-прогностики, являются высокие прогнозные возможности нейронных сетей при качественной организации обучения и тестирования.

О том, что этот триггер-фактор уже ускоряет развитие политической ИИ-прогностики, свидетельствует недавнее исследование латиноамериканских ученых, проведенное с алгоритмом машинного обучения с целью создания прогнозной модели. Эксперимент с нейронной сетью основывался на готовых данных о состоявшихся президентских выборах в Бразилии, Уругвае и Перу и проходил в четыре этапа. На первом этапе отбирались значимые для прогноза электоральные факторы (уровень государственных услуг, понимание этического поведения власти, удовлетворенность экономическим положением, согласие либо несогласие с политической идеологией правительства), на втором этапе был сконструирован симулятор поведения избирателей, на третьем этапе электоральные факторы были дополнительно изучены и отфильтрованы на предмет их взаимозависимости (использовался коэффициент Пирсона), наконец, на четвертом этапе была создана высокоточная модель машинного обучения через первичную обработку, обработку-проверку, тестирование и калибровку. Совершенствование нейронной сети опиралось на платформу Google Colab,

язык Python, библиотеки Tensor Flow и Keras, тогда как ее калибровка (выявление зависимостей) проводилась через методику перебора различных ситуаций (Grid Search). Симуляция поведения избирателей на основании синтетических данных показала высокую точность политического ИИ-прогнозирования [Zuloaga-Ratta и др. 2024]. Правда, очевидно, что все перечисленные кейсы уделяют гораздо меньшее внимание принципам экспертной оценки.

Алгоритм машинного обучения C4.5 принципа дерева решений показал свою эффективность при попытках прогнозирования в такой стратегической области, как государственная кадровая политика. Так, в одном из исследований этот алгоритм был задействован при обучении системы на материалах кадровых решений (2000–2020 гг.) в отношении руководителей четырнадцати российских регионов Приволжского федерального округа (82 решения, от назначения до выборов). Дерево решений, обученное по данным пятидесяти случайных выборок из восьмидесяти двух, на следующих тридцати двух определило 84 % достоверности кадровых решений [Ерохина 2020]. Такие выводы дают основание считать потенциалы проработки достоверности будущих решений в сфере государственной кадровой политики еще одним триггер-фактором развития политической ИИ-прогностики. Проработка достоверности будущих решений через ИИ-системы может применяться как в сфере внутренней, так и внешней политики. Методы машинного обучения позволяют политологу обратиться к большему числу переменных и не опасаться эффекта переобучения системы в отличие от регрессионных моделей, требующих ограниченного числа переменных [Медведев и др. 2022]. Наряду с этим нейросетевые алгоритмы интеллектуальных систем уже используются учеными при проверке гипотез⁴, что дает дополнительные потенциалы для выработки качественной методологии прогнозирования, в том числе не только в политологических, но и в межотраслевых исследованиях.

Упомянутые кейсы, конечно, допускают создание трендовых (математических) и аналитических моделей, но почти обходят потенциалы политической экспертизы. Но есть ли ИИ-системы, которые позволяют комбинировать все три подхода к прогнозированию?

Некоторые перспективы для совершенствования геополитического прогнозирования авторы усматривают в факторе гибридации — внедрения гибридных алгоритмов (hybrid algorithms), сочетающих работу человека над прогнозом, когнитивные возможности человека и обращение его к алгоритмам, статистическим данным. Когда, с 2011 по 2015 г. разведывательное сообщество Соединенных Штатов инициировало серию конкурсов в области современного прогнозирования, Агентство передовых исследований в сфере разведки (IARPA, Intelligence Advanced Research Projects Activity) профинансировало пять университетских коллективов для просчета рисков гражданской войны в Сирии, военно-морских столкновений

⁴ Захарова О.В. Атрибуция в зеркале статистики: анонимные статьи в журналах братьев Достоевских «Время» и «Эпоха» // *Неизвестный Достоевский*. 2021. Т. 8. № 2. С. 81–106. <https://doi.org/10.15393/j10.art.2021.5481>. URL: <https://journals.rcsi.science/2409-5788/article/view/277073/255868> (дата обращения: 07.02.2025).

в акватории Южно-Китайского моря, доходности испано-германских облигаций [Mellers и др. 2024]. Известна система SAGE, специально разработанная с целью сочетания пула человеческих знаний с автоматизированными статистическими прогнозами. Платформа включала постоянно обновляемую базу данных. Алгоритмы агрегирования SAGE были предназначены помочь пользователям выбрать необходимые для составления прогноза вопросы; отфильтровывать вопросы по степени их популярности у респондентов; в режиме реального времени динамически комбинировать человеческие и машинные прогнозы, чтобы предлагать агрегированные прогнозы. Порядка 45 % подобных вопросов имели прямое отношение к одномерным временным рядам (таким как процентные ставки ОЭСР для государства), другие касались информации, связанной с базами данных наподобие ICEWS (Интегрированной системой раннего предупреждения кризисных ситуаций). Подготовка предполагала выборку из 547 участников, делавших за неделю минимум пять прогнозов, тренировку системы алгоритмов на базе повествовательного устройства, а также оценку точности прогнозов через шкалу Брайера [Benjamin и др. 2023].

В ходе работы стало понятно, что машинные прогнозы в основном были близки к прогнозам, созданным человеком. Результаты экспериментов с SAGE показали, что система способна помочь не средним, а квалифицированным прогнозистам, имеющим профессиональный опыт, тогда как объединение человеческих и машинных прогнозов способствует большей точности прогнозирования в сфере геополитики в условиях серьезной неопределенности. Поэтому гибридизацию машинного и традиционного прогнозирования также резонно отнести к триггер-факторам. Можно предположить, что совершенствование гибридных алгоритмов в настоящее время является наиболее перспективным направлением развития политической ИИ-прогностики, так как оно может учитывать не только трендовые и аналитические модели, но и использовать мнения экспертов [Бестужев-Лада 2002].

Решение проблемы повышения качества прогнозирования геополитических процессов отдельные исследовательские группы видят в применении рекуррентных нейронных сетей, в которых имеющаяся связь компонентов конструирует направленную последовательность. Один исследовательский проект, например, испытывал LSTM (сеть долгой краткосрочной памяти) — разновидность рекуррентной нейронной сети, разработанной с целью фиксирования долгосрочных зависимостей в последовательной цепи данных [Hossain и др. 2022]. Основная идея была в том, что система регулярно анализировала контекст слов в разных материалах (блоги и новостные статьи), чтобы выходной слой нейронной сети, принимающий отслеженную ранее последовательность входных данных, выводил вероятность того, что на ее основании произойдет какое-либо событие. Упор авторами проекта делался на идентификации предвестников (precursor) событий, чрезвычайно важных для политического прогноза. В качестве наборов данных брались массовые протесты, гражданские беспорядки в Латинской Америке и насильственные конфликты, военные действия на Ближнем Востоке. Однако экспертные оценки были не так значимы для авторов проекта.

Разработанная система на базе LSTM показала свою работоспособность и более точное прогнозирование в сравнении с традиционными методами, позволив сформировать большой набор предвестников, помогающих прогнозировать предстоящие политические события. Полученные выводы позволяют считать возможность выявления нейросетями предвестников событий (precursor) еще одним перспективным триггер-фактором развития политической ИИ-прогностики. LSTM также используется вместе с принципами модели случайного леса и рекурсивного отбора наименьшего количества показателей (RF-RFE) для прогнозирования рисков террористических актов [Новиков 2022]. Построенные на этих основаниях системы позволяют лучше понимать те показатели (от внутренних конфликтов, роста городского населения до безработицы), которые, по сути, являются предвестниками событий в политическом прогнозировании. Применение машинного обучения в совокупности с принципами модели случайного леса и градиентного бустинга (оценивающего каждое новое дерево решений на базе сети критериев) базами данных NAVCO 1.3, UCDP Dyadic Dataset 22.1, V-Dem, Бейссинджер-РНФ помогает отобрать наиболее значимые факторы при зарождении разного типа революционных выступлений — невооруженных (расценки на продовольствие, индекс коррупции в государственной сфере, плотность населения и др.) и вооруженных (прошлогодня интенсивность конфликта, поддержка со стороны США, численность населения, коэффициент рождаемости и др.), составить краткосрочные и долгосрочные прогнозы [Медведев и др. 2022].

Итоги совместного проекта исследователей факультета политической науки и факультета компьютерной науки Университета Бригама Янга⁵ позволяют говорить о таком триггер-факторе, как моделирование социальных групп [Argyle и др. 2023]. Использование GPT-3 показало, что благодаря ИИ можно не только конструировать различные искусственные выборки с социальными группами (silicon sampling), но и имитировать ответы их представителей (например, из Республиканской и Демократической партий Соединенных Штатов), коррелирующие с распространенными установками, паттернами, опытом, идеями, отношениями таких групп. Концепция авторов, имеющая интерес для развития политической ИИ-прогностики, получила название алгоритмической точности (algorithmic fidelity). Инициаторы другого проекта провели интервью с 1052 респондентами при помощи ИИ, затем преобразовали их ответы в текст, дав интеллектуальной системе задачу на их основе смоделировать генеративных агентов. Смоделированные GPT-4o агенты воспроизвели ответы реальных людей с точностью в 85 %, открыв широкие возможности для политического прогнозирования⁶. Проект показал, что ИИ-системы способны моделировать как поведение социальных групп, так и отдельных индивидов.

⁵ Деятельность Университета Бригама Янга признана нежелательной на территории Российской Федерации (*Прим. ред.*).

⁶ Park J.S., Zou C.Q., Shaw A., Hill B.M., Cai C., Morris M.R., Willer R., Liang P., Bernstein M.S. Generative Agent Simulations of 1,000 People. URL: <https://arxiv.org/abs/2411.10109> (accessed: 23.01.2025).

Ограничения ИИ в политическом прогнозировании

Теперь перейдем к стоп-факторам, которые могут препятствовать качественному развитию политической ИИ-прогностики. К таким, например, исследователи относят эффект «отравления данных» [Себекин 2023: 12], при котором алгоритмы искусственного интеллекта по разным причинам проходят обучение на нерепрезентативных либо вовсе ошибочных данных, в ходе чего некорректный или деструктивный контент оказывает негативное влияние на объективность политического анализа и прогнозирования. Примером такого эффекта можно назвать общественный резонанс, разразившийся в Соединенном Королевстве после того, как выяснилось, что функционирование алгоритма, применявшегося для оценки итогов выпускных экзаменов Управлением квалификаций и экзаменов, прошел обучение на основе нерепрезентативных данных. Фактор рисков использования нерепрезентативных данных может формировать в обществе, бизнесе и государстве скепсис в отношении высоких возможностей политического ИИ-прогнозирования. Особенно это значимо на фоне более ранних завышенных ожиданий от массового внедрения искусственных интеллектуальных систем.

Неточные политические ИИ-прогнозы возникают из-за маргинальных и неточных данных, плохо подходящих для временных рядов машинных систем прогнозирования. Также есть мнение, что неточность данных для политического ИИ-прогнозирования появляется из-за того, что используемые алгоритмами базы данных могут при обновлении корректировать исторические значения данных (базы ОЭСР, ОПЕК и др.) либо испытывать технические проблемы в серверной части самой платформы (база ACLED, Armed Conflict Location & Event Data) [Benjamin и др. 2023]. Падение качества данных из-за изменений в базах сложнее отследить, чем ошибки на первоначальном этапе моделирования. К похожим выводам пришли и другие исследовательские коллективы [Zuloaga-Ratta и др. 2024]. В появлении фактора «отравления данных» может сыграть роль и манипулятивная генерация контента. Риски некорректных политических прогнозов возникают в том случае, если интеллектуальные системы отслеживают некоторые тренды, обращаясь к открытым данным социальных сетей. О таких вызовах говорит обнаруженная в 2023 г. исследователями из Северо-Восточного университета (Бостон) и Индианского университета сеть, состоящая из ботов (ботнет) в X⁷. Выявленные учеными боты отвечали друг другу, заимствовали изображения, имитируя поведение людей, тем самым создавая иллюзию реального общения для внешнего неподготовленного наблюдателя [Yang и др. 2024]. В связи с этим, вероятно, более объективные ИИ-системы при подготовке политического прогноза должны не только учитывать использование баз данных, функционал построения трендовых (математических) и аналитических моделей, но и давать возможность перепроверять эти предположения посредством экспертной оценки.

⁷ Сеть X ранее назвалась Twitter и заблокирована в РФ.

Другой стоп-фактор можно условно назвать ценностной предвзятостью. Он означает существование у ИИ определенных предпочтений к ценностям конкретных стран или цивилизаций. Исследование, проведенное учеными из компании Anthropic, дало возможность им заявить, что ответы искусственного интеллекта на базе большой языковой модели были похожи на распределение мнений в США, Канаде, Австралии, отдельных европейских и латиноамериканских странах. Ценности России и Китая учитывались в меньшей степени. Это было выявлено в ходе первого эксперимента, при котором ИИ получал доступ к подсказкам, сформированным на основе опросов Pew Research Center's Global Attitude и World Values Survey. Второй эксперимент (с применением подсказок-уточнений по странам) лишь зафиксировал использование интеллектуальной моделью стереотипов о России и Китае. К сожалению, не помог и третий эксперимент с лингвистическими подсказками на русском языке, показав схожесть ответов ИИ с ценностями западных стран. Авторы проекта пришли к выводу, что большие языковые модели могут распространять предубеждения, определенные политические идеологии, мировоззрения и провоцировать гомогенизацию убеждений⁸.

Риски ценностной предвзятости ИИ фиксируются и в российских политологических исследованиях [Володенков и др. 2023]. Причины подобной предвзятости могут быть связаны не только с ценностями разработчиков ИИ, но и с ценностной окрашенностью данных, на которых обучаются и тестируются интеллектуальные системы. Появились также проекты активистов, которые сравнивают политические ценности разных интеллектуальных систем (например, Political Compass⁹). Не исключено, что такие особенности ИИ могут приводить к некорректным политическим прогнозам, существенным ошибкам при их подготовке. Эти соображения требуют перепроверки итогов проекта ученых из Стэнфордского университета¹⁰, согласно которым нейросети под силу выявить политические установки человека (консервативные или либеральные) на основании его черт лица при анализе фотографии.

Заслуживает внимания и сравнительно недавно выявленный фактор склонности ИИ к эскалации политического моделирования. Американские исследователи, поставившие эксперимент над пятью интеллектуальными системами (GPT-4, GPT-3.5, Llama-2-Chat, Claude 2.0 и GPT-4-Base), собирались определить характер их реакции при трех гипотетических ситуациях — кибератаке,

⁸ Durmus E., Nguyen K., Liao T., Schiefer N., Askill A., Bakhtin A., Chen C., Hatfield-Dodds Z., Hernandez D., Joseph N., Lovitt L., McCandlish S., Sikder O., Tamkin A., Thakur J., Kaplan J., Clark J., Ganguli D. Towards Measuring the Representation of Subjective Global Opinions in Language Models. COLM 2024. URL: <https://arxiv.org/abs/2306.16388> (accessed: 23.01.2025).

⁹ Tracking AI. Monitoring Bias in Artificial Intelligence Chatbots. URL: <https://trackingai.org/home> (accessed: 23.01.2025).

¹⁰ Kosinski M., Khambatta P., Wang Y. Facial recognition technology and human raters can predict political orientation from images of expressionless faces even when controlling for demographics and self-presentation // *American Psychologist*. 2024. Vol. 79. Iss. 7. P. 942–955. URL: <https://psycnet.apa.org/fulltext/2024-65164-001.html> (accessed: 23.01.2025).

вторжении и бесконфликтном существовании между государствами. Итоги моделирования свидетельствуют, что все пять ИИ прогнозировали эскалацию либо трудно просчитываемые сценарии эскалации между странами, вплоть до применения ядерного оружия. Самые жесткие варианты развития ситуаций предлагала GPT-4-Base [Rivera и др. 2024]. Отдельные работы показывают, что в сложных условиях сложные, технические методы политического прогнозирования не превосходят более традиционные — простые статистические подходы [Benjamin и др. 2023]. Это важно и в условиях, когда происходит сама геополитическая эскалация с разными участниками в виде государств и цена ошибки в политическом прогнозе особенно высока. Кроме того, скептиками применения новаций, больших данных и сложных статистических процедур в прогностике было сформулировано Золотое правило прогнозирования (golden rule of forecasting): «Будьте консервативны, придерживаясь совокупных знаний о ситуации и о методах прогнозирования». Авторы, предложившие Золотое правило прогнозирования, считают его объединяющей теорией прогнозирования и основывают свои выводы на анализе 105 статей, из которых 102 подтверждают их тезисы [Armstrong и др. 2015]. Такие опасения чреватые концентрацией политической прогностики на более традиционных формах прогнозирования, в том числе экспертизе в ущерб развитию прогнозных ИИ-систем.

Стоп-фактор «черного ящика» (или непрозрачности алгоритмов) [Аверкин и др. 2021] также является некоторым препятствием на пути полноценного становления политической ИИ-прогностики. У некоторых исследователей чрезмерные надежды на искусственный интеллект, как на некий инструмент по решению всех социальных проблем, вызывают здравомыслящие опасения. Такие необоснованные надежды называются критиками техноалхимией (techno-alchemy), потому что напоминают им алхимические опыты в прошлом, когда средневековые алхимики пытались получить золото из свинца, окутывая свое искусство тайной. И так как подобного рода утопичная философия техноалхимии не решает проблему непрозрачности и ошибок ИИ, потребуются аудиты и дополнительные эмпирические исследования этих систем [Milivojevic 2022]. Сложность остается в том, что даже для специалистов не всегда представляется реальным определить, как при большом числе переменных алгоритмы машинного обучения проводят обработку данных. По мнению Д. Маккуиллана, ученого из Лондонского университета, эта непрозрачность накладывается на эффект рекурсии, при которой алгоритмы привязывают прошлые наблюдения к текущим прогнозам, на деле подменяя определение причинно-следственных связей корреляцией. Маккуиллан отмечает, что при такой рекурсии алгоритмические процессы начинают базироваться сами на себе, улучшая распознавание системой явлений и образов и в том числе приводя к ошибкам, обнаруживая закономерности там, где их не существует [McQuillan 2016].

Теснейшую взаимосвязь фактора «черного ящика» и необоснованных, во многом техноалхимических, надежд на политическое ИИ-прогнозирование соотносят с аналогичными проблемами в конце 1970–1980-х гг., когда завышенные ожидания от точности статистических методов объяснялись их математической элегантностью и сложностью. В любом случае фактор «черного ящика» расценивается

скептиками как существенное препятствие для применения ИИ в прогнозировании [Hossain и др. 2022]. Кибернетика «черного ящика», как направление развития ИИ, изначально делала ставку именно на моделирование интеллектуальных функций, меньше интересуясь пониманием принципов самого человеческого мышления [Ясницкий 2016: 17]. Обращает внимание на себя и недавний отчет Apollo Research, организации, интересующейся вопросами безопасности ИИ. Исследование показало, что системы ИИ (o1, Llama 3.1 405B, Claude 3 Opus, Gemini 1.5 Pro, Claude 3.5 Sonnet) способны использовать манипуляции и обман для достижения цели¹¹.

Встречается и более необычная форма критики. Она исходит из того посыла, что социальные науки при обращении к методам машинного обучения делают упор на не лишённые недостатков «слабые» теории, концентрируясь лишь на неких аргументах, учете предыдущих исследований, наборе переменных, необходимых для анализа социального или политического феномена. Например, прогнозирование гражданских войн выводится на ограниченном наборе факторов (ослабление взаимодействия между властью и гражданами, эскалация и т.п.). Критики предлагают, наоборот, с помощью гибких приемов машинного обучения помочь создать более «сильные» теории, например, общую теорию гражданской войны, улучшив «слабые» теории. По их мнению, «сильные» теории универсальны и дают возможность делать более убедительное объяснение социальных феноменов [Beger и др. 2021]. «Сильные» теории носят общий характер, отделены от конкретного рассматриваемого случая и порождают новые утверждения, которые можно проверять. Приводимые тезисы можно условно свести к такому стоп-фактору, как несовершенство имеющихся политических теорий, используемых вместе с ИИ.

В определенном смысле стоп-фактором может остаться подмена политического прогноза чрезмерной подгонкой, когда ИИ лишь хорошо соответствует прошлому на основании имеющихся данных. Связанной проблемой является способность интеллектуальных систем отличить шум данных от шаблонов. Модели машинного обучения, к сожалению, способны снижать свою эффективность при попытках оптимизировать разнородные либо определенные шаблоны данных [Makridakis и др. 2018]. При этом более сложные процедуры экстраполяции посредством техник машинного обучения могут приводить к снижению точности прогнозов в сравнении с традиционными статистическими методами. Также авторами отмечается проблема попыток нейросетей дать ученым вполне ожидаемые ответы. В качестве решения такой проблемы иногда предлагается обращаться к промпт-инжинирингу¹². Освоение навыков промпт-инженера

¹¹ *Meinke A., Schoen B., Balesn M., Scheurer J., Shah R., Hobbhahn M.* Frontier Models are Capable of In-context Scheming. URL: https://static1.squarespace.com/static/6593e7097565990e65c886fd/t/6751eb240ed3821a0161b45b/1733421863119/in_context_scheming_reasoning_paper.pdf (accessed: 07.02.2025).

¹² *Соколова М.Е.* ChatGPT и промпт-инжиниринг: о перспективах внедрения генеративных нейросетей в науку // *Научно-исследовательские исследования*. 2024. № 1. С. 92–109. URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/chatgpt-i-prompt-inzhiniring-o-perspektivah-vnedreniya-generativnyh-neyrosetey-v-nauke> (дата обращения: 07.02.2025).

может помочь исследователям в области политической науки и политическо-го прогнозирования качественно использовать интеллектуальные ассистенты, нейросети. В частности, это важно для понимания того, как лучше исследователю задавать вопрос интеллектуальной системе. Конечно, это свидетельствует о том, что фактор экспертизы все же сохраняет свое значение в перепроверке и уточнении политических ИИ-прогнозов (табл.).

Факторы развития политической ИИ-прогностики

Триггер-факторы	Стоп-факторы
Возможность обрабатывать огромные массивы информации о политике с помощью ИИ	Эффект «отравления данных» из-за их неточности, маргинальности и недостоверности
Проработка достоверности будущих решений в сфере внутренней и внешней политики	Ценностная предвзятость интеллектуальных систем
Высокие прогнозные потенциалы нейросетей при качественной организации обучения и тестирования	Подмена политического прогноза чрезмерной подгонкой данных
Моделирование политического поведения отдельных индивидов и социальных групп	Несовершенство имеющихся политических теорий, используемых вместе с машинным обучением
Выявление нейросетями предвестников (precursor) политических событий	Склонность ИИ к эскалации политического моделирования
Поиск нейросетями скрытых политических закономерностей	Эффект «черного ящика» (непрозрачности алгоритмов)
Гибридизация возможностей машинного и традиционного политического прогнозирования	

Источник: составлено С.Н. Федорченко.

Factors of development of political AI prognostics

Trigger factors	Stop factors
The ability to process huge amounts of policy information using AI	The effect of «poisoning data» due to its inaccuracy, marginality and unreliability
Working out the reliability of future decisions in the field of domestic and foreign policy	The value bias of intelligent systems
High predictive potentials of neural networks with high-quality organization of training and testing	Substitution of the political forecast by over-fitting the data
Modeling the political behavior of individuals and social groups	The imperfection of existing political theories used in conjunction with machine learning
Identification of precursor of political events by neural networks	The tendency of AI to escalate political modeling
The search for hidden political patterns	The «black box» effect (opacity of algorithms)
Hybridization of machine and traditional political forecasting capabilities	

Source: compiled by S.N. Fedorchenko.

Заключение

Таким образом, факторный анализ выявил всю противоречивость внедрения интеллектуальных систем в область современной политической прогностики. Есть не только триггер-факторы, но и стоп-факторы в развитии политического ИИ-прогнозирования. Представляется важным подчеркнуть, что к наиболее значимым триггер-факторам следует отнести поиск скрытых политических закономерностей, а также гибридизацию возможностей машинного и традиционного политического прогнозирования. Но возможности первого фактора могут уравновесить и превысить серьезные риски эффекта «черного ящика» только в сочетании со вторым фактором — гибридизацией, отвечающим параметру комбинирования потенциалов всех трех типов прогноза — трендового (математического), аналитического моделирования и экспертизы. Другими словами, эффективные интеллектуальные системы, созданные для решения задач в сфере политического прогнозирования, должны не только учитывать доступ к широким базам данных, сосредоточиваться на качественном обучении и тестировании, но и предполагать в своем интерфейсе, особенностях, процедурах полноценное взаимодействие с экспертами.

Гибридизация политического прогнозирования означает учет исследователями принципа существования социотехнических систем, в которых наиболее рутинные операции, а также обработка крупных массивов данных передаются искусственному интеллекту, тогда как целеполагание научной работы, методологическая проработка и более творческие задачи сохраняются за экспертами. Такая социотехническая система может аккумулировать все преимущества традиционных и машинных методов для создания более качественных политических прогнозов, хотя для этого потребуются решить проблему непротиворечивости, грамотного сочетания таких типов прогнозов. Тем не менее в настоящее время развитие политической ИИ-прогностики по гибриднему варианту представляется более адекватным, объективным, а также более безопасным для общества, государства и человека, чем ее эволюция по сценарию полного вытеснения человеческого фактора из такого рода профессиональной деятельности. Помимо этого, следует учитывать, что выводы опираются на разнообразные кейсы нейронных сетей. Но это лишь одно из направлений развития искусственных интеллектуальных систем. Следовательно, дальнейшие исследования требуют дополнительной проверки возможностей и ограничений современных технологий для политической ИИ-прогностики. Этого требует и стремительное развитие самих нейросетевых алгоритмов.

Поступила в редакцию / Received: 05.02.2025

Доработана после рецензирования / Revised: 12.03.2025

Принята к публикации / Accepted: 11.05.2025

Библиографический список

- Аверкин А.Н., Лишиллин М.В.* Нейронечеткие модели в задачах извлечения правил из искусственных нейронных сетей // Системный анализ в науке и образовании: сетевое научное издание. 2021. № 3. С. 30–43. EDN: RADAAD.
- Ахременко А.С., Петров А.П.Ч., Жеглов С.А.* Как информационно-коммуникационные технологии меняют тренды в моделировании политических процессов: к агентному подходу // Политическая наука. 2021. № 1. С. 12–45. <https://doi.org/10.31249/poln/2021.01.01>. EDN: PGOSIZ.
- Барский А.Б.* Нейронные сети: распознавание, управление, принятие решений. Москва : Финансы и статистика, 2004. 176 с. EDN: QMNRUB.
- Бестужев-Лада И.В.* Будущее не предсказуемо, но предвидимо // Экономические стратегии. 2002. Т. 4. № 2 (16). С. 90–95. EDN: TWUVBL.
- Володенков С.В., Федорченко С.Н., Печенкин Н.М.* Возможности и особенности формирования мировоззрения в цифровой коммуникационной среде : по материалам экспертного исследования // Политическая экспертиза: ПОЛИТЭК. 2023. Т. 19. № 1. С. 58–79. <https://doi.org/10.21638/spbu23.2023.105>. EDN: STHIAO.
- Ерохина О.В.* Возможности использования методов машинного обучения для решения политических задач // Гуманитарные науки. Вестник Финансового университета. 2020. Т. 10. № 3. С. 67–73. <https://doi.org/10.26794/2226-7867-2020-10-3-67-73>. EDN: KRICO.
- Зернова Ю.А., Петрунин Ю.Ю.* Прогнозирование президентских выборов во Франции 2007 г. // Государственное управление. Электронный вестник (Электронный журнал). 2010. № 24. URL: <https://elibrary.ru/item.asp?id=15283514> (дата обращения: 23.01.2025). EDN: MWLRMP.
- Корсаков С.Н.* Начертание нового способа исследования при помощи машин, сравнивающих идеи / пер. с фр. под ред. А.С. Михайлова. Москва : МИФИ, 2009. 44 с.
- Медведев И.А., Устюжанин В.В., Жданов А.И., Коротаев А.В.* Применение методов машинного обучения для ранжирования факторов и прогнозирования невооруженной и вооруженной революционной дестабилизации в афразийской макроне зоне нестабильности // Системный мониторинг глобальных и региональных рисков : ежегодник / отв. ред. Л.Е. Гринин, А.В. Коротаев, Д.А. Быканова. Т. 13. Волгоград : Учитель, 2022. Т. 13. С. 131–210. https://doi.org/10.30884/978-5-7057-6184-5_06
- Новиков А.В.* Прогнозирование риска террористических актов на основе алгоритмов машинного обучения // Национальная безопасность / Nota Bene. 2022. № 1. С. 28–44. <https://doi.org/10.7256/2454-0668.2022.1.36596> EDN: MEDFDL.
- От искусственного интеллекта к искусственной социальности: новые исследовательские проблемы современной социальной аналитики / под ред. А.В. Резаева. Москва : ВЦИОМ, 2020.
- Петрунин Ю.Ю., Зернова Ю.А.* Статистические и нейросетевые методы исследования политической ситуации во Франции на примере региональных выборов 1998 и 2004 годов // Государственное управление. Электронный вестник (Электронный журнал). 2008. № 14. URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/statisticheskie-i-neyrosetevye-metody-issledovaniya-politicheskoy-situatsii-vo-frantsii-na-primere-regionalnyh-vyborov-1998-i-2004-godov> (дата обращения: 23.01.2025). EDN: MOTZPJ.
- Себекин С.А.* Искусственный интеллект в политических процессах: перспективы и вызовы // Известия Иркутского государственного университета. Серия: Политология. Религиоведение. 2023. Т. 46. С. 7–18. <https://doi.org/10.26516/2073-3380.2023.46.7> EDN: RLEPOU.
- Ясницкий Л.Н.* О возможностях применения методов искусственного интеллекта в политологии // Вестник Пермского университета. Политология. 2008. № 2 (4). С. 147–155. EDN: XHOSDJ.

- Ясницкий Л.Н.* Интеллектуальные системы. Москва : Лаборатория знаний, 2016. 221 с. EDN: WCGNOR.
- Argyle L.P., Busby E.C., Fulda N., Gubler J.R., Rytting C., Wingate D.* Out of One, Many: Using Language Models to Simulate Human Samples // *Political Analysis*. 2023. Vol. 31. Iss. 3. P. 337–351. <https://doi.org/10.1017/pan.2023.2>
- Armstrong J.S., Green K.C., Graefe A.* Golden rule of forecasting: Be conservative // *Journal of Business Research*. 2015. Vol. 68. Iss. 8. P. 1717–1731. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2015.03.031>
- Armytage W.H.G.* Technological Forecasting // *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers*. 1969. Vol. 184. Iss. 1. P. 1201–1211. https://doi.org/10.1243/PIME_PROC_1969_184_090_02
- Beger A., Morgan R.K., Ward M.D.* Reassessing the Role of Theory and Machine Learning in Forecasting Civil Conflict // *Journal of Conflict Resolution*. 2021. Vol. 65. Iss. 7–8. P. 1405–1426. <https://doi.org/10.1177/0022002720982358>
- Benjamin D.M., Morstatter F., Abbas A.E., Abeliuk A., Atanasov P., Bennett S., Beger A., Birari S., Budescu D.V., Catasta M., Ferrara E., Haravitch L., Himmelstein M., Hossain K.T., Huang Y., Jin W., Joseph R., Leskovec J., Matsui A., Mirtaheeri M., Ren X., Satyukov G., Sethi R., Singh A., Sosic R., Steyvers M., Szekely P.A., Ward M.D., Galstyan A.* Hybrid forecasting of geopolitical events // *AI Magazine*. 2023. Vol. 44. Iss. 1. P. 112–128. <https://doi.org/10.1002/aaai.12085>
- Hossain K.S.M., Harutyunyan H., Ning Y., Kennedy B., Ramakrishnan N., Galstyan A.* Identifying Geopolitical Event Precursors Using Attention-Based LSTMs // *Frontiers in Artificial Intelligence*. 2022. Vol. 5. <https://doi.org/10.3389/frai.2022.893875>. URL: <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/36388399/> (accessed: 23.01.2025).
- Makridakis S., Spiliotis E., Assimakopoulos V.* Statistical and Machine Learning forecasting methods: Concerns and ways forward // *PLoS One*. 2018. Vol. 13. Iss. 3. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0194889>. URL: <https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC5870978/#abstract1> (accessed: 23.01.2025).
- McQuillan D.* Algorithmic paranoia and the convivial alternative // *Big Data & Society*. 2016. Iss. 12. <https://doi.org/10.1177/2053951716671340>. URL: <http://sage.cnpreading.com/paragraph/article/?doi=10.1177/2053951716671340> (accessed: 23.01.2025).
- Mellers B.A., McCoy J.P., Lu L., Tetlock P.E.* Human and Algorithmic Predictions in Geopolitical Forecasting: Quantifying Uncertainty in Hard-to-Quantify Domains // *Perspectives on Psychological Science*. 2024. Vol. 19. Iss. 5. P. 711–721. <https://doi.org/10.1177/17456916231185339>
- Milivojevic S.* Artificial intelligence, illegalised mobility and lucrative alchemy of border utopia // *Criminology & Criminal Justice*. 2022. 0(0). <https://doi.org/10.1177/17488958221123855>. URL: <https://journals.sagepub.com/doi/full/10.1177/17488958221123855> (accessed: 23.01.2025).
- Rivera J-P., Mukobi G., Reuel A., Lamparth M., Smith Ch., Schneider J.* Escalation Risks from Language Models in Military and Diplomatic Decision-Making research-article // *FACCT '24: Proceedings of the 2024 ACM Conference on Fairness, Accountability, and Transparency*. 2024. P. 836–898. <https://doi.org/10.1145/3630106.365894>
- Rocca G.L.* ‘A Second Party in Our Midst’: The History of the Soviet Scientific Forecasting Association // *Social Studies of Science*. 1981. Vol. 11. Iss. 2. P. 199–247. <https://doi.org/10.1177/030631278101100202>
- Yang K.-C., Menczer F.* Anatomy of an AI-powered malicious social botnet // *Journal of Quantitative Description: Digital Media*. 2024. Vol. 4. URL: <https://journalqd.org/article/view/5848> (accessed: 15.11.2024).
- Zuloaga-Rotta L., Borja-Rosales R., Rodríguez Mallma M.J., Mauricio D., Maculan N.* Method to Forecast the Presidential Election Results Based on Simulation and Machine Learning // *Computation*. 2024. Vol. 12. Iss. 38. <https://doi.org/10.3390/computation12030038>

References

- Akhremenko, A.S., Petrov, A.P.Ch., & Zheglov, S.A. (2021). How information and communication technologies change trends in modeling political processes: Towards an agent-based approach. *Political science, 1*, 12–45. (In Russian). <https://doi.org/10.31249/poln/2021.01.01>
- Argyle, L.P., Busby, E.C., Fulda, N., Gubler, J.R., Rytting, C., & Wingate, D. (2023). Out of one, many: Using language models to simulate human samples. *Political Analysis, 31*(3), 337–351. <https://doi.org/10.1017/pan.2023.2>
- Armstrong, J.S., Green, K.C., & Graefe, A. (2015). Golden rule of forecasting: Be conservative. *Journal of Business Research, 68*(8), 1717–1731. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2015.03.031>
- Armytage, W.H.G. (1969). Technological forecasting. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, 184*(1), 1201–1211. https://doi.org/10.1243/PIME_PROC_1969_184_090_02
- Averkin, A.N., & Lishilin, M.V. (2021). Neuro-fuzzy models in problems of extracting rules from artificial neural networks. *System analysis in science and education: network scientific publication, 3*, 30–43. (In Russian). EDN: RADAAD.
- Barsky, A.B. (2004). *Neural networks: recognition, control, decision making*. Moscow : Finance and Statistics. 176 p. (In Russian).
- Beger, A., Morgan, R.K., & Ward, M.D. (2021). Reassessing the role of theory and machine learning in forecasting civil conflict. *Journal of Conflict Resolution, 65*(7–8), 1405–1426. <https://doi.org/10.1177/0022002720982358>
- Benjamin, D.M., Morstatter, F., Abbas, A.E., Abeliuk, A., Atanasov, P., Bennett, S., Beger, A., Birari, S., Budescu, D.V., Catasta, M., Ferrara, E., Haravitch, L., Himmelstein, M., Hossain, K.T., Huang, Y., Jin, W., Joseph, R., Leskovec, J., Matsui, A., Mirtaheri, M., Ren, X., Satyukov, G., Sethi, R., Singh, A., Sosic, R., Steyvers, M., Szekely, P.A., Ward, M.D., & Galstyan, A. (2023). Hybrid forecasting of geopolitical events. *AI Magazine, 44*(1), 112–128. <https://doi.org/10.1002/aaai.12085>
- Bestuzhev-Lada, I.V. (2002). The future is unpredictable, but predictable. *Economic strategies, 4*, 2(16), 90–95. (In Russian).
- Erokhina, O.V. (2020). Possibilities of using machine learning methods to solve political problems. *Humanities. Bulletin of the Financial University, 10*(3), 67–73. (In Russian). <https://doi.org/10.26794/2226-7867-2020-10-3-67-73>
- Hossain, K.S.M., Harutyunyan, H., Ning, Y., Kennedy, B., Ramakrishnan, N., & Galstyan, A. (2022). Identifying geopolitical event precursors using attention-based LSTMs. *Frontiers in Artificial Intelligence, 5*. <https://doi.org/10.3389/frai.2022.893875>. Retrieved January 23, 2025, from <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/36388399/>
- Korsakov, S.N. (2009). *Outlining a new way of research using machines that compare ideas*. Moscow : MEPhI. 44 p. (In Russian).
- Makridakis, S., Spiliotis, E., & Assimakopoulos, V. (2018). Statistical and Machine Learning forecasting methods: Concerns and ways forward. *PLoS One, 13*(3), <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0194889>. Retrieved January 23, 2025, from <https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC5870978/#abstract1>
- McQuillan, D. (2016). Algorithmic paranoia and the convivial alternative. *Big Data & Society, 12*. <https://doi.org/10.1177/2053951716671340>. Retrieved January 23, 2025, from <http://sage.cnpreading.com/paragraph/article/?doi=10.1177/2053951716671340>.
- Medvedev, I.A., Ustyuzhanin, V.V., Zhdanov, A.I., & Korotaev, A.V. (2022). Application of machine learning methods for ranking factors and forecasting unarmed and armed revolutionary destabilization in the Afro-Asian macro zone of instability. In L.E. Grinin, A.V. Korotaev, D.A. Bykanova (Eds.), *Systemic monitoring of global and regional risks: A Yearbook*. Volgograd: Uchitel Publ., 13, 131–210. (In Russian). https://doi.org/10.30884/978-5-7057-6184-5_06
- Mellers, B.A., McCoy, J.P., Lu, L., & Tetlock, P.E. (2024). Human and algorithmic predictions in geopolitical forecasting: Quantifying uncertainty in hard-to-quantify domains. *Perspectives on Psychological Science, 19*(5), 711–721. <https://doi.org/10.1177/17456916231185339>

- Milivojevic, S. (2022). Artificial intelligence, illegalised mobility and lucrative alchemy of border utopia. *Criminology & Criminal, Justice*, 0(0), <https://doi.org/10.1177/17488958221123855>. Retrieved January 23, 2025, from <https://journals.sagepub.com/doi/full/10.1177/17488958221123855>
- Novikov, A.V. (2022). Forecasting the risk of terrorist attacks based on machine learning algorithms. *National security / Nota Bene*, 1, 28–44. (In Russian). <https://doi.org/10.7256/2454-0668.2022.1.36596>
- Petrinin, Yu.Y., & Zernova, Yu.A. (2008). Statistical and neural network methods for studying the political situation in France on the example of regional elections in 1998 and 2004. *Public Administration. Electronic Bulletin (Electronic journal)*, (14). (In Russian). Retrieved January 23, 2025, from <https://cyberleninka.ru/article/n/statisticheskie-i-neyrosetevye-metody-issledovaniya-politicheskoy-situatsii-vo-frantsii-na-primere-regionalnyh-vyborov-1998-i-2004-godov>.
- Rezaev, A.V. (Ed.). (2020). *From artificial intelligence to artificial sociality: new research problems of modern social analytics*. Moscow: VtsIOM. (In Russian).
- Rivera, J-P., Mukobi, G., Reuel, A., Lamparth, M., Smith, Ch., & Schneider, J. (2024). Escalation risks from language models in military and diplomatic decision-making research-article. *FAccT '24: Proceedings of the 2024 ACM Conference on Fairness, Accountability, and Transparency*, 836–898. <https://doi.org/10.1145/3630106.365894>
- Rocca, G.L. (1981). 'A second party in our midst': The history of the Soviet Scientific Forecasting Association. *Social Studies of Science*, 11(2), 199–247. <https://doi.org/10.1177/030631278101100202>
- Sobekin, S.A. (2023). Artificial intelligence in political processes: Prospects and challenges. *Izvestiya Irkutsk State University. Series: Political Science. Religious studies*, 46, 7–18. (In Russian). <https://doi.org/10.26516/2073-3380.2023.46.7>
- Volodenkov, S.V., Fedorchenko, S.N., & Pechenkin, N.M. (2023). Possibilities and features of worldview formation in the digital communication environment: Based on expert research. *Political expertise: POLITEX*, 19(1), 58–79. (In Russian). <https://doi.org/10.21638/spbu23.2023.105>
- Yang, K.-C., & Menczer, F. (2024). Anatomy of an AI-powered malicious social botnet. *Journal of Quantitative Description: Digital Media*, 4. Retrieved February 15, 2025, from <https://journalqd.org/article/view/5848>
- Yasnitskiy, L.N. (2008). On the possibilities of using artificial intelligence methods in political science. *Bulletin of Perm University. Political science*, 2(4), 147–155. (In Russian).
- Yasnitsky, L.N. (2016). *Intelligent systems*. Moscow: Laboratory of Knowledge, 221 p. (In Russian).
- Zernova, Yu.A., & Petrinin, Yu.Y. (2010). Forecasting the presidential elections in France in 2007. *Public Administration. Electronic Bulletin (Electronic journal)*, 24. Retrieved January 23, 2025, from <https://elibrary.ru/item.asp?id=15283514>. (In Russian)
- Zuloaga-Rotta, L., Borja-Rosales, R., Rodríguez, Mallma, M.J., Mauricio, D., & Maculan, N. (2024). Method to forecast the presidential election results based on simulation and machine learning. *Computation*, 12(38), <https://doi.org/10.3390/computation12030038>

Сведения об авторе:

Федорченко Сергей Николаевич — доктор политических наук, доцент кафедры истории и теории политики факультета политологии, Московский государственный университет имени М.В. Ломоносова (e-mail: s.n.fedorchenko@mail.ru) (ORCID: 0000-0001-6563-044X)

About the author:

Sergey N. Fedorchenko — Doctor of Political Sciences, Associate professor, Department of History and Theory of Politics, Faculty of Political Science, Lomonosov Moscow State University (e-mail: s.n.fedorchenko@mail.ru) (ORCID: 0000-0001-6563-044X)