

УДК 004.032.26

https://doi.org/10.33619/2414-2948/57/02

## К ВОПРОСУ О ПРИМЕНЕНИИ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ДЛЯ РЕШЕНИЯ ЗАДАЧИ КЛАСТЕРИЗАЦИИ СОЦИУМА

©**Кетова К. В.**, ORCID: 0000-0001-7143-1930, SPIN-код: 5246-1445, д-р физ.-мат. наук,  
Ижевский государственный технический университет им. М. Т. Калашикова,  
г. Ижевск, Россия, ketova\_k@mail.ru

©**Русяк И. Г.**, ORCID: 0000-0001-8584-8884, SPIN-код: 9556-4926, д-р техн. наук,  
Ижевский государственный технический университет им. М.Т. Калашикова,  
г. Ижевск, Россия, primat@istu.ru

©**Вавилова Д. Д.**, ORCID: 0000-0002-2161-4402, SPIN-код: 7304-5550,  
Ижевский государственный технический университет  
им. М. Т. Калашикова, г. Ижевск, Россия, vavilova\_dd@mail.ru

## ON THE USE OF NEURAL NETWORKS TO SOLVE THE SOCIAL CLUSTERING PROBLEM

©**Ketova K.**, ORCID: 0000-0001-7143-1930, SPIN-code: 5246-1445, Dr. habil., Kalashnikov  
Izhevsk State Technical University, Izhevsk, Russia, ketova\_k@mail.ru

©**Rusyak I.**, ORCID: 0000-0001-8584-8884, SPIN-code: 9556-4926, Dr. habil.,  
Kalashnikov Izhevsk State Technical University, Izhevsk, Russia, primat@istu.ru

©**Vavilova D.**, ORCID: 0000-0002-2161-4402, SPIN-code: 7304-5550,  
Kalashnikov Izhevsk State Technical University, Izhevsk, Russia, vavilova\_dd@mail.ru

*Аннотация.* Изучаемая в рамках настоящей работы задача кластеризации социума — одна из важных подзадач, решение которой является составной частью анализа и прогноза социально-экономических процессов. Осуществлен анализ и систематизация знаний в области применения нейросетевого моделирования к решению задачи кластеризации социума региональной системы. Показано, что в современном мире главным фактором экономического роста является человеческий капитал, включающий в себя количественную и качественную составляющие. Основным элементом количественной составляющей — численное воспроизводство населения способствует устойчивости развития человеческого капитала. Качественная составляющая имеет многоаспектный характер; среди аспектов выделяют здравоохранение, культуру, образование и науку. Для оценки структуры человеческого капитала проводят разделение населения на социальные кластеры по этим аспектам. Показано, что, поскольку социальный кластер является атрибутом социогенеза, то и сами процессы социальной кластеризации являются результатом социальных действий людей. Социальный кластер — специфическое состояние социальной общности, включающее описание не только объектов самой общности, но и процессов ее формирования, структурирования и взаимодействия с социальной средой. В ходе исследования сделан вывод, что для проведения кластерного анализа применительно к социуму подходит такой инструментарий математического моделирования как нейронные сети. Отмечается результативность нейронных сетей при решении плохо формализованных задач; устойчивость к частым изменениям среды; эффективность при работе с большим объемом противоречивой или неполной информации. В процессе изучения вопроса сделан вывод, что структурно-статические характеристики социальных кластеров отражают объединение их элементов. Структура социального кластера есть характеристика, представляющая собой совокупность устойчивых связей, которые обеспечивают его целостность. При различных внешних и

внутренних изменениях основные свойства социальных кластеров сохраняются. Построена градация демографических элементов социума по признакам состояния здоровья, уровня культуры и образования, в соответствии с которой осуществляется сбор статистической информации для решения задачи кластеризации.

*Abstract.* The problem of social clustering being studied in the paper is one of the main subtasks; its solution is an integral part of analysis and prognosis of socio-economic processes. Analysis and systematization of knowledge in the field of applying neural network modelling to regional system social clustering problem solving are implemented. It was demonstrated that today, the main factor of economic growth is human capital, which is composed of quantitative and qualitative features. The main quantitative element is population replacement which has a bearing on human capital development sustainability. Qualitative component has several aspects in it: healthcare, culture, education and science are among them. To estimate human capital structure, the population is divided into social clusters by these aspects. It was also shown that since social cluster is an attribute of sociogenesis, processes of social clustering themselves are the result of people social interactions. Social cluster is a specific state of social entity which includes description of not only entity's objects, but the processes which led to its structural development and interactions with social environment. As part of the study, a conclusion was made that neural networks enable one to apply cluster analysis to the society. Neural networks prove notable capabilities to solve poorly formalized tasks; they are resistant to frequent environmental changes and effective to use when working with a large amount of incomplete or contradictory information. While studying the issue, it was observed that structural and statistical features of social clusters reflect aggregation of their elements. The structure of a social cluster is a characteristic which represents a conjunction of stable connections which provide its unity. Under different external and internal changes, the main properties of social clusters are preserved. The grading of social demographic elements by health condition and cultural and educational level is set, in accordance with which collecting a statistical data to solve the clustering problem is implemented.

*Ключевые слова:* кластер, нейронная сеть, социум, здоровье, культура, образование.

*Keywords:* cluster, neural network, society, health, culture, education.

### *Введение*

Благополучное, успешное, счастливое существование любой социокультурной общности в современных условиях во многом зависит от темпов экономического роста. Окружающая человека среда с каждым днем все более и более усложняется. В этой связи важным фактором экономического роста становится человеческий капитал.

В нынешних условиях человеческий капитал как объект инвестиций должен рассматриваться в большей степени, чем материально-вещественный фактор, поскольку именно он становится ресурсом, скрывающим наибольшие резервы для повышения эффективности функционирования современной экономики.

Фактор человеческого капитала имеет составляющие: количественную и качественную. Основным элементом количественной составляющей — это численное воспроизводство населения; эта составляющая человеческого капитала способствует устойчивости его развития.

Наряду с численным воспроизводством важную роль играет сохранение баланса демографических процессов. Например, сокращение количества рождений приводит к

нарушению пропорции между экономически активной группой населения, участвующей в общественном производстве, и группой населения, на которую распространяется потребление в экономической системе. Своевременное определение негативных трендов при формировании количественной составляющей человеческого капитала помогает нивелировать формирующиеся отрицательные тенденции развития экономической системы.

Исследования, в которых проводится анализ современных демографических процессов, осуществляют прогноз численности и структуры населения с учетом специфики рождаемости, смертности, продолжительности жизни и миграционных процессов, позволяют формировать эффективную демографическую повестку.

Другой важной составляющей человеческого капитала является качественная составляющая. Качественная составляющая имеет многоаспектный характер. Среди этих аспектов будем выделять здравоохранение, культуру, образование и науку [1].

Используемые в современных условиях методы оценки состояния человеческого капитала представлены в докладе «Сценарии роста российской экономики с учетом вклада человеческого капитала. 2019» коллектива авторов научно-исследовательского университета «Высшая школа экономики» [2]. В докладе представлена оценка влияния составляющих человеческого капитала на текущее экономическое состояние России. Как наиболее важные составляющие человеческого капитала отмечены образование и здоровье.

Для поддержания и повышения уровня качественных составляющих человеческого капитала требуются соответствующие финансовые инвестиции [3].

Поддержание и развитие здравоохранения позволяет сокращать заболеваемость и снижать смертность, дает возможность продлевать активный период жизни человека. Тема продления активного долголетия человека в последнее время стала обсуждаема и весьма актуальна в нашей стране [4].

Повышение общего культурного уровня в обществе способствует формированию нравственных ценностей человека, помогает раскрывать творческий потенциал человеческой личности. Это положительно сказывается на эффективности экономики.

Инвестиции в образование и науку способствуют присутствию квалифицированных специалистов на рынке труда, что также позволяет наращивать темпы экономического роста.

В 2017 г. Правительством Российской Федерации была разработана программа «Цифровая экономика РФ» [5]. Эта программа направлена на повышение качества человеческого капитала, поскольку в ней предусматривается совершенствование системы образования для формирования компетентных кадров. Строится система мотивации населения для освоения необходимых знаний для развития цифровой экономики РФ.

Данная статья посвящена построению модельного инструментария для решения задач анализа и прогноза качественных составляющих человеческого капитала в неразрывной связи с их демографической количественной характеристикой.

При изучении демографических, экономических и любых других процессов, происходящих в социуме, одним из важнейших инструментов, позволяющих проводить исследования и строить прогнозные оценки, является математическое моделирование.

В данной работе будем осуществлять разделение населения на кластеры по основополагающим составляющим человеческого капитала — здоровье, культура и образованность. При кластеризации применим такой инструмент математического моделирования социально-экономических процессов как нейронные сети.

### *Развитие нейронных сетей как математического метода кластеризации*

Кластер в самом общем смысле — это группа объектов, которые характеризуются общим набором свойств, характеристик или качеств. Основная цель кластерного анализа заключается в разбиении исходного множества объектов на такие группы.

Кластерный анализ используется в физике, химии, биологии, социологии, экономике и многих других областях. В этой связи одного для всех областей применения определения кластера быть не может.

Основной отличительной особенностью кластерного анализа перед другими методами является его способность классифицировать объекты по множеству признаков этих объектов. При решении конкретной задачи степень влияния каждого признака может быть отображена с помощью соответствующих весовых коэффициентов этих признаков. Это и позволяют делать математические методы кластеризации, например, нейросети.

История кластерного анализа насчитывает менее ста лет и как самостоятельная научная дисциплина стала развиваться в первой половине XX века. До этого работы, положившие начало развития теории кластеризации, были приложены к области биологических наук [6–7]. Они являлись «естественными» классификациям, существующими в природе. Эмпирический материал, накопленный в области человеческих знаний биологии, был систематизирован с позиций общих теоретических принципов. Здесь отмечают имена многих видных ученых своего времени, от биологов до философов, наиболее выдающимися из которых являются, пожалуй, К. Линней [8] и О. Декандоль [9].

В XX в первой публикацией по тематике кластерного анализа принято считать статью антрополога Я. Чекановского, написанную им в 1911 г. [10]. В своей работе Чекановский рассматривает структурную классификацию, предполагающую выделение компактных групп близких объектов. Эта идея, собственно, и является основной парадигмой кластерного анализа. Этот метод создает базу для дальнейшего развития кластерного анализа, для построения и реализации алгоритмов с помощью машинной обработки информации.

Слово «кластер» происходит от английского *cluster* — гроздь, сгусток, пучок, а сам термин «кластерный анализ» в науку был введен математиком Р. Трионом [11]. Этимология понятия кластер подробно изложена в монографии [12].

Кластер — это объединение любых элементов, причем такое, что в нем видовые и индивидуальные характеристики входящих в него элементов равносильны между собой.

Кластер имеет структурные динамические характеристики и активно используется в процессах обработки информации во многих науках и областях человеческой деятельности. Широкое использование кластеризации стало возможно только с развитием вычислительной техники, поскольку сама идея кластерного анализа заключается в автоматизации процесса группировки объектов. Возможно, именно по причине отсутствия необходимой вычислительной техники работы в направлении развития кластерного анализа практически не велись до последнего столетия. Активное же развитие методы кластеризации получили в 60–70-х годах XX в. Многие исследователи считают, что толчком к интенсивному развитию кластерного направления анализа данных стала книга «Принципы численной таксономии», написанная Р. Сокэлом и П. Снитом [13]. Авторы этой книги предположили, что выявление механизмов распределения элементов по группам помогает установить непосредственно сам процесс образования структуры множества этих элементов. Также важной мыслью работы Сокэла и Снита явилась мысль об использовании математических процедур при определении сходства элементов.

Важным открытием, которое послужило дальнейшему развитию кластерного анализа, является изобретение персептрона, который был предложен в 1957 г. американским

нейрофизиологом Ф. Розенблаттом [14] в результате изучения нервной системы живого организма. Перцептрон представляет собой искусственную модель восприятия информации мозгом. Современные искусственные нейронные сети (ИНС) состоят из перцептронов и в некотором смысле являются аналогом мозга по качественной структуре.

Перцептрон Розенблатта содержал один слой. Логическая схема перцептрона, в которой присутствуют три типа элементов  $S$ ,  $A$  и  $R$ , изображена на Рисунке 1.

Сигналы  $S$  поступают от сенсоров и передаются ассоциативным элементам  $A$ , далее — к реагирующим элементам  $R$ .

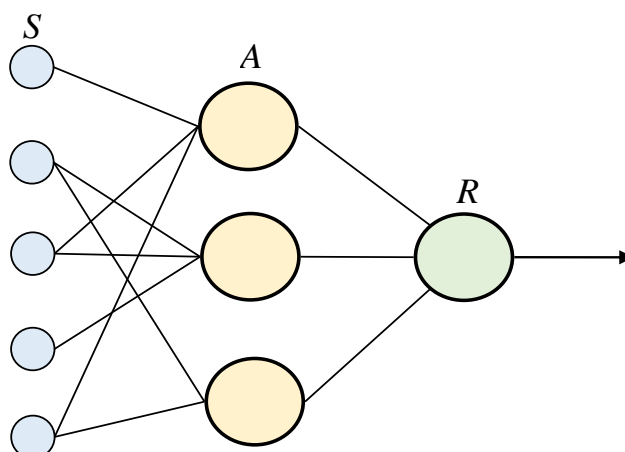


Рисунок 1. Логическая схема перцептрона.

Важным является тот факт, что Розенблатт поставил задачу самообучения сети. Это заложило реализацию возможности образования кластеров не в соответствии с заданным алгоритмом, а исходя из естественных причин, что крайне важно при исследованиях в социально-экономических науках.

Тем не менее, об ИНС заговорили еще в 40-х годах XX в. До Розенблатта теория ИНС была обозначена в 1943 г. в работе «Логическое исчисление идей, относящихся к нервной активности» американских ученых — нейрофизиолога У. Мак-Каллока и математика В. Питтса [15]. В работе показано, что любую логическую функцию может быть реализована с помощью нейронной сети. Кроме того, нужно отметить и модель нейрона Д. Хэбба (1949 г.) [16].

Фундамент, на котором базируется теория ИНС, был достроен благодаря исследованиям финского ученого в области искусственных нейронных сетей Т. Кохонена, американского нейробиолога и математика С. Гроссберга [17–18]. Результатом их исследований стала возможность построения и использования многослойных сетей.

В 1974 г. американским социологом П. Вербосом для обучения многослойных ИНС были разработаны алгоритмы ИНС, включающие и процесс обучения путем обратного распространения ошибок, и рекуррентные нейронные сети [19].

Среди исследователей, работающих в области искусственного интеллекта, следует отметить М. Минского [20], Дж. Хопфилда [21], С. Хайкина [22], Р. Хехт-Нильсена [23] и др.

ИНС могут быть с одним скрытым слоем, с пороговой передаточной функцией или с прямым распространением сигнала. ИНС получили дальнейшее развитие и активно применяются сегодня, в том числе, для решения задач интеллектуального анализа данных, кластеризации и прогнозирования. Исследования последних лет представлены, например, в работах ряда авторов [24–30].



### Применение нейронных сетей для кластеризации социума

Инструментарий нейронных сетей подходит для проведения кластерного анализа применительно к социуму. Это связано с тем, что ИНС обладают преимуществами по сравнению с другими методами при анализе и прогнозе социально-экономических явлений. В частности, согласно исследованиям, представленным в работе [31], отмечается результативность ИНС при решении плохо формализованных задач; устойчивость метода ИНС к частым изменениям среды; эффективность ИНС при работе с большим объемом противоречивой или неполной информации.

Отметим, что единой классификации кластерных методов не существует. В каждой отдельной задаче применение методов кластеризации имеет свои особенности. Поскольку кластерный анализ развивался в тесной взаимосвязи с разными дисциплинами, то многие его алгоритмы и методы требуют доработки для применения к конкретным задачам. В то же время следует отметить, что алгоритмы и методы кластерного анализа имеют достаточно общий характер, несмотря на область их применения.

Обобщенная классификация кластерных методов, характерная для большинства задач, представлена на Рисунке 2.

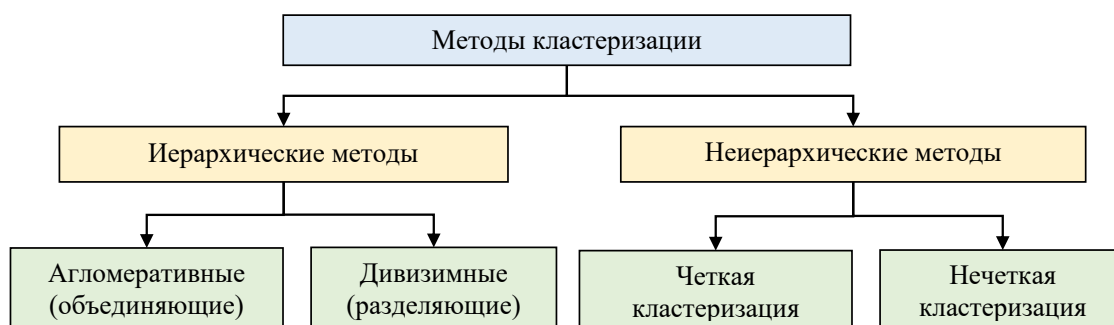


Рисунок 2. Классификация кластерных методов.

Сравнительное обсуждение многочисленных современных алгоритмов кластерного анализа подробно представлено в книге [32]. Там же рассматривается методика применения кластерного анализа в социально-экономических исследованиях.

Будем изучать человеческий капитал населения региональной социально-экономической системы. Для этого нам понадобятся кластеры, формируемые социальной средой.

Согласно [33], социальный кластер — это специфическое состояние социальной общности, включающее описание не только объектов самой общности, но и процессов ее формирования, структурирования и взаимодействия с социальной средой.

Кластер в социуме — это не просто совокупность объектов, а некоторая характеристика качественной взаимосвязи составляющих и их социальных связей. Они еще не стали системой, а являются предсистемным состоянием с точки зрения взаимосвязанности их компонент. Этими компонентами могут быть любые элементы, кроме, очевидно, элементов человеческой психики.

Социальный кластер является атрибутом социогенеза. В этой связи и сами процессы социальной кластеризации являются результатом социальных действий людей. Степень групповой сопричастности является социологическим признаком процессов кластеризации.

Будем рассматривать формирование кластеров в региональной социально-экономической системе с точки зрения групповой сопричастности по состоянию здоровья, уровню культуры и степени образованности населения.

Элементами, подверженными кластеризации, являются отдельные представители народонаселения (демографические элементы), находящиеся на территории изучаемого региона.

Отметим, что групповая сопричастность как атрибут социальной кластеризации возникает через ценности людей, которые в образуемых группах примерно схожи. Соответствующие этим ценностям действия людей выражают конкретный этап кластеризации, этап объединения людей по признакам. Позже групповая сопричастность становится просто нормой социального общежития.

### Формирования кластеров населения

*по состоянию здоровья, уровню культуры и уровню образования*

Для формирования кластеров населения по состоянию здоровья, уровню культуры и уровню образования рассмотрим все население региональной социально-экономической системы, и для формализации задачи определим его как полное множество демографических элементов региона.

Общее количество демографических элементов в системе обусловлено пятью процессами: появлением (рождением) демографических элементов; выбытием (смертью) демографических элементов; трансформацией (изменением) демографических элементов, происходящей с течением времени; миграцией элементов между кластерами внутри множества демографических элементов региона; обменом элементов между регионом и внешней средой (эмиграция и иммиграция).

Пусть  $M$  — полное динамическое множество демографических элементов региона. Это множество можно разделить на три вида кластеров с точки зрения состояния их элементов: кластеры, которые не пересекаются, т.е. элементы одного кластера не могут трансформироваться в элементы другого кластера (Рисунок 3, а); кластеры, которые пересекаются, т.е. элементы одного кластера могут трансформироваться в элементы другого кластера только в одну сторону и осуществляется последовательный переход (Рисунок 3, б); кластеры, которые пересекаются, и элементы одного кластера могут трансформироваться в элементы другого кластера в обе стороны, здесь осуществляется последовательный и параллельный переход (Рисунок 3, в).

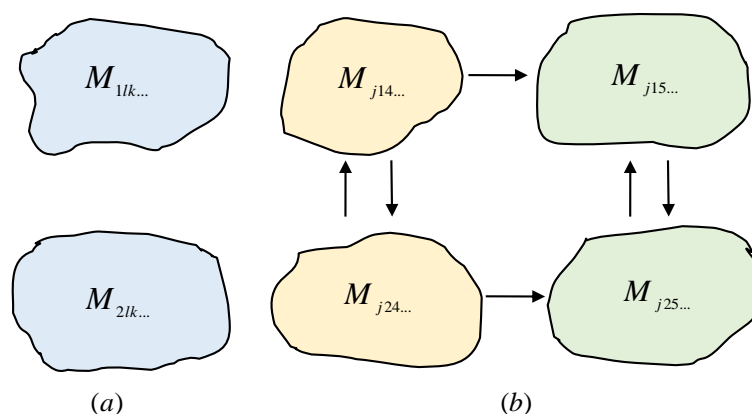


Рисунок 3. Разбиение полного динамического множества демографических элементов региона  $M$  на непересекающиеся во времени (а) и пересекающиеся во времени (б) кластеры.

Пример непересекающихся кластеров — кластеры, сформированные по гендерному признаку (мужчины и женщины). Пример кластеров, элементы которых трансформируются в одном направлении — трудоспособное и нетрудоспособное население; здесь трансформация

элементов происходит с течением времени в связи с их переходом в другие возрастные стадии. Примером кластеров, которые пересекаются и элементы одного кластера могут трансформироваться в элементы другого кластера в обе стороны, являются кластер трудоспособного населения городского поселения и сельского поселения и кластер нетрудоспособного населения городского и сельского поселения.

Кластеризация демографических элементов динамического множества  $M$  осуществляется в зависимости от решаемой задачи в каждом конкретном случае. В общем формально это множество можно записать:

$$M = \{M_{jkl\dots}; j, k, l, \dots \in N\}. \quad (1)$$

Последовательность нижних индексов в (1) задает принадлежность элемента к тому или иному кластеру.

Приведем пример. Пусть первый индекс обозначает пол (мужчины  $j = 1$ , женщины  $j = 2$ ), второй индекс — тип поселения (город  $k = 1$ , село  $k = 2$ ), третий индекс — возраст (дети до года  $l = 1$ , дошкольники  $l = 2$ , школьники  $l = 3$ , трудоспособное население  $l = 4$ , люди пенсионного возраста  $l = 5$ ). Тогда кластер  $M_{123}$  состоит из мальчиков школьного возраста, проживающих в сельской местности.

После разбиения множества демографических элементов  $M$  на кластеры суммирование по всем индексам, очевидно, даст исходное множество  $M$ . Это есть условие правильного формирования системы индексов.

Введем в рассмотрение вектор переменных величин:

$$\Omega = (t, \tau, x_1, x_2, x_3) = (t, \Omega^{N+1}), \quad (2)$$

где  $t$  — время,  $\tau$  — возраст,  $x_1$  — состояние здоровья,  $x_2$  — уровень культуры,  $x_3$  — степень образованности демографических элементов. Множество  $\Omega^{N+1} = (\tau, x_1, x_2, x_3)$  задает фазовое пространство задачи.

Динамические характеристики отражают изменения в формировании кластеров по тем или иным признакам демографических элементов. Динамическая система — это математический объект, который (для нашего изучаемого случая) соответствует реальной социальной системе, и ее эволюция определяется начальным состоянием.

Множество состояний динамической системы образует фазовое пространство — многомерное пространство, на осях которого откладываются значения обобщенных координат и импульсов всех элементов системы. Схематичное представление произвольного кластера демографического элемента в пространстве  $\Omega$  приведено на Рисунке 4. Ось  $OX$  — ось времени, ось  $OY$  — ось возрастов демографических элементов, ось  $OZ$  — ось количества демографических элементов с фиксированными формализованными значениями набора социальных характеристик  $\{x_1, x_2, x_3\}$ .

В социальных системах показателей, как правило, достаточно много. Структурно-статические характеристики кластеров отражают объединение их элементов. Структура социального кластера есть статическая характеристика, представляющая собой совокупность устойчивых связей, которые обеспечивают его целостность. Важно, что при различных внешних и внутренних изменениях основные свойства социальных кластеров сохраняются.



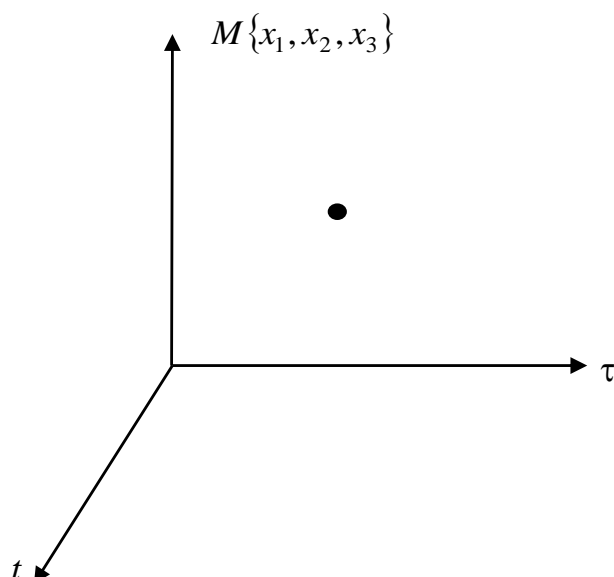


Рисунок 4. Схематичное представление произвольного кластера демографических элементов в пространстве  $\Omega$ .

Проведем градацию демографических элементов социума по признакам: состояния здоровья  $x_1$ , уровня культуры  $x_2$  и образования  $x_3$ . В Таблице представлены градации этих признаков, в соответствии с которыми осуществляется сбор статистической информации, предоставляемой на официальных статистических сайтах.

Таблица.

#### ГРАДАЦИИ ПРИЗНАКОВ ДЕМОГРАФИЧЕСКИХ ЭЛЕМЕНТОВ СОЦИУМА

ПРИЗНАК	ГРАДАЦИЯ ПО ПРИЗНАКУ				
СОСТОЯНИЕ ЗДОРОВЬЯ $x_1$	Здоровый индивид	Имеющий хронические заболевания	Работающий инвалид (3 группа инвалидности)	Неработающий инвалид (2 группа инвалидности)	Неработающий инвалид (1 группа инвалидности)
УРОВЕНЬ КУЛЬТУРЫ $x_2$	Не имеющий судимость	Имеющий судимость по преступлению небольшой тяжести	Имеющий судимость по преступлению средней тяжести	Имеющий судимость по тяжким преступлениям	Имеющий судимость по особо тяжким преступлениям
УРОВЕНЬ ОБРАЗОВАНИЯ $x_3$	Имеющий ученую степень	Имеющий высшее образование	Имеющий среднее профессиональное или неполное высшее образование	Имеющий общее образование	Не имеющий образования

Наиболее четкую конкретную градацию имеет уровень образования. Здесь формальным критерием является наличие диплома об образовании. Такой показатель как состояние здоровья также вполне определен, и может быть оценен с точки зрения участия в общественном процессе производства. Уровень культуры кажется изначально наименее формализованной характеристикой, но это не так. Сам процесс формирования в индивидууме морально-этических норм, представлений о добре и зле, правил поведения в обществе, представления о собственной свободе и свободе окружающих тебя людей, о понимании того,

где заканчивается твоя личная свобода и начинается свобода ближнего — все это и многое другое, в конечном итоге, может быть выражено в юридических отношениях с социумом, в котором существует индивид. Поэтому конечной воплощенной в реальность формой уровня культуры индивидуума являются его отношения с судебной-правовой системой государства.

Очевидно, что помимо социальной градации с точки зрения факторов «качества» индивидуумов, следует знать демографическую динамику (количественную и возрастную) в региональной социально-экономической системе. Это обусловлено связью принадлежности элементов, входящих в кластеры здоровья, культуры и образования с их возрастом.

На Рисунке 5 для примера представлены возрастные группы демографических элементов, принадлежащих к кластерам, образованным по признаку принадлежности демографических элементов к этапам трудовой деятельности и образования.

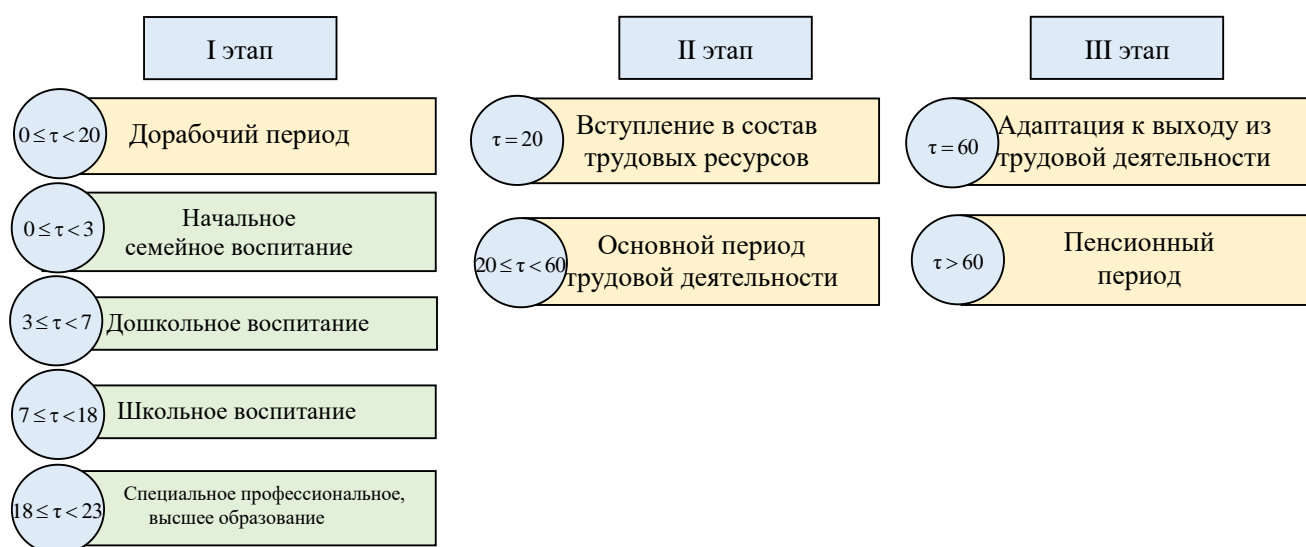


Рисунок 5. Возрастные стадии демографических элементов по признаку принадлежности к этапам трудовой деятельности и образования.

Математическое моделирование возрастной динамики демографических элементов можно осуществлять на основе работ [34–35], которые используют непрерывное время, теорию дифференциальных уравнений и гипотезу сплошности множества элементов с применением принципов построения уравнений сохранения, применяемых в механике гетерогенных сред.

Таким образом, решение задачи кластеризации социума региональной системы можно осуществлять с применением нейронных сетей на основе градаций признаков элементов социума, представленных в Таблице. Задача кластеризации социума, очевидно, является одной из подзадач, решаемых в рамках тематики анализа и прогноза социально-экономических процессов и явлений [36].

### Заключение

В ходе систематизации и анализа имеющихся знаний в области применения нейросетевого моделирования к решению задачи кластеризации социума региональной системы были сформированы следующие положения.

–Благополучное, успешное, счастливое существование любой социокультурной общности в современных условиях во многом зависит от темпов экономического роста. Окружающая человека среда с каждым днем все более и более усложняется. В этой связи важным фактором экономического роста становится человеческий капитал.

–Фактор человеческого капитала имеет составляющие: количественную и качественную. Основным элементом количественной составляющей – это численное воспроизводство населения; эта составляющая человеческого капитала способствует устойчивости его развития. Другой важной составляющей человеческого капитала является качественная составляющая, которая имеет многоаспектный характер. Среди этих аспектов выделяют здравоохранение, культуру, образование и науку.

–Для оценки структуры человеческого капитала проводят разделение населения на социальные кластеры по его основополагающим составляющим — здоровье, культура и образованность.

–Кластер в социуме — это не просто совокупность объектов, а некоторая характеристика качественной взаимосвязи составляющих и их социальных связей. Социальный кластер — специфическое состояние социальной общности, включающее описание не только объектов самой общности, но и процессов ее формирования, структурирования и взаимодействия с социальной средой.

–Социальный кластер является атрибутом социогенеза. В этой связи и сами процессы социальной кластеризации являются результатом социальных действий людей.

–Для проведения кластерного анализа применительно к социуму подходит такой инструментарий математического моделирования социально-экономических процессов как искусственные нейронные сети.

–Отмечается результативность ИНС при решении плохо формализованных задач; устойчивость метода ИНС к частым изменениям среды; эффективность ИНС при работе с большим объемом противоречивой или неполной информации.

–Структурно-статические характеристики социальных кластеров отражают объединение их элементов. Структура социального кластера есть статическая характеристика, представляющая собой совокупность устойчивых связей, которые обеспечивают его целостность. При различных внешних и внутренних изменениях основные свойства социальных кластеров сохраняются.

–Построена градация демографических элементов социума по признакам состояния здоровья, уровня культуры и образования, в соответствии с которой осуществляется сбор статистической информации, предоставляемой на официальных статистических сайтах.

–Задача кластеризации социума является одной из важных подзадач, решение которой является составной частью макроэкономической задачи анализа и прогноза социально-экономических процессов и явлений.

#### *Список литературы:*

1. Кетова К. В., Русяк И. Г., Романовский Ю. М. Математическое моделирование человеческого капитала // Компьютерные исследования и моделирование. 2019. Т. 11. №2. С. 329-342. <https://doi.org/10.20537/2076-7633-2019-11-2-329-342>
2. Сценарии роста Российской экономики с учетом вклада человеческого капитала // Доклад НИУ ВШЭ. 2019. М. <https://clck.ru/Q7zCv>
3. Кетова К. В., Касаткина Е. В., Насридинова Д. Д. Прогнозирование динамики инвестиционных процессов // Вестник Ижевского государственного технического университета. 2013. №3. С. 150-154.
4. Кетова К. В. Анализ, моделирование и прогнозирование возрастных показателей региональной экономической системы // Modern Science. 2020. №5-3. С. 84-96.
5. Программа «Цифровая экономика Российской Федерации», утвержденная распоряжением Правительства РФ от 28.07.2017 г. №1632-р. <https://clck.ru/CZAAa>

6. Старостин Б. А. Значение «Философии ботаники» Карла Линнея с точки зрения методологии и истории науки // Самарская Лука: проблемы региональной и глобальной экологии. 2011. Т. 20. №3. С. 17-38.
7. Павлинов И. Я., Любарский Г. Ю. Биологическая систематика: эволюция идей // Сборник трудов Зоологического музея МГУ. 2018. Т. 51.
8. Розенберг Г. С. Карл Линней и экология // Междисциплинарный научный и прикладной журнал «Биосфера». 2010. Т. 2. №2. С. 257-275.
9. de Candolle A. P., Sprengel K. Elements of the Philosophy of Plants: Containing the Principles of Scientific Botany; Nomenclature, Theory of Classification, Phytography; Anatomy, Chemistry, Physiology, Geography, and Diseases of Plants. Cambridge University Press, 2011. <https://doi.org/10.1017/CBO9781139096089.015>
10. Czekanowski J. Objektive Kriterien in der Ethnologie. F. Vieweg, 1911.
11. Tryon R.C. Cluster analysis. London: Ann Arbor Edwards Bros, 1939. 139 p.
12. Бетин В. О., Иода Е. В., Иода Ю. В., Колончин К. В., Коренчук А. А., Краснова Л. В., Передков В. М., Смагина В. В., Смолина Е. Э., Худеева В. В., Чванова М. С., Бетин О. И., Юрьев В. М. Региональный кластер: теория и практика строительства. Тамбов, 2007. 156 с.
13. Sokal R., Sneath P. Principles of Numerical Taxonomy. San Francisco: W. H. Freeman, 1963. 359 p.
14. Rosenblatt F. Principles of Neurodynamics: perceptrons and the theory of brain mechanisms. Washington: D. C. Spartan book, 1962. 480 p.
15. McCulloch W. S., Pitts W. A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity // The bulletin of mathematical biophysics. 1943. V. 5. №4. P. 115-133. <https://doi.org/10.1007/BF02478259>
16. Hebb D. O. The organization of behavior: a neuropsychological theory. J. Wiley; Chapman & Hall, 1949.
17. Kohonen T. Self-organizing maps: optimization approaches // Artificial neural networks. North-Holland, 1991. P. 981-990. <https://doi.org/10.1016/B978-0-444-89178-5.50003-8>
18. Grossberg S. Competitive learning: From interactive activation to adaptive resonance // Cognitive science. 1987. V. 11. №1. P. 23-63. [https://doi.org/10.1016/S0364-0213\(87\)80025-3](https://doi.org/10.1016/S0364-0213(87)80025-3)
19. Werbos P. J. Beyond regression: New tools for prediction and analysis in the behavioral sciences. Ph.D. thesis. Cambridge: Harvard University, 1974.
20. Minsky M., Papert S. Perceptrons: An Introduction to Computational Geometry. Cambridge: The M.I.T. Press, 1969.
21. Hopfield J. J., Tank D. W. "Neural" computation of decisions in optimization problems // Biological cybernetics. 1985. V. 52. №3. P. 141-152. <https://doi.org/10.1007/BF00339943>
22. Haykin S. Neural networks: a comprehensive foundation. Prentice-Hall, Inc., 2007.
23. Hecht-Nielsen R. Confabulation theory: the mechanism of thought. Heidelberg: Springer, 2007. P. IX. P. 1-245. <https://doi.org/10.1007/978-3-540-49605-2>
24. Mitinskaya A. N., Matych M. A. Investigation of the problem of forecasting using neural networks // Актуальные направления научных исследований XXI века: теория и практика. 2015. Т. 3. №7-2. С. 30-31.
25. Cavarretta F., Naldi G. Mathematical study of a nonlinear neuron model with active dendrites // Aims mathematics. 2019. V. 4. №3. P. 831-846. <https://doi.org/10.3934/math.2019.3.831>
26. Тененев В. А., Паклин Н. Б. Гибридный генетический алгоритм с дополнительным обучением лидера // Интеллектуальные системы в производстве. 2003. №2. С. 181-206.
27. Schmidhuber J. Deep learning in neural networks: An overview // Neural network. 2015. V. 61. P. 85-117. <https://doi.org/10.1016/j.neunet.2014.09.003>

28. Nguyen G., Dlugolinsky S., Bobák M., Tran V., García Á. L., Heredia I., ... Hluchý L Machine Learning and Deep Learning frameworks and libraries for large-scale data mining: a survey // *Artificial Intelligence Review*. 2019. V. 52. №1. P. 77-124. <https://doi.org/10.1007/s10462-018-09679-z>
29. Тененев В. А., Тененева А. В. Обучение нечетких нейронных сетей генетическим алгоритмом // *Интеллектуальные системы в производстве*. 2010. №1 (15). С. 76-85.
30. Vavilova D. D., Ketova K. V., Kasatkina E. V Application of Genetic Algorithm for Adjusting the Structure of Multilayered Neural Network for Prediction of Investment Processes // *Технические университеты: интеграция с европейскими и мировыми системами образования: мат. VIII Международной конференции*. 2019. Т. 1. С. 223-233.
31. Ghanbarzadeh M., Aminghafari M. A novel wavelet artificial neural networks method to predict non-stationary time series // *Communications in Statistics-Theory and Methods*. 2020. V. 49. №4. P. 864-878. <https://doi.org/10.1080/03610926.2018.1549259>
32. Мандель И. Д. Кластерный анализ. М.: Финансы и статистика, 1988. 176 с.
33. Краснова Л. В. Социальная кластеризация как поле групповой сопричастности // *Вестник Тамбовского университета. Серия: Гуманитарные Науки*. 2006. Т. 43. №3-1. С. 229-234.
34. Русяк И. Г., Кетова К. В. К вопросу о выводе уравнения динамики возрастного состава // *Вестник ИЖГТУ*. 2004. №2. С. 49-52.
35. Русяк И. Г. Анализ исследований в области демографического прогноза. Моделирование демографической динамики // *Анализ, Моделирование, Управление, Развитие социально-экономических систем (АМУР-2019) XIII Всероссийская с международным участием школа-симпозиум: сб. науч. тр.* 2019. С. 335-342.
36. Ketova K. V., Russyak I. G., Saburova E. A., Vavilova D. D. Regional socio-economic parameters modeling and system analysis by means of programming and computing suite // *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*. 2020. V. 862. <https://doi.org/10.1088/1757-899X/862/5/052044>

#### References:

1. Ketova, K. V., Romanovsky, Y. M., & Russyak, I. G. (2019). Mathematical modeling of the human capital dynamic. *Computer Research and Modeling*, 11(2), 329-342. (in Russian). <https://doi.org/10.20537/2076-7633-2019-11-2-329-342>
2. Stsenarii rosta Rossiiskoi ekonomiki s uchetom vklada chelovecheskogo kapitala (2019). In *doklad NIU VShE*. Moscow. (in Russian). <https://clck.ru/Q7zCv>
3. Ketova, K. V., Kasatkina, E. V., & Nasridinova, D. D. (2013). Prognozirovanie dinamiki investitsionnykh protsessov. *Vestnik Izhevskogo gosudarstvennogo tekhnicheskogo universiteta*, (3), 150-154. (in Russian).
4. Ketova, K. V. (2020). Analiz, modelirovanie i prognozirovanie vozrastnykh pokazatelei regional'noi ekonomicheskoi sistemy. *Modern Science*, (5-3). 84-96. (in Russian).
5. Programma "Tsifrovaya ekonomika Rossiiskoi Federatsii", utverzhennaya rasporyazheniem Pravitel'stva RF ot 28.07.2017 g. no. 1632-r. (in Russian). <https://clck.ru/CZAAa>
6. Starostin, B. A. (2011). Znachenie "Filosofii botaniki" Karla Linneya s tochki zreniya metodol'ogii i istorii nauki. *Samarskaya Luka: problemy regional'noi i global'noi ekologii*, 20(3), 17-38. (in Russian).
7. Pavlinov, I. Ya., & Lyubarskii, G. Yu. (2018). Biologicheskaya sistematika: evolyutsiya idei. *Sbornik trudov Zoologicheskogo muzeya MGU*, 51, 1167. (in Russian).



8. Rozenberg, G. S. (2010). Karl Linnei i ekologiya. *Mezhdistsiplinarnyi nauchnyi i prikladnoi zhurnal "Biosfera"*, 2(2), 257-275. (in Russian).
9. de Candolle, A. P., & Sprengel, K. (2011). *Elements of the Philosophy of Plants: Containing the Principles of Scientific Botany; Nomenclature, Theory of Classification, Phytography; Anatomy, Chemistry, Physiology, Geography, and Diseases of Plants*. Cambridge University Press. <https://doi.org/10.1017/CBO9781139096089.015>
10. Czekanowski, J. (1911). Objektive Kriterien in der Ethnologie. F. Vieweg.
11. Tryon, R.C. (1939). *Cluster analysis*. London: Ann Arbor Edwards Bros.
12. Betin, V. O., Ioda, E. V., Ioda, Yu. V., Kolonchin, K. V., Korenchuk, A. A., Krasnova, L. V., Peredkov, V. M., Smagina, V. V., Smolina, E. E., Khudeeva, V. V., Chvanova, M. S., Betin, O. I., & Yurev, V. M. (2007). *Regional'nyi klaster: teoriya i praktika stroitel'stva*. Tambov. (in Russian).
13. Sokal, R., & Sneath, P. (1963). *Principles of Numerical Taxonomy*. San Francisco: W. H. Freeman.
14. Rosenblatt, F. (1962). *Principles of Neurodynamics: perceptrons and the theory of brain mechanisms*. Washington, D.C. Spartan books.
15. McCulloch, W. S., & Pitts, W. (1943). A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. *The bulletin of mathematical biophysics*, 5(4), 115-133. <https://doi.org/10.1007/BF02478259>
16. Hebb, D. O. (1949). *The organization of behavior: a neuropsychological theory*. J. Wiley; Chapman & Hall.
17. Kohonen, T. (1991). Self-organizing maps: optimization approaches. *In Artificial neural networks, North-Holland, 981-990*. <https://doi.org/10.1016/B978-0-444-89178-5.50003-8>
18. Grossberg, S. (1987). Competitive learning: From interactive activation to adaptive resonance. *Cognitive science*, 11(1), 23-63. [https://doi.org/10.1016/S0364-0213\(87\)80025-3](https://doi.org/10.1016/S0364-0213(87)80025-3)
19. Werbos, P. J. (1974). *Beyond regression: New tools for prediction and analysis in the behavioral sciences*. Ph.D. thesis, Harvard University, Cambridge, 1974.
20. Minsky, M., & Papert, S. (1969). *Perceptrons: An Introduction to Computational Geometry*. Cambridge, The M.I.T. Press.
21. Hopfield, J. J., & Tank, D. W. (1985). "Neural" computation of decisions in optimization problems. *Biological cybernetics*, 52(3), 141-152. <https://doi.org/10.1007/BF00339943>
22. Haykin, S. (2007). *Neural networks: a comprehensive foundation*. Prentice-Hall, Inc.
23. Hecht-Nielsen, R. (2007). *Confabulation theory: the mechanism of thought*. Heidelberg, Springer, IX-1. <https://doi.org/10.1007/978-3-540-49605-2>
24. Mitinskaya, A. N., & Matych, M. A. (2015). Investigation of the problem of forecasting using neural networks. *Aktual'nye napravleniya nauchnykh issledovaniy XXI veka: teoriya i praktika*, 3(7-2), 30-31.
25. Cavarretta, F., & Naldi, G. (2019). Mathematical study of a nonlinear neuron model with active dendrites. *AIMS mathematics*, 4(3), 831-846. <https://doi.org/10.3934/math.2019.3.831>
26. Tenenev, V. A., & Paklin, N. B. (2003). Gibridnyi geneticheskii algoritm s dopolnitel'nym obucheniem lidera. *Intellektual'nye sistemy v proizvodstve*, (2), 181-206.
27. Schmidhuber, J. (2015). Deep learning in neural networks: An overview. *Neural networks*, 61, 85-117. <https://doi.org/10.1016/j.neunet.2014.09.003>
28. Nguyen, G., Dlugolinsky, S., Bobák, M., Tran, V., García, Á. L., Heredia, I., ... & Hluchý, L. (2019). Machine Learning and Deep Learning frameworks and libraries for large-scale data mining: a survey. *Artificial Intelligence Review*, 52(1), 77-124. <https://doi.org/10.1007/s10462-018-09679-z>
29. Tenenev, V. A., & Teneneva, A. V. (2010). Obuchenie nechetkikh neuronnykh setei geneticheskim algoritmom. *Intellektual'nye sistemy v proizvodstve*, (1), 76-85. (in Russian).

30. Vavilova, D. D., Ketova, K. V., & Kasatkina, E. V. (2019). Application of Genetic Algorithm for Adjusting the Structure of Multilayered Neural Network for Prediction of Investment Processes. In *Tekhnicheskie universitety: integratsiya s evropeiskimi i mirovymi sistemami obrazovaniya: mat. VIII Mezhdunarodnoi konferentsii*, 1, 223-233.
31. Ghanbarzadeh, M., & Aminghafari, M. (2020). A novel wavelet artificial neural networks method to predict non-stationary time series. *Communications in Statistics-Theory and Methods*, 49(4), 864-878. <https://doi.org/10.1080/03610926.2018.1549259>
32. Mandel, I. D. (1988). *Klasternyi analiz*. Moscow. (in Russian).
33. Krasnova, L. V. (2006). Sotsial'naya klasterizatsiya kak pole gruppovoi soprichastnosti. *Vestnik Tambovskogo universiteta. Seriya: Gumanitarnye Nauki*, 43(3-1), 229-234. (in Russian).
34. Rusyak, I. G., & Ketova, K. V. (2004). K voprosu o vyvode uravneniya dinamiki vozrastnogo sostava. *Vestnik IzhGTU*, (2), 49-52. (in Russian).
35. Rusyak, I. G. (2019). Analiz issledovaniy v oblasti demograficheskogo prognoza. Modelirovanie demograficheskoi dinamiki. Analiz, Modelirovanie, Upravlenie, Razvitie sotsial'no-ekonomicheskikh sistem (AMUR-2019). In *XIII Vserossiiskaya s mezhdunarodnym uchastiem shkola-simpozium: sb. nauch. tr.* 335-342. (in Russian).
36. Ketova, K. V., Rusyak, I. G., Saburova, E. A., & Vavilova, D. D. (2020). Regional socio-economic parameters modeling and system analysis by means of programming and computing suite. In *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, 862. <https://doi.org/10.1088/1757-899X/862/5/052044>

Работа поступила  
в редакцию 28.06.2020 г.

Принята к публикации  
07.07.2020 г.

Ссылка для цитирования:

Кетова К. В., Русьяк И. Г., Вавилова Д. Д. К вопросу о применении нейронных сетей для решения задачи кластеризации социума // Бюллетень науки и практики. 2020. Т. 6. №8. С. 19-33. <https://doi.org/10.33619/2414-2948/57/02>

Cite as (APA):

Ketova, K., Rusyak, I., & Vavilova, D. (2020). On the Use of Neural Networks to Solve the Social Clustering Problem. *Bulletin of Science and Practice*, 6(8), 19-33. (in Russian). <https://doi.org/10.33619/2414-2948/57/02>