

**НЕЙРОСЕТЕВОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ МОТИВАЦИИ
ТОП-МЕНЕДЖМЕНТА ГОСУДАРСТВЕННЫХ СТРУКТУР РЕГИОНОВ
КАК ЗАДАЧА РЕГРЕССИИ*****Сергей Николаевич ЯШИН^а, Надежда Игоревна ЯШИНА^б,
Егор Викторович КОШЕЛЕВ^с**

^а доктор экономических наук, профессор,
заведующий кафедрой менеджмента и государственного управления,
Национальный исследовательский Нижегородский государственный университет
имени Н.И. Лобачевского (ННГУ),
Нижний Новгород, Российская Федерация
jashinsn@yandex.ru
<https://orcid.org/0000-0002-7182-2808>
SPIN-код: 4191-7293

^б доктор экономических наук, профессор,
заведующий кафедрой финансов и кредита,
Национальный исследовательский Нижегородский государственный университет
имени Н.И. Лобачевского (ННГУ),
Нижний Новгород, Российская Федерация
yashina@iee.unn.ru
<https://orcid.org/0000-0002-0630-7949>
SPIN-код: 8458-4480

^с кандидат экономических наук,
доцент кафедры менеджмента и государственного управления,
Национальный исследовательский Нижегородский государственный университет
имени Н.И. Лобачевского (ННГУ),
Нижний Новгород, Российская Федерация
ekoshelev@yandex.ru
<https://orcid.org/0000-0001-5290-7913>
SPIN-код: 8429-5702

* Ответственный автор

История статьи:

Рег. № 218/2023
Получена 16.05.2023
Получена
в доработанном виде
30.05.2023
Одобрена 13.06.2023
Доступна онлайн
28.09.2023

Специальность: 5.2.6**УДК** 332.142.2**JEL:** C32, C45, H83,
O21, R58**Аннотация**

Предмет. Моделирование мотивации топ-менеджеров государственных структур регионов, чтобы привести в соответствие интересы населения и государства.

Цели. Создание нейросетевой модели мотивации топ-менеджмента государственных структур регионов для задачи регрессии.

Методология. Используются нейронные сети.

Результаты. Моделируются критерии нематериальной и материальной мотивации топ-менеджмента государственных структур регионов, а также критерии стратегического потенциала региона. Целевой функцией при этом является коэффициент естественного прироста населения регионов. Его необходимо максимизировать. Результаты нейросетевого моделирования мотивации топ-менеджмента государственных структур регионов в случае задачи регрессии являются более точными по сравнению с задачей классификации. Нейронная сеть строится и

* Исследование выполнено в рамках реализации программы стратегического академического лидерства «Приоритет 2030», проект Н-426-99_2022-2023 «Социально-экономические модели и технологии развития креативного человеческого капитала в инновационном обществе».

Ключевые слова:

мотивация
топ-менеджмента,
нейронные сети,
задача регрессии

обучается с учетом циклических колебаний целевой функции.

Выводы. Полученные результаты могут быть полезны государственным структурам регионов для разработки конструктивной системы материальной и нематериальной мотивации своих топ-менеджеров.

© Издательский дом ФИНАНСЫ и КРЕДИТ, 2023

Для цитирования: Яшин С.Н., Яшина Н.И., Кошелев Е.В. Нейросетевое моделирование мотивации топ-менеджмента государственных структур регионов как задача регрессии // *Финансы и кредит*. — 2023. — Т. 29, № 9. — С. 1932 — 1952.
<https://doi.org/10.24891/fc.29.9.1932>

С развитием науки о данных (Data Science) [1] стало возможным более качественно анализировать различные экономические процессы и опираться при этом на значительные массивы данных. Получили развитие более современные методы искусственного интеллекта, включая новые разработки в области нейронных сетей.

Это позволяет по-новому взглянуть на процесс мотивации топ-менеджмента государственных структур, сделать его более конструктивным и обоснованным. В этом случае оценка целевых параметров мотивации становится автоматизированным процессом, что позволяет задавать значения данных параметров в одних регионах страны в соответствии с их диапазонами у регионов-лидеров.

Прежде чем моделировать мотивацию топ-менеджеров высшего звена в государственной службе, следует оценить те ориентиры мотивации, которые уже были намечены и проанализированы другими учеными в последние годы.

Мотивация государственной службы (PSM) — многогранная теория, объясняющая, среди прочего, карьерные предпочтения отдельных лиц. Некоторые полагают, что PSM по своей сути не является специфическим для правительства и, таким образом, также является значимой характеристикой лиц, занятых в некоммерческом секторе. Исследование Л. Брайта [2] было направлено на добавление к этому набору связи, которую PSM имеет с некоммерческими и государственными карьерными предпочтениями, при этом контролировалось влияние возраста, пола и опыта работы.

Результаты исследования Р. Кристенсена, Л. Палберга и Дж. Перри [3] подтверждают ряд уроков, среди них использование мотивации государственной службы в качестве инструмента отбора, содействие мотивации государственной службы посредством сотрудничества на рабочем месте, передача значимости работы и формирование лидерства на основе ценностей государственной службы.

Предыдущие исследования связывали инновационное поведение работников государственного сектора с желаемыми результатами, такими как повышение эффективности и качества государственных услуг. Однако вопросам, касающимся

драйверов инновационного поведения среди сотрудников, уделялось ограниченное внимание. В статье К. Мяо и др. [4] используется теория психологического расширения прав и возможностей для изучения основных процессов, с помощью которых предпринимательское лидерство и мотивация государственной службы (PSM) формируют инновационное поведение среди государственных служащих. Судя по данным 281 китайского госслужащего и 59 руководителей департаментов, предпринимательское руководство положительно влияет на инновационное поведение подчиненных, усиливая два аспекта психологического расширения прав и возможностей: смысл и влияние.

Концепция PSM традиционно связана с несколькими выгодными результатами, такими как эффективность работы общественности и удовлетворенность государственных служащих, но в последнее время также с негативными результатами, среди которых выгорание и нарушение правил. Хотя PSM является концепцией индивидуального уровня, роль социальной среды имеет решающее значение для понимания PSM [5].

Хотя отдельные исследования по вопросам лидерства и мотивации государственной службы имеют большое значение, мы мало знаем о том, как лидерство и мотивация государственной службы в совокупности влияют друг на друга, особенно в различных национальных контекстах. В исследовании Т. Хеймдаддина и Т. Энгберса [6] используется протокол PRISMA (предпочтительные элементы отчетности для систематических обзоров и мета-анализа) в целях систематического выявления паттернов в прошлых исследованиях для информирования исследователей и практиков.

В статье А. Фернандеса, Г. Сантина и Т. Форте [7] оцениваются мотивационные факторы выбора для государственного сектора в области здравоохранения, а также концептуальные и методологические тенденции этого потока исследований. Данное исследование следует протоколу PRISMA, чтобы выяснить закономерности в прошлых исследованиях и проинформировать ученых, практиков и политиков. Конструкция и масштаб PSM часто используются в качестве основных рамок, но существует также обеспокоенность при оценке мотивации на основе психологических конструкций, которые отражают сложную линию работы и окружающей среды, такие как презентеизм, стресс и восприятие препятствий.

Мотивация в работе на государственной службе (WMPS) была исследована в статье К. Ксу [8] для решения проблемы мотивации работы чиновников на основе теории самоопределения (SDT). На основе смешанных методов в этом исследовании была разработана шкала WMPS в китайском контексте. Шкала включает 20 пунктов в шести измерениях: внутренняя мотивация, идентифицированная регуляция, инструментальная регуляция, интроектированная регуляция, внешняя регуляция и амотивация. Корреляционный анализ показал, что благоприятный рабочий климат, такой как воспринимаемая автономия и родство, положительно ассоциируется

с автономной мотивацией и негативно ассоциируется с контролируемой мотивацией и амотивацией.

В исследовании Т.Н. Зулу и С.С. Нхлабати [9] были изучены факторы и динамика связей между стратегическими видениями и их результатами с использованием стратегических видений экономического развития местных муниципалитетов Улунди и Нонгома (Квазулу-Наталь, Южная Африка) на основе того, что государственные организации планируют свое будущее путем разработки стратегических видений, которыми они руководствуются в своей деятельности. Однако несмотря на планы организаций, они часто не могут реализовать результаты, изложенные в их стратегических планах. В исследовании был предпринят качественный исследовательский подход. Результаты исследования показали, что нехватка ресурсов и отсутствие сотрудничества между заинтересованными сторонами сдерживают достижение поставленных стратегических результатов.

В статье М. Рубцовой и Е. Васильевой [10] представлены результаты исследования, проведенного в 2018 г. в Республике Саха (Якутия), Россия. Цель исследования заключалась в определении уровня транспарентности государственных органов в их взаимодействии с гражданским обществом. Установлено, что у российского гражданского общества есть запрос на участие в принятии государственных решений, но при этом граждане не готовы в полной мере осуществлять общественный контроль.

В работе Д. Абдуллаи и др. [11] анализируется роль профессиональных чиновников в контексте качественного управления. В целях повышения уровня социально-экономического и политического развития в обществе государственные учреждения в значительной степени стремятся к повышению роли чиновников в совершенствовании управления. Теоретически используется новый институционализм, в рамках которого анализируется значимость профессиональных чиновников для ускорения общего управления. Выводы этого документа выявили основные проблемы бюрократического института, которые включают в себя, среди прочего, коррупцию, отсутствие системы заслуг, плохую подготовку кадров и фаворитизм, которые подрывают качественное управление и инновации в Нигерии.

Поскольку в настоящей статье будет проводиться нейросетевое моделирование мотивации топ-менеджмента как задача регрессии, остановимся подробнее на последних достижениях подхода регрессии в нейронных сетях.

Хотя искусственные нейронные сети (ANN) являются мощными и успешными во многих приложениях, они обычно плохо работают со сложными проблемами, которые имеют ограниченное количество тренировочных случаев. Работа М.М. Батайне и Р. Малера [12] представляет новую схему радиальной базовой сети (RBN), которая преодолевает ограничения использования ANN для точного

моделирования проблем регрессии с минимальными данными обучения. Результаты показывают, что новая конструкция демонстрирует повышенную точность с уменьшенной зависимостью от количества обучающих данных.

Проектирование искусственных нейронных сетей является сложной задачей из-за огромного пространства проектирования. В статье Ф. Кастнер и др. [13] представили исследование различных типов глубоких нейронных сетей и различных форм для задачи регрессионного анализа. Типы сетей варьируются от простых многослойных персептронных сетей до более сложных сверточных и остаточных нейронных сетей. В рамках исследования авторы проанализировали поведение различных форм сети при обработке характеристик данных измерений для масс-спектрометров.

Основной задачей как для физики, так и для искусственного интеллекта (ИИ) является символическая регрессия: нахождение символического выражения, совпадающего с данными неизвестной функции. В этом ключе С.-М. Удреску и М. Тегмарк [14] разработали рекурсивный многомерный алгоритм символьной регрессии, который сочетает нейронную сетевую подгонку с набором методик, вдохновленных физикой.

Многозадачное обучение — это область, которая все еще не полностью изучена в системе конформного прогнозирования, и это особенно верно для регрессии с несколькими целями. В работе С. Мессоуди, С. Дестерски и С. Роусё [15] используется индуктивное конформное прогнозирование наряду с глубокими нейронными сетями для обработки множественной регрессии путем изучения множественных расширений существующих мер несоответствия одной цели и предложения новых. В этой статье представлены авторские подходы к работе с конформным предсказанием в условиях множественной регрессии, а также результаты проведенных экспериментов.

В исследовании Д.К. Абрахама [16] предлагаются основанные на искусственной нейронной сети (ANN) модели прогнозирования напряженности радиополя для сельских районов Абуджи, федеральной столицы Нигерии. Модели на основе ANN были созданы на основе Обобщенной регрессионной нейронной сети (GRNN) и Многослойной персептронной нейронной сети (MLP-NN). Эти сети были созданы, обучены и протестированы для прогнозирования напряженности поля с использованием полученных данных о мощности, записанных на 900 МГц от нескольких базовых передатчиков станций (BTS), распределенных по сельским районам.

Земная система чрезвычайно сложна и часто хаотична по своей природе, что делает предсказание невероятно сложным: невозможно ожидать, что все время будут идеальные предсказания. Вместо этого Е.А. Барнес и Р.Дж. Барнес [17] ищут конкретные состояния системы, которые приводят к более предсказуемому

поведению, чем другие, часто называемые «прогнозами возможностей». Авторы ввели новую функцию потерь, называемую потерей воздержания, которая позволяет нейронным сетям определять прогнозы возможностей для проблем регрессии.

Модели глубокой регрессии широко используются для решения задач компьютерного зрения, таких как оценка возраста или позы человека, подсчет толпы, обнаружение объектов и т.д. Другой возможной областью применения, которая до сих пор систематически не изучалась, является пропорциональное суждение. В качестве предпосылки для успешного принятия решений людям часто приходится использовать стратегии оценки пропорций, с помощью которых они оценивают величину одного стимула относительно другого (большого) стимула. В связи с этим М. Милицевич и др. [18] предложили различные архитектуры глубокой регрессии, которые они проверили на трех исходных наборах данных очень разного происхождения и состава. Это новый подход, так как предполагается, что модель может изучить концепцию пропорции без явного подсчета отдельных объектов.

Двойная нейронная сетевая регрессия (TNNR) обучена С.Дж. Ветцелом, Р.Г. Мелко и И. Тамблином [19] предсказывать различия между целевыми значениями двух разных точек данных, а не самих целей. Если собирать прогнозируемые различия между целями невидимой точки данных и всеми обучающими точками данных, можно получить очень точное прогнозирование для первоначальной регрессионной задачи.

Ученые А. Мамалакис, И. Эберт-Упхофф и Е. Барнес [20] получили структуру, основанную на использовании аддитивно разделяемых функций, для генерации эталонных наборов данных атрибуции для проблем регрессии, для которых априори известна основная истина атрибуции. Авторы создали большой набор эталонных данных и обучили полностью подключенную сеть, чтобы узнать базовую функцию, которая использовалась для моделирования.

В статье Х. Лиу и др. [21] была разработана радиальная базовая нейронная сеть (RBFNN), основанная на усовершенствованном алгоритме оптимизации черных вдов (IBWO), которая называется моделью IBWO-RBF. Чтобы повысить обобщающую способность нейронной сети IBWO-RBF, алгоритм разработан с нелинейным изменяющимся во времени весом инерции. Несколько проблем классификации и регрессии используются для проверки эффективности модели IBWO-RBF. На первом этапе предложенная модель применяется к классификации наборов данных UCI, аппроксимации нелинейной функции и идентификации нелинейной системы; на втором этапе модель решает практическую задачу прогнозирования силовой нагрузки. По сравнению с другими существующими моделями эксперименты показывают, что предлагаемая модель IBWO-RBF достигает как точности, так и парсимонии в различных проблемах классификации и регрессии.

В настоящей работе с помощью нейронных сетей будут моделироваться критерии нематериальной и материальной мотивации топ-менеджмента государственных структур регионов, а также критерии стратегического потенциала региона. Они представлены в *табл. 1*. Предполагается, что развитие стратегического потенциала региона в будущем может повлиять на оба вида мотивации топ-менеджеров. Под материальной мотивацией подразумевается заработная плата государственного служащего высшего звена, а под нематериальной — его карьерный рост. Целевой функцией является коэффициент естественного прироста населения регионов. Его необходимо максимизировать.

Этапы нейросетевого моделирования мотивации топ-менеджмента государственных структур регионов представлены на *рис. 1*. Опишем их детально.

Этап 1 — сбор необходимых данных для построения и обучения нейронной сети. В *табл. 1* собираются данные о местах, занимаемых субъектами РФ по выделенным девяти показателям, а также данные о коэффициентах естественного прироста населения в каждом из 83 анализируемых регионов. При этом изучаются 10 лет с 2010 по 2019 г. В итоге получается 830 наблюдений, что приводит к матрице размерности 830×10 .

Этап 2 — построение и обучение нейронной сети для задачи регрессии. Полученная на предыдущем этапе задача регрессии решается с учетом циклических колебаний целевой функции (y) в программе Statistica. Для этого методом многократных подвыборок строятся и обучаются нейронные сети с различной архитектурой, то есть числом нейронов на входном и скрытом слоях сети. При этом исследуются как многослойные перцептроны (MLP), так и радиальные базисные функции (RBF). Затем выбирается сеть с наименьшей ошибкой на обучении, валидации и тесте. Основное внимание уделяется результатам теста. Также принимаются во внимание лифтовые карты (Lift Charts) сетей.

Этап 3 — верификация полученной нейронной сети согласно данным нового периода наблюдения. В качестве такого периода берется следующий 2020 г. Успешность верификации модели оценивается по ее средней относительной ошибке (MAPE). Ошибка на верификации сравнивается с ошибкой на предыдущем этапе.

Этап 4 — определение регионов-лидеров и сегментов планируемых параметров модели. Данные, прогнозируемые нейронной сетью, сравниваются с исходными данными *табл. 1*. При этом нас интересуют только те 20 регионов, в которых находятся территориальные инновационные кластеры, утвержденные Правительством РФ. Принимаются во внимание только те случаи в матрице размерностью 830×10 , где прогнозные и фактические значения коэффициента естественного прироста (y) положительные, так как мы создаем модель, прогнозирующую прирост населения в регионах. По этим случаям определяются те регионы-лидеры, которые наблюдаются в матрице чаще. Затем по рассматриваемым случаям определяется сегмент для

каждого из девяти параметров модели ($x_1, x_2, \dots, x_9$). После этого сегменты для всех наиболее часто встречающихся регионов-лидеров объединяются также для каждого из девяти параметров модели.

Этап 5 — оценка соответствия изучаемого региона планируемым параметрам модели. Фактические значения мест, занимаемых субъектом РФ, сравниваются с планируемыми сегментами, которые получены на предыдущем этапе. Такое сравнение проводится по всем параметрам по двум последним годам — 2019 и 2020 гг. Это позволяет определить, как следует мотивировать государственных служащих высшего звена в регионе согласно результатам развития региона в этот период. Также оцениваются стратегические возможности региона, что может в ближайшем будущем отразиться на материальной и нематериальной мотивации топ-менеджеров государственной структуры региона.

Если полученная нейронная сеть показала маленькую ошибку на этапах 2 и 3, то ее можно применять и в последующие годы. Если же по мнению разработчика нейронной сети ошибка недостаточно мала, то модель уточняется с помощью включения данных новых лет в изначальную выборку. Для этого строится и обучается новая нейронная сеть уже на большей выборке.

Рассмотрим процесс нейросетевого моделирования мотивации топ-менеджмента государственных структур регионов на представленном в *табл. 1* примере. Окончательные выводы сделаем для Нижегородской области, где есть два территориальных инновационных кластера.

Этап 1 — сбор необходимых данных для построения и обучения нейронной сети. Эти данные собраны в *табл. 1* для 83 регионов и 10 лет с 2010 по 2019 г. Однако по графику целевой функции — коэффициента естественного прироста населения (y) на *рис. 2* нетрудно заметить повторяющиеся циклические колебания целевой функции. Это происходит потому, что в *табл. 1* повторяются одни и те же 83 исследуемых региона. Таким образом, получаем задачу прогнозирования аппроксимированного временного ряда для случая регрессии. Поэтому будущую нейронную сеть будем строить и обучать с учетом циклических колебаний целевой функции (y).

Этап 2 — построение и обучение нейронной сети для задачи регрессии. В программе Statistica методом многократных подвыборок построены и обучены нейронные сети с разным числом нейронов на скрытом слое сети. Выбрана сеть с наименьшей средней относительной ошибкой значения коэффициента естественного прироста на тесте ($MAPE \approx 40,7\%$) (верхняя таблица на *рис. 3*). Это многослойный перцептрон (MLP) с 10 нейронами на внутреннем слое сети.

Сравнивая фактические показатели целевой функции y (Target) с предсказанными моделью (Output) на *рис. 4*, видим, что точки достаточно хорошо ложатся на их

взаимную прямую. Это свидетельствует о высоком качестве выбранной нейронной сети.

Этап 3 — верификация полученной нейронной сети согласно данным нового периода наблюдения. В качестве периода для верификации берется следующий 2020 г. Средняя относительная ошибка (MAPE) выбранной нейронной сети на верификации показана в нижней таблице на *рис. 3*. Она составила примерно 120%, что больше 40,7% на тесте сети. Тем не менее считаем, что выбранная нейронная сеть дает достаточно качественный прогноз будущих значений коэффициента естественного прироста населения в плане прироста или убыли населения регионов. Это же подтверждает сравнение фактического графика целевой функции (y) в 2020 г. с графиком прогноза по выбранной нейронной сети (*рис. 5*).

Этап 4 — определение регионов-лидеров и сегментов планируемых параметров модели. Здесь выбираем только те 20 регионов, в которых находятся территориальные инновационные кластеры, утвержденные Правительством РФ. Это Москва, Санкт-Петербург, Калужская, Московская, Архангельская, Ленинградская, Нижегородская, Самарская, Ульяновская, Свердловская, Кемеровская, Новосибирская, Томская области, республики Башкортостан, Мордовия, Татарстан, Алтай, Пермский, Красноярский, Хабаровский края. Далее находим в *табл. 1* те случаи, где прогнозное и фактическое значения коэффициента естественного прироста (y) положительные. Чаше это наблюдается у Москвы и Республики Татарстан (*табл. 2*). Затем по данным *табл. 1* для этих регионов — лидеров по рассматриваемым случаям определяется сегмент для каждого из девяти параметров модели. После этого сегменты для данных регионов объединяются также для каждого из девяти параметров модели в *табл. 2*.

Этап 5 — оценка соответствия изучаемого региона планируемым параметрам модели. В *табл. 3* сравним фактические значения мест, занимаемых Нижегородской областью, с планируемыми сегментами, которые получены на предыдущем этапе в *табл. 2*. Совпадения отдельно подчеркнуты. Это означает, что в Нижегородской области топ-менеджеров по результатам 2019 г. следует поощрять только материально. В 2020 г. материальную мотивацию следует снизить, но частично добавить нематериальную мотивацию. Стратегический потенциал региона развит слабо.

Результаты нейросетевого моделирования мотивации топ-менеджмента государственных структур регионов в случае задачи регрессии являются более точными по сравнению с задачей классификации по двум причинам.

Во-первых, в задаче регрессии оцениваются точные количественные значения коэффициента естественного прироста населения. В случае же задачи классификации оценивается лишь то, какого знака будет данный коэффициент —

положительный или отрицательный. При этом его положительное значение оценивается позитивно (1 — Success), а отрицательное негативно (0 — Failure).

Во-вторых, в задаче регрессии прогнозируется аппроксимированный временной ряд. Поэтому будущая нейронная сеть строится и обучается с учетом циклических колебаний целевой функции – коэффициента естественного прироста населения.

В заключение обозначим наиболее важные выводы исследования.

1. С помощью нейронных сетей возможно моделировать критерии материальной и нематериальной мотивации топ-менеджмента государственных структур регионов, а также критерии стратегического потенциала региона. Под материальной мотивацией понимается заработная плата государственного служащего высшего звена, а под нематериальной — его карьерный рост. Целевой функцией при этом является коэффициент естественного прироста населения регионов.
2. Если полученная нейронная сеть показала маленькую ошибку, то ее можно применять и в последующие годы. Если же по мнению разработчика нейронной сети ошибка недостаточно мала, то модель уточняется с помощью включения данных новых лет в изначальную выборку. Для этого строится и обучается новая нейронная сеть уже на большей выборке.
3. Представленная модель протестирована для Нижегородской области. Получено, что топ-менеджеров по результатам 2019 г. следует поощрять только материально. В 2020 г. материальную мотивацию следует снизить, но частично добавить нематериальную мотивацию. Стратегический потенциал региона развит слабо.
4. Результаты нейросетевого моделирования мотивации топ-менеджмента государственных структур регионов в случае задачи регрессии являются более точными по сравнению с задачей классификации.

Полученные результаты могут быть полезны государственным структурам регионов для разработки конструктивной системы материальной и нематериальной мотивации своих топ-менеджеров.

Таблица 1**Данные для построения и обучения нейронных сетей****Table 1****Data for building and training neural networks**

Регион	Место, занимаемое субъектом в РФ									Коэффициент естественного прироста населения на 1 000 чел. у
	Нематериальная мотивация			Материальная мотивация			Стратегический потенциал			
	x ₁	x ₂	x ₃	x ₄	x ₅	x ₆	x ₇	x ₈	x ₉	
	2020 г.									
1. Белгородская область	19-е	32-е	17-е	23-е	6-е	10-е	34-е	16-е	18-е	-7,6
2. Брянская область	62-е	67-е	51-е	43-е	15-е	56-е	60-е	54-е	52-е	-9
3. Владимирская область	48-е	63-е	25-е	59-е	16-е	52-е	42-е	30-е	54-е	-10,8
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
83. Чукотский АО	3-е	3-е	69-е	2-е	69-е	83-е	5-е	1-е	83-е	0,4

x₁ — ВРП на душу населения.x₂ — Инвестиции в основной капитал на душу населения.x₃ — Затраты организаций на инновации на душу населения.x₄ — Среднедушевые денежные доходы (в месяц).x₅ — Общая площадь жилых помещений на душу населения.x₆ — Удельный вес автодорог с твердым покрытием.x₇ — Поступление налогов на душу населения.x₈ — Уровень занятости.x₉ — Численность студентов на 10 000 чел. населения.Источник: Федеральная служба государственной статистики. URL: <https://www.gks.ru>Source: The Federal State Statistics Service data. URL: <https://www.gks.ru> (In Russ.)**Таблица 2****Диапазоны мест регионов-лидеров****Table 2****Ranges of positions of leading regions**

Регион	Нематериальная мотивация			Материальная мотивация			Стратегический потенциал			Частота (Success)
	x ₁	x ₂	x ₃	x ₄	x ₅	x ₆	x ₇	x ₈	x ₉	
г. Москва	[4; 6]	[10; 27]	[3; 12]	[2; 4]	[76; 82]	[1; 3]	[5; 6]	[3; 6]	[1; 2]	9 раз
Республика Татарстан	[12; 16]	[9; 19]	[3; 12]	[16; 20]	[36; 43]	[34; 57]	[13; 17]	[10; 14]	[6; 10]	8 раз
Республика Алтай	2 раза высокая абсолютная ошибка коэффициента естественного прироста населения – больше 1									9 – 2=7 раз
Итог по регионам	[4; 16]	[9; 27]	[3; 12]	[2; 20]	[36; 82]	[1; 57]	[5; 17]	[3; 14]	[1; 10]	

Источник: авторская разработка

Source: Authoring

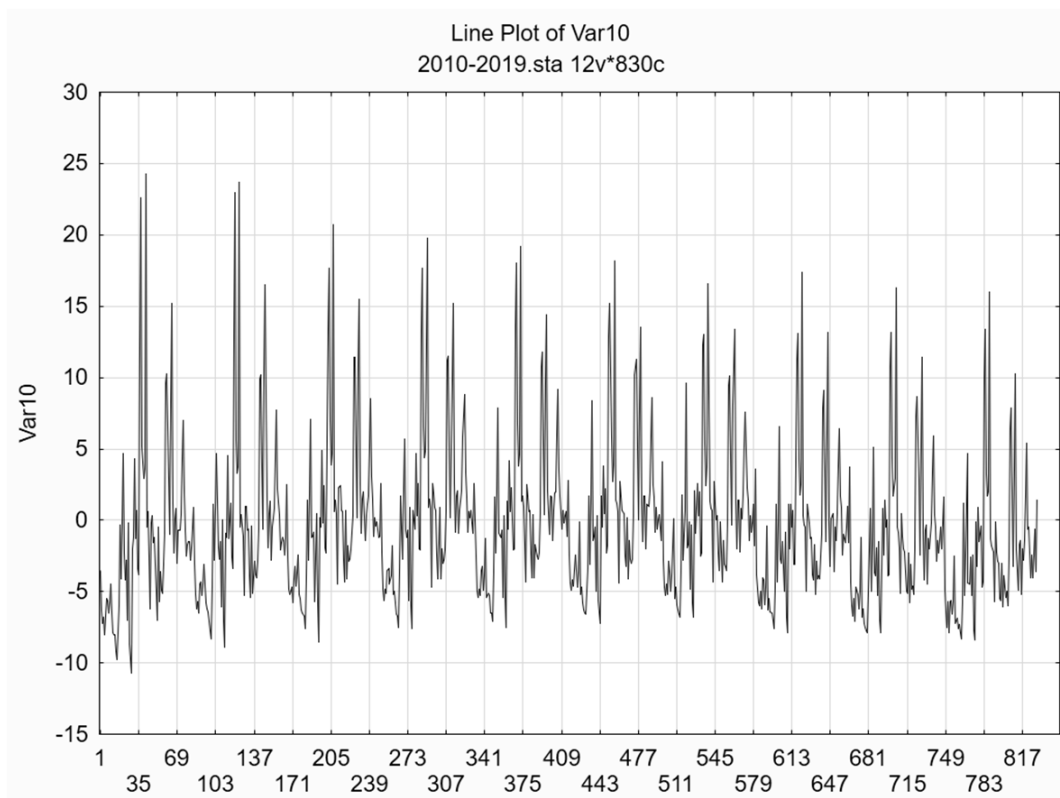
Таблица 3**Результаты работы топ-менеджмента государственных структур Нижегородской области****Table 3****The results of performance of key executives of government institutions of the Nizhny Novgorod Oblast**

Год	Нематериальная мотивация			Материальная мотивация		
	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	x_6
2020	36 [4; 16]	25 [9; 27]	2 [3; 12]	21 [2; 20]	32 [36; 82]	50 [1; 57]
2019	34 [4; 16]	41 [9; 27]	2 [3; 12]	20 [2; 20]	33 [36; 82]	49 [1; 57]

Продолжение таблицы

Год	Стратегический потенциал			Коэффициент
	x_7	x_8	x_9	y
2020	30 [5; 17]	13 [3; 14]	29 [1; 10]	-8,6
2019	31 [5; 17]	16 [3; 14]	29 [1; 10]	-5,6

Источник: авторская разработка*Source:* Authoring**Рисунок 1****Этапы нейросетевого моделирования мотивации топ-менеджмента государственных структур регионов****Figure 1****Stages of neural network modeling of the motivation of key executives of regional government institutions***Источник:* авторская разработка*Source:* Authoring

Рисунок 2**График целевой функции — коэффициента естественного прироста населения (y)****Figure 2****Objective function graph – natural population growth rate (y)**

Источник: авторская разработка

Source: Authoring

Рисунок 3**Средняя относительная ошибка (MAPE) лучшей нейронной сети на тестовых данных (верхняя таблица) и верификационных данных (нижняя таблица)****Figure 3****Mean relative error (MAPE) of the best neural network on test data (Top Table) and verification data (Bottom Table)**

		Predictions spreadsheet for Var10 (2010-2020.sta)			
		Network: 22.MLP 747-10-1			
		Samples: Test			
		Include cases: 1:830			
Case name	1				
	MAPE				
MEAN case 1-124	0,40693				
		Predictions spreadsheet for Var10 (2010-2020.sta)			
		Network: 1.MLP 747-10-1			
		Samples: Test			
Case name	1				
	MAPE				
MEAN case 1-83	1,2023579				

Источник: авторская разработка

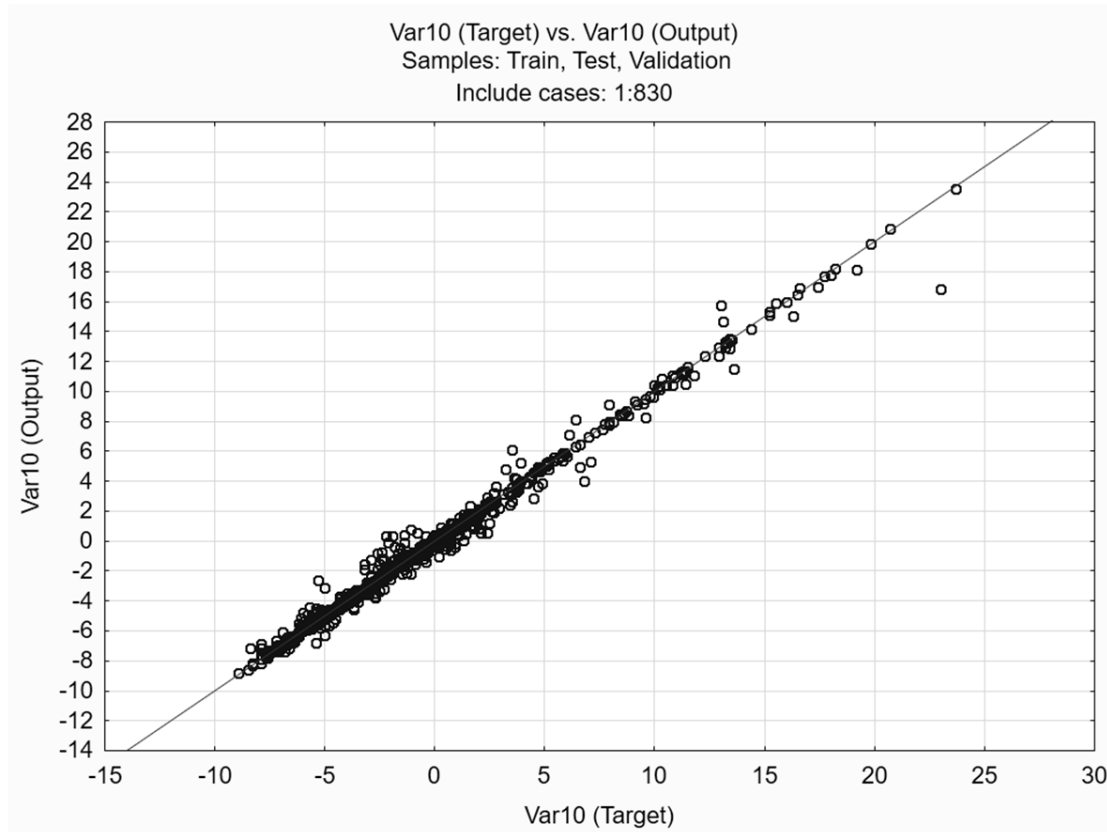
Source: Authoring

Рисунок 4

Сравнение фактических значений целевой функции y (*Target*) с предсказанными нейронной сетью (*Output*)

Figure 4

Comparing the actual values of the objective function y (*Target*) with those predicted by the neural network (*Output*)



Источник: авторская разработка

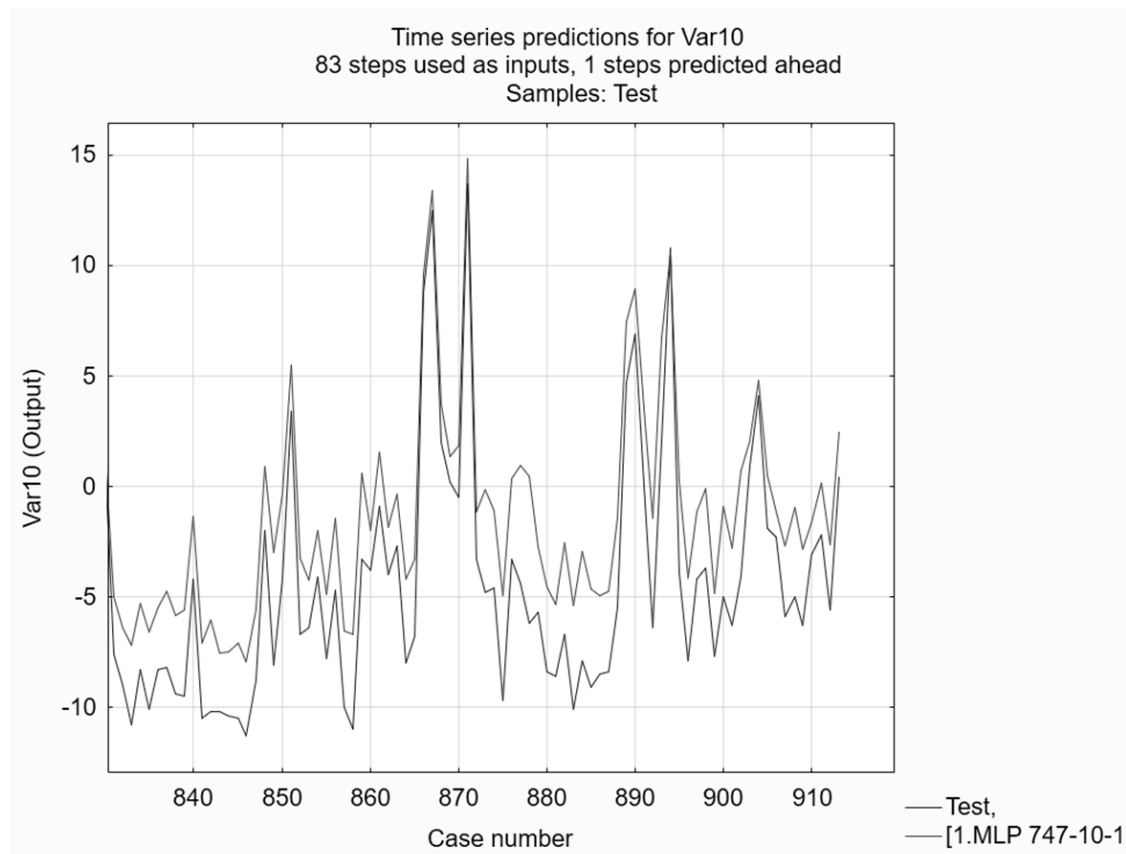
Source: Authoring

Рисунок 5

Сравнение графика фактических значений целевой функции y в 2020 г. с графиком значений, прогнозируемых нейронной сетью

Figure 5

Comparing the graph of the actual values of the objective function y in 2020 with the graph of the values predicted by the neural network



Источник: авторская разработка

Source: Authoring

Список литературы

1. *Grus J.* Data Science from Scratch: First Principles with Python, 2nd ed. O'Reilly Media, Inc., 2019, 406 p.
2. *Bright L.* Is Public Service Motivation a Better Explanation of Nonprofit Career Preferences Than Government Career Preferences? *Public Personnel Management*, 2016, vol. 45, iss. 4, pp. 405–424. URL: <https://doi.org/10.1177/0091026016676093>
3. *Christensen R.K., Paarlberg L., Perry J.L.* Public Service Motivation Research: Lessons for Practice. *Public Administration Review*, 2017, vol. 77, iss. 4, pp. 529–542. URL: <https://doi.org/10.1111/puar.12796>

4. Miao Q., Newman A., Schwarz G., Cooper B. How Leadership and Public Service Motivation Enhance Innovative Behavior. *Public Administration Review*, 2018, vol. 78, iss. 1, pp. 71–81. URL: <https://doi.org/10.1111/puar.12839>
5. Vandenabeele W., Schott C. Public Service Motivation in Public Administrations. In: Oxford Research Encyclopedia of Politics. Oxford University Press, 2020. URL: <https://doi.org/10.1093/acrefore/9780190228637.013.1401>
6. Hameduddin T., Engbers T. Leadership and Public Service Motivation: A Systematic Synthesis. *International Public Management Journal*, 2022, vol. 25, iss. 1, pp. 86–119. URL: <https://doi.org/10.1080/10967494.2021.1884150>
7. Fernandes A., Santinha G., Forte T. Public Service Motivation and Determining Factors to Attract and Retain Health Professionals in the Public Sector: A Systematic Review. *Behavioral Sciences*, 2022, vol. 12, no. 4, p. 95. URL: <https://doi.org/10.3390/bs12040095>
8. Xu C. Work Motivation in the Public Service: A Scale Development Based on the Self-Determination Theory. *SAGE Open*, 2022, vol. 12, no. 2. URL: <https://doi.org/10.1177/21582440221091263>
9. Zulu T.N., Nhlabathi S.S. Factors and Dynamics of Linkages Between Strategic Visions and Their Outcomes in the Public Sector at the Ulundi and Nongoma Local Municipalities, Kwazulu-Natal, South Africa. *International Journal of Public Sector Performance Management*, 2022, vol. 10, no. 4, pp. 467–485. URL: <https://doi.org/10.1504/IJPSPM.2021.10044004>
10. Rubtcova M., Vasilieva E. Transparency of Public Service in Arctic Region: Sociological Analyses. *International Journal of Public Sector Performance Management*, 2022, vol. 10, no. 4, pp. 580–591. URL: <https://doi.org/10.1504/IJPSPM.2022.10051325>
11. Abdullahi D., Baba Y.T., Umar M.Z., Maishanu I.L. Merit Bureaucrats, Good Governance and Innovation. *International Journal of Public Sector Performance Management*, 2022, vol. 10, no. 1, pp. 103–119. URL: <https://doi.org/10.1504/IJPSPM.2022.10048899>
12. Bataineh M.M., Marler T. Neural Network for Regression Problems with Reduced Training Sets. *Neural Networks*, 2017, vol. 95, pp. 1–9. URL: <https://doi.org/10.1016/j.neunet.2017.07.018>
13. Kastner F., Janssen B., Kautz F., Hubner M. Exploring Deep Neural Networks for Regression Analysis. PESARO 2018: The Eighth International Conference on Performance, Safety and Robustness in Complex Systems and Applications, Athens, Greece, April 22–26, 2018. Curran Associates, Inc., 2018.

14. Udrescu S.-M., Tegmark M. AI Feynman: A Physics-Inspired Method for Symbolic Regression. *Science Advances*, 2020, vol. 6, iss. 16.
URL: <https://doi.org/10.1126/sciadv.aay2631>
15. Messoudi S., Destercke S., Rousseau S. Conformal Multi-Target Regression Using Neural Networks. *Proceedings of Machine Learning Research*, 2020, vol. 128, pp. 65–83. URL: <http://proceedings.mlr.press/v128/messoudi20a/messoudi20a.pdf>
16. Abraham D.C. Mobile Network Coverage Determination at 900MHz for Abuja Rural Areas using Artificial Neural Networks. *International Journal of Trend in Scientific Research and Development*, 2020, vol. 4, iss. 2, pp. 1119–1123.
URL: <https://www.ijtsrd.com/papers/ijtsrd30228.pdf>
17. Barnes E.A., Barnes R.J. Controlled Abstention Neural Networks for Identifying Skillful Predictions for Regression Problems. *Journal of Advances in Modeling Earth Systems*, 2021, vol. 13, iss. 12. URL: <https://doi.org/10.1029/2021MS002575>
18. Milicevic M., Batos V., Lipovac A., Car Z. Deep Regression Neural Networks for Proportion Judgment. *Future Internet*, 2022, vol. 14, no. 4, p. 100.
URL: <https://doi.org/10.3390/fi14040100>
19. Wetzel S.J., Melko R.G., Tamblyn I. Twin Neural Network Regression is a Semi-supervised Regression Algorithm. *Machine Learning: Science and Technology*, 2022, vol. 3, no. 4. URL: <https://doi.org/10.1088/2632-2153/ac9885>
20. Mamalakis A., Ebert-Uphoff I., Barnes E.A. Neural Network Attribution Methods for Problems in Geoscience: A Novel Synthetic Benchmark Dataset. *Environmental Data Science*, 2022, vol. 1. URL: <https://doi.org/10.1017/eds.2022.7>
21. Liu H., Zhou G., Zhou Y. et al. An RBF Neural Network Based on Improved Black Widow Optimization Algorithm for Classification and Regression Problems. *Frontiers in Neuroinformatics*, 2023, vol. 16. URL: <https://doi.org/10.3389/fninf.2022.1103295>

Информация о конфликте интересов

Мы, авторы данной статьи, со всей ответственностью заявляем о частичном и полном отсутствии фактического или потенциального конфликта интересов с какой бы то ни было третьей стороной, который может возникнуть вследствие публикации данной статьи. Настоящее заявление относится к проведению научной работы, сбору и обработке данных, написанию и подготовке статьи, принятию решения о публикации рукописи.

NEURAL NETWORK MODELING OF MOTIVATION OF KEY EXECUTIVES OF REGIONAL GOVERNMENT INSTITUTIONS AS A REGRESSION PROBLEM

Sergei N. YASHIN ^{a,*},
Nadezhda I. YASHINA ^b,
Egor V. KOSHELEV ^c

^a National Research Lobachevsky State University of Nizhny Novgorod (UNN),
Nizhny Novgorod, Russian Federation
jashinsn@yandex.ru
<https://orcid.org/0000-0002-7182-2808>

^b National Research Lobachevsky State University of Nizhny Novgorod (UNN),
Nizhny Novgorod, Russian Federation
yashina@iee.unn.ru
<https://orcid.org/0000-0002-0630-7949>

^c National Research Lobachevsky State University of Nizhny Novgorod (UNN),
Nizhny Novgorod, Russian Federation
ekoshelev@yandex.ru
<https://orcid.org/0000-0001-5290-7913>

* Corresponding author

Article history:

Article No. 218/2023
Received 16 May 2023
Received in revised form
30 May 2023
Accepted 13 June 2023
Available online
28 September 2023

JEL classification: C32,
C45, H83, O21, R58

Keywords: motivation,
senior leadership, neural
network, regression
problem

Abstract

Subject. This article deals with modeling of the motivation of top managers of regional government entities to bring the interests of the population and the State into line.

Objectives. The article aims to create a neural network model of motivation of key executives of regional government institutions for the regression problem.

Methods. To simulate the criteria of intangible and material motivation of the top managers of regional government institutions, as well as the criteria for the region's strategic potential, we used neural networks.

Results. The article presents the results of neural network modeling of the motivation of top managers of regional government institutions, which in the case of the regression problem are more accurate than the classification task.

Relevance. The results obtained can be useful to regional government entities to develop a rational system of financial and non-financial incentives of their senior leadership.

© Publishing house FINANCE and CREDIT, 2023

Please cite this article as: Yashin S.N., Yashina N.I., Koshelev E.V. Neural Network Modeling of Motivation of Key Executives of Regional Government Institutions as a Regression Problem. *Finance and Credit*, 2023, vol. 29, iss. 9, pp. 1932–1952.
<https://doi.org/10.24891/fc.29.9.1932>

Acknowledgments

The study was carried out within the framework of the implementation of the Federal academic leadership program Priority 2030, project H-426-99_2022-2023, *Socio-Economic Models and Technologies for the Development of Creative Human Capital in an Innovative Society*.

References

1. Grus J. Data Science from Scratch: First Principles with Python, 2nd ed. O'Reilly Media, Inc., 2019, 406 p.
2. Bright L. Is Public Service Motivation a Better Explanation of Nonprofit Career Preferences Than Government Career Preferences? *Public Personnel Management*, 2016, vol. 45, iss. 4, pp. 405–424. URL: <https://doi.org/10.1177/0091026016676093>
3. Christensen R.K., Paarlberg L., Perry J.L. Public Service Motivation Research: Lessons for Practice. *Public Administration Review*, 2017, vol. 77, iss. 4, pp. 529–542. URL: <https://doi.org/10.1111/puar.12796>
4. Miao Q., Newman A., Schwarz G., Cooper B. How Leadership and Public Service Motivation Enhance Innovative Behavior. *Public Administration Review*, 2018, vol. 78, iss. 1, pp. 71–81. URL: <https://doi.org/10.1111/puar.12839>
5. Vandenabeele W., Schott C. Public Service Motivation in Public Administrations. In: Oxford Research Encyclopedia of Politics. Oxford University Press, 2020. URL: <https://doi.org/10.1093/acrefore/9780190228637.013.1401>
6. Hameduddin T., Engbers T. Leadership and Public Service Motivation: A Systematic Synthesis. *International Public Management Journal*, 2022, vol. 25, iss. 1, pp. 86–119. URL: <https://doi.org/10.1080/10967494.2021.1884150>
7. Fernandes A., Santinha G., Forte T. Public Service Motivation and Determining Factors to Attract and Retain Health Professionals in the Public Sector: A Systematic Review. *Behavioral Sciences*, 2022, vol. 12, no. 4, p. 95. URL: <https://doi.org/10.3390/bs12040095>
8. Xu C. Work Motivation in the Public Service: A Scale Development Based on the Self-Determination Theory. *SAGE Open*, 2022, vol. 12, no. 2. URL: <https://doi.org/10.1177/21582440221091263>
9. Zulu T.N., Nhlabathi S.S. Factors and Dynamics of Linkages Between Strategic Visions and Their Outcomes in the Public Sector at the Ulundi and Nongoma Local Municipalities, Kwazulu-Natal, South Africa. *International Journal of Public Sector Performance Management*, 2022, vol. 10, no. 4, pp. 467–485. URL: <https://doi.org/10.1504/IJPSPM.2021.10044004>

10. Rubtcova M., Vasilieva E. Transparency of Public Service in Arctic Region: Sociological Analyses. *International Journal of Public Sector Performance Management*, 2022, vol. 10, no. 4, pp. 580–591.
URL: <https://doi.org/10.1504/IJPSPM.2022.10051325>
11. Abdullahi D., Baba Y.T., Umar M.Z., Maishanu I.L. Merit Bureaucrats, Good Governance and Innovation. *International Journal of Public Sector Performance Management*, 2022, vol. 10, no. 1, pp. 103–119.
URL: <https://doi.org/10.1504/IJPSPM.2022.10048899>
12. Bataineh M.M., Marler T. Neural Network for Regression Problems with Reduced Training Sets. *Neural Networks*, 2017, vol. 95, pp. 1–9.
URL: <https://doi.org/10.1016/j.neunet.2017.07.018>
13. Kastner F., Janssen B., Kautz F., Hubner M. Exploring Deep Neural Networks for Regression Analysis. PESARO 2018: The Eighth International Conference on Performance, Safety and Robustness in Complex Systems and Applications, Athens, Greece, April 22–26, 2018. Curran Associates, Inc., 2018.
14. Udrescu S.-M., Tegmark M. AI Feynman: A Physics-Inspired Method for Symbolic Regression. *Science Advances*, 2020, vol. 6, iss. 16.
URL: <https://doi.org/10.1126/sciadv.aay2631>
15. Messoudi S., Destercke S., Rousseau S. Conformal Multi-Target Regression Using Neural Networks. *Proceedings of Machine Learning Research*, 2020, vol. 128, pp. 65–83. URL: <http://proceedings.mlr.press/v128/messoudi20a/messoudi20a.pdf>
16. Abraham D.C. Mobile Network Coverage Determination at 900MHz for Abuja Rural Areas using Artificial Neural Networks. *International Journal of Trend in Scientific Research and Development*, 2020, vol. 4, iss. 2, pp. 1119–1123.
URL: <https://www.ijtsrd.com/papers/ijtsrd30228.pdf>
17. Barnes E.A., Barnes R.J. Controlled Abstention Neural Networks for Identifying Skillful Predictions for Regression Problems. *Journal of Advances in Modeling Earth Systems*, 2021, vol. 13, iss. 12. URL: <https://doi.org/10.1029/2021MS002575>
18. Milicevic M., Batos V., Lipovac A., Car Z. Deep Regression Neural Networks for Proportion Judgment. *Future Internet*, 2022, vol. 14, no. 4, p. 100.
URL: <https://doi.org/10.3390/fi14040100>
19. Wetzel S.J., Melko R.G., Tamblyn I. Twin Neural Network Regression is a Semi-supervised Regression Algorithm. *Machine Learning: Science and Technology*, 2022, vol. 3, no. 4. URL: <https://doi.org/10.1088/2632-2153/ac9885>

20. Mamalakis A., Ebert-Uphoff I., Barnes E.A. Neural Network Attribution Methods for Problems in Geoscience: A Novel Synthetic Benchmark Dataset. *Environmental Data Science*, 2022, vol. 1. URL: <https://doi.org/10.1017/eds.2022.7>
21. Liu H., Zhou G., Zhou Y. et al. An RBF Neural Network Based on Improved Black Widow Optimization Algorithm for Classification and Regression Problems. *Frontiers in Neuroinformatics*, 2023, vol. 16. URL: <https://doi.org/10.3389/fninf.2022.1103295>

Conflict-of-interest notification

We, the authors of this article, bindingly and explicitly declare of the partial and total lack of actual or potential conflict of interest with any other third party whatsoever, which may arise as a result of the publication of this article. This statement relates to the study, data collection and interpretation, writing and preparation of the article, and the decision to submit the manuscript for publication.