

ПРАКТИКА ПРИМЕНЕНИЯ МЕТОДОВ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ СТРАХОВЫМИ КОМПАНИЯМИ

В. А. Демчук

кандидат экономических наук, доцент кафедры английского языка № 4, старший преподаватель кафедры математики, эконометрики и информационных технологий МГИМО МИД России, Москва, Россия
e-mail: v.demchuk@inno.mgimo.ru
ORCID: 0000-0002-2104-8148

Е. А. Гусева

преподаватель кафедры математики, эконометрики и информационных технологий МГИМО МИД России, Москва, Россия
e-mail: e.guseva@inno.mgimo.ru
ORCID: 0009-0002-1042-1805

Аннотация. В статье рассматриваются современные практики применения методов машинного обучения в деятельности страховых компаний. Анализируются ключевые направления использования методов машинного обучения, включая оценку и прогнозирование рисков, автоматизацию процессов урегулирования убытков, защиту от мошенничества и персонализацию страховых продуктов и тарифов. Особое внимание уделяется внедрению кластерного анализа для сегментации клиентов. На основе обзора практик ведущих российских и международных страховых компаний продемонстрировано, что использование машинного обучения способствует снижению операционных затрат, повышению точности оценки рисков и минимизации ошибок, связанных с человеческим фактором. Результаты исследования демонстрируют, что внедрение машинного обучения становится ключевым фактором конкурентоспособности страховых компаний в условиях растущей цифровизации рынка и увеличения объемов данных, способствуя не только значительному снижению издержек, но и повышению производительности сотрудников за счет высвобождения времени, затрачиваемого на рутинные задачи. В будущем интеграция алгоритмов машинного обучения способна существенно сократить временные затраты страхователей за счет автоматизации подачи заявлений на выплаты. Однако внедрение машинного обучения требует от сотрудников компаний новых знаний и большого объема данных, доступ к которым зачастую ограничен для небольших страховых компаний. В статье также поднимаются вопросы защиты персональных данных и нормативно-правового регулирования в данной сфере.

Ключевые слова: искусственный интеллект, машинное обучение, страхование, кластеризация, k-среднее.

Поступила в редакцию: 11.06.2025
Принята к публикации: 13.06.2025

УДК 330.4
DOI: 10.24833/2949-639X-2025-2-12-12-112-125

Введение

Искусственный интеллект (от англ. *Artificial Intelligence*, AI) получает все более широкое распространение во всех отраслях экономики, включая страхование. Отмечается, что цифровизация страхового сектора связана с уровнем дохода на душу населения и индексом устойчивости¹.

Машинное обучение (от англ. *Machine Learning*, ML) является одним из методов искусственного интеллекта, который, в отличие от традиционного программирования, решает задачи не по жесткому алгоритму, а обучается на примерах решений множества схожих задач, выявляя закономерности. Иными словами, результат определяется на основе установленной взаимосвязи между входными признаками и целевыми значениями. Для построения такого метода используются инструменты математической статистики, численных методов, математического анализа, оптимизации, теории вероятностей, теории графов, а также различные методы обработки цифровых данных.

Данный метод включает два основных подхода: обучение с учителем и обучение без учителя. Во втором случае для каждого прецедента задается только входной набор признаков, после чего требуется либо сгруппировать объекты в кластеры на основе их попарного сходства, либо понизить размерность данных. Практически все наиболее известные современные методы искусственного интеллекта, включая нейронные сети, кластеризацию, регрессионный анализ и обработку естественного языка, также являются методами машинного обучения. К числу типичных алгоритмов относятся метод опорных векторов, дерево решений, метод k-ближайших соседей, метод случайного леса, логистическая, линейная и полиномиальная регрессии, метод k-средних, сингулярное разложение, анализ главных компонент, Q-обучение, генетический алгоритм и многие другие методы. В связи с этим в данном исследовании может встречаться термин «искусственный интеллект», хотя следует подчеркнуть, что не все алгоритмы искусственного интеллекта относятся к машинному обучению.

Исследования, посвященные использованию машинного обучения в страховании, демонстрируют значительные усовершенствования и широкий спектр возможностей применения, обусловленные растущей доступностью данных и развитием технологий искусственного интеллекта. Данные методы способствуют изменениям в страховой отрасли, позволяя проводить более точную оценку рисков, персонализировать тарифообразование, выявлять мошенничество и автоматизировать операции [6]. Это способствует сокращению расходов,

¹ The Economics of Digitalisation in Insurance: New Risks, New Solutions, New Efficiencies. Swiss Re. URL: <https://www.swissre.com/dam/jcr:dfcf4d4a-d6f6-424c-949f-794066470c8f/2023-09-sri-sigma-5-the-economics-of-digitalisation-2023.pdf> (дата обращения: 25.04.2025).

повышению качества обслуживания клиентов, что делает машинное обучение важным компонентом современных стратегий страховых компаний [8]. Согласно опросу Reinsurance News, более половины перестраховщиков в 2025 г. планируют сосредоточиться на искусственном интеллекте и машинном обучении как ключевых направлениях инновационного развития². По оценкам Autonomus NEXT Report, применение искусственного интеллекта в сфере страхования может обеспечить экономию до 390 млрд долл. к 2030 г.³

В данной работе будут рассмотрены ключевые области применения машинного обучения в страховой отрасли, включая методы кластеризации, а также проанализированы перспективы их дальнейшего применения.

Исследование

Возможности и риски применения методов машинного обучения еще не до конца изучены, однако данные технологии уже сегодня получили широкое распространение в страховой сфере. При этом процесс цифровизации получает активную поддержку со стороны регулирующих органов [2]. Современные страховые компании вынуждены одновременно обеспечивать операционную эффективность через внедрение искусственного интеллекта и соблюдать строгие эτικο-нормативные стандарты, включая требования прозрачности, что особенно актуально в условиях повышенного внимания к защите персональных данных [9]. По прогнозам, в 2025 г. 95% взаимодействия между страховыми компаниями и клиентами будет осуществляться с использованием искусственного интеллекта, преимущественно через чат-боты⁴.

Выделяются следующие основные функции машинного обучения:

- анализ больших данных для оптимизации процессов принятия решений, включая управление портфелем и оценку рисков;
- автоматизация рутинных задач, связанных с работой с данными, включая классификацию клиентов и обработку заявок на страховые выплаты;
- совершенствование параметров предлагаемых продуктов.

Модели машинного обучения все чаще используются для повышения точности оценки рисков и тарифообразования, чему посвящено значительное количество научных трудов [6]. Их можно применять как для простых, но трудоемких

² Poll Suggests Re/insurers to Prioritise AI and Machine Learning in 2025. Reinsurance News. URL: <https://www.reinsurancene.ws/poll-suggests-re-insurers-to-prioritise-ai-and-machine-learning-in-2025/> (дата обращения: 18.05.2025).

³ 6 Ways Machine Learning in Insurance is Transforming the Industry. SimpleSolve. URL: <https://www.simplesolve.com/blog/machine-learning-and-ai-in-insurance-industry/> (дата обращения: 30.05.2025).

⁴ AI, Cyber Threats, and Third-party Risks: The Evolving Insurance Challenges of 2025. Insurance Business. URL: <https://www.insurancebusinessmag.com/us/news/technology/ai-cyber-threats-and-thirdparty-risks-the-evolving-insurance-challenges-of-2025-507900.aspx> (дата обращения: 30.05.2025).

задач, таких как создание таблиц продолжительности жизни или расчет сложных процентов, так и для решения более сложных задач. Например, в автостраховании данные, полученные с помощью телематических устройств и камер, такие как стиль вождения, скорость и типы дорог, интегрируются с моделями машинного обучения, преимущественно нейронными сетями, для повышения точности тарифообразования. Благодаря возможности обработки большого объема данных такая интеграция позволяет получать более точный результат по сравнению со стандартными актуарными методами. При страховании имущества такой алгоритм способен анализировать большие объемы данных, включая информацию о погодных условиях и природных катаклизмах.

Например, французская страховая компания “AXA Group” разработала экспериментальную модель нейронной сети, которая прогнозирует случаи с высокими выплатами в результате ДТП, что позволяет минимизировать затраты и усовершенствовать страховое тарифообразование. Модель содержит 70 показателей риска и обеспечивает точность прогнозирования на уровне 78%⁵.

Модели машинного обучения российской страховой компании «Росгосстрах» учитывают влияние пространственных данных на аварийность и позволяют персонализировать тарифы. Для анализа географических рисков используется так называемая «геосетка» – разделение территории России на карте на зоны размером 100 на 100 метров, что в сочетании с машинным обучением позволяет оценивать уровень аварийности и опасности даже в малых населенных пунктах, где традиционная экспертная оценка менее эффективна. По оценкам компании, данный подход способен снижать стоимость полиса КАСКО до 30%⁶.

Использование телематических систем имеет и ряд недостатков. Например, искусственный интеллект может выявить фактор, который в выборке демонстрирует корреляцию с количеством ДТП, но фактически не влияет на аварийность, при этом риск таких ложных взаимосвязей снижается по мере увеличения выборки. Также возникает вопрос экономической целесообразности: оправдывают ли незначительные корректировки тарифов существенные затраты на сбор и обработку большого объема данных? Кроме того, в настоящее время использование телематических систем остается дорогостоящим, поэтому многие водители предпочитают устанавливать их лишь на 1–2 месяца – за этот период система с помощью методов машинного обучения анализирует стиль вождения и рассчитывает индивидуальный тариф, что способствует более аккуратному поведению водителей на дороге в период мониторинга.

⁵ AI Case Study. Best Practice AI. URL: https://www.bestpractice.ai/ai-case-study-best-practice/axa_used_deep_neural_networks_to_increase_the_predictability_of_a_customer_large_traffic_accident_from_40%25_to_78%25 (дата обращения: 15.05.2025).

⁶ «Росгосстрах» персонализирует тарифы по каско с помощью искусственного интеллекта. Росгосстрах. URL: <https://www.rgs.ru/about/news/rosgosstrakh-personaliziruet-tarify-po-kasko-s-pomoshchyu-iskusstvennogo-intellekta> (дата обращения: 29.05.2025).

Данная проблема не связана с применением машинного обучения, поскольку при ручном анализе телематических данных компания столкнулась бы с аналогичной проблемой, однако возникает закономерный вопрос: кого проще обмануть – человека или алгоритм машинного обучения? Однозначного ответа пока нет, однако практический опыт ряда компаний в противодействии мошенничеству демонстрирует, что в среднем искусственный интеллект справляется с этой задачей лучше человека.

Машинное обучение автоматизирует обработку заявлений, преимущественно используя методы обработки естественного языка (от англ. *Natural Language Processing, NLP*), что позволяет сначала считывать информацию (в том числе с применением компьютерного зрения), а затем систематизировать и обрабатывать ее. Наиболее распространенным примером являются чат-боты, умеющие запрашивать необходимые документы, хотя их возможности гораздо шире.

Например, японская страховая компания “Tokio Marine” использует для анализа систему распознавания рукописных заявлений о произведении выплат, что позволило сократить объем представляемых документов на 50%. При этом доля распознавания составляет 90%, сокращения времени ввода данных сотрудниками – 50%, а снижения ошибок по причине человеческого фактора – 80%⁷. Важно отметить, что искусственный интеллект распознает рукописный текст точнее человека, что не только экономит время, но и существенно повышает качество работы.

В российской страховой компании «СберСтрахование» компьютерное зрение используется для анализа повреждений в результате ДТП по фотографиям, с последующим сопоставлением результата с данными из базы ГИБДД и расчетом стоимости ремонта на основе базы цен запасных частей с применением нейросетевых технологий. Данное решение позволило сократить время обработки заявок с нескольких дней до 4–6 часов и снизить уровень мошенничества на 18% [4]. В 2023 г. искусственный интеллект уже обрабатывал 50% заявок при страховании средств на вкладах от действий мошенников⁸.

Швейцарская перестраховочная компания “Swiss Re” разработала параметрическую систему компенсации за задержку рейса (от англ. *Flight Delay Compensation*). Благодаря интеграции систем страхователь получает возможность мгновенной выплаты при задержке рейса без необходимости подачи заявления. Данное решение позволяет адаптировать тарифы на основе данных о более 90 тыс. рейсов ежедневно⁹.

⁷ Machine Learning in Insurance: Applications, Use Cases, and Projects. ProjectPro. URL: <https://www.projectpro.io/article/machine-learning-in-insurance/774> (дата обращения: 20.04.2025).

⁸ Искусственный интеллект обрабатывает половину обращений клиентов СберСтрахования по программе «Сбереги финансы». СберСтрахование. URL: <https://sberbankins.ru/about/news/iskusstvennyy-intellekt-obrabatyvaet-polovinu-obrashcheniy-klientov-sberstrakhovaniya-po-programme-s/> (дата обращения: 03.04.2025).

⁹ Benefits and Use Cases of AI in Insurance. Swiss Re. URL: <https://www.swissre.com/risk-knowledge/advancing-societal-benefits-digitalisation/opportunities-ai-insurance.html#:~:text=Swiss%20Re's%20parametric%20Flight%20Delay,need%20to%20file%20a%20claim> (дата обращения: 04.04.2025).

По оценкам, к 2030 г. искусственный интеллект сможет самостоятельно оформлять до 70% страховых полисов и обрабатывать около 90% заявок на страховые выплаты [1]. Опыт Swiss Re и СберСтрахования показывает, что в будущем возможна дополнительная экономия времени клиентов не только благодаря более быстрой обработке заявлений на выплату страхового возмещения, но и за счет отсутствия необходимости подачи таких заявлений в ряде страховых случаев через интеграцию с различными базами данных: системами авиаперелетов (для страхования от невыезда или задержки рейса), базами ГИБДД (для КАСКО и ОСАГО) и базами ЖКХ (для страхования жилья). Безусловно, ключевыми аспектами остаются защита персональных данных и соблюдение требований регулирующих органов, поскольку для осуществления страховых выплат требуются соответствующие подтверждающие документы.

Еще одним преимуществом применения машинного обучения является его способность выявлять отклонения от общих закономерностей, что делает его незаменимым инструментом для распознавания мошеннических схем. В настоящее время использование машинного обучения является одним из основных методов предотвращения страхового мошенничества, наряду с другими подходами, такими как анализ больших данных, применение блокчейн-технологий, обучение персонала и взаимодействие с правоохранительными органами [5]. Анализ проводится с использованием нейронных сетей, которые обрабатывают данные о предыдущих случаях мошенничества и историю заявлений конкретного страхователя. Турецкая страховая компания “Anadolu Sigorta”, обрабатывающая около 28 тыс. заявлений ежемесячно, внедрила систему машинного обучения для выявления мошеннических действий, благодаря чему доля обнаружения заявлений с целью мошенничества увеличилась на 51%, а финансовые результаты компании – на 54%¹⁰.

В данном контексте следует также учитывать анализ открытой информации из социальных сетей, который позволяет выявлять неформальные связи между страхователем и страховым агентом или другими подозрительными лицами, что может указывать на мошеннические действия. Данный фактор приобретает особую значимость в связи с распространенными случаями сговора страховых агентов с заявителями. Машинное обучение в данной ситуации превосходит человеческие возможности, поскольку алгоритмы способны оперативно выявлять статистические аномалии. При выявлении возможных рисков система искусственного интеллекта помечает заявку для обязательной ручной проверки специалистом.

¹⁰ How Anadolu Sigorta Improved Their Fraud Detection Rate by 51% with KNIME and AI. Knime. URL: <https://www.knime.com/success-story/how-anadolu-sigorta-improved-their-fraud-detection-rate-51-knime> (дата обращения: 15.05.2025).

Методы машинного обучения значительно упрощают процесс сегментации клиентов и разработки персонализированных страховых предложений благодаря комплексному анализу больших данных, позволяя одновременно учитывать множество параметров для дифференциации тарифов, формирования предложений и оптимизации маркетинговых стратегий. Клиентов можно классифицировать по различным критериям, включая социально-демографические показатели, возрастную категорию, историю использования страховых продуктов, а также особенности их взаимодействия со службой поддержки и другими подразделениями компании. В результате формируется многофакторная модель, обрабатывающая тысячи параметров, точность и эффективность которой могут быть дополнительно оптимизированы с помощью методов машинного обучения.

Сегментация клиентов может использоваться для автоматизации процессов оценки убытков, а также применяться в отношении сотрудников с целью повышения их мотивации и лучшего понимания корпоративной стратегии [10]. Учитывая, что страховая компания «Ингосстрах» относит углубление персонализации страховых продуктов к ключевым трендам страхового рынка России, данное направление применения технологий машинного обучения представляется особенно актуальным¹¹. Примечательно, что практика персонализации клиентов получила более широкое распространение в сферах медицинского страхования и страхования недвижимого имущества по сравнению с автострахованием, что отражает различия в уровне сложности сегментации клиентов между этими страховыми продуктами [6].

В 2015 г., когда методы машинного обучения еще не получили широкого распространения, американская страховая компания “MetLife” одной из первых внедрила их для сегментации своей клиентской базы. Проведенный опрос более 50 тыс. клиентов позволил собрать данные, использование которых направлено на ежегодное сокращение расходов компании на 800 млн долл. Для более глубокого понимания клиентов компания перешла от простого анализа демографических данных и жизненных этапов к комплексной модели, учитывающей такие факторы, как менталитет, ценностные установки, отношение к ценообразованию, личные цели, восприятие риска и предпочтения в использовании цифровых продуктов (таблица 1).

¹¹ Цифровизация страховых услуг в России: текущие тренды и перспективы на 2025 год. Ингосстрах. URL: <https://www.ingos.ru/company/blog/2024/cifrovizatsiya-strahovykh-uslug-rossiya-2024-2025> (дата обращения: 19.05.2025).

Таблица 1

Целевые кластеры клиентов MetLife

	Кластер 1	Кластер 2
Демографические показатели	«Молодежь»	«Тревожные родители»
	Молодые	Молодые и среднего возраста
	Преимущественно мужчины	Преимущественно женщины
Отношение	Хорошо разбираются в технике	Используют социальные сети, но не другие цифровые каналы
	Готовы на риск	Не знают, с чего начать
	Чувствительны к цене	Чувствительны к цене
Доля среди клиентов	50%	30%
Ценность	Высокая	Средняя

Источник: составлено автором на основе: MetLife: A Case Study in Customer Segmentation. Digital Initiative. URL: <https://d3.harvard.edu/platform-rctom/submission/metlife-a-case-study-in-customer-segmentation/> (дата обращения: 22.05.2025).

Анализ данных позволил выявить две приоритетные категории клиентов, на которых компания сконцентрировала свои усилия – кластеры 1 и 2, чья совокупная доля составила 80%. Вместе с тем оставшиеся три группы клиентов (кластеры 3–5) были переведены на упрощенную модель обслуживания ввиду их низкой коммерческой значимости для бизнеса (таблица 2).

Таблица 2

Нецелевые кластеры клиентов MetLife

	Кластер 3	Кластер 4	Кластер 5
Демографические показатели	«Финансово зрелые»	«Семейные»	«Самостоятельные»
	Зрелые	Средний возраст	Зрелые
	В основном мужчины	В основном женщины	Мужчины и женщины
Отношение	Осознают ценность страхования	Поздно стали применять технологии	Используют социальные сети
	Уверены в финансовых вопросах	Неприятие риска	Скептически относятся к финансовым институтам
	Наименее чувствительны к цене	Редко принимают решения самостоятельно	Наименьший интерес к страхованию жизни
Доля среди клиентов	10%	5%	5%
Ценность	Средняя	Низкая	Низкая

Источник: составлено автором на основе: MetLife: A Case Study in Customer Segmentation. Digital Initiative. URL: <https://d3.harvard.edu/platform-rctom/submission/metlife-a-case-study-in-customer-segmentation/> (дата обращения: 22.05.2025).

Таким образом, применение кластеризации позволило компании оптимизировать ресурсы, сконцентрировавшись на наиболее перспективных и прибыльных клиентских сегментах. Помимо очевидных преимуществ в виде повышения эффективности рекламных кампаний и удержания клиентов при снижении затрат на типизацию, данный подход способствует значительному снижению рисков, включая минимизацию потенциально конфликтных ситуаций, возникающих из-за несоответствия страховых продуктов ожиданиям клиентов.

Наиболее распространенным методом кластеризации является метод k -средних, который минимизирует суммарное квадратичное отклонение между элементами кластеров и их центроидами в соответствии со следующей формулой:

$$WCSS(k) = \sum_{j=1}^k \sum_{x_i \in j} (x_i - \bar{x}_j)^2 \quad (1),$$

где j – отдельный кластер;

x_i – отдельное наблюдение;

$\bar{x}_j$ – центроид j -го кластера.

Для использования метода k -средних требуется предварительное задание количества кластеров, после чего выполняется следующий алгоритм:

- 1) формируется матрица расстояний, где фиксируются расстояния между всеми объектами;
- 2) два ближайших объекта объединяются в один кластер;
- 3) матрица расстояний пересчитывается с учетом нового кластера до тех пор, пока не будет получено заданное количество кластеров.

Метод k -средних использует евклидову метрику для вычисления расстояний между объектами, при этом мера близости между кластерами рассчитывается как расстояние между их центроидами. Целью данного метода является минимизация суммарной квадратной ошибки – суммы квадратов отклонений объектов от центроидов соответствующих кластеров по всем группам. Поскольку евклидова мера придает большое значение одному выбивающемуся наблюдению, на практике часто применяют общие случаи евклидовой нормы, такие как взвешенное евклидово расстояние.

Количество кластеров, как правило, определяется заранее с использованием различных статистических методов, включая критерии Акаике (англ. *Akaike's Information Criterion, AIC*) и Шварца (англ. *Bayesian Information Criterion, BIC*). При этом метод k -средних может использоваться для определения оптимального количества кластеров при условии использования специального критерия оценки, позволяющего оценивать и сравнивать различные варианты кластеризации.

Таким образом, преимуществами данного метода по сравнению с ручной сегментацией являются:

- многомерность и более точная идентификация предпочтений;
- предоставление дополнительной статистической информации;

- сокращение расходов;
- возможность регулярного применения к актуальным данным без необходимости дополнительной адаптации алгоритма.

Данные преимущества обеспечивают универсальность метода, позволяя успешно применять его не только в страховой отрасли, но и в других областях, включая финансовый профайлинг для построения клиентских профилей.

Тем не менее данный метод имеет свои недостатки:

- требования к объему и разнородности выборки, поскольку при небольшом количестве данных одно аномальное значение может существенно исказить результаты;
- сложность в интерпретации выделяемых групп, поскольку кластеризация происходит одновременно по всем признакам; это может приводить к ситуациям, когда объекты внутри одного кластера по какому-либо конкретному параметру оказываются более разнородными, чем объекты из разных кластеров;
- необходимость сбора обратной связи в течение длительного периода времени для оценки эффективности модели, особенно в случае долгосрочных страховых продуктов;
- необходимость наличия у разработчиков междисциплинарных перекрестных знаний; при этом отдельные этапы разработки могут оставаться «черным ящиком» – даже для самих специалистов, что обусловлено сложностью современных алгоритмов [12].

Несмотря на очевидные преимущества, внедрение технологий искусственного интеллекта в страховой отрасли происходит неравномерно, при этом сами системы имеют ряд существенных ограничений [7]. Первый недостаток связан с риском усвоения ИИ-системы ошибочных паттернов, что может привести к значительным финансовым потерям. Проблема усугубляется возможностью изначального заложения в алгоритм скрытых ошибок [11]. В частности, американские судебные системы прогнозирования рецидивизма неоднократно подвергались критике за заложенную в алгоритмах расовую предвзятость¹².

Применение машинного обучения повышает уязвимость систем к кибератакам из-за необходимости концентрации цифровых технологий для обеспечения процессов обучения, а также создает риски существенных финансовых потерь в случае сбоев серверного оборудования. В случае отказа ИИ-систем компания может столкнуться с критической нехваткой персонала для обработки страховых запросов. Согласно исследованию “Allianz Risk Barometer”, даже 12-часовой простой облачных сервисов с ИИ-функционалом может привести к убыткам в размере 850 млн долл. Дополнительным риском выступают потенциальные нарушения

¹² Predictive Policing Algorithms are Racist. They Need to Be Dismantled. MIT Technology Review. URL: <https://www.technologyreview.com/2020/07/17/1005396/predictive-policing-algorithms-racist-dismantled-machine-learning-bias-criminal-justice> (дата обращения: 21.04.2025).

прав потребителей, возникающие из-за недостаточной прозрачности алгоритмических решений и отсутствия четкого информирования клиентов о принципах работы автоматизированных систем [3].

При этом стоит отметить, что некоторые риски, связанные с использованием ИИ-систем, весьма преувеличены. Хотя автоматизация действительно может привести к потере рабочих мест, авторы полагают, что развитие искусственного интеллекта и машинного обучения, как и предыдущие технологические прорывы, скорее приведет к трансформации рынка труда, нежели к его сокращению, высвобождая человеческие ресурсы для решения более сложных и творческих задач.

Важно понимать, что несмотря на термины «искусственный интеллект» и «синтетическое мышление», современные ИИ-системы по своей сути представляют собой модифицированное человеческое мышление, сформированное на основе предоставленных обучающих данных. Современные системы искусственного интеллекта не создают принципиально новое знание, а рекомбинируют и трансформируют заложенные в них данные. Таким образом, применение искусственного интеллекта представляет собой алгоритмическое усиление и масштабирование человеческого интеллектуального потенциала.

Заключение

Алгоритмы машинного обучения находят все более широкое применение в страховом секторе, обеспечивая не только автоматизацию рутинных процессов (обработка заявлений, расчет тарифов), но и позволяя проводить точную оценку рисков, выявлять мошеннические схемы, а также осуществлять сегментацию клиентской базы по комплексным критериям.

Перспективы страховой отрасли связаны с масштабным внедрением алгоритмов машинного обучения, которое при грамотной реализации способно существенно повысить как операционную эффективность компании, так и уровень клиентского сервиса благодаря экономии времени и упрощению процессов для потребителей. Однако текущий этап развития сопряжен с рядом вызовов, включая потенциальные ошибки искусственного интеллекта, повышенные киберриски, проблемы защиты персональных данных и необходимость разработки сбалансированных регуляторных требований, которые должны обеспечивать гармоничное внедрение инновационных технологий при защите интересов всех участников страхового рынка – от потребителей до самих страховщиков, особенно учитывая существующую проблему «черного ящика», когда даже разработчики не всегда могут полностью объяснить логику принятия решений сложными алгоритмами.

ЛИТЕРАТУРА:

1. *Ахвледиани Ю.Т.* Страхование: учебное пособие. М.: КноРус. 2022. 242 с.
2. *Баринова Н.В., Баринов В.Р.* Цифровая экономика, искусственный интеллект, индустрия 5.0: вызовы современности // Вестник Российского экономического университета имени Г. В. Плеханова. 2022. Т. 19. № 5 (125). С. 23–34.
3. *Брызгалов Д.В., Грызенова Ю.В., Цыганов А.А.* Перспективы цифровизации страхового дела в России // Финансовый журнал. 2020. Т. 12. № 3. С. 76–90.
4. *Леонтьев Д.А.* Искусственный интеллект как драйвер цифровой трансформации страховой отрасли на примере СберСтрахования // Вестник Алтайской академии экономики и права. 2025. № 3 (2). С. 263–269.
5. *Сидорова Е.Ю.* Современные методы предупреждения мошенничества в страховании // Учет. Анализ. Аудит. 2024. № 11 (5). С. 93–103.
6. *Bhattacharya S.* AI Revolution in Insurance: Bridging Research and Reality // *Frontiers in Artificial Intelligence*. 2025. Vol. 8. Pp. 35–64.
7. *Eling M., Nuessle D., Staubli J.* The Impact of Artificial Intelligence Along the Insurance Value Chain and on the Insurability of Risks // *Geneva Papers on Risk and Insurance – Issues and Practice*. 2022. No. 47. Pp. 205–241.
8. *Kofi I.J., Swati S.* The Implementation of Machine Learning in the Insurance Industry with Big Data Analytics // *International Journal of Data Informatics and Intelligent Computing*. 2023. No. 2 (2). Pp. 21–38.
9. *Li G., Xiaoyun G.* A Framework for Extending Co-Creative Communication Models to Sustainability Research // *Frontiers in Artificial Intelligence*. 2024. Vol. 7. Pp. 45–72.
10. *Nanda S.K., Panda S.K., Das M., Satapathy S.* Decentralization of Car Insurance System Using Machine Learning and Distributed Ledger Technology // *Intelligent Data Engineering and Analytics*. 2023. Pp. 587–600.
11. *Oguntibeju O.O.* Mitigating Artificial Intelligence Bias in Financial Systems: A Comparative Analysis of Debiasing Techniques // *Asian Journal of Research in Computer Science*. 2024. No. 17. Pp. 165–178.
12. *Ramesh P.N.* Ethical Considerations of AI and ML in Insurance Risk Management: Addressing Bias and Ensuring Fairness // *International Journal of Multidisciplinary Research in Science, Engineering and Technology*. 2025. No. 8. Pp. 202–210.

IMPLEMENTING MACHINE LEARNING METHODS IN INSURANCE INDUSTRY PRACTICE

V. A. Demchuk

Candidate of Economic Sciences, Associate Professor at the English Language Department No. 4, Senior Lecturer at the Department of Mathematics, Econometrics and Information Technology of the Moscow State Institute of International Relations (MGIMO-University), Moscow, Russia
e-mail: v.demchuk@inno.mgimo.ru
ORCID: 0000-0002-2104-8148

E. A. Guseva

Lecturer at the Department of Mathematics, Econometrics and Information Technology of the Moscow State Institute of International Relations (MGIMO-University), Moscow, Russia
e-mail: e.guseva@inno.mgimo.ru
ORCID: 0009-0002-1042-1805

Abstract. The article examines contemporary practices of implementing machine learning methods within the insurance industry. It analyses key applications of machine learning, including risk assessment and forecasting, claims processing automation, fraud prevention, and the personalisation of insurance products and pricing. We focus particularly on the adoption of cluster analysis for customer segmentation. Drawing on case studies from leading Russian and international insurers, the study demonstrates that machine learning adoption reduces operational costs, enhances risk assessment accuracy, and minimises human-factor errors. The findings indicate that machine learning implementation has become a critical competitive differentiator in an increasingly digitalised market, where growing data volumes necessitate advanced analytical capabilities – delivering not only significant cost efficiencies but also improved employee productivity by automating routine tasks. Future integration of machine learning algorithms is expected to substantially reduce processing times for policyholders through automated claims submissions. However, successful deployment requires upskilling employees and access to large datasets, the latter often proving challenging for smaller insurers. The article also addresses data privacy concerns and regulatory considerations in this domain.

Keywords: artificial intelligence, machine learning, insurance, clustering, k-means.

Submitted: June 11, 2025
Accepted: June 13, 2025

UBC 330.4
DOI: 10.24833/2949-639X-2025-2-12-112-125

REFERENCES:

1. Ahvlediani Ju.T. *Strahovanie: uchebnoe posobie [Insurance: A Study Guide]*. Moscow, KnoRus, 2022, 242 p. (In Russ.).
2. Barinova N.V., Barinov V.R. Cifrovaja jekonomika, iskusstvennyj intellekt, industrija 5.0: vyzovy sovremennosti [Digital Economy, Artificial Intelligence, Industry 5.0: Modern Challenges]. *Vestnik Rossijskogo jekonomicheskogo universiteta imeni G.V. Plehanova [Bulletin of the Plekhanov Russian University of Economics]*, 2022, vol. 19, no. 5 (125), pp. 23–34. (In Russ.).
3. Bryzgalov D.V., Gryzenkova Ju.V., Cyganov A.A. Perspektivy cifrovizacii strahovogo dela v Rossii [Prospects of Digitalisation of Insurance Business in Russia]. *Finansovyj zhurnal [Financial Journal]*, 2020, vol. 12, no. 3, pp. 76–90. (In Russ.).
4. Leont'ev D.A. Iskusstvennyj intellekt kak drajver cifrovoj transformacii strahovoj otrasli na primere Sber Strahovaniya [Artificial Intelligence as a Driver of the Digital Transformation of the Insurance Industry Using the Example of Sberbank Insurance]. *Vestnik Altajskoj akademii jekonomiki i prava [Bulletin of the Altai Academy of Economics and Law]*, 2025, no. 3 (2), pp. 263–269. (In Russ.).
5. Sidorova E.Ju. Sovremennye metody preduprezhdenija moshennichestva v strahovanii [Modern Methods of Fraud Prevention in Insurance]. *Uchet. Analiz. Audit [Accounting. Analysis. Audit]*, 2024, no. 11 (5), pp. 93–103. (In Russ.).
6. Bhattacharya S. AI Revolution in Insurance: Bridging Research and Reality. *Frontiers in Artificial Intelligence*, 2025, vol. 8, pp. 35–64.
7. Eling M., Nuessle D., Staubli J. The Impact of Artificial Intelligence Along the Insurance Value Chain and on the Insurability of Risks. *Geneva Papers on Risk and Insurance – Issues and Practice*, 2022, no. 47, pp. 205–241.
8. Kofi I.J., Swati S. The Implementation of Machine Learning in the Insurance Industry with Big Data Analytics. *International Journal of Data Informatics and Intelligent Computing*, 2023, no. 2 (2), pp. 21–38.
9. Li G., Xiaoyun G. A Framework for Extending Co-Creative Communication Models to Sustainability Research. *Frontiers in Artificial Intelligence*, 2024, vol. 7, pp. 45–72.
10. Nanda S.K., Panda S.K., Das M., Satapathy S. Decentralization of Car Insurance System Using Machine Learning and Distributed Ledger Technology. *Intelligent Data Engineering and Analytics*, 2023, pp. 587–600.
11. Oguntibeju O.O. Mitigating Artificial Intelligence Bias in Financial Systems: A Comparative Analysis of Debiasing Techniques. *Asian Journal of Research in Computer Science*, 2024, no. 17, pp. 165–178.
12. Ramesh P.N. Ethical Considerations of AI and ML in Insurance Risk Management: Addressing Bias and Ensuring Fairness. *International Journal of Multidisciplinary Research in Science, Engineering and Technology*, 2025, no. 8, pp. 202–210.