

DOI: 10.15838/ptd.2023.4.126.9

УДК 330.42+332.14 | ББК 65в6

© Мельникова Т.Б.

АНАЛИТИЧЕСКОЕ И МАТЕМАТИЧЕСКОЕ ОПИСАНИЕ ОСОБЕННОСТЕЙ СТРУКТУРЫ СЕТЕЙ ЗНАНИЙ В МАЛЫХ ГОРОДАХ



ТАТЬЯНА БОРИСОВНА МЕЛЬНИКОВА

Севастопольский филиал РЭУ им. Г.В. Плеханова

Севастополь, Российская Федерация

e-mail: tmln82@mail.ru

ORCID: 0000-0002-2639-498X

Понимание процессов локализации знаний в малых городах ограничено статистическими возможностями, дифференциацией моделей малых городов и неэффективностью использования общепринятой методологии пространственного анализа. В статье поставлена цель обосновать методологию проведения таких исследований и сформировать структурные характеристики сети локализации знаний в малых городах. Авторская методология построена на теории сетей с использованием классических показателей анализа сетей, а также новых индикаторов, учитывающих внутригрупповые и межгрупповые связи. Для примера был взят малый город, в котором источником знаний являются предприятия. На основе данных Роспатента и НЭБ были построены сети соавторства и цитирования патентов для двух ключевых предприятий – носителей знаний данного города. Исследование внутригородской сети локализации знаний выявило, что в отличие от больших сетей, а также с учетом пространственной привязки процессов локализации знаний, распределение степеней может подчиняться степенному, экспоненциальному или логарифмическому законам и находится под влиянием силы сотрудничества между соавторами патентов. Изменение степеней вершин происходит циклично с сокращающимся интервалом. Исследование межгородской сети локализации знаний осуществлено на основе класса междугородной патентной классификации, что дает более точную характеристику малого города в части приема, передачи и формирования кодифицированного знания. В результате позиция малого города в межгородской сети может зависеть от количества городских подмножеств, размера собственного подмножества, а также распределения степеней вершин. Оба предприятия

Для цитирования: Мельникова Т.Б. (2023). Аналитическое и математическое описание особенностей структуры сетей знаний в малых городах // Проблемы развития территории. Т. 27. № 4. С. 150–168. DOI: 10.15838/ptd.2023.4.126.9

For citation: Melnikova T.B. (2023). Analytical and mathematical description of the structure features of knowledge networks in small cities. *Problems of Territory's Development*, 27 (4), 150–168. DOI: 10.15838/ptd.2023.4.126.9

малого города, находясь в разных технологических нишах, на общероссийском уровне участвуют в соответствующих потоках знаний наравне с более крупными городами, но слабо включены в такую сеть. Предложенная методология может быть распространена на более широкую проблематику малых городов. Практические результаты могут служить основой для выработки решений по интенсификации потоков знаний среди городов России.

Теория сетей, малый город, локализация знаний, патент, цитирование, кластеризация, распределение степеней.

БЛАГОДАРНОСТЬ

Автор выражает благодарность рецензенту, замечания которого позволили повысить качество статьи.

Введение

Территориальная особенность Российской Федерации предопределяет существование значительного числа малых городов – 73% от общего количества городов (в них проживает 16% населения страны). Малый город обладает своей спецификой протекания экономических процессов на фоне слабой внутриотраслевой конкуренции (в тех городах, где отсутствуют крупные игроки), ограниченного набора отраслей и трудовых ресурсов. Отмечаются также проблемы слабой консолидации малого и среднего бизнеса (Заборова, 2021). Наблюдается нехватка комплексных аналитических исследований по малым городам. Среди них можно отметить работу, посвященную оценке пространственной неоднородности муниципалитетов Свердловской области (Наумов, Никулина, 2022).

В рамках экономики знаний для исследования интересен процесс локализации знаний в малых городах, то есть их проникновение, создание, усвоение, присвоение, коммерциализация.

В ходе анализа малых городов трех федеральных округов (Южного, Центрального, Уральского) было сформировано видение нескольких моделей малых городов. Часть малых городов связана с присутствием научной организации (обычно федерального подчинения) природной, культурной, аграрной, промышленной направленности. Иные

малые города обладают филиалами учебных заведений, поддерживая процесс передачи знаний посредством взаимодействия с головной организацией. На территории целого ряда малых городов расположены предприятия (как правило, энергетической, машиностроительной, металлургической, химической направленности), которые создают и коммерциализируют полученные знания. Вместе с тем большое количество малых городов не имеют какого-либо источника знаний, а локализация знаний основывается на инициативе отдельных подвижников.

Анализ данных показал, что профили в РИНЦ имеют авторы из 23% малых городов ЦФО, 31% УФО и 26% ЮФО¹. Патенты на изобретение и полезные модели выявлены в 62% малых городов ЦФО, 74% УФО, 68% ЮФО².

Цель данного исследования – выработать и апробировать методологию анализа сети локализации знаний в малых городах, выявить ее структурные особенности.

Методология исследования и теоретический обзор

Такие процессы можно исследовать с помощью теории сетей (или теории графов). Может быть построена сеть, в которой город рассматривается в качестве вершины. В этом случае «город» – это агрегированные данные по организациям, которые в нем расположены и которые имеют связь с организациями из других городов в форме патентов, статей

¹ Проанализировано автором на основе данных РИНЦ по городу, указанному в регистрационной анкете автора. Раздел «Поиск авторов». URL: <https://elibrary.ru/authors.asp>

² Проанализировано на основе информационно-поисковой системы ФИПС по городу для переписки. URL: <https://new.fips.ru/elektronnye-servisy/informatsionno-poiskovaya-sistema>

или совместных исследований. Такой подход, например, использовался китайскими учеными для оценки влияния центральности города в сети научного сотрудничества на инновационную активность. В результате ими сделан вывод о том, что внелокальные взаимодействия так же сильны, как и внутригородские, в части стимулирования инноваций. Одновременно авторы замечают, что внутригородская сеть акторов осложняет влияние непрямых характеристик сети, таких как центральность по близости и коэффициент кластеризации (Yao et al., 2020). Поэтому важно понимание сети научного сотрудничества внутри города. Практикуют также построение сетей патентного сотрудничества, в которых вершинами являются патентообладатели, однако такой подход удобен для анализа национальных или мировых сетей патентов (Liu et al., 2021).

Одни из первых исследований, связывающие цитирование патентов и локализованные потоки знаний, появились в конце 90-х гг., когда авторы на основе данных по США показали, что цитирующие патенты будут географически близкими к патенту, на который они ссылаются (Jaffe et al., 1993). Дальнейшее использование цитирования патентов для оценки потоков знаний поставило акцент на более значительной географической локализации для патентов малых фирм (Almeida, Kogut, 1997), а также на влиянии мобильности инженеров (Almeida, Kogut, 1999). Отмечено также, что привлечение юридических фирм для формирования патентного документа может вносить «шумы» в результаты исследований, так как они склонны использовать наработанную фирмой базу данных, соответственно снижая показатель локализации (Wagner et al., 2014). Еще одним аспектом стало рассмотрение непатентных ссылок в патентах; обнаружено, что они могут быть лучшим показателем для анализа потоков знаний (Roach, Cohen, 2013).

Для анализа сетей взаимодействия применяется целый ряд показателей. Охарактеризуем некоторые из них с нашими небольшими комментариями.

Индексы центральности

1. Центральность вершины по степени для неориентированного графа (Newman, 2010) (ф. 1):

$$C_i = \sum_j a_{ij}, \quad (1)$$

где:

a_{ij} – элемент матрицы смежности, характеризующий количество ребер между вершинами i и j .

Для ориентированного графа показатель рассчитывается отдельно для входящих и исходящих степеней. Данный показатель очень важен с точки зрения изучения закономерностей в структуре сети. В частности, распределение степеней (сколько вершин обладают той или иной степенью) выступало одним из аргументов совершенствования модели случайного графа Эрдеша – Реньи. Новая модель, которую предложили Барабаши и Альберт для так называемых безмасштабных сетей, учитывала наличие огромного количества вершин с малой степенью и их небольшого числа с большой степенью (Barabasi, 2016).

2. Матрица смежности может строиться как на элементах без весов (a_{ij}), так и с разной ценностью (w_{ij}). Существуют разные подходы к взвешенному графу. В сетях научного сотрудничества вес можно определять количеством патентов между исследователями. В данной статье весовая матрица смежности будет построена по методологии силы сотрудничества (Newman, 2004) (ф. 2):

$$w_{ij} = \sum_k \frac{\delta_i^k \delta_j^k}{n_k - 1}, \quad (2)$$

$n_k \geq 2$,

где:

δ_i^k – принимает значение 1, если автор i является соавтором патента, 0 – если нет (аналогично для автора j);

n_k – количество соавторов k -го патента.

По задумке М.Э.Дж. Ньюмана не следует учитывать патенты, реализуемые одним автором. Из этого следует – $n_k \geq 2$. В знаменателе вычитается единица, возможно для того чтобы технически исключить из расчетов патенты, реализуемые одним лицом.

Соответственно, центральность вершины по взвешенной степени для неориентированного графа будет найдена как (ф. 3):

$$C_i = \sum_j a_{ij}^*, \quad (3)$$

$$a_{ij}^* = a_{ij}w_{ij}$$

3. Центральность по собственному вектору (или спектральная центральность) базируется на подходе важности не только исследуемой вершины, но и смежных с ней (ф. 4):

$$\begin{aligned} \lambda C &= AC \Rightarrow C = \lambda^{-1}AC \Rightarrow \\ \Rightarrow C_i &= \frac{1}{\lambda} \sum_j a_{ij}C_j, \end{aligned} \quad (4)$$

где:

λ – наибольшее собственное значение матрицы A .

4. Центральность по посредничеству – по числу кратчайших путей через вершину i . В общем случае обычно рассчитывается как (ф. 5):

$$C_i = \sum_{j,l} \frac{g_{jl}^i}{g_{jl}}, \quad (5)$$

где:

g_{jl} – число кратчайших путей между j -й и l -й вершинами.

g_{jl}^i – число кратчайших путей между j -й и l -й вершинами, которые проходят через вершину i .

Кластеризация

Еще одним показателем, который считается критическим для сетей, является коэффициент кластеризации. Локальный коэффициент кластеризации (для вершины i) представляет собой отношение количества связанных пар вершин, также соединенных с вершиной i , к общему количеству пар смежных с вершиной i . Средний коэффициент кластеризации по сети определяется как среднее локальных коэффициентов.

Для расчета локального коэффициента кластеризации применяется следующая формула (ф. 6) (Wang et al., 2017):

$$K_i = \frac{1}{C_i(C_i - 1)} \sum_{j,l} a_{ij}a_{jl}a_{li}, \quad (6)$$

где:

C_i – центральность по степени;

a – элемент матрицы смежности.

Тогда средний локальный коэффициент кластеризации будет иметь вид (ф. 7) (Newman, 2003):

$$\bar{K} = \frac{1}{n} \sum_i K_i, \quad (7)$$

где:

n – количество вершин в сети.

Кластеризация показывает наполненность сети треугольниками и лежит в основе модели случайного графа Уоттса – Строгаца, которая помогает учесть высокую кластеризацию, характерную для целого ряда реальных сетей (Easley, Kleinberg, 2010). Также изучают соотношение коэффициентов кластеризации с распределением степеней вершин или количеством вершин с целью выявления, зависим процесс кластеризации от нарастающего количества вершин или нет.

Алгоритмы для анализа топологии сети интегрированы в целый ряд программных продуктов. Нами используется программа Gephi, которая позволяет создавать визуализацию сети, а также рассчитывать обозначенные выше меры центральности и кластеризации. Некоторые аспекты реализованы автором в Excel.

Алгоритм проводимого исследования

В результате исследование проводится по следующему алгоритму:

1. *Исследование внутригородской сети локализации знаний*

1.1. Строится *сеть соавторства по патентам* для выбранного малого города (автор патента – вершина, совместное участие авторов в патенте – неориентированное ребро),

выполняется ее анализ по показателям, изложенным в предыдущем разделе, а также с учетом некоторых экономических индикаторов, обозначенных далее.

1.2. Строится *сеть цитирования патентов* для выбранного малого города (патент – вершина, ссылка (входящая/исходящая) – ориентированное ребро), выполняется ее анализ по показателям, изложенным в предыдущем разделе, а также добавляются разработанные автором индикаторы анализа внутригрупповых и межгрупповых связей (табл. 1).

Расчет показателей в табл. 1 представлен для одной вершины. Значение показателей для всей сети определяется для первых трех индикаторов из таблицы как среднее от полученных значений, для четвертого – на основе агрегированных данных по сети. Мы исходим из того, что при анализе сетей в научной литературе применяются два подхода

к построению показателей: глобальный – по сети и средний – по вершинам. Например, существует глобальный коэффициент кластеризации, основанный на данных по общему количеству треугольников и связанных вершин в сети, а также средний локальный коэффициент кластеризации, который усредняет индивидуальные значения кластеризации вершин. Считается, что второй вариант придает большее значение вершинам с малой степенью (Newman, 2003). Первые три показателя рассчитаны на основе второго подхода, четвертый – по примеру глобального коэффициента.

Для наглядности рассмотрим патент предприятия малого города k_1 , группу патентов, которые он цитирует (1, 2, 3, 4), и группу патентов, которые на него ссылаются (А, Б, В, Г, Д) (рис. 1). Патенты k_1 , А и 2 принадлежат предприятию X_1 из малого го-

Таблица 1. Показатели для анализа внутригрупповых и межгрупповых связей сети цитирования патентов

Наименование показателя	Расчет по примеру (рис. 1)
1. Доля собственных патентов предприятия малого города среди ссылок на патент k_1 . Значение показателя для всей сети определяется как среднее по всем вершинам	$\frac{\text{патенты: А}}{\text{патенты: А, Б, В, Г, Д}} \times 100\% = 20\%$
2. Доля собственных патентов предприятия в списке цитирования патента k_1 . Значение показателя для всей сети определяется как среднее по всем вершинам	$\frac{\text{патенты: 2}}{\text{патенты: 1, 2, 3, 4}} \times 100\% = 25\%$
3. Доля холдинга в списке цитирования патента k_1 . Значение показателя для всей сети определяется как среднее по всем вершинам	$\frac{\text{патенты: 2, 3}}{\text{патенты: 1, 2, 3, 4}} \times 100\% = 50\%$
4.1. Доля совпадения регионов в списке цитирования патентов k_1 и k_2 . Значение показателя для всей сети определяется на основе суммарных показателей сети	$\text{для } k_1 \frac{\text{патенты: 1}}{\text{патенты: 1, 2, 3, 4}} \times 100\% = 25\%$ $\text{для } k_2 \frac{\text{патенты: 5}}{\text{патенты: 5, 6, 7}} \times 100\% = 33\%$
4.2. Доля совпадения регионов в списке ссылок на патенты k_1 и k_2 . Значение показателя для всей сети определяется на основе суммарных показателей сети	$\text{для } k_1 \frac{\text{патенты: Д}}{\text{патенты: А, Б, В, Г, Д}} \times 100\% = 20\%$ $\text{для } k_2 \frac{\text{патенты: К}}{\text{патенты: К, Л}} \times 100\% = 50\%$
Источник: составлено автором.	

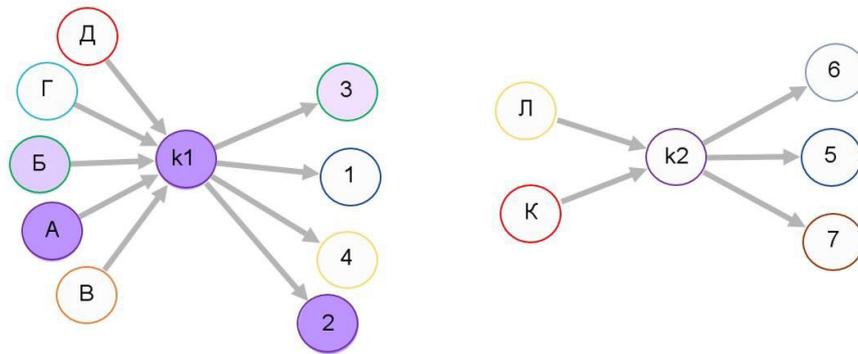


Рис. 1. Пример для расчета показателей внутригрупповых и межгрупповых связей сети цитирования патентов

Источник: составлено автором.

рода. Патент Б принадлежит предприятию X_2 , патент 3 – предприятию X_3 , которые вместе с X_1 входят в единую холдинговую структуру (кружки с полноцветной заливкой), но расположены в разных городах. Патенты В, Г, Д, 1, 4 принадлежат иным предприятиям, находящимся вне холдинга. Для четвертого показателя введем патент k_2 предприятия Y того же малого города, для которого укажем цитируемые источники (5, 6, 7) и ссылки (К, Л). За исключением патентов малого города окраска границ кружочков соответствует региональным различиям. Список цитирований патента и источников, на которые он ссылается, в данном случае обозначает список документов, указанных в соответствующих отчетах патентного поиска.

2. Исследование межгородской сети локализации знаний

Особенность частных знаний накладывает ограничения по формированию сети межгородского соавторства, особенно на уровне малых городов. Существуют и статистические ограничения. Исследование взаимодействий и взаимосвязей между территориальными единицами происходит в основном на уровне «регион – регион». В недавней научной работе выявлено, что регионы, обладающие передовыми показателями по иннова-

ционности предпринимательского сектора, не влияют на соответствующие показатели соседних регионов (Мосалев, 2022). Такие исследования преимущественно основаны на методологии пространственной корреляции.

Нами предлагается подход на основе класса Международной патентной классификации (МПК). На данный момент анализ патентов в основном реализуется в целях выявления технологических трендов³ и построения сетевых карт технологий (Yan, Luo, 2017). Цитирование патентов раскрывает историю их технологических предшественников и последователей. Появляются и работы, посвященные связям цитирования патентов и их экономической (или общественной) ценности. Здесь встречаются противоречивые результаты: одни находят корреляцию⁴, другие выявляют U-образную зависимость, при которой высокие показатели цитирования могут сопровождаться низкой стоимостью патента⁵. Хотя отдельные авторы отмечают, что сама классификация в определенной степени потеряла актуальность ввиду роста междисциплинарных исследований (Кравец и др., 2019).

Таким образом, нами строится межгородская сеть патентов для выбранного малого города (патент – вершина, ссылка на патент – ориентированное ребро).

³ Смирнов Р.Г. (2021). Программа для выявления технологических трендов на основе анализа поведения семантических кластеров, выявленных на основе патентного анализа. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2021610640. URL: https://www.fips.ru/registers-doc-view/fips_servlet?DB=EVM&DocNumber=2021610640&TypeFile=html

⁴ Moser P., Ohmstedt J., Rhode P.W. (2015). Patent citations and the size of patented inventions – Evidence from hybrid corn. NBER working paper series, 21443. DOI: 10.3386/w21443

⁵ Abrams D.S., Akcigit U., Popadak J. (2013). Patent value and citations: Creative destruction or strategic disruption? NBER working paper series, 19647. DOI: 10.3386/w19647.

Сначала в рамках отобранных ранее патентов малого города выбираются те, на которые имеются ссылки. Определяются их классы МПК. Класс МПК детализируется до шести-семи знаков, то есть до подгруппы после косой черты. Например, F04C 2/344 или G01F 1/60.

Далее на сайте ФИПС в общероссийской базе патентов производится поиск действующих патентов, зарегистрированных в данном классе с фиксацией города (по адресу для переписки; исследуемые патенты не принадлежат данному предприятию). В результате группа патентов обладает нулевым технологическим расстоянием (Trajtenberg et al., 1997). Для полученного набора патентов на основе базы данных РИНЦ определяется количество и гео-

графическая привязка ссылающихся на них патентов (город), а также патентообладатель.

Следующим этапом выступает анализ сети локализации знаний малого города по включенности в межгородскую сеть на основе оценки распределения степеней, а также разработанных автором показателей (табл. 2).

Расчет по примеру произведен на основе сети, где перед нами тот же патент k_1 , для которого определен круг патентов того же класса МПК (обозначены латинскими буквами с пометкой «МПК»). Размер кружка соответствует размеру города, а цвет – названию города (рис. 2). Так, патент a (МПК) и b (МПК) относятся к большому городу, патенты k_1 (МПК) и A – к малому, остальные – крупнейшие города.

Таблица 2. Показатели для анализа межгородской сети локализации знаний

Наименование показателя	Расчет по примеру (рис. 2)
Доля патентов из городов I, II, III, IV уровня среди набора патентов класса МПК*	$I: \frac{\text{патенты МПК: } c, d}{\text{патенты МПК: } k_1, a, c, d} \times 100\% = 40\%$ $II: \frac{\text{патенты МПК: } a, b}{\text{патенты МПК: } k_1, a, c, d} \times 100\% = 40\%$ III: 0% $IV: \frac{\text{патенты МПК: } k_1}{\text{патенты МПК: } k_1, a, b, c, d} \times 100\% = 20\%$
Количество городских подмножеств локализации знаний** (кроме подмножества малого города)	Одно подмножество из патентов $\{a(\text{МПК}), b(\text{МПК})\}$
Размер подмножества сети локализации знаний малого города	Размер подмножества равен 1 $\{k_1(\text{МПК})\}$

* I – крупные и крупнейшие города; II – большие города; III – средние города; IV – малые города.
 ** В городское подмножество входит 2 и более патента одного и того же города из выборки (кроме малого города).
 Источник: составлено автором.

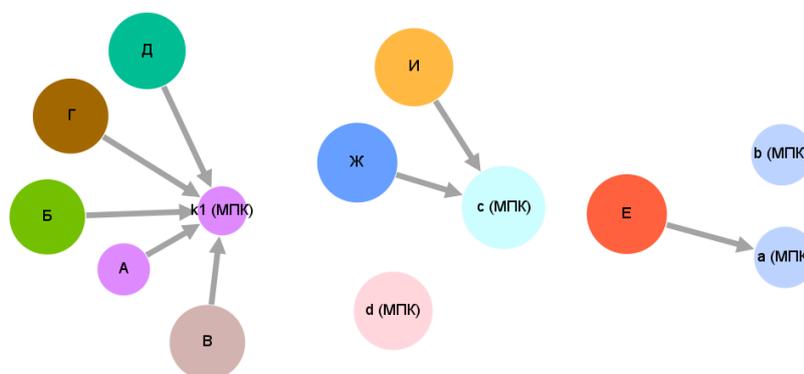


Рис. 2. Пример для расчета показателей межгородской сети локализации знаний

Источник: составлено автором.

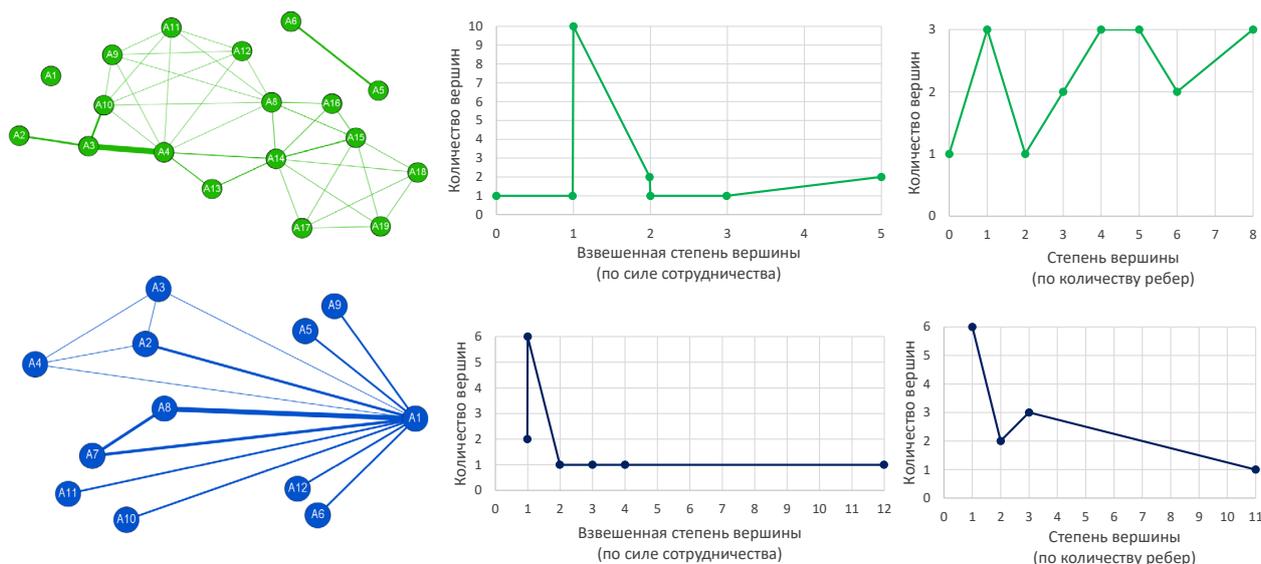


Рис. 3. Сеть соавторства по патентам малого города и распределение степеней вершин (зеленый цвет – предприятие № 1, синий цвет – предприятие № 2)

Источник: выборка действующих патентов, 2006–2021 гг.

Данные

Для достижения поставленной цели был выбран один из малых городов ЦФО с численностью в диапазоне от 40 до 50 тыс. чел., расположенный на удалении свыше 1,5 часа езды на автомобиле от столицы региона. В данном малом городе преобладают частные знания, то есть патенты предприятий. Сеть локализации знаний города построена на основе сети соавторства по действующим патентам (на изобретения и полезные модели) и сети цитирования таких патентов для двух главных предприятий (авторство жителей города по действующим патентам не было отмечено). Выборка действующих патентов выполнена на данных Роспатента, цитирование патентов получено из Научной электронной библиотеки eLibrary.Ru.

Данные по выручке от реализации взяты из бухгалтерской (финансовой) отчетности предприятий, находящейся в открытом доступе на сайте ФНС России⁶.

Полученные результаты

Анализ сетей локализации знаний на основе соавторства патентов. Сеть предприятия № 1 построена на выборке из 12 патентов, распределенных между 18 авторами,

что выразилось в графе с 18 вершинами и 36 ребрами. Сеть предприятия № 2 состоит из 12 вершин и 15 ребер, которые получены из 17 патентов. На рис. 3 представлена визуализация сетей, где более жирные линии отражают более высокую силу сотрудничества.

В табл. 3 и 4 сведены основные результаты по показателям анализа сети сотрудничества предприятий № 1 и № 2 соответственно. Видны два разных подхода к локализации знаний. Сеть предприятия № 1 состоит из трех слабосвязанных компонент. Исходя из более низкой средней центральности по силе сотрудничества, предприятие № 2 основывается на использовании нескольких команд исследователей. Большие значения характерны для авторов, которые регистрируют значительное количество патентов в малом соавторстве. Предполагается, что небольшое число соавторов указывает на более крепкие связи между авторами.

В соответствии с рис. 3 для предприятия № 2 характерно не только наличие одной команды, но и существование узла, который, возможно, является координирующей вершиной или ключевым генератором идей.

На предприятии № 1 есть небольшая группа авторов, занимающих лидирующие позиции в сети, одна их участие проявля-

⁶ Государственный информационный ресурс бухгалтерской (финансовой) отчетности. URL: <https://bo.nalog.ru>

Таблица 3. Результаты по показателям сети сотрудничества предприятия № 1

Автор	Центральность по степени	Взвешенная центральность по силе сотрудничества	Центральность по собственному вектору	Центральность по посредничеству	Локальный коэффициент кластеризации
A1	0	0	0	0	0
A2	1	1,0	0,05	0	0
A3	3	5,0	0,31	13,0	0,33
A4	8	5,0	0,93	27,17	0,46
A5	1	1,0	0,004	0	0
A6	1	1,0	0,004	0	0
A8	8	1,99	1,0	21,67	0,5
A9	5	1,0	0,72	0	1,0
A10	6	2,0	0,76	5,33	0,73
A11	5	1,0	0,72	0	1,0
A12	5	1,0	0,72	0	1,0
A13	2	1,0	0,31	0	1,0
A14	8	2,99	0,80	27,83	0,39
A15	6	1,99	0,62	7,0	0,6
A16	3	0,99	0,43	0	1,0
A17	4	1,0	0,40	0	1,0
A18	4	1,0	0,40	0	1,0
A19	4	1,0	0,40	0	1,0
Среднее	4,1	1,7	0,48	-	0,61

Источник: составлено автором

Таблица 4. Результаты по показателям сети сотрудничества предприятия № 2

Автор	Центральность по степени	Взвешенная центральность по силе сотрудничества	Центральность по собственному вектору	Центральность по посредничеству	Локальный коэффициент кластеризации
A1	11	11,99	1	51	0,07
A2	3	1,99	0,53	0	1,0
A3	3	0,99	0,53	0	1,0
A4	3	0,99	0,53	0	1,0
A5	1	1	0,26	0	0
A6	1	1	0,26	0	0
A7	2	3	0,35	0	1,0
A8	2	4	0,35	0	1,0
A9	1	1	0,26	0	0
A10	1	1	0,26	0	0
A11	1	1	0,26	0	0
A12	1	1	0,26	0	0
Среднее	2,5	2,4	0,40	-	0,42

Источник: составлено автором.

ется по-разному. Авторы A3 и A4 являются лидерами по силе сотрудничества. У автора A8 лучшая позиция по центральности по собственному вектору, которая указывает на зависимость связей от позиции других

авторов в сети. У автора A14 самая сильная позиция среди значений центральности по посредничеству.

На предприятии № 2 (см. табл. 4) тройка лидеров по центральности по силе со-

трудничества включает А1, А8, А7, однако по собственному вектору из них сильную позицию показывает только А1, а далее следуют А2, А3, А4. Единственная отличная от нуля степень посредничества показывает, что на предприятии № 2 есть автор А1, через которого проходят практически все связи графа. В случае удаления данного узла вся сеть может развалиться.

Характеристики авторов и их взаимосвязей получены нами на основе матрицы смежности по силе сотрудничества. Для анализа закономерностей в распределении степеней вершин построим зависимости на основе обычной и взвешенной степени (см. рис. 3). Распределение степеней вершин двух предприятий подчиняется разным законам распределения. Для обычной степени вершины, рассчитанной по количеству ребер, линия тренда для предприятия № 1 имеет вид $y = 1,426e^{0,1014x}$. Однако выявленная зависимость справедлива только для 32% данных, поэтому можно сказать, что по этому предприятию распределение степеней происходит случайным образом. Распределение взвешенных степеней имеет более случайный характер, слабо подчиняясь какому-либо закону. Даже если исключить изолированную вершину, то линия тренда будет ближе к логарифмической зависимости $y = -2,62\ln(x) + 4,6132$, однако, опять же, с низким уровнем значимости (22%).

Предприятие № 2 показывает классическую ситуацию безмасштабных сетей: большое количество вершин малых степеней на фоне нескольких крупных хабов. Для распределения степеней по количеству ребер, линия тренда более значима и име-

ет вид $y = 4,9809x^{-0,678}$, справедлива для 83% данных. Для 46% данных из распределения взвешенных степеней зависимость имеет вид $y = 2,4827x^{-0,526}$.

Сеть предприятия № 1 обладает немного более высокой кластеризацией – 0,61 (см. табл. 3) против 0,42 (см. табл. 4). Отметим, что, если убрать изолированную вершину А1, то средний локальный коэффициент кластеризации по предприятию № 1 составит 0,65.

Для больших сетей научного сотрудничества по патентам характерна высокая связность сети. Например, при исследовании сетей патентного сотрудничества патентообладателей из КНР были получены показатели 0,82 (по тематике ветровой энергетики) (Liu et al., 2021) и 0,745 (по тематике умных сетей) (Liu et al., 2019). В данном случае вершины с нулевой степенью не учитывались. Однако если мы пытаемся понять паттерны локализации знаний, кластеризация не будет определяющим критерием, в первую очередь по причине специфического характера требуемых знаний. Рассмотрим динамику формирования сетей (рис. 4).

Сеть предприятия № 1 демонстрирует поэтапный рост кластеризации начиная от нулевого значения, сеть предприятия № 2, наоборот, движется от 1 в сторону снижения. Для классического малого города, скорее, будет характерна вторая ситуация, что является следствием ограниченного выбора трудовых ресурсов. Безусловно, знания передаются, однако новаторский тип мышления может и не возникнуть. Стоит отметить, что предприятие № 1 входит в холдинг, выходящий за пределы города, а предприятие № 2 полностью сосредоточено на территории

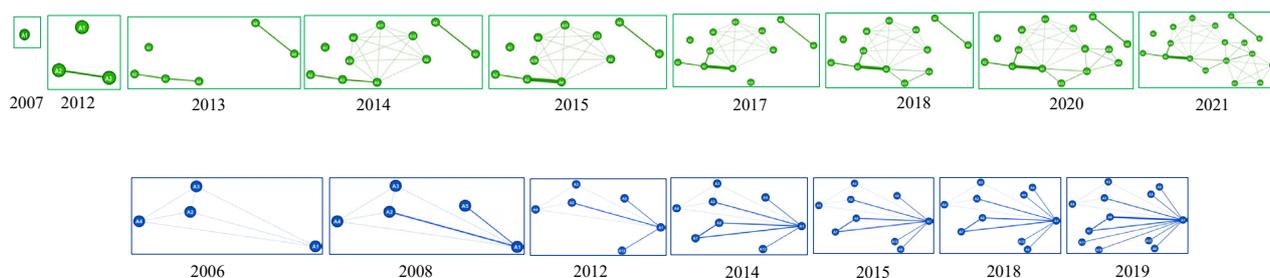


Рис. 4. Динамика сетей предприятия № 1 (вверху) и предприятия № 2 (внизу)

Источник: выборка действующих патентов, 2006–2021 гг.

данного города и обладает в 2,5 раза меньшей численностью работников.

На рис. 5 представлен анализ динамики средней степени вершин (по количеству ребер) накопительным итогом. Такой подход позволяет увидеть схожую цикличность по обоим предприятиям. До 2012 года на обоих предприятиях наблюдалась активность, сменяющаяся на длительное молчание. После 2012 года длительность периодов без активности сократилась. Предприятия, работая в одном отраслевом направлении, фактически представляют единую сеть малого города по созданию

знаний, связанную неявными взаимодействиями (например, обмен мнениями или информацией).

Для дальнейшего анализа можно выделить три периода примерно одинаковой длительности: 2006–2011, 2012–2016, 2017–2021 гг. Измерение средней степени происходит по количеству патентов за период, поэтому число лет с нулевой степенью внутри периода не влияет на конечное значение.

В результате на предприятии № 1 сквозь три периода идет рост средней степени, на предприятии № 2 – снижение с практически постоянным темпом (табл. 5).

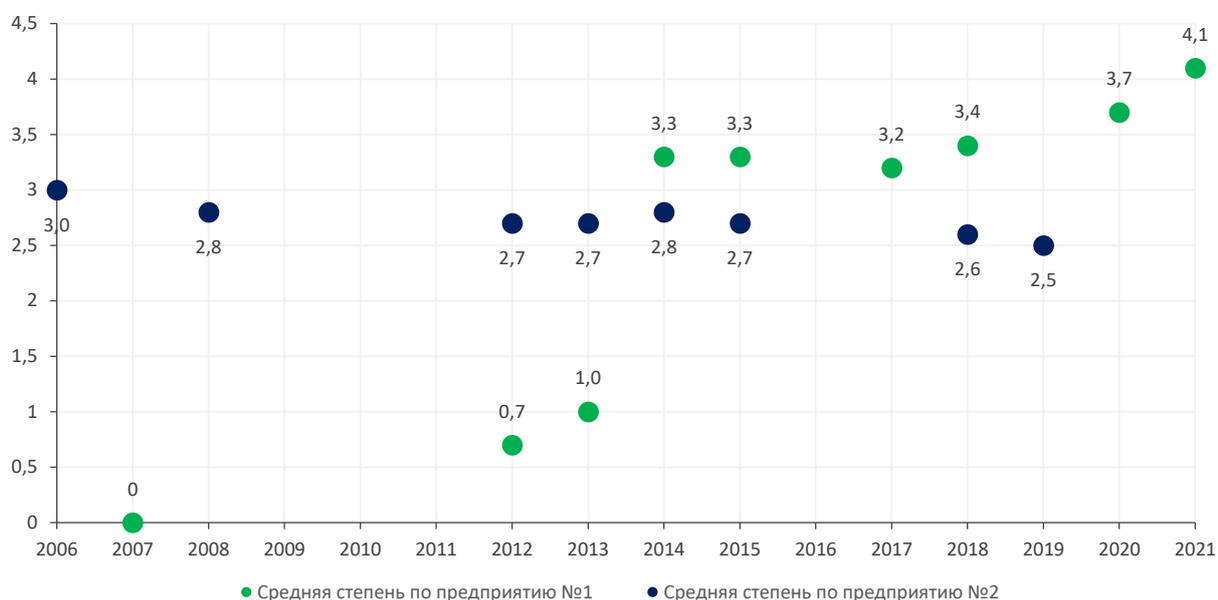


Рис. 5. Цикличность изменений средней степени сетей предприятий № 1 и № 2 (средняя степень представлена накопительным итогом)

Источник: выборка действующих патентов, 2006–2021 гг.

Таблица 5. Сравнение показателей динамики по сети сотрудничества

	2006–2011 гг.	2012–2016 гг.	2017–2021 гг.	Темп роста (2012–2016/2006–2011)	Темп роста (2017–2021/2012–2016)
Средняя степень вершин (накопительным итогом)					
Предприятие № 1	0	2,08	3,60	-	173%
Предприятие № 2	2,90	2,73	2,55	94%	93%
Количество патентов (накопительным итогом)					
Предприятие № 1	1	7	13	в 7 раз	186%
Предприятие № 2	4	12	17	в 3 раза	142%
Средняя выручка, тыс. руб.					
Предприятие № 1	н/д	3290	5075	-	154%
Предприятие № 2	н/д	1252	1476	-	118%

Источник: составлено автором.

Как показывают исследования, замедление темпов изменения средней степени обычно возникает по мере насыщения сети. В исследованиях по Латинской Америке (вершины являются странами, агрегированными по авторам патентов, а связь между ними выражает соавторство) были взяты все страны, но отдельно рассматривались связи только между латиноамериканскими странами. Если сравнивать периоды с 1994–2001 гг. по 2002–2009 гг., то средняя степень по всем вершинам в них увеличилась на 44%, по сети только стран Латинской Америки на 82%, с 2002–2009 по 2010–2017 гг. – на 9,4 и 6,4% соответственно (Bianchi et al., 2021).

Но в рамках малой сети (внутренней для предприятия) этому может быть и другое объяснение. Содержание больших команд исследователей может сопровождаться необходимостью значительного финансирования. На предприятии № 2 динамика средней выручки более скромная, чем на предприятии № 1, особенно после 2014 года. Поэтому патенты с большим количеством соавторов не получили широкого распространения, повлияв фактически на стабилизацию средней степени (рис. 6).

Анализ сетей локализации знаний на основе цитирования патентов

По той же самой выборке патентов была построена сеть цитирования, где вершинами являются патенты, входящими ребрами – ссылки на данные патенты, исходящими ребрами – источники, на которые ссылаются данные патенты (рис. 7). Из источников были исключены патенты СССР и зарубежных стран. В целях удобства визуализации патенты, принадлежащие предприятию № 1, сгруппированы слева и выделены голубым цветом, предприятию № 2 – справа сиреневым цветом.

Цветовое разнообразие вершин с индексом R эквивалентно 16 регионам. Патенты предприятия № 1 внутри разделены на патенты малого города (Р) и патенты холдинговой структуры (L), которые также цветом дифференцированы по регионам (кружки без цвета L11, L14, L15 свидетельствуют об активах холдинга за пределами России). Патенты предприятия № 2 разделены на анализируемые патенты и недействующие (X), но на которые есть ссылки в списке цитирования. Несмотря на то, что они не действуют, считаем важным указать преимущество знаний.

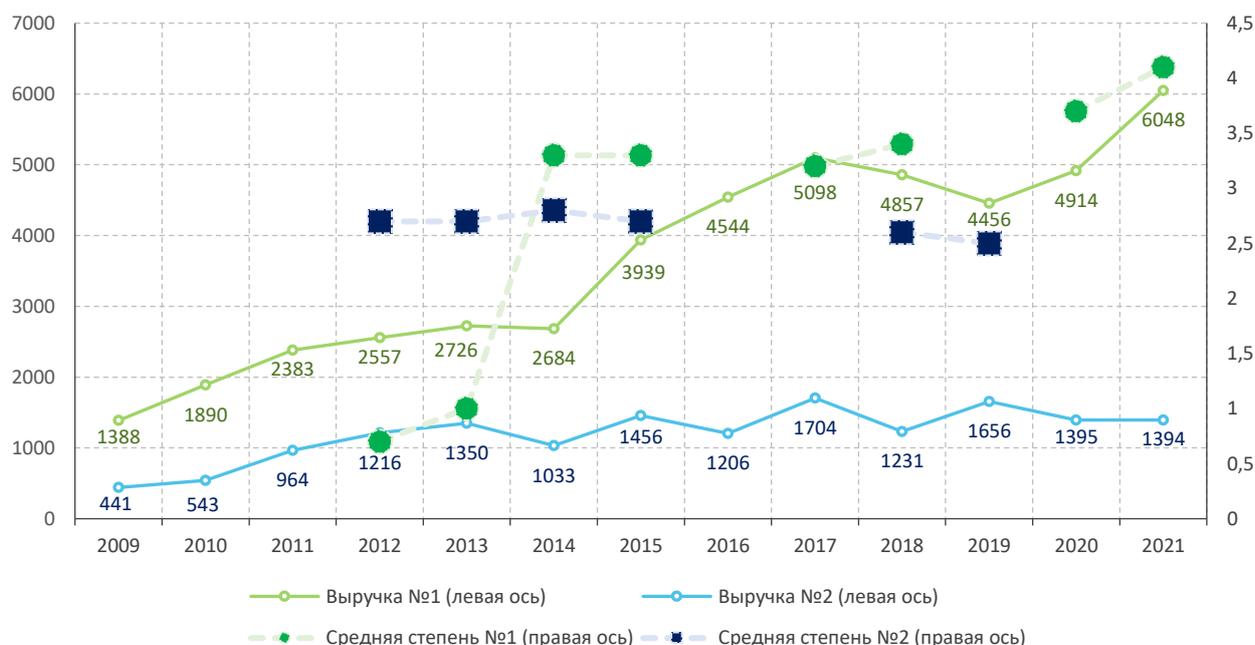


Рис. 6. Динамика средней степени и выручки предприятий № 1 и № 2

Источник: выборка действующих патентов и данные о выручке предприятий, 2009–2021 гг.

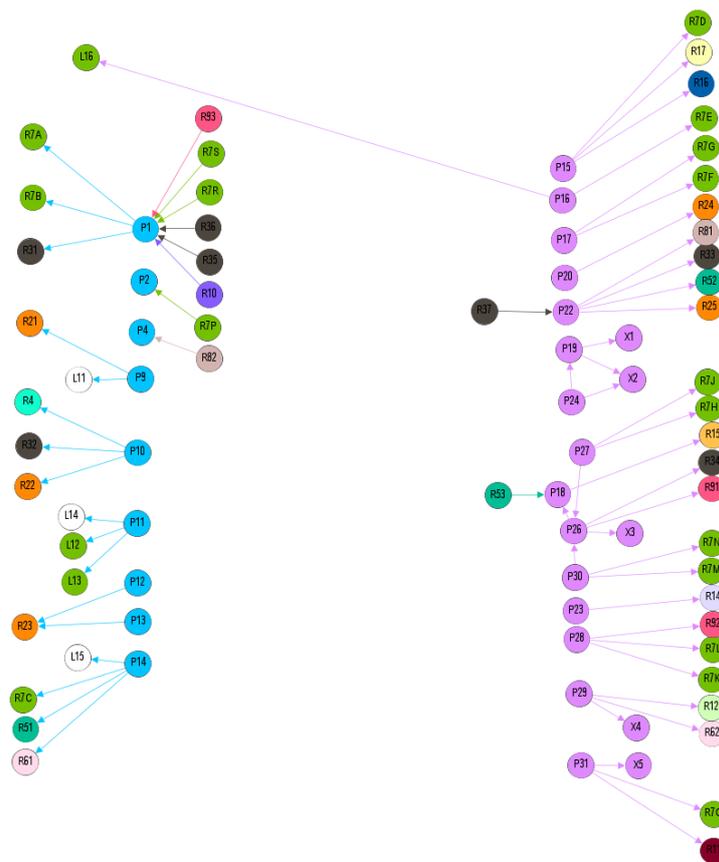


Рис. 7. Сеть цитирования патентов предприятия № 1 (голубой цвет вершин) и предприятия № 2 (сиреневый цвет вершин)

Источник: выборка действующих патентов (2006–2021 гг.) с их источниками и ссылками по состоянию на октябрь 2022 года

Такие действия предприняты для анализа межгрупповых и внутригрупповых связей. В целом деление на группы – одно из важнейших частей анализа сетей, однако в литературе оно в основном базируется на восприятии группы исходя из особенностей топологии сети, то есть подмножества вершин, имеющих больше внутренних связей, чем внешних (Gach, 2013).

В среднем доля собственных патентов в общей совокупности ссылок на какой-либо свой патент для предприятия № 2 составляет 63%, что можно рассматривать как либо результат преемственности знаний, либо уникальности и востребованности продукции (табл. 6). У предприятия № 1 цитирования патентов своего предприятия не наблюдается, ссылки идут только на патенты предприятий холдинговой структуры.

Между предприятиями данного города есть единственная связь по ссылке на па-

тент L16. Также был определен пул общих регионов среди ссылок и в списке цитирования. Среди ссылок на патенты данный показатель невысокий. В рамках списка цитирования частота встречаемости одинаковых регионов выше: 71 и 50% для первого и второго предприятия соответственно. Можно предположить, что через общие регионы малый город включен в потоки знаний, но второе предприятие занимает более активную позицию по расширению объема знаний.

Анализ сетей локализации знаний по включенности в межгородскую сеть. Согласно авторской методологии взято по одному патенту у каждого предприятия: патенты Р4 (предприятие № 1, 2014 год выдачи) и Р22 (предприятие № 2, 2015 год выдачи), определены их классы МПК. Далее по всем патентам Российской Федерации произведена выборка действующих патентов по данному

Таблица 6. Результаты по показателям анализа сети цитирования

Показатель	Предприятие № 1	Предприятие № 2
Максимальная центральность патента по входящей степени	6	2
Максимальная центральность патента по исходящей степени	4	4
Количество патентов, обладающих максимальной центральностью патента по входящей степени	1	2
Средняя входящая степень по патентам компании малого города	0,9	0,4
Средняя исходящая степень по патентам компании малого города	1,9	2,4
Средняя доля собственных патентов в общей совокупности ссылок на какой-либо свой патент	0%	63%
Средняя доля цитирования собственных патентов в общей совокупности цитат	0%	26%
Средняя доля цитирования холдинга в общей совокупности цитат	25%	-
Доля регионов, цитирующих патенты обоих предприятий, в общей совокупности цитирующих патентов	25%	17%
Доля регионов, где цитируются патенты обоими предприятиями, в общей совокупности цитируемых отдельной компанией патентов	71%	50%

Источник: составлено автором.

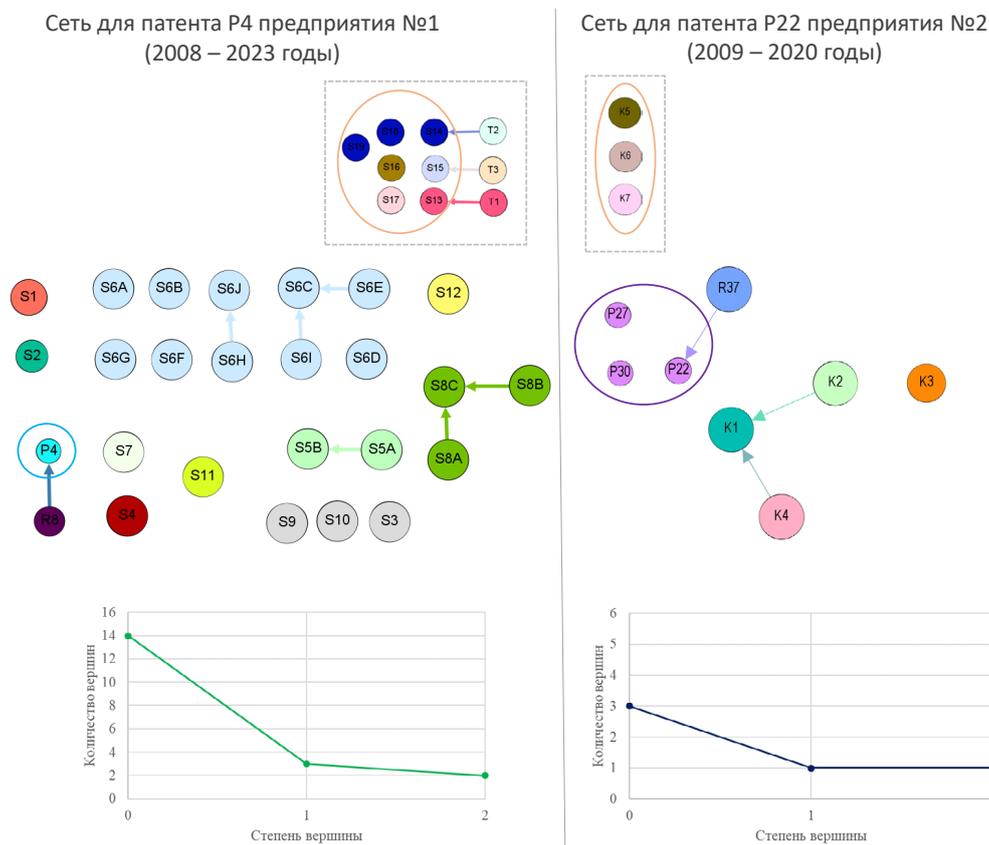


Рис. 8. Межгородская сеть для класса МПК патентов P4 и P22 и распределение степеней вершин
 Источник: выборка патентов с их ссылками по состоянию на март 2023 года.

классу МПК, определены ссылки на эти патенты и их географическая принадлежность (город). В результате получилась межгородская сеть для патента предприятия №1 (слева) и предприятия №2 (справа; рис. 8).

Вершины отличаются размерами согласно принадлежности к разным уровням городов. Кроме малого города в сети патента P4 есть средние города R8 и S2 и большой город S1, а в сети патента P22 – большой город K3,

Таблица 7. Результаты по показателям анализа межгородской сети

Показатель	Предприятие № 1	Предприятие № 2
Доля патентов из городов I/II/III/IV уровней среди набора патентов класса МПК	88%/4%/4%/4%	43%/14%/0%/43%
Количество городских подмножеств локализации знаний (кроме подмножества малого города)	4	0
Размер подмножества сети локализации знаний малого города	1	3
Источник: составлено автором.		

остальные – крупные или крупнейшие города.

Для предприятия № 1 латинскими буквами S обозначены патенты из выборки (цифры указывают на разных патентовладельцев, буквы – на разные патенты в рамках одного патентовладельца). Бирюзовым и фиолетовым цветами отмечены исследуемые патенты и другие патенты данного класса из данного города.

Серым пунктиром обведены патенты иностранного происхождения со своими ссылками (цвета дифференцированы по странам), в том числе оранжевый круг очерчивает патенты по заданному классу МПК. Иностранные патенты в межгородской сети не учитываются, но стоит обратить внимание на то, как много их поддерживается за рубежом. На фоне небольшого количества выявленных отечественных патентов присутствие иностранных патентов подчеркивает конкурентоспособность новых знаний малого города.

В сфере МПК патента Р4 есть четыре городские группы со скоплением патентов больше одного (см. рис. 8). Три группы представлены большим сосредоточением патентов одной организации (или физического лица). Несмотря на широкую географию, все группы изолированы друг от друга, и на их фоне малый город имеет лучшую позицию за счет ссылки из территориально независимой единицы. Однако при сравнительно неплохой текущей включенности в сеть малый город может в будущем снизить свои позиции на фоне усиления взаимосвязей между более крупными игроками.

В сфере МПК патента Р22 иная картина: сеть включает связанное, но географически неоднородное подмножество вокруг К1, а также изолированное подмножество малого го-

рода и самостоятельную вершину большого города. Однако, ввиду того что по данному классу МПК малый город имеет несколько патентов, его сравнительная позиция в сети сильнее, чем Р4 (табл. 7).

Заключение

В ходе исследования выявлены структурные особенности сети локализации знаний конкретного малого города с опорой на предприятие как источник знаний. К основным результатам работы можно отнести следующее.

1. Анализ внутригородской сети малого города на основе патентного соавторства показал, что распределение степеней вершин может отличаться даже в рамках сети одного города, хотя в некоторых случаях и близко к логике степенного закона распределения, полученного для больших сетей. Определенное влияние может оказывать использование взвешенных степеней вершин, которые более точно описывают построение сотрудничества по патентам, учитывая и количество патентов, и долевое участие, но дают более случайное распределение. Для малых сетей патентного соавторства показатели центральности и кластеризации не являются определяющими ввиду ограниченного роста численности вершин и неоднозначности стимулов к формированию триадического замыкания.

2. Несмотря на то, что сети двух предприятий рассматривались отдельно, фактически они составляют единую сеть из двух подмножеств. При рассмотрении динамики двух сетей проявилась определенная синхронность в части сетевых изменений. В частности, прослеживается цикличность образования средней степени. Установлена сопоставимость динамики

изменения финансовых показателей предприятий и средней степени.

3. Сеть цитирования патентов позволила определить ряд критических показателей для анализа малых городов. Доля собственных патентов в списке цитирования и среди ссылок на патенты малого города позволяет оценить преемственность знаний и способность к их накоплению. Доля совпадения регионов в списке цитирования патентов выявляет общие географические потоки знаний, а также единство сети внутри малого города.

4. Результаты анализа включенности малого города в межгородскую сеть на основе класса МПК патента позволили более точно

идентифицировать позицию города, которая оказалась сравнительно неплохой на фоне столиц регионов. Обычно участие малых городов в сетях научного сотрудничества происходит в общем количестве городов или широких отраслевых направлениях, что приводит к слабой позиции таких городов по интеграции внутренних и внешних знаний или сильному влиянию административных границ на технологическое сотрудничество (Morescalchi et al., 2015; Tang et al., 2022).

5. Полученные результаты могут быть использованы для включения малых городов в цепочки знаний, например при формировании интегрированных информационных научных систем (Райков и др., 2022).

ЛИТЕРАТУРА

- Заборова Е.Н. (2021). Предпринимательство в малых городах Урала // Научные труды ВЭО России. № 232 (6). С. 254–268. DOI: 10.38197/2072-2060-2021-232-6-254-268
- Кравец А.Г., Бурмистров А.С., Задорожный П.А. (2019). Экспериментальное определение оптимальных параметров рекуррентной нейронной сети задач классификации патентов // Моделирование, оптимизация и информационные технологии. № 7 (2). С. 325–338. DOI: 10.26102/2310-6018/2019.25.2.027
- Мосалев А.И. (2022). Оптимальные пространственные форматы межрегионального экономического сотрудничества в рамках инновационной экономики // Экономика региона. № 18 (3). С. 638–652. DOI: 10.17059/ekon.reg.2022-3-2
- Наумов И.В., Никулина Н.Л. (2022). Оценка пространственной неоднородности экономической деятельности хозяйствующих субъектов в муниципальных образованиях Свердловской области // Экономика региона. № 18 (3). С. 820–836. DOI: 10.17059/ekon.reg.2022-3-14
- Райков А.Н., Жабинская В.П., Перескоков И.С., Табаков К.В. (2022). Интегрированная информационная система в сфере науки для поддержки междисциплинарных коллабораций // Цифровая экономика. № 3 (19). С. 35–44. DOI: 10.34706/DE-2022-03-04
- Almeida P., Kogut B. (1997). The exploration of technological diversity and the geographic localization of innovation: Start-up firms in the semiconductor industry. *Small Business Economics*, 9 (1), 21–31. DOI: 10.1023/A:1007995512597
- Almeida P., Kogut B. (1999). Localization of knowledge and the mobility of engineers in regional networks. *Management Science*, 45 (7), 905–917. DOI: 10.1287/mnsc.45.7.905
- Barabasi A.-L. (2016). *Network science*. Cambridge: Cambridge University Press. Available at: <http://networksciencebook.com> (accessed 19.04.2023).
- Bianchi C., Galaso P., Palomeque S. (2021). Patent collaboration networks in Latin America: Extra-regional orientation and core-periphery structure? *Journal of Scientometric Research*, 10 (1), 59–70. DOI: 10.5530/jscires.10.1s.22
- Easley D., Kleinberg J. (2010). *Networks, crowds, and markets: Reasoning about a highly connected world*. Cambridge: Cambridge University Press. DOI: 10.1017/CBO9780511761942
- Gach O. (2013). *Algorithmes memetiques de detection de communautes dans les reseaux complexes: Techniques palliatives de la limite de resolution*. Available at: <https://theses.hal.science/tel-01037937> (accessed 03.05.2023).
- Jaffe A.B., Trajtenberg M., Henderson R. (1993). Geographic localization of knowledge spillovers as evidenced by patent citations. *The Quarterly Journal of Economics*, 108 (3), 577–598. DOI: 10.2307/2118401

- Liu W., Tao Y., Yang Z., Bi K. (2019). Exploring and visualizing the patent collaboration network: A case study of smart grid field in China. *Sustainability*, 11 (2), 465. DOI: 10.3390/su11020465
- Liu W., Song Y., Bi K. (2021). Exploring the patent collaboration network of China's wind energy industry: A study based on patent data from CNIPA. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 144, 110989. DOI: 10.1016/j.rser.2021.110989
- Morescalchi A., Pammolli F., Penner O., Petersen A., Riccaboni M. (2015). The evolution of networks of innovators within and across borders: Evidence from patent data. *Research Policy*, 44 (3), 651–668. DOI: 10.1016/j.respol.2014.10.015
- Newman M.E.J. (2003). The structure and function of complex networks. *SIAM Review*, 45 (2), 167–256. DOI: 10.1137/S003614450342480
- Newman M.E.J. (2004). Who is the best connected scientist? A study of scientific coauthorship networks. In: Ben-Naim E., Frauenfelder H., Toroczkai Z. (eds.). *Complex Networks*. Heidelberg: Springer, 337–370. DOI: 10.1007/978-3-540-44485-5_16
- Newman M. (2010). *Networks: An Introduction*. Oxford: Oxford University Press. DOI: 10.1093/acprof:oso/9780199206650.001.0001
- Roach M., Cohen W.M. (2013). Lens or prism? Patent citations as a measure of knowledge flows from public research. *Management Science*, 59 (2), 504–525. DOI: 10.1287/mnsc.1120.1644
- Tang C., Qiu P., Dou J. (2022). The impact of borders and distance on knowledge spillovers – evidence from cross-regional scientific and technological collaboration. *Technology in Society*, 70, 102014. DOI: 10.1016/j.techsoc.2022.102014
- Trajtenberg M., Henderson R., Jaffe A. (1997). University versus corporate patents: A window on the basicness of invention. *Economics of Innovation and New Technology*, 5 (1), 19–50. DOI: 10.1080/10438599700000006
- Wang Y., Ghumare E., Vandenberghe R., Dupont P. (2017). Comparison of different generalization of clustering coefficient and local efficiency for weighted undirected graphs. *Neural Computation*, 29, 313–331. DOI: 10.1162/NECO_a_00914
- Wagner S., Hoisl K., Thoma G. (2014). Overcoming localization of knowledge – the role of professional service firms. *Strategic Management Journal*, 35 (11), 1671–1688. DOI: 10.1002/smj.2174
- Yan B., Luo J. (2017). Measuring technological distance for patent mapping. *Journal of the Association for Information Science and Technology*, 68 (2), 423–437. DOI: 10.1002/asi.23664
- Yao L., Li J., Li J. (2020). Urban innovation and intercity patent collaboration: A network analysis of China's national innovation system. *Technological Forecasting and Social Change*, 160, 120185. DOI: 10.1016/j.techfore.2020.120185

ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРЕ

Татьяна Борисовна Мельникова – кандидат экономических наук, доцент, доцент кафедры менеджмента, туризма и гостиничного бизнеса, Российский экономический университет им. Г.В. Плеханова, Севастопольский филиал (Российская Федерация, 299053, г. Севастополь, ул. Вакуленчука, д. 29; e-mail: tmln82@mail.ru)

Melnikova T.B.

ANALYTICAL AND MATHEMATICAL DESCRIPTION OF THE STRUCTURE FEATURES OF KNOWLEDGE NETWORKS IN SMALL CITIES

Understanding the processes of knowledge localization in small towns is limited by statistical capabilities, differentiation of small town models and inefficiency of using generally accepted methodology of spatial analysis. The aim of the article is to justify the methodology of such research

and to form the structural characteristics of the knowledge localization network in small towns. Our methodology is based on network theory using classical indicators of network analysis, and also new indicators, taking into account intragroup and intergroup relations. A small city with enterprises as the source of knowledge was taken as an example. On the basis of Rospatent and National Electronic Library data, co-authorship and patent citation networks were built for two key knowledge-carrying enterprises of this city. The study of the intra-urban knowledge localization network revealed, that unlike large networks, and also taking into account the spatialization of knowledge localization processes, the distribution of degrees can obey the power, exponential or logarithmic laws and is influenced by the strength of cooperation between patent co-authors. The change of vertex degrees occurs cyclically with a decreasing interval. The study of inter-city knowledge localization network is carried out, based on the class of international patent classification, which gives a more accurate characterization of the small city in terms of reception, transfer and formation of codified knowledge. As a result, the position of a small city in the inter-city network may depend on the number of city subsets, the size of its own subset and the degree distribution of vertices. Both small town enterprises, being in different technological niches, at the all-Russian level participate in the relevant knowledge flows on a par with larger cities, but are poorly included in such a network. The proposed methodology can be extended to the broader issue of small towns. Practical results can be the basis for developing solutions to intensify knowledge flows among Russian cities.

Network theory, small town, knowledge localization, patent, citation, clustering, degree distribution.

REFERENCES

- Almeida P., Kogut B. (1997). The exploration of technological diversity and the geographic localization of innovation: Start-up firms in the semiconductor industry. *Small Business Economics*, 9(1), 21–31. DOI: 10.1023/A:1007995512597
- Almeida P., Kogut B. (1999). Localization of knowledge and the mobility of engineers in regional networks. *Management Science*, 45(7), 905–917. DOI: 10.1287/mnsc.45.7.905
- Barabasi A.-L. (2016). *Network science*. Cambridge: Cambridge University Press. Available at: <http://networksciencebook.com> (accessed: April 19, 2023).
- Bianchi C., Galaso P., Palomeque S. (2021). Patent collaboration networks in Latin America: Extra-regional orientation and core-periphery structure? *Journal of Scientometric Research*, 10(1), 59–70. DOI: 10.5530/jscires.10.1s.22
- Easley D., Kleinberg J. (2010). *Networks, crowds, and markets: Reasoning about a highly connected world*. Cambridge: Cambridge University Press. DOI: 10.1017/CBO9780511761942
- Gach O. (2013). *Algorithmes memétiques de détection de communautés dans les réseaux complexes: Techniques palliatives de la limite de résolution*. Available at: <https://theses.hal.science/tel-01037937> (accessed: May 03, 2023).
- Jaffe A.B., Trajtenberg M., Henderson R. (1993). Geographic localization of knowledge spillovers as evidenced by patent citations. *The Quarterly Journal of Economics*, 108(3), 577–598. DOI: 10.2307/2118401
- Kravets A.G., Burmistrov A.S., Zadorozhnyi P.A. (2019). Experimental determination of the optimal parameters of the recurrent neural network for the tasks of patent classification. *Modelirovanie, optimizatsiya i informatsionnye tekhnologii=Modeling, Optimization and Information Technology*, 7(2), 325–338. DOI: 10.26102/2310-6018/2019.25.2.027
- Liu W., Song Y., Bi K. (2021). Exploring the patent collaboration network of China's wind energy industry: A study based on patent data from CNIPA. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 144, 110989. DOI: 10.1016/j.rser.2021.110989

- Liu W., Tao Y., Yang Z., Bi K. (2019). Exploring and visualizing the patent collaboration network: A case study of smart grid field in China. *Sustainability*, 11(2), 465. DOI: 10.3390/su11020465
- Morescalchi A., Pammolli F., Penner O., Petersen A., Riccaboni M. (2015). The evolution of networks of innovators within and across borders: Evidence from patent data. *Research Policy*, 44(3), 651–668. DOI: 10.1016/j.respol.2014.10.015
- Mosalev A.I. (2022). Optimal spatial models of interregional economic cooperation in the field of innovative economy. *Ekonomika regiona=Economy of Region*, 18(3), 638–652. DOI: 10.17059/ekon.reg.2022-3-2
- Naumov I.V., Nikulina N.L. (2022). Assessment of the spatial heterogeneity of economic activity in the municipalities of Sverdlovsk oblast. *Ekonomika regiona=Economy of Region*, 18(3), 820–836. DOI: 10.17059/ekon.reg.2022-3-14
- Newman M. (2010). *Networks: An Introduction*. Oxford: Oxford University Press. DOI: 10.1093/acprof:oso/9780199206650.001.0001
- Newman M.E.J. (2003). The structure and function of complex networks. *SIAM Review*, 45(2), 167–256. DOI: 10.1137/S003614450342480
- Newman M.E.J. (2004). Who is the best connected scientist? A study of scientific coauthorship networks. In: Ben-Naim E., Frauenfelder H., Toroczkai Z. (Eds.). *Complex Networks*. Heidelberg: Springer, 337–370. DOI: 10.1007/978-3-540-44485-5_16
- Raikov A.N., Zhabinskaya V.P., Pereskokov I.S., Tabakov K.V. (2022). Integrated information system in the sphere of science to support interdisciplinary collaborations. *Tsifrovaya ekonomika=Digital Economy*, 3(19), 35–44. DOI: 10.34706/DE-2022-03-04
- Roach M., Cohen W.M. (2013). Lens or prism? Patent citations as a measure of knowledge flows from public research. *Management Science*, 59(2), 504–525. DOI: 10.1287/mnsc.1120.1644
- Tang C., Qiu P., Dou J. (2022). The impact of borders and distance on knowledge spillovers – evidence from cross-regional scientific and technological collaboration. *Technology in Society*, 70, 102014. DOI: 10.1016/j.techsoc.2022.102014
- Trajtenberg M., Henderson R., Jaffe A. (1997). University versus corporate patents: A window on the basicness of invention. *Economics of Innovation and New Technology*, 5(1), 19–50. DOI: 10.1080/10438599700000006
- Wagner S., Hoisl K., Thoma G. (2014). Overcoming localization of knowledge – the role of professional service firms. *Strategic Management Journal*, 35(11), 1671–1688. DOI: 10.1002/smj.2174
- Wang Y., Ghumare E., Vandenberghe R., Dupont P. (2017). Comparison of different generalization of clustering coefficient and local efficiency for weighted undirected graphs. *Neural Computation*, 29, 313–331. DOI: 10.1162/NECO_a_00914
- Yan B., Luo J. (2017). Measuring technological distance for patent mapping. *Journal of the Association for Information Science and Technology*, 68(2), 423–437. DOI: 10.1002/asi.23664
- Yao L., Li J., Li J. (2020). Urban innovation and intercity patent collaboration: A network analysis of China's national innovation system. *Technological Forecasting and Social Change*, 160, 120185. DOI: 10.1016/j.techfore.2020.120185
- Zaborova E.N. (2021). Entrepreneurship in small towns of the Urals. *Nauchnye trudy Vol'nogo ekonomicheskogo obshchestva Rossii=Scientific Works of the Free Economic Society of Russia*, 232(6), 254–268. DOI: 10.38197/2072-2060-2021-232-6-254-268

INFORMATION ABOUT THE AUTHOR

Tatyana B. Melnikova – Candidate of Sciences (Economics), Associate Professor, Associate Professor of the Department of Management, Tourism and Hospitality Business, Plekhanov Russian University of Economics, Sevastopol branch (29, Vakulenchuk Street, Sevastopol, 299053, Russian Federation; e-mail: tmln82@mail.ru)