

УДК 336.13

ПРИМЕНЕНИЕ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА В БУХГАЛТЕРСКОМ УЧЕТЕ УНИВЕРСИТЕТОВ: ПУТИ ПРЕОДОЛЕНИЯ РЕГУЛЯТОРНЫХ БАРЬЕРОВ И ПОВЫШЕНИЯ ЭФФЕКТИВНОСТИ

М.С.Д. Дахел

ФГАОУ ВО «УрФУ имени первого Президента России Б.Н. Ельцина», Екатеринбург, email: mustafaaladli@gmail.com

Аннотация. Современным трендом является широкое внедрение искусственного интеллекта для обработки информации, в том числе и в сфере финансов. В статье рассматриваются вопросы повышения эффективности применения систем с использованием искусственного интеллекта для автоматизации бухгалтерского учета в университетах. Автором выдвинута гипотеза, что внедрение искусственного интеллекта в практику бухгалтерского и управленческого учета приведет к скачкообразному росту производительности финансовых служб при сокращении рисков появления фактов недостоверности отчетности при условии принятия мер по адаптации учета для обработки финансовых данных технологиями искусственного интеллекта. Гипотеза нашла подтверждение посредством проведения численного эксперимента. На основе проведенного исследования сгенерированы предложения, обеспечивающие рост эффективности применения систем искусственного интеллекта. К ним относится тестирование путем оценки качества обучения нейронной сети на верифицированных выборках, сформированных в соответствии с новой версией классификатора, создание централизованных баз данных для разработки и совершенствования программного обеспечения на основе машинного обучения, применяемого для автоматизации бухгалтерского учета.

Ключевые слова: бухгалтерский учет, искусственный интеллект, классификация финансовых операций, численный эксперимент, университет, высшее учебное заведение.

APPLICATION OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE IN UNIVERSITY ACCOUNTING: WAYS TO OVERCOME REGULATORY BARRIERS AND IMPROVE EFFICIENCY

M.S.D. Dakhil

Ural Federal University, Yekaterinburg, email: mustafaaladli@gmail.com

Abstract. A modern trend is the widespread introduction of artificial intelligence for information processing, including in the field of finance. In the article, the results of the study evaluate the effectiveness of using systems using artificial intelligence to automate accounting in universities. The hypothesis put forward is that the introduction of artificial intelligence in the practice of accounting and management accounting will led to a sharp increase in the productivity of financial services. This will reduct leads the facts of unreliability accounting and will need measures to adapt for processing financial data by artificial intelligence technologies. The hypothesis was confirmed by conducting a counting experiment. Based on the studies, proposals were formulated that ensure an increase in the effectiveness of artificial intelligence systems. These include assessing the quality of neural network training on verified samples formed in accordance with the new classifier, the creation of centralized databases for development and improve the software based on machine learning used to automate accounting.

Keywords: accounting, artificial intelligence, classification of financial transactions, numerical experiment, university, higher education institution.

Дата поступления статьи в редакцию: 17.07.2025

Дата принятия статьи в печать: 28.08.2025

Введение

Крайне актуальной проблемой, решение которой требует научно обоснованного подхода, является внедрение в практику университетов учетных систем с применением искусственного интеллекта. К сожалению, эта тема пока больше разрабатывается зарубежными учеными.

Об этом свидетельствует в частности исследование, проведенное коллективом авторов во главе с Murphy В. [1]. Используя скрытое распределение Дирихле, ими был проведен вероятностный машинный опрос 930 рефератов рецензируемых академических публикаций из различных дисциплин для выявления наиболее значимых тем бухгалтерского учета и искусственного интеллекта за период с 1990 по 2023 год. Были определены одиннадцать тематических кластеров, которые обеспечивают всеобъемлю-

щую топологию существующей литературы, обсуждающей бухгалтерский учет и системы искусственного интеллекта, устанавливают повестку для будущих исследований, призванных способствовать академическому прогрессу в этой области.

Саттон С.Г. [2] позитивно оценивает развитие внедрения искусственного интеллекта для автоматизации учета. При этом отмечая, что в конце 1990-х годов был непродолжительный период застоя, рост производительности применения в бухгалтерском учете искусственного интеллекта продолжается более 30 лет. В исследовании приводится пример успешной интеграции подсистем с искусственным интеллектом в программное обеспечение для поддержки аудита.

Облачные технологии расширяют возможности внедрения систем с применением искусственного интеллекта. Marshall T.E. [3], Gotthardt M. [4] анализируются перспективы развития систем с элементами искусственного интеллекта. Исследователи видят перспективы и для роста производительности при автоматизации контрольно-аналитических функций. Варианты применения искусственного интеллекта в аудиторской деятельности предложены Kokina J. [5].

Rikhardsson P. [6] рассматривает в частности перспективы применения искусственного интеллекта для аудита малых и средних предприятий. Аудиторы ожидают значительного повышения эффективности деятельности, в результате использования искусственного интеллекта в аудиторских фирмах. Выполнение определенных задач будет автоматизировано путем внедрения искусственного интеллекта, включая оценку риска отдельных транзакций, проведение аудиторских интервью, выполнение всех видов анализа, написание писем подтверждений, выполнение окончательной проверки годовых отчетов и выполнение физических наблюдений.

В части внедрения искусственного интеллекта для реализации аналитических функций бухгалтерского учета можно отметить прогнозирование потенциальных банкротств [7]. Бухгалтерскими операциями, которые характеризуются высокими трудозатратами и одновременно не поддаются автоматизации без внедрения искусственного интеллекта, является ввод первичных документов и их последующая классификация, определение аналитических кодов. Только сканированных финансовых документов и последующего их распознавания недостаточно, требуется еще и решать задачи классификации [8, 9].

Широкое применение систем искусственного интеллекта во всех областях обработки информации – глобальная тенденция последнего времени, которая актуальна и для бухгалтерского и управленческого учета университетах. Технологическое развитие систем искусственного интеллекта достигло уровня, более чем достаточного для их успешного применения при обработке информации в бухгалтерском и управленческом учете. Однако успешной реализации препятствуют регуляторные проблемы, как на государственном уровне, так и на университетском. Системы, содержащие элементы искусственного интеллекта, для бухгалтерского и управленческого учета должны отвечать следующим требованиям:

- Обеспечить как минимум предотвращение увеличения количества ошибок, особенно неправильных классификаций, а в идеале – минимизацию ошибок при проведении операций;
- Внедрение не может преследовать одну и ту же цель и должно привести к снижению затрат на учет и (или) повышению эффективности получения финансовой информации.

Внедрение искусственного интеллекта в бухгалтерскую практику можно значительно ускорить и это приведет к существенному росту эффективности.

Объекты и методы исследования

Объектом исследования является учетно-аналитическое обеспечение, включая информационные системы в университете в процессе ведения бухгалтерского учета.

Предмет исследования – формы, содержание и структура организации и внедрения искусственного интеллекта в информационные системы, обеспечивающие бухгалтерский и управленческий учет в государственном учреждении высшего образования, а также отношения, возникающие при его ведении и обработке информации бухгалтерского и управленческого учета в процессе исполнения бюджета учреждения.

Автором выдвинута гипотеза, что внедрение искусственного интеллекта в практику бухгалтерского и управленческого учета для обеспечения поддержки принятия решений приведет к скачкообразному росту производительности финансовых служб при сокращении рисков появления фактов недостоверности отчетности при условии принятия мер по адаптации учета для обработки финансовых данных технологиями искусственного интеллекта. Для ее проверки был проведен численный эксперимент.

Для проведения численного эксперимента по внедрению искусственного интеллекта была рассмотрена задача определения аналитических кодов. Были использованы данные по классификации расходов

в крупном университете, являющимся автономным учреждением. Этот университет, как и все учреждения с такой же организационно-правовой формой, использует одновременно три системы экономической классификации расходов:

- классификатор операций сектора государственного управления;
- классификатор кодов видов расходов;
- классификатор направлений расходования целевых средств.

В качестве источника данных в электронной форме использована информация из программного обеспечения 1С «Бухгалтерия государственного учреждения» Уральского федерального университета. Была проведена выгрузка данных по 100 тыс. записей. Каждая запись содержит два поля: наименование операции – текст до 150 символов и код классификатора – трехзначная цифра.

В ходе численного эксперимента нам с использованием средств искусственного интеллекта требуется решить задачу классификации. То есть в правильном порядке сопоставить значение текстовых полей и цифровых классификаторов. При этом у нас есть необходимая база данных, которую можно разбить на две выборки. На одной обучить нейросетевую модель распознавать соответствие кодов классификатора и текстовых полей, а на второй протестировать насколько достоверно обученная модель классифицирует финансовые операции.

Разработка нерасчетной модели упрощается тем, что эта задача обработки естественного языка (natural language processing – NLP). Для решения таких задач разработано достаточно много типовых моделей, которые решают, например, задачи по классификации стилистики текста или классификации текста по темам.

В нашем случае вместо стиля или тематики требуется классификация по коду экономической классификации. Для взаимодействия с моделями нейронных сетей была использована библиотека Keras. Это многофреймворковый API и его можно применить для разработки модульных компонентов.

В качестве среды для численного эксперимента использовался блокнот Colab. Это бесплатная интерактивная среда для работы с кодом Python от Google в облаке. Для численного эксперимента применялись нейросети с конфигурацией полносвязная нейросеть и LSTM сеть (сеть долгой краткосрочной памяти).

Необходимо отметить, что, хотя нами был получен из базы данных достаточно большой объем информации, на котором можно обучать нейронную сеть, но, к сожалению, эти данные очень несбалансированы. Несбалансированность данных в машинном обучении означает, что определенные классы в наборе данных представлены неравномерно. В нашем случае ряд статей встречаются намного чаще, чем другие. Это может негативно повлиять на достоверность распознавания данных, модель может предсказывать больший класс, игнорируя меньший.

Представленный опыт имеет некоторые ограничения, которые делают задачу классификации более сложной для системы искусственного интеллекта, чем для человека. Компьютерная система будет классифицировать только на основе текста, введенного в платежное поручение, а человек, столкнувшийся с неоднозначной ситуацией, может использовать дополнительную информацию, содержащуюся в других документах, помимо наименования операции. Создание программы, учитывающей таксономию и прилагаемые документы, вероятно, посильная задача для профессиональной команды программистов и специалистов по искусственному интеллекту, но она выходит за рамки данного исследования.

Для проведения численного эксперимента база была разделена на выборку для обучения 90 тыс. записей и для тестирования качества обучения 10 тыс. записей.

Используя инструменты библиотеки Keras, мы разбили текст на части. Этот процесс включал создание частотного словаря, в котором суммируется количество появлений и слова упорядочиваются в зависимости от частоты их появления. При этом есть возможность отфильтровать незначимые символы. В нашем случае мы удалили все знаки препинания и цифры. В процессе разделения текста на части мы использовали первые 10 000 наиболее часто встречающихся русских слов. Обработка показала, что размер словаря нашей базы данных составил 5026 слов.

Проанализировать первые 50 слов, наиболее часто используемых в классификаторе: 1 – Unknown; 2 – по; 3 – г; 4 – оплата; 5 – сумму; 6 – дог; 7 – N; 8 – №; 9 – договору; 10 – плата; 11 – приложение; 12 – перечисл; 13 – прин; 14 – руб; 15 – к; 16 – во; 17 – с; 18 – обучение; 19 – платежей; 20 – п; 21 – а; 22 – услуги; 23 – не; 24 – л; 25 – т; 26 – ч; 27 – облагается; 28 – период; 29 – процентов; 30 – выплата; 31 – начисленных; 32 – согласно; 33 – реестру; 34 – аренды; 35 – платные; 36 – образовательные; 37 – организации; 38 – вышестоящей; 39 – удержано; 40 – перечислено; 41 – комиссии; 42 – эквайринг; 43 – количество; 44 – операций; 45 – мерчанту; 46 – возвратов; 47 – выручки; 48 – за; 49 – арендная; 50 – средств.

Отметим, что присутствуют предлоги и слова, характерные для описания экономических и финансовых операций. Можно сразу же найти существенные резервы для специалистов по NLP по предварительной обработке текста для повышения качества машинного обучения для классификации операций. Дело в том, что первое место заняли не вошедшие в словарь слова помеченные, как «unknown». К ним были отнесены многочисленные сокращения, сделанные бухгалтерами и ряд фамилий, имен и отчеств, так как существенная часть операций осуществлялась с физическими лицами. В случае, если составить список сокращений и при токенизации все их сводить к одному слову, которые они обозначают, а все фамилии, имена и отчества, просто заменить, например, на слова фамилия имя отчество, то это может существенно повысить качество машинного обучения.

По нашему мнению, оставшееся словосочетание инкапсулирует типичный набор слов, наиболее часто используемых при описании экономических операций. Для предварительной обработки данных перед подачей их в нейронную сеть мы использовали, по нашему мнению, самый простой метод – «Мешок слов», хотя он требует много памяти и вычислительных ресурсов. Каждое описание экономической транзакции будет закодировано вектором из 10 000 нулей; Цифры 1 будут стоять только на позициях, соответствующих словам в описании экономической операции. В этом случае цифры 1 будут стоять на позициях, соответствующих частоте употребления слов. Мы разделили набор данных на обучающий, проверочный и тестовый наборы, 100 000 записей, которые были разделены на 80% для обучения и 10% для тестирования.

Для численного эксперимента мы используем полносвязную нейронную сеть, то есть сеть, состоящую только из линейных слоев и различных функций активации. Первый слой из 400 нейронов получает код в словарной размерности – 10 000, второй слой содержит 200 нейронов, а третий слой содержит количество нейронов, соответствующее количеству распознанных классификационных наборов – 7. В результате была получена модель с общим количеством 4 082 007 параметров.

В качестве метрики используем recall (полнота) – это метрика, которая оценивает способность модели обнаруживать все положительные случаи в наборе данных. Она учитывает долю истинных положительных результатов, которые модель способна обнаружить. Recall может быть особенно важным, когда пропуск положительного случая является нежелательным или имеет серьезные последствия.

Результаты и их обсуждение

Нейронная сеть обучалась в течение 10 эпох. В результате показатель recall в обучающей выборке составляет 0,9574, а в тестовой – 0,9483 (рис. 1). Значения функции ошибки также оказались на приемлемом уровне 0,0983 и 0,14 для обучающей и тестовой выборки соответственно (рис. 2).

По-нашему мнению, это достаточно хороший результат, учитывая, то, что может быть выполнен более качественный препроцессинг данных, что могло бы повысить качество распознавания. Так же на результате негативно сказывается несбалансированность выборки. На графиках приведен процесс обучения: можно отметить, что метрика recall достигла максимума, функция потерь минимума и не произошло переобучения модели.

Несмотря на использование бесплатного ресурса, время вычислений не было критическим для обработки финансовой информации. Обучение нейронной сети заняло 15 секунд, а классификация тестовой выборки заняла менее двух секунд. Такая скорость недостижима при ручной обработке данных бухгалтерами. По оптимистичным расчетам, классификация такого объема транзакций потребует около 114 человеко-часов. Сопоставление затрачиваемых человеко-часов и незначительных машинных ресурсов показывает, что внедрение систем искусственного интеллекта даст скачкообразный рост производительности.

Гипотеза о том, что внедрение искусственного интеллекта с целью автоматизации бухгалтерского и управленческого учета приведет к скачкообразному росту производительности подтверждена посредством численного эксперимента.

Оценка качества распознавания проводилась также на классификаторах: кодов видов расходов и направлений расходования целевых средств. Задача решалась без изменения структуры нейронной сети.

Качество обучения оценивалось посредством метрики recall. Она оценивает способность модели находить все релевантные случаи в данных.

Близкий к единице recall означает, что модель хорошо справляется с обнаружением положительных примеров, даже если при этом она может допускать ложноположительные срабатывания.

Указанная метрика составила для классификаторов операций сектора государственного управления – 0,957; кодов видов расходов – 0,91; направлений расходования целевых средств – 0,82 [10]. При этом очевидно, что между значениями, характеризующими качество классификации, есть определенные различия. Это показывает возможности в направлении роста однозначности формулировок классификаторов, что упростит их распознавание.

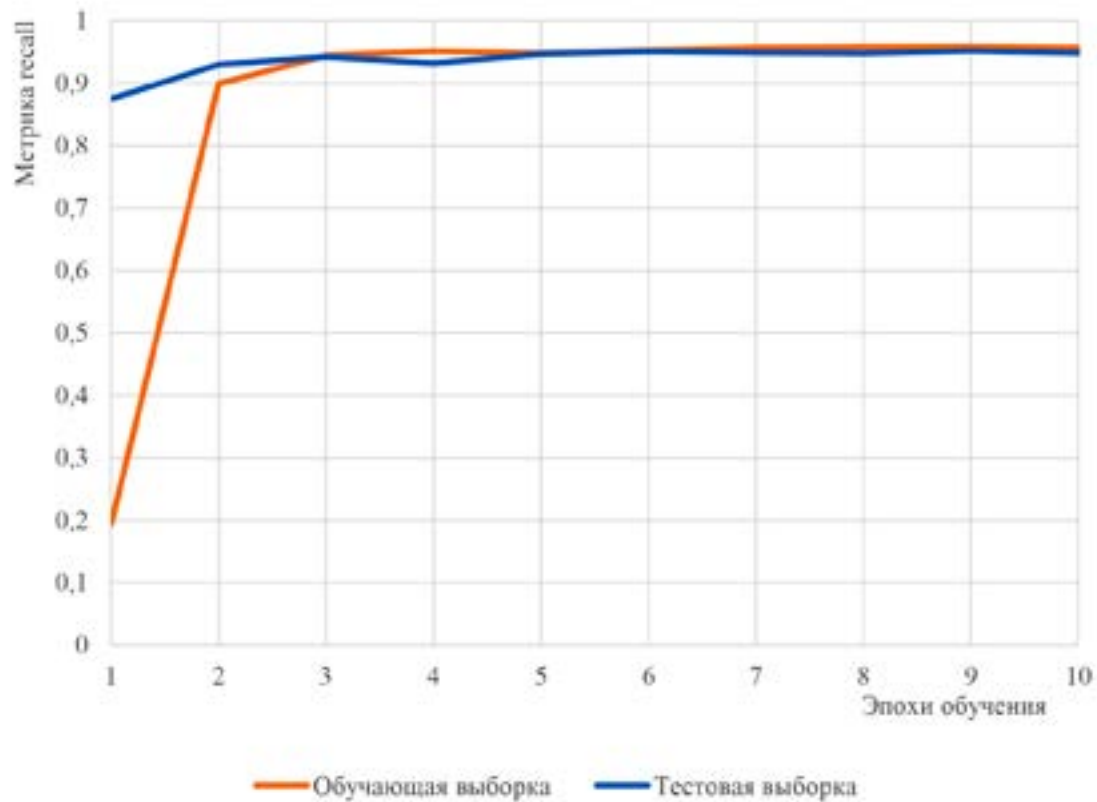


Рис. 1. Значение метрики recall на обучающей и проверочной выборке по эпохам обучения

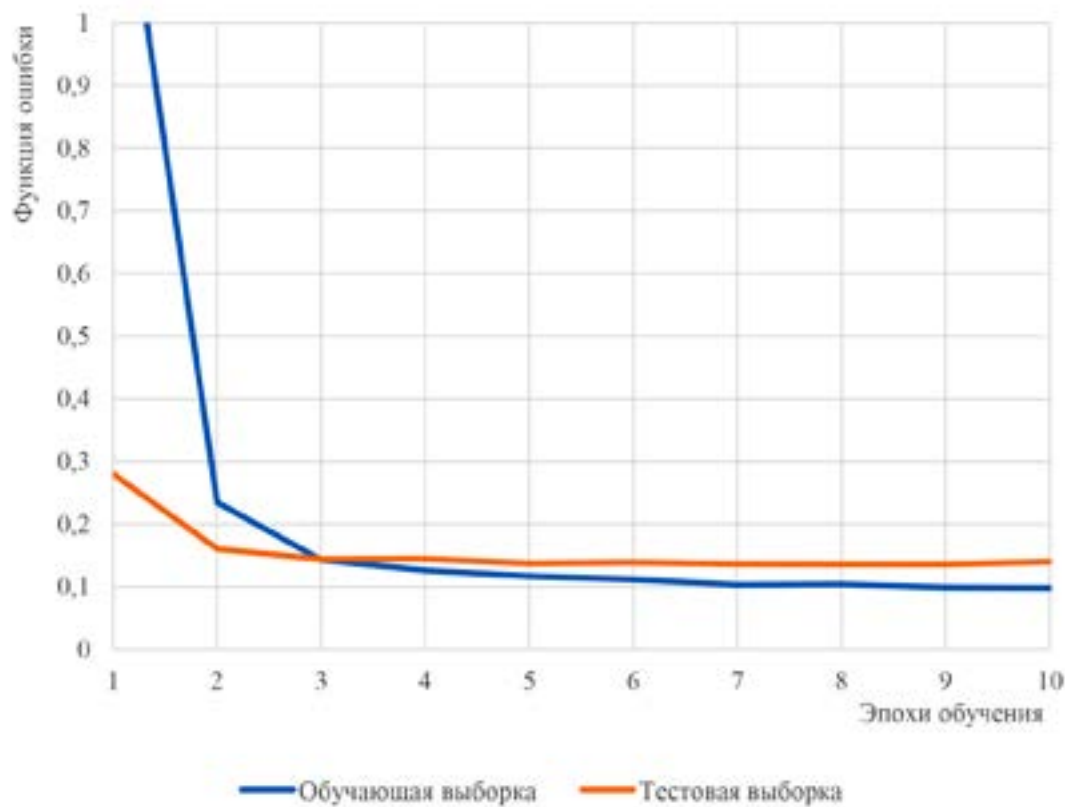


Рис. 2. Функции ошибок на обучающей и проверочной выборке в зависимости от количества эпох обучения

Например, можно было бы в части доходов однозначно разделить по пунктам классификации операции, облагаемые и не облагаемые налогом на добавленную стоимость. В настоящее время, эта информация присутствует в каждом платежном поручении, но для классификации экономических операций она бесполезна. При этом, проще работать станет и при классическом способе классификации — анализ операций бухгалтерами и экономистами. Проанализировать и доработать необходимо в первую очередь наиболее распространенные классификаторы.

Гипотеза о том, что внедрение искусственного интеллекта с целью автоматизации бухгалтерского и управленческого учета приведет к скачкообразному росту производительности подтверждена посредством численного эксперимента. При этом скорость и эффективность внедрения искусственного интеллекта для автоматизации бухгалтерского учета могут быть значительно повышены. Для этого необходимо провести работу по обеспечению однозначности интерпретаций нормативных документов, регламентирующих классификаторы, применяющиеся в бухгалтерском учете. Новые или обновленные классификаторы было бы полезно протестировать путем оценки качества обучения нейронной сети на верифицированных выборках, сформированных в соответствии с обновленной версией классификатора.

Численный эксперимент также показал, что для машинного обучения распознавания экономических операций недостаточно базы данных даже такого крупного университета, как Уральский федеральный университет. В силу объективных причин база данных формируется несбалансированная и по ней не может быть построена нейронная сеть, которая будет однозначно классифицировать экономические операции.

Существенно ускорить внедрение искусственного интеллекта для автоматизации бухгалтерского учета в учебных заведениях возможно за счет объединения усилий нескольких учебных заведений, например, в рамках ассоциаций университетов или централизованно решением министерства по созданию специализированной data collection для машинного обучения по классификации в сфере бухгалтерского учета. Такие базы данных с открытым для университетов доступом были бы очень полезны для разработки и внедрения программного обеспечения с применением искусственного интеллекта. Из данных для машинного обучения должны быть удалены персональные данные и коммерчески ценная информация, после чего уполномоченная организация проведет интеграцию данных от нескольких университетов и предоставит к ним доступ.

Сформированные базы данных могут быть использованы в следующих целях:

- обучения моделей, то есть предоставить примеры, на которых будут обучаться алгоритмы;
- тестирование и оценки работы нейросетей, проверки точности работы на новых данных;
- улучшения уже работающих моделей, выявление и исправление ошибок, например, посредством дообучения нейросетевых моделей.

Созданные data collection будут полезны и для учебного процесса, особенно для организации хактонов и олимпиад по искусственному интеллекту.

Выводы

Представленный в статье численный эксперимент показывает, что непрерывный рост производительности обработки бухгалтерской информации в результате компьютеризации с внедрением систем с искусственным интеллектом сменится на скачкообразный. Рост эффективности внедрения искусственного интеллекта в бухгалтерском учете должен сопровождаться снятием регуляторных барьеров.

К таким мерам в первую очередь следует отнести обеспечение однозначности интерпретаций нормативных документов, прежде всего, в части различных классификаторов, применяемых в бухгалтерском учете.

Новые или обновленные классификаторы было бы полезно протестировать путем оценки качества обучения нейронной сети на верифицированных выборках, сформированных в соответствии с новой версией классификатора.

Централизованное формирование верифицированных выборок для обучения нейронных сетей распознаванию данных, широко используемых в бухгалтерском учете классификаторов с открытым доступом, даст импульс для расширения внедрения искусственного интеллекта в практику ведения бухгалтерского учета.

Предлагаемые мероприятия будут иметь и другие дополнительные положительные эффекты, в частности, упростят внедрение информационных систем и ведение бухгалтерского учета и без привлечения систем искусственного интеллекта, будут полезны для развития образовательных проектов в сфере искусственного интеллекта.

Приведенное в статье исследование показывает, что повышение эффективности внедрения искусственного интеллекта для автоматизации бухгалтерского учета является перспективным направлением исследования. Такие исследования должны иметь междисциплинарный характер в части экономики, финансов и бухгалтерского учета – разработка новых подходов к организации учета, анализа и планирования с целью устранения регуляторных барьеров и в сфере информатики, разработка новых математических моделей и их реализация в программном обеспечении.

Литература

1. Murphy B., Feeney O., Rosati P., Lynn T. Exploring accounting and AI using topic modelling // International Journal of Accounting Information Systems. 2025. V. 55. P. 3-18.
2. Sutton S.G., Holt M., Arnold V. The reports of my death are greatly exaggerated – Artificial intelligence research in accounting // International Journal of Accounting Information Systems. 2016. V. 22. P. 60-73.
3. Marshall T.E. Cloud-based intelligent accounting applications: Accounting task automation using IBM Watson cognitive computing/ T.E. Marshall, S.L. Lambert // Journal of Emerging Technologies in Accounting. 2018. V.15 № 1. P. 199-215.
4. Gotthardt M., Koivulaakso D., Paksoy O. Current state and challenges in the implementation of smart robotic process automation in accounting and auditing // ACRN Journal of Finance and Risk Perspectives. 2020. V. 9. № 1. P. 90-102.
5. Kokina J. The emergence of artificial intelligence: How automation is changing auditing // Journal of Emerging Technologies in Accounting. 2017. V. 14 № 1. P. 115-122.
6. Rikhardsson P., Th risson K. R., Bergthorsson G., Batt C. Artificial intelligence and auditing in small– and medium-sized firms: Expectations and applications // AI Magazine. 2022 V. 43. P. 323-336.
7. Tsai C.-F., J.-W. Wu Using neural network ensembles for bankruptcy prediction and credit scoring // Expert systems with applications. 2008. V. 34. № 4. P. 2639-2649.
8. Fisher I.E., Garnsey M.R., Hughes M.E. Natural language processing in accounting, auditing and finance: A synthesis of the literature with a roadmap for future research // Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management. 2016. V. 23. № 3. P. 157-214.
9. Fisher I.E., Garnsey M.R., Goel S., Tam K. The role of text analytics and information retrieval in the accounting domain // Journal of Emerging Technologies in Accounting. 2010. V. 17. № 1. P. 1-24.
10. Дахел М.С.Д., Агарков Г.А. Расширение применения искусственного интеллекта для цифровизации бухгалтерского учета с целью поддержки цифровой трансформации промышленности // Цифровая трансформация в промышленности: тренды, управление, стратегии. Екатеринбург. Изд. ИЭ УрО РАН. 2022. С. 76-84.