

УДК 338.4

JEL C02, C45

DOI 10.25205/2542-0429-2021-21-2-73-102

### **Исследование самоорганизации знаний и технологической структуры регионов России с помощью самоорганизующейся нейронной карты Кохонена**

**А. А. Заболотский**

*Институт экономики  
и организации промышленного производства СО РАН  
Новосибирск, Россия*

#### *Аннотация*

Предложена новая модель оценки качества технологического развития. Предлагаемая в статье методика отличается внедрением принципиально нового индикатора оценки технологического развития на основе *самоорганизации знаний*. Данный коэффициент введен как аналог индикатора перетока знаний и их абсорбции. Однако в отличие от последнего фактически анализируется не переток инвестиций, как это делается для перетока знаний, а именно сами знания в виде патентов или иной квантизированной научной единицы, как, например, изобретения или статьи. Патенты отражают реальную структуру распределения технологий в данной точке мира, так как патенты являются результатом реакции на появление каких-либо технологических задач и непосредственно абсорбции самих технологий. Внедрение самоорганизующихся нейронных карт показало сильные самоорганизующиеся структуры знаний и их абсорбции, распределенные по территории России, которые не выявлялись иными средствами анализа – пространственными моделями разных типов. В то же время такой анализ выявил ключевые недостатки технологического развития, а именно полное отсутствия перетоков знаний в наиболее передовых технологиях и элементах производственных цепей, отвечающих за эти технологии, – биотехнологии, иммерсионная литография для микроэлектроники. Индикатор самоорганизации знаний может быть применен при анализе проектов Мегасайенс и иных крупных проектов федерального и регионального уровня.

Исследована структура регионов России на базе 24 основных технологических направлений, которая отображена на нейронную модель. В связи с этим в статье предложена гипотеза о влиянии фактора самоорганизации на качественные процессы технологического развития. Предложена модель валидации этой гипотезы на базе самоорганизующейся нейронной карты Кохонена. Показана возможность применения самоорганизующихся карт для пространственного анализа взаимосвязей, и разработан коэффициент самоорганизации знаний как ключевая характеристика роста и интеграции технологии.

#### *Ключевые слова*

самоорганизующиеся нейронные карты, технологическая самоорганизация, технологическое расстояние, U – матрица нейронной карты, вектора весов

*Источник финансирования*

Статья подготовлена по плану НИР ИЭОПП СО РАН, проект «Инструменты, технологии и результаты анализа, моделирования и прогнозирования пространственного развития социально-экономической системы России и ее отдельных территорий», № 121040100262-7

*Для цитирования*

Заболотский А. А. Исследование самоорганизации знаний и технологической структуры регионов России с помощью самоорганизующейся нейронной карты Кохонена // Мир экономики и управления. 2021. Т. 21, № 2. С. 73–102. DOI 10.25205/2542-0429-2021-21-2-73-102

## The Study on Knowledge Self-Organization and Technological Structure of the Russian Regions by Means of Kohonen's Self-Organizing Maps

A. A. Zabolotsky

*Institute of Economics and Industrial Engineering SB RAS  
Novosibirsk, Russian Federation*

*Abstract*

The article proposes a novel model for assessing the quality of technological development which differs from the similar spillovers by introducing a fundamentally new parameter of knowledge self-organization. Unlike spillovers measuring financial R&D flows, knowledge spillover measures structural similarities presented in patents, articles and other quantized units. Being the results of the reactions on the emergence of technological tasks and absorbing new technologies themselves, patents reflect real industrial picture of distribution of new technologies in any particular area. Implementation of self-organizing neural maps unveiled strong self-organized structural patterns distributed across the Russian Federation which were undetectable by means of conventional spatial econometric methods. Furthermore, neural maps exposed serious drawbacks of the Russian knowledge flow system, which is a drastic lack of flow in several high tech areas such as biotechnology. Self-organization indicator can be applied for evaluation of Megascience projects or other programs on both regional and federal levels.

The structure of regional technologies based on 24 technological areas is studied and mapped on neural model, thereby it has been hypothesized that self-organization has an effect on qualitative processes of technological development. The study presents validation model of this hypothesis based on Kohonen's self-organizing maps. Enhancement of this model on the further spatial studies is shown. Knowledge self-organization variable is developed to indicate technology integration and emergence.

*Keywords*

Self-Organizing Neural Maps, technological self-organization, technological distance, U-matrix, weight vectors

*Funding*

The article was prepared according to the research plan of the IEIE SB RAS, the project "Instruments, technologies and results of analysis, modeling and forecasting of the spatial development of the socio-economic system of Russia and its individual territories", no. 121040100262-7

*For citation*

Zabolotsky A. A. The Study on Knowledge Self-Organization and Technological Structure of the Russian Regions by Means of Kohonen's Self-Organizing Maps. *World of Economics and Management*, 2021, vol. 21, no. 2, p. 73–102. (in Russ.) DOI 10.25205/2542-0429-2021-21-2-73-102

## Введение

В данной работе предлагается модель оценки и проверки самоорганизации инновационных систем и знаний как аналога индикатора перетоков знаний

и технологий [1] между регионами России через технологическую самоорганизацию как результат промышленной политики [2] и последующих перетоков знаний [3]. Ключевой величиной перетока в нашей работе являются знания в форме патентов [4] в разных технологических направлениях в соответствующих регионах России [5]. В настоящее время существует множество индикаторов инновационной и технологической активности, однако они обладают существенными недостатками: широкие возможности интерпретации, подмены данных, подмены процессов, поверхностный анализ самих процессов. Поэтому главная причина внедрения индикатора «самоорганизации» – его фундаментальность и глубина анализа, в отличие от классических параметров, таких как переток (spillover), ВРП, инвестиции в основные фонды, ПИИ.

Первый аспект, который предлагается затронуть, – меры и отношения величин. Довольно много статей посвящено исследованиям многомерных величин. Однако существует ряд проблем связанных с многомерностью [6; 7], выбором метрической системы данных [8; 9]. Главный параметр многомерности – фундаментальность и независимость компонент измерений (векторов измерений). Такими векторами в математике и физике являются оси  $x$ ,  $y$ ,  $z$ ,  $t$  и др. Но в экономических науках подобных фундаментальных составляющих не существует. Все экономические атрибуты имеют комплексную структуру и взаимно-зависимы [6], что налагает определенные ограничения на валидность экономических метрик.

Классическим примером является применение евклидовых метрик или углового разделения между параметрами знаний, как патенты [10], статьи, фирмы, открытия. Так, Штельер [11] указывает, что технологическая дистанция между компаниями является технологическим пространством между двумя компаниями или их составляющими параметрами. Для измерения расстояния в данном пространстве между компаниями эти компании должны быть размещены в едином технологическом пространстве. Сложность построения такого пространства связана с взаимозависимостью его составляющих и большим количеством измерений.

Другой аспект, исследуемый в статье, ставит своей целью выявление самоорганизации технологий и знаний. В большинстве работ для оценки знаний применяются термины «переток» или «фактические инвестиции», зависящие от расстояния или иных параметров [12], однако в данном случае актуальны технологии и инновации, отображенные в виде патентов [13], как более объективный индикатор внутренних инновационных процессов. Патенты как индикатор количественного и качественного анализа показывают не только интенсивность инновационного процесса и его структурную особенность, но и процессы интеграции между технологиями [14] и элементами цепей отраслей [15], что важно для оценки качественных процессов развития технологий. Для такого структурного анализа предлагается применение самоорганизующихся нейронных карт, которое получило распространение еще в 1980-е гг. Для инфометрического анализа тех или иных объектов особенно важно параллельное внедрение различных метрик. В настоящее время существует множество разновидностей самоорганизующихся и графоподобных систем [16] и сетей [17] для анализа влияния и построения цепей воздействующих факторов [18], однако в данной работе предпо-

лагается классическая нейронная карта Кохонена, реализованная на двух программных пакетах, применяющая Евклидову метрику как меру измерения силы взаимосвязей.

### Методология

В данной работе предлагается построить инфометрическую модель самоорганизации технологических структур между регионами России на базе индикаторов патентной активности по 23 ключевым технологиям. По основной гипотезе данной статьи, переток или самоорганизация структур могут свидетельствовать о процессах роста инноваций [19]. Но предварительно надо сделать ряд оговорок об адекватности таких подходов. Прежде всего, это касается фундаментальной величины, изучаемой в работе, – технологическое расстояние или сходство. Так, например формула угловой сепарации, применяемая для мер сходства [20], основана на угловом отношении многомерных величин, построенных при помощи соответствующих составляющих в многомерном пространстве.

$$S_{ij} = \frac{\sum_{k=1}^n x_{ij} \times x_{jk}}{\sum_{k=1}^n x_{ik}^2 \times \sum_{y=1}^n x_{jy}^2}. \quad (1)$$

Эта формула основана на Евклидовой метрике для много многомерного пространства и в оригинале выглядит так:

$$\cos \alpha = \frac{a_1 \times b_1 + \dots + a_n \times b_n}{\sqrt{a_1^2 + \dots + a_n^2} \times \sqrt{b_1^2 + \dots + b_n^2}}. \quad (2)$$

Для стандартного геометрического пространства эти формулы верны, однако в инфо- и эконометрических исследованиях, исследующих расстояния между технологиями и, например, патентами в технологическом пространстве, возникают нарушения правил фундаментальности и независимости составляющих. Но при этом существуют оговорки и корректировки, позволяющие допускать такие методы. Существует множество аналогичных мер, но все они основаны на угловой сепарации [20]:

$$\Omega_{UV}^{EA} = \frac{\sum_{e=1}^T J_{ut} J_{vt}}{\sqrt{\sum_{e=1}^T J_{ut}^2 \sum_{e=1}^T J_{vt}^2}} \quad (3)$$

Множество других аналогичных мер основаны либо на основе угловой сепарации между классами [1; 7; 20], либо на отношении пересечений классов и мер отношений этих пересечений [15; 21; 22], либо вероятностные модели [23; 24], основанные на гипергеометрических распределениях вероятностей. Можно обобщить эти методы, сказав, что если создана универсальная составляющая измерения, то можно построить соответствующее пространство и меры отношений в нем. Но и здесь имеются оговорки. Так, Яффе [7] утверждает, что технологическую дистанцию можно измерить только между классами. Но, так как классы технологий имеют единый измеритель – патенты, статьи и т. д., по правилам множеств расстояние между этими группами должно было бы измеряться между

центрами масс или центроидами в одномерном пространстве данных технологий. В ряде исследований размерности применяются в соответствии с правилами геометрии и алгебры [11], однако другие направления, особенно социологического и экономического профиля, эти правила трактуют в своих интересах. В нашем случае предлагается использовать Евклидовы меры и Декартовы координаты как наиболее универсальные как со стороны простоты интерпретации, так и со стороны возможности нахождения взаимно-однозначных соответствий в моделях.

Помимо проблем с многомерностью существует проблема неоднородности и нелинейности зависимостей, приводящей к сложностям с обнаружением зависимостей между влияющими факторами и объектами. Так, например, все известные коэффициенты корреляции Пирсона (3), Кендалла (4) и др. предполагают попарное взаимодействие объектов, данных, групп данных через фиксированные промежутки времени, определенные для наборов данных  $x$  и  $y$ . Но указанные типы взаимодействия в природе практически не существуют. В реальности взаимодействия могут иметь вид

$$\sum_{i,j}^{n,m} f(x,y) \leftrightarrow \sum_{j,i}^{m,n} f(x,y). \quad (4)$$

Здесь знак  $\leftrightarrow$  означает любые попарные разнонаправленные, многосвязные [25] взаимодействия между всеми элементами  $x$  и  $y$  множества  $f$ . Иначе говоря, формула (3), как и другие аналогичные коэффициенты корреляции, полностью несовместимы со случаем (4). С точки зрения векторной направленности события могут заполнять всё пространство и вариации взаимодействия, а не только попарные соотношения между рядами данных.

Указанное накладывает определенные ограничения, такие как необходимость верификации данных на нормальность, гетероскедастичность, мультиколлинеарность, наличие выбросов и другие более сложные тесты, по выявлению вложенных инкапсулированных зависимостей, полиморфных структур, рекурсивных зависимостей. В данной работе предлагается применение самоорганизующейся нейронной карты для нивелирования этих недостатков и проведения оценок выдвигаемых гипотез о наличии самоорганизации инновационных структур между регионами России.

### Модель распределения самоорганизации знаний

Стандартные методы оценки перетоков предполагают попарное взаимодействие между субъектами перетока. Однако в реальности такие условия редко существуют, что приводит к сложностям в их вычислениях. Поэтому предлагается модель самоорганизующихся систем [26], способных адаптироваться под любые виды неструктурированных данных [27]. В настоящее время существуют сотни видов самоорганизующихся систем, которые находят применение по причине своей адаптационной способности, однако в данной статье предлагается применение классических самоорганизующихся нейронных карт [28].

На рис. 1 показана асимметричная структура распределения патентов по регионам России в 24 ключевых технологических направлениях. Рисунок 2 визуа-

лизирует регионы по 24 технологическим направлениям в виде попарных Евклидовых метрик технологической матрицы на базе данных 24 технологий. Видна симметричность данных и их независимое от региона или соответствующего размещения значение (регионы расположены в порядке следования в округах).

Далее приводится модель теоретического распределения перетоков и абсорбции знаний, согласно которой распространение знаний происходит в результате взаимно-обратной самоорганизации под воздействием внешних факторов – размещения технологий и производств, технологических [22] и экономических зависимостей.

Для создания модели применяется формула технологического расстояния на базе Евклидовой метрики для более тождественного соотнесения с географическими координатами и метриками нейронной карты:

$$\sum_{1n}^{n_1} \text{Technological}_{Distance}) = \frac{\sqrt{\sum_i^n (x_i - x_j)^2}}{\sum_1^n (x_i^2 + x_j^2)}. \quad (5)$$

Член в знаменателе  $\sum_1^n (x_i^2 + x_j^2)$  – это параметр, «наказывающий» за малые величины технологического потенциала. Другими словами, дистанция растет, если величина потенциала маленькая, и наоборот.

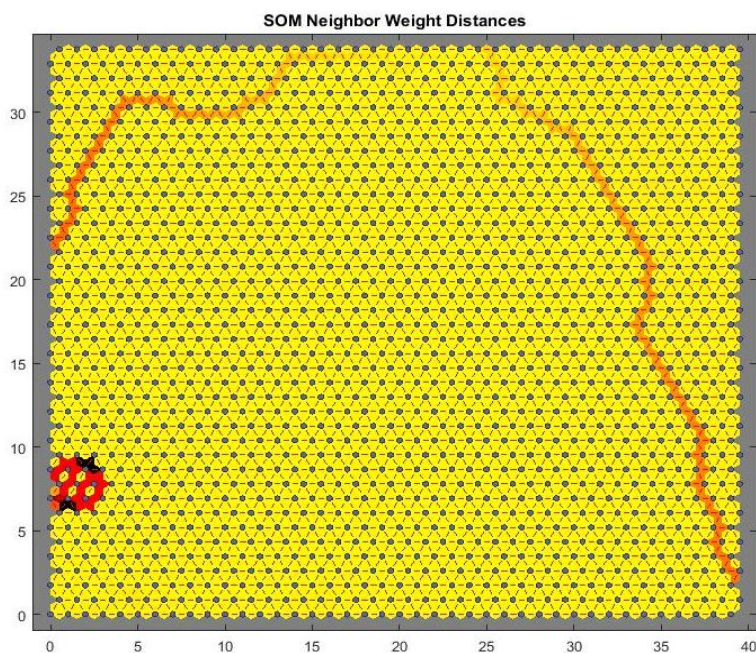


Рис. 1. Асимметрия технологической структуры регионов России (Matlab Clustering Tool)

Fig. 1. Asymmetry of technological structure of the Russian regions (Matlab Clustering Tool)

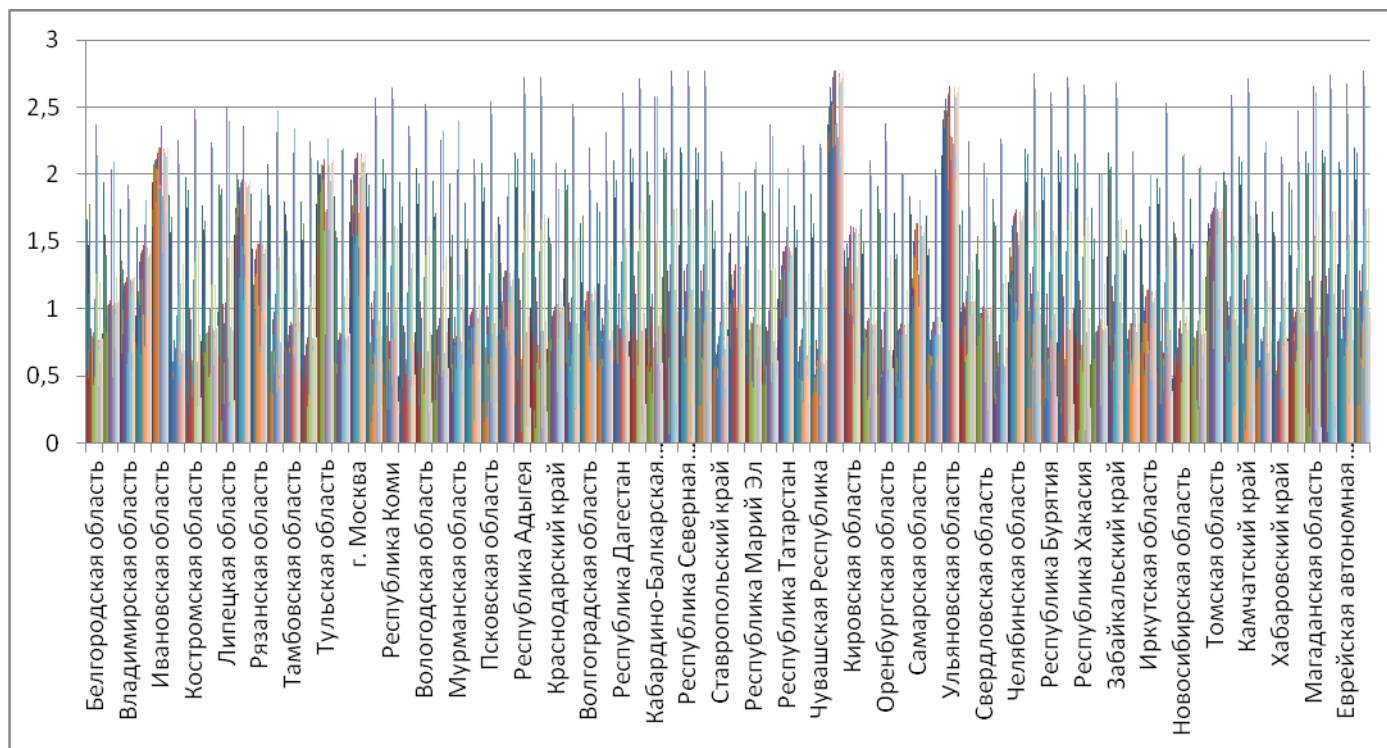


Рис. 2. Данные попарных расстояний Евклидовых метрик технологической дистанции между регионами  
 Fig. 2. Pairwise Euclidean distance metrics of technological distance between regions



Далее предлагается теоретическая модель самоорганизации знаний на базе формулы Сент-Винсенти и расстояний между регионами на базе эллипсоида по географическому стандарту WGS-84 в пакете R (*distVincentyEllipsoid* function).

$$\begin{aligned} \text{Self\_Organization} = \\ = 1 / (\sum_{1-n}^{n-1} \text{SentVincenty}_{\text{Distance}} * \sum_{1-n}^{n-1} \text{Technological}_{\text{Distance}}), \end{aligned} \quad (6)$$

$$\text{SentVincenty}_{\text{Distance}} = bA(\sigma - \Delta\sigma).$$

Здесь

$$\Delta\sigma = B \sin\sigma \{ \cos(2\sigma_m) + 1/4B(\cos\sigma[-1 + 2\cos^2(2\sigma_m)] - \frac{B}{6} \cos[2\sigma_m] [-3 + 4\sin^2\sigma] [-3 + 4\cos^2(2\sigma_m)]) \},$$

где

$$\begin{aligned} B &= u^2 / 1024 (256 + u^2 [-128 + u^2 (-768 + u^2 (74 - 47u^2))] ) \\ A &= 1 + u^2 / 16384 (4096 + u^2 [320 - 175u^2]) \\ u^2 &= \cos^2\alpha (a^2 - b^2 / b^2). \end{aligned}$$

Здесь  $\alpha = 6378137.0$  метров WGS84,  $b = (1 - f)a = 6356752,314245$  метров WGS84, где  $f$  = сжатие эллипсоида Земли.

Формула Сент-Винсенти является одной из самых точных и принимается во внимание в географических исследованиях как валидная оценка эллипсоида Земли в отличие от расстояний на сфере, вычисляемых по формуле гаверсину-сов, которые неприемлемы для точных расчетов, так как дают погрешность в пределах такой единицы, как крупный город.

Рисунок 3 показывает распределение технологических структур в зависимости от соответствующего расстояния. Можно увидеть несколько кластеров инновационной активности, совпадающие с округами в России. Аналогичная картина и для самоорганизации в области интегральных микросхем (рис. 4). Валидационная модель, в которой нет расстояний и иных пространственных входных векторов, должна показать похожее распределение, но без учета размеров регионов. Что именно привело к формированию такой структуры первично, выходит за рамки статьи, поэтому акцент делается на выявлении фактора технологической самоорганизации. Такой фактор является индикатором процессов внутренней инновационной активности и более качественно показывает такие сложные параметры инновационного прогресса, как достижение технологической самодостаточности [29], охват новых инновационных направлений [30], реконфигурирование производственных цепей [31], селекционные процессы внутри них [32].

Возможные варианты самоорганизации знаний можно идентифицировать по схожей структуре технологий, размещенных на сравнительно небольшом расстоянии. Так, наиболее схожие структуры перетоков можно заметить между Ивановской и Костромской, между Ивановской и Владимирской, между Орловской и Брянской областями. Причем самоорганизация происходит преимущественно благодаря машиностроению, и, по всей видимости, соответствующими



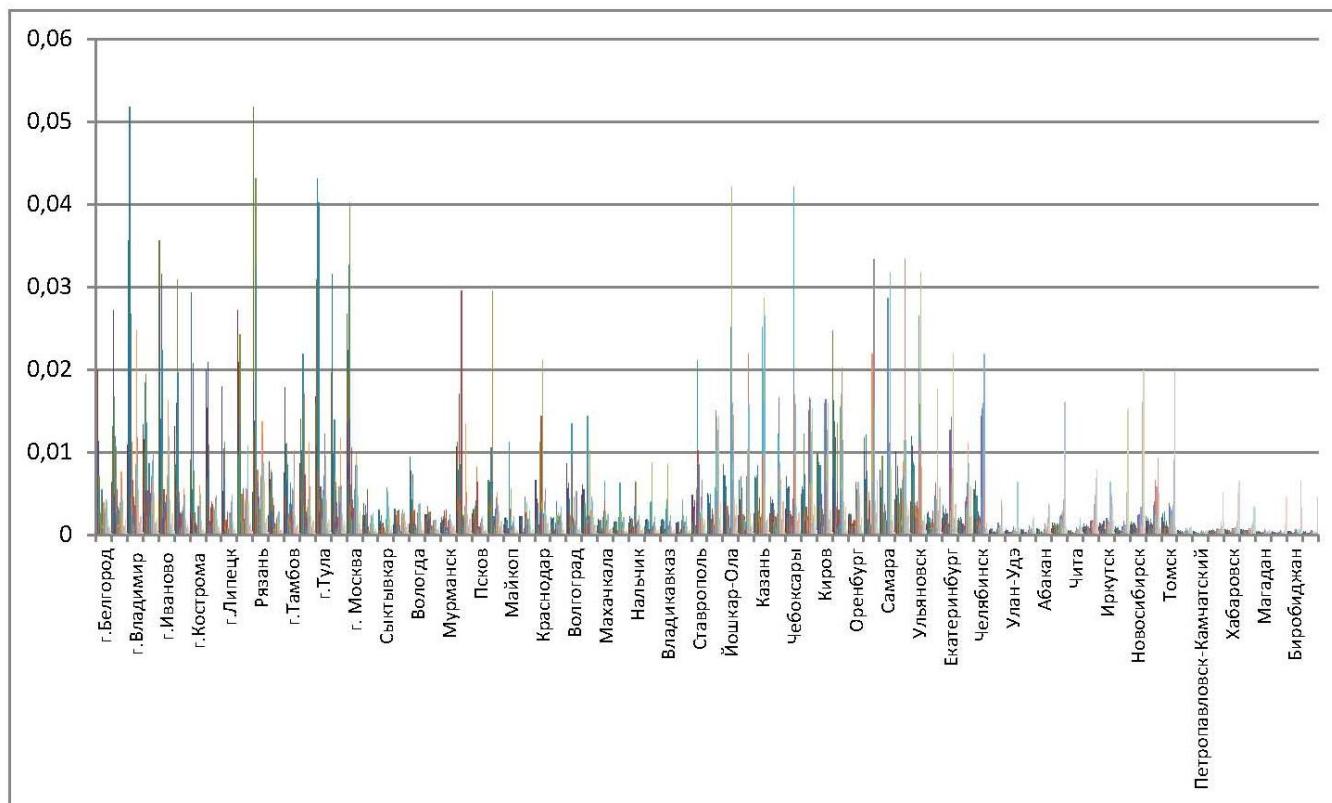


Рис. 3. Самоорганизация знаний между регионами России в 24 отраслевых направлениях  
 Fig. 3. Knowledge self-organization between the Russian regions in 24 sectoral areas

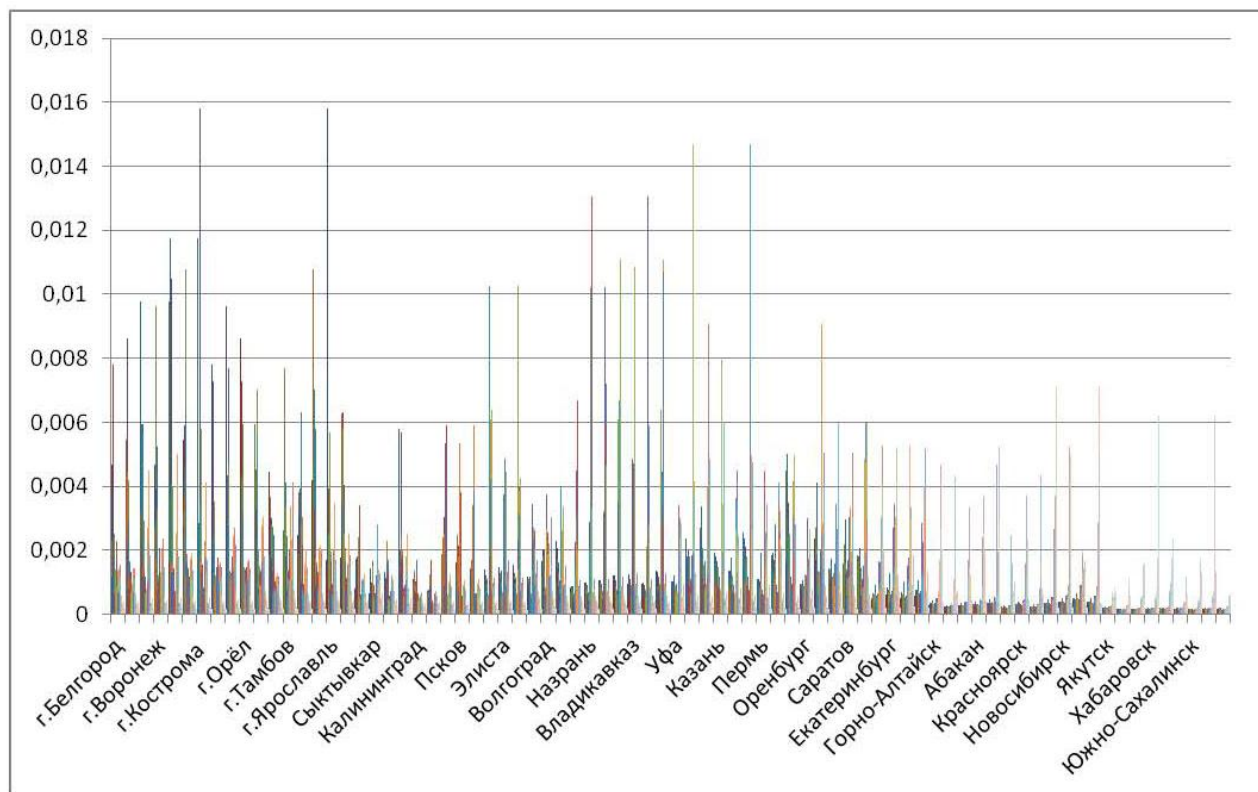


Рис. 4. Самоорганизация знаний в направлении интегральных микросхем  
 Fig. 4. Knowledge self-organization in integrated microcircuits

производственными связями. Схожая структура самоорганизации между Брянской, Воронежской, Орловской, Московской областями в сфере микроэлектроники и интегральных микросхем, а также между Москвой и Санкт-Петербургом, между Томском и Новосибирском.

В данной работе приводится теоретическая модель структурной самоорганизации знаний в регионах России и ее валидация при помощи самоорганизующейся нейронной карты, поэтому в следующем разделе предлагается выявить причину такого распределения технологических структур.

### Валидационная модель самоорганизующейся нейронной карты

Для доказательства гипотезы о технологической самоорганизации и выявления ее качественных характеристик предлагается применить самоорганизующуюся карту Кохонена.

Рисунки 5–7 показывают асимметрию распределения знаний на базе патентов визуально с помощью нейронной U-матрицы. Рисунок 5 показывает самоорганизацию всех нейронов на U-матрице 80 (регионы) \* 24 (технологии). Асимметрия (желтый сектор высоких значений весов нейронов) прослеживается как в отраслевой, так и в региональной направленности. Этот признак является первым индикатором нарушения инновационных и интеграционных процессов внутри страны на уровне отраслей и регионов.

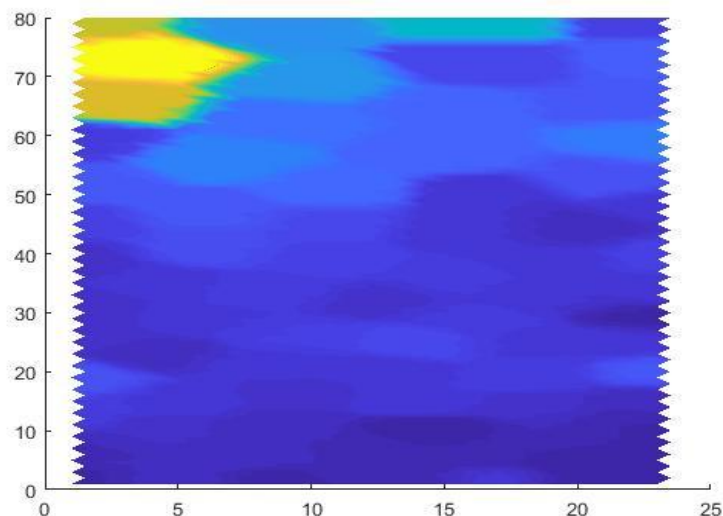


Рис. 5. U-матрица распределения структур патентной активности регионов  
(абсолютные значения)

Fig. 5. U-matrix of patent activity distribution by the regions  
(absolute values)

Аналогичное 3D-распределение весов нейронов по регионам представлено на рис. 6. Желтые значения соответствуют Московской, Ленинградской агломерациям. Синий треугольник соответствует отраслевой специализации иных регионов с более равномерной структурой распределения по технологиям.

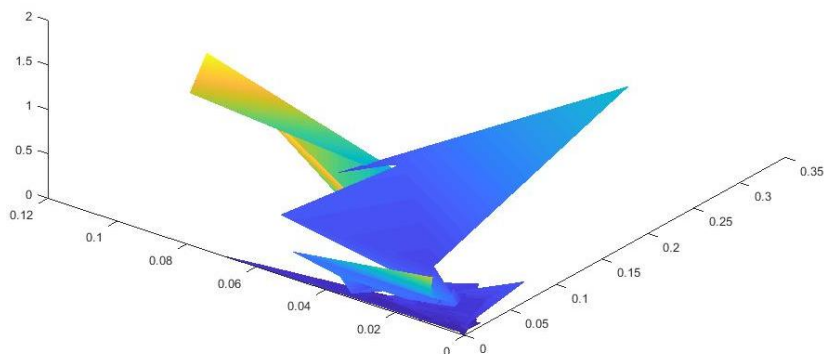


Рис. 6. Распределение весов регионов по технологической структуре  
*Fig. 6. Regional weights by technological structure*

Рисунок 7 показывает распределение нейронной картой показателей патентной активности по 24 группам технологий на душу населения. Видно, что структуры стали более распределенными и симметричными. Несмотря на то что есть различия в весах, по координатам структуры распределились более равномерно, хотя можно было бы выделить 4 класса регионов находящихся в разных углах карты.

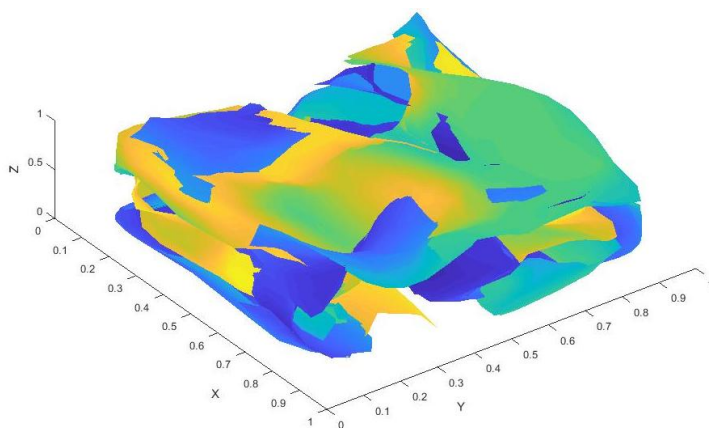


Рис. 7. Распределение весов регионов на душу населения по технологической структуре  
*Fig. 7. Regional weights per capita by technological structure*

Для анализа коэффициентов самоорганизации был выбран показатель патентной активности на душу населения как более правильно распределенный для нейронного анализа. Межтехнологическая самоорганизация показывает также интересные закономерности. Так, существует самоорганизация, вызванная наличием технологических связей между микроэлектроникой и интегральными микросхемами, что вполне объяснимо пересечением классов данных технологий и соответствующих знаний, что видно на соответствующих изображениях весов входных векторов, соответствующих данным технологическим направлениям. Также прослеживается корреляция между животноводством и сельским хозяйством, что видно по изображениям векторов входных нейронов. Но это говорит о совпадении сфер деятельности в одних и тех же регионах, так как регион, занимающийся животноводством, скорее всего, является одновременно и аграрным. На картах весов Cluster Tool (рис. 8, красные) корреляция между литографией и интегральными микросхемами практически отсутствует, что говорит об отсутствии самоорганизации между этими направлениями, несмотря на то что такая самоорганизация должна существовать в соответствующих регионах или научных центрах одной страны, так как литография и интегральные микросхемы являются звеньями одной технологической цепи. Хотя на уровне мировой системы существует разграничение в разработке и производстве оборудования (Голландия), проектировании интегральных микросхем (США, ЕС, Япония, Канада), производстве самих микросхем (Тайвань), и на уровне одной страны такое разделение мало обосновано из-за схожего распределения производительности труда. Но на весах Matlab Toolbox такая корреляция, хоть и частичная, обнаружена, что связано с большей точностью алгоритма и интегрированной шкалой относительных значений входных данных, которой нет в классическом пакете Matlab Clustering Tool. Так, карта выявила очень слабые структурные связи между, например, сплавами и турбинами, что можно объяснить сложной структурой класса «сплав», поглощающей возможные однозначные зависимости. Слабая связь между биотехнологиями и производством лекарств и медицинского оборудования, что также говорит об отсутствии интеграции на уровне знаний и соответственно производственных цепей в этих технологических направлениях. Отсутствует связь между литографией и полупроводниковыми материалами и в Clustering Tool, хотя она должна присутствовать хотя бы частично. Это говорит о том, что НИИ в данной сфере работают «вхолостую» и не имеют возможности внедрять свои разработки из-за отсутствия спроса со стороны промышленности или иных факторов. Иначе говоря, отсутствие зависимостей между элементами цепи и есть причина цепного спроса, что проявляется в патентной структуре. Так как в патентах указывается его предназначение в смежных дисциплинах, то это и проявляется в структурной близости или ее отсутствии.

Рисунок 8 создан при помощи Matlab Clustering Tool (MCT), а рис. 9 – при помощи более точного пакета Matlab Self Organizing Map Tools (MSOMT). Рисунок 8 показал достаточно хорошие взаимозависимости животноводства и растениеводства, как и рис. 9. Однако MSOMT оказался точнее, показав более сложную структуру. Но после нормализации и добавления технологии ускорителей точность многих векторов в MCT улучшилась, показав зависимости между

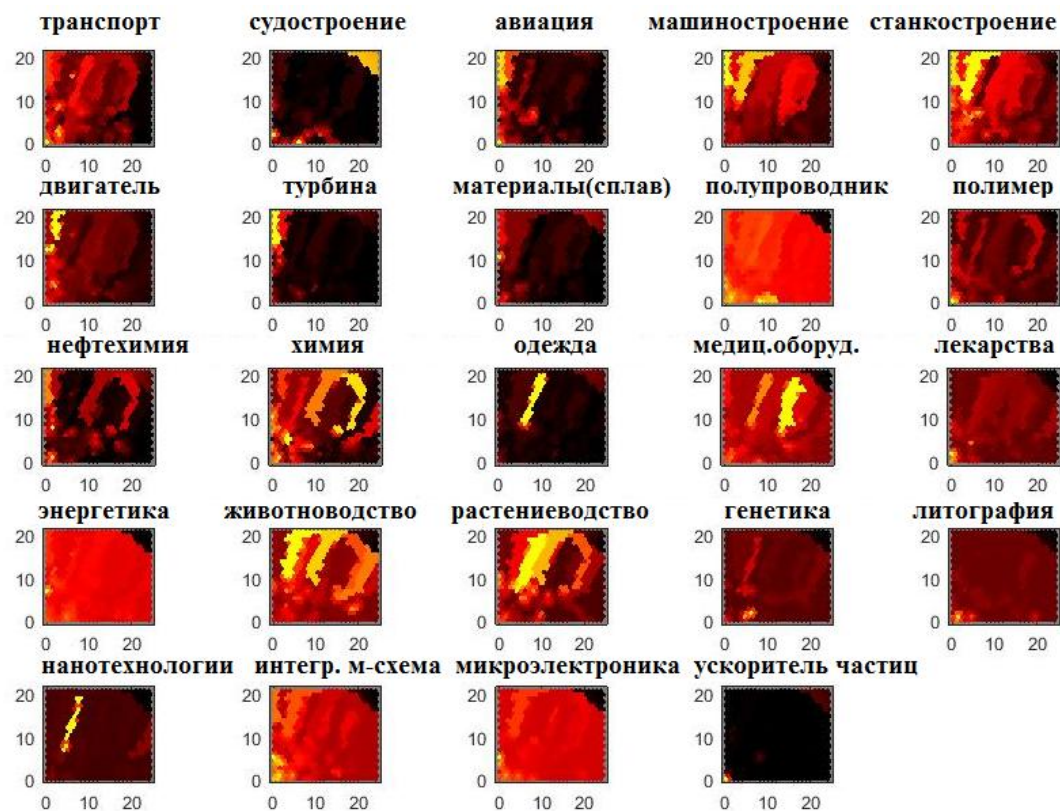


Рис. 8. Веса векторов входных нейронов – технологий, распределенных по регионам (Matlab Clustering Tool)

Fig. 8. The weights of input neuron vectors-technologies by regions (Matlab Clustering Tool)



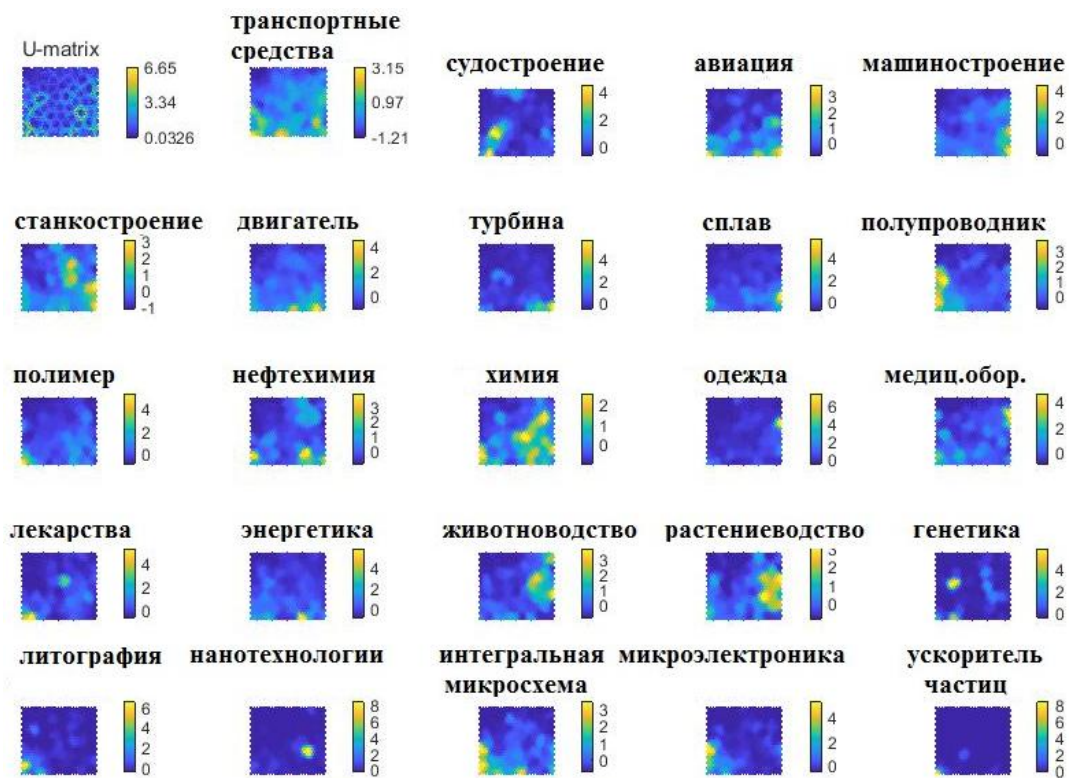


Рис. 9. Веса векторов входных нейронов – технологий, распределенных по регионам (Matlab Self Organizing Map Tools)

Fig. 9. The weights of input neuron vectors-technologies by regions (Matlab Self-Organizing Map Tools)



машиностроением и станкостроением, турбинами и авиацией, химией и нефтехимией, интегральными микросхемами и микроэлектроникой. Такие же зависимости оказались в области интегральных микросхем и электроники, что в принципе очевидно, так как два данных направления находятся в одной производственной цепи. Очень слабая зависимость литографии и полупроводников, что, очевидно, является индикатором разрозненности исследований и абсорбции знаний в данных полностью зависимых друг от друга направлениях.

Самоорганизация в области инновационных систем в России минует сложные производственные цепные зависимости в биотехнологических направлениях [33], включающих биотехнологии и медицину, лекарственные препараты и медицину, диагностику и генетику. В микроэлектронике отсутствует связь между литографическими системами и полупроводниками с интегральными микросхемами, что объясняет простую стратегию по приобретению оборудования из-за рубежа или аутсорсинговому (fabless) производству микросхем в других странах. В то же время нейронная сеть уловила связи между классическими направлениями старого уклада.

На рис. 9 представлены векторы нейронов для регионов России. Желтый цвет означает сильное отношение с общей картой, однако в нашем случае это и низкий показатель весов патентов в разных отраслевых направлениях, т. е. чем темнее, тем веса ниже. Но это соотносится со шкалой, которая варьируется для каждого региона. Также топология картин на весах указывает на схожую коррелирующую структуру [34], например, схожесть в электронике и машиностроении у Брянской и Воронежской областей, что подтвердилось картиной, полученной ранее. Схожую структуру имеют Липецкая, Ярославская, Московская области, г. Москва, Кировская область и Ставропольский край, в которых структура определяется такими отраслями, как машиностроение. Есть и необъяснимые регионы с точки зрения показателей. Таким регионом стал Дагестан со сложно объяснимым всплеском в области полупроводников, который никак не связан с реальным сектором в данном регионе, и регион характеризуется отсутствием реальных связей с полупроводниковой промышленностью и соответственно потенциалом абсорбции. Более похожие по структуре регионы – Адыгея и Ингушетия, Чеченская республика – таких аномалий не имеют. Например, Адыгея и Ингушетия имеют высокий уровень в сельском хозяйстве и смежных направлениях, хотя максимальный уровень шкалы устанавливает низкий общий уровень интенсивности. Также имеется близкий к нулю средний уровень, например, у Чеченской республики, Ингушетии и Северной Осетии. Из Северо-Кавказских республик только Кабардино-Балкария имеет относительно средний уровень инновационной активности. В целом формула (1) показала схожую модель поведения, при которой самые интенсивные уровни самоорганизации возникают между близкими регионами, что показала и нейронная карта. Структурно близкими оказались Москва и Московская область, Санкт Петербург и Ленинградская область, что обусловлено зависимостями между соответствующими производственными цепями. Данные группы были урезаны до городов Москва и Санкт-Петербург как слишком сильно подавляющих общий фон из-за очень маленького расстояния при высокой патентной активности на душу населения. Здесь роль, возможно, играет география. Также имеются сильные струк-

туры сходства между, например, Архангельской, Владимирской, Рязанской областями, Чувашской республикой. Но такого рода сходства являются, скорее всего, не результатом самоорганизации, вызванной перетоками, а природно-климатическими условиями и спецификой пространственного размещения производств, сложившегося еще во времена СССР, которое накладывает шаблон на формирование новых предприятий того же профиля, что и был ранее в данном регионе, и соответствующую абсорбцию знаний. Другими словами, если при СССР в данном регионе производили холодильники, то и теперь там производятся холодильники по лицензии или на базе своих мощностей. Подтверждением тому стал проведенный анализ пространственной зависимости попарных расстояний регионов и соответствующих попарных структурных соответствий в двух матрицах  $80 \times 80$ .

Также схожую структуру показали Свердловская область и Красноярский край, находящиеся на большом расстоянии друг от друга, что свидетельствует не о самоорганизации технологических связей и абсорбции знаний, которые не могли произойти между этими регионами ввиду большого расстояния, а о заложенной ранее структуре промышленности и соответствующем распределении патентной активности.

Нейронная сеть Matlab Clustering tool (см. рис. 8) оказалась грубее в результатах, чем пакет Matlab Toolbox (см. рис. 9) оценки корреляции между региональными технологическими паттернами, однако картина примерно схожая. Но Matlab Toolbox учитывает и величину входных нейронов с основной картой весов (шкалы справа от данных), что обеспечивает большую точность и надежность данных. Иначе говоря, схожие по шкале и структуре, например, Пензенская и Челябинская области, Новгородская и Тверская области оказались близкими к друг другу. Однако республика Ингушетия, схожая с Тульской областью структурно, сильно от нее отстоит в абсолютном значении.

Для создания визуализации весов входных векторов, соответствующих регионам, был применен алгоритм Order Planes Matlab Toolbox, который распределил вектора в соответствии с их весом и силой связи друг с другом по двум мерам – абсолютной корреляции с выходными нейронами и абсолютной корреляцией с U-матрицей (общей матрицей расстояний).

Рисунок 10 показывает распределение входных нейронов по карте с их весом на двумерной шкале карты.

На рис. 11 показано распределение данных фигуры по формуле (8) без географических расстояний, показанной на рис. 12 по субъектам Российской Федерации. Видна сильная зависимость от расстояния. Данные координат на карте весов были перенесены на график попарных расстояний в Excel. Несмотря на то, что нейронная карта не имеет данных о географическом положении регионов и расстоянии друг от друга, видна сильная зависимость от расстояния на уровне округов. Было составлено два вида распределений (рис. 13 и 14) корреляции векторов, соответствующих регионам по абсолютной корреляции значений друг с другом и силой связи друг с другом, но на U-матрице. Значения попарных расстояний были подставлены в формулы (8) для рис. 13 и 14 и формулы (9) для рис. 15.

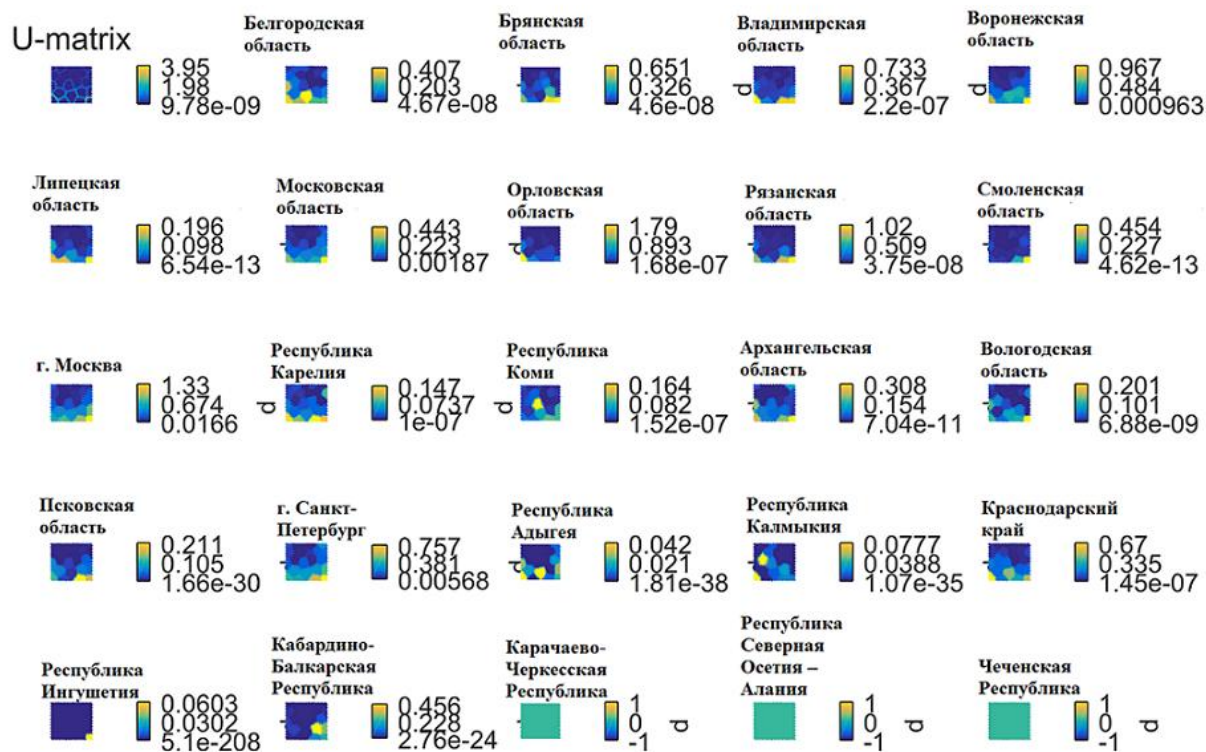


Рис. 10. Распределение регионов по карте 23 технологий (Matlab Self Organizing Map Tools)

Fig. 10. 23 technology map distribution of regions (Matlab Self-Organizing Map Tools)

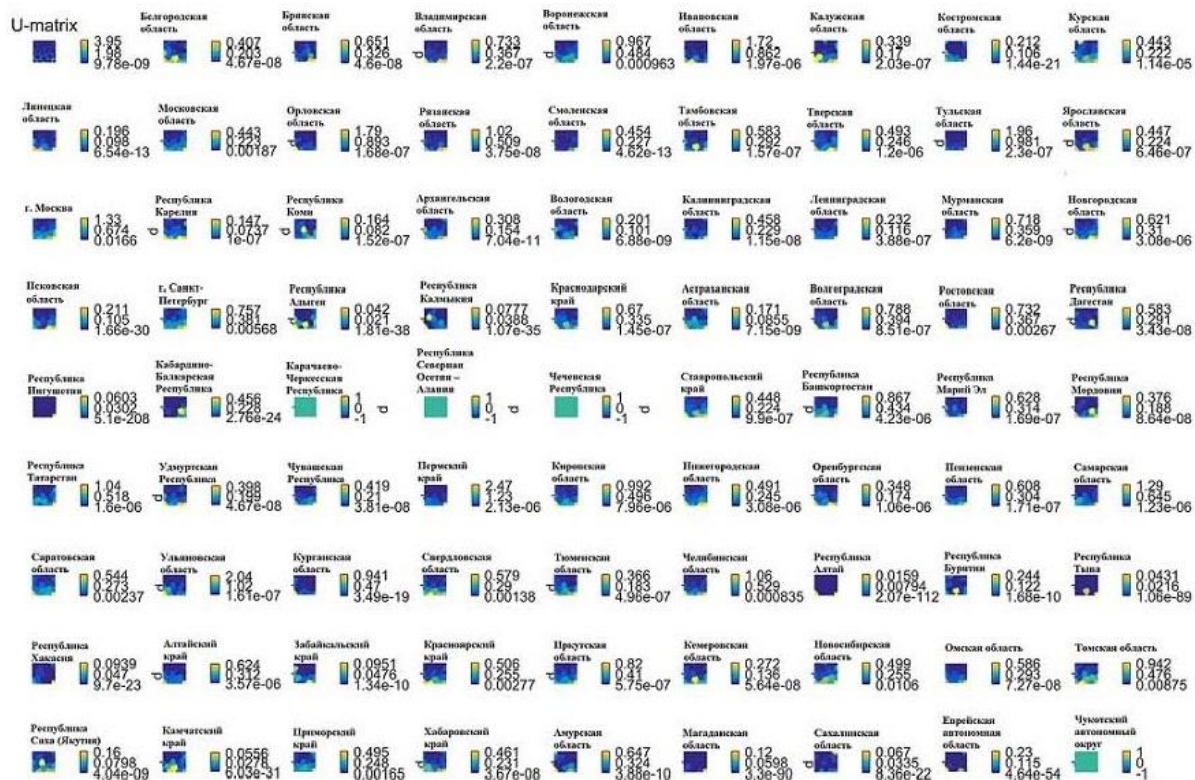


Рис. 11. Полная версия рисунка распределения регионов по карте 23 технологий (Matlab Self Organizing Map Tools)

Fig. 11. Full version of 23 technology map distribution of regions (Matlab Self-Organizing Map Tools)

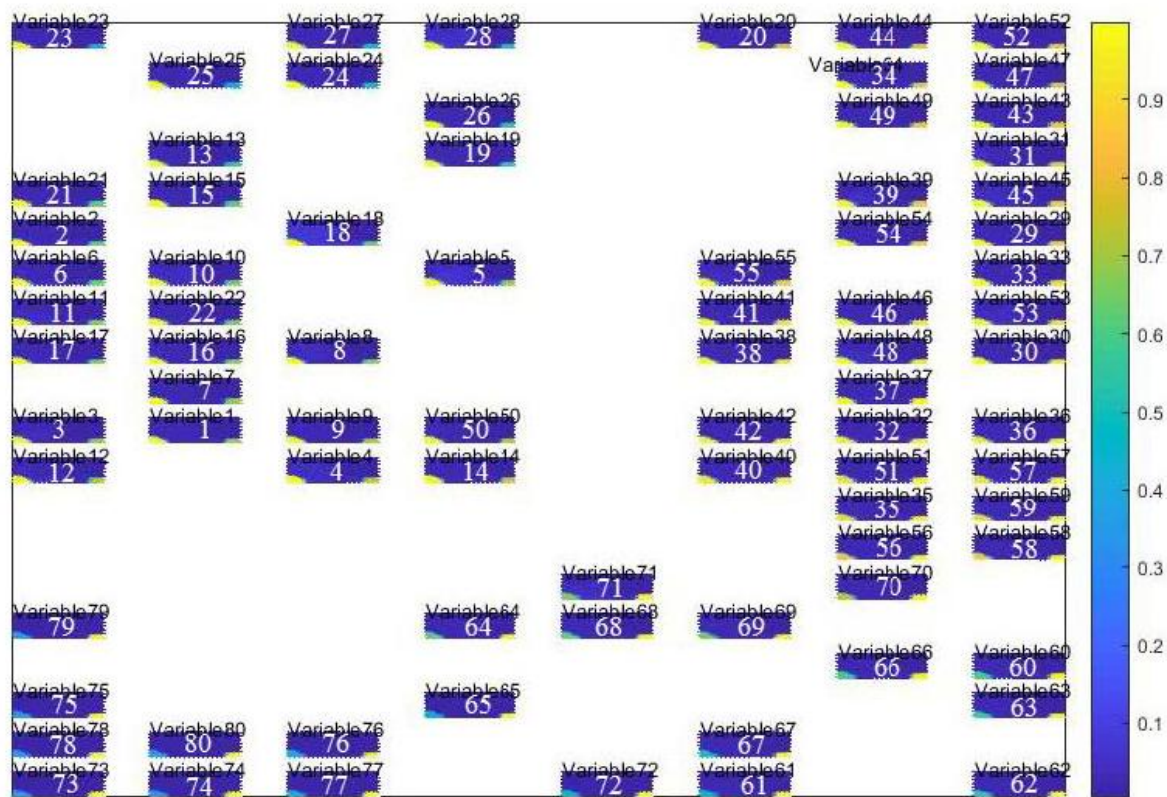


Рис. 12. Распределение регионов на основе абсолютной корреляции векторов их весов в двумерном пространстве  
 Fig. 12. Distribution of regions based on absolute correlation of vectors and their weights in two-dimensional space



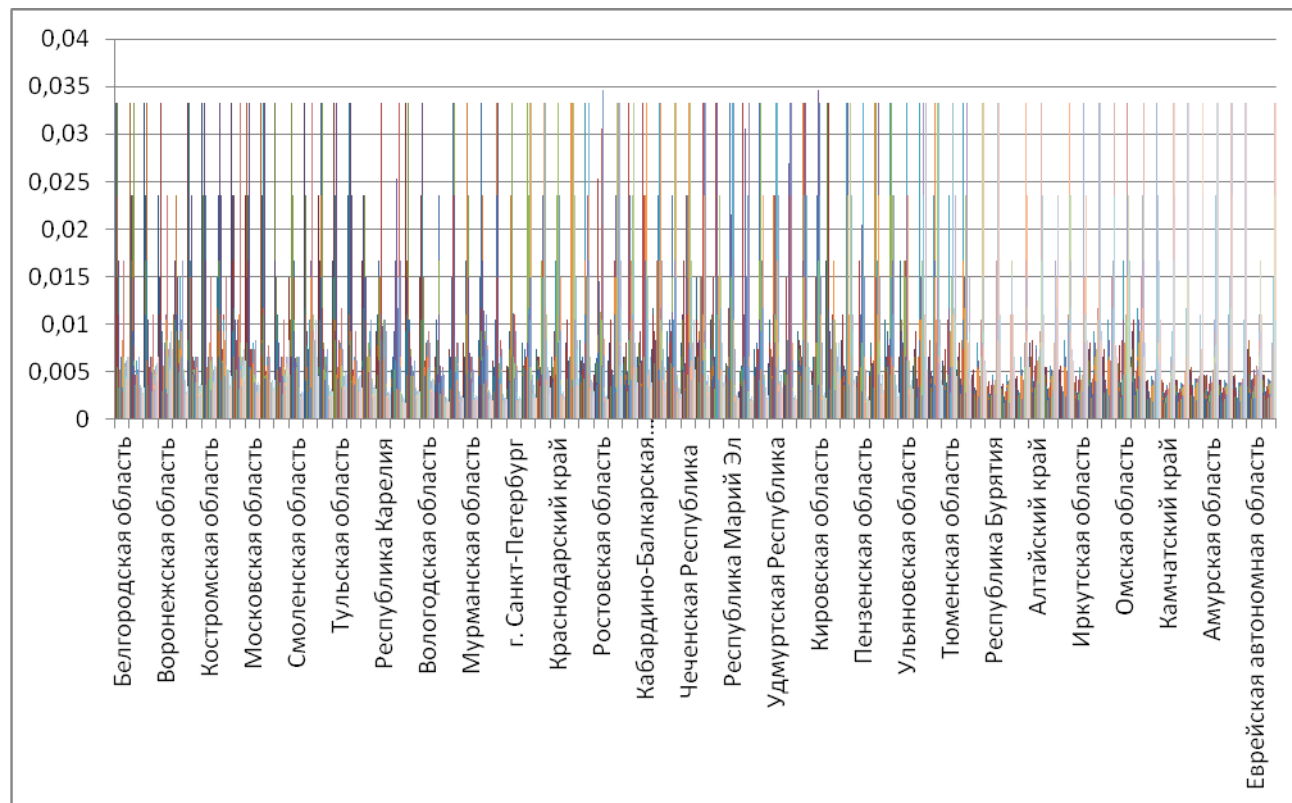


Рис. 13. Распределение расстояний на нейронной карте (абсолютная корреляция по входным параметрам)

Fig. 13. Neural map distribution of distances (absolute correlation by input parameters)

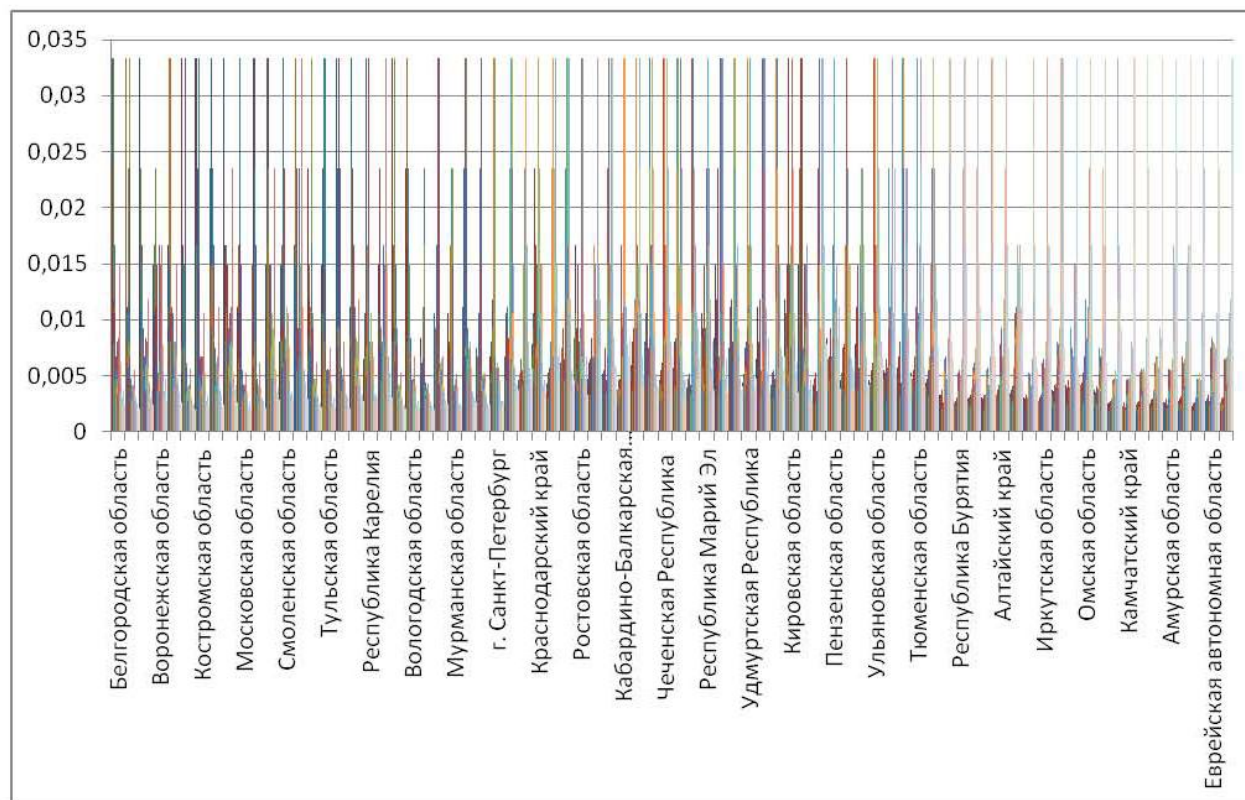


Рис. 14. Распределение расстояний на нейронной карте (расстояния на нейронной U-матрице)  
 Fig. 14. Neural map distribution of distances (distances on the neural U-matrix)



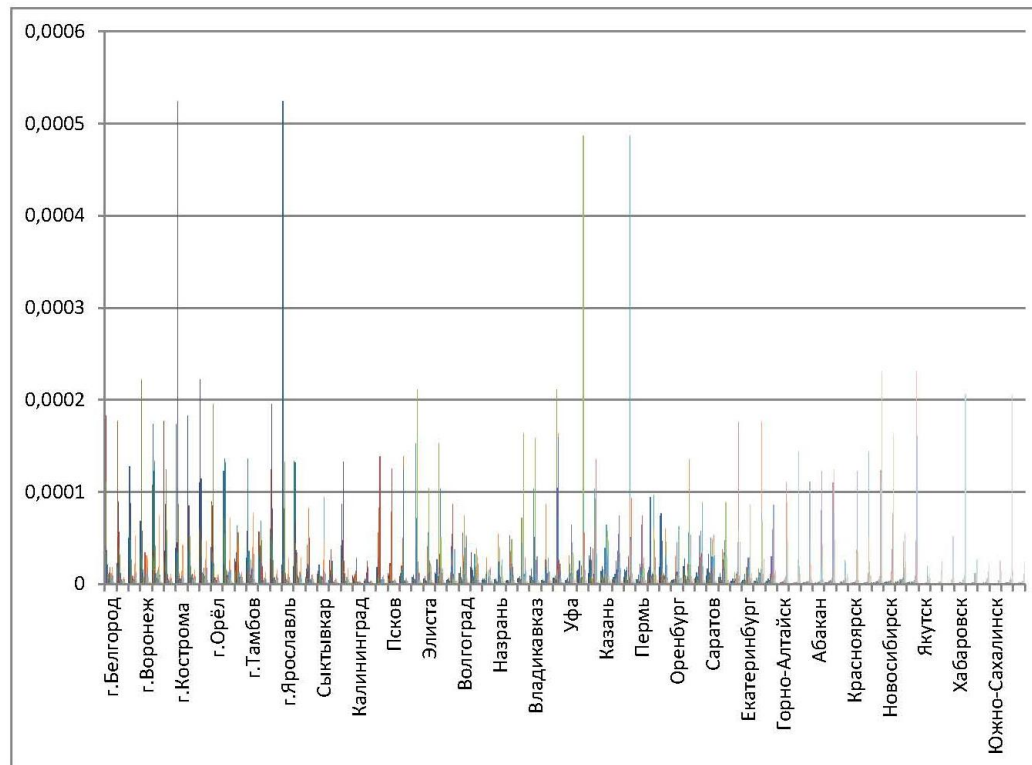


Рис. 15. Самоорганизация с учетом WGS84  
 Fig. 15. Self-organization based on WGS84

Рисунок 13 похож структурно на модель, показанную ранее, с тем отличием, что в указанной модели было учтено расстояние по формуле Сент-Винсенти (GDS-84) и учитывалась величина патентной активности, которая менялась в зависимости от ее абсолютного значения. Нейронная карта показатель величины учитывает, но сближает нейроны, имеющие схожие величины, показывая результирующее расстояние в технологическом пространстве, поэтому картина более однородна, чем в указанной ранее модели. Во время инициализации нейронная карта размещает выходные нейроны случайным образом, что исключает воздействие близости размещения нейронов на входной карте.

Примерно похожую структуру показали зависимости на базе нейронной U-матрицы. Как видно из рис. 14, регионы также показывают сильную пространственную организацию, зависящую не столько от межрегиональных расстояний, сколько от нахождения в том или ином региональном округе или временной зоне.

Как видно из рис. 14, прослеживается значительная пространственная зависимость или пространственная самоорганизация знаний в России между регионами в различных технологических направлениях. Но в пределах отдельных округов распределения достаточно однородны. Всего можно выделить четыре основных центра самоорганизации – Центральный, Сибирский, Южный и Дальневосточный.

$$\begin{aligned} \text{Neural\_Knowledge\_Self\_Organization\_} &= \\ &= 1 / \left( \sum_{1n}^{n_1} \text{Technological}_{\text{Distance}_{\text{Neural}}} \right), \end{aligned} \quad (8)$$

$$\begin{aligned} \text{Neural\_Knowledge\_Self\_Organization\_GDS\_84} &= \\ &= 1 / \left( \sum_{1n}^{n_1} \text{SentVicenty}_{\text{Distance}} * \sum_{1n}^{n_1} \text{Technological}_{\text{Distance}_{\text{Neural}}} \right). \end{aligned} \quad (9)$$

Самая высокая степень самоорганизации (с учетом расстояния) между такими регионами, как Костромская и Ярославская область, Брянск и Калуга, Владимир и Кострома, Воронеж и Липецк, Иваново и Костромская область, между Тульской и Орловской областями; в Южном федеральном округе это Адыгея и Ставропольский край; в Центральном федеральном округе – Марий Эл и Чувашская Республика; в Сибири – Курганская и Тюменская, Томская и Кемеровская области; на Дальнем Востоке – Хабаровский край и Еврейская АО. Зачастую в таких связках один регион, более сильный, влияет на другой, более слабый в данной сфере.

Такого рода распределения знаний и соответствующая самоорганизация говорит о влиянии перетоков знаний и технологий между регионами и соответствующей самоорганизацией инновационных систем. Однако однородные зависимости между технологиями могут говорить об устаревшей форме такой самоорганизации либо об ее упрощенном варианте, либо о результате плановой политики размещения производств, росте соответствующей инновационной активности и абсорбции инноваций и знаний, а пиковые скачки – о процессах самоорганизаций, вызванных инновационным перетоком, и также абсорбции.

Иначе говоря, самоорганизация не между сложными элементами производственных цепей, а между более простыми элементами. О проблемах спроса на высокотехнологичные знания в целом ряде отраслей многократно указывалось в отечественной литературе [3; 35], что и подтвердила нейронная модель. Так, отсутствие связи сельского хозяйства и генетики говорит об отсутствии спроса на инновации со стороны генетики в России или отсутствии полноценных результатов генетических исследований, несмотря на определенный пик активности в данной сфере, особенно в области CRISP технологий, технологий ген-экспрессии в мире. Формулы (8) и (9) не совпали с представленной ранее моделью в формуле (6), однако выявили процесс самоорганизации технологических структур в России в пространственном разрезе, а анализ с помощью самоорганизующейся нейронной карты показал качественные характеристики этого процесса.

### Заключение

Предложенный индикатор самоорганизации может стать объективным критерием качества инновационных процессов, что очень важно для России, так как иные индикаторы вроде перетоков, абсорбции и инвестиции очень легко «обманиваются» и интерпретируются в «свою пользу», скрывая истинное положение дел в соответствующей отрасли или технологии. Нейронная модель показала сильную самоорганизацию структуры знаний как на уровне регионов, так и на уровне федеральных округов. Кроме того, нейронная карта может применяться для анализа взаимосвязей между комплексными объектами со сложной многомерной структурой.

С точки зрения потенциала генерации инноваций в патентах на душу населения Россия имеет неплохие показатели, сравнимые с такими странами, как США, Франция, Германия, Канада. Однако структурные показатели свидетельствуют об отсутствии интеграции этих знаний с реальным сектором.

Нейронная сеть показала обширную самоорганизацию инновационных структур по территории федеральных округов России. Но при наличии инновационной самоорганизации систем в России не развиваются новые направления интеграции с производством, даже уже развитые в некоторых странах мира, такие как литография иммерсионная и ионно-лучевая, при этом теоретическая база продолжает создаваться. Не развиваются поисковые инновационные системы в области генетики и ее интеграции с медициной, диагностикой, сельским хозяйством.

Инновационный процесс можно анализировать качественно при помощи анализа межотраслевых процессов самоорганизации, абсорбции и перетоков знаний. Такой метод анализа дает более достоверные результаты, чем, например, анализ индикатора перетока через инвестиции и результирующего роста валового продукта, так как в таком случае очень высока вероятность подмены данных и получения ошибочных выводов.

В то же время обнаруженные самоорганизационные связи свидетельствуют о доминировании структуры старых укладов. Самоорганизующиеся системы – очень мощный инструмент поиска зависимости, так как обладает целым рядом

преимуществ в работе с неоднородными и неправильно распределенными данными. Также нейронные сети перспективны в поиске сложных структурных зависимостей, которые могут появляться при возникновении процессов технологической и экономической самоорганизации и абсорбции знаний между регионами и отраслями.

### Список литературы

1. **Bloom N., Schankerman M., Van Reenen J.** Identifying technology spillovers and product market rivalry. *Econometrica*, 2013, vol. 81, no. 4, p. 1347–1393.
2. **Аганбегян А. Г., Багриновский К. А., Гранберг А. Г.** Система моделей народнохозяйственного планирования. М.: Мысль, 1972.
3. **Аганбегян А. Г.** Социально-экономическое развитие Российской Федерации – преодоление рецессии // Среднерусский вестник общественных наук. 2017. № 12 (5). С. 15–22.
4. **Acs Z. J., Audretsch D. B.** Patents as a measure of innovative activity. *Kyklos*, 1989, no. 42 (2), p. 171–180.
5. **Гурков И. Б.** Воздействие интегрированных структур управления на инновационное развитие российских предприятий: попытка эмпирического анализа // Российский журнал менеджмента. 2005. № 3 (4). С. 55–66.
6. **Benner M., Waldfoegel J.** Close to you? Bias and precision in patent-based measures of technological proximity. *Research Policy*, 2008, no. 37 (9), p. 1556–1567.
7. **Jaffe A. B.** Technological opportunity and spillovers of R&D: Evidence from firms' patents, profits, and market value. *American Economic Review*, 1986, no. 76 (5), p. 984–1001.
8. **Olsson O., Frey B. S.** Entrepreneurship as recombinant growth. *Small Business Economics*, 2002, no. 19 (2), p. 69–80.
9. **Rosenkopf L., Almeida P.** Overcoming local search through alliances and mobility. *Management Science*, 2003, no. 49 (6), p. 751–766.
10. **Griliches Z.** Patent statistics as economic indicators: A survey. In: R&D and Pro. The Econometric Evidence. Chicago, University of Chicago Press, 1998, p. 287–343.
11. **Stellner F.** Technological Distance Measures: Theoretical Foundation and Empirics. In: Druid Society Conference 2014, CBS. Copenhagen, 2014. URL: [https://conference.druid.dk/acc\\_papers/oc0vy5o9iyk8sujx27an39yb0imx.pdf](https://conference.druid.dk/acc_papers/oc0vy5o9iyk8sujx27an39yb0imx.pdf) (accessed: 12.12.2018).
12. **De Jong J., Hippel E. von.** Transfers of user process innovations to process equipment producers: A study of Dutch high-tech firms. *Research Policy*, 2009, no. 38 (7), p. 1181–1191. DOI 10.12688/f1000research.9909.1
13. **Волкова Т. И., Усольцев И. А.** Изобретательская активность исследователей: межстрановые рейтинговые оценки // Экономика региона. 2017. Т. 13, вып. 1. С. 290–307.
14. **Jaffe A. B., Trajtenberg M.** International knowledge flows: Evidence from patent citations. *Economics of Innovation and New Technology*, 1999, no. 8 (1–2), p. 105–136.

15. **Gilsing V., Nooteboom B., Vanhaverbeke W., Duysters G., Oord A. van den.** Network embeddedness and the exploration of novel technologies: Technological distance, betweenness centrality and density. *Research Policy*, 2008, no. 37 (10), p. 1717–1731.
16. **Wu Z., Pan S., Chen F., Long G., Zhang C., Yu P. S.** A Comprehensive Survey on Graph Neural Networks. *IEEE Trans. Neural Netw. Learn. Syst.*, 2021, Jan., no. 32 (1), p. 4–24. DOI 10.1109/TNNLS.2020.2978386
17. **Scardoni G., Tosadori G., Pratap S., Spoto F., Laudanna C.** Finding the shortest path with PesCa: a tool for network reconstruction. Version 2. F1000Res. 2015.4.484. In: eCollection. PubMed PMID: 27781081; PubMed Central PMCID: PMC5054806.
18. **Gil D. P., Law J. N., Murali T. M.** The PathLinker app: Connect the dots in protein interaction networks. *F1000 Research*, 2017, no. 6, p. 58.
19. **Petersen K. J., Handfield R. B., Ragatz G. L.** Supplier integration into new product development: Coordinating product, process and supply chain design. *Journal of Operations Management*, 2005, no. 23 (3–4), p. 371–388.
20. **Breschi S., Lissoni F., Malerba F.** Knowledge-relatedness in firm technological diversification. *Research Policy*, 2003, no. 32 (1), p. 69–87.
21. **Nooteboom B., Haverbeke W. van, Duysters G., Gilsing V., Oord A. van den.** Optimal cognitive distance and absorptive capacity. *Research Policy*, 2007, no. 36 (7), p. 1016–1034.
22. **Bar T., Leiponen A.** A measure of technological distance. *Economics Letters*, 2012, no. 116 (3), p. 457–459.
23. **Nesta L., Saviotti P.** Coherence of the Knowledge Base and the Firm's Innovative Performance: Evidence from the US Pharmaceutical Industry. *Journal of Industrial Economics*, 2005, no. 53 (1), p. 123–142.
24. **Teece D. J., Rumelt R., Dosi G., Winter S.** Understanding corporate coherence: Theory and evidence. *Journal of Economic Behavior & Organization*, 1994, no. 23 (1), p. 1–30.
25. **Carlsson G., Memoli F.** Characterization, Stability and Convergence of Hierarchical Clustering Methods. *Journal of Machine Learning Research*, 2010, no. 11, p. 1425–1470.
26. **Kohonen T.** Essentials of the self-organizing map. *Neural networks: The Official Journal of the International Neural Network Society*, 2013, no. 37, p. 52–65.
27. **Brereton R.** Self organising maps for visualising and modeling. *Chemistry Central journal*, 2012, vol. 6, suppl. 2, S1. 2.
28. **Massimo P., Antonio G., Marzia B.** On the Use of Self-Organizing Map for Text Clustering in Engineering Change Process Analysis: A Case Study. *Computational Intelligence and Neuroscience*, 2016, Article ID 5139574, 11 p.
29. **Reddy A.** Technology and self-reliance. *Science and Public Policy*, 1977, vol. 4, iss. 3, p. 231–234.
30. **Hung C., Lee W.** A proactive technology selection model for new technology: The case of 3D IC TSV. *Technological Forecasting and Social Change*, 2016, vol. 103, p. 191–202. DOI 10.1111/foie.12103

31. **Geels F.** Technological transitions as evolutionary reconfiguration processes: a multi-level perspective and a case-study. *Research Policy*, 2002, vol. 31, iss. 8–9, p. 1257–1274. DOI 10.1016/S0048-7333(02)00062-8
32. **Lee C., Kwon O., Kim M., Kwon D.** Early identification of emerging technologies: A machine learning approach using multiple patent indicators. *Technological Forecasting and Social Change*, 2018, vol. 127, p. 291–303.
33. **Quéré M.** Knowledge dynamics: biotechnology's incursion into the pharmaceutical industry. *Industry & Innovation*, 2003, no. 19, p. 255–273.
34. **Stefanovic P., Kurasova O.** Visual analysis of self-organizing maps. *Nonlinear Analysis: Modeling and Control*, 2011, vol. 16, no. 4, p. 488–504.
35. **Унтупа Г. А.** Человеческий капитал как базовый фактор в экономике знаний // Наука. Инновации. Образование. 2008. № 4. С. 193–208.

### References

1. **Bloom N., Schankerman M., Van Reenen J.** Identifying technology spillovers and product market rivalry. *Econometrica*, 2013, vol. 81, no. 4, p. 1347–1393.
2. **Aganbegyan A. G., Bagrinovsky K. A., Granberg A. G.** System of national planning system. Moscow, Mysl, 1972. (in Russ.)
3. **Aganbegyan A. G.** Socio-economic development of Russian Federation – overcoming recession. *Middle-Russia's social science informer*, 2017, no. 12 (5), p. 15–22. (in Russ.)
4. **Acs Z. J., Audretsch D. B.** Patents as a measure of innovative activity. *Kyklos*, 1989, no. 42 (2), p. 171–180.
5. **Gurkov I. B.** Influence of integrated management structures on the innovational growth of Russian enterprises: empirical evaluation endeavor. *Russian management journal*, 2005, no. 3 (4), p. 55–66. (in Russ.)
6. **Benner M., Waldfoegel J.** Close to you? Bias and precision in patent-based measures of technological proximity. *Research Policy*, 2008, no. 37 (9), p. 1556–1567.
7. **Jaffe A. B.** Technological opportunity and spillovers of R&D: Evidence from firms' patents, profits, and market value. *American Economic Review*, 1986, no. 76 (5), p. 984–1001.
8. **Olsson O., Frey B. S.** Entrepreneurship as recombinant growth. *Small Business Economics*, 2002, no. 19 (2), p. 69–80.
9. **Rosenkopf L., Almeida P.** Overcoming local search through alliances and mobility. *Management Science*, 2003, no. 49 (6), p. 751–766.
10. **Griliches Z.** Patent statistics as economic indicators: A survey. In: *R&D and Pro. The Econometric Evidence*. Chicago, University of Chicago Press, 1998, p. 287–343.
11. **Stellner F.** Technological Distance Measures: Theoretical Foundation and Empirics. In: *Druid Society Conference 2014*, CBS. Copenhagen, 2014. URL: [https://conference.druid.dk/acc\\_papers/oc0vy5o9iyk8sujx27an39yb0imx.pdf](https://conference.druid.dk/acc_papers/oc0vy5o9iyk8sujx27an39yb0imx.pdf) (accessed: 12.12.2018).

12. **De Jong J., Hippel E. von.** Transfers of user process innovations to process equipment producers: A study of Dutch high-tech firms. *Research Policy*, 2009, no. 38 (7), p. 1181–1191. DOI 10.12688/f1000research.9909.1
13. **Volkova T. I., Usoltsev I. A.** Innovative activity of researchers: cross-country rating estimations. *Economy of region*, 2017, vol. 13, no. 1, p. 290–307. (in Russ.)
14. **Jaffe A. B., Trajtenberg M.** International knowledge flows: Evidence from patent citations. *Economics of Innovation and New Technology*, 1999, no. 8 (1–2), p. 105–136.
15. **Gilsing V., Nooteboom B., Vanhaverbeke W., Duysters G., Oord A. van den.** Network embeddedness and the exploration of novel technologies: Technological distance, betweenness centrality and density. *Research Policy*, 2008, no. 37 (10), p. 1717–1731.
16. **Wu Z., Pan S., Chen F., Long G., Zhang C., Yu P. S.** A Comprehensive Survey on Graph Neural Networks. *IEEE Trans. Neural Netw. Learn. Syst.*, 2021, Jan., no. 32 (1), p. 4–24. DOI 10.1109/TNNLS.2020.2978386
17. **Scardoni G., Tosadori G., Pratap S., Spoto F., Laudanna C.** Finding the shortest path with PesCa: a tool for network reconstruction. Version 2. F1000Res. 2015.4.484. In: eCollection. PubMed PMID: 27781081; PubMed Central PMCID: PMC5054806.
18. **Gil D. P., Law J. N., Murali T. M.** The PathLinker app: Connect the dots in protein interaction networks. *F1000 Research*, 2017, no. 6, p. 58.
19. **Petersen K. J., Handfield R. B., Ragatz G. L.** Supplier integration into new product development: Coordinating product, process and supply chain design. *Journal of Operations Management*, 2005, no. 23 (3–4), p. 371–388.
20. **Breschi S., Lissoni F., Malerba F.** Knowledge-relatedness in firm technological diversification. *Research Policy*, 2003, no. 32 (1), p. 69–87.
21. **Nooteboom B., Haverbeke W. van, Duysters G., Gilsing V., Oord A. van den.** Optimal cognitive distance and absorptive capacity. *Research Policy*, 2007, no. 36 (7), p. 1016–1034.
22. **Bar T., Leiponen A.** A measure of technological distance. *Economics Letters*, 2012, no. 116 (3), p. 457–459.
23. **Nesta L., Saviotti P.** Coherence of the Knowledge Base and the Firm's Innovative Performance: Evidence from the US Pharmaceutical Industry. *Journal of Industrial Economics*, 2005, no. 53 (1), p. 123–142.
24. **Teece D. J., Rumelt R., Dosi G., Winter S.** Understanding corporate coherence: Theory and evidence. *Journal of Economic Behavior & Organization*, 1994, no. 23 (1), p. 1–30.
25. **Carlsson G., Memoli F.** Characterization, Stability and Convergence of Hierarchical Clustering Methods. *Journal of Machine Learning Research*, 2010, no. 11, p. 1425–1470.
26. **Kohonen T.** Essentials of the self-organizing map. *Neural networks: The Official Journal of the International Neural Network Society*, 2013, no. 37, p. 52–65.
27. **Brereton R.** Self organising maps for visualising and modeling. *Chemistry Central journal*, 2012, vol. 6, suppl. 2, S1. 2.



28. **Massimo P., Antonio G., Marzia B.** On the Use of Self-Organizing Map for Text Clustering in Engineering Change Process Analysis: A Case Study. *Computational Intelligence and Neuroscience*, 2016, Article ID 5139574, 11 p.
29. **Reddy A.** Technology and self-reliance. *Science and Public Policy*, 1977, vol. 4, iss. 3, p. 231–234.
30. **Hung C., Lee W.** A proactive technology selection model for new technology: The case of 3D IC TSV. *Technological Forecasting and Social Change*, 2016, vol. 103, p. 191–202. DOI 10.1111/joie.12103
31. **Geels F.** Technological transitions as evolutionary reconfiguration processes: a multi-level perspective and a case-study. *Research Policy*, 2002, vol. 31, iss. 8–9, p. 1257–1274. DOI 10.1016/S0048-7333(02)00062-8
32. **Lee C., Kwon O., Kim M., Kwon D.** Early identification of emerging technologies: A machine learning approach using multiple patent indicators. *Technological Forecasting and Social Change*, 2018, vol. 127, p. 291–303.
33. **Quéré M.** Knowledge dynamics: biotechnology's incursion into the pharmaceutical industry. *Industry & Innovation*, 2003, no. 19, p. 255–273.
34. **Stefanovic P., Kurasova O.** Visual analysis of self-organizing maps. *Nonlinear Analysis: Modeling and Control*, 2011, vol. 16, no. 4, p. 488–504.
35. **Untura G. A.** Human capital as the basic factor in Knowledge Economy. *Nauka. Innovacii. Obrazovanie*, 2008, no. 4, p. 193–208. (in Russ.)

Материал поступил в редколлегию 03.12.2020

Принят к печати 10.04.2021

The article was submitted 03.12.2020

Accepted for publication 10.04.2021

### Сведения об авторе

**Заболотский Алексей Александрович**, кандидат экономических наук, старший научный сотрудник, Институт экономики и организации промышленного производства СО РАН (Новосибирск, Россия)

ieie@inbox.ru

Scopus Author ID 57221949899

РИНЦ 75166

### Information about the Author

**Aleksey A. Zabolotsky**, Candidate of Sciences (Economics), Senior Researcher, Institute of Economics and Industrial Engineering SB RAS (Novosibirsk, Russian Federation)

ieie@inbox.ru

Scopus Author ID 57221949899

RISC 75166