

УДК 911.3:654.022 (470+571)
DOI 10.52575/2712-7443-2026-50-3-604-618
EDN IPPCYM

Телекоммуникационная связанность российских регионов: оценка с помощью геопространственного искусственного интеллекта

Блануца В.И.

Институт географии им. В.Б. Сочавы СО РАН
Россия, 664033, Иркутск, ул. Улан-Баторская, 1
blanutsa@list.ru

Аннотация. Построена система геопространственного искусственного интеллекта в виде графа знаний, базы данных, базы знаний и четырех вспомогательных блоков. Для оценки телекоммуникационной связанности регионов России использовались данные *ComNews* о магистральной сети связи России в 2020–2024 гг., уточненные по авторской базе данных о трассировке оптоволоконных линий связи. Связанность 85 российских регионов проанализирована в трех аспектах – надежность линейно-узловой структуры, положение региона в сети и каркас магистральной связи. Выявлено 17 проблемных регионов по надежности. Проведена оценка телекоммуникационно-сетевого положения каждого региона по двум версиям. Идентифицирован каркас магистральной сети связи в виде одного центра, трех субцентров и соединяющих их регионов.

Ключевые слова: общественная география, магистральная линия связи, надежность сети, телекоммуникационно-сетевое положение, территориальная структура связи, граф знаний, Российская Федерация

Благодарности. Работа выполнена за счет средств государственного задания Института географии им. В.Б. Сочавы 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.

Для цитирования: Блануца В.И. 2026. Телекоммуникационная связанность российских регионов: оценка с помощью геопространственного искусственного интеллекта. Региональные геосистемы, 50(3): 604–618. DOI: 10.52575/2712-7443-2026-50-3-604-618 EDN: IPPCYM

Telecommunications Connectivity of Russian Regions: Assessment Using Geospatial Artificial Intelligence

Viktor I. Blanutsa

Sochava Institute of Geography, Siberian Branch of the Russian Academy of Sciences
1 Ulan-Batorskaya St., Irkutsk 664033, Russia
blanutsa@list.ru

Abstract. The purpose of the study was to create a geospatial artificial intelligence system and apply it to assess the telecommunications connectivity of Russia's regions. The study employed *ComNews* data on Russia's backbone communication network in 2020–2024, which was updated using the author's database on fiber-optic communication lines. The architecture of the built-in system is based on a knowledge graph (85 vertices and 3570 edges that allow for transformations and generalizations), which manages the

© Блануца В.И., 2026

database and knowledge base with the support of the classifier, router, rule generator, and interpreter subsystems. The connectivity of 85 Russian regions has been analyzed in three aspects: the reliability of the linear-node structure, the region's position in the network, and the backbone communication framework. Five types of reliability for the telecommunications connection between regions are proposed. Problem regions were identified using stress testing on the knowledge graph. The telecommunications-network position of all Russian regions was assessed using two versions. The regions have been distributed between the center, the semi-periphery, the near-periphery, and the far-periphery. The backbone communication network has been identified as a single center, three sub-centers, and the regions connecting them.

Keywords: human geography, backbone network, network reliability, telecommunications-network position, territorial communication structure, knowledge graph, Russian Federation

Acknowledgements. The work was carried out at the expense of the state assignment of the Sochava Institute of Geography of the Siberian Branch of the Russian Academy of Sciences (FWEM-2026-0006) «Socio-geographical foundations of the analysis of Siberia's territorial structures in the context of Russia's new Eastern policy and the strengthening of Eurasian continental integration» No. 126020516552-3.

For citation: Blanutsa V.I. 2026. Telecommunications Connectivity of Russian Regions: Assessment Using Geospatial Artificial Intelligence. *Regional Geosystems*, 50(3): 604–618 (in Russian). DOI: 10.52575/2712-7443-2026-50-3-604-618 EDN: IPPCYM

Введение

Связанность, понимаемая как специфика соединения разных территорий в единое социально-экономическое пространство, является общественно-географической характеристикой линейно-узловых структур человеческой деятельности [Полякова, Симарова, 2014; Bailey et al., 2020; Tang, 2020; Черкашина и др., 2023; Boto-García, Pérez, 2023; Tsiotas, 2025], включая обеспечение электросвязи между удаленными местами [Rutherford et al., 2004; Tranos, Gillespie, 2011; Foster, 2023]. В нашем исследовании рассматриваются субнациональные территории (субъекты Российской Федерации, называемые регионами) и соединяющие их магистральные (межрегиональные) телекоммуникационные каналы, представленные волоконно-оптическими линиями связи (ВОЛС) и аналогичными подводными линиями (ПВОЛС). Количество и географическое распределение этих линий между регионами обеспечивают телекоммуникационную связанность на физическом уровне, уникальную для каждого государства с большой территорией. Применительно к России такая связанность ранее не изучалась. Известны только оценки оптоволоконной связанности городов [Блануца, 2019], что недостаточно для понимания специфики соединения регионов и экономической связанности регионов (экономические отношения между операторами связи из разных регионов) [Блануца, 2019], что является производным от физического уровня. В качестве производных уровней также выступают социальная и цифровая связанности [Блануца, 2019], которые не рассматриваются в нашем исследовании. По другим государствам в международных библиографических базах данных не зафиксированы публикации по общественно-географическому изучению оптоволоконного соединения регионов.

Для оценки связанности обычно используется инструментарий теории графов [Попков, 2000; Jazdzewska, 2021; Chen, Tong, 2022; Hashemi et al., 2024]. Однако для территориально распределенных объектов (вершин) многие характеристики графа не могут применяться по причине искажения географических взаимодействий и местоположения [Laita et al., 2011; Moilanen, 2011], а также нецелесообразности сравнения с полным графом (каждая вершина соединена ребрами со всеми остальными вершинами графа). Например, связанность изучаемого графа как отношение количества ребер в нем к числу ребер в соответствующем полном графе не позволяет судить о специфике

соединения регионов, которые посредством ВОЛС передают данные сначала в соседние регионы и только после них в последующие территории до выхода к границам государства. При этом поддержание связи между российскими регионами через трансграничные оптоволоконные переходы и зарубежных операторов [Блануца, 2019] не анализируется в нашем исследовании (в том числе из-за геополитических рисков блокирования транзитных линий в недружественных государствах). Не исключая теоретико-графовый подход, необходимо разрабатывать новые показатели для оценки телекоммуникационной связанности регионов. Желательно, чтобы подобные оценки минимизировали субъективность исследователей и при автоматической обработке больших объемов данных позволяли принимать решения в режиме реального времени. Этому в настоящее время соответствуют алгоритмы искусственного интеллекта [Korczevska, 2022; Das et al., 2023; Prawira et al., 2025].

Учет географических особенностей при анализе взаимодействий между разными территориями привел к формированию специализированной группы алгоритмов в виде геопространственного искусственного интеллекта (ГеоИИ) [Gao et al., 2023; Prasad et al., 2024; Darwish, Chemingui, 2025; Mai et al., 2025; Saleh et al., 2025]. Для эффективной верификации и интерпретации этих алгоритмов, изначально представленных искусственной нейронной сетью как «черным ящиком» (известны только вход и выход без разъяснения процесса обработки данных), формируется объяснимый ГеоИИ [Papadakis et al., 2022; Xing, Sieber, 2023; Liu et al., 2024; Rajabi, Etmnani, 2024]. Он создается, в том числе, на основе графа знаний [Bernard et al., 2022; Mai et al., 2022; Han et al., 2023] и правил логического вывода [Nowak-Brzezińska, Horyń, 2020; Kierner et al., 2023; Блануца, 2025a]. С учетом уточнений, представленных выше, целью нашего исследования стало построение системы геопространственного искусственного интеллекта для оценки телекоммуникационной связанности регионов и апробация этой системы на примере субъектов Российской Федерации. При изложении результатов исследования основное внимание уделено архитектуре ГеоИИ и географическим характеристикам телекоммуникационной связанности, а описание вычислительного процесса сведено к минимуму.

Объекты и методы исследования

Информация о ВОЛС и ПВОЛС считывалась со схемы «Магистральные сети связи в России», отражающей ситуацию на октябрь 2024 г. [Интерактивная карта..., 2024]. Для анализа изменений учтены аналогичные схемы за предыдущие четыре года [Интерактивная карта ..., 2020; 2021; 2022; 2023]. Трассировка маршрутов и их функционирование уточнялись по авторской базе данных «Линии электросвязи Российской Федерации». К примеру, с 2022 г. [Интерактивная карта ..., 2022; 2023; 2024] на схемах отмечен участок Териберка (Мурманская область) – Амдерма (Ненецкий автономный округ) ПВОЛС «Полярный экспресс» (Мурманск – Диксон – Тикси – Певек – Анадырь – Петропавловск-Камчатский – Южно-Сахалинск – Владивосток), но на самом деле этот участок еще не функционирует в постоянном режиме (по состоянию на октябрь 2024 г.). Проанализированы 85 из 89 регионов России, так как отсутствовали данные по Донецкой Народной Республике, Луганской Народной Республике, Запорожской и Херсонской областям. В качестве дополнительных сведений привлечены данные Росстата о численности постоянного населения в российских регионах [Оценка численности ..., 2024].

При создании системы (вычислительного комплекса) ГеоИИ учитывались рекомендации общего характера [Papadakis et al., 2022; Gao et al., 2023; Xing, Sieber, 2023; Liu et al., 2024; Prasad et al., 2024] и особенности функционирования графа знаний [Yan, 2019; Fensel et al., 2020; Guo et al., 2021; Bernard et al., 2022; Wilke, Ngonga Ngomo, 2023; Han et al., 2025]. Архитектуру построенной системы можно представить в виде нескольких блоков (рис. 1). Основным блоком является граф знаний, управляющий всеми

операциями. Применительно к нашему исследованию граф знаний представляет собой 85 вершин (регионов) с прикрепленными к ним атрибутами, качественно и количественно характеризующими анализируемые регионы, и соединяющие эти вершины 3570 ребер (отношений между регионами). В граф встроены операции по управлению ГеоИИ и обобщению графа (производных графов) [Yan, 2019]. Для выявления неявных отношений между регионами использовалась программа *AugGKG* [Han et al., 2023]. Работа системы осуществлялась следующим образом: в базу данных и базу знаний загружались, соответственно, геопространственные количественные данные и знания (текст, правила, закономерности и другая неформализованная информация); через блок «Запросы» вводилась исследовательская задача; в графе знаний анализировалась (с учетом имеющейся информации) возможность получения ответа на запрос; в случае такой возможности производились необходимые вычисления, после чего формулировалось заключение. К графу знаний подключены четыре аналитических блока: «Классификатор» проводит типологию и кластеризацию вершин или ребер; «Маршрутизатор» [Blanutsa, 2024] определяет все возможные оптоволоконные пути между двумя регионами; «Генератор правил» [Блануца, 2025a] позволяет формализовать качественный анализ; «Интерпретатор» переводит внешние знания в структуру, сопоставимую с графом знаний по телекоммуникационной связанности. В случае необходимости привлечения дополнительной информации происходит поиск в сети Интернет с помощью ключевых слов, нейропоиска или расширения семантического поля при машинном обучении [Блануца, 2025b].

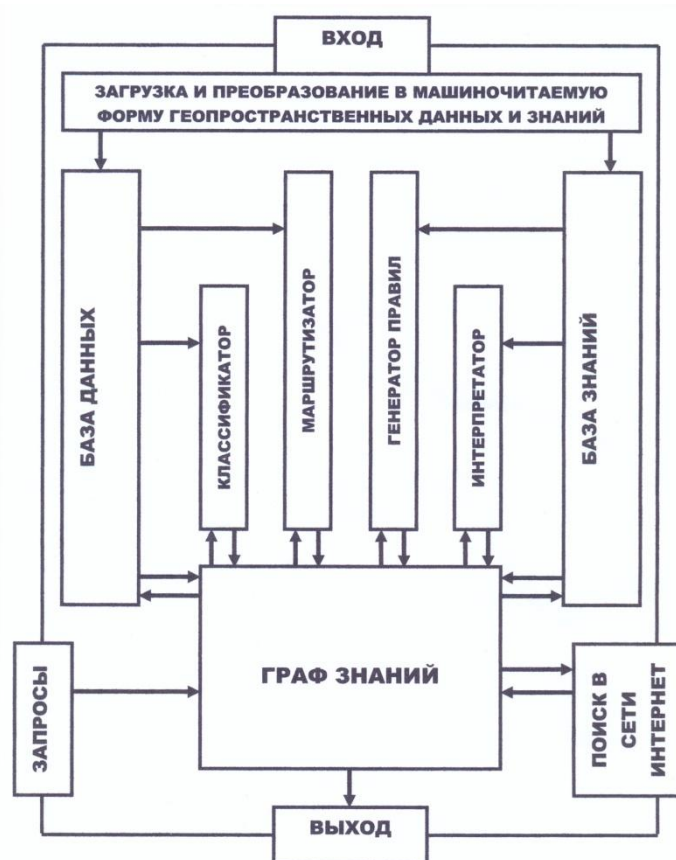


Рис. 1. Система геопространственного искусственного интеллекта для оценки телекоммуникационной связанности регионов (составлено автором)
Fig. 1. Geospatial artificial intelligence system for assessing telecommunications connectivity of regions (compiled by the author)

Результаты и их обсуждение

Общественно-географическое понимание специфики соединения регионов в единую сеть с помощью магистральных линий связи основано на анализе главных проявлений связанности. К таковым, по мнению автора, относятся надежность (отказоустойчивость) линейно-узловой структуры, положение каждого региона в сети и существование каркаса магистральной связи.

Надежность линейно-узловой структуры может быть проанализирована с помощью различных методов [Zang et al., 2024], количественно оценивающих отказоустойчивость сети. Возможно также проведение стресс-тестирования [Tóth et al., 2022], когда имитируется отключение отдельных элементов сети с последующей проверкой сохранения или нарушения связанности. Ранее такая имитация была проведена для выявления критической телекоммуникационной инфраструктуры России [Blanutsa, 2024], но там рассматривались города, а не регионы. Подобная работа полностью не автоматизирована и зависит от когнитивных способностей человека-исследователя. Чтобы снизить субъективность, повысить точность и скорость принятия решений по оценке надежности телекоммуникационной сети в государствах с большой территорией целесообразно использовать ГеоИИ (см. рис. 1).

Соединение регионов с помощью ВОЛС и ПВОЛС является более сложным по надежности, чем соединение городов, так как необходимо учитывать множество межрегиональных связей, а не только связь между двумя городами. Поэтому предлагается специальная типология соединения регионов в зависимости от количества линий связи, их территориальной концентрации (несколько линий, параллельно проложенных на небольшом расстоянии друг от друга, могут быть повреждены в результате одного случайного или преднамеренного действия [Blanutsa, 2024]; такая полоса линий названа направлением) и разнообразия операторов связи. Для оценки надежности по каждой из трех позиций достаточно учитывать наличие единственного или множественного числа. В результате пересечения трех бинарных позиций получается восемь типов, из которых три не могут существовать.

Определение типа соединения двух регионов проводилось в блоке «Классификатор» (см. рис. 1). В сокращенном виде эту операцию можно представить в виде следующего набора правил ($P_{тип}$):

$P_{тип1}$: ЕСЛИ между регионами R_i и R_j проложена одна линия (L_k) одного оператора (O_m), ТО имеет место одно направление (D_n) И *type 1*;

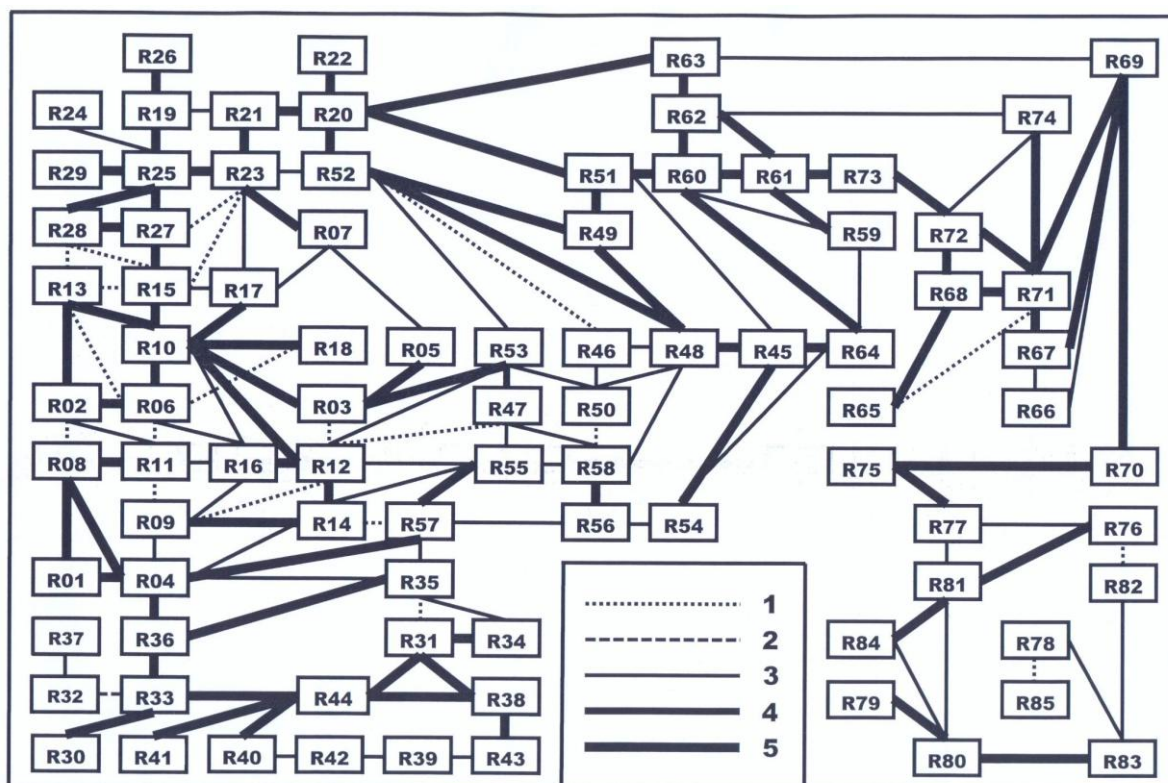
$P_{тип2}$: ЕСЛИ проложены несколько линий ($L_k, L_{k+1}, \dots$) И O_m И D_n , ТО *type 2*;

$P_{тип3}$: ЕСЛИ ($L_k, L_{k+1}, \dots$) И ($O_m, O_{m+1}, \dots$) И D_n , ТО *type 3*;

$P_{тип4}$: ЕСЛИ ($L_k, L_{k+1}, \dots$) И O_m И ($D_n, D_{n+1}, \dots$), ТО *type 4*;

$P_{тип5}$: ЕСЛИ ($L_k, L_{k+1}, \dots$) И ($O_m, O_{m+1}, \dots$) И ($D_n, D_{n+1}, \dots$), ТО *type 5*.

Эта операция проводилась по каждой паре из 85 регионов России для каждого года. Например, в 2020 г. связь между Белгородской и Курской областями осуществляли 8 компаний (операторов) по 9 линиям направления Белгород – Курск и одной линии Старый Оскол – Курск (компания «ТрансТелеКом»). На основе этих сведений в блоке «Классификатор» определен тип соединения между указанными регионами, зафиксированный в виде формальной записи: $R01 \& R08 (2020) \rightarrow type 5$. После 2020 г. происходило мало изменений в типах соединения, но все они учитывались «Классификатором» и заносились в граф знаний, последняя версия которого относится к 2024 г. (рис. 2).



Регионы: R01 – Белгородская обл., R02 – Брянская обл., R03 – Владимирская обл., R04 – Воронежская обл., R05 – Ивановская обл., R06 – Калужская обл., R07 – Костромская обл., R08 – Курская обл., R09 – Липецкая обл., R10 – Московская обл., R11 – Орловская обл., R12 – Рязанская обл., R13 – Смоленская обл., R14 – Тамбовская обл., R15 – Тверская обл., R16 – Тульская обл., R17 – Ярославская обл., R18 – город федерального значения Москва, R19 – Республика Карелия, R20 – Республика Коми, R21 – Архангельская обл., R22 – Ненецкий автономный округ, R23 – Вологодская обл., R24 – Калининградская обл., R25 – Ленинградская обл., R26 – Мурманская обл., R27 – Новгородская обл., R28 – Псковская обл., R29 – город федерального значения Санкт-Петербург, R30 – Республика Адыгея, R31 – Республика Калмыкия, R32 – Республика Крым, R33 – Краснодарский край, R34 – Астраханская обл., R35 – Волгоградская обл., R36 – Ростовская обл., R37 – город федерального значения Севастополь, R38 – Республика Дагестан, R39 – Республика Ингушетия, R40 – Кабардино-Балкарская Республика, R41 – Карачаево-Черкесская Республика, R42 – Республика Северная Осетия-Алания, R43 – Чеченская Республика, R44 – Ставропольский край, R45 – Республика Башкортостан, R46 – Республика Марий Эл, R47 – Республика Мордовия, R48 – Республика Татарстан, R49 – Удмуртская Республика, R50 – Чувашская Республика, R51 – Пермский край, R52 – Кировская обл., R53 – Нижегородская обл., R54 – Оренбургская обл., R55 – Пензенская обл., R56 – Самарская обл., R57 – Саратовская обл., R58 – Ульяновская обл., R59 – Курганская обл., R60 – Свердловская обл., R61 – Тюменская обл., R62 – Ханты-Мансийский автономный округ-Югра, R63 – Ямало-Ненецкий автономный округ, R64 – Челябинская область, R65 – Республика Алтай, R66 – Республика Тыва, R67 – Республика Хакасия, R68 – Алтайский край, R69 – Красноярский край, R70 – Иркутская обл., R71 – Кемеровская обл., R72 – Новосибирская обл., R73 – Омская обл., R74 – Томская обл., R75 – Республика Бурятия, R76 – Республика Саха (Якутия), R77 – Забайкальский край, R78 – Камчатский край, R79 – Приморский край, R80 – Хабаровский край, R81 – Амурская обл., R82 – Магаданская обл., R83 – Сахалинская обл., R84 – Еврейская автономная обл., R85 – Чукотский автономный округ.

Рис. 2. Типы соединения российских регионов с помощью магистральных линий связи на октябрь 2024 года (составлено автором)

Типы: 1 – одна линия одного оператора в одном направлении, 2 – несколько линий одного оператора в одном направлении, 3 – несколько линий нескольких операторов в одном направлении, 4 – несколько линий одного оператора в нескольких направлениях, 5 – несколько линий нескольких операторов в нескольких направлениях

Fig. 2. Types of connection between Russian regions using backbone networks as of October 2024 (compiled by the author)

Types: 1 – one line of one operator in one direction, 2 – several lines of one operator in one direction, 3 – several lines of several operators in one direction, 4 – several lines of one operator in several directions, 5 – several lines of several operators in several directions

Наиболее уязвимы регионы, имеющие первые три типа соединения только с одним соседним регионом. В России три таких региона – Калининградская область, г. Севастополь и Чукотский автономный округ (см. рис. 2). Однако проблемы могут возникнуть и при соединении с несколькими соседними регионами в зависимости от количества одновременно нарушенных направлений. Для оценки такой отказоустойчивости телекоммуникационной сети России в ГеоИИ предусмотрена имитация отключения направлений. С помощью генератора случайных чисел каждому направлению (за исключением множества направлений от Москвы и Санкт-Петербурга) присвоен случайный номер от 1 до 282 (столько всего направлений). Затем случайным образом выбиралось одно направление, которые условно отключалось, и с помощью блока «Маршрутизатор» имитировалась возможность прохождения сигнала во все российские регионы. Если потоки данных можно было перенаправить в обход отключенного направления, то связанность сохранялась. В противном случае определялся регион (регионы), потерявший связь с остальными субъектами Российской Федерации.

Чтобы исключить ошибки, случайный выбор одного направления выполнялся 1000 раз. Более сложной является ситуация одновременного отключения двух и более направлений. Для этого также случайным образом отбирались два, потом три и так до 28 направлений (одновременное отключение более 10 % направлений не рассматривалось из-за маловероятности этого в мирных условиях) и по каждой ситуации выполнялось 1000 отборов. После проведения всех имитаций был составлен список из 17 регионов (на октябрь 2024 г.), межрегиональная связь которых может быть прервана при одновременном случайном отключении до 28 направлений: Республики Адыгея, Алтай, Ингушетия, Крым, Северная Осетия-Алания и Тыва, Кабардино-Балкарская, Карачаево-Черкесская и Чеченская Республики, Камчатский и Приморский край, Калининградская, Магаданская и Мурманская области, Ненецкий и Чукотский автономные округа, г. Севастополь. Таким образом, единая оптоволоконная сеть связи Российской Федерации не является надежной. Для сохранения связанности российских регионов на ГеоИИ можно имитировать создание новых направлений с определением необходимого их количества, обеспечивающего целостность сети при различных сценариях негативного воздействия.

Положение региона в сети

В полном графе, где каждая вершина соединена ребрами со всеми остальными вершинами, не может быть вершин, занимающих более (менее) выгодное положение. Однако в реальных сетях, состоящих из древовидных и кольцеобразных структур соединения регионов, каждая вершина характеризуется специфическим положением, отражающим достигнутый уровень связанности на пути к пределу в виде полного графа. Применительно к рассматриваемой проблематике такое положение региона можно назвать телекоммуникационно-сетевым. Для его оценки предлагается использовать методику определения соседского экономико-географического положения [Блануца, 2025б]: относительно каждого региона определяются соседи первого порядка как территории, граничащие с рассматриваемым регионом; идентифицируются соседи второго, третьего и других порядков как соседи регионов предыдущего порядка; вводится коэффициент значимости соседства для каждого порядка (принят вариант двукратного уменьшения значимости при переходе к соседям следующего порядка); количество соседей одного порядка умножается на соответствующий коэффициент; суммируются результаты по всем порядкам, что дает количественную оценку положения региона в сети. Например, Белгородская область ($R01$) по магистральным линиям связи (см. рис. 2) имеет 2 соседа первого порядка ($R04$ и $R08$), 7 – второго (соседи $R04$ и $R08$), 9 – третьего порядка и т.д. Суммирование результатов умножения количества соседей на коэффициент по каждому порядку (относительно $R01$ имеется 16 порядков) дает итоговую оценку положения Белгородской области:

$$(2 \times 1) + (7 \times 0,5) + (9 \times 0,25) + \dots + (1 \times 0,00003051757) = 10,79$$

(округление до двух знаков после запятой)

Этот вариант оценки обозначим $TСП_1$. Другой вариант – $TСП_2$ – рассчитывается аналогичным образом с добавлением значимости связи через тип соединения регионов (умножение на количество баллов, соответствующее номеру типа; см. рис. 2). Для R01 получается:

$$(1 \times (5 + 5)) + (0,5 \times (1 + 5 + 3 + 3 + 5 + 3 + 5)) + (0,25 \times (5 + 5 + 3 + 5 + 5 + 3 + 1 + 3 + 5)) + \dots + (0,00003051757 \times 1) = 42,01$$

Ранжирование полученных значений позволяет определить место региона в телекоммуникационной сети России (результаты расчетов по одному федеральному округу приведены в таблице).

Телекоммуникационно-сетевое положение регионов Центрального федерального округа
по двум версиям ($TСП_1$ и $TСП_2$) на октябрь 2024 года (составлено автором)
Telecommunications-network position (TNP) of the Central Federal Districts regions according
to two versions (TNP_1 and TNP_2) as of October 2024 (compiled by the author)

Коды	Регионы	$TСП_1$		$TСП_2$	
		Значения	Ранги	Значения	Ранги
R01	Белгородская область	10,79	50	42,01	52
R02	Брянская область	13,44	32	47,13	48
R03	Владимирская область	16,12	13	66,75	8
R04	Воронежская область	17,37	6	67,56	7
R05	Ивановская область	10,76	51	43,19	50
R06	Калужская область	14,56	23	49,25	38
R07	Костромская область	12,70	40	50,37	34
R08	Курская область	13,46	31	51,18	33
R09	Липецкая область	16,52	10	55,07	29
R10	Московская область	18,43	3	77,51	2
R11	Орловская область	13,77	30	48,17	43
R12	Рязанская область	13,21	35	48,41	42
R13	Смоленская область	15,77	17	55,85	27
R14	Тамбовская область	16,82	9	60,90	16
R15	Тверская область	17,02	8	62,29	12
R16	Тульская область	16,47	11	63,34	10
R17	Ярославская область	15,83	15	62,08	13
R18	Город Москва	10,90	49	41,57	53

Сравнение в графе знаний рангов по двум версиям (по состоянию на октябрь 2024 г.) предоставляет возможность оценить влияние значимости (типа) соединения регионов. Более высокое место по $TСП_2$ демонстрирует эффективность реализации потенциала связей с другими территориями, а более высокое по $TСП_1$ – неиспользование регионом потенциальных возможностей. Первая ситуация характерна для 42, а вторая – для 34 регионов (9 регионов имели одинаковые ранги по обоим вариантам). В этом смысле наиболее эффективным оказался Пермский край (ранг 9 вместо 21), а наименее эффективными – Липецкая (29 вместо 10) и Калининградская (63 вместо 44) области. Для обобщения ранги можно перевести в квартили $K1$ – $K4$ с местами, соответственно, 1–21, 22–42, 43–63 и 64–85. Это позволяет выделить в отечественной телекоммуникационной сети центр (регионы $K1$), полупериферию ($K2$), ближнюю периферию ($K3$) и дальнюю периферию ($K4$). Распределение регионов по квартилям $TСП_2$ указывает на территориальную структуру, идентифицированную в блоке «Интерпретатор» (см. рис. 1):

центральное размещение регионов $K1$ с ядром из семи территорий (от $R52$ ядро последовательно распространяется в направлении на $R53$, $R03$ и $R10$, а также в трех направлениях на $R20$, $R23$ и $R48$), смещение дальней периферии на восток (весь Дальневосточный федеральный округ, а также Республики Алтай и Тыва) и юг ($R30$, $R32$, $R37$ и $R39$ – $R43$) с единичным проявлением на севере России ($R26$), кольцеобразно-прерывистое расположение $K2$ вокруг $K1$ (северо-западный «разрыв» при переходе от $K1$ к $R19$, $R22$ и $R24$ при включенности $R29$ в $R25$, а также отдельные разрывы при переходах к $R01$, $R05$, $R11$, $R18$ и $R46$) и $K3$ вокруг $K2$ (переход от $K2$ сразу к $K4$ в соединениях $R33$ & $R32$, $R33$ & $R30$, $R69$ & $R66$, $R71$ & $R65$).

Распределение регионов по квартилям $ТСП_2$ (2024 г.) можно сравнить в графе знаний с другими аналогичными распределениями этих же регионов. Например, с соседским положением регионов по схеме административно-территориального деления Российской Федерации [Блануца, 20256], которое через «Интерпретатор» переведено в сопоставимые кварталы (89 регионов разделены на 4 группы с рангами 1–21, 22–42, 43–65 и 66–89). При этом более высокий ранг региона по $ТСП_2$ указывает на эффективное использование потенциала, заложенного в соседском положении, что характерно для $R15$, $R16$, $R17$, $R21$, $R25$, $R47$, $R49$ и $R55$ (все имели $K1$ вместо $K2$), $R06$, $R27$, $R28$, $R31$, $R33$, $R64$ и $R71$ ($K2$ вместо $K3$), $R24$, $R29$, $R34$, $R38$, $R68$ и $R72$ ($K3$ вместо $K4$), а наибольший «взлет» зафиксирован у $R63$ (Ямало-Ненецкий автономный округ; $K1$ вместо $K3$). При сравнении со значениями $ТСП_2$ в предыдущие годы выясняется, что «взлет» $R63$ произошел в 2021 г.

Каркас магистральной связи.

Неодинаковая связанность регионов друг с другом и их социально-экономическая неравнозначность порождают некоторую территориальную структуру в виде каркаса (остова, основы) как цепочки регионов, обеспечивающих надежное функционирование большей части сети. Остальные регионы, не вошедшие в каркас, являются дополнительными элементами, расширяющими территориальный охват сети. Выявление территориальной структуры является сложной эвристической операцией, зависящей от когнитивных способностей исследователя. Машинная имитация таких способностей наиболее эффективна при идентификации простых территориальных структур. Например, структура распределения регионов по квартилям $ТСП_2$, охарактеризованная выше, определялась путем задания в блоке «Интерпретатор» понятий «центр» ($R52$, окруженный регионами с $K1$), «север», «юг», «запад», «восток» и промежуточных понятий («северо-запад» и др.) с последующим позиционированием регионов $K2$ – $K4$ относительно этих понятий. Более сложной задачей является выявление каркаса в запутанном множестве телекоммуникационных соединений в магистральной сети связи [Интерактивная карта ..., 2024]. Для этого потребовалось привлечь данные о численности населения регионов [Оценка численности ..., 2024] и скорректировать список регионов. Последнее сделано для устранения противоречий связанности при размещении одних территорий внутри других. Так в нашем исследовании появились объединенные регионы $R(10, 18)$, $R(25, 29)$, $R(30, 33)$ и $R(32, 37)$. Позиционирование регионов осуществлялось путем введения понятия «центр» – $R(10, 18)$ – и понятий о четырех сторонах света относительно центра. Дополнительно выделялись субцентры на каждой стороне света как регионы с наибольшей людностью. По данным Росстата [Оценка численности ..., 2024], численность населения $R(10, 18)$ как «центра» составила 14,92 % от числа всех россиян, на север от центра наибольшая людность (5,22 %) была у $R(25, 29)$, на юг (4,33 %) – у $R(30, 33)$, на восток (2,89 %) – у $R60$, а на западе не нашлось региона, сопоставимого по людности с перечисленными субцентрами.

При такой постановке задачи определение каркаса заключалось в выявлении и сравнении между собой всех возможных цепочек регионов между центром и тремя субцентрами. В качестве критериев отбора цепочки выступали минимизация расстояния

по линиям электросвязи, а также максимизация людности, линий связи и типа соединения регионов. В графе знаний вся необходимая информация прикреплялась к вершинам, а затем по имеющейся схеме соединения регионов (см. рис. 2) определялись все цепочки и выбирались оптимальные варианты. В итоге ГеоИИ определил следующий каркас магистральной связи в России: северная ветвь от центра в виде последовательности *R15, R27, R(25, 29)*, южная ветвь как *R16, R09, R04, R36, R(30, 33)* и восточная ветвь в виде *R03, R53, R50, R48, R45, R64, R60*. На 19 регионов каркаса приходится 46,37 % населения России. Связь с остальными регионами не менее важна, но осуществляется через периферийное подключение к каркасу. Аналогичные расчеты по 2020–2023 гг. идентифицировали такой же каркас, что свидетельствует об его относительной устойчивости (по крайней мере, для анализируемой пятилетки).

Полученные данные и знания по трем аспектам телекоммуникационной связанности российских регионов предоставляют возможность задавать вопросы ГеоИИ по рассматриваемой проблематике. Например, на вопрос «Какие регионы в 2024 г. имели наибольший и наименьший порядок соседства в телекоммуникационной сети России?» получен ответ «Наименьший порядок (10) был у Республики Коми и Ханты-Мансийского автономного округа, а наибольший порядок (20) – у Чукотского автономного округа, Республик Ингушетия и Северная Осетия-Алания».

Заключение

Построение и применение системы геопространственного искусственного интеллекта позволило проанализировать телекоммуникационную связанность российских регионов. Установлено, что отечественная сеть магистральной связи не является устойчивой к случайному или преднамеренному отключению некоторых межрегиональных оптоволоконных линий и при существующей связанности у 17 регионов имеется риск потери соединения со всей территорией России. Оценка телекоммуникационно-сетевого положения предоставила возможность определить место каждого региона в единой оптоволоконной сети и его позицию в кольцеобразно-прерывистой территориальной структуре. В многообразии связанности регионов обнаружен каркас, состоящий из центра, трех субцентров и соединяющих их регионов. Полученные результаты являются первым шагом к пониманию сложности телекоммуникационной связанности регионов и ее оценки с помощью искусственного интеллекта. Дальнейшие исследования могут быть нацелены на совершенствование системы геопространственного искусственного интеллекта и изучение новых аспектов телекоммуникационной связанности (например, анализ межрегиональных потоков данных). Практическая значимость проведенного исследования связана с географической экспертизой и мониторингом реализации «Стратегии развития отрасли связи Российской Федерации на период до 2035 года».

Список источников

- Интерактивная карта «Магистральные сети связи в России». ComNews, 2020. Электронный ресурс.
URL: <https://www.comnews.ru/content/211042/2020-10-21/2020-w43/magistralnye-seti-svyazi-rossii> (дата обращения: 10.10.2025).
- Интерактивная карта «Магистральные сети связи в России». ComNews, 2021. Электронный ресурс.
URL: <https://www.comnews.ru/content/217974/2021-12-20/2021-w51/magistralnye-seti-svyazi-rossii-2021> (дата обращения: 10.10.2025).
- Интерактивная карта «Магистральные сети связи в России». ComNews, 2022. Электронный ресурс.
URL: <https://www.comnews.ru/content/223014/2022-11-28/2022-w48/magistralnye-seti-svyazi-rossii-2022> (дата обращения: 10.10.2025).

- Интерактивная карта «Магистральные сети связи в России». ComNews, 2023. Электронный ресурс. URL: <https://www.comnews.ru/content/230456/2023-12-20/2023-w51/1180/magistralnye-seti-svyazi-rossii-2023> (дата обращения: 10.10.2025).
- Интерактивная карта «Магистральные сети связи в России». ComNews, 2024. Электронный ресурс. URL: <https://www.comnews.ru/content/236040/2024-11-29/2024-w48/1180/magistralnye-seti-svyazi-rossii-2024> (дата обращения: 10.10.2025).
- Оценка численности постоянного населения по субъектам Российской Федерации на 1 января 2024 г. Федеральная служба государственной статистики, 2024. Электронный ресурс. URL: <https://docviewer.yandex.ru/view/1676819753/> (дата обращения: 10.10.2025).

Список литературы

- Блануца В.И. 2019. Информационно-сетевая география. Москва, ИНФРА-М, 243 с.
- Блануца В.И. 2025а. Создание первых автономных систем интернета в Сибири как пространственная диффузия инноваций. Пространственная экономика, 21(1): 7–32. <https://doi.org/10.14530/se.2025.1.007-032>
- Блануца В.И. 2025б. Оценка экономико-географического положения городов и регионов с помощью геопространственного искусственного интеллекта. Вестник Воронежского государственного университета. Серия: География. Геоэкология, 2: 40–48. <https://doi.org/10.17308/geo/1609-0683/2025/2/40-48>
- Полякова А.Г., Симарова И.С. 2014. Обоснование регионального развития с учетом связанности экономического пространства. Тюмень, Тюменский государственный нефтегазовый университет, 104 с.
- Попков В.К. 2000. Математические модели связности. Ч. 1. Графы и сети. Новосибирск, Изд-во ИВМиМГ СО РАН, 175 с.
- Черкашина Т.Ю., Мосиенко Н.Л., Калашникова К.Н. 2023. Связанность регионов юга Западной Сибири в индикаторах пространственной мобильности населения. Регион: экономика и социология, 4(120): 134–169. <https://doi.org/10.15372/REG20230406>
- Bailey M., Johnston D., Kuchler T., Russel D., State B., Stroebel J. 2020. The Determinants of Social Connectedness in Europe. In: Social Informatics (Lecture Notes in Computer Science). Cham, Springer Nature Switzerland: 1–14. https://doi.org/10.1007/978-3-030-60975-7_1
- Bernard C., Villanova-Oliver M., Gensel J. 2022. Theseus: A Framework for Managing Knowledge Graphs about Geographical Divisions and Their Evolution. Transactions in GIS, 26(8): 3202–3224. <https://doi.org/10.1111/tgis.12988>
- Blanutsa V.I. 2024. Identification of Critical Telecommunications Infrastructure in Russia: A Geographical Approach. Geography and Natural Resources, 45(1): 1–8. <https://doi.org/10.1134/S1875372824700045>
- Boto-García D., Pérez L. 2023. The Effect of High-Speed Rail Connectivity and Accessibility on Tourism Seasonality. Journal of Transport Geography, 107(3): e103546. <https://doi.org/10.1016/j.jtrangeo.2023.103546>
- Chen C., Tong H. 2022. Network Connectivity: Concepts, Computation, and Optimization. Cham, Springer Nature Switzerland, 151 p.
- Darwish D., Chemingui H. 2025. Recent Trends in Geospatial AI. New York, London, Beijing, IGI Global Scientific Publishing, 394 p.
- Das R., Mitra M., Singh C. 2023. Era of Artificial Intelligence. The 21st Century Practitioners' Approach. New York, Chapman & Hall/CRC, 166 p.
- Fensel D., Simsek U., Angele K., Huaman E., Kärle E., ... Wahler A. 2020. Knowledge Graphs: Methodology, Tools and Selected Use Cases. Cham, Springer Nature Switzerland, 147 p.
- Foster R.J. 2023. Tenuous Connectivity: Time, Citizenship, and Infrastructure in a Papua New Guinea Telecommunications Network. The Asia Pacific Journal of Anthropology, 24(2): 91–115. <https://doi.org/10.1080/14442213.2023.2177330>
- Gao S., Hu Y., Li W. 2023. Handbook of Geospatial Artificial Intelligence. Boca Raton, CRC Press, 468 p.
- Guo X., Qian H., Wu F., Liu J. 2021. A Method for Constructing Geographical Knowledge Graph from Multisource Data. Sustainability, 13(19): e10602. <https://doi.org/10.3390/su131910602>

- Han B., Qu T., Tong X., Wang H., Liu H., ... Cheng C. 2023. AugGKG: A Grid-Augmented Geographic Knowledge Graph Representation and Spatio-Temporal Query Model. *International Journal of Digital Earth*, 16(2): 4934–4957. <https://doi.org/10.1080/17538947.2023.2290569>
- Han B., Qu T., Jiang J. 2025. GN-GCN: Grid Neighborhood-Based Graph Convolutional Network for Spatio-Temporal Knowledge Graph Reasoning. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 220: 728–739. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2025.01.023>
- Hashemi R., Darabi H., Hashemi M., Wang J. 2024. Graph Theory in Ecological Network Analysis: A Systematic Review for Connectivity Assessment. *Journal of Cleaner Production*, 472: e143504. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2024.143504>
- Jążdżewska I.A. 2021. Use of Graph Theory to Study Connectivity and Regionalisation of Polish Urban Network. *Area*, 54(2): 290–303. <https://doi.org/10.1111/area.12774>
- Kierner S., Kucharski J., Kierner Z. 2023. Taxonomy of hybrid Architectures Involving Rule-Based Reasoning and Machine Learning in Clinical Decision Systems: A Scoping Review. *Journal of Biomedical Informatics*, 144: e104428. <https://doi.org/10.1016/j.jbi.2023.104428>
- Kopczewska K. 2022. Spatial Machine Learning: New Opportunities for Regional Science. *The Annals of Regional Science*, 68(4): 713–755. <https://doi.org/10.1007/s00168-021-01101-x>
- Laita A., Kotiaho J.S., Monkkonen M. 2011. Graph-Theoretical Connectivity Measures: What do They Tell Us about Connectivity? *Landscape Ecology*, 26(7): 951–967. <https://doi.org/10.1007/s10980-011-9620-4>
- Liu P., Zhang Y., Biljecki F. 2024. Explainable Spatially Explicit Geospatial Artificial Intelligence in Urban Analytics. *Environment and Planning B: Urban Analytics and City Science*, 51(5): 1104–1123. <https://doi.org/10.1177/23998083231204689>
- Mai G., Hu Y., Gao S., Cai L., Martins B., ... Janowicz K. 2022. Symbolic and Subsymbolic GeoAI: Geospatial Knowledge Graphs and Spatially Explicit Machine Learning. *Transactions in GIS*, 26: 3118–3124. <https://doi.org/10.1111/tgis.13012>
- Mai G., Xie Y., Jia X., Lao N., Rao J., ... Jiao J. 2025. Towards the Next Generation of Geospatial Artificial Intelligence. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 136(1): e104368. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2025.104368>
- Moilanen A. 2011. On the Limitations of Graph-Theoretical Connectivity in Spatial Ecology and Conservation. *Journal of Applied Ecology*, 48(6): 1543–1547. <https://doi.org/10.1111/j.1365-2664.2011.02062.x>
- Nowak-Brzezińska A., Horyń C. 2020. Exploration of Outliers in If-Then Rule-Based Knowledge Bases. *Entropy*, 22(10): e1096. <https://doi.org/10.3390/e22101096>
- Papadakis E., Adams B., Gao S., Martins B., Baryannis G., Ristea A. 2022. Explainable artificial Intelligence in the Spatial Domain (X-GeoAI). *Transactions in GIS*, 26(6): 2413–2414. <https://doi.org/10.1111/tgis.12996>
- Prasad S., Chanussot J., Li J. 2024. *Advances in Machine Learning and Image Analytics for GeoAI*. Amsterdam, London, Cambridge, Elsevier, 364 p.
- Prawira N., Wella, Natalia F. 2025. Exploring the Role of Machine Learning and Big Data Analytics in Enhancing Decision-Making Processes: A Systematic Literature Review. *International Journal of Information Visualization*, 9(4): 1783–1791.
- Rajabi E., Etminani K. 2024. Knowledge-Graph-Based Explainable AI: A Systematic Review. *Journal of Information Science*, 50(4): 1019–1029. <https://doi.org/10.1177/01655515221112844>
- Rutherford J., Gillespie A., Richardson R. 2004. The Territoriality of Pan-European Telecommunications Backbone Networks. *Journal of Urban Technology*, 11(3): 1–34. <https://doi.org/10.1080/10630730500064166>
- Saleh H.J.H., Arrang J.R.T., de Barros Cardoso L.M.O. 2025. Applications of Geospatial AI in human geography and spatial networks: A literature review. *EDRAAK*, 2025: 76–84. <https://doi.org/10.70470/EDRAAK/2025/010>
- Tang H. 2020. Regional Patterns and Hierarchical Tendencies: Analysis of the Network Connectivity of 63 Service-Oriented Tourist Cities in China. *Sustainability*, 12(16): e6532. <https://doi.org/10.3390/su12166532>
- Tóth G., Elekes Z., Whittle A., Lee C., Kogler D.F. 2022. Technology Network Structure Conditions the Economic Resilience of Regions. *Economic Geography*, 98(4): 355–378. <https://doi.org/10.1080/00130095.2022.2035715>

- Tranos E., Gillespie A. 2011. The Urban Geography of Internet Backbone Networks in Europe: Roles and Relations. *Journal of Urban Technology*, 18(1): 35–50. <https://doi.org/10.1080/10630732.2011.578408>
- Tsiotas D. 2025. Socioeconomic Attributes in the Topology of the Intercity Road Network in Greece. *Future Transportation*, 5(1): e3. <https://doi.org/10.3390/futuretransp5010003>
- Wilke A., Ngonga Ngomo A.-C. 2023. LauNuts: A Knowledge Graph to Identify and Compare Geographic Regions in the European Union. In: *The Semantic Web*. Cham, Springer Nature Switzerland: 408–418. https://doi.org/10.1007/978-3-031-33455-9_24
- Xing J., Sieber R. 2023. The Challenges of Integrating Explainable Artificial Intelligence into GeoAI. *Transactions in GIS*, 27(3): 626–645. <https://doi.org/10.1111/tgis.13045>
- Yan B. 2019. *Geographic Knowledge Graph Summarization*. Amsterdam, IOS Press, 168 p.
- Zang Y., Jiaxiang E., Fiondella L. 2024. A Network Reliability Analysis Method for Complex Real-Time Systems: Case Studies in Railway and Maritime Systems. *Mathematics*, 12(19): e3014. <https://doi.org/10.3390/math12193014>

References

- Blanutsa V.I. 2019. *Information Network Geography*. Moscow, Publ. INFRA-M, 243 p. (in Russian).
- Blanutsa V.I. 2025a. Creating the first Autonomous Systems of Internet in Siberia as a Spatial Diffusion of Innovations. *Spatial Economics*, 21(1): 7–32 (in Russian). <https://doi.org/10.14530/se.2025.1.007-032>
- Blanutsa V.I. 2025b. Assessment of Economic and Geographical Position of Cities and Regions Using Geospatial Artificial Intelligence. *Proceedings of Voronezh State University. Series: Geography. Geoecology*, 2: 40–48 (in Russian). <https://doi.org/10.17308/geo/1609-0683/2025/2/40-48>
- Polyakova A.G., Simarova I.S. 2014. Obosnovanie regional'nogo razvitiya s uchetom svyazannosti ekonomicheskogo prostranstva [Justification of Regional Development Taking into Account the Connectedness of the Economic Space]. Tyumen, Publ. Tyumenskiy gosudarstvennyy neftegazovyy universitet, 104 p.
- Popkov V.K. 2000. *Matematicheskie modeli svyaznosti*. Ch. 1. Grafy i seti [Mathematical Models of Connectivity. Part 1. Graphs and Networks]. Novosibirsk, Publ. Institute of Computational Mathematics and Mathematical Geophysics of the Siberian Branch of the Russian Academy of Sciences, 175 p.
- Cherkashina T.Yu., Mosienko N.L., Kalashnikova K.N. 2023. Examining Regional Connectivity in Southern Western Siberia Through Population Mobility Indicators. *Region: Economics and Sociology*, 4(120): 134–169 (in Russian). <https://doi.org/10.15372/REG20230406>
- Bailey M., Johnston D., Kuchler T., Russel D., State B., Stroebel J. 2020. The Determinants of Social Connectedness in Europe. In: *Social Informatics (Lecture Notes in Computer Science)*. Cham, Springer Nature Switzerland: 1–14. https://doi.org/10.1007/978-3-030-60975-7_1
- Bernard C., Villanova-Oliver M., Gensel J. 2022. Theseus: A Framework for Managing Knowledge Graphs about Geographical Divisions and Their Evolution. *Transactions in GIS*, 26(8): 3202–3224. <https://doi.org/10.1111/tgis.12988>
- Blanutsa V.I. 2024. Identification of Critical Telecommunications Infrastructure in Russia: A Geographical Approach. *Geography and Natural Resources*, 45(1): 1–8. <https://doi.org/10.1134/S1875372824700045>
- Boto-García D., Pérez L. 2023. The Effect of High-Speed Rail Connectivity and Accessibility on Tourism Seasonality. *Journal of Transport Geography*, 107(3): e103546. <https://doi.org/10.1016/j.jtrangeo.2023.103546>
- Chen C., Tong H. 2022. *Network Connectivity: Concepts, Computation, and Optimization*. Cham, Springer Nature Switzerland, 151 p.
- Darwish D., Chemingui H. 2025. *Recent Trends in Geospatial AI*. New York, London, Beijing, IGI Global Scientific Publishing, 394 p.
- Das R., Mitra M., Singh C. 2023. *Era of Artificial Intelligence. The 21st Century Practitioners' Approach*. New York, Chapman & Hall/CRC, 166 p.
- Fensel D., Simsek U., Angele K., Huaman E., Kärle E., ... Wahler A. 2020. *Knowledge Graphs: Methodology, Tools and Selected Use Cases*. Cham, Springer Nature Switzerland, 147 p.

- Foster R.J. 2023. Tenuous Connectivity: Time, Citizenship, and Infrastructure in a Papua New Guinea Telecommunications Network. *The Asia Pacific Journal of Anthropology*, 24(2): 91–115. <https://doi.org/10.1080/14442213.2023.2177330>
- Gao S., Hu Y., Li W. 2023. *Handbook of Geospatial Artificial Intelligence*. Boca Raton, CRC Press, 468 p.
- Guo X., Qian H., Wu F., Liu J. 2021. A Method for Constructing Geographical Knowledge Graph from Multisource Data. *Sustainability*, 13(19): e10602. <https://doi.org/10.3390/su131910602>
- Han B., Qu T., Tong X., Wang H., Liu H., ... Cheng C. 2023. AugGKG: A Grid-Augmented Geographic Knowledge Graph Representation and Spatio-Temporal Query Model. *International Journal of Digital Earth*, 16(2): 4934–4957. <https://doi.org/10.1080/17538947.2023.2290569>
- Han B., Qu T., Jiang J. 2025. GN-GCN: Grid Neighborhood-Based Graph Convolutional Network for Spatio-Temporal Knowledge Graph Reasoning. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 220: 728–739. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2025.01.023>
- Hashemi R., Darabi H., Hashemi M., Wang J. 2024. Graph Theory in Ecological Network Analysis: A Systematic Review for Connectivity Assessment. *Journal of Cleaner Production*, 472: e143504. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2024.143504>
- Jazdzewska I.A. 2021. Use of Graph Theory to Study Connectivity and Regionalisation of Polish Urban Network. *Area*, 54(2): 290–303. <https://doi.org/10.1111/area.12774>
- Kierner S., Kucharski J., Kierner Z. 2023. Taxonomy of hybrid Architectures Involving Rule-Based Reasoning and Machine Learning in Clinical Decision Systems: A Scoping Review. *Journal of Biomedical Informatics*, 144: e104428. <https://doi.org/10.1016/j.jbi.2023.104428>
- Kopczewska K. 2022. Spatial Machine Learning: New Opportunities for Regional Science. *The Annals of Regional Science*, 68(4): 713–755. <https://doi.org/10.1007/s00168-021-01101-x>
- Laita A., Kotiaho J.S., Monkkonen M. 2011. Graph-Theoretical Connectivity Measures: What do They Tell Us about Connectivity? *Landscape Ecology*, 26(7): 951–967. <https://doi.org/10.1007/s10980-011-9620-4>
- Liu P., Zhang Y., Biljecki F. 2024. Explainable Spatially Explicit Geospatial Artificial Intelligence in Urban Analytics. *Environment and Planning B: Urban Analytics and City Science*, 51(5): 1104–1123. <https://doi.org/10.1177/23998083231204689>
- Mai G., Hu Y., Gao S., Cai L., Martins B., ... Janowicz K. 2022. Symbolic and Subsymbolic GeoAI: Geospatial Knowledge Graphs and Spatially Explicit Machine Learning. *Transactions in GIS*, 26: 3118–3124. <https://doi.org/10.1111/tgis.13012>
- Mai G., Xie Y., Jia X., Lao N., Rao J., ... Jiao J. 2025. Towards the Next Generation of Geospatial Artificial Intelligence. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 136(1): e104368. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2025.104368>
- Moilanen A. 2011. On the Limitations of Graph-Theoretical Connectivity in Spatial Ecology and Conservation. *Journal of Applied Ecology*, 48(6): 1543–1547. <https://doi.org/10.1111/j.1365-2664.2011.02062.x>
- Nowak-Brzezińska A., Horyń C. 2020. Exploration of Outliers in If-Then Rule-Based Knowledge Bases. *Entropy*, 22(10): e1096. <https://doi.org/10.3390/e22101096>
- Papadakis E., Adams B., Gao S., Martins B., Baryannis G., Ristea A. 2022. Explainable artificial Intelligence in the Spatial Domain (X-GeoAI). *Transactions in GIS*, 26(6): 2413–2414. <https://doi.org/10.1111/tgis.12996>
- Prasad S., Chanussot J., Li J. 2024. *Advances in Machine Learning and Image Analytics for GeoAI*. Amsterdam, London, Cambridge, Elsevier, 364 p.
- Prawira N., Wella, Natalia F. 2025. Exploring the Role of Machine Learning and Big Data Analytics in Enhancing Decision-Making Processes: A Systematic Literature Review. *International Journal of Information Visualization*, 9(4): 1783–1791.
- Rajabi E., Etminani K. 2024. Knowledge-Graph-Based Explainable AI: A Systematic Review. *Journal of Information Science*, 50(4): 1019–1029. <https://doi.org/10.1177/01655515221112844>
- Rutherford J., Gillespie A., Richardson R. 2004. The Territoriality of Pan-European Telecommunications Backbone Networks. *Journal of Urban Technology*, 11(3): 1–34. <https://doi.org/10.1080/10630730500064166>
- Saleh H.J.H., Arrang J.R.T., de Barros Cardoso L.M.O. 2025. Applications of Geospatial AI in human geography and spatial networks: A literature review. *EDRAAK*, 2025: 76–84. <https://doi.org/10.70470/EDRAAK/2025/010>

- Tang H. 2020. Regional Patterns and Hierarchical Tendencies: Analysis of the Network Connectivity of 63 Service-Oriented Tourist Cities in China. *Sustainability*, 12(16): e6532. <https://doi.org/10.3390/su12166532>
- Tóth G., Elekes Z., Whittle A., Lee C., Kogler D.F. 2022. Technology Network Structure Conditions the Economic Resilience of Regions. *Economic Geography*, 98(4): 355–378. <https://doi.org/10.1080/00130095.2022.2035715>
- Tranos E., Gillespie A. 2011. The Urban Geography of Internet Backbone Networks in Europe: Roles and Relations. *Journal of Urban Technology*, 18(1): 35–50. <https://doi.org/10.1080/10630732.2011.578408>
- Tsiotas D. 2025. Socioeconomic Attributes in the Topology of the Intercity Road Network in Greece. *Future Transportation*, 5(1): e3. <https://doi.org/10.3390/futuretransp5010003>
- Wilke A., Ngonga Ngomo A.-C. 2023. LauNuts: A Knowledge Graph to Identify and Compare Geographic Regions in the European Union. In: *The Semantic Web. Cham, Springer Nature Switzerland*: 408–418. https://doi.org/10.1007/978-3-031-33455-9_24
- Xing J., Sieber R. 2023. The Challenges of Integrating Explainable Artificial Intelligence into GeoAI. *Transactions in GIS*, 27(3): 626–645. <https://doi.org/10.1111/tgis.13045>
- Yan B. 2019. *Geographic Knowledge Graph Summarization*. Amsterdam, IOS Press, 168 p.
- Zang Y., Jiaxiang E., Fiondella L. 2024. A Network Reliability Analysis Method for Complex Real-Time Systems: Case Studies in Railway and Maritime Systems. *Mathematics*, 12(19): e3014. <https://doi.org/10.3390/math12193014>

Поступила в редакцию 07.11.2025;
поступила после рецензирования 25.12.2025;
принята к публикации 11.02.2026

Received November 07, 2025;
Revised December 25, 2025;
Accepted February 11, 2026

Конфликт интересов: о потенциальном конфликте интересов не сообщалось.

Conflict of interest: no potential conflict of interest related to this article was reported.

ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРЕ

Блануца Виктор Иванович, доктор географических наук, эксперт РАН по экономическим наукам, ведущий научный сотрудник, Институт географии им. В.Б. Сочавы СО РАН, г. Иркутск, Россия

INFORMATION ABOUT THE AUTHOR

Viktor I. Blanutsa, Doctor of Geographical Sciences, RAS Expert in Economic Sciences, Leading Researcher, Sochava Institute of Geography, Siberian Branch of the Russian Academy of Sciences, Irkutsk, Russia