

ПРИКЛАДНОЙ СЕТЕВОЙ АНАЛИЗ ДЛЯ РЕШЕНИЯ СОВРЕМЕННЫХ ЗАДАЧ ГОСУДАРСТВА, БИЗНЕСА И ОБЩЕСТВА

МЕТОДОЛОГИЧЕСКИЕ РАЗРАБОТКИ И ПРАКТИЧЕСКОЕ ПРИМЕНЕНИЕ

November 23, 2023

Содержание

1 Основные термины	1
1.1 Социальный капитал	1
1.2 Социальное доверие	2
1.3 Актуальность	2
1.4 Литература	2
1.5 Сети международной торговли	3
2 Отцы-основатели military sociology	4
2.1 Введение	4
2.2 Хантингтон	4
2.3 Яновитц	4
2.4 Experiments with model's robustity	4
3 Акторно-ориентированные стохастические модели для изучения сетевой динамики и социального влияния	5
3.1 Оптимизация и оценка	5
3.2 Вырождение	7
4 Глава 2	8
4.1 Графики	8
Заключение	8
4.2 **4.2.1 Библиометрический сетевой анализ коллабораций российских социологов на материалах Web of Science	14
4.3 4.2.3 Картирование научного поля: применение VOSviewer и Biblioshiny на материалах Web of Science	25
5 Честность и в стратегиях сплетен	35
5.1 ==Введение==	35
5.2 ==Сплетни==	35
5.3 ==Заключение==	35

1 Основные термины

1.1 Социальный капитал

Вот цитирование (`larranaga2013?`) и без скобок (`larranaga2013?`) — и сноска¹. А вот пример ссылки на часть текста sec. 4.1.

Попробуем написать что-то про социальный капитал. Но никто из моих цитирований про это не писал. У

¹Внутренняя сноска

меня есть ссылка на две статьи по блокмоделлингу: такую (Batagelj et al., 1999) и такую Marcot & Penman (2019). Но эти статьи не подходят и для следующего раздела sec. 1.2. Еще что-то написали. ### Bridging ### Bonding

1.2 Социальное доверие

Также хотелось сделать картинку, но пока оставляю вот эту:

Модульный шрифт Джозефа Альберса

Figure 1: Модульный шрифт Джозефа Альберса

Цитата - это важно. *А еще лучше писать ее курсивом.*

1.3 Актуальность

Сетевой анализ как консистентная исследовательская методология сформировался в 1970-80-е гг., объединив ряд работ в области социальной психологии, социометрии, социологии, антропологии, экономики, политологии, социальной географии, математики (теории графов) и статистики, а с 2000-х гг. стал разрабатываться также в естественных науках, что привело к появлению науки о сетях (Network science). Сетевой анализ относится к системному уровню анализа и рассматривает эмпирически обозримые отношения в виде сети, состоящей из узлов, связанных направленными или ненаправленными связями различной интенсивности. Предметом исследования выступают глубинные социальные структуры, оказывающие ограничивающее влияние на акторов с разным положением в социальной структуре и неравным доступом к ресурсам.

К настоящему времени в прикладном сетевом анализе разработано большое количество продвинутых методов для анализа различных типов сетевых данных. Использование этих методов позволяет отвечать на множество важных вопросов и решать современные задачи, стоящие перед государством, бизнесом и обществом.

Данный текстовый отчет содержит описание основных результатов работы Международной лаборатории за 2022 год по основным тематическим направлениям деятельности сотрудников. В главе 1 описана история появления и развития сетевого анализа, теоретические положения, определения основных понятий и принципы проведения сетевых исследований, а также представлены основные методологические разработки в сетевом анализе, сделанные в рамках реализации проекта. В главе 2 приведено описание проектов, реализованных сотрудниками лаборатории в 2022 году, где применялись методы, модели и инструменты для сбора, очистки и анализа социальных сетей. Для каждого проекта описаны их цели и задачи, методы сбора и обработки данных, полученные результаты, область их применения и степень внедрения. А вот пример цитирования — (larranaga2013?).

1.4 Литература

1.5 Сети международной торговли

1.5.1 Введение

Уолтер Рэли (1552–1618), английский мореплаватель, историк, поэт. *Кто владеет мировой торговлей, владеет богатствами мира, а следовательно – и самим миром.*

Рассказываем про сети международной торговли, как они образуются, что влияет на их развитие и т.п.

1.5.2 Графики

Как отмечается в (bhattacharyaInternationalTradeNetwork2008a?) торговые сети характеризуются высокой плотностью.² Вместе с тем, в работе (deandradeUseNodesAttributes2018?) отмечается сильная взаимозависимость.

Торговая сеть в 2010 году по наиболее крупному партнеру

Figure 2: Торговая сеть в 2010 году по наиболее крупному партнеру

Заключение

²Данный индекс был рассчитан в программе Pajek, данные по количеству публикаций топ-авторов могут отличаться от данных, полученных в VOSviewer, так как файлы для Pajek создаются с помощью программы WoS2Pajek, которая использует встроенные алгоритмы статистической обработки данных. В целом количественно данные по топ-авторам отличаются несущественно, что позволяет проводить сравнения разных метрик. В таблице жирным шрифтом отмечены авторы с самым высоким индексом коллаборативности.

2 Отцы-основатели military sociology

2.1 Введение

Теоретические основы направления как изучения института и профессии заложили Хантингтон (Samuel R. Huntington, 1957) и Яновитц (Morris Janowitz, 1964). Как отмечает Кафорио (Caforio & Nuciari, 2018), они создали 2 основные противоборствующие теоретические модели анализа.

2.2 Хантингтон

Хантингтон считал, что для эффективного существования армии, военные должны быть очень *профессионализированы*, считать, что они одни обладают навыками и правом на то, чтобы предоставлять государству менеджмент насилия. Так как они в какой-то степени корпорация, то они должны подчиняться политике, не ставя то, что просит от них государство под вопрос. Мол, мы Родину защищаем, долг зовет.

> Здесь интересно указать, что Хантингтону очень нравилось устройство Прусской армии и ее генералы в 19-ом веке, и работа у него в целом теоретическая.

2.3 Яновитц

А Яновитц говорил, что вообще-то ВМВ привела к тому, что офицеры как особая общность начала исчезать и помимо доблестных воинов, которых описывает Хантингтон, появляются еще чуваки, которые относятся к своей профессии просто как к работе, навыки для выполнения которой у них есть. И в этом смысле, они в первую очередь остаются гражданами, у которых могут быть свои политические взгляды. Поэтому очень важно армию инкорпорировать в повестку и не надеяться, что они у вас все будут Дяди Степы, а растить из них с самого начала граждан, которые понимают, что общество в них нуждается. Причем он эти идеи подтверждал статистически на основе солдат ВМВ и неплохо предсказал, куда дальше пойдет развитие военных сил. > Как пример переноса общественных ценностей в армии можно вспомнить отмену “Don’t Ask Don’t Tell”³

Таблица сравнения теорий Хантингтона и Яновитца

Figure 3: Таблица сравнения теорий Хантингтона и Яновитца

2.4 Experiments with model’s robustity

Я читала такую статью: (Zhou et al., 2021), она написана Zhou et al. (2021). Надеюсь этот файл загрузится ^^

³Данный индекс был рассчитан в программе Pajek, данные по количеству публикаций топ-авторов могут отличаться от данных, полученных в VOSviewer, так как файлы для Pajek создаются с помощью программы WoS2Pajek, которая использует встроенные алгоритмы статистической обработки данных. В целом количественно данные по топ-авторам отличаются несущественно, что позволяет проводить сравнения разных метрик. В таблице жирным шрифтом отмечены авторы с самым высоким индексом коллаборативности.

3 Акторно-ориентированные стохастические модели для изучения сетевой динамики и социального влияния

3.1 Оптимизация и оценка

Для оценки SAOM используются различные статистические методы, наиболее распространенным из которых является метод моментов (MoM) или метод максимального правдоподобия (MLE).

Метод моментов (MoM) – это метод имитационного моделирования, используемый для оценки параметров в SAOM, подробно описанный Снайдерсом (Snijders, 2001). Он заключается в сравнении описательных статистик наблюдаемой сети со значениями, полученными в результате моделирования при разных значениях параметров. Целью является обнаружение значений гиперпараметров, минимизирующих разницу между наблюдаемой и моделируемой статистикой сети.

Сначала оценки параметров часто задаются произвольно, а затем, путем итерационного моделирования SAOM с различными наборами значений параметров, рассчитываются сводные статистики и сравниваются с соответствующими характеристиками наблюдаемых данных на основе функции расхождения, которая количественно оценивает разницу между наблюдаемой и моделируемой статистиками. Затем оценки параметров обновляются таким образом, чтобы минимизировать функцию расхождения. Функции расхождения, используемые в SAOM, могут оценивать такие свойства, как количество связей, транзитивность, распределение мер центральности, паттерны образования и распада связей, вклад характеристик акторов, специфические параметры диад и временная динамика. Выбор функции расхождения зависит от вопроса исследования, конкретной используемой SAOM и характеристик наблюдаемых сетевых данных.

Несмотря на концептуальную простоту MoM и возможность работы со сложными SAOM, а также гибкую спецификацию модели, подходящую для различных типов сетевых данных, ее использование сопряжено с определенными трудностями. Для больших сетей или сложных моделей MoM может быть вычислительно трудоемким, а также требует тщательной настройки алгоритмов оптимизации. Предпринимаются попытки повысить эффективность и расширить спектр использования MoM. Например, развитие обобщенного метода моментов (GMoM) позволяет обогатить оценку временными данными, вводя в нее в качестве параметров статистику из различных временных моментов (Amati et al., n.d.). Однако этот метод, как предполагают авторы, не может стабильно превосходить традиционный MoM, в частности, из-за избыточности признаков, что препятствует сходимости.

При оценке по методу максимального правдоподобия (MLE) необходимо найти такие значения параметров, при которых наблюдаемые данные наиболее вероятны в рамках данной модели. Параметры обновляются таким образом, чтобы максимизировать логарифм функции правдоподобия, выбранной исходя из характера сетевых данных и предположений об их эволюции. Функции правдоподобия разнообразны и подходят для различных типов данных (бинарных, непрерывных, мультиномиальных, событийных и т.д.). MLE дает оценки, которые асимптотически эффективны: увеличение размера выборки связано с ростом точности и уменьшением погрешности. Этот метод широко используется в статистике и может работать с различными спецификациями SAOM. Однако MLE может требовать больших вычислительных затрат, особенно для сложных SAOM. Сходимость к глобальному максимуму функции правдоподобия может быть не гарантирована, а процесс оценки может потребовать тщательной

инициализации.

Более того, определение полной функции правдоподобия может стать сложной задачей из-за зависимостей между диадами в процессе эволюции сети. Другими словами, одна диада может влиять на поведение других диад в сети. Дальнейшая адаптация MLE – оценка максимального псевдоправдоподобия (MPLE) – решает эту проблему путем максимизации функции псевдоправдоподобия: вероятность для каждой диады вычисляется на основе наблюдаемого состояния этой диады и состояний соседних диад, заданных SAOM. MPLE менее требователен к вычислениям по сравнению с заданием полного совместного правдоподобия для сложных сетей, поскольку требует моделирования только условных связей между диадами, однако, несмотря на вычислительные преимущества, он не всегда может давать асимптотически эффективные оценки. Бесаг утверждает, что максимальная оценка псевдовероятности отражает “локальную” (пространственную) информацию о соседях, в отличие от оценки максимального правдоподобия, которая отражает “глобальную” информацию о соседях (Besag, 1986). Более того, Снайдерс утверждает, что результаты исследований показывают, что обычно используемые модели случайных графов имеют скорее глобальную, чем локальную структуру, что в конечном итоге приводит к плохим статистическим свойствам MPLE-оценок (Snijders, 2001). Далее он предполагает, что адаптация спецификации модели, например, подходы, основанные на соседстве, с ограничениями на возможные связи между соседями (Pattison & Robins, 2002), подходы, основанные на латентном пространстве [Nowicki & Snijders (2001)](Hoff et al., 2002)(Schweinberger & Snijders, 2003), обладают большими возможностями для решения этой проблемы.

Дальнейшая валидация модели, а также сравнение SAOM с различными характеристиками осуществляется с помощью таких тестов качества, как:

1. *Goodness-of-fit (GOF)* тесты оценивают, насколько хорошо SAOM воспроизводит наблюдаемые сетевые данные, сравнивая статистики сетей. Тесты GOF могут использовать имитационное тестирование или методы бутстрепа, но страдают от переобучения, плохой генерализации и чувствительности к размеру выборки. Lospinoso и Snijders (Lospinoso & Snijders, 2019) предлагают в качестве решения этой проблемы вспомогательные статистики (например, характеристики триад, транзитивность), не включенные в модель в явном виде. Они моделируют расстояние Махаланобиса между вектором вспомогательной статистики и оценкой модели с помощью симуляций Монте-Карло, повторно используя их из вычислений MOM в SAOM. Вводя собственный принцип минимального описания модели (MMD), они анализируют влияние вспомогательных статистик на GOF, добиваясь баланса между сложностью модели и ее описательной способностью.

2. *Критерии отбора моделей*, такие как информационный критерий Акаике (AIC) или Байесовский информационный критерий (BIC), предлагают количественную сравнительную меру для SAOM: чем меньше значения, тем лучше модель подходит под данные. AIC совмещает оценку соответствия модели данным и штраф за сложность модели:

$$AIC = -2 * \loglikelihood + 2 * \text{numberofmodelparameters}$$

BIC штрафует сложность модель сильнее, чем AIC. Этот критерий рассчитывается как:

$$BIC = -2 * \loglikelihood + \log(\text{samplesize}) * \text{numberofmodelparameters}$$

3. *Тесты на сходимость* позволяют определить, сходится ли алгоритм оценки, используемый для подгонки SAOM, к стабильным оценкам параметров. Визуальное изучение графиков параметров модели может помочь выявить проблемы сходимости. В идеале графики должны стабилизироваться по мере выполнения оценки. В отношении несошедшихся моделей от интерпретации следует отказаться.

- t -ratio является количественной мерой степени отклонения смоделированной статистики от целевой в среднем.

- Чем меньше t -ratio, тем лучше сходимость. Как правило, t -ratio менее 0,1 считается показателем хорошей сходимости.

- Чтобы считать модель сходящейся, общее максимальное t -ratio сходимости не должно превышать 0,25.

- В тех случаях, когда модель не сходится, рекомендуется повторно провести анализ с использованием опции “prevAns”.

3.2 Вырождение

Другой проблемой, возникающей при оценке SAOM, является вырождение. В работах Штрауса (Strauss, 1986), Снайдерса (Snijders, n.d.) и Хэндкока (Handcock, n.d.) показано, что экспоненциальные модели случайных графов могут быть почти вырожденными, и то же самое может иметь место для SAOM в перспективе отсутствующих временных лимитов (хотя на практике время обычно ограничено). Вырожденность в SAOM возникает, когда несколько наборов значений параметров приводят к одной и той же наблюдаемой структуре сети. Это может затруднить оценку “истинных” или наиболее точных значений параметров и точное определение механизма, управляющего эволюцией социальной сети. Проблема вырождения представляется особенно опасной в сетевом анализе, поскольку сходимость к целевому распределению становится еще более медленной и менее устойчивой в мультимодальных сетях, где типичные алгоритмы, обновляющие отдельные связи или структурные элементы, имеют ничтожно малую вероятность перемещения между модальными областями (Snijders, n.d.).

Для решения проблемы вырождения SAOM исследователи обычно используют различные стратегии (Handcock, n.d.), такие как проверка робастности, сравнение различных инициализаций модели, предоставление дополнительных данных для обучения.

В этих практиках также отдается предпочтение байесовскому фреймворку (Nowicki & Snijders, 2001). Помимо уменьшения вырождения модели, он облегчает распространение неопределенности параметров на окончательный вывод и позволяет учитывать предварительные знания экспертов, если они существуют (Handcock, n.d.). Кроме того, Лоспиносо и др. (Lospinoso & Snijders, 2019) предполагают, что введение в модель временной неоднородности может снять проблему вырождения. Временная неоднородность добавляет временное измерение в модель, делая ее более способной улавливать и различать различные состояния сети в разные моменты времени, что, в свою очередь, приводит к улучшению предсказательной силы и качества подгонки, а также позволяет вводить временные ограничения и включать внешние события в качестве параметров модели. Проблема вырождения в бимодальных сетях может быть минимизирована путем адаптации методов оценки, как это было предложено в работе (Snijders, n.d.).

4 Глава 2

See readings here Batagelj & Mrvar (n.d.)

Вот цитирование (larranaga2013?) и без скобок (larranaga2013?) — и сноска⁴. А вот пример ссылки на часть текста sec. 4.1.

4.1 Графики

Как отмечает Aoki (2007, p. 131):

Пример цитаты. *А это пример курсива.*

4.1.1 Название подсекции

Заключение

⁴Внутренняя сноска

Первоначальный массив данных, который лег в основу этого исследования, состоял из более чем 1.38 миллиона публикаций российских исследователей за 1990-2022 гг., индексируемых в престижной международной базе данных Web of Science (WoS)(Мальцева & Fiala, 2023). Уникальность массива состоит в отсутствии любых ограничений на тип записей, количество цитирований, научную область, регион и т.д. Благодаря этому можно говорить о том, что эти данные отражают реальную картину представленности российской науки в «Web of Science» на май 2022 года, рис. 4.1.1. Исходный набор данных данного исследования включает публикации WoS, выгруженные со спецификацией поля данных «CU=(Russia)» в режиме full record (полное библиографическое описание публикаций, включающих приставные списки литературы). Всего исходный набор данных включал 1383996 библиографических записей о российских публикациях, проиндексированных в WoS Core Collection до мая 2022 г. Топ-20 типов документов и их количество, доля в общем объеме, цитируемость, доля в общем количестве цитирований и количество цитат на статью (CPP)

Ввиду отсутствия ограничений на этапе отбора данных и их большого размера, прежде чем приступить к анализу, мы были обязаны провести довольно крупный объем работ по предобработке данных. Сначала мы опишем общую структуру изначального массива данных, далее перейдем к процессу создания подсетов по отдельным научным категориям. Затем будут перечислены основные проблемы, которые встали перед исследовательской группой в обработке данных. После этого мы перейдем к представлению стратегии по решению конкретных проблем в именах авторов, состоящей из нескольких этапов. Наконец, будут описаны сложности, встречающиеся в записи организаций, и процесс их преодоления.

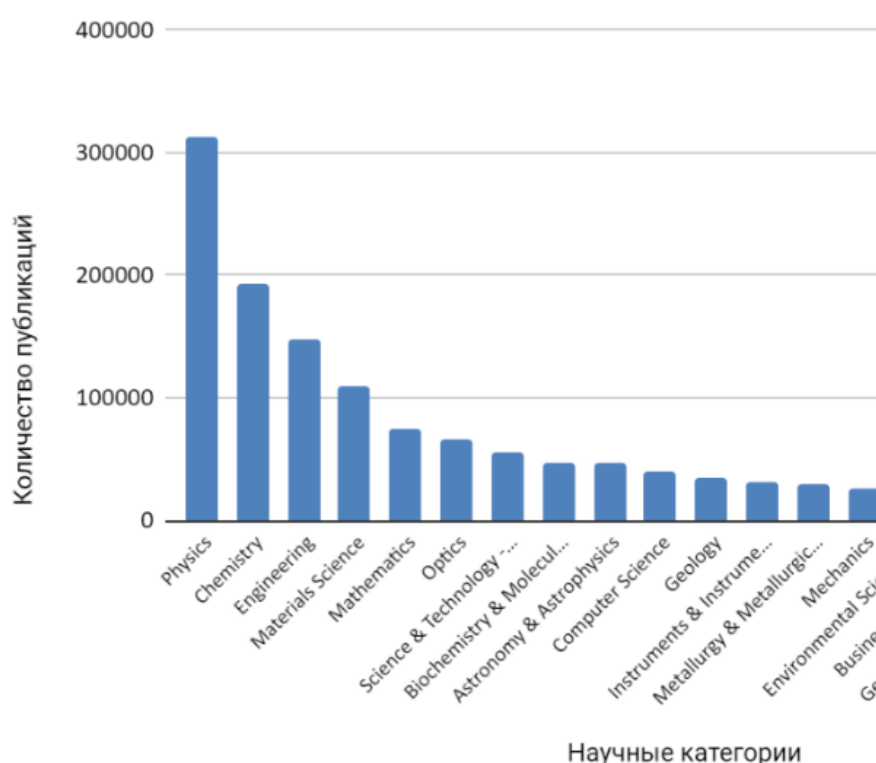
Полученные данные разделены по годам публикации, в каждой папке содержатся файлы с полными библиометрическими записями материалов в формате .txt, каждый из которых содержит максимум 500 записей. Каждая запись отделяется с помощью текстовых маркеров «PT» и «ER», как продемонстрировано на рис. 4. Основные библиометрические данные, необходимые для анализа включают в себя: название, имена авторов и их аффилиации, тип материала (статья, отчет по итогам конференции и т.д.), процитированных в работе авторов, страны, научное направление, дату публикации и уникальный идентификационный номер, присвоенный WoS.

Пример стандартной структуры полных библиометрических данных для 1 публикации

Figure 4: Пример стандартной структуры полных библиометрических данных для 1 публикации

Отбор данных по научной категории возможен с помощью параметров WC (Web of Science Categories) или SC (Research Areas): первый автоматически присваивается на основе журнала публикации, второй - определяется самими авторами, а потому обладает более точным определением научных направлений. Всего по SC в массиве определяется около 156 научных направлений, из них на первые 20 категорий

ТОП-20 научных категорий по количеству п



приходится 68% всех публикаций (рис. ??).

Подмножество по социологии было выделено на основе категории SC как категории исследования WoS (выполнение условия «SC = Sociology») и состоит из 7915 публикаций (менее 0,01% от всего массива публикаций). Для большинства публикаций в Web of Science характерна принадлежность нескольким категориям исследования. В исходном наборе данных у некоторых публикаций насчитывалось до 9 таких категорий, в среднем для публикации характерно 3-4 категории исследования. В нашем случае в качестве материалов исследования были отобраны все публикации, у которых как минимум одна категория исследования была указана как Sociology. Подмножество по социологии включает в себя публикации всех представленных типов – статьи, главы в монографиях, конференционные материалы и т.д. – за период с 1992 до мая 2022 года.

Предобработка данных была реализована в Python с дополнительной ручной проверкой и корректировкой. Особое внимание уделялось именно авторам и организациям для приведения к единому виду и объединению разных вариантов написания фамилий и имен авторов, а также разных вариантов применения названий организаций. В целом на данном этапе было выявлено достаточно большое количество сложностей; некоторые из них приведены ниже как категории особенностей предобработки данных:

1. транслитерация ФИО авторов с кириллицы на латиницу (французский и английский варианты написания, сложные звуки (шипящие)). Пример: loukov – lukov, toshchenko – toshenko, alikhadzhieva – alikhadjieva и т.д.;
2. использование у российских авторов отчества, которое в библиографическом описании публикации может как присутствовать, так и отсутствовать. Отчество может стоять на первом месте вместо фамилии (valerevich, radaev vadim) или отсутствовать в принципе (radaev, vadim), что мультиплицирует количество авторов. В этом случае усложняется обработка данных, так как для

одного канонического написания ФИО автора (radaev, v. v.) необходимо выявить все разнообразные варианты имени этого автора в наборе данных. Например, для канонического ФИО автора как toshchenko, i. z. было выявлено 13 разных вариантов написания;

3. разные написания названий организаций – название организации с советского периода (Томский государственный университет им. В.В.Куйбышева – в настоящее время Национальный исследовательский Томский государственный университет), множественные варианты аффилиаций (Высшая школы экономики, НИУ Высшая школы экономики, Национальный исследовательский университет и т.д.);
4. сложная организационная структура (несколько кампусов, множество институтов и т.д.), когда указанное подразделение кодируется WoS как самостоятельная организация;
5. в библиографических описаниях публикаций в WoS категория независимого исследователя (independent researcher) никаким образом не учитывается, рассматривается как пропущенное значение. Также по непонятным причинам, в WoS не были указаны ряд аффилиаций коммерческих организаций, названия которых в публикациях были написаны по всем правилам (Yandex, GetBrand, Издательский дом «Коммерсант» и др.);
6. технические ошибки, опечатки и пропущенные данные (особенно у старых публикаций).

Предобработка данных об авторах включала два основных процесса: (1) предобработка данные по определенным правилам; (2) поиск схожих авторов, чье ФИО отличается на несколько символов с использованием технологии fuzzy matching. Главным приоритетом в работе, помимо максимального снижения числа «уникальных» ФИО авторов (в данных о российских социологах встречается до 8 вариаций ФИО одних и тех же авторов) являлось также минимальное число некорректных случаев соответствия ФИО авторов. Здесь и далее «ФИО авторов» и «имена авторов» являются синонимичными понятиями.

Одной из главных проблем, решенных на первом этапе работы с авторами стала проблема не унифицированности записей об авторах: хотя большинство записей имело вид “, <отчество или первая буква отчества, если указано>”, но встречались и другие формы записи, когда на месте фамилии находилось отчество или имя. Нам был реализован алгоритм поиска имен и отчеств на некорректном месте и изменения порядка записей в сторону унифицированных (*andrey, kinyakin* -> *kinyakin, andrey*; *sergey, stepanov* -> *stepanov, sergey*). Помимо этого, мы заменяли мало популярные формы имен на популярные (“*nadejda*” -> “*nadezhda*”), убрали лишние символы из имен (например, символ штриха), чтобы облегчить поиск сильно совпадающих имен авторов на следующем этапе.

После первого этапа предобработки мы имели предварительно обработанные имена авторов, приведенные к единому формату записи: “, <отчество или первая буква отчества, если указано>”. После этого мы решили реализовать процесс мэтчинга авторов на основании метрики расстояния Левенштейна: эта метрика позволяет получить число символов, на которые отличаются определенные строки. При простом поиске совпадающих строк с именами авторов существует риск случайно слить в один разных в реальности авторов; например, хотя для пары “*barsukova, s y*” и “*barsyukova, s y*” расстояние Левенштейна будет равно единице и этот мэтч может быть обработан далее корректно (это действительно один и тот же автор), то при отсутствии дополнительных правил мы могли бы привести к единой форме в реальности разных авторов, например, расстояние Левенштейна для строк “*ivanova, a a*”

и “ivanov, a a” также равно единице. Поэтому мы реализовали поиск совпадающих авторов при наличии дополнительных правил: совпадение последнего звука фамилии (чтобы исключить мэтчинг мужчин и женщин-авторов), совпадение первого звука фамилии, совпадение всех или хотя бы части инициалов в том случае, если отчество автора не было указано. Далее производилось деление случаев на категории по типам (гласные/согласные звуки) для первых отличающихся звуков в фамилиях и совпадении этих типов:

Тип	Уверенность в корректности дальнейшего мэтчинга фамилий	Пример
—: —: —:		
Фамилии отличаются на гласные звуки	Высокая	alekseeva, t. a. – alekseyeva, t. a.
Фамилии отличаются на согласные звуки	Средняя	sebentsov, a. b. – sebentzov, a. b.
Фамилии, отличающиеся лишь из-за одного дублирующегося звука	Высокая	isaev, l. m. – issaev, l. m.
Фамилии отличаются на гласный и согласный звук	Низкая	lapin, v. s. – apkin, v. **

Далее, во время формулирования разных категорий потенциальных мэтчей, возможно также посмотреть содержание всех списков и далее вручную удалить некорректные пары, однако, можно использовать и целый объект, полученный на этом шаге. Таким образом, на данных по российским социологам после проведения процедур первого типа удалось сократить число уникальных авторов на 11,2%, после проведения мэтчинга на основе поиска совпадающих фамилий еще на 4,8% от изначального числа уникальных авторов, а итоговый результат составил 16%-ное снижение уникальных авторов. По ощущениям, появившимся при первичном просмотре файла по социологам, примерно 20-25% всех записей являлись дублями и могли бы быть приведены к другой, более популярной форме имени автора. Полученная нами цифра, с одной стороны, не очень маленькая – что демонстрирует, что данный, даже очень аккуратный подход к мэтчингу авторов, способен снижать число уникальных авторов; с другой стороны, это относительно невысокий показатель, демонстрирующий аккуратность подхода авторов к поиску совпадающих авторов. Описанный процесс выше необходим для дальнейшего построения сетевых моделей на основе данных об авторстве и соавторстве, так как при наличии большого количества дублирующихся записей об авторах выводы любого исследования будут некорректны. Дальнейшие планы по развитию проекта связаны с намерением повысить точность мэтчей и составить новые процедуры поиска совпадающих имен авторов.

Деятельность по предобработке данных об организациях, с которыми аффилированы авторы исследуемых публикаций, включала в себя два ключевых составных блока: итеративный fuzzy matching и следующий за ним keyword matching.

На предварительном этапе обработки данных организаций были определены проблемные аффилиации, для которых вместо названия указан адрес, и исключены из последующего анализа. К таковым были отнесены строки, содержащие цифры или маркеры адреса, такие как слова «lane» (переулок), «str» (ул.) и др. Эти аффилиации были размечены вручную при помощи обращения к публикациям, к которым они относятся. Прочие аффилиации были очищены от специальных символов и отдельно стоящих букв, а затем разделены на слова-токены.

После предобработки, мы приступили к итеративному мэтчингу токенов на основании метрики близость Дамерау-Левенштайна, реализованной в библиотеке jellyfish для языка программирования Python. Сначала мэтчинг применялся к отдельным токенам: для всех пар токенов длиннее 3 букв

рассчитывалось расстояние Дамерау-Левенштайна и, после ручной проверки, пары с расстоянием менее 3 (токены отличаются друг от друга менее, чем 3 символами) были объединены. Подобная операция была произведена три раза последовательно с сокращением порога объединения до 1 отличающегося символа. Это позволило объединить слова с разным написанием при транслитерации на английский (e.g. ‘altay’ и ‘altai’), альтернативные сокращения (e.g. ‘federal’ и ‘federat’), опечатки (e.g. ‘novasibirsk’ и ‘novosibirsk’), имена (e.g. ‘peter’ и ‘petr’), а также слова, написание которых варьируется между языками написания (e.g. ‘milan’ и ‘milano’ или ‘labor’ и ‘labour’). Затем дедуплицированные токены были снова объединены в полные названия. К измененным строкам названий также был применен мэтчинг: объединялись строки, отличающиеся не более чем на 2 символа.

Дедупликация токенов и мэтчинг строк позволяют избавиться лишь от части вариативности в написании названий организаций ввиду того, что наименования могут включать в себя слова в разной последовательности, неоднородный перевод, сокращения, разную степень детализации аффилиации (например, до уровня факультета). Дальнейшее удаление дубликатов производилось при помощи подхода, основанного на выделении ключевых слов для идентификации ряда крупных организаций и присвоении стандартизированных названий всем наблюдениям, содержащим указанные ключевые слова. Полный список использованных ключевых слов представлен в таблице ниже. При выделении ключевых слов мы ориентировались на задачу обнаружения последовательности минимальной длины, которая позволяет обнаружить как можно большее количество строк, относящихся к искомой организации.

Организация	Ключевые слова
НИУ ВШЭ	hse, higher_sch, higher_econ
МГУ им. Ломоносова	lomonosov, msu
МГТУ им. Баумана	bauman
Российская Академия Наук	russian_acad_sci, ras
РУДН	friend, rudn
РАНХиГС	ranepa, russian_acad_natl_econ_publ
РГГУ им. Плеханова	plek
МГИМО	mgimo, inst_int_rel

На этом этапе достигается наибольшее падение в количестве уникальных аффилиаций в базе данных. Финальным штрихом в автоматизированной обработке организаций стало приведение к однородному написанию всех государственных организаций и, в частности, министерств. После обработки все аффилиации с министерствами записываются в однородном формате: строки начинаются с ‘russian_minist’. Это также позволило идентифицировать и устранить ряд дубликатов.

Дальнейшая работа с аффилиациями требовала экспертного вмешательства. Так, были идентифицированы «подозрительные» аффилиации, которые были затем проанализированы вручную. К «подозрительным» были отнесены аффилиации, длина которых не превышает 5 символов, а также содержащие слова «faculty», «fac», «dept», «school», «inst» с целью обнаружения случаев, в которых в аффилиации сохранилось только подразделение, а не основная организация. Аналогично, ручной обработки требовало сопоставление не англоязычных аффилиаций с англоязычными: в нашей базе данных присутствуют названия организаций не только на английском, но и на испанском, итальянском

и немецком.

По итогам обработки удалось сократить количество уникальных аффилиаций в выборке с 1644 до 1309 (на 21%).

4.2 **4.2.1 Библиометрический сетевой анализ коллабораций российских социологов на материалах Web of Science

Включенность в международное исследовательское сообщество является важной предпосылкой становления и развития исследовательских институтов и научных школ. Конкурентоспособность научных коллективов, работающих в рамках любой научной дисциплины, во многом зависит от сотрудничества как внутри страны, так и на международном уровне.

Библиометрические исследования на протяжении всей истории их существования фиксируют тенденцию к увеличению научной коллаборации (Shrum et al., 2007), в том числе коллаборации международной. Такой анализ не только позволяет узнать, каким будет облик науки будущего, но и оценить рост влияния совместной работы ученых на перспективы того или иного научного сообщества. Все это делает изучение коллабораций ученых в контексте влияния их публикаций крайне актуальным. Наиболее распространенный и эффективный метод анализа научных коллабораций – сетевой анализ сетей соавторства (Lundberg et al., 2006), данные для которых могут быть получены из наукометрических баз данных (Pike, 2010) (Scopus, WoS, eLibrary и др.).

И.Н. Трофимова проанализировала на основе базы данных Web of Science публикации российских ученых с 2018 по 2022 годы, фокусируясь на международной коллаборации российского научного сообщества. В частности, она отмечает рост числа публикаций, написанных российскими учеными в соавторстве с иностранными коллегами, происходящий на фоне снижения влияния российских публикаций в мировых масштабах (Трофимова, 2023). Также данное исследование подтверждает положительную связь между международным соавторством и цитируемостью публикаций (треть цитируемых публикаций российских ученых написаны в соавторстве с иностранцами, эти публикации чаще выходили в журналах Q1). География международного соавторства российских ученых в большей степени определяется исторической развитостью научных центров и объемами финансирования, чем территориальным расположением государств и культурной близостью (наибольшее число иностранных соавторов российских ученых из США, стран Европы, Китая и Японии, а научное сотрудничество со странами СНГ менее продуктивно).

Х.Ф. Моэд, В.А. Марсукова и М.А. Акоев провели сравнительное исследование трендов публикационной активности российских ученых на основе баз библиометрических данных Web of Science и Scopus (Moed et al., 2018). Анализ показал сильную разницу в оценках роста числа российских публикаций и их влияния. Авторы исследования пришли к выводу, что на положительную динамику российского научного вклада “наложились” изменения числа русскоязычных изданий, включенных в базы Web of Science и Scopus, что вызывает трудности в ее оценке и говорит о необходимости учитывать особенности каждой из баз данных для построения валидных выводов при работе с ними.

В практике оценки продуктивности научного сообщества растет важность как самих методов наукометрического и библиометрического анализа, так и баз данных (БД), которые являются основными поставщиками библиографических метаданных о публикационной активности исследователей. Как

правило, библиографические базы данных Web of Science (WoS) и Scopus определяются в качестве наиболее полных источников данных для различных аналитических целей (Zhu & Liu, 2020). Несмотря на то, что две основные специализированные БД – WoS и Scopus – по-прежнему считаются наиболее надежными источниками библиографических данных, именно WoS все же рассматривается как «золотой стандарт» библиометрического использования (Prancutė, 2021).

По данным российской наукометрической базы eLibrary, средняя цитируемость статей, опубликованных в WoS, включенных в ядро Российского индекса научного цитирования (РИНЦ), отличается от аналогичных статей из Scopus – в WoS она в 1,25 раз выше, чем у статей в Scopus, в 9,3 раза выше, чем в ESCI (Emerging Sources Citation Index), в 6,7 раз выше, чем в RSCI (Russian Science Citation Index). При распределении на квантили средняя цитируемость статей в WoS Q1 в 1,36 раз выше Scopus Q1, в 28,2 и 20,3 раза выше, чем в ESCI и RSCI соответственно. Средняя цитируемость российских статей в WoS Q4 в 2,7 раз выше, чем в Scopus Q4, в 4,4 и 3,1 раза выше, чем в ESCI и RSCI соответственно (*Сравнение уровня публикаций российских ученых в базах данных Web of Science, Scopus и RSCI*, n.d.). Преимущества базы данных WoS как с точки зрения публикующихся авторов, так и с точки зрения качества метаданных делают ее наиболее подходящим источником для получения валидных результатов библиометрического анализа.

Настоящее исследование посвящено библиометрическому анализу международного измерения публикаций российского социологического сообщества на основе материалов базы Web of Science за 1992-2022 гг. Основной акцент в работе сделан на сетях соавторства в интересах выявления уникальных паттернов коллабораций российских социологов через публикации, индексируемые в наукометрической базе WoS. Подмножество по социологии было выделено на основе категории SC (SC = Sociology, категория исследования/research area в WoS) и состоит из 7915 публикаций со спецификацией поля данных «CU=(Russia)» в режиме full record.

Всего было проанализировано 7915 публикаций всех типов (статьи, монографии, конференционные публикации и др.) из 172 изданий, опубликованных за период с 1992 по 2022 (май). Для целей данного исследования авторы не исключали никакие публикации из набора данных для того, чтобы все публикации, проиндексированные в WoS, попали в анализ. Более 40% публикаций не имели соавторов. Такое значительное количество работ без соавторов предполагает, что в российском социологическом сообществе довольно значительное число авторов работает индивидуально, не вступая ни в какие коллаборации. На каждую публикацию в среднем приходилось 1,57 соавтора, 1,419 цитирований, а возраст всех публикаций в среднем составил 12,7 лет. Доля международного соавторства составила 4,611%.

Зачастую для библиометрических исследований сетей характерно применение комбинаций программных продуктов, которые можно использовать алгоритмически комплементарно друг другу. Выбор комбинаций программ для анализа часто также зависит от исследовательского вопроса. В данной работе построение библиометрических сетей и проведение библиометрического анализа осуществлялись при помощи нескольких программных продуктов – VOSviewer, Pajek и R (библиотека bibliometrix/biblioshiny).

В анализе цитирования представлены как зарубежные, так и российские исследователи. Это предполагает, что в российском социологическом сообществе сформировались отечественные научные школы, заметные международному исследовательскому сообществу. Однако список топ-журналов, где

публикуются российские социологи, довольно ограничен. На Рис. 5 представлена сеть цитирований с источниками (изданиями), где публикую работы эти авторы. На первом месте с большим отрывом стоит журнал «Социологические исследования».

Сеть цитирований по источникам (изданиям) публикаций

Figure 5: Сеть цитирований по источникам (изданиям) публикаций

В Таблице ?? приведены данные по топ-10 изданиям по показателям общего количества публикаций, цитированию и общей силы связей (total link strength). Обращает на себя внимание, что в топ-10 источников по количеству опубликованных документов вошли международные конференции, которые готовили публикационные материалы как журналы (по факту те же самые сборники конференционных материалов) – Social and Cultural Transformations in the Context of Modern Globalism (European Proceedings of Social and Behavioural Sciences) или International Multidisciplinary Scientific Conference on Social Sciences and Arts SGEM 2016 (SGEM Conference Proceedings). Можно сделать вывод, что гонка 2010-х за продуктивностью международных публикаций, с которой пришлось столкнуться российскому академическому сообществу, нашла свое отражение в списке источников публикаций, где среди топ-источников оказались представленными сборники материалов конференций, которые не имеют эквивалентного репутационного веса по сравнению с академическими журналами. В этом контексте будет полезным сравнение не только по количеству опубликованных документов, но также по количеству цитирований и метрике «Общая сила связей» (total link strength). В VOSviewer для элемента сети учитывается количество связей элемента с другими элементами (links) и общую силу связей элемента с другими элементами (total link strength). Например, в случае сетей соавторства, авторы, имеющие одинаковое число соавторов, будут иметь один и тот же показатель связей (буквально, сколько у них было коллабораций). Если же один из них будет чаще публиковаться совместно с кем-либо, но число его соавторов будет неизменным, то показатель общей силы связи у него будет выше, чем у другого исследователя. Таким образом, показатель общей силы связи учитывает не только наличие совместных публикаций, но и интенсивность соавторства, что позволяет получить более точные выводы относительно статуса ученых в сети.

НПП	Публикации,		Цитирования,		Общая сила	
	Журнал	шт.	Журнал	шт.	Журнал	связей
1	Социологические исследования	4922	Социологические исследования	5525	Социологические исследования	260
2	Вестник Российского университета дружбы народов. Серия: Социология	679	Social Indicators Research	690	Социологическое обозрение/ Экономическая социология	129

НПП	Публикации,		Цитирования,		Общая сила	
	Журнал	шт.	Журнал	шт.	Журнал	связей
3	Экономическая социология	540	International Journal of Intercultural Relations	557	Вестник Российского университета дружбы народов. Серия: Социология	47
4	Социологическое обозрение	517	Социологическое обозрение	396	Социология науки и технологий	38
5	Социальные и культурные трансформации в контексте современного глобализма (конференция, European Proceedings of Social and Behavioural Sciences)	322	Экономическая социология	394	Current Sociology	19
6	Социология науки и технологий	195	Вестник Российского университета дружбы народов. Серия: Социология	270	Comparative Sociology	16
7	Changing Societies & Personalities	85	Population and Development Review	181	International Journal of Sociology and Social Policy	12

НПП	Журнал	Публикации,		Цитирования,		Общая сила связей
		шт.	Журнал	шт.	Журнал	
8	International Multidisciplinary Scientific Conference on Social Sciences and Arts SGEM 2016 (Psychology and Psychiatry	78	Ethics and Racial Studies	115	American Sociologist	11
9	International Journal of Sociology and Social Policy	41	Annals of Tourism Research	106	Critical Sociology	9
10	Comparative Sociology	29	European Societies	103	Filosofija. Sociologija	7

На Рисунке 6 представлен топ списка самых цитируемых публикаций исследователей (локальное цитирование и глобальное цитирование). Глобальное цитирование означает общее количество цитирований, которое статья, включенная в коллекцию, получила из документов, проиндексированных в библиографической базе данных в целом. Среди глобальных цитирований в основном представлены статьи, опубликованные в международных журналах. Локальные цитирования получены по публикации «внутри коллекции» (массива данных). Среди локально цитируемых публикаций в основном представлены статьи из журнала «Социологические исследования».

Топ цитируемых публикаций (вверху – локальные цитирования, внизу – глобальные цитирования)

Figure 6: Топ цитируемых публикаций (вверху – локальные цитирования, внизу – глобальные цитирования)

Библиометрические сети соавторства являются одними из основных видов сетей в библиографическом анализе и выражают определенный тип взаимосвязей между элементами изучаемого нами пространства. Сеть соавторства, как гласит название, отражает связи совместного участия агентов (исследователей, организаций, стран) в производстве академических публикаций. В этой сети узлами выступают авторы, а связь между ними отражает частоту, с которой они совместно публиковали статьи. Благодаря рассмотрению сетей соавторства мы можем оценить структуру научной коллаборации, выявить ключевых и периферийных акторов этого процесса. Сеть соприсутствия ключевых слов позволяет нам картировать тематический ландшафт академического поля, выявить приоритетные и популярные темы

исследований, а также то, на что исследователи обращают меньше внимания, либо не обращали его вовсе. Технически это осуществляется благодаря подсчету частоты, с которой термины одновременно встречаются в обозначенном поле библиографических данных.

В случае обеих сетей связь между элементами оценивается благодаря совместному подсчету авторства либо ключевых слов. Этот подсчет может быть полным либо фракционным. При полном подсчете мы считаем, что каждая связь между узлами сети имеет вес, равный числу документов, которое они опубликовали вместе (сеть соавторства) либо где они встречались вместе (сеть соприсутствия ключевых слов). Например, если 5 авторов выпустили одну публикацию, вес каждой их связи друг с другом равен 1; либо если в одной публикации встречаются 5 ключевых слов, вес связей между ними также будет 1. При фракционном подсчете вес связей будет определяться обратно числу узлов. Теперь каждый из соавторов нашей публикации будет связан друг с другом с весом $\frac{1}{5}$, как и каждый термин будет связан с другим весом $\frac{1}{5}$. Разница кажется небольшой, однако использование полного подсчета, который делается во многих исследованиях по умолчанию, приводит к значительному (практически квадратичному) увеличению числа связей с ростом числа авторов, что существенно искажает реальную картину научных коллабораций (Perianes-Rodriguez et al., 2016). В связи с этим, в нашем анализе мы используем фракционный подсчет для построения сетей соавторства.

Наша массив данных состоит из 6765 авторов и 1664 организаций. За весь изучаемый период только 28% ученых опубликовали 2 и более работ (3 и более – 14%, 4 и более – 8%). Далее представлен топ-10 авторов по числу публикаций, числу цитирований и метрике общей силы связей (Таблица ??). Активно публиковавшиеся авторы также, в основном, имеют сильные связи с другими авторами. Среди наиболее цитируемых авторов, однако, немного исследователей из России. Это обстоятельство объясняется международной кооперацией – многие из представленных ниже активно цитирующихся международных авторов работали с российскими коллегами и публиковались в российских журналах, индексируемых Web of Science.

НПП	Автор	Публикации,		Цитирования,		Общая сила связей
		шт.	Автор	шт.	Автор	
1	Троцук И.В.	69	Инглахрт Рональд	575	Троцук И.В.	33
2	Тощенко Ж.Т.	53	Вельцель Кристиан	532	Зборовский Г.Е.	21
3	Кравченко С.А.	44	Делхи Ян	407	Голенкова З.Т.	21
4	Радаев В.В.	41	Ньютон Кеннет	397	Пузанова Ж.В.	21
5	Зборовский Г.Е.	36	Шмит Петер	393	Нарбут Н.П.	20
6	Пузанова Ж.В.	34	Давидов Эльдад	318	Тощенко Ж.Т.	17
7	Барсукова С.Ю.	34	Берри Джон	214	Игитханян Е.Д.	14

НПП	Автор	Публикации,		Цитирования,		Общая сила связей
		шт.	Автор	шт.	Автор	
8	Лалин Н.И.	33	Барсукова С.Ю.	154	Коротаев А.В.	13
9	Горшков М.К.	30	ван де Вийер Фонс	125	Ларина Т.И.	13
10	Голенкова З.Т.	28	Кравченко С.А.	124	Иванов В.Н.	13

Паттерн представленности организаций примерно соответствует представленности ученых. Из 1664 институций лишь 33% выпустили 2 и более публикации. Наиболее активно выпускавшая публикации РАН тесно соседствует с ВШЭ, тогда как следующий за ними по числу публикаций вуз, РУДН, имеет на 77% меньше публикаций, чем в среднем выпустили ВШЭ и РАН (Таблица ??). Из числа региональных ВУЗов лишь УрФУ им. Ельцина попал в топ списка организаций. Также обратим внимание на то, что в топе присутствует ЕУСПб, который по своим размерам значительно уступает всем остальным.

В разрезе цитирований из топа пропадают УрФУ, МГИМО и РУДН. ВШЭ поднимается на первое место, опережая РАН на 30%. ЕУСПб также практически вплотную соседствует с МГУ и РГГУ в середине списка, а СПбГУ соперничает с Бременским университетом Якобса.

Наиболее сильными академическими связями обладает РАН. На 40% меньшую силу связей имеет ВШЭ, остальные близко находящиеся к ним организации (МГУ, РУДН, СПбГУ, РАНХиГС) имеют примерно на 80% менее сильные связи. Обращает на себя внимание то, что в топе присутствует два чеченских университета (ЧГУ и ЧГПУ), причем один из них (ЧГУ) имеет более сильные связи, чем РГГУ и УрФУ. В рамках институционального ландшафта коллаборации ЧГУ и ЧГПУ хронологически являются довольно молодыми.

НПП	Организация	Публикации,		Цитирования,		Общая сила связей
		шт.	Организация	шт.	Организация	
1	РАН	1943	ВШЭ	3653	РАН	404
2	ВШЭ	1081	РАН	2563	ВШЭ	247
3	РУДН	354	СПбГУ	468	МГУ	81
4	СПбГУ	337	Бременский университет Якобса	412	РУДН	73
5	МГУ	302	МГУ	330	СПбГУ	63
6	УрФУ	164	ЕУСПб	306	РАНХиГС	61
7	РГГУ	140	РГГУ	242	Чеченский государственный университет (ЧГУ)	55

НПП	Организация	Публикации,		Цитирования,		Общая сила связей
		шт.	Организация	шт.	Организация	
8	РАНХиГС	128	Университет Куинс	228	РГГУ	39
9	ЕУСПб	122	Институт демографических исследований им. Макса Планка	195	Чеченский государственный педагогический университет (ЧГПУ)	30
10	МГИМО	93	РАНХиГС	187	УрФУ	27

При рассмотрении сети соавторства всего 394 автора соответствуют критерию в минимум 5 публикаций (Рис. 7). В этой сети один значительный компонент (связанный подграф, 28% выборки), а также несколько не связанных с данным компонентом более мелких. Этот компонент представляет из себя ядро сети, и далее мы разберем его более подробно.

Сети соавторства коллабораций российских социологов за период 1992-2022 (фракционный счет, слева барьер – 5 и более публикаций, справа – 15 и более публикаций)

Figure 7: Сети соавторства коллабораций российских социологов за период 1992-2022 (фракционный счет, слева барьер – 5 и более публикаций, справа – 15 и более публикаций)

При минимальном ограничении в 5 работ, опубликованных за 30 лет индексирования в WoS (5% выборки), основной компонент сети представляет из себя сеть с одним основным ядром и разветвленной периферией, которая либо находится близко к центру сети, либо слабо связана с ним единственным «маршрутом» (Рис. 8). В центре основного ядра присутствуют наиболее известные и цитируемые социологи (Ж.Т. Тощенко, З.Т. Голенкова, Иванов В.Н., Рукавишников В.О., Игитханян Е.Д., Горшков М.К. и др.), которые находятся друг от друга на определенном отдалении и замыкают на себя слабее связанных авторов.

Сети соавторства российских социологов - наибольший связанный компонент сети при наличии у авторов минимум 5 публикаций за период 1992-2022

Figure 8: Сети соавторства российских социологов - наибольший связанный компонент сети при наличии у авторов минимум 5 публикаций за период 1992-2022

Если же мы строим сеть соавторства только для тех, кто выпустил за 30 лет как минимум 15 работ, в сеть попадают лишь 49 авторов (0,7% выборки), а основной компонент состоит лишь из 12 человек (Рис. 9). Сюда попадают социологи из ядра предыдущей сети. Ядро представляют авторы, соединяемые Ж.Т. Тощенко, у которого, опять же, самая разветвленная сеть. Однако в отличие от предыдущей сети, здесь сила связи исследователей примерно одинаково низкая, за исключением Голенковой З.Т. и Игитханян Е.Д. Они являются наиболее интенсивно кооперирующимися друг с другом социологами, к тому же З.Т. Голенкова связывает между собой два участка данной сети. Социально-экономические исследователи из ФНИСЦ РАН и ВШЭ в данном случае находятся на периферии главного связанного компонента сети соавторов.

Сети соавторства российских социологов - наибольший связанный компонент сети с барьером отсечения в 15 публикаций за период 1992-2022

Figure 9: Сети соавторства российских социологов - наибольший связанный компонент сети с барьером отсечения в 15 публикаций за период 1992-2022

Таким образом, при анализе сети соавторства мы можем четко выделить ядро научной коллаборации, которое в свою очередь представлено отдельными центрами притяжения. Эти группы могут быть объединены либо вокруг конкретных персоналий, организаций, либо тематик исследований. Многие из выделенных центров притяжения сохраняются при отсечении менее продуктивных (в смысле международно рецензируемых в WoS публикаций) исследователей. Это говорит об отчетливой полицентричности такой сети и сниженной кооперации (опять же, исключительно в смысле соавторства) между более “плодовитыми” социологами. Отметим, что в целом количество продуктивных авторов и коллабораций является не очень большим – для сети соавторства скорее характерны индивидуальные работы, что может быть признаком специфических паттернов исследовательской работы с сфере социологии. Сеть достаточно фрагментарна и представлена относительно небольшим ядром коллаборирующих соавторов, среди которых международных участников нет.

Исследователи в целом отмечают рост публикационной активности в российской науке (Трофимова, 2023), при этом соотношение долей коллаборационной активности характеризуется перераспределением долей коллабораций – доля национальных коллабораций растет, в то время как доля международных снижается (Moed et al., 2018). Для социологического сообщества также характерен рост публикационной продуктивности. Однако характеристикой коллабораций социологов является ориентация на внутренние, российские коллаборации или индивидуальную работу. В нашем случае встают два вопроса: (1) какое критериальное количество публикаций может демонстрировать индивидуальную научную продуктивность для представленного набора данных публикаций по социологии в WoS; (2) какое количество публикаций в соавторстве можно рассматривать как продуктивную научную коллаборацию, устойчивую во времени.

Индекс коллаборативности авторов, посчитанный на основе построенных сетей соавторства в программе Pajek, подтверждает структурную разрозненность и относительно невысокую склонность к выстраиванию коллабораций.⁵ Индекс рассчитывается как единица минус отношение общего фракционного вклада автора в свои работы к общему количеству публикаций и показывает тенденцию автора к работе с другими авторами (Таблица ??). Полученные результаты соотносятся с анализом сетей соавторства, представленных графически на Рисунках 8 и 9, – даже высокопродуктивные авторы могут иметь низкий уровень коллаборационной активности. У автора может быть значительное количество публикаций, но он может работать индивидуально или с очень узким кругом соавторов.

Автор	Общий клад автора	Количество публикаций	Индекс коллаборативности
1	TROTSUK_I	49,08	68
2	TOSHCHEN_Z	36,97	49

⁵ Данный индекс был рассчитан в программе Pajek, данные по количеству публикаций топ-авторов могут отличаться от данных, полученных в VOSviewer, так как файлы для Pajek создаются с помощью программы WoS2Pajek, которая использует встроенные алгоритмы статистической обработки данных. В целом количественно данные по топ-авторам отличаются несущественно, что позволяет проводить сравнения разных метрик. В таблице жирным шрифтом отмечены авторы с самым высоким индексом коллаборативности.

Автор	Общий клад автора	Количество публикаций	Индекс коллаборативности	
3	KRAVCHEN_S	35,50	38	0,07
4	#RADAEV_V	31,58	36	0,12
5	#YANITSKI_O	35,00	35	0,00
6	ZBOROVSK_G	24,17	35	0,31
7	LAPIN_N	26,28	33	0,20
8	PUZANOVA_Z	16,53	33	0,50
9	IVANOV_V	21,19	32	0,34
10	ROMANOV_N	25,28	29	0,13
11	GORSHKOV_M	23,48	29	0,19
12	GOLENKOV_Z	13,51	27	0,50
13	BARSUKOV_S	22,33	25	0,11
14	LEVASHOV_V	21,21	25	0,15
15	TIKHONOV_N	21,17	25	0,15
16	NARBUT_N	12,53	25	0,50
17	FILIPPOV_A	20,00	22	0,09
18	SOKOLOV_M	18,33	22	0,17
19	TESLYA_A	21,00	21	0,00
20	STEPANOV_E	15,67	21	0,25

Коллаборации научных организаций (Рис. \ref{coauthors_org}) однозначно показывают два центра притяжения – РАН и ВШЭ. Особенность положения РАН заключается в том, что она не только является центром в и так довольно связанном ядре сети организационной коллаборации (т.е. соединяет сильно связанные институции), но и открывает путь к этим коллаборациям со стороны слабо связанных организаций (справа сверху), которые, к тому же, практически не связаны друг с другом. Специфика ВШЭ состоит в коллаборации с иностранными вузами (например, Университетом Мичигана, Тильбургским университетом и др.). Между этих двух больших организаций находятся более мелкие, однако относительно ближе интегрированные с другими ВУЗы, РАНХиГС и Университет им. Г.В. Плеханова. Мы также можем отчетливо наблюдать географические группировки вокруг СПбГУ и довольно крупный кластер чеченских университетов, которые также соединяются с другими ВУЗами южных регионов России.

Сети соавторства организаций

Figure 10: Сети соавторства организаций

Динамически картина организационных коллабораций характеризуется преобладанием сначала РАН, потом ВШЭ, а затем региональных вузов в пространстве публикационных коллабораций. В начале 2010-х было характерно преобладание традиционно крупных московских организаций (РАН, МГУ). Затем к ним (из крупных) добавились РУДН, СПбГУ, РГГУ, Плехановский университет, после 2015 г. – ВШЭ и иностранные университеты, и уже после 2017 г. РАНХиГС. Совершенно новые организации на академическом ландшафте, которые появились в районе 2020 г. и позже – это чеченские

ВУЗы, хотя отдельные южные университеты начали свою активную деятельность гораздо раньше даже крупных московских организаций, обозначенных выше. В анализе публикационной активности в хронологическом аспекте также обращает внимание на себя тот факт, что РАН (Институт социологии) показывал положительную динамику роста по публикациям за весь период с 1992 года, в то время как начало роста публикаций по университетам-лидерам приходится на конец 2000-х – начало 2010-х гг.

В общей сложности выделены 63 страны, с которыми сотрудничают российские коллективы социологов, однако только 27 стран удовлетворяют требованию наличия в выборке минимум 5 публикаций. В топ-5 входят США, Германия, Великобритания, Италия, Нидерланды, но при этом 90% соавторства документов принадлежат России. Эти выделенные топ-5 стран представляют «традиционную» географию сотрудничества. Условная «новая» география сотрудничества включает Китай, Швейцарию, Австралию, Швецию, Испанию и другие страны.

При построении сети соавторства из всех стран за весь временной период (30 лет) обращает на себя внимание следующая особенность. Коллаборации по странам можно отнести к 2 категориям: двусторонние отношения (правая часть Рис. 4.2) и многосторонние коллаборации (левая часть Рис. 4.2), куда относятся как раз страны «традиционной» географии. Такие многосторонние коллаборации, безусловно, имеют больший потенциал охвата научного пространства, больше возможностей для привлечения новых участников коллабораций и более высокую публичность.

Сети коллабораций российских социологов по страновой принадлежности Анализ соавторства публикаций показал, что социологическое сообщество достаточно неоднородно, большое количество авторов не входит в ядро коллабораций. Также публикационная активность авторов весьма невысокая – критерию порога в 5 и более статей в выборке (за 1992-2022 гг., все типы публикаций) соответствуют только 394 из 6765 авторов. Значительное количество авторов работает индивидуально, а имеющиеся научные коллаборации ограничены устоявшимися коллективами из ведущих научно-образовательных организаций.

В общей сложности выделены 63 страны, с которыми сотрудничали российские коллективы социологов за период 1992-2022 гг. Первой особенностью международных коллабораций российских социологов является декомпозиция на «традиционную» и «новую» географии сотрудничества. Вторая особенность коллабораций – это количество стран-участников. С рядом стран выстраиваются только двусторонние коллаборации, а с другими российские социологи участвуют в многосторонних коллаборациях.

Анализ соавторства организаций продемонстрировал модель сотрудничества «ядро-периферия», где ядро представлено коллаборациями двух доминирующих организаций – Российской академии наук и Высшей школы экономики. Также данная модель сотрудничества характеризуется наличием группы традиционно представленных в коллаборациях институтов в силу своей истории, репутации и географии (в основном Москва и Санкт-Петербург), а также присутствием относительно новых участников, что может отражать институциональную трансформацию научного ландшафта в связи с изменениями в национальной образовательной и исследовательской политике.

Международные коллаборации российских социологов малочисленны и в основном представлены российскими авторами с незначительным участием зарубежных ученых. Первым фактором, ограничивающим включенность в международные коллаборации, является языковой фактор (84,37 % публикаций представлены на русском языке). Вторым важным фактором является особенность

выстраивания коллабораций – либо склонность к индивидуальной работе, либо сотрудничество с отечественными исследователями.

4.3 4.2.3 Картирование научного поля: применение VOSviewer и Biblioshiny на материалах Web of Science

Анализ соприсутствия ключевых слов (keywords co-occurrence) позволяет картировать тематические кластеры ключевых слов публикаций – построить карты (сети) ключевых слов. Соприсутствие ключевых слов показывает, как соотносятся друг с другом библиометрические объекты (ключевые слова) на основе документов, в которых они одновременно присутствуют (соприсутствуют). Если ключевые слова не указаны автором публикации, то они могут быть присвоены журналом, базой данных или автоматически извлечены из заголовка, что позволяет обозначить тематическую направленность на основе метаданных академической работы (Maltseva & Batagelj, 2020). В библиометрических исследованиях анализ соприсутствия ключевых слов является весьма популярным самостоятельным подходом, часто определяемым как картирование структуры знаний по соответствующему научному направлению (Павлова, 2023).

В нашем случае картирование сетей соприсутствия ключевых слов производилось для отдельных научных областей из собранных данных Web of Science. Цель данного этапа, как и этапа обработки данных, в первую очередь была связана с определением наиболее удобного и наглядного отображения существующей тематической структуры разных дисциплин. Во вторую очередь мы попытались выделить содержательные категории, в которые объединяются встречающиеся в публикациях термины, проанализировать эволюцию популярности тех или иных терминов, выявить основные тематические тренды, а также оценить статус тех или иных тематик в ракурсе (бес)перспективности их разработке в текущем научном дискурсе. Обозначим заранее, что данная предварительная работа не является междисциплинарным анализом в полном смысле слова. Она проводилась в рамках дедуктивно определенных дисциплин (в частности, политологии и социологии) и не включает в себя перекрестные тематические совпадения между дисциплинами (например, такие точно есть между политологией и социологией).

С технической точки зрения картирование научного ландшафта осуществлялось с помощью программного обеспечения VOSviewer и biblioshiny (часть пакета bibliometrix на языке R). VOSviewer (www.vosviewer.com) – программа, разработанная ученым в Лейденском университете (Королевство Нидерланды) специально для построения библиометрических сетей. Разработчики программы предложили метод VOS (visualization of similarities) – визуализации сходств между объектами при построении библиометрических карт (сетей) на основе расстояний между этими объектами, которые отражают силу связи между элементами (Van Eck & Waltman, 2010). В нашем случае для работы в этой программе была сделана предобработка данных в Python с доработкой в ручном режиме, подробно освещенные в третьей части отчета. Корректировки уникальных имен (ФИО) ученых, а также названий организаций вносились через тезаурусы (списки с правилами замены встречающихся имен в метаданных на пользовательские). С помощью VOSviewer удалось произвести качественные визуализации сетей соприсутствия ключевых слов, а также выделить кластеры терминов, тематически связанных друг с другом.

В дополнение к VOSviewer мы также использовали программу biblioshiny из пакета bibliometrix. Эта программа, разработанная учеными Неаполитанского университета (Италия), предназначена для систематического анализа как ключевых слов, так и связей между учеными, институтами, и в целом не ограничивается одним лишь сетевым анализом (Aria & Cuccurullo, 2017). С помощью biblioshiny нам удалось произвести общий дескриптивный анализ публикационной активности российских ученых и университетов, а также осуществить довольно подробное первичное картографирование научного ландшафта как в разрезе «иерархии» тех или иных тем (популярность-нишевость), так и проследить изменение статуса данных тематик во времени.

Для начала представим самые общие сведения о тематиках исследований. С помощью VOSviewer были составлены топ-10 самых часто упоминаемых и наиболее важных с точки зрения сопричастия ключевых слов. Данные списки не совпадают до конца, поскольку одного лишь упоминания в разделе «ключевых слов» недостаточно, чтобы можно было считать ту или иную тематику популярной – соответствующее ключевое слово должно не просто встречаться в большом числе публикаций, но и активно присутствовать во взаимосвязи со многими другими ключевыми словами. Чем больше терминов, с которыми сопричастствует определенное ключевое слово, и чем чаще оно с ними сопричастствует, тем более достоверно можно говорить, что данная тематика встроена в активный поток научных разработок, причем во многих областях. Чтобы учесть такое положение ключевых слов, в VOSviewer применяется показатель «общей силы связи» (total link strength). Мы ранжировали наши ключевые слова как по нему, так и по «сырой» встречаемости.

В таблицах ниже представлены топ-10 ключевых слов из социологии (табл. 1.1) и политологии (табл. 1.2). Ключевые слова выбирались таким образом, чтобы они присутствовали минимум в 15 публикациях – это позволило исключить из анализа редко упоминаемые темы, а также различные варианты написания одного и того же слова. Можно заметить, что термины, которые часто упоминаются, также имеют сопоставимо высокую общую силу связи, однако это верно не для всех ключевых слов. Хотя при ранжировке новых слов не добавляется, можно сказать, что исходя из общей частоты сопричастия, основные тематики исследований сконцентрированы скорее вокруг молодежи и образования, тогда как исходя из общей силы связей ценности являются более популярной темой, которая широко и интенсивно присутствует в сети.

Таблица 1.1 Топ-10 терминов в анализе сопричастия ключевых слов (социология)

	Ключевое	Сопричастие в наборе данных (количество	Ключевое	Общая сила
НПП	слово	раз)	слово	связей
1	russia	178	russia	185
2	youth	93	values	119
3	education	78	youth	115
4	sociology	78	identity	110
5	identity	77	education	108
6	values	72	culture	106
7	culture	71	gender	97
8	trust	61	trust	82
9	gender	58	society	82

НПП	Ключевое слово	Соприсутствие в наборе данных (количество раз)	Ключевое слово	Общая сила связей
10	migration	58	inequality	80

Похожая ситуация, но в меньшем масштабе характерна и для политологии. Полное совпадение относительно 7 приоритетных тем – «Russia», «democracy», «China», «politics», «state», «elections», «international relations» – сочетается с некоторой вариацией популярности тем «identity», «authoritarianism» и «power», которая, однако, несущественна.

Таблица 1.2 Топ-10 терминов в анализе ключевых слов (политология)

НПП	Ключевое слово	Соприсутствие в наборе данных (количество раз)	Ключевое слово	Общая сила связей
1	russia	385	russia	326
2	democracy	142	democracy	129
3	china	139	china	113
4	politics	103	politics	88
5	state	100	state	81
6	elections	88	elections	74
7	power	68	identity	56
8	identity	67	authoritarianism	54
9	authoritarianism	58	power	54
10	international relations	54	international relations	44

На рисунках 1.1 и 1.2 представлены визуализации сетей соприсутствия ключевых слов с разбиением на кластеры для социологии и политологии соответственно. Приведем нашу интерпретацию тематических кластеров в социологии:

- *Историко-теоретический* (красный кластер): capitalism, evolution, revolution, ideology, crisis, corruption, democracy, sociology (в различных вариациях), discourse, politics, economy, society, state, Russia, China, Max Weber и т.д.
- *Социально-демографическая_ политика* (зеленый кластер): age, children, health, family, gender, life, women, а также inequality, justice, solidarity, Europe и т.д.
- *Социальные технологии* (синий кластер): mobility, risk, behavior, identity, culture, management, modernization, globalization, innovation, integration, adaptation, tolerance и т.д.
- *Социально-экономический* (желтый кластер): labor, labor market, social structure, work, education, higher education, employment, human capital, precariat, patriotism и т.д.
- *Цифровые технологии* (фиолетовый кластер): internet, (social) media, digitalization, communication, information society, а также social networks, social capital, impact, consumption, civil society, social inequality, trust и т.д.

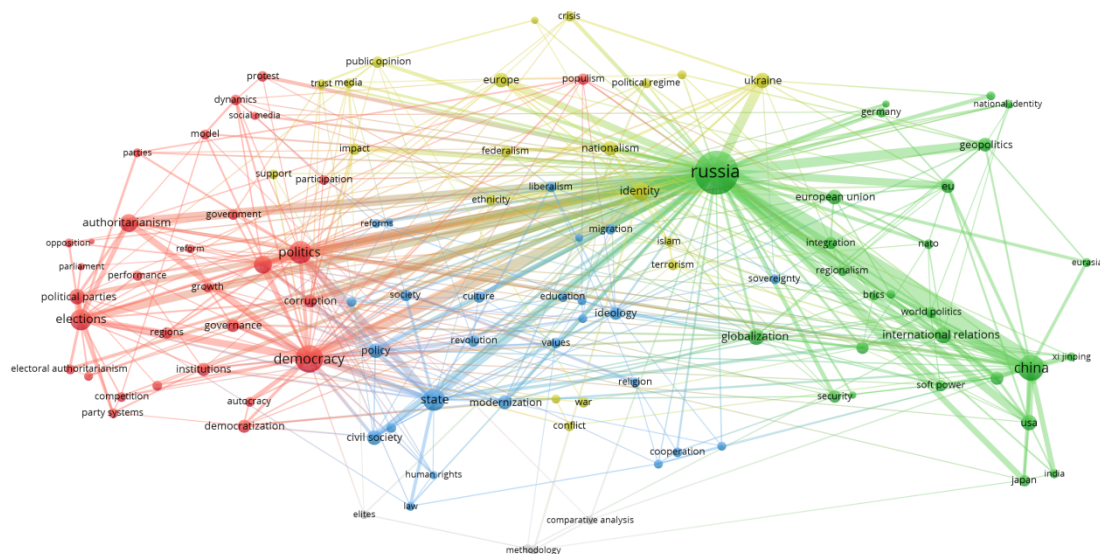


Рис. 1.2. Сеть соприсутствия ключевых слов (политология)

Представленные визуализации позволяют составить первое впечатление о том, в какой контекст встроена та или иная тема, а также увидеть потенциальные области, связки между которыми пока еще не проработаны в литературе. Например, в случае публикаций по социологии можно увидеть сравнительное отсутствие связей между темами из социально-экономического (желтого) и историко-теоретического (красного кластера), за исключением тем «России» и «образования». Или в случае политологии, достаточно заметно разграничение между областью фундаментальных политических явлений (красный кластер) и геополитикой (зеленый кластер). В случае политологии эти области, помимо России как объекта исследования, связываются через области социально-политической напряженности (желтый кластер) и, в несколько меньшей степени, через изучение социальных институтов и процессов (синий кластер). Для социологии, в данном случае, сравнительно труднее выявить связующие области и разъединенные области, однако сама идея использования сетей соприсутствия для составления впечатления о состоянии той или иной области, согласно результатам нашего анализа, выглядит продуктивной.

Анализ тематических трендов мы выполнили в нескольких видах. Во-первых, это такой же дескриптивный анализ частотности употребления тех или иных терминов (в нашем случае, заголовков, в силу малонаполненности области ключевых слов). Во-вторых, мы обратились к параметрам сетевой центральности и степени для тематических кластеров (так же составленных из заголовков), чтобы количественно оценить степень популярности и «укорененности» тематик публикаций. В-третьих, мы выполнили анализ центральности-степени для публикаций из разных хронологических периодов отдельно, а также визуализировали общую схему эволюции публикационной активности по тематикам (также выделенных с помощью кластерного анализа).

Описание трендов по частотности тех или иных слов в заголовках можно провести как с хронологической точки зрения, так и с точки зрения длительности обращения к той или иной тематике. Так, на примере публикаций по социологии (рис. 2.1) можно выделить (хотя и с оговорками) некоторые тренды конкретного временного периода: например, появление «пандемии» и «ковида» в

публикациях 2020 г., «этнического» в публикациях 2010 г. на волне беспорядков на Манежной площади в Москве, «федерализм» в связи с переустройством федерального устройства России в 2000 г. и т.д. Однако в общем виде нельзя проследить однозначного тематического тренда, т.к. практически все представленные слова из заголовков упоминаются в публикациях практически за все года, являются долгоиграющими.

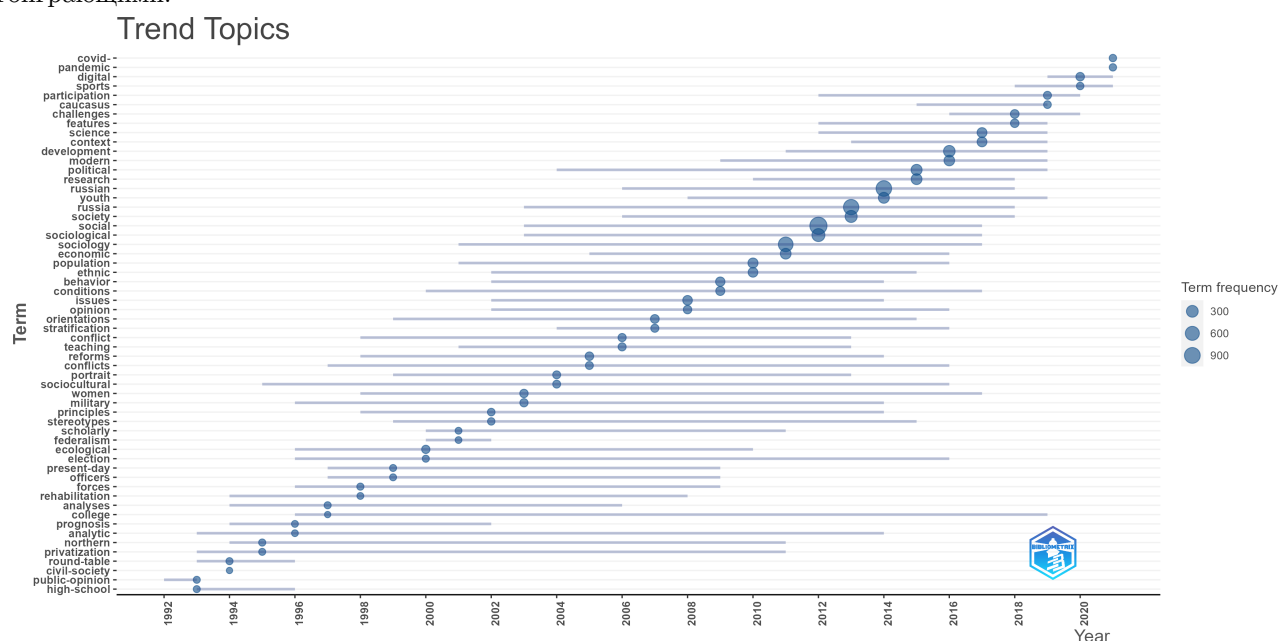


Рис. 2.1 Топ-2 популярных заголовка за каждый год (социология)

Ситуация с трендами в политологии заметно отличается от того, что происходило в социологии. Отчетливо заметно, что порядок частотности слов в целом меньше, чем в социологии, равно как и общее число выделенных терминов, несмотря на то, что для анализа отбирались 3 (а не 2, как для социологии) самых популярных слова из заголовков за каждый год. Отметим также, что использование большей части слов ограничивается серединой 2000-х годов – практически нет примеров появления одной и той же темы, начиная с 1990-х, вплоть до текущего момента. Общая тематическая эволюция показывает, что в 1990-х – 2000-х фокус внимания был сосредоточен на рыночных реформах, глобализации и модернизации России. С 2013 г. отчетливо появляется тренд на национализацию исследовательских тематик (пик частотности отдельных слов максимален в 2014 г). После этого можно отследить расширение «географического» фокуса в исследованиях, а также фокус на конкретные сферы практической политической деятельности и смежных сферах. Как и в социологии, наиболее популярные слова из заголовков 2020 г. касаются пандемии и ковида.

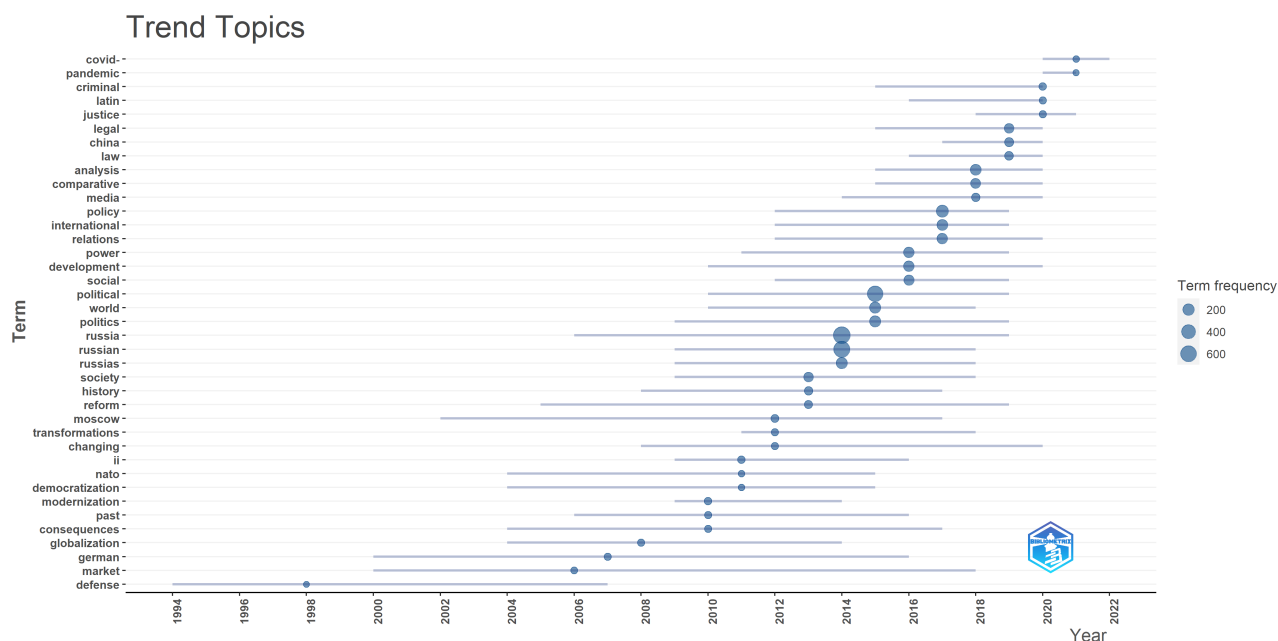


Рис. 2.2 Топ-3 популярных заголовка за каждый год (политология)

Выводы, полученные с помощью анализа частности упоминания тех или иных слов в заголовках публикаций, являются практичным инструментом для анализа наиболее общих тематических паттернов библиографических записей. Такой анализ дает возможность получить общее представление о языке дисциплины, а также выделить некоторые исторические тренды, связанные с ее развитием. Например, в нашем случае для социологических публикаций характерно продолжительная встречаемость определенных слов на всем протяжении анализируемого периода, что может говорить о систематической роли этих понятий в языке науки. Напротив, в политологии как вариация терминов, так и их встречаемость во времени более ограничены, термины чаще отражают конкретные образования/процессы/акторов, нежели фундаментальные понятия, что также может говорить о специфике развития российской политической науки.

Тем не менее, стоит крайне осторожно относиться к этим выводам ввиду того, что встречаемость слова в заголовках – не прямой результат мотивированных действий авторов, агрегируя которые можно получить общее впечатление о мнениях и вопросах ученых, которые они озвучивают в публикациях. Для подлинно тематического анализа в идеале стоит обращаться к ключевым словам, потому что именно через них авторы определяют смысл своей публикации. Тем не менее, в наших условиях мы не могли провести анализ частотности ключевых слов, поскольку упоминания о них отсутствовали более чем в 50% библиографических записей (как политологических, так и социологических). Причины данного обстоятельства видятся в не проработанности базы данных Web of Science, однако более точный анализ может показать иные результаты.

Далее представим результаты тематической эволюции в публикациях российских социологов (рис. 3.1) и политологов (рис. 3.2). Для проведения данного вида анализа также применялся кластерный анализ, который сгруппировал публикации с тематически схожими заголовками. Темпоральные изменения в кластерах определялись с помощью других сетевых алгоритмов (Cobo et al., 2011). Временные срезы были заданы исходя из динамики публикационной активности в соответствующих дисциплинах как ориентира для общей динамики развития дисциплины.

В российских социологических публикациях стабильно выделилось меньше связанных тематических

групп, чем в политологии. Исторически тематический фокус в социологических публикациях сначала задавался политической сферой (реформы, федерализация и т.д.), затем перешел в область прикладных исследований социальной сферы (название кластера «жизнь»), а также глобальной динамики. После 2014 в исследованиях стабильно присутствовал кластер национально-ориентированных тематик, а также публикаций, сконцентрированных на фундаментальных социологических тематиках.

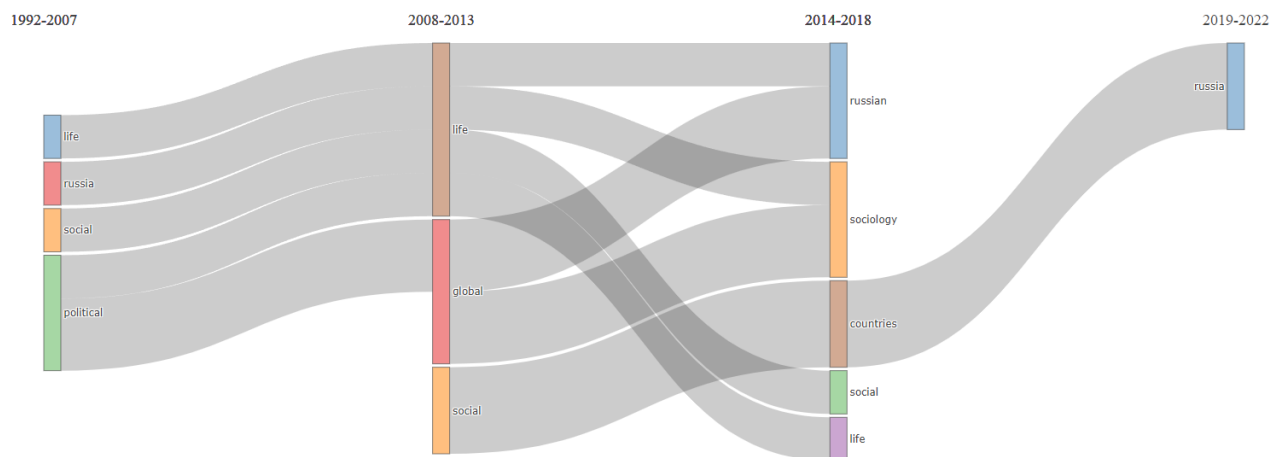


Рис. 3.1 Тематическая эволюция (социология)

В политологии вектор тематической эволюции задали работы по геополитике, а также советскому прошлому и текущим (на тот момент) конфликтам. Период 2005-2013 характеризуется широким разнообразием тематических направлений, начиная от узко-региональных (например, «Кавказ») и заканчивая фундаментальными вопросами политологической теории и политической практики. Интересно, что после 2014 г. многие темы смещаются в электоральную (или, вероятно, прикладную) область, а некоторые из национально-ориентированных тем перетекают в общую категорию «идентичности». Период с 2019 по 2022 гг. характеризуется преобладанием изучения России, а также законодательной сферы (как в России, так и в других странах).

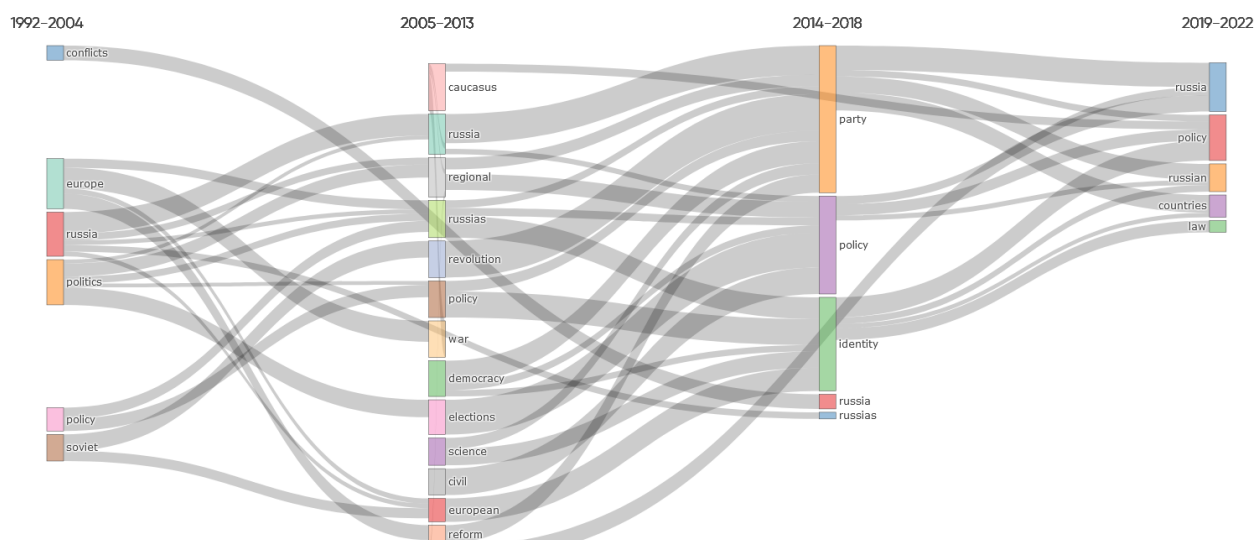


Рис. 3.2 Тематическая эволюция (политология)

Анализ тематической эволюции, в отличие от сравнительно менее изощренного дескриптивного анализа частотных трендов позволяет более глубоко оценить, какие темы и как именно существовали/трансформировались.

на протяжении времени. Благодаря использованию методов кластеризации и других сетевых алгоритмов обнаружения схожести между узлами сети, возможно построить схему преемственности публикаций, и, как следствие, отдельных тематик и тематических направлений. Более того, реализация данного подхода в *biblioshiny* позволяет получить доступ к полностью размеченному массиву данных, который затем можно анализировать с помощью более точных инструментов. Однако следует оговориться, что, несмотря на группировку схожих публикаций, эти кластеры остаются сугубо эвристическими, а потому нельзя делать окончательных содержательных выводов о дисциплинарной эволюции, не проведя критический анализ интерпретации алгоритмически сгенерированных кластерных решений.

Наконец, представим результаты структурного анализа центральности-степени тематик публикаций российских социологов (рис. 4.1) и политологов (рис. 4.2). Принципы построения тематических кластеров аналогичны описанным выше. Главное отличие – в расположении групп на двумерной оси координат, где ось абсцисс представляет степень «релевантности» той или иной тематики для остального научного поля (замеряется с помощью сетевой центральности), а ось ординат показывает степень «разработанности» тематики – количества работ в определенной области (операционализируется через сетевую степень).

Анализ схемы центральность-степень для социологии показывает, что на начальном этапе наиболее активно развивающимися и релевантными были публикации, касающиеся социологии как науки, а также студентов, образования и других социальных сфер и групп и культуры (в том числе ценностей). На следующем этапе данные темы в определенной степени укоренились, либо пролиферировались и частично перешли в область «нишевых» тем, с более узким фокусом и меньшей релевантностью для остального поля науки. Также с 2008 по 2018 гг. можно наблюдать появление области исследований, сконцентрированных на изучении глобализации, урбанизма и благополучия (они оставались «нишевыми»). В последний анализируемый период изучение образования встроилось в контекст общего социально-экономического развития, а также к этим темам добавилось изучение цифровых технологий и их последствий.



Рис. 4.1. Центральность-степень тематических кластеров во времени (социология)

Схожий анализ для сферы политологии показал следующие результаты. Изначальным двигателем

публикационной активности были темы, посвященные внутренним конфликтам, а также политическим и региональным трансформационным процессам. На следующем этапе к уже имеющимся группам тем добавляется много новых, а в качестве фундаментальных закрепляются изучение демократии, пост-советского пространства и региональной политики. Проявляются работы по дискурс-анализу и правам человека. После 2014 г. тематический спектр сильно сужается, на передний план выходят темы внутрероссийской и глобальной политики, появляется небольшое, относительно незаметное число публикаций касательно украинского кризиса и электоральных систем. На последнем этапе фундаментальной темой обозначается изучение законодательной сферы России, а локомотивом выступает изучение внутрероссийской политической трансформации. Глобальный сравнительный анализ сильно уступает как в плане проработанности, так и в плане релевантности для остального дисциплинарного контекста.



Рис. 4.2. Центральность-степень тематических кластеров во времени (политология)

В заключение отметим, что ранжирование тематик по степени их проработанности и релевантности – важный этап библиографического сетевого анализа. В отличие от предыдущих инструментов, этот позволяет увидеть структуру научного поля и понять, какое место занимает изучение того или иного вопроса, чего нельзя достичь сугубо сетевой визуализацией либо подсчетом частот тех или иных ключевых слов. Однако опять же встает вопрос содержательной консистентности результатов, полученных алгоритмическим путем, в связи с чем и к выводам данного анализа стоит относиться критически.

5 Честность и в стратегиях сплетен

5.1 ==Введение==

Данная статья (Wu et al., 2021) раскрывает интересный феномен сплетен без скобок Wu et al. (2021) — и сноска⁶. *А вот пример ссылки на часть текста* Заключение.

5.2 ==Сплетни==

Как отмечает Wu et al. (2021, p. 3):

Пример цитаты. *А это пример курсива.*

5.2.1 Название подсекции

5.3 ==Заключение==

⁶Wu et al. (2021)



Figure 11: Картинка

Модульный шрифт Джозефа Альберса

Figure 12: Модульный шрифт Джозефа Альберса

- Amati, V., Schöenberger, F., & Snijders, T. A. B. (n.d.). *Estimation of Stochastic actor-oriented models for the evolution of networks by generalized method of moments*.
- Aoki, M. (2007). Endogenizing institutions and institutional changes*. *Journal of Institutional Economics*, 3(1), 1–31. <https://doi.org/10.1017/S1744137406000531>
- Aria, M., & Cuccurullo, C. (2017). bibliometrix: An R-tool for comprehensive science mapping analysis. *Journal of Informetrics*, 11(4), 959–975.
- Batagelj, V., Ferligoj, A., & Doreian, P. (1999). *Generalized Blockmodeling*.
- Batagelj, V., & Mrvar, A. (n.d.). *Pajek – Program for Large Network Analysis*.
- Besag, J. (1986). On the Statistical Analysis of Dirty Pictures. *Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Methodological)*, 48(3), 259–279. <https://doi.org/10.1111/j.2517-6161.1986.tb01412.x>
- Caforio, G., & Nuciari, M. (2018). *Handbook of the Sociology of the Military*. Springer.
- Cobo, M. J., López-Herrera, A. G., Herrera-Viedma, E., & Herrera, F. (2011). An approach for detecting, quantifying, and visualizing the evolution of a research field: A practical application to the Fuzzy Sets Theory field. *Journal of Informetrics*, 5(1), 146–166. <https://doi.org/10.1016/j.joi.2010.10.002>
- Handcock, M. S. (n.d.). *Assessing Degeneracy in Statistical Models of Social Networks*.
- Hoff, P. D., Raftery, A. E., & Handcock, M. S. (2002). Latent Space Approaches to Social Network Analysis. *Journal of the American Statistical Association*, 97(460), 1090–1098. <https://doi.org/10.1198/016214502388618906>
- Lospinoso, J., & Snijders, T. A. (2019). Goodness of fit for stochastic actor-oriented models. *Methodological Innovations*, 12(3), 205979911988428. <https://doi.org/10.1177/2059799119884282>
- Lundberg, J., Tomson, G., Lundkvist, I., Skar, J., & Brommels, M. (2006). Collaboration Uncovered: Exploring the Adequacy of Measuring University-Industry Collaboration through Co-authorship and Funding. *Scientometrics*, 69(3), 575–589. <https://doi.org/10.1007/s11192-006-0170-5>
- Maltseva, D., & Batagelj, V. (2020). Towards a systematic description of the field using keywords analysis: main topics in social networks. *Scientometrics*, 123(1), 357–382. <https://doi.org/10.1007/s11192-020-03365-0>
- Marcot, B. G., & Penman, T. D. (2019). Advances in Bayesian network modelling: Integration of modelling technologies. *Environmental Modelling & Software*, 111, 386–393. <https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2018.09.016>
- Moed, H. F., Markusova, V., & Akoev, M. (2018). Trends in Russian research output indexed in Scopus and Web of Science. *Scientometrics*, 116(2), 1153–1180. <https://doi.org/10.1007/s11192-018-2769-8>
- Morris Janowitz. (1964). *The Professional Soldier: A Social and Political Portrait*. The Free Press. <https://lib-g52qjmltckv4ckeep7ghyk7h.1lib.ph/book/24588186/591d4c>
- Nowicki, K., & Snijders, T. A. B. (2001). Estimation and Prediction for Stochastic Blockstructures. *Journal of the American Statistical Association*, 96(455), 1077–1087. <https://doi.org/10.1198/016214501753208735>
- Pattison, P., & Robins, G. (2002). 9. Neighborhood-Based Models for Social Networks. *Sociological Methodology*, 32(1), 301–337. <https://doi.org/10.1111/1467-9531.00119>
- Perianes-Rodriguez, A., Waltman, L., & Van Eck, N. J. (2016). Constructing Bibliometric Networks: A Comparison Between Full and Fractional Counting. *Journal of Informetrics*, 10(4), 1178–1195. <https://doi.org/10.1016/j.joi.2016.10.006>

⁷Wu et al. (2021)

- Pike, T. W. (2010). *Collaboration Networks and Scientific Impact among Behavioral Ecologists*. 21(2), 431–435. <https://doi.org/10.1093/beheco/arp194>
- Pranckutė, R. (2021). *Web of Science (WoS) and Scopus: The Titans of Bibliographic Information in Today's Academic World*. 1–59. <https://doi.org/10.3390/publications9010012>
- Samuel R. Huntington. (1957). *The soldier and the state: The theory and practice of civil-military relations*. Harvard University Press.
- Schweinberger, M., & Snijders, T. A. B. (2003). Settings in Social Networks: A Measurement Model. *Sociological Methodology*, 33(1), 307–341. <https://doi.org/10.1111/j.0081-1750.2003.00134.x>
- Shrum, W., Genuth, J., & Chompalov, I. (2007). *Structures of Scientific Collaboration*. The MIT Press.
- Snijders, T. A. B. (n.d.). *Markov Chain Monte Carlo Estimation of Exponential Random Graph Models*.
- Snijders, T. A. B. (2001). The Statistical Evaluation of Social Network Dynamics. *Sociological Methodology*, 31(1), 361–395. <https://doi.org/10.1111/0081-1750.00099>
- Strauss, D. (1986). On a General Class of Models for Interaction. *SIAM Review*, 28(4), 513–527. <https://www.jstor.org/stable/2031102>
- Van Eck, N., & Waltman, L. (2010). Software survey: VOSviewer, a computer program for bibliometric mapping. *Scientometrics*, 84(2), 523–538.
- Wu, J., Számádó, S., Barclay, P., Beersma, B., Dores Cruz, T. D., Iacono, S. L., Nieper, A. S., Peters, K., Przepiorka, W., Tiokhin, L., & Van Lange, P. A. M. (2021). Honesty and dishonesty in gossip strategies: a fitness interdependence analysis. *Philosophical Transactions of the Royal Society B: Biological Sciences*, 376(1838), 20200300. <https://doi.org/10.1098/rstb.2020.0300>
- Zhou, X., Liu, X., Wang, C., Zhai, D., Jiang, J., & Ji, X. (2021). *Learning with Noisy Labels via Sparse Regularization* (No. arXiv:2108.00192). arXiv. <http://arxiv.org/abs/2108.00192>
- Zhu, J., & Liu, W. (2020). A Tale of Two Databases: the Use of Web of Science and Scopus in Academic Papers. *Scientometrics*, 123(1), 321–335. <https://doi.org/10.1007/s11192-020-03387-8>
- Мальцева, Д. В., & Fiala, D. (2023). Russian Publications in Web of Science: A Bibliometric Study. (Препринт) *COLLNET Journal of Scientometrics and Information Management*.
- Павлова, И. А. (2023). ПОСТРОЕНИЕ КАРТЫ СОПРИСУТСТВИЯ КЛЮЧЕВЫХ СЛОВ ПО ТЕМЕ «КАПИТАЛ ЗДОРОВЬЯ» В ПРОГРАММЕ VOSVIEWER. *Векторы Благополучия*, 49(2), 38–54.
- Сравнение уровня публикаций российских ученых в базах данных Web of Science, Scopus и RSCI. (n.d.). eLibrary.ru. Retrieved August 30, 2023, from https://elibrary.ru/wos_scopus_rsci.asp?
- Трофимова, И. Н. (2023). *Международное сотрудничество российских исследователей: текущие позиции и тенденции: по данным Web of Science за 2018–2022 гг.* (No. 4). 32(4), Article 4. <https://doi.org/10.17323/1811-038X-2023-32-4-178-198>