



ПОЛИТИЧЕСКИЕ ИНСТИТУТЫ, ПРОЦЕССЫ И ТЕХНОЛОГИИ/POLITICAL INSTITUTIONS, PROCESSES AND TECHNOLOGIES

DOI: <https://doi.org/10.60797/IRJ.2026.167.5> EDN: JWQFDL**СРАВНИТЕЛЬНЫЙ АНАЛИЗ МЕТОДОЛОГИЧЕСКИХ ПОДХОДОВ К ПРОГНОЗИРОВАНИЮ ПОЛИТИЧЕСКОЙ ДЕСТАБИЛИЗАЦИИ: ОТ КЛИОДИНАМИКИ К ГИБРИДНЫМ МОДЕЛЯМ**

Научная статья

Чернышенко М.С.^{1,*}¹ORCID : 0009-0002-2337-2854;¹Санкт-Петербургский политехнический университет Петра Великого, Санкт-Петербург, Российская Федерация

* Корреспондирующий автор (mikhail.tchernyshenko[at]yandex.ru)

Предложена: 24.02.2026; Принята: 20.03.2026; Опубликовано: 18.05.2026

Аннотация

Статья посвящена систематическому сравнению различных методологических подходов к прогнозированию политической дестабилизации. На основе анализа современного состояния исследований в области политического прогнозирования выделяются три основных поколения моделей: структурно-количественные (клиодинамические), агент-ориентированные и модели на основе машинного обучения. Проводится их сопоставление по ряду критериев: теоретическая обоснованность, требования к данным, способность учитывать нелинейность и каскадные эффекты, прогностическая точность и интерпретируемость результатов. Особое внимание уделяется гибридным подходам, интегрирующим преимущества различных методологий. На материале исследований П. Турчина, Дж. Голдстоуна, А.С. Ахременко, А.П. Петрова и других авторов демонстрируется, что наиболее перспективным направлением является синтез структурного анализа долгосрочных трендов (клиодинамика) с методами, фиксирующими краткосрочную динамику элитных групп и массовых настроений (сетевой анализ, NLP) и моделирующими сложные социальные взаимодействия (агент-ориентированные модели). Делается вывод о необходимости разработки гибридных моделей, способных сочетать объяснительную силу теоретического знания с прогностическими возможностями современных методов анализа данных.

Ключевые слова: политическое прогнозирование, клиодинамика, агент-ориентированное моделирование, машинное обучение, гибридные модели, сравнительный анализ, политическая дестабилизация.

A COMPARATIVE ANALYSIS OF METHODOLOGICAL APPROACHES TO FORECASTING POLITICAL DESTABILISATION: FROM CLIODYNAMICS TO HYBRID MODELS

Research article

Chernyshenko M.^{1,*}¹ORCID : 0009-0002-2337-2854;¹Peter the Great St. Petersburg Polytechnic University, Saint-Petersburg, Russian Federation

* Corresponding author (mikhail.tchernyshenko[at]yandex.ru)

Suggested: 24.02.2026; Accepted: 20.03.2026; Published: 18.05.2026

Abstract

The article is devoted to a systematic comparison of various methodological approaches to forecasting political destabilisation. Based on an analysis of the current state of research in the field of political prediction, three main generations of models are identified: structural-quantitative (cliodynamic), agent-, and machine learning-based models. These are compared according to a number of criteria: theoretical substantiation, data requirements, the ability to account for non-linearity and cascade effects, predictive accuracy, and the interpretability of results. Particular attention is paid to hybrid approaches that integrate the advantages of various methodologies. Based on the research of P. Turchin, J. Goldstone, A.S. Akhremko, A.P. Petrov and other authors, it is demonstrated that the most promising direction is the synthesis of structural analysis of long-term trends (cliodynamics) with methods that capture the short-term dynamics of elite groups and public sentiment (network analysis, NLP) and those modelling complex social interactions (agent-based models). The conclusion is made that there is a need to develop hybrid models capable of combining the explanatory power of theoretical knowledge with the predictive capabilities of modern data analysis methods.

Keywords: political forecasting, cliodynamics, agent-based modelling, machine learning, hybrid models, comparative analysis, political destabilisation.

Введение

За последние три десятилетия область политического прогнозирования претерпела фундаментальные изменения. От экспертных оценок и простых статистических моделей исследователи перешли к сложным компьютерным симуляциям и алгоритмам машинного обучения, способным обрабатывать огромные массивы разнородных данных [2, С. 145]. Однако методологический плюрализм порождает закономерный вопрос: какой из подходов обладает наибольшей прогностической силой и при каких условиях?

Дискуссия о соотношении теории и «слепых» методов анализа данных в прогнозировании политических конфликтов остается одной из самых острых в современной политической науке. Как показано в работе А. Veger, M. Ward и P. Morgan, противопоставление «теоретических» и «атеоретических» моделей во многом искусственно, а наиболее продуктивным путем является их интеграция [10, С. 1408]. Цель данной статьи — провести систематический сравнительный анализ основных методологических подходов к прогнозированию политической дестабилизации, выявив их сильные и слабые стороны, и обосновать необходимость перехода к гибридным моделям, синтезирующим преимущества различных методов.

Актуальность исследования обусловлена потребностью в создании надежного инструментария для оценки рисков политической нестабильности, который мог бы использоваться как в академических целях, так и в практике государственного управления. Новизна подхода заключается в применении комплексных критериев сравнения, учитывающих не только прогностическую точность, но и теоретическую обоснованность, интерпретируемость и способность моделей учитывать качественно различные типы политической динамики.

Методы и принципы исследования

Исследование базируется на методе сравнительного анализа научной литературы и вторичных данных. В качестве материала для анализа использованы:

1. Классические и современные работы по клиодинамике и математическому моделированию исторических процессов (П. Турчин, С. Нефёдов, А.В. Коротаев) [6], [11].

2. Исследования по агент-ориентированному моделированию политических протестов (А.П. Петров, А.С. Ахременко, А.В. Лапин, М.В. Ильичев) [1], [3], [9].

3. Работы по применению методов машинного обучения для прогнозирования конфликтов и политической нестабильности [2], [4], [8], [10].

4. Сравнительные исследования эффективности различных прогностических систем [6].

Сравнение подходов проводится по следующим критериям:

- Теоретическая фундированность (наличие объяснительной модели).
- Требования к объему и качеству данных.
- Способность учитывать нелинейность и пороговые эффекты.
- Возможность моделирования каскадных процессов и «эффектов заражения».
- Прогностическая точность на различных временных горизонтах.
- Интерпретируемость результатов.
- Вычислительная сложность и воспроизводимость.

Основные результаты

3.1. Первая категория: структурно-количественные (клиодинамические) модели

Клиодинамический подход, развиваемый П. Турчиным, С. Нефёдовым, А.В. Коротаевым и другими, рассматривает государство как сложные системы, подчиняющиеся долгосрочным циклическим закономерностям. В основе подхода лежит идея о том, что динамика населения, элит и ресурсов может быть описана системой нелинейных дифференциальных уравнений, выявляющих «светские циклы» продолжительностью в 200–300 лет [11].

Сильные стороны:

- Высокая теоретическая обоснованность, опора на фундаментальные социальные механизмы (мальтузианское давление, перепроизводство элит).

- Способность объяснять долгосрочные исторические паттерны.

- Относительная простота и прозрачность базовых моделей.

Слабые стороны:

- Требуют длинных временных рядов качественных исторических данных, которые не всегда доступны.

- Ограниченно применимы для краткосрочного прогнозирования (менее 5–10 лет).

- С трудом учитывают стохастические факторы и роль конкретных личностей.

Как показано в работе И. Медведева с соавторами, прогностическая способность систем, разработанных до 2011 года, резко снизилась после Арабской весны, что свидетельствует о смене глобальных паттернов, не учтенных в моделях [6]. Это ограничение структурных подходов, ориентированных на выявление устойчивых, но потенциально устаревающих закономерностей.

3.2. Вторая категория: агент-ориентированные модели (АОМ)

Агент-ориентированное моделирование представляет собой принципиально иной подход, фокусирующийся на взаимодействии множества автономных индивидов (агентов), чьи решения и поведение порождают макроскопические социальные эффекты [1], [3].

А.В. Лапин и М.В. Ильичев обосновывают применение АОМ для прогнозирования последствий управляющих воздействий на региональные системы. Модель позволяет учитывать поведенческие и ценностные установки различных социальных групп, что невозможно в агрегированных макромоделях [1, С. 64].

А.П. Петров и А.С. Ахременко предлагают классификацию агент-ориентированных моделей политического протеста, выделяя два основных класса: решеточные (для моделирования динамики в пределах одного события) и сетевые (для описания протестных кампаний) [3, С. 4032]. Независимо от типа размещения агентов, ключевую роль играют правила принятия решений индивидами, которые могут основываться на теориях рационального выбора, социального научения или психологических моделях.

Сильные стороны:

- Позволяют моделировать emergent-свойства (возникновение новых феноменов из локальных взаимодействий).



- Способны учитывать гетерогенность агентов и их адаптивное поведение.
 - Эффективны для анализа сценариев «что, если».
- Слабые стороны:
- Высокая вычислительная сложность.
 - Проблема валидации — трудно проверить, насколько правила поведения агентов соответствуют реальности.
 - Чувствительность к начальным параметрам, что может приводить к нестабильности результатов.

3.3. Третья категория: модели на основе машинного обучения (МО)

Развитие методов машинного обучения, включая глубокие нейронные сети, открыло новые возможности для анализа больших данных и выявления скрытых паттернов, предшествующих политической дестабилизации. Обзор современных подходов к применению deep learning для прогнозирования политических угроз показывает широкий спектр используемых архитектур: от рекуррентных нейронных сетей (LSTM) для анализа временных рядов до сверточных сетей для обработки спутниковых изображений [4].

Коллектив авторов под руководством А. Basuchoudhary применил методы машинного обучения для выявления сложных причинных путей, ведущих к гражданским войнам. Их методология позволяет ранжировать предикторы по степени влияния и выявлять неочевидные взаимосвязи между институциональными, экономическими и социологическими факторами [8].

И. Медведев и соавторы предлагают двухуровневую систему оценки предикторов нестабильности с использованием методов машинного обучения: на первом уровне анализируются факторы, ведущие к нестабильности в целом, на втором — факторы, влияющие на интенсивность нестабильности. Применение векторов Шепли позволяет количественно оценить вклад каждого предиктора в рамках итоговой модели [6].

Сильные стороны:

- Высокая прогностическая точность при наличии качественных данных.
- Способность обрабатывать огромные массивы разнородных данных (тексты, изображения, числовые ряды).
- Автоматическое выявление сложных нелинейных зависимостей.

Слабые стороны:

- Проблема «черного ящика» — трудность интерпретации результатов.
- Риск переобучения и выявления ложных корреляций.
- Зависимость от качества и репрезентативности обучающих данных.
- Слабая теоретическая обоснованность («атеоретичность»).

Дискуссия о соотношении теории и машинного обучения в прогнозировании конфликтов получила развитие в работе А. Beger, М. Ward и Р. Morgan, которые подвергли критике тезис о превосходстве теоретически обоснованных моделей над «механистическими» альтернативами. Авторы показывают, что противопоставление теории и машинного обучения контрпродуктивно, и предлагают рассматривать методы МО как эффективный инструмент тестирования теорий [10, С. 1420].

3.4. Сравнительный анализ

По критерию теоретической обоснованности клиодинамические модели занимают лидирующие позиции, предлагая целостное объяснение долгосрочной динамики. Агент-ориентированные модели также могут опираться на социологические и психологические теории, хотя их эмпирическая валидация сложна. Модели МО, за редким исключением, остаются преимущественно инструментом предсказания без встроенного объяснительного механизма.

По требованиям к данным наблюдается обратная картина. Клиодинамические модели требуют длинных, качественных временных рядов, которые существуют лишь для ограниченного числа стран и периодов. Агент-ориентированные модели могут работать при ограниченных данных, но требуют глубокого понимания поведенческих паттернов агентов. Модели МО наиболее требовательны к объему данных, но могут использовать разнообразные источники (включая спутниковые снимки и социальные медиа).

По способности учитывать нелинейность все три подхода имеют определенные возможности. Клиодинамические модели изначально строятся на нелинейных уравнениях. Агент-ориентированные модели естественным образом порождают нелинейную динамику через взаимодействие агентов. Модели МО (особенно нейросети) способны аппроксимировать любые нелинейные зависимости, но не всегда позволяют понять их природу.

По прогностической точности на краткосрочных горизонтах (до 1 года) лидируют модели МО и калиброванные агент-ориентированные модели. На среднесрочных (1–5 лет) преимущество могут иметь гибридные подходы, сочетающие структурные переменные с анализом текущей динамики. На долгосрочных горизонтах (10+ лет) клиодинамические модели остаются практически безальтернативными.

3.5. Перспективы гибридного моделирования

Анализ показывает, что ни один из подходов не является универсальным. Наиболее перспективным направлением представляется разработка гибридных моделей, интегрирующих преимущества различных методологий. Однако, чтобы переход от деклараций к практической реализации был обоснованным, необходимо рассмотреть уже существующие примеры такого синтеза и то, как гибридизация позволяет преодолеть внутренние ограничения каждого из методов.

3.5.1. Существующие архитектуры гибридных моделей

Одним из наиболее показательных примеров является методология, предложенная в работах И. Медведева и его коллег [6]. Она представляет собой двухуровневую гибридную архитектуру, сочетающую эмпирическую мощь машинного обучения с объяснительным потенциалом макроэкономической теории.

Архитектура и данные: на первом уровне система использует алгоритмы машинного обучения (в частности, Gradient Boosting и Random Forest) для анализа глобальной базы данных, включающей социально-экономические и политические индикаторы по более чем 150 странам за несколько десятилетий. Цель этого уровня — выявить факторы, наиболее сильно коррелирующие с наступлением политической дестабилизации вообще. На втором уровне применяются те же методы, но уже для подвыборки нестабильных случаев, чтобы определить факторы, влияющие на интенсивность конфликта (например, количество жертв или продолжительность).

Интеграция с теорией: Ключевым моментом гибридации является не сам по себе расчет, а пост-обработка и интерпретация результатов. Важность предикторов, полученная с помощью векторов Шепли, анализируется не изолированно, а в рамках теоретической схемы мир-системного анализа. Страны разделяются на категории (ядро, полупериферия, периферия), и для каждой группы выявляются свои специфические «пути к нестабильности». Это позволяет не просто сказать, что «фактор X важен», а объяснить, почему он важен именно для данной группы стран, опираясь на теории зависимого развития и неравномерности обмена. Модель была апробирована на данных по Арабской весне и постсоветскому пространству, продемонстрировав более высокую объяснительную способность по сравнению с чисто структурными или чисто статистическими моделями.

Другой перспективный путь гибридации — использование агент-ориентированных моделей, параметризованных на основе данных, полученных с помощью методов МО. Например, в проектах по моделированию протестной динамики, данные из социальных медиа (тональность сообщений, частота использования определенных хештегов, сетевые связи между пользователями) анализируются с помощью методов NLP (natural language processing). Результаты этого анализа — такие как распределение недовольства в популяции, скорость распространения информации или структура протестных сетей — напрямую используются для задания исходных параметров и правил поведения агентов в АОМ [1], [3]. Это позволяет заменить гипотетические допущения о поведении агентов на эмпирически обоснованные данные, частично решая проблему валидации АОМ.

3.5.2. Преодоление ограничений через гибридацию

Гибридный подход открывает конкретные пути решения методологических проблем, отмеченных в данной статье.

Проблема «черного ящика» в МО: вместо того чтобы использовать МО как изолированный предиктор, его результаты могут служить входными данными для теоретически обоснованных моделей. Например, кластеризация стран с помощью методов обучения без учителя может выявить новые, эмпирически обоснованные типологии политических режимов, которые затем станут основой для сравнительного клиодинамического анализа. Кроме того, активно развивающиеся методы объяснимого искусственного интеллекта (XAI), такие как LIME или SHAP (упомянутые выше векторы Шепли), позволяют интерпретировать прогнозы сложных моделей в терминах вклада конкретных признаков, делая их «прозрачными» для исследователя-политолога.

Проблема валидации АОМ: Агент-ориентированные модели часто критикуют за спекулятивность правил поведения агентов. Гибридация позволяет калибровать эти правила на основе данных, извлеченных из реальности с помощью МО. Если модель предсказывает всплеск протестной активности, этот прогноз можно сопоставить не только с итоговыми данными о произошедших событиях, но и с промежуточными индикаторами (например, динамикой тональности в соцсетях, предшествующей реальным протестам), что делает процесс верификации более многоуровневым и надежным. АОМ, в свою очередь, могут генерировать синтетические данные для сценариев, которые редки или отсутствуют в исторических наблюдениях, и эти данные могут быть использованы для обучения моделей МО, делая их более устойчивыми к редким, но критически важным событиям.

3.5.3. Проблема данных в гибридном моделировании

Каждый из рассмотренных подходов предъявляет специфические требования к данным:

- Клиодинамика требует длинных (вековых) временных рядов демографических, экономических и политических показателей, которые зачастую фрагментарны или отсутствуют для стран Тропической Африки и доколониальных обществ.

- Агент-ориентированные модели нуждаются в данных для спецификации поведенческих правил. Идеальным источником здесь являются массовые опросы и экспериментальные данные, но на практике исследователи часто вынуждены опираться на упрощенные теоретические допущения.

- Машинное обучение наиболее требовательно к объему, но гибко в отношении формата. Оно активно интегрирует новые источники «больших данных» — спутниковые снимки (ночная освещенность как прокси экономической активности, типы землепользования), данные геопозиционирования с мобильных телефонов (для оценки мобильности и социальной дистанции), и контент социальных медиа.

Ключевая проблема гибридных моделей — сопоставимость этих гетерогенных данных. Как совместить ежегодные данные Всемирного банка с ежеминутными постами в Twitter (X)? Решение видится в иерархическом подходе: долгосрочные тренды задаются «медленными» макропеременными (ВВП, неравенство), а краткосрочная динамика отслеживается по «быстрым» данным (событийный анализ, тональность СМИ). Это требует решения проблемы разного пространственно-временного разрешения (spatio-temporal scale mismatch).

Кроме того, использование новых данных порождает новые ограничения. Данные социальных медиа смещены (bias) в сторону более молодой, городской и технически грамотной части населения, и не отражают настроения всех социальных групп. Спутниковые данные дают косвенные, а не прямые измерения. Официальная статистика может быть подвержена фальсификации. В гибридной модели все эти ошибки и смещения могут накладываться друг на



друга, поэтому обязательным этапом становится кросс-валидация результатов, полученных из разных источников, и разработка методов их «калибровки» друг относительно друга.

Заключение

Проведенный сравнительный анализ позволяет сделать несколько важных выводов относительно современного состояния и перспектив политического прогнозирования.

Во-первых, дискуссия о превосходстве «теоретических» или «атеоретических» подходов методологически некорректна. Как убедительно показано в работе Beger, Ward и Morgan [10], машинное обучение само по себе не является «атеоретическим» — оно опирается на теоретические предположения о том, какие данные релевантны и как их следует обрабатывать. Более продуктивно рассматривать различные подходы как взаимодополняющие инструменты в арсенале исследователя.

Во-вторых, выбор методологии должен определяться конкретными исследовательскими задачами и доступными данными. Для анализа долгосрочных исторических циклов клиодинамические модели остаются незаменимыми. Для краткосрочного прогнозирования конкретных событий (протестов, переворотов) более эффективны модели МО и калиброванные агент-ориентированные модели. Для сценарного анализа и оценки последствий политических решений преимущество имеют АОМ.

В-третьих, наиболее серьезные ограничения связаны не столько с методологией, сколько с качеством данных и их интерпретацией. Как отмечается в обзоре по глубокому обучению для прогнозирования политических угроз [4], даже самые совершенные алгоритмы не способны компенсировать недостатки входных данных. Проблемы фальсификации статистики, лагун в исторических записях и несопоставимости данных разных стран остаются общими для всех подходов.

В-четвертых, важным направлением развития является интеграция новых источников данных. Спутниковые снимки [2], данные сотовых операторов о мобильности населения, анализ социальных медиа с помощью NLP — все это открывает новые возможности для измерения социально-политических процессов в реальном времени. Однако использование этих источников требует разработки методов их валидации и калибровки.

Сравнительный анализ методологических подходов к прогнозированию политической дестабилизации показывает, что каждый из них имеет свою нишу применения и специфические ограничения. Клиодинамические модели сильны в объяснении долгосрочных циклов, агент-ориентированные — в моделировании сложных социальных взаимодействий, методы машинного обучения — в обработке больших данных и выявлении скрытых паттернов.

Наиболее перспективным направлением развития является разработка гибридных моделей, интегрирующих преимущества различных подходов. Такие модели могли бы сочетать структурный анализ долгосрочных трендов (в традициях клиодинамики) с мониторингом текущей динамики элитных групп и массовых настроений (с использованием NLP и сетевого анализа) и сценарным моделированием на основе агент-ориентированных платформ.

В то же время анализ элитной динамики и протестной активности (с использованием современных методов анализа данных) позволяет фиксировать приближение к точкам бифуркации в рамках этой траектории. Такой синтез открывает путь к созданию действительно работающего инструмента политического прогнозирования, способного не только предсказывать риски, но и объяснять их природу. Дальнейшее развитие этой области будет определяться не столько созданием все более сложных изолированных алгоритмов, сколько прогрессом в области интеграции данных и методов, а также разработкой строгих процедур валидации для сложных гибридных построений. Ключевым вызовом остается превращение методологического плюрализма из источника эклектики в основу для подлинно междисциплинарного синтеза, где теория направляет поиск данных, а данные, в свою очередь, обогащают и корректируют теорию.

Конфликт интересов

Не указан.

Рецензия

Все статьи проходят рецензирование. Но рецензент или автор статьи предпочли не публиковать рецензию к этой статье в открытом доступе. Рецензия может быть предоставлена компетентным органам по запросу.

Conflict of Interest

None declared.

Review

All articles are peer-reviewed. But the reviewer or the author of the article chose not to publish a review of this article in the public domain. The review can be provided to the competent authorities upon request.

Список литературы / References

1. Лапин А.В. Моделирование социально-политических и экономических процессов в регионе: агентаориентированный подход / А.В. Лапин, М.В. Ильичев // Власть. — 2024. — Т. 32. — № 3. — С. 62–77. — DOI: 10.24412/2071-5358-2024-3-62-77.
2. Ripla A. Global Political Pulse: AI Monitoring and Prediction of Worldwide Regime Changes / A. Ripla // LinkedIn. — 2025. — URL: <https://www.linkedin.com/pulse/global-political-pulse-ai-monitoring-prediction-andre-uv8qe> (accessed: 23.02.2026).
3. Петров А.П. Агентно-ориентированное моделирование в исследовании политических протестов / А.П. Петров, А.С. Ахременко // Труды 14-го Всероссийского совещания по проблемам управления (ВСПУ-2024). — Москва: ИПУ им. В.А. Трапезникова РАН, 2024. — С. 4031–4035.
4. A Review on Deep Learning Approaches and Optimization Techniques For Political Security Threat Prediction // Prophy Science. — 2024. — URL: <https://www.prophy.ai/article/182990716> (accessed: 23.02.2026).



5. Исследователи заменили политиков ИИ-агентами на заседании ФРС // ForkLog. — 2025. — URL: <https://forklog.com/news/ai/issledovateli-zamenili-politikov-ii-agentami-na-zasedanii-frs> (дата обращения: 23.02.2026).
6. Medvedev I. A Comparison of Sociopolitical Instability Forecasting Systems / I. Medvedev [et al.] // Brill. — 2024. — URL: https://brill.com/search?f_0=author&q_0=Илья+Medvedev (accessed: 23.02.2026).
7. Моделирование процессов обеспечения устойчивости государственных организационных систем к попыткам захвата власти идентифицированным и неидентифицированным противником // Экономические стратегии. — 2025. — № 3 (122). — С. 5–14. — DOI: 10.33917/mic-3.122.2025.5-14.
8. Basuchoudhary A. Identifying the complex causes of civil war: a machine learning approach / A. Basuchoudhary, J. T. Bang, J. David [et al.]. — Cham: Palgrave Macmillan, 2021. — 120 p.
9. Лапин А.В. Моделирование социально-политических и экономических процессов в регионе: агентоориентированный подход / А.В. Лапин, М.В. Ильичев // Власть. — 2024. — № 3. — С. 62–77.
10. Beger A. Reassessing the Role of Theory and Machine Learning in Forecasting Civil Conflict / A. Beger, R.K. Morgan, M.D. Ward // Journal of Conflict Resolution. — 2021. — Vol. 65. — № 7-8. — P. 1405–1426. — DOI: 10.1177/0022002720982358.
11. Turchin C. Secular Cycles / C. Turchin, S. Nefedov. — Princeton: Princeton University Press, 2009. — 360 p.

Список литературы на английском языке / References in English

1. Lapin A.V. Modelirovanie sotsialno-politicheskikh i ekonomicheskikh protsessov v regione: agentoorientirovannii podkhod [Modelling socio-political and economic processes in the region: an agent-based approach] / A.V. Lapin, M.V. Ilichev // Vlast [Power]. — 2024. — Vol. 32. — № 3. — P. 62–77. — DOI: 10.24412/2071-5358-2024-3-62-77. [in Russian]
2. Ripla A. Global Political Pulse: AI Monitoring and Prediction of Worldwide Regime Changes / A. Ripla // LinkedIn. — 2025. — URL: <https://www.linkedin.com/pulse/global-political-pulse-ai-monitoring-prediction-andre-uv8qe> (accessed: 23.02.2026).
3. Petrov A.P. Agentno-orientirovannoe modelirovanie v issledovanii politicheskikh protestov [Agent-based modelling in the study of political protests] / A.P. Petrov, A.S. Akhremenko // Trudi 14-go Vserossiiskogo soveshchaniya po problemam upravleniya (VSPU-2024) [Proceedings of the 14th All-Russian Conference on Management Issues (VSPU-2024)]. — Moscow: V.A. Trapeznikov IPU RAS, 2024. — P. 4031–4035. [in Russian]
4. A Review on Deep Learning Approaches and Optimization Techniques For Political Security Threat Prediction // Prophecy Science. — 2024. — URL: <https://www.prophecy.ai/article/182990716> (accessed: 23.02.2026).
5. Issledovateli zamenili politikov II-agentami na zasedanii FRS [Researchers replaced politicians with AI agents at a Federal Reserve meeting] // ForkLog. — 2025. — URL: <https://forklog.com/news/ai/issledovateli-zamenili-politikov-ii-agentami-na-zasedanii-frs> (accessed: 23.02.2026). [in Russian]
6. Medvedev I. A Comparison of Sociopolitical Instability Forecasting Systems / I. Medvedev [et al.] // Brill. — 2024. — URL: https://brill.com/search?f_0=author&q_0=Илья+Medvedev (accessed: 23.02.2026).
7. Modelirovanie protsessov obespecheniya ustoichivosti gosudarstvennikh organizatsionnikh sistem k popitkam zakhvata vlasti identifitsirovannim i neidentifitsirovannim protivnikom [Modelling processes to ensure the resilience of state organisational systems to attempts by identified and unidentified adversaries to seize power] // Ekonomicheskie strategii [Economic Strategies]. — 2025. — № 3 (122). — P. 5–14. — DOI: 10.33917/mic-3.122.2025.5-14. [in Russian]
8. Basuchoudhary A. Identifying the complex causes of civil war: a machine learning approach / A. Basuchoudhary, J. T. Bang, J. David [et al.]. — Cham: Palgrave Macmillan, 2021. — 120 p.
9. Lapin A.V. Modelirovanie sotsialno-politicheskikh i ekonomicheskikh protsessov v regione: agentoorientirovannii podkhod [Modelling socio-political and economic processes in the region: an agent-based approach] / A.V. Lapin, M.V. Ilichev // Vlast [Power]. — 2024. — № 3. — P. 62–77. [in Russian]
10. Beger A. Reassessing the Role of Theory and Machine Learning in Forecasting Civil Conflict / A. Beger, R.K. Morgan, M.D. Ward // Journal of Conflict Resolution. — 2021. — Vol. 65. — № 7-8. — P. 1405–1426. — DOI: 10.1177/0022002720982358.
11. Turchin C. Secular Cycles / C. Turchin, S. Nefedov. — Princeton: Princeton University Press, 2009. — 360 p.