

Нейронные сети в обучении и анализе сложных данных в образовательном процессе


Ольга Борисовна Никонова

почётный работник общего образования Российской Федерации, учитель высшей категории, заместитель директора гимназии

МБОУ «Гимназия №2»

Самара, Россия

olga-nik_va@mail.ru

 0000-0000-0000-0000


Марина Евгеньевна Рябова

ассистент

МБОУ «Гимназия №2»

Самара, Россия

marinaevgen_2005@mail.ru

 0000-0000-0000-0000


Ирина Петровна Введенская

кандидат медицинских наук, ассистент

Самарский государственный медицинский университет

Самара, Россия

wasily10@mail.ru

 0000-0000-0000-0000


Наталья Евгеньевна Филатова

Почётный работник общего образования Российской Федерации, учитель высшей категории

МБОУ «Гимназия №2»

Самара, Россия


ne_filatova@mail.ru

 0000-0000-0000-0000

Поступила в редакцию 15.07.2022

Принята 16.08.2022

Опубликована 15.09.2022

 10.25726/b3751-4629-3690-s

Аннотация

Изменения в экономических процессах и показателях оказывают значительное влияние на каждого конкретного человека и человечество в целом. Если проанализировать деятельность любого человека, то мы заметим, что вопросы экономического характера будут занимать в его жизни ведущие места. Поэтому, чрезвычайно важно анализировать экономические процессы быстро и тратить при этом минимум интеллектуальных ресурсов и уменьшать уровень погрешности. С развитием информационных наук и наблюдением за строением нашего мозга возникли нейронные сети, которые способны значительно ускорить анализ данных и уменьшить погрешность. А также находить в процессах или явлениях, которые анализируются, нелинейные зависимости, закономерности и причинно-следственные связи, которые при узком рассмотрении данных могут быть не учтены. Наиболее эффективными нейронные сети показывают себя при работе с большим количеством данных, которые человек физически не способен воспринять. К примеру, сегодня каждый пользуется поисковыми сервисами, электронными платежными системами и смартфонами с геолокацией, поэтому искусственные

нейронные сети широко используются корпорациями для того, чтобы найти, какой товар заинтересует каждого конкретного покупателя, или для персонализированной рекламы на основе данных, полученных о пользователе (при наличии этих данных). Однако можно сказать, что нейронные сети не являются совершенным инструментом и имеют ряд недостатков, поскольку существует много архитектур, рассчитанных для решения отдельных задач и требующих длительного процесса обучения и значительного количества данных. Но при правильном выборе типа сети и ее дальнейшей настройке и обучении можно достичь исключительных результатов в анализе большого количества данных. Именно поэтому, исследование темы применения нейронных сетей в экономике является актуальным и необходимым научным направлением, которое требует более глубокого исследования.

Ключевые слова

экономика, нейронная сеть, big data, исследование, данные.

Введение

Исследованием средств использования нейронных сетей в экономике занималось немало ученых. К примеру кандидат экономических наук Новикова В. В. отметила, что: «необходимо использовать прогнозирование ВВП для оценки важнейших макроэкономических параметров, которое возможно осуществлять с помощью построения модели нейронной сети, что позволит получать наиболее эффективные прогнозы в будущем» (Курегян, 2019). Более того ученые из Ярославского государственного университета им. П. Г. Демидова считают, что финансовое прогнозирование сегодня является наиболее распространенной сферой использования моделей нейронных сетей в отечественной экономике (Опенков, 2018).

Аспирант Каргин Б. Б. замечает, что в наше время традиционные подходы к решению информационных задач значительно уступают совершенно новым направлениям, таким как нейронные сети (Свон, 2017).

Кандидат технических наук, доцент Максимова А. Н. добавляет, что: "нейронные сети-исключительно мощный метод моделирования, позволяющий воспроизводить чрезвычайно сложные зависимости" (Соколов, 2017). Кроме того, магистр Науменко В. А. считает, что: "наиболее производительными сферами применения нейронных сетей будут те, в которых человеческий интеллект малоэффективен и аналитические вычисления трудоемки и физически нерациональны» (Соломонова, 2020).

Однако кандидат педагогических наук, доцент Григорьева Д. Р. в своем труде высказывает мнение, что основными конкурентами для нейронных сетей остаются классические методы анализа данных (Федотова, 2019). Однако среди проанализированных работ выявлено отсутствие количественного сравнения эффективности нейронных сетей с классическими методами анализа данных.

В исследовательских работах широко освещены преимущества нейронных сетей над традиционными методами анализа финансовых показателей, таких как дискриминантный анализ и логистическая регрессия. Нейронные сети гибкие и функциональные, что позволяет им обобщать любую непрерывную и нелинейную функцию.

Таким образом появляется возможность представлять эффективные нелинейные модели для финансовых рынков и прогнозировать изменения точнее. Однако в исследовательских работах ученых обнаружено, что в некоторых задачах традиционные методы анализа и нейронные сети показывают одинаковую точность.

Установлено, что основной проблемой использования нейронных сетей в экономике является избрание соответствующего размера сети (количества слоев или нейронов). И поэтому реализация сети опирается на метод проб и ошибок. Хотя раньше пытались систематизировать методологию и все еще нет соответствующего всеобъемлющего исследования. Можем отметить, что нейронные сети более эффективны, чем традиционные методы анализа, поскольку имеют большую гибкость и точность, но

имеют и определенные недостатки, такие как необходимость объемных размеченных данных для обучения, время и значительные вычислительные мощности.

Итак, проанализировав высказывания и мнения ученых констатируем, что работы по нейронным сетям являются лишь общими и не отражают особенности использования различных архитектур.

Материалы и методы исследования

Процесс создания искусственной нейронной сети разделяют на четыре основных этапа: подготовка данных, создание алгоритма, алгоритма обучения на подготовленных данных, проверка алгоритма на тестовых данных. В случае, когда все этапы успешно пройдены, ее можно применять на практике и со значительной вероятностью получить верный результат.

Для начала, вообще любое обучение разделяют на два типа – индуктивное и дедуктивное обучение. Индуктивное заключается в наблюдении за определенным явлением и построении определенной модели, которая затем проверяется на практике, и если она оказывается верной, то используется в дальнейшем, если нет, то удаляется (Федотова, 2019).

Дедуктивное обучение заключается в использовании на практике уже готовых правил и формул. Обучение нейронных сетей относят к индуктивному. По своей сути нейронная сеть – это функция с большим количеством параметров, которая получает на вход определенный вектор значений и затем деформирует его в пространстве с помощью коэффициентов, которые сформировались в процессе обучения.

Есть два основные подходы к обучению нейросетей – это обучение с учителем и обучение без учителя. Существует большое количество и разнообразие алгоритмов обучения нейронных сетей, наиболее распространенные из них: обучения с обратным распространением ошибки, обучение с радиальными базисными функциями и обучение опорных векторов (Попов, 2012). Обучение с обратным распространением ошибки заключается в том, чтобы после каждой итерации определялось общее отклонение от ожидаемого результата, а затем корректировался (усиливался или ослаблялся) вклад каждой связи между нейронами, чтобы с каждым циклом обучения, приближаться к правильному набору коэффициентов.

Также важно в процессе обучения нейронной сети избежать переобучения, для этого нужно чтобы сеть училась на действительно большом количестве примеров и находила общие, а не частные закономерности.

Результаты и обсуждение

Любой язык программирования позволяет работать с нейронными сетями, однако язык Python наиболее приспособлена для этого и имеет большое количество встроенных инструментов. Создано большое количество платформ и библиотек, которые позволяют ускорить разработку собственных нейросетей.

В частности, платформа Jupyter, которая является бесплатным проектом с открытым исходным кодом и стандартами, который предоставляет услуги для интерактивных вычислений на многих языках программирования, в том числе услуги преобразования данных, статистического моделирования, визуализации данных и машинного обучения.

Платформа TensorFlow имеет открытый код и большое количество уже готовых инструментов и библиотек для машинного обучения. Библиотеки, которые широко используются для обучения – Theano, Keras, SciKit-Learn, Pandas, NumPy, CUDA.

Theano – библиотека, оптимизирует вычисление больших математических выражений, особенно в виде матриц. Keras – библиотека, которая может работать поверх других библиотек для ускорения экспериментов с искусственными нейронными сетями, содержит в себе множество инструментов для работы с текстом и изображениями.

SciKit-Learn (sklearn) – одна из наиболее популярных библиотек, работает вместе с SciPy и NumPy, предоставляет возможности для создания и тренировки алгоритмов машинного обучения

(регрессии, кластеризации и классификации). Pandas-библиотека, позволяющая работать с многочисленными рядами и рядами динамики, а также удобнее манипулировать данными.

Numpy-библиотека, предоставляющая языку программирования Python возможность работать с большими многомерными массивами и матрицами. CUDA – набор библиотек, созданный Nvidia, который позволяет быстро и эффективно использовать вычислительные мощности графического процессора. Также существует большое количество приложений для использования нейронных сетей: Matlab, STATISTICA Neural Networks, Brain Maker Pro, Excel Neural Package. Значительная часть прикладных программ является коммерческими продуктами.

Для задач анализа и классификации широко применяется метод опорных векторов (SVM). SVM – это метод анализа, который используется для построения модели, которая бы относилась к одной из двух групп, при этом данные изображаются как точки в пространстве, которые разделены определенной линией. Затем новые данные наносятся на то же пространство и делается предположение об их принадлежности к определенной группе в зависимости от того, на какую сторону линии они попали (Воротынская, 2016).

На основе SVM созданы следующие наиболее распространенные ядра нейросетей: Linear, RBF, Polynomial kernels и другие. Каждое ядро показывает свою максимальную эффективность в определенных задачах, например Linear и Polynomial в задачах линейной классификации, RBF в нелинейных. На рисунке 1 можно увидеть разницу между математическими подходами различных ядер для построения модели, которая относит исход к определенной группе (задача классификации). Данные были визуализированы с помощью платформы Jupyter и библиотеки sklearn.

Даже визуально можно увидеть, что модель классификации с использованием RBF ядра, лучше подходит для выбранных данных с нелинейной структурой. Это подтверждается и проверкой модели на тестовых данных с помощью метрики Ассигасу: точность модели с RBF ядром составляет 98%, точность модели с Linear ядром составляет 76%, точность модели с Polynomial ядром составляет 77%.

Итак, метод опорных векторов позволяет нам эффективно классифицировать данные, в том числе с нелинейной структурой. А возможность построения нелинейных моделей позволяет лучше классифицировать данные, изменяющиеся по нелинейным законам, а они составляют неотъемлемую часть нашей жизни (Головкин, 2019).

Типов нейронных сетей достаточно большое количество и каждый из них имеет свои особенности. Но у всех из них есть характерная особенность, которая придает им ряд преимуществ перед традиционными статистическими методами и алгоритмами, это возможность обучения.

Суть обучения заключается в поиске коэффициентов для связей между нейронами, которые бы отражали все зависимости между входными данными и ожидаемым результатом и затем в обобщении результатов. После успешного обучения, обобщение предоставляет возможность получать верный результат даже при условии деформированных или некоторых отсутствующих значений. Среди основных общих сфер применения нейронных сетей можно выделить такие, как прогнозирование, классификация и моделирование.

Среди наиболее распространенных и полезных в практическом применении нейронных сетей являются: многослойный перцептрон, сверточная нейронная сеть и сеть радиально-базисных функций. Перцептрон – одна из первых моделей нейросетей, но не смотря на свою простоту он способен решать сложные задачи, состоит из нескольких слоев, которые могут варьироваться. В экономической сфере он наиболее эффективно работает с задачами прогнозирования, классификации, регрессии.

Сверточная нейронная сеть имеет однонаправленную структуру и некоторое количество слоев нейронов. Это один из лучших алгоритмов для классификации, имеет удобное распараллеливание подсчетов, что позволяет значительно ускорить работу сети с помощью графических процессоров. Сеть радиально-базисных функций состоит из входного слоя, радиальных элементов скрытого слоя и линейного выходного слоя. Широко применяется, в частности, для классификации, построения функции приближения (аппроксимации), прогнозирования рядов динамики (временных рядов). Главной проблемой, которую следует решать при обучении нейронной сети является поиск глобального минимума ошибки и избежать застревание в локальном минимуме.

Следовательно, уровень эффективности и точности нейронной сети напрямую зависит от ее типа, структуры, размера обучающей выборки и того, насколько точно будет определен глобальный минимум ошибки. Различные задачи требуют различных типов нейросетей.

Искусственные нейронные сети уже сегодня доказали свою эффективность при решении многих реальных экономических задач, связанных с рынком и банковской сферой: бизнес-аналитике, оценке рисков, оценке платежной способности банковских клиентов, оценке стоимости недвижимости, прогнозировании уровня спроса на новую услугу или товар, прогнозировании объемов продаж, прогнозировании цены акций, прогнозировании биржевых курсов и тому подобное. Точность их прогнозов и оценок остается на высоком уровне, но они не могут достичь действительно впечатляющих результатов с точностью приближенной к 100%.

Именно из-за значительного количества факторов, реальное влияние которых меняется и данным, с которыми они работают, которые иногда не полностью освещают реальные процессы и разнообразные теневые факторы. Однако некоторую неточность данных можно нивелировать за счет увеличения количества этих данных.

Благодаря современным цифровым технологиям и всемирной сети Интернет количество доступных данных и их качество выросло в десятки раз. Их использование с помощью нейронных сетей уже сегодня повышает эффективность рекламы и способствует комфорту потребителей. Но несмотря на впечатляющие результаты искусственных нейронных сетей иногда их использование нецелесообразно и будет вполне достаточно статистических средств для анализа данных, которые в отдельных задачах не уступают нейронным сетям (Репин, 2018).

Анализ был проведен на платформе SAS Viya. В результате 1060038 наблюдений были получены следующие показатели: точность работы искусственной нейронной сети составила 93,21%. Точность классификации с использованием логистической регрессии, при использовании одинаковых входных данных, составила 89,68%. То есть, разница в точности составила примерно 3,5%.

Если сравнивать между собой статистические методы анализа и нейронные сети, то можно выделить их следующие преимущества и недостатки.

Статистические методы проще в использовании, не требуют значительных объемов данных и вычислительных мощностей и времени для обучения, однако их точность и возможность быстро работать с большими объемами информации несколько меньше. Искусственные нейронные сети имеют более широкие возможности при автоматизации анализа данных и показывают большую точность результатов при использовании готовой сети, однако требуют значительных усилий и времени при создании и обучении сети или значительных средств при использовании уже готовых решений. Даже при условии, что статистические методы уступают нейросетям в эффективности, они требуют значительно меньших материальных и интеллектуальных вложений и затрат поэтому, их практическая полезность иногда может быть выше. Поэтому нужно экономически обосновывать целесообразность внедрения и разработки нейросети для решения любой прикладной задачи чтобы определить будет ли стоить полученное улучшение затраченных ресурсов. Будет ли вполне достаточно более доступных статистических методов анализа.

Итак, подытожим основные результаты исследования, которые заключаются в следующем. Создание нейросети это трудоемкий процесс, который требует глубокого понимания задачи, для решения которой создается сеть и специфических различий между различными структурами сетей, типам обучения и ядрами нейросетей, а также требует значительного количества данных и вычислительных мощностей.

Существует значительное разнообразие библиотек и платформ, которые имеют подробную документацию и значительно упрощают подготовку данных, работу с большими объемами информации, ускоряют обучение, позволяют более эффективно использовать вычислительные мощности устройств, предоставляют уже готовый инструментарий (Черник, 2020).

Нейронные сети действительно преобладают классические методы анализа данных, однако размер этого преимущества будет отличаться в зависимости от количества факторов, влияющих на изучаемое явление и сложности взаимосвязей этих факторов. Иногда это преимущество будет не

значительным, поэтому вполне возможно отдать предпочтение классическим методам анализа благодаря их доступности.

Заключение

Подводя итоги по данному исследованию, а именно эффективности использования искусственных нейронных сетей в экономике отметим, что этот вопрос оказалось достаточно актуальным на сегодня благодаря активному развитию информационных технологий и необходимости быстрой обработки больших объемов информации.

Большинство ученых соглашаются с преимуществом нейросетей над традиционными методами анализа данных, однако примерный размер этого преимущества не указывается, хотя он обычно будет отличаться в каждом отдельном случае (Вертакова, 2011). Теоретические исследования подтвердили, что нейронные сети действительно эффективны для анализа экономических показателей и уже значительно опережают классические методы анализа. Установлено, что нейросети используются для решения трех основных задач: прогнозирование, классификация и моделирование. Было определено, что основные преимущества нейронных сетей – это способность к обучению, возможность работать с неполным данным, возможность автоматизировать анализ, высокая точность результатов.

Однако, технические требования, необходимость большого количества собранных данных для обучения и сложность реализации в каждом отдельном случае не позволяют назвать нейронные сети универсальными для всех задач. В то же время практические исследования почти полностью коррелируются с результатами теоретического анализа научной литературы, а именно при решении одинаковой задачи перцептрон оказался на 3,5% точный по логистическую регрессию. Также можем отметить, что размер пособий будет меняться в зависимости от количества факторов и сложности взаимосвязей между ними (Хамхоева, 2020).

Поэтому стоит заметить, что проведенное исследование будет полезным для маркетинговых отделов предприятий, а также для банковских и государственных учреждений и поможет им осмотреть все преимущества и недостатки нейронных сетей в сравнении с классическими методами анализа данных. И поможет им принять решение будет ли стоить использование анализа с помощью искусственных нейронных сетей.


Список литературы

1. Вертакова Ю.В., Плотников В.А., Харченко Е.В. Диверсификация регионального развития как приоритетная посткризисная стратегия (на материалах Курской области) // Поволжский торгово-экономический журнал. 2011. № 3. С. 69-75.
2. Воротынская А.М., Поздеева Е.А. Внутренние угрозы экономической безопасности как фактор риска при реализации стратегии развития энергетики в России // Актуальные проблемы труда и развития человеческого потенциала: межвузовский сборник научных трудов. СПб., 2016. С. 33-36.
3. Головкин М.В., Цуверкалова О.Ф. Факторы инновационного развития в системе экономической безопасности территорий: статистический подход // Теория и практика сервиса: экономика, социальная сфера, технологии. 2019. № 1 (39). С. 5-10.
4. Колобкова А.А. Исторический экскурс становления и развития методики преподавания иностранных языков в российских университетах // Педагогический журнал. 2019. Т. 9. № 4-1. С. 73-88.
5. Курегян С. В. Электронная экономика, искусственный интеллект и экономическая теория // Экономическая наука сегодня. - 2019. - № 10. - С. 41-46.
6. Опенков М. Ю., Варакин В. С. Искусственный интеллект как экономическая категория // Вестник Северного (Арктического) федерального университета. Серия: Гуманитарные и социальные науки. - 2018. - № 1. - С. 73-83.
7. Попов А.И. Создание новой модели развития: модернизация и условия перехода к инновационной экономике // Известия Санкт-Петербургского университета экономики и финансов. 2012. № 4 (76). С. 18-26.


8. Репин Н.В., Руденко М.Н. Взаимосвязь стратегии проекта со стратегией компании // Теория и практика сервиса: экономика, социальная сфера, технологии. 2018. № 3 (37). С. 31-34.
9. Свон М. Блокчейн. Схема новой экономики : пер. с англ. / науч. ред. В. Фомин. М. : Олимп-Бизнес, 2017.
10. Соколов И.А., Дрожжинов В.И., Райков А.Н., Куприяновский В.П., Намиот Д.Е., Сухомлинский В.А. Искусственный интеллект как стратегический инструмент экономического развития страны и совершенствования ее государственного управления. Ч. 2. Перспективы применения искусственного интеллекта в России для государственного управления // International Journal of Open Information Technologies. 2017. Т. 5. № 9. С. 76-101.
11. Соломонова В.Н., Редькина Т.М., Ат-Тал Ф. Стратегическая переориентация экономики под влиянием коронавируса // Colloquium-Journal. 2020. № 10 (62). С. 38.
12. Федотова Г.В., Сложенкина М.И., Григорян Л.Ф., Куразова Д.А. Интеллектуальные тренды развития АПК // Известия Юго-Западного государственного университета. Серия: Экономика. Социология. Менеджмент. 2019. Т. 9. № 4 (33). С. 84-95.
13. Хамхоева Ф. Я. Нейронные сети в экономическом анализе: плюсы и минусы // Norwegian Journal of Development of the International Science. 2020. № 51-4. С. 72-75.
14. Черник Д. В., Казанцев Р. В. Имитационное физическое моделирование универсальной лесозаготовительной машины // Хвойные бореальной зоны. 2020. Т. 38. № 3-4. С. 183-188.

Neural networks in training and analysis of complex data in the educational process

Olga B. Nikonova

Honorary worker of General Education of the Russian Federation, teacher of the highest category, Deputy director of the gymnasium
MBOU "Gymnasium No. 2"
Samara, Russia
olga-nik_va@mail.ru
 0000-0000-0000-0000


Marina E. Ryabova

assistant
MBOU "Gymnasium No. 2"
Samara, Russia
marinaevgen_2005@mail.ru
 0000-0000-0000-0000

Irina P. Vvedenskaya

Candidate of Medical Sciences, Assistant
Samara State Medical University
Samara, Russia
wasily10@mail.ru
 0000-0000-0000-0000


Natalia E. Filatova

Honorary Worker of General Education of the Russian Federation, teacher of the highest category
MBOU "Gymnasium No. 2"
Samara, Russia
ne_filatova@mail.ru
 0000-0000-0000-0000

Received 15.07.2022

Accepted 16.08.2022

Published 15.09.2022

 10.25726/b3751-4629-3690-s

Abstract

Changes in economic processes and indicators have a significant impact on each individual and humanity as a whole. If we analyze the activities of any person, we will notice that economic issues will occupy leading places in his life. Therefore, it is extremely important to analyze economic processes quickly and at the same time spend a minimum of intellectual resources and reduce the level of error. With the development of information science and the observation of the structure of our brain, neural networks have emerged that can significantly speed up data analysis and reduce error. And also to find in the processes or phenomena that are being analyzed, nonlinear dependencies, patterns and cause-and-effect relationships that may not be taken into account when narrowly considering the data. Neural networks show themselves to be the most effective when working with a large amount of data that a person is physically unable to perceive. For example, today everyone uses search services, electronic payment systems and smartphones with geolocation, so artificial neural networks are widely used by corporations to find which product will interest each particular buyer, or for personalized advertising based on data obtained about the user (if this data is available). However, it can be said that neural networks are not a perfect tool and have a number of disadvantages, since there are many architectures designed to solve individual tasks and require a long learning process and a significant amount of data. But with the right choice of network type and its further configuration and training, you can achieve exceptional results in analyzing a large amount of data. That is why the study of the topic of the use of neural networks in economics is an urgent and necessary scientific direction that requires more in-depth research..

Keywords

economics, neural network, big data, research, data.

References

1. Vertakova Ju.V., Plotnikov V.A., Harchenko E.V. Diversifikacija regional'nogo razvitija kak prioriternaja postkrisisnaja strategija (na materialah Kurskoj oblasti) // Povolzhskij torgovo-jekonomicheskij zhurnal. 2011. № 3. S. 69-75.
2. Vorotynskaja A.M., Pozdeeva E.A. Vnutrennie ugrozy jekonomicheskoy bezopasnosti kak faktor riska pri realizacii strategii razvitija jenergetiki v Rossii // Aktual'nye problemy truda i razvitija chelovecheskogo potencijala: mezhvuzovskij sbornik nauchnyh trudov. SPb., 2016. S. 33-36.
3. Golovko M.V., Cuverkalova O.F. Faktory innovacionnogo razvitija v sisteme jekonomicheskoy bezopasnosti territorij: statisticheskij podhod // Teorija i praktika servisa: jekonomika, social'naja sfera, tehnologii. 2019. № 1 (39). S. 5-10.
4. Kolobkova A.A. Istoricheskij jekskurs stanovlenija i razvitija metodiki prepodavanija inostrannyh jazykov v rossijskih universitetah // Pedagogicheskij zhurnal. 2019. T. 9. № 4-1. S. 73-88.
5. Kuregjan S. V. Jelektronnaja jekonomika, iskusstvennyj intellekt i jekonomicheskaja teorija // Jekonomicheskaja nauka segodnja. - 2019. - № 10. - S. 41-46.
6. Openkov M. Ju., Varakin V. S. Iskusstvennyj intellekt kak jekonomicheskaja kategorija // Vestnik Severnogo (Arkticheskogo) federal'nogo universiteta. Serija: Gumanitarnye i social'nye nauki. - 2018. - № 1. - S. 73-83.
7. Popov A.I. Sozdanie novej modeli razvitija: modernizacija i uslovija perehoda k innovacionnoj jekonomike // Izvestija Sankt-Peterburgskogo universiteta jekonomiki i finansov. 2012. № 4 (76). S. 18-26.
8. Repin N.V., Rudenko M.N. Vzaimosvjaz' strategii proekta so strategiej kompanii // Teorija i praktika servisa: jekonomika, social'naja sfera, tehnologii. 2018. № 3 (37). S. 31-34.

9. Svon M. Blokchejn. Shema novoj jekonomiki : per. s angl. / nauch. red. V. Fomin. M. : Olimp-Biznes, 2017.
10. Sokolov I.A., Drozhzhinov V.I., Rajkov A.N., Kuprijanovskij V.P., Namiot D.E., Cuhomlinskij V.A. Iskusstvennyj intellekt kak strategicheskij instrument jekonomicheskogo razvitija strany i sovershenstvovanija ee gosudarstvennogo upravlenija. Ch. 2. Perspektivy primenenija iskusstvennogo intellekta v Rossii dlja gosudarstvennogo upravlenija // International Journal of Open Information Technologies. 2017. T. 5. № 9. S. 76-101.
11. Solomonova V.N., Red'kina T.M., At-Tal F. Strategicheskaja pereorientacija jekonomiki pod vlijaniem koronavirusa // Colloquium-Journal. 2020. № 10 (62). S. 38.
12. Fedotova G.V., Slozhenkina M.I., Grigorjan L.F., Kurazova D.A. Intellektual'nye trendy razvitija APK // Izvestija Jugo-Zapadnogo gosudarstvennogo universiteta. Serija: Jekonomika. Sociologija. Menedzhment. 2019. T. 9. № 4 (33). S. 84-95.
13. Hamhoeva F. Ja. Nejrionnye seti v jekonomicheskom analize: pljusy i minusy // Norwegian Journal of Development of the International Science. 2020. № 51-4. S. 72-75.
14. Chernik D. V., Kazancev R. V. Imitacionnoe fizicheskoe modelirovanie universal'noj lesozagotovitel'noj mashiny // Hvojnye boreal'noj zony. 2020. T. 38. № 3-4. S. 183-188.