

Обзоры

УДК-323.174+911.3

DOI: 10.17072/2218-1067-2026-1-115-126

ПОЛИТИКО-ГЕОГРАФИЧЕСКИЕ ИССЛЕДОВАНИЯ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА: НЕЙРОСЕТЕВЫЕ ВОЗМОЖНОСТИ И ОГРАНИЧЕНИЯ

В. И. Блануца

Блануца Виктор Иванович, доктор географических наук, ведущий научный сотрудник лаборатории георесурсоведения и политической географии, Институт географии им. В.Б. Сочавы СО РАН, Иркутск, Россия.
E-mail: blanutsa@list.ru (ORCID: 0000-0003-3958-216X. Researcher ID: G-7172-2016).

Аннотация

Целью исследования является определение возможностей и ограничений применения нейросетевых алгоритмов в политико-географических исследованиях, выявленных в мировом массиве журнальных статей. Для реализации этой цели потребовалось решить следующие задачи: уяснить суть искусственной нейронной сети, сформировать массив статей, определить эвристические возможности анализируемых алгоритмов в существующих и будущих политико-географических исследованиях, обозначить методологические ограничения. С помощью авторского алгоритма семантического поиска на основе машинного обучения выявлены более семидесяти статей. Показано распределение статей по годам и странам. Выявленные статьи относятся к конфликтологическому, электоральному, миропорядковому и антикоррупционному направлениям политической географии. В них использовались однослойный и многослойный перцептроны, самоорганизующаяся карта, сверточная, рекуррентная и графовая нейронные сети. Применение этих алгоритмов позволило прогнозировать время и место начала вооруженных конфликтов, результаты выборов, изменение баланса сил между государствами и вероятность коррупции на разных территориях. Для анализируемых алгоритмов характерны самообучаемость, выявление сложных нелинейных зависимостей, одновременный анализ разных типов данных, отказоустойчивость, помехоустойчивость и быстроедействие. Намечены контуры будущего нейросетевого анализа в лимнологическом (изучение межгосударственных и внутригосударственных границ), регионологическом (анализ административно-территориального деления государства), трансграничном (оценка взаимодействия между приграничными территориями соседних государств) и диффузионном (распространение политических идей между территориями) направлениях политической географии. Обобщение выявленных статей позволило установить десять основных ограничений в работе искусственных нейронных сетей. Полученные результаты позволяют ориентироваться в зарождающейся сфере нейросетевого анализа политико-географических процессов.

Ключевые слова: геоконфликтология; электоральная география; мировой порядок; география коррупции; государственная граница; административно-территориальное деление; трансграничное взаимодействие; пространственная диффузия инноваций; искусственная нейронная сеть.

Введение

В настоящее время политическая география, формирующаяся на стыке политических и общественно-географических наук для познания территориальной организации власти с учетом борьбы за власть, представляет собой конгломерат различных научных направлений. Об их разнообразии можно судить по последним фундаментальным изданиям (Политическая..., 2022; Menga et al., 2024; Squire, Jackman, 2024; Wilson, 2025), серии из 17 книг издательства *Routledge*¹ и тематике статей в журнале

© Блануца В. И., 2026

¹ Routledge Library Editions: Political Geography [online]. Available at: <https://www.routledge.com/Routledge-Library-Editions-Political-Geography/book-series/> (accessed: 12.11.2025).

*Political Geography*². Исключим из этого разнообразия феминистски-гендерные, ультралиберальные, анархо-марксистские, радикально-экологические и эмоционально-психологические наслоения, а также редко встречающиеся исследовательские инициативы и значительные пересечения с экономической, социальной, рекреационной и культурной географией. Тогда к основным векторам развития политической географии можно отнести электоральное («электоральная география»; территориальная организация выборов, пространственный анализ и прогноз результатов выборов), конфликтологическое («геоконфликтология»; межгосударственные и внутригосударственные, ненасильственные и вооруженные конфликты, терроризм, морское пиратство, кибервойны), лимнологическое (межгосударственные и внутригосударственные, признанные, спорные и виртуальные границы, включая морские границы), миропорядковое (союзы, блоки и временные альянсы государств, политико-географическое положение государства, трансформация политической карты мира, идентификация сверхдержавы, Глобальный Север и Глобальный Юг, неконтролируемые территории), регионологическое (административно-территориальное деление, особый статус отдельных территорий, географические типы регионализма и сепаратизма, центр-периферийные отношения, столичность, местное самоуправление), антикоррупционное («география коррупции»; индекс восприятия коррупции, пространственно-распределенные предпосылки возникновения коррупции, степень открытости и контролируемости разных уровней власти), трансграничное (интеграция приграничных территорий соседних государств, спорные территории, анклав и эксклавы) и диффузионное (распространение политических идей между странами, субнациональными территориальными единицами и населенными пунктами) направления.

Исследовательский инструментарий политической географии постоянно расширяется с учетом появления новых методов в политических и общественно-географических науках (Menga et al., 2024; Squire, Jackman, 2024). Один из трендов в этих науках – рост количества эмпирических исследований с использованием алгоритмов искусственного интеллекта (Chatsiou, Mikhaylov, 2025; Grekousis, 2019; Wang et al., 2024; Wordliczek, 2023). Однако, как утверждается в обзоре международного коллектива ученых (Wang et al., 2024), в политической географии подобные алгоритмы еще не получили широкого распространения (22 статьи из 1516 публикаций по интеллектуальному анализу данных в общественной географии в 2010–2022 гг.). Соглашаясь с такой качественной оценкой, следует отметить, что количество публикаций по использованию алгоритмов искусственного интеллекта в политико-географических исследованиях, по нашей оценке, значительно превышает два десятка статей только по отмеченным выше восьми основным направлениям.

По состоянию на 1 июля 2025 г. в мировой науке не было ни одного специального обобщения политико-географических исследований на платформе искусственного интеллекта, а один абзац из упомянутого обзора (Wang et al., 2024: 11) трудно считать полноценным обобщением. Более того, такие алгоритмы весьма разнообразны (Блануца, 2021; Wang et al., 2024), что обуславливает необходимость не одного, а нескольких обобщений. Первое из них может касаться наиболее распространенной группы алгоритмов искусственной нейронной сети (Artificial Neural Network, ANN). Поэтому целью нашего анализа стало определение возможностей и ограничений применения нейросетевых алгоритмов в политико-географических исследованиях, выявленных в мировом массиве журнальных статей. Реализация данной цели потребовала уяснения сути ANN, формирования массива статей, определения эвристических возможностей анализируемых алгоритмов в существующих и будущих политико-географических исследованиях, а также обозначения методологических ограничений.

Искусственная нейронная сеть

В специализированной литературе достаточно полно описаны особенности построения ANN (Da Silva et al., 2017; Hassoun, 1995; Schweinfurth, 2025). Не останавливаясь на всех подробностях, отметим только основные черты, необходимые для понимания сути рассматриваемых алгоритмов. По аналогии с нервными клетками живого организма, ANN состоит из нейронов (узлов) и синапсов (линий связи между узлами). Каждый нейрон по взвешенным синапсам (величина веса определяет значимость информации для конкретного узла) получает от других нейронов информацию, обрабатывает ее (суммирует с учетом веса, оценивает по специальной функции, сравнивает с пороговым значением) и передает (при превышении порогового значения) следующим нейронам. Узлы группируются во входной, один или несколько скрытых и выходной слои. Исходная информация, последовательно обрабатываемая нейронами каждого слоя, преобразуется в конечный результат. Например, при проведении

² Political Geography [online]. Available at: <https://www.sciencedirect.com/journal/political-geography/issues> (accessed: 12.11.2025).

районирования операционные территориальные единицы, характеризующиеся множеством показателей, проходят обработку узлами ANN по каждому показателю, что в итоге формирует несколько групп смежных единиц как однородных районов (рис. 1). Обучение ANN заключается в последовательном изменении всех весов (при необходимости еще и пороговых значений) таким образом, чтобы конечный результат соответствовал действительности или удовлетворял предъявляемым требованиям. Затем обученная ANN применяется для анализа новых – не входящих в обучающую выборку – данных.

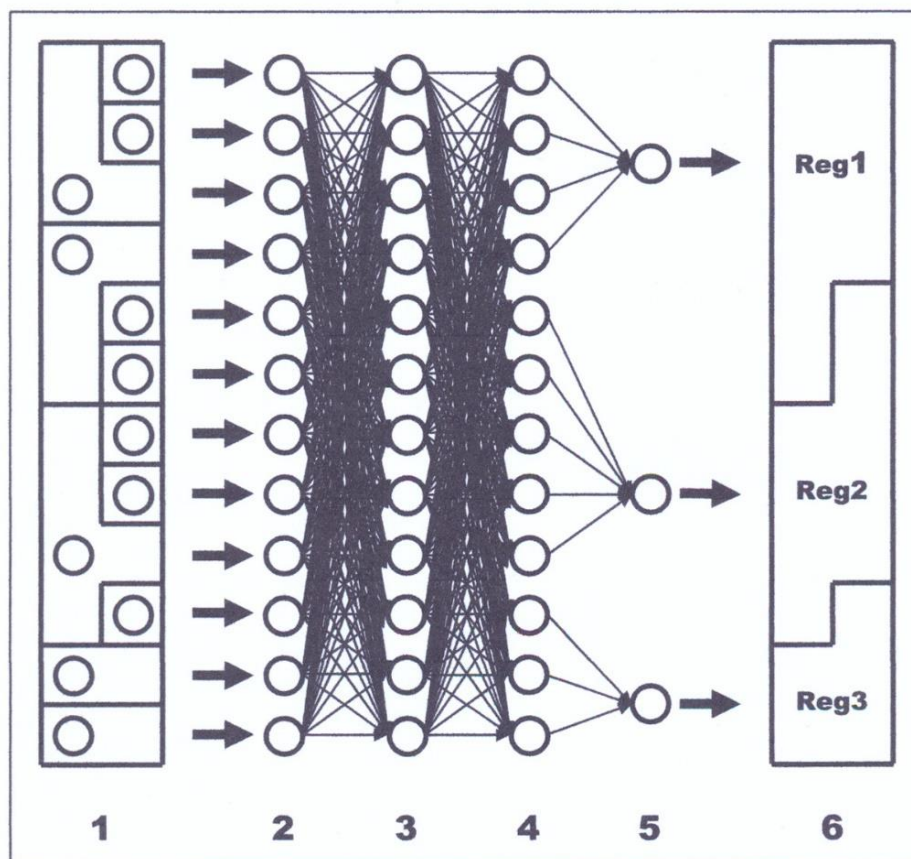


Рис. 1. Объединение операционных территориальных единиц в однородные районы с помощью искусственной нейронной сети: 1 – карта операционных территориальных единиц с заданными показателями; 2 – входной слой нейронов; 3, 4 – скрытые слои нейронов; 5 – выходной слой нейронов; 6 – карта районов (Reg1, Reg2, Reg3 – районы, существенно отличающиеся друг от друга по значениям показателей)

Обучение может быть с учителем (исследователь корректирует нейросеть), без учителя (автоматический режим) и с подкреплением (вознаграждение за правильные и наказание за неправильные решения). Сети делятся на линейно-узловые структуры прямого распространения (вычислительный процесс идет в одном направлении; см. рис. 1) и с обратной связью (создаются петли для повторных вычислений). Из всего разнообразия методов ANN (Schweinfurth, 2025; Wang et al., 2024) в политико-географических исследованиях используется шесть алгоритмов – однослойный (Single-Layer Perceptron, SLP) и многослойный (Multi-Layer Perceptron, MLP) перцептроны, самоорганизующаяся карта (Self-Organizing Map, SOM), сверточная (Convolutional Neural Network, CNN), рекуррентная (Recurrent Neural Network, RNN) и графовая (Graph Neural Network, GNN) нейронные сети. Самой простой нейросетью является SLP, состоящая из входного слоя и выходного нейрона, а при увеличении числа слоев получается MLP (см. рис. 1). Предложенная Т. Кохоненом (Kohonen, 2001) SOM проецирует входное многомерное пространство заданных показателей по изучаемым объектам (территориальным единицам) в выходное двумерное пространство, в котором нейроны (как правило, визуализируются в виде шестиугольников) располагаются друг относительно друга в соответствии с их взаиморасположением в многомерном пространстве. Другим способом выявления пространственной структуры данных является CNN (LeCun et al., 1989), проводящая свертку (перемещение небольшого ядра по пространству с вычислением новых значений) и уплотнение данных для выделения наиболее значимых

особенностей структуры. Для обработки пространственных и временных последовательностей применяется RNN (Mienye et al., 2024), проводящая вычисление скрытого состояния путем интеграции текущего ввода с предыдущим скрытым состоянием. Если входные данные представлены в виде графа, то применяется GNN со слоями передачи сообщений (итеративное обновление вершин графа за счет обмена информацией с соседями) (Wu et al., 2022).

Массив статей

Существующие способы автоматического отбора публикаций, необходимых для анализа, опираются на поиск по ключевым словам. Такой подход применим к научным дисциплинам со сформировавшейся понятийно-терминологической системой. Что касается междисциплинарных и формирующихся научных областей, к которым относится политическая география, то многие публикации могут не относиться авторами к определенной области. Поэтому поиск по известным ключевым словам (к примеру, *political geography & artificial neural network*) приведет к отбору ограниченного числа публикаций (об этом можно судить по (Wang et al., 2024)). Для исключения такой ситуации использовался алгоритм семантического поиска публикаций, представляющий итерационное расширение семантического поля без тематических ограничений в ходе машинного обучения (Блануца, 2022: 5–7).

Отбирались только журнальные статьи, так как по монографиям, сборникам статей и материалам конференций в Интернете представлены не все тексты. Другим ограничением стал поиск статей на русском, английском, немецком, французском и испанском языках. Соответственно, публикации на китайском и остальных языках не рассматривались. Кроме этого, исключались теоретические и методические публикации без конкретных географических результатов, а также работы без пространственно-явных моделей (не учитывалось применение нейросети для анализа одной территории при отсутствии анализа субтерриторий или сравнения с другими территориями (Janowicz et al., 2020)). В результате семантического поиска на сайтах научных журналов обнаружено 73 статьи с результатами эмпирических политико-географических исследований с использованием ANN, опубликованные во всем мире до 1 июля 2025 г. Несмотря на колебания ежегодного количества статей (рис. 2), наблюдается восходящий тренд: 3 статьи опубликовано в 1991–2000 гг., 7 – в 2001–2010 гг., 24 – в 2011–2020 гг. и 39 – в 2021–2025 гг.

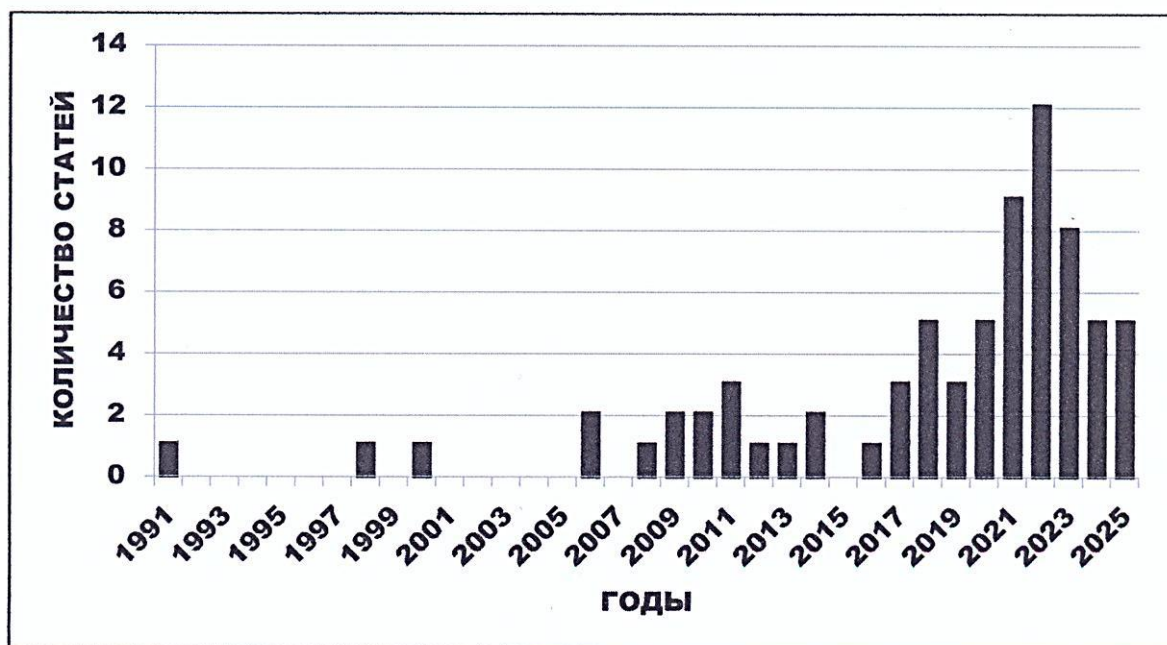


Рис. 2. Изменение ежегодного количества журнальных статей, посвященных применению искусственных нейронных сетей в политико-географических исследованиях (по состоянию на 01.07.2025)

Авторами статей стали исследователи из 38 стран, а больше всего статей (при наличии авторов из разных стран статья как единица счета делилась на количество авторов) пришлось на США (19,21 статьи), Италию (5,53), Китай (4,53), Индию (4,50), Россию (4,00), Великобританию (3,73) и Пакистан (3,15). Если оперировать семью частями света, то наибольшую публикационную активность проявили исследователи из Европы (26,48, включая Россию), Северной Америки (21,29) и Азии (17,16). В результате международного сотрудничества ученых опубликовано 22 статьи (соавторы пяти публикаций представляли США и Италию, двух – ЮАР и Великобританию). Из восьми политико-географических направлений, перечисленных выше, нейросети применялись в четырех направлениях, а из всех методов ANN предпочтение отдавалось шести алгоритмам (таблица). При этом в четырех статьях использовалось по две нейросети (сочетание CNN с RNN имело место в трех публикациях). Следует также отметить, что в 21 статье алгоритмы ANN дополнялись или проверялись другими методами искусственного интеллекта, среди которых выделялись машина опорных векторов (Vapnik, 1998) (7 статей), случайный лес (Breiman, 2001) (5) и сочетание этих двух методов (5).

Таблица

Распределение количества анализируемых статей по нейросетевым методам и направлениям политико-географических исследований

Методы	Направления				Всего
	Конфликтологическое	Электоральное	Миропорядковое	Антикоррупционное	
MLP	17	13	4	1	35
SOM	1	4	5	2	12
CNN	7,5	4,5	0	0	12
RNN	4	3,5	0	1	8,5
SLP	1	1	1	0	3
GNN	2,5	0	0	0	2,5
Итого	33	26	10	4	73

Примечания. Методы: MLP – многослойный персептрон; SOM – самоорганизующаяся карта; CNN – сверточная и RNN – рекуррентная нейросети; SLP – однослойный персептрон; GNN – графовая нейронная сеть. Если использовалось несколько нейросетевых методов, то статья как единица счета делилась на количество методов.

Существующие направления исследований

Возможности нейросетевых алгоритмов можно разделить на общие, связанные с преимуществом над традиционными статистическими методами, и специфические способности, проявляющиеся в конкретном политико-географическом направлении. К общим возможностям относятся самообучаемость (способность адаптироваться к изменению входных данных), выявление сложных нелинейных зависимостей, одновременный анализ разных типов данных (порядковых, дискретных, непрерывных и др.), отказоустойчивость (ANN может работать при некоторых поврежденных нейронах), помехоустойчивость (реализуемость ANN при частично отсутствующих или искаженных данных) и быстрое действие (позволяет обрабатывать большие объемы данных) (Hassoun, 1995; Mienye et al., 2024; Schweinfurth, 2025). При этом отдельные нейросетевые алгоритмы могут иметь свои преимущества, дополняющие общие возможности (например, двумерная визуализация многомерного пространства в SOM (Kohonen, 2001)).

Конфликтологическое направление. Составной частью политической географии является выявление, анализ причин возникновения, оценка особенностей расширения и функционирования ареалов политических конфликтов. В рассматриваемом массиве статей большинство публикаций – 31 из 33 – связано с прогнозированием места и времени начала вооруженного конфликта, включая террористическую атаку. Основы нейросетевого анализа по этой проблематике заложены в первой публикации из массива (Schrodt, 1991). Требовалось предсказать, в какой диаде (два противоборствующих государства) и когда (год или месяц) начнется вооруженный конфликт. В нейросеть загружались социально-экономические, географические и иные данные, обучение проводилось на известных случаях вооруженных столкновений, а на выходе получался, к примеру, диада-год конфликта. В качестве входных данных по каждой диаде могли использоваться, например, такие параметры, как зависимость, возможности, демократичность, союзники, расстояние, большая мощность и смежность (Margwala et al., 2009). При этом количество параметров могло быть достаточно большим (при прогнозировании террористических атак в провинциях Ирака учитывалось 135 характеристик (Du et al., 2025)), а

точность прогноза – достаточно значимой (96 % в (Saidi, Trabelsi, 2022)). Преимущества нейросетевых алгоритмов продемонстрированы на конкурсе по прогнозированию эскалации конфликта, проведенном журналом *International Interactions* в 2022 г. на основе данных о вооруженных конфликтах в Африке по ячейка-месяцам (размер территориальной ячейки составил $0,5 \times 0,5$ градуса в десятичной записи) (Brandt et al., 2022; Malone, 2022; Radford, 2022). К основным нейросетевым возможностям целесообразно причислить относительно точное предсказание пространственно-временной локализации конфликтов, географическое распределение риска гибели людей (включая CNN-обработку космических снимков (Goodman et al., 2024)), прогнозирование специфических параметров (например, национальности жертв, типа оружия, способа террористической атаки и типа цели с RNN-привязкой к местности (Jiang et al., 2023)) и оценивание террористического риска на основе анализа локализованных новостей из сети Интернет (в том числе с помощью MLP (Koutidis et al., 2024)).

Электоральное направление. Обобщение геопространственных данных с помощью ANN позволяет анализировать поведение избирателей и прогнозировать результаты выборов. В качестве входных данных использовались не только статистические материалы по территориальным единицам, но также твиты (из сети Twitter) с геотегами по избирательным округам (Liu et al., 2021) и сведения из других социальных сетей (Brito, Adeodato, 2023), результаты опросов (Barthwal et al., 2025; Brito, Adeodato, 2023) и оценки политических платформ (Stoffa et al., 2018). На выходе получалось предсказание победы одного из кандидатов, процента набранных голосов, распределения мест по политическим партиям, кластеров избирательных округов по предпочтениям голосующих (Neme et al., 2011), явки избирателей (Michalik, 2019) и электорального поведения регионов по шкале «левые – правые» (Петрунин, 2009). Эти результаты характеризуют нейросетевые возможности рассматриваемого направления. К ним можно добавить относительно точное прогнозирование результатов выборов и определение пространственной автокорреляции поведения избирателей (например, RNN-анализ по штатам США в 2002–2016 гг. (Ravi et al., 2022)), а также выявление дезинформации и экстремизма во время выборов (Hashemi, 2023).

Миропорядковое направление. Формирование политической карты мира и политико-географическое страноведение изначально составляли ядро политической географии. Поскольку в XXI в. глобальные сети союзов и противостояний стали размытыми и многоуровневыми, то для их анализа привлекались алгоритмы ANN (Buscema et al., 2017). Неопределенности в отношениях между государствами пытались изучить с помощью большого количества показателей (к примеру, 93 переменные по 128 странам за 2007–2014 гг. в (Erspamer et al., 2022)), нелинейно обрабатываемых нейросетевыми классификаторами (предпочтение отдавалось SOM- и MLP-кластеризации). Это позволило оценить, например, изменение баланса сил и влияния между государствами с определением мест мировых сверхдержав – США, Китая, Индии и России (Erspamer et al., 2022), мета-географию мировой системы в зависимости от колониальной геополитики Британского Содружества (Buscema et al., 2018), целесообразность вхождения отдельных государств в валютный союз (Raduleşcu, Banica, 2014) и оптимальный размер таких союзов (Sarlin, 2011).

Антикоррупционное направление. Коррупция в органах государственной власти распространена во всем мире (Warf, 2016) и для борьбы с ней применяются разные средства. Одно из них – выявление причин коррупции для идентификации местностей с разной вероятностью ее проявления. На примере 52 провинций Испании показано, что на основе SOM можно построить систему «раннего предупреждения» коррупции с помощью профилей коррупционного риска в зависимости от налогообложения недвижимости, экономического роста, повышения цен на недвижимость, длительности нахождения у власти одной политической партии, увеличения количества депозитных учреждений и финансовых компаний (López-Iturriaga, Sanz, 2018). При RNN-анализе групп государств (4 кластера объединяют 113 стран по данным за 2007–2017 гг.) установлено, что прогноз уровня коррупции может опираться на значения валового национального дохода на душу населения, индекса электронного управления, индекса человеческого развития и индекса глобальной конкурентоспособности (10 показателей) (Ghahari et al., 2021). Возможен также MLP-анализ (в сравнении с результатами машины опорных векторов и случайного леса) каждого государства по четырем – очень высокий, высокий, низкий и очень низкий – уровням коррупции (Lima, Delen, 2020).

Перспективные направления исследований

О возможностях применения нейросетевых алгоритмов в других политико-географических направлениях в настоящее время ничего не известно (нет соответствующих журнальных статей). Опираясь на существующие векторы цифровизации общественно-географических исследований

(Блануца, 2022) и их перспективы в следующем десятилетии (Блануца, 2024), можно наметить некоторые контуры будущего ANN-обусловленного познания в оставшихся четырех направлениях.

Лимнологическое направление. Изучение пределов распространения власти над территорией, акваторией и воздушным пространством является важной частью политической географии. Функционирование межгосударственных и внутригосударственных границ в XXI в. существенно усложнилось. Добавились различные неявные (виртуальные) рубежи, а применение глубокого (многослойного) нейросетевого обучения в надзорной деятельности государства привело к появлению нового феномена – «глубокой границы» (Amoore, 2024). Эти нелинейные процессы не поддаются традиционному статистическому анализу и требуют привлечения ANN. Предстоит ответить на многие вопросы. Где, когда и почему усиливается (ослабевает) закрытость (открытость) границ как многомерных явлений? До каких пределов и по каким причинам одно государство может расширить контролируемое им виртуальное пространство над территориями других государств? Такие вопросы должны сопровождаться сравнительным анализом возможностей их решения с помощью разных нейросетевых алгоритмов.

Регионологическое направление. Анализ административно-территориального деления государства и сопутствующих политических инициатив позволяет подойти к пониманию регионального устройства власти для последующей ее оптимизации. Здесь наиболее сложной исследовательской задачей является выявление складывающейся территориальной организации общества в виде территориальных сообществ, городских агломераций и социально-экономических районов. Идентифицировав с помощью ANN такую организацию, необходимо максимально приблизить к ней административно-территориальное деление. При этом следует учитывать всю многомерность современного общества, включая формирующиеся цифровые агломерации и районы (Блануца, 2022). Также предстоит нейросетевой анализ разнообразных столичных функций и оценка их выполнения городами-центрами регионов с проверкой эффективности управления периферией из этих центров.

Трансграничное направление. Сложность современных процессов пространственного взаимодействия такова, что формируются территориальные образования, формально относящиеся к разным государствам, но представляющие некоторое общественно-географическое единство (Durand, Descoville, 2020). Они не в полной мере идентифицируются посредством статистического анализа, что обуславливает необходимость применения ANN. Такие трансграничные образования по мере своего развития могут получить политическое оформление сначала в виде сепаратизма, а затем и отделения от существующих государств. Предвидеть подобные события – одна из функций политической географии. К этому направлению также относится определение территориальной идентичности населения трансграничных образований.

Диффузионное направление. Политические идеи распространяются внутри государства (Qin et al., 2023) и между государствами (Blatter et al., 2022), так как политика на одной территории находится под влиянием политики на других территориях (Gilardi, Wasserfallen, 2019). В качестве исследовательского инструментария могут выступать методы выявления пространственной диффузии инноваций (Блануца, 2022). Они хорошо работают в случае контактной (распространение идей на соседние территории) и иерархической (перемещение идей по иерархии территорий) диффузии, но для изучения сетевой диффузии (распространение идей по сети без учета соседства и иерархии) необходимо создание нелинейных моделей (например, ANN). К настоящему времени нет ни одной нейросетевой диффузионной модели для политико-географических исследований, несмотря на некоторый опыт применения искусственного интеллекта в изучении распространения нововведений (Блануца, 2025). Предстоит проанализировать, почему политические идеи быстро распространяются на одних территориях, не могут проникнуть на другие пространства и трансформируются в производные идеи на третьих.

Ограничения

Обобщение 73 статей по применению ANN в политико-географических исследованиях и их сравнение с другими общественно-географическими работами (Блануца, 2022; 2024) позволили выявить ряд методологических ограничений в работе нейросетевых алгоритмов. Учет этих ограничений необходим не только для понимания имеющихся недостатков, но и для поиска путей их устранения.

1. Политико-географические процессы изучаются по принципу «черного ящика», когда известны только входные данные и результат на выходе, а, каким путем нейросеть пришла к результату, остается неизвестным.

2. На основе входных данных выявляются корреляционные, а не причинно-следственные связи.

3. Эффективность (процент правильных решений) работы ANN зависит от объема, полноты охвата всех возможных ситуаций и непротиворечивости обучающей выборки данных.

4. Предвзятый отбор входных данных может привести к искаженным – в ту или иную политическую сторону – результатам.

5. Нейросеть, обученная на данных по высокоразвитым территориям, выдает неправильные результаты при ее применении для анализа слаборазвитых территорий.

6. Иногда получается переобучение ANN в виде запоминания всех особенностей входных данных (включая информационный шум), тогда как необходимо обнаруживать наиболее общие закономерности.

7. Нет гарантии получения единственно верного решения по причине эвристического характера построения ANN.

8. Нейросети обнаруживают закономерности, но не дают их политико-географическую интерпретацию. Это приходится делать исследователям на основе их понимания изучаемого процесса.

9. Узкая специализация ANN приводит к тому, что, обучившись, например, предсказывать вооруженный конфликт между двумя странами, эта нейросеть не способна прогнозировать изменение мирового порядка в результате данного конфликта.

10. Обученные нейросети нуждаются в постоянном обновлении путем загрузки новых данных. Поэтому ANN, построенная, к примеру, на результатах выборов десятилетней давности, не сможет правильно предсказать исход будущих выборов.

Для устранения перечисленных ограничений предстоит как минимум сделать следующее: а) создать объяснительный искусственный интеллект (возможно, одна машина – к примеру, система правил «ЕСЛИ – ТО» – будет объяснять последовательность действий другой машины – нейросети); б) разработать способы исключения алгоритмической предвзятости ANN; в) сформировать принципы отбора входных данных и представление об оптимальности обучающей выборки; г) для каждой нейросети, построенной по данным об определенной территории, идентифицировать территории-аналоги, изучение которых возможно с помощью этой модели (соответственно, для других территорий модель не должна применяться или требует существенной перестройки); д) конструировать универсальные ANN, способные решать не одну, а множество задач (потребуется научить машину делать обобщения более высокого уровня абстракции); е) включать в нейросети блоки верификации, интерпретации и географической визуализации полученных результатов.

Заключение

Политическая география объединяет множество различных научных исследований. Выделение среди них восьми основных направлений довольно условно и отражает субъективное мнение автора. В контексте применения нейросетевых алгоритмов такое выделение достаточно для проведения обобщения, так как в настоящее время ANN-обусловленные политико-географические исследования не выходят за рамки конфликтологического, электорального, миропорядкового и антикоррупционного направлений. Гораздо сложнее с будущими направлениями, полный перечень которых невозможно предвидеть в силу постоянного появления новых объектов исследования. Поэтому намечены контуры дальнейших исследований только в пределах лимнологического, регионологического, трансграничного и диффузионного направлений. По восьми направлениям кратко отмечены существующие и перспективные возможности. Это позволит исследователям ориентироваться в зарождающейся сфере нейросетевого анализа политико-географических процессов, а приведенные ссылки на научные статьи будут способствовать ознакомлению с особенностями такого анализа. На сегодня специфика ANN такова, что необходимо учитывать ее ограничения, среди которых, как показало обобщение 73 статей, выделяются десять препятствий. Возможно, они будут устранены при реализации шести инициатив.

В проанализированном массиве статей применялось шесть нейросетевых алгоритмов, что не исчерпывает все их разнообразие. Поэтому в дальнейших исследованиях предстоит оценить возможность использования остальных методов (например, пространственной и вероятностной нейронных сетей). Также не раскрыты все возможности ансамблей методов, когда политико-географическое исследование опирается сразу на несколько взаимодополняющих и проверяющих друг друга алгоритмов. Это позволит корректировать предвзятость и ошибки отдельных методов, повысив эффективность нейросетевого анализа. Еще одна рекомендация заключается в необходимости более углубленного и развернутого анализа мирового опыта применения ANN в рассматриваемых исследованиях, так как обобщение семи десятков статей явно недостаточно для обнаружения устойчивых трендов. Ориентировочно (при сохранении текущего темпа роста публикационной активности) выполнить такую работу можно будет только в середине следующего десятилетия, когда наберется более двухсот статей (инструментарий для выявления трендов в больших массивах публикаций приведен в (Блануца, 2024: 9–

15)). Наверное, несколько раньше появится возможность проанализировать опыт применения в политико-географических исследованиях других, не связанных с искусственными нейронными сетями алгоритмов искусственного интеллекта (см., например, (De Lombaerde et al., 2023; D’Orazio, Lin, 2022; Ettensperger, 2022)).

Нейросети и другие методы машинного обучения активно внедряются в органы государственной власти, что позволяет говорить об изменении модели мира в результате применения генеративного искусственного интеллекта (Amoore et al., 2024), определения искусственного интеллекта как политической проблемы (Lemke et al., 2024) и других проявлениях государственного контроля над территорией с ее гражданами (Amoore, 2024; Wordliczek, 2023). Значимость происходящих изменений позволяет некоторым исследователям констатировать фундаментальный эпистемологический сдвиг от статистики, дающей возможность государству контролировать подданных, к искусственному интеллекту, от переменных к закономерностям, от правил к ассоциациям, от опросов к датчикам (Törnberg et al., 2025). Если искусственный интеллект будет пронизывать все ветви власти в пространственном измерении, то изучать новую реальность можно с помощью инструментария этого интеллекта, что обуславливает перспективы развития нейросетевого политико-географического анализа.

Финансовая поддержка

Работа выполнена за счет средств государственного задания Института географии им. В.Б. Сохачвы СО РАН (FWEM-2026-0006) «Общественно-географические основы анализа территориальных структур Сибири в контексте новой восточной политики России и усиления евразийской континентальной интеграции». № 126020516552-3.

Список литературы / References

- Блануца, В. И. (2021) ‘Интеллектуальный анализ данных в общественно-географических исследованиях’, *Общественные науки и современность*, 6, сс. 150–164. [Blanutsa, V. I. (2021) ‘Data mining in socio-geographical research’ [Intelktual’nyj analiz dannyh v obshchestvenno-geograficheskikh issledovaniyah], *Social Sciences and Modernity*, 6, pp. 150–164. (In Russ.)]. DOI: 10.31857/S086904990017878-7
- Блануца, В. И. (2022) *Общественная география: цифровые приоритеты XXI века*. Москва: ИНФРА-М 252 с. [Blanutsa, V. I. (2022) *Human Geography: Digital Priorities of the 21st Century* [Obshchestvennaya geografiya: cifrovye prioritety XXI veka]. Moscow: INFRA-M Publ, 252 p. (In Russ.)].
- Блануца, В. И. (2024) *Общественная география после 2030 года: контуры новых направлений*. Москва: ИНФРА-М, 251 с. [Blanutsa, V. I. (2024) *Human Geography after 2030: Outlines of New Directions* [Obshchestvennaya geografiya posle 2030 goda: kontury novyh napravlenij]. Moscow: INFRA-M Publ, 251 p. (In Russ.)].
- Блануца, В. И. (2025) ‘Создание первых автономных систем интернета в Сибири как пространственная диффузия инноваций’, *Пространственная экономика*, 21(1), сс. 7–32. [Blanutsa, V. I. (2025) ‘Creating the first autonomous systems of Internet in Siberia as a spatial diffusion of innovations’ [Sozдание pervyh avtonomnyh sistem interneta v Sibiri kak prostanstvennaya diffuziya innovacij], *Spatial Economics*, 21(1), pp. 7–32. (In Russ.)]. DOI: 10.14530/se.2025.1.007-032
- Окунев, И. Ю., Шестакова, М. Н. (2022) *Политическая география: Современная российская школа: Хрестоматия*. Москва: Аспект Пресс, 544 с. [Okunev, I. Yu., Shestakova, M. N. (2022) *Political Geography: Modern Russian School: Anthology* [Politicheskaya geografiya: Sovremennaya rossijskaya shkola: Hrestomatiya]. Moscow: Aspect Press, 544 p. (In Russ.)].
- Петрунин, Ю. Ю. (2009) ‘Исследование электорального поведения: самоорганизующиеся карты Кохонена versus статистического анализа’, *Вестник Московского университета. Сер. 21. Управление (государство и общество)*, 3, сс. 45–55. [Petrunin, Yu. Yu. (2009) ‘Research of electoral behavior: Kohonen’s self-organizing maps versus statistical analysis’ [Issledovanie elektoral’nogo povedeniya: samoorganizuyushchiesya karty Kohonena versus statisticheskogo analiza], *Bulletin of Moscow University, Ser. 21, Management (State and Society)*, 3, pp. 45–55. (In Russ.)].
- Amoore, L. (2024) ‘The deep border’, *Political Geography*, 109, e102547. DOI: 10.1016/j.polgeo.2021.102547
- Amoore, L., Campolo, A., Jacobsen, B., et al. (2024) ‘A world model: On the political

- logics of generative AI', *Political Geography*, 113, e103134. DOI: 10.1016/j.polgeo.2024.103134
- Barthwal, A., Bhatt, M., Avikal, S., et al. (2025) 'Machine learning-based prediction models for electoral outcomes in India: A comparative analysis of exit polls from 2014–2021', *Quality & Quantity*, 59, pp. 313–338. DOI: 10.1007/s11135-024-01937-3
- Blatter, J., Portmann, L., Rausis, F. (2022) 'Theorizing policy diffusion: From a patchy set of mechanisms to a paradigmatic typology', *Journal of European Public Policy*, 29(6), pp. 805–825. DOI 10.1080/13501763.2021.1892801
- Brandt, P. T., D'Orazio, V., Khan, L., et al. (2022) 'Conflict forecasting with event data and spatio-temporal graph convolutional networks', *International Interaction*, 48(4), pp. 800–822. DOI 10.1080/03050629.2022.2036987
- Breiman, L. (2001) 'Random forests', *Machine Learning*, 45(1), pp. 5–32.
- Brito, K. and Adeodato, P. J. L. (2023) 'Machine learning for predicting elections in Latin America based on social media engagement and polls', *Government Information Quarterly*, 40(1), e101782. DOI: 10.1016/j.giq.2022.101782
- Buscema, M., Ferilli, G., Sacco, P. L. (2017) 'What kind of "world order"? An artificial neural networks approach to intensive data mining', *Technological Forecasting and Social Change*, 117, pp. 46–56.
- Buscema, M., Ferilli, G., Sacco, P. L. (2018) 'The meta-geography of the open society: An Auto-CM ANN approach', *Expert Systems with Applications*, 99, pp. 12–24.
- Chatsiou, K., Mikhaylov, S. J. (2025) 'Deep learning for political science', in: Curini, L. and Franzese, R. (eds.) *The SAGE Handbook of Research Methods in Political Science and International Relations*. London: SAGE Publ., vol. 2, pp. 1053–1078.
- Da Silva, I. N., Spatti, D. H., Flauzino, R. A., et al. (2017) *Artificial Neural Networks: A Practical Course*. Cham: Springer, 307 p.
- De Lombaerde, P., Naeher, D., Vo, H.T., et al. (2023) 'Regional economic integration and machine learning: Policy insights from the review of literature', *Journal of Policy Modeling*, 45(5), pp. 1077–1097. DOI: 10.1016/j.jpolmod.2023.07.001
- D'Orazio, V., Lin, Y. (2022) 'Forecasting conflict in Africa with automated machine learning systems', *International Interactions*, 48(4), pp. 714–738. DOI: 10.1080/03050629.2022.2017290
- Du, Y., Ding, N., Lv, H. (2025) 'Spatio-temporal prediction of terrorist attacks based on GCN-LSTM', *Journal of Safety Science and Resilience*, 6(2), pp. 186–195. DOI: 10.1016/j.jnlssr.2025.02.005
- Durand, F., Decoville, A. (2020) 'A multidimensional measurement of the integration between European border regions', *Journal of European Integration*, 42(2), pp. 163–178. DOI: 10.1080/07036337.2019.1657857
- Erspamer, C., Torre, F.D., Massini, G., et al. (2022) 'Global world (dis-)order? Analyzing the dynamic evolution of the micro-structure of multipolarism by means of an unsupervised neural network approach', *Technological Forecasting and Social Change*, 175, e121351. DOI: 10.1016/j.techfore.2021.121351
- Ettersperger, F. (2022) 'Forecasting conflict using a diverse machine-learning ensemble: Ensemble averaging with multiple tree-based algorithms and variance promoting data configurations', *International Interactions*, 48(4), pp. 555–578. DOI: 10.1080/03050629.2022.1993209
- Ghahari, S., Queiroz, C., Labi, S., et al. (2021) 'Cluster forecasting of corruption using nonlinear autoregressive models with exogenous variables (NARX) – An artificial neural network analysis', *Sustainability*, 13(20), e11366. DOI: 10.3390/su132011366
- Gilardi, F., Wasserfallen, F. (2019) 'The politics of policy diffusion', *European Journal of Political Research*, 58(4), pp. 1245–1256.
- Goodman, S., Yishay, A. B., Runfola, D. (2024) 'Spatiotemporal prediction of conflict fatality risk using convolutional neural networks and satellite imagery', *Remote Sensing*, 16(18), e3411. DOI: 10.3390/rs16183411
- Grekousis, G. (2019) 'Artificial neural networks and deep learning in urban geography: A systematic review and meta-analysis', *Computers, Environment and Urban Systems*, 74, pp. 244–256.
- Hashemi, M. (2023) 'Geographical visualization of tweets, misinformation, and extremism during the USA 2020 presidential election using LSTM, NLP, and GIS', *Journal of Big Data*, 10, e125. DOI: 10.1186/s40537-023-00797-2
- Hassoun, M. H. (1995) *Fundamentals of Artificial Neural Networks*. Cambridge: MIT Press, 511 p.

- Janowicz, K., Gao, S., McKenzie, G., et al. (2020) 'GeoAI: Spatially explicit artificial intelligence techniques for geographic knowledge discovery and beyond', *International Journal of Geographical Information Science*, 34(4), pp. 625–636. DOI: 10.1080/13658816.2019.1684500
- Jiang, D., Wu, J., Ding, F., et al. (2023) 'An integrated deep-learning and multi-level framework for understanding the behavior of terrorist groups', *Heliyon*, 9(8), e18895. DOI: 10.1016/j.heliyon.2023.18895
- Kohonen, T. (2001) *Self-Organizing Maps*. 3rd ed. Berlin: Springer, 501 p.
- Koutidis, G., Loumponias, K., Tsirikika, T., et al. (2024) 'Towards AI-driven prediction of terrorism risk based on the analysis of localized web news', *IEEE Access*, 12, pp. 167288–167299. DOI: 10.1109/ACCESS.2024.3485913
- LeCun, Y., Boser, B., Denker, J. S., et al. (1989) 'Backpropagation applied to handwritten zip code recognition', *Neural Computation*, 1(4), pp. 541–551.
- Lemke, N., Trein, P., Varone, F. (2024) 'Defining artificial intelligence as a policy problem: A discourse network analysis from Germany', *European Policy Analysis*, 10(2), pp. 162–187. DOI: 10.1002/epa2.1203
- Lima, M. S. M., Delen, D. (2020) 'Predicting and explaining corruption across countries: A machine learning approach', *Government Information Quarterly*, 37(1), e101407. DOI: 10.1016/j.giq.2019.101407
- Liu, R., Yao, X., Guo, C., et al. (2021) 'Can we forecast presidential election using Twitter data? An integrative modelling approach', *Annals of GIS*, 27(1), pp. 43–56. DOI: 10.1080/19475683.2020.1829704
- López-Iturriaga, F. J., Sanz, I. P. (2018) 'Predicting public corruption with neural networks: An analysis of Spanish provinces', *Social Indicators Research*, 140, pp. 975–998.
- Malone, I. (2022) 'Recurrent neural networks for conflict forecasting', *International Interaction*, 48(4), pp. 614–632. DOI: 10.1080/03050629.2022.2016736
- Marwala, T., Lagazio, M., Tettey, T. (2009) 'An integrated human-computer system for controlling interstate disputes', *International Journal of Computers and Applications*, 31(4), pp. 239–246.
- Menga, F., Nagel, C., Grove, K., et al. (eds.) (2024) *Political Geography in Practice: Theories, Approaches, Methodologies*. Cham: Palgrave Macmillan, 301 p.
- Michalak, P. (2019) 'Application of artificial neural networks in predicting voter turnout based on the analysis of demographic data', *Polish Cartographical Review*, 51(3), pp. 109–116.
- Mienye, I. D., Swart, T. G., Obaido, G. (2024) 'Recurrent neural networks: A comprehensive review of architectures, variants, and applications', *Information*, 15(9), e517. DOI: 10.3390/info15090517
- Neme, A., Hernández, S., Neme, O. (2011) 'An electoral preferences model based on self-organizing maps', *Journal of Computational Science*, 2(4), pp. 345–352.
- Qin, S., Wang, Y., Yang, X. (2023) 'Policy innovation diffusion and PPP spatial distribution', *China Finance and Economic Review*, 11(3), pp. 110–129. DOI: 10.1515/cfer-2022-0019
- Radford, B. J. (2022) 'High resolution conflict forecasting with spatial convolutions and long short-term memory', *International Interaction*, 48(5), pp. 739–758. DOI: 10.1080/03050629.2022.2031182
- Raduleşcu, M., Banica, L. (2014) 'Neural networks-based forecasting regarding the convergence process of CEE countries to the Eurozone', *Transylvanian Review of Administrative Sciences*, 42, pp. 225–246.
- Ravi, S. K., Chaturvedi, S., Rastogi, N., et al. (2022) 'A framework for voting behavior prediction using spatial data', *International Journal of Innovative Research in Computer Science and Technology*, 10(2), pp. 19–28. DOI: 10.55524/ijrcst.2022.10.2.4
- Saidi, F., Trabelsi, Z. (2022) 'A hybrid deep learning-based framework for future terrorist activities modeling and prediction', *Egyptian Informatics Journal*, 23(3), pp. 437–446. DOI: 10.1016/j.eij.2022.04.001
- Sarlin, P. (2011) 'Evaluating a self-organizing map for clustering and visualizing optimal currency area criteria', *Economics Bulletin*, 31(2), pp. 1483–1495.
- Schrodt, P. A. (1991) 'Prediction of interstate conflict outcomes using a neural network', *Social Science Computer Review*, 9(3), pp. 359–380.
- Schweinfurth, J. (2025) *Artificial Neural Network Architectures*. New Delhi: DPH, 228 p.
- Squire, R., Jackman, A. (2024) *Political Geography: Approaches, Concepts, Futures*. London: SAGE Publ, 256 p.
- Stoffa, J., Lisbona, R., Farrar, C., et al. (2018) 'Predicting how U.S. counties will vote in presidential elections through analysis of socio-economic factors, voting heuristics,

- and party platforms', *SMU Data Science Review*, 1(1), e4.
- Törnberg, P., Söderström, O., Barella, J., et al. (2025) 'Artificial intelligence and the state: Seeing like an artificial neural network', *Big Data & Society*, 12(2), pp. 1–14. DOI: 10.1177/20539517251338773
- Vapnik, V. N. (1998) *Statistical Learning Theory*. New York: John Wiley and Sons, 768 p.
- Wang, S., Huang, X., Liu, P., et al. (2024) 'Mapping the landscape and roadmap of geospatial artificial intelligence (GeoAI) in quantitative human geography: An extensive systematic review', *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 128, e103734. DOI: 10.1016/j.jzj.2024.103734
- Warf, B. (2016) 'Global geographies of corruption', *GeoJournal*, 81(5), pp. 657–669.
- Wilson, T. M. (ed.) (2025). *Border Studies: A Multidisciplinary Approach*. Cheltenham: Edward Elgar Publ, 350 p.
- Wordliczek, L. (2023) 'Neural network and political science: Testing the methodological frontiers', *EMPIRIA. Revista de Metodologia de Ciencias Sociales*, 57, pp. 37–62. DOI: 10.5944/empiria.57.2023.36429
- Wu, L., Cui, P., Pei, J., et al. (2022) *Graph Neural Networks: Foundation, Frontiers, and Applications*. Singapore: Springer, 689 p.

Статья поступила в редакцию: 08.12.2025

Статья принята к печати: 15.01.2026

POLITICAL-GEOGRAPHIC RESEARCH USING ARTIFICIAL INTELLIGENCE: NEURAL NETWORK CAPABILITIES AND LIMITATIONS

V. Blanutsa

Viktor Blanutsa, Doctor of Sciences (In Geography), Leading Researcher,
Sochava Institute of Geography, Siberian Branch of the Russian Academy of Sciences, Irkutsk, Russia.
E-mail: blanutsa@list.ru (ORCID: 0000-0003-3958-216X. Researcher ID: G-7172-2016).

Abstract

The study assesses the possibilities and limitations of neural network algorithms in political-geographic research using a global selection of journal articles. It examined the nature of artificial neural networks, compiled a database of relevant studies, evaluated their heuristic capabilities for current and future research, and identified methodological limitations. Using an author-developed semantic search algorithm based on machine learning, over seventy journal articles were retrieved, with their distribution by year and country analyzed. These articles covered conflict studies, elections, world order, and anti-corruption within political geography. They employed single- and multi-layer perceptrons, self-organizing maps, convolutional, recurrent, and graph neural networks. These algorithms enabled predictions of armed conflict timing and location, election outcomes, shifts in the balance of power, and territorial corruption risks. They are characterized by self-learning, detection of complex nonlinear dependencies, simultaneous analysis of diverse data types, fault tolerance, noise resistance, and high performance. Future applications in border studies, regional studies, cross-border interactions, and the diffusion of political ideas were outlined. Analysis of the articles revealed ten main limitations of artificial neural networks, and six initiatives were proposed to address them in future research. These findings guide the emerging field of neural network analysis in political-geographic processes.

Keywords: geographical conflict study; electoral geography; world order; anti-corruption geography; state border; administrative-territorial division; cross-border interaction; spatial diffusion of innovations; artificial neural network.

Financial support: The work was carried out within the framework of the State Assignment of the V.B. Sochava Institute of Geography, Siberian Branch of the Russian Academy of Sciences (SB RAS) (Project FWEM-2026-0006) « Socio-Geographical Foundations for the Analysis of Siberia's Territorial Structures in the Context of Russia's New Eastern Policy and the Intensification of Eurasian Continental Integration». No. 126020516552-3.