

АЛЬМУХАМЕДОВА Ольга Анатольевна

Южный федеральный университет (Ростов-на-Дону, РФ)
кандидат экономических наук; e-mail: oaalmuhamedova@sfedu.ru

ПРИМЕНЕНИЕ НЕЙРОСЕТЕВЫХ СИСТЕМ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА В ДОСТИЖЕНИИ УСТОЙЧИВОГО РАЗВИТИЯ ТУРИЗМА

Искусственный интеллект обладает возможностями для проведения анализа больших наборов данных, принятию решений, прогнозированию устойчивого поведения различных систем. Нейронные сети, как один из способов реализации искусственного интеллекта, являются перспективной технологией, адаптивной к реальным процессам, позволяющей изучать многомерные явления, а также работать с неполными данными, характеризующимися неопределенностью и неопределенным их взаимовлиянием. Нейронная сеть Кохонена, применяемая к поиску закономерностей в наборах данных, выявлению признаков, прогнозированию, моделированию, может быть использована для поддержки устойчивого развития туризма. В статье были использованы индикаторы, влияющие на устойчивое развитие туризма на территории Российской Федерации, характеризующие период 5 лет. Также для анализа были включены экологические, экономические, социальные показатели достижения целей устойчивого развития России, утвержденных Генеральной Ассамблеей ООН в 2017 г. Всего в анализе было задействовано 24 показателя. С помощью метода самоорганизующихся карт (одна из версий нейронных сетей Кохонена), основанной на неконтролируемой сети (обучение без учителя) была решена задача кластеризации и проецирования многомерного пространства в двумерное. С помощью программного пакета Neural Network Toolbox for MATLAB была дана графическая интерпретация топологии, расстояний, совпадений выборки и входных плоскостей веса самоорганизующейся карты. В результате были определены коррелированные классы индикаторов устойчивого развития, которые дают возможность проводить дальнейшие исследования для прогнозирования устойчивого развития туризма и принимать обоснованные управленческие решения.

Ключевые слова: туризм, устойчивое развитие, искусственный интеллект, нейронные сети, самоорганизующиеся карты Кохонена, SOM, визуализация многомерных данных.

Для цитирования: Альмухамедова О.А. Применение нейросетевых систем искусственного интеллекта в достижении устойчивого развития туризма // Сервис в России и за рубежом. 2021. Т.15. №3. С. 7–17. DOI: 10.24412/1995-042X-2021-3-7-17.

Дата поступления в редакцию: 11 июля 2021 г.

Дата утверждения в печать: 6 сентября 2021 г.

Olga A. ALMUKHAMEDOVA

Southern Federal University (Rostov-on-Don, Russia)
PhD in Economics; e-mail: oaalmukhamedova@sfsu.ru

APPLYING THE ARTIFICIAL INTELLIGENCE NEURAL NETWORK SYSTEMS IN ACHIEVING SUSTAINABLE TOURISM DEVELOPMENT

Abstract. Artificial intelligence has the capabilities to analyze large data sets, make decisions, and predict the stable behavior of various systems. Neural networks as one of the ways to implement artificial intelligence are a promising technology adaptive to real processes. It allows us to study multidimensional phenomena and work with incomplete data characterized by uncertainty and their uncertain mutual influence. The Kohonen neural network is applicable to finding patterns in data sets, identifying features, forecasting, modeling, and can be used to support the tourism sustainable development. The article uses indicators that affecting the tourism sustainable development on the territory of the Russian Federation for the period of 5 years. Environmental, economic, and social indicators of achieving the sustainable development goals of the Russian Federation, approved by the UN General Assembly in 2017, are also included for the analysis. The analysis encompasses 24 indicators. Using the method of self-organizing maps (one of the versions of Kohonen neural networks) based on an unsupervised network (unsupervised learning), the problem of clustering and projecting a multidimensional space into a two-dimensional one was solved. With the help of the Neural Network Toolbox for MATLAB software package, a graphical interpretation of the topology, distances, sample matches and input weight planes of the self-organizing map was given. As a result, correlated classes of indicators of sustainable development were identified, which make it possible to conduct further research to predict the tourism sustainable development and make informed management decisions.

Keywords: tourism, sustainable development, artificial neural networks, Kohonen self-organizing maps, SOM, visualization of multidimensional data.

Citation: Almukhamedova, O. A. (2021). Applying the artificial intelligence neural network systems in achieving sustainable tourism development. *Servis v Rossii i za rubezhom [Services in Russia and Abroad]*, 15(3), 7–17. doi: 10.24412/1995-042X-2021-3-7-17. (In Russ.).

Article History

Received 11 July 2021

Accepted 6 September 2021

Disclosure statement

No potential conflict of interest was reported by the author(s).

© 2021 the Author(s)

This work is licensed under the Creative Commons Attribution 4.0 International (CC BY-SA 4.0).
To view a copy of this license, visit <https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/>



Введение

В настоящее время Организация объединенных наций выделяет 17 фундаментальных целей¹, которые определяют так называемую зеленую экономику в трех измерениях – экономическом, экологическом и социальном. Создание условий для роста благосостояния граждан, определяющееся уровнем систематического и комплексного развития каждого из этих измерений, гарантирующим устойчивость ресурсосбережения, является одной из основных целей политики государства. Безответственное потребление ограниченных ресурсов и глобальное экологическое положение вещей могут привести к ситуации, когда будущие поколения могут столкнуться с критической

нехваткой основных ресурсов.

Искусственный интеллект, являющийся инновационным открытием последних десятилетий, программным обеспечением, обладающим функциями к осуществлению анализа огромных массивов данных, построению прогнозов, осуществлению работы вместо человека, принятию решений и обучению, способен трансформировать многие отрасли, в числе которых и туризм, а также может активно использоваться для решения различного рода задач в области устойчивого развития [4].

Достижение Целей устойчивого развития, связанных напрямую или косвенно с туризмом, возможно посредством применения искусственного интеллекта [10] (рис. 1).

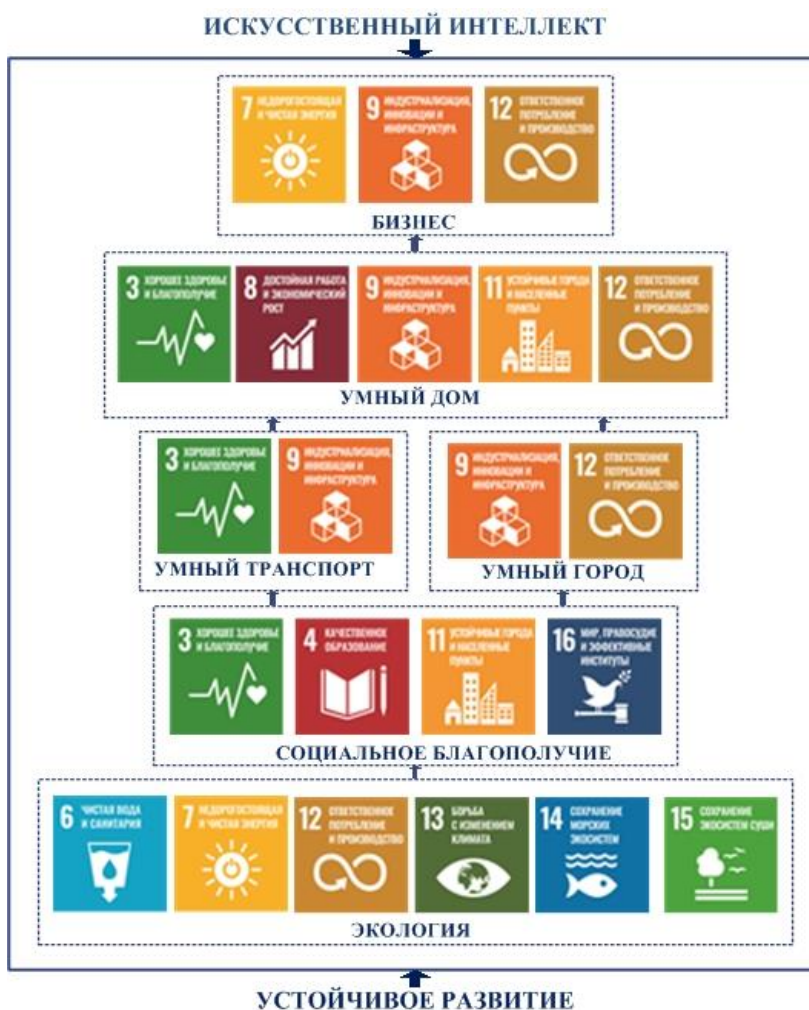


Рис. 1 – Взаимосвязь искусственного интеллекта и Целей устойчивого развития

¹ Официальный сайт Организации объединенных наций. URL: <https://www.un.org/sustainabledevelopment/ru/sustainable-development-goals/> (Дата обращения: 20.06.2021)

Быстрое экономическое развитие и повышение качества жизни достигаются в тесной связи с устойчивым развитием, но требуют эффективного управления природными и технологическими ресурсами на всех уровнях: глобальном, региональном, национальном или местном [1].

Постоянное появление новых вызовов и показателей устойчивого развития требует принятия решения о приоритетности каждой проблемы. Поскольку эти показатели характеризуются неопределенностью, расплывчатым видением возникающих новых проблем и взаимовлияниями между показателями, предпочтительно, чтобы они были проанализированы с использованием моделей прогнозирования, которые дают скрытую информацию, которая не может быть воспринята с помощью классического анализа.

На основе анализа различных библиографических источников можно говорить о возможности применения искусственных нейронных сетей для прогнозирования устойчивого развития, как всей исследуемой системы (экономической, экологической и социальной), так и её части [9].

Развитие нейронных сетей началось в XX в. Первые рабочие алгоритмы нейронной сети были созданы Хеббом Д., Розенблаттом Ф., Видроу Б., Бонгардом М., Вербосом П., Галушкиным А., Кохоненом Т., Хопфилдом Дж., Румельхартом Д., Барцевым С., Охониным В. [5].

Нейронные сети – это современная технология, дающая новые подходы к изучению комплекса многомерных явлений. Они предоставляют возможность нелинейного моделирования процессов, работу с так называемыми шумными данными (поврежденными, искаженными), и могут быть адаптированы к реальным процессам.

Так, если посмотреть на цель устойчивого развития №13 (Борьба с изменением климата), то есть свидетельства [7] того, что достижения искусственного интеллекта будут способствовать пониманию изменения климата и моделированию его возможных последствий.

Искусственный интеллект также может быть использован для улучшения здоровья экосистем (цель устойчивого развития №14 – Сохранение морских экосистем) с помощью алгоритмов автоматического определения возможных разливов нефти.

Цель устойчивого развития №15 (Сохранение экосистем суши) предусматривает борьбу с опустыниванием и восстановление деградированных земель и почв. Нейронные сети здесь могут использоваться для определения типа растительного покрова на основе спутниковых снимков. Это поможет выявить тенденции опустынивания на больших территориях, информацию, имеющую отношение к экологическому планированию, принятию решений и управлению.

Методологическая основа исследования

На сегодняшний день теории устойчивости, моделированию устойчивого развития, выбору количественных параметров для оценки устойчивости уделяется пристальное внимание в работах многих исследователей [3].

Совершенно очевидно, что успешный анализ и прогноз устойчивости основан на установлении основных показателей, определяющих эту устойчивость, выявлении корреляций между ними и оценке факторов, которые на них влияют [6]. Затем можно продолжить моделирование как таковое – установление формы корреляции и выражение этой корреляции как математической закономерности.

Среди таковых показателей можно выделить следующие блоки индикаторов (экологические, экономические и социальные показатели), которых характеризуют период, например, 20 лет [2].

Экономический аспект устойчивости может быть оценён, например, по следующим показателям:

1. Внешнеторговый оборот;
2. Валовой региональный продукт;
3. Доход на душу населения;
4. Количество экономически активного населения;

5. Уровень безработицы;
6. Естественный прирост;
7. Индекс промышленного производства;
8. Индекс сельскохозяйственного производства;
9. Индекс потребительских цен.

Социальный аспект устойчивости может быть оценён, например, по следующим показателям:

1. Индекс человеческого развития;
2. Количество больниц и медицинских учреждений для взрослых;
3. Количество больниц и медицинских учреждений для детей;
4. Количество центров досуга на 1000 человек;
5. Количество школ и средних учебных заведений;
6. Количество средних и высших профессиональных учебных заведений;
7. Количество высших учебных заведений;
8. Скорость развития транспортной сети в процентах от общего количества территорий;
9. Количество вокзалов и аэропортов;
10. Количество пользователей мобильной телефонной системы;
11. Количество пользователей Интернета.

Экологический аспект устойчивости может быть оценён по следующим показателям:

1. Уровень выбросов CO₂;
2. Загрязнение атмосферы;
3. Уровень загрязнения питьевой воды;
4. Уровень загрязнения питьевых и рекреационных водных ресурсов;
5. Уровень загрязнения почвы в жилых районах;
6. Процентное изменение геологической среды;
7. Средняя продолжительность жизни;
8. Процентное изменение заболеваемости;
9. Доля раковых заболеваний;

10. Доля промышленных предприятий к их общему количеству;
11. Эффективная доза облучения;
12. Деформация земной поверхности;
13. Процент утраты биоразнообразия.

Важно отметить, что [8]:

- индикаторы должны иметь возможность учитывать разные особенности: дестинации, население, культуру и предприятия;
- наборы индикаторов со временем развиваются;
- наборы индикаторов редко бывают достаточными;
- измерение показателей имеет тенденцию к снижению неопределённости, но не устраняет ее;
- индикаторы могут сыграть важную роль в том, как деятельность человека влияет на окружающую среду;
- изменение индикаторов также может изменить систему.

Применение самоорганизующихся карт Кохонена², проиллюстрированных в работе [10], показало, как методы SOM, основанные на неконтролируемой сети, могут быть использованы для поддержки устойчивого развития разных сред.

В статье [10] подробно рассматривается, как методология самоорганизующихся карт в рамках коннекционистских парадигм³ искусственных нейронных сетей может быть применена для анализа разрозненных данных в двух разных масштабах: региональном (использование данных мониторинга качества речной воды для оценки реакции экосистемы на влияние человека) и глобальном (для моделирования данных экологических и экономических систем) в рамках интегрированной структуры для информирования устойчивого управления окружающей средой.

Самоорганизующаяся карта является

² Метод Self-organizing map (SOM) предложен финским ученым Теуво Кохоненом в 1984 г.

³ Коннекционизм – один из подходов в области искусственного интеллекта, когнитивной науки, нейробиологии, психологии и философии сознания моделирует мыслительные или поведенческие явления процессами становления в сетях из связанных между собой простых элементов.

одной и версий нейронных сетей Кохонена, результат обучения которых зависит от структуры входных данных (метод обучения без учителя), решает задачу кластеризации и проециро-

вания многомерного пространства в двумерную регулярную сетку узлов. Таким образом, самоорганизующаяся карта уменьшает размерность данных, отображая их (рис. 2).

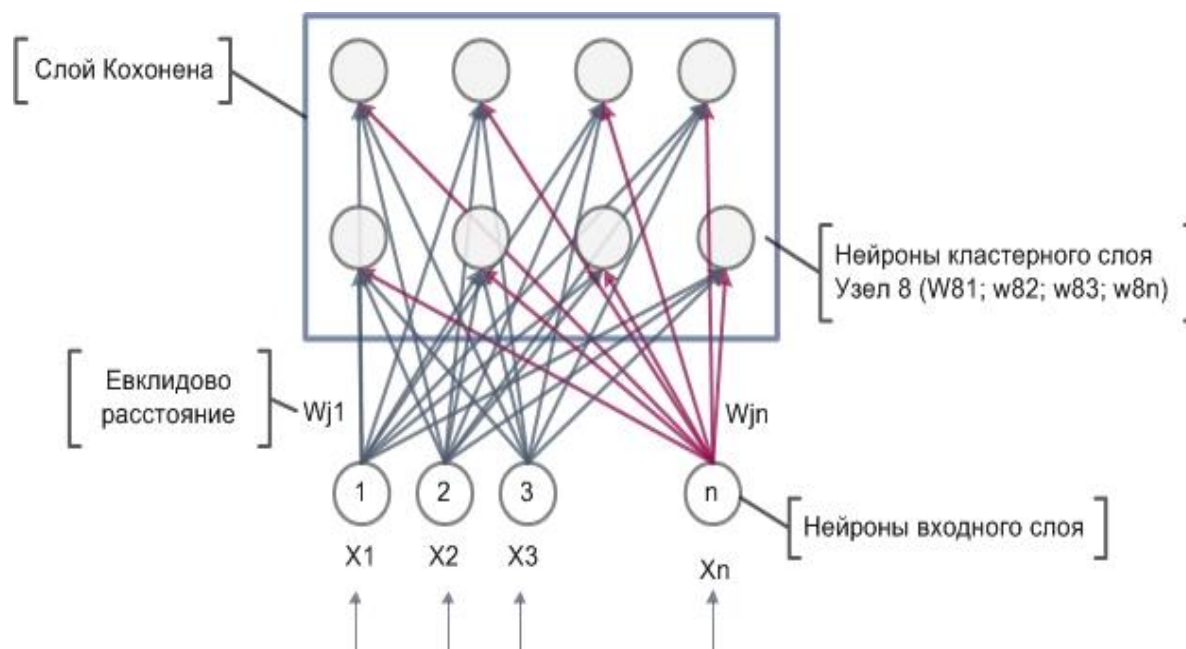


Рис. 2 – Архитектура сети Кохонена

Обозначение векторных элементов (индикаторов устойчивого развития), которые подлежат кластеризации, представлено как:

$$\vec{X} = (\vec{X}_1, \vec{X}_2, \vec{X}_3 \dots \vec{X}_n) \in R^n \quad (1)$$

Число выходов $\vec{W}$ задает число классов, на которое должно быть разделено входное множество узлов.

При использовании Евклидова расстояния в качестве меры непохожести векторов определяется нейрон с минимальным расстоянием между выходным образом $\vec{W}_j$ и весовым вектором этого нейрона $\vec{X}_n$:

$$\delta_{ij} = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - w_{ij})^2} \quad (2)$$

Приложения интеллектуального анализа данных, основанные на методах SOM, оказались успешными во многих дисциплинах, одной из которых является экологическая информатика. Анализ с графической интерпретацией

может быть проведен с использованием различных программных пакетов, реализующих нейронные сети, среди которых, например, Neural Network Toolbox for MATLAB.

Результаты исследования

Каждый набор индикаторов $\vec{X}_n$ устойчивого развития Российской Федерации является входными узлом наборов данных, среди которых экологические, экономические, социальные показатели с различными размерностями и шкалами измерений (табл. 1).

Существенным моментом создания набора данных является нормализация, т.е. изменение диапазонов в данных без изменения формы распределения, преобразование данных в универсальное значение.

Представление набора данных после нормализации на координатном плане в трёхмерном пространстве представлено на рис. 3.

Таблица 1–Входной набор индикаторов устойчивого развития^{4,5}

№	Индикаторы		2015	2016	2017	2018	2019	2020
$\overrightarrow{X_1}$	Внешнеторговый оборот (экспорт, импорт), %		66,4	88,5	125,0	117,0	97,3	84,9
$\overrightarrow{X_2}$	Уровень безработицы, %		5,6	5,5	5,2	4,8	4,6	5,8
$\overrightarrow{X_3}$	Индекс потребительских цен, %	все товары и услуги	112,9	105,4	102,5	104,3	103,0	104,9
$\overrightarrow{X_4}$		экскурсионные услуги	107,1	107,6	102,3	109,3	103,4	100,44
$\overrightarrow{X_5}$		санаторно-оздоровительные услуги	114,4	107,3	102,4	104,0	103,1	100,13
$\overrightarrow{X_6}$	Лесовосстановление, тыс. га		803	840	962	940	1068	1134
$\overrightarrow{X_7}$	Уровень выбросов CO ₂ , млн.т.		1549,5	1567,0	1548,6	1606,0	1595,7	1482,2
$\overrightarrow{X_8}$	Сброс загрязненных сточных вод, млрд.м ³		14,4	14,7	13,6	13,1	12,6	12,8
$\overrightarrow{X_9}$	Выбросы загрязняющих веществ в атмосферный воздух, млн т.		17,3	17,3	17,5	17,1	17,3	17,0
$\overrightarrow{X_{10}}$	Индекс физического объема валового внутреннего продукта на душу населения, %		97,8	100,0	101,7	102,5	101,4	101,3
$\overrightarrow{X_{11}}$	Число лесных пожаров, тыс.		12,3	11,0	10,9	12,1	13,6	14,8
$\overrightarrow{X_{12}}$	Численность населения с денежными доходами ниже величины прожиточного минимума, %		13,4	13,2	12,9	12,6	12,3	12,1
$\overrightarrow{X_{13}}$	Число профессиональных театров, ед.		665	651	649	657	671	671
$\overrightarrow{X_{14}}$	Число музеев, ед.		2758	2742	2742	2809	2809	2809
$\overrightarrow{X_{15}}$	Число зоопарков, ед.		31	31	31	32	32	48
$\overrightarrow{X_{16}}$	Инвестиции в основной капитал по видам экономической деятельности, млрд.руб.	деятельность гостиниц и предприятий общественного питания	92,1	93,9	86,7	124,0	101,9	99,2
$\overrightarrow{X_{17}}$		водоснабжение; водоотведение, организация сбора и утилизации отходов, деятельность по ликвидации загрязнений	128,7	148,0	178,7	160,8	184,1	236,6
$\overrightarrow{X_{18}}$	Доля населения, живущего за национальной чертой бедности, %		13,4	13,2	12,9	12,6	12,3	12,1
$\overrightarrow{X_{19}}$	Доля молодежи (взрослых), обладающей (-их) навыками в области информационно-коммуникационных технологий (15–74 лет), %		72,7	74,3	75,5	77,3	75,5	75,4
$\overrightarrow{X_{20}}$	Доля молодежи (в возрасте от 15 до 24 лет), которая не учится, не работает и не приобретает профессиональных навыков, %		12,0	12,4	10,5	10,2	10,6	10,9
$\overrightarrow{X_{21}}$	Соотношение темпа ввода жилых домов к темпу роста населения		1,01	0,94	0,99	0,96	1,06	1,01
$\overrightarrow{X_{22}}$	Доля площади особо охраняемых природных территорий федерального, регионального и местного значения, %		12,1	12,4	12,4	13,9	13,9	14,0
$\overrightarrow{X_{23}}$	Доля населения, пользующегося Интернетом, %		70,1	73,1	76,0	80,9	82,6	85,0
$\overrightarrow{X_{24}}$	Число зарегистрированных преступлений, тыс.		2388	2160	2058	1992	2024	2075

⁴ Россия в цифрах. 2021: Крат.стат.сб. / Росстат. М., 2021. 275 с.⁵ Россия в цифрах. 2020: Крат.стат.сб. / Росстат. М., 2020. 550 с.

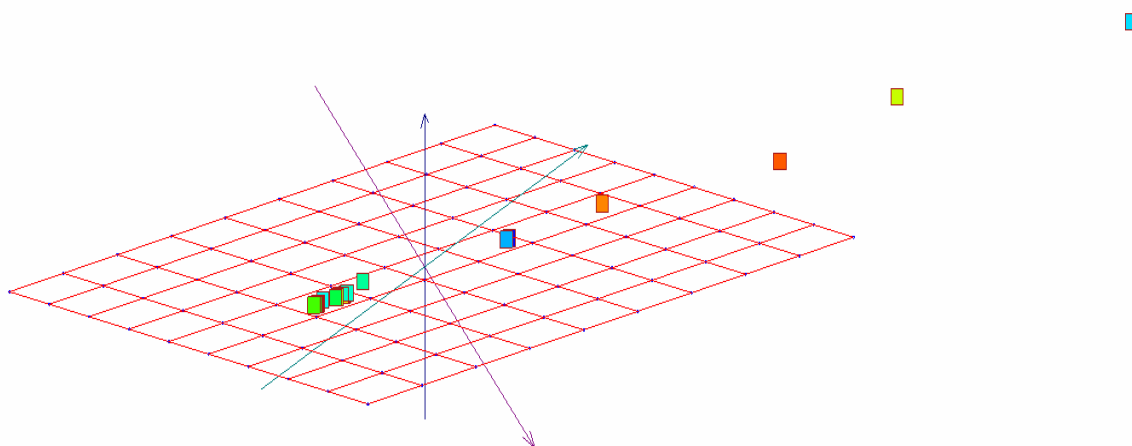


Рис. 3 – Набор данных в координатном плане

Близкое расположение индикаторов на проекции обозначает, что в исходном пространстве данных индикаторы обладают сходным набором признаков, если точки расположены далеко, то по всем существенным характеристикам они сильно отличаются друг от друга.

Метод самоорганизующихся карт Кохонена представляет собой инструмент кластеризации нейронной сети, который можно использовать для группировки данных со схожими характеристиками. Этот инструмент создает карты для входных данных кластера (кластеризация индикаторов устойчивого развития на основе из атрибутов) и упорядочивает кластеры таким образом, чтобы похожие кластеры соседствовали друг с другом на карте.

Диаграмма самоорганизующейся карты состоит из одного слоя нейронов, расположенных в двумерной сетке. Карта будет обучена так, нейрон реагировал на разные кластеры индикаторов устойчивого развития, а соседние нейроны представляли аналогичные кластеры.

Набор данных (табл. 1) содержит матрицу 24 (количество индикаторов) на 6 (количество периодов). При использовании размера двумерной карты равный 3, в результате набор данных будет разделен на 9 кластеров.

После обучения самоорганизующейся карты график топологии (рис. 4) показывает 9 нейронов, расположенных в виде 3×3 двух размерной гексагональной сетки.

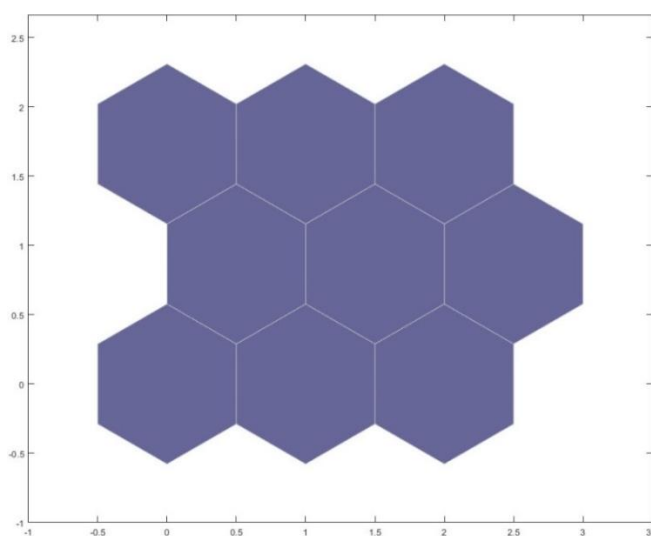


Рис. 4 – График топологии самоорганизующейся карты

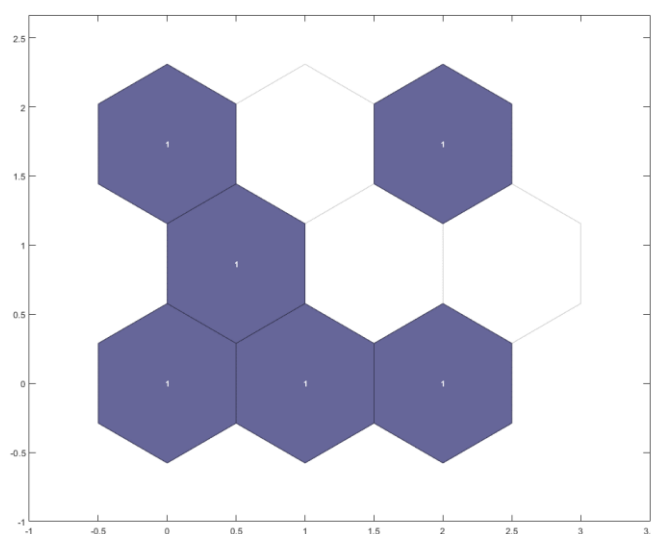


Рис. 5 – График совпадений выборки самоорганизующейся карты

График совпадений выборки (рис. 5) показывает, сколько обучающих выборок попадает в каждый из кластеров. Соседние классы научились классифицировать похожие индикаторы. Разрыв без совпадения указывает на разделение между кластерами.

Расстояние между соседними кластерами на рис. 6, или также называемая U-матрица, показывает 9 нейронов, обозначенных синими шестиугольниками. Соседние кластеры окрашены от чёрного к жёлтому цвету, чтобы показать, насколько близок вектор веса каждого нейрона к его соседям. Расстояния между соседними нейронами представлены яркими цветами между нейронами, кластеры которых похожи, а тёмные цвета между кластерами, которые находятся дальше друг от друга. Яркие области указывают на плавное распределение индикаторов.

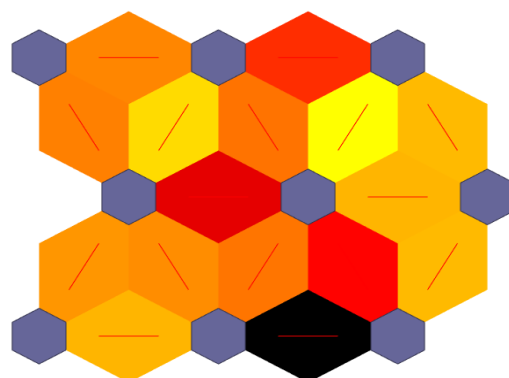


Рис. 6 – График расстояний
самоорганизующейся карты

График входных плоскостей веса (рис. 7) показывает веса от $\vec{X}_n$ входа к нейронам слоя.

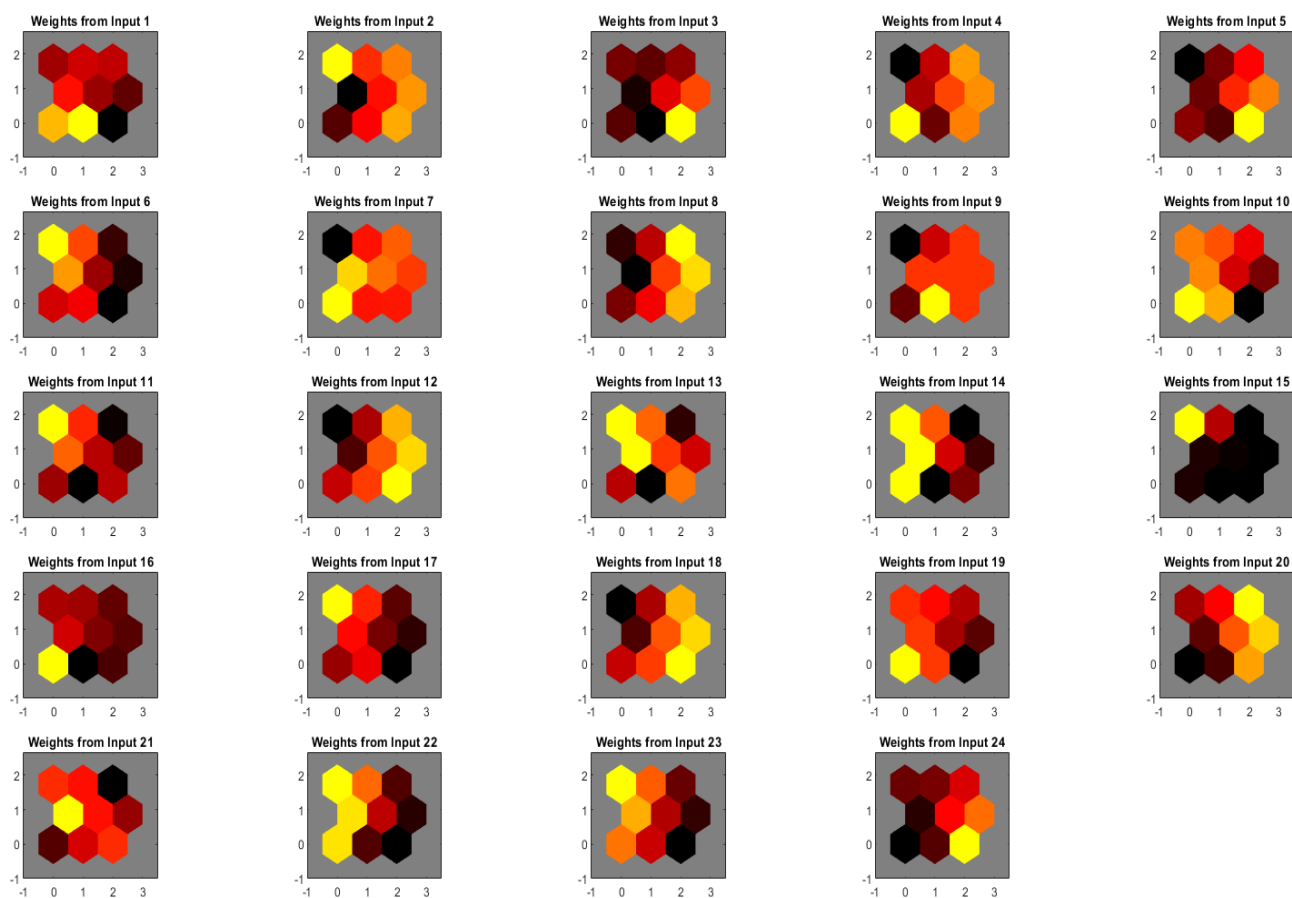


Рис. 7 – График входных плоскостей веса

Каждый из индикаторов устойчивого развития для каждой из 9 плоскостей веса нейронов, которые выглядят одинаково, указывают на особенности, которые сильно зависят, в то время как разные плоскости указывают на независимые особенности. Наиболее отрицательные связи показаны чёрным, нулевые связи – красным, а самые сильные положительные – жёлтым.

Заключение

Результатом проведенного исследования явилась кластеризация индикаторов устойчивого развития. Самоорганизующиеся карты четко показали взаимосвязь между числом театров, музеев, зоопарков, долей населения, пользующейся интернетом, и уровнем безработицы, числом лесных пожаров, лесовосстановлением, долей площади особо охраняемых природных территорий и инвестициями в основной капитал по видам экономической деятельности (водоснабжение; водоотведение, организация сбора и утилизации отходов, деятельность по ликвидации загрязнений). А также определена взаимосвязь между индексом потребительских цен (все товары и

услуги), индексом потребительских цен (санаторно-оздоровительные услуги), численностью населения с денежными доходами ниже величины прожиточного минимума, долей населения, живущего за национальной чертой бедности, и числом зарегистрированных преступлений.

Таким образом, первый кластер включает в себя такие индикаторы, как: $\vec{X}_2, \vec{X}_6, \vec{X}_{11}, \vec{X}_{13}, \vec{X}_{14}, \vec{X}_{15}, \vec{X}_{17}, \vec{X}_{22}, \vec{X}_{23}$; второй кластер: $\vec{X}_4, \vec{X}_7, \vec{X}_{10}, \vec{X}_{16}, \vec{X}_{19}, \vec{X}_{22}$; третий кластер: $\vec{X}_3, \vec{X}_5, \vec{X}_{12}, \vec{X}_{18}, \vec{X}_{24}$; четвёртый кластер: $\vec{X}_{13}, \vec{X}_{14}, \vec{X}_{21}, \vec{X}_{22}$; пятый кластер: $\vec{X}_1, \vec{X}_9$; шестой кластер: $\vec{X}_8, \vec{X}_{20}$.

Установленные показатели, определяющие устойчивость, выявленная корреляция между ними, дают возможность проводить дальнейший анализ и прогноз устойчивости территории, а также сделать вывод о полезности самоорганизующихся карт Кохонена в принятии обоснованных управленческих решениях, связанных с устойчивым развитием туризма.

Список источников

1. Киккас К.Н. Моделирование устойчивого развития Арктического региона России // МИР (Модернизация. Инновации. Развитие). 2015. Т.6. №4(24). С. 142-147. DOI: 10.18184/2079-4665.2015.6.4.142.147.
2. Якименко М.В., Альмухамедова О.А. Идентификация факторов, определяющих условия для функционирования туристско-рекреационного комплекса территории с позиции устойчивого развития // Сервис в России и за рубежом. 2019. Т.13. №4. С. 89-99. DOI: 10.24411/1995-042X-2019-10408.
3. Didenko N.I., Skripnuk D.F., Kikkas K.N., Kulik S.V. Innovative and technological potential of the region and its impact on the social sector development // International Conference on Information Networking: ICOIN. Chiang Mai, Thailand, 2018. Pp. 611-615.
4. Francescato D. Globalization, artificial intelligence, social networks and political polarization: new challenges for community psychologists // Commun. Psychol. Glob. Perspect. Vol. 4. Iss.1. Pp.20-41. DOI: 0.1285/i24212113v4i1p20.
5. Glinskiy V.V., Serga L.K., Zaykov K.A., Khvan M.S. Fuzzy neural networks in the assessment of environmental safety // Voprosy statistiki. Vol.12. Pp. 61-68. DOI: 10.34023/2313-6383-2015-0-12-61-68.
6. Kikkas K. N., Kulik S. V. Modelling the Effect of Human Activity on Fresh Water Extraction from the Earth's Reserves // IOP Conference Series: Earth and Environmental Science. St. Petersburg, 2018. Pp. 180-188. DOI: 10.1088/1755-1315/180/1/012017.
7. Mohamadi A., Heidarizadi Z., Nourollahi H. Assessing the desertification trend using neural network classification and object-oriented techniques // J. Fac. Istanbul Univ. Vol. 66. Pp. 683-690.

8. Stojanović N. Mathematical modeling with fuzzy sets of sustainable tourism development // *Interdisciplinary Description of Complex Systems*. Vol. 9. Iss.2. Pp. 134-160.
9. Shanmuganathan S. Applications of an unsupervised neural network to support sustainable development by modelling environmental, social and economic conditions. 2013. URL: <https://core.ac.uk/download/pdf/56364218.pdf> (Accessed on March 07, 2021).
10. Vinuesa R., Azizpour H., Leite I. The role of artificial intelligence in achieving the Sustainable Development Goals // *Nat. Commun.* 2020. Vol. 11. Iss. 233. Pp. 1-10. DOI: 10.1038/s41467-019-14108-y.

References

1. Kikkas, K. N. (2015). Modelirovanie ustojchivogo razvitija Arkticheskogo regiona Rossii [Modeling sustainable development of the Arctic region of Russia]. *MIR (Modernizacija. Innovacii. Razvitie) [MIR (Modernization. Innovation. Research)]*, 6(4/24), 142-147. doi: 10.18184/2079-4665.2015.6.4.142.147. (In Russ.).
2. Yakimenko, M. V., & Almukhamedova, O. A. (2019). Identification of factors that determine the conditions for the functioning of the tourist and recreational complex of the territory from the point of view of sustainable development. *Service in Russia and Abroad*, 13(4), 89-99. doi: 10.24411/1995-042X-2019-10408. (In Russ.).
3. Didenko, N. I., & Kulik, S. V. (2018). Innovative and technological potential of the region and its impact on the social sector development. *International Conference on Information Networking: ICOIN*. Chiang Mai, Thailand, 611-615. (In Russ.).
4. Francescato, D. (2018). Globalization, artificial intelligence, social networks and political polarization: new challenges for community psychologists. *Commun. Psychol. Glob. Perspect*, 4, 20-41. doi: 0.1285/i24212113v4i1p20.
5. Glinskiy, V. V., Serga, L. K., Zaykov, K. A., & Khvan, M. S. (2015). Fuzzy neural networks in the assessment of environmental safety. *Voprosy statistiki*, 12, 61-68. doi: 10.34023/2313-6383-2015-0-12-61-68.
6. Kikkas, K. N., & Kulik, S. V. (2018). Modelling the Effect of Human Activity on Fresh Water Extraction from the Earth's Reserves. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*. St. Petersburg, 180-188. doi: 10.1088/1755-1315/180/1/012017.
7. Mohamadi, A., Heidarizadi, Z., & Nourollahi, H. (2016). Assessing the desertification trend using neural network classification and object-oriented techniques. *J. Fac. Istanbul Univ*, 66, 683-690.
8. Stojanović, N. (2011). Mathematical modeling with fuzzy sets of sustainable tourism development. *Interdisciplinary Description of Complex Systems*, 9(2), 134-160.
9. Shanmuganathan, S. (2013). Applications of an unsupervised neural network to support sustainable development by modelling environmental, social and economic conditions. URL: <https://core.ac.uk/download/pdf/56364218.pdf> (Accessed on March 07, 2021).
10. Vinuesa, R., Azizpour, H., Leite, I. *et al.* (2020). The role of artificial intelligence in achieving the Sustainable Development Goals. *Nat. Commun.*, 11(233), 1-10. doi: 10.1038/s41467-019-14108-y.