

УДК 004.8:338

DOI: 10.34670/AR.2026.46.87.001

Искусственный интеллект как помощник для прогнозирования экономических последствий ЧС

Бровченко Евгений Сергеевич

Кандидат экономических наук, доцент,
доцент кафедры государственной службы и кадровой политики,
Уральский институт Государственной противопожарной службы
Министерства Российской Федерации по делам
гражданской обороны, чрезвычайным ситуациям
и ликвидации последствий стихийных бедствий,
620062, Российская Федерация, Екатеринбург, ул. Мира, 22;
e-mail: evgeniybrovchenko@yandex.ru

Баранова Ольга Юрьевна

Кандидат технических наук, доцент,
доцент кафедры физико-технических основ,
Уральский институт Государственной противопожарной службы
Министерства Российской Федерации по делам
гражданской обороны, чрезвычайным ситуациям
и ликвидации последствий стихийных бедствий,
620062, Российская Федерация, Екатеринбург, ул. Мира, 22;
e-mail: baranovaou@yandex.ru

Аннотация

Исследование посвящено обоснованию и апробации концепции интеллектуального ассистента на базе искусственного интеллекта, предназначенного для оперативной оценки прямых и косвенных экономических потерь при чрезвычайных ситуациях. Показаны недостатки традиционных эконометрических и нормативных подходов, неспособных адекватно отразить каскадное распространение ущерба. Возрастающая частота и разрушительность чрезвычайных ситуаций природного, техногенного и биолого-социального характера диктуют необходимость перехода к проактивным, высокоточным инструментам оценки экономического ущерба. Традиционные эконометрические и нормативные методики демонстрируют запаздывающую реакцию и неспособность адекватно отражать сложные каскадные эффекты, распространяющиеся по хозяйственным системам. Цель исследования — концептуальное обоснование и экспериментальная верификация модели искусственного интеллекта в роли «интеллектуального помощника» для оперативного прогнозирования прямых и косвенных экономических потерь. В работе систематизированы существующие подходы к анализу ущерба, выявлены их ограничения, и предложена гибридная нейросетевая архитектура ECON-RISK-NET, интегрирующая три компонента: графовую сеть с механизмом внимания для пространственно-временного

моделирования распространения поражающих факторов; семантический трансформер, обрабатывающий неструктурированную текстовую информацию; и эконометрический корректор, компенсирующий макроэкономические искажения. Экспериментальная база включает синтезированный датасет из 10 000 гипотетических событий (наводнения, промышленные аварии, комплексные климатические явления) с более чем 1,2 млн записей, включающих физические параметры, картографию хозяйственной инфраструктуры и динамические ряды потерь. Результаты демонстрируют снижение средней абсолютной процентной ошибки прогноза совокупного ущерба до 15,2 %, что почти вдвое превосходит показатель нормативной модели (42,3 %). Выявлено, что архитектура эффективно локализует «горячие точки» вторичного ущерба (F1-мера 0,78) и адаптируется к неструктурированным входным данным. Обсуждаются ограничения, связанные с синтетической природой данных, непрозрачностью глубоких сетей и необходимостью учёта макроэкономических обратных связей. Определены перспективы: федеративное обучение, интеграция методов объяснительного искусственного интеллекта и развитие человеко-машинных интерфейсов. Работа вносит вклад в методологию экономики катастроф и обосновывает возможность создания программных комплексов поддержки принятия решений для антикризисных шагов.

Для цитирования в научных исследованиях

Бровченко Е.С., Баранова О.Ю. Искусственный интеллект как помощник для прогнозирования экономических последствий ЧС // Экономика: вчера, сегодня, завтра. 2026. Том 16. № 3А. С. 58-65. DOI: 10.34670/AR.2026.46.87.001

Ключевые слова

Чрезвычайная ситуация, экономический ущерб, прогнозирование, искусственный интеллект, глубокое обучение, экономика катастроф.

Введение

Современное общество сталкивается с учащением и утяжелением чрезвычайных событий природного, техногенного и биолого-социального генезиса. Финансовые потери от подобных инцидентов измеряются миллиардными суммами и дестабилизируют экономику регионов и государств. Классические методы прогнозирования ущерба, базирующиеся на ретроспективных статистических моделях и экспертных заключениях, характеризуются недостаточной точностью и неприемлемым временем реакции в условиях высокой неопределённости, свойственной катастрофическим явлениям. В связи с этим поиск новых методологических решений, обеспечивающих предиктивную аналитику экономических потерь в режиме реального времени, становится стратегической задачей. Одним из самых перспективных направлений признаётся использование технологий искусственного интеллекта (ИИ), открывающих возможность обработки гетерогенной информации и обнаружения скрытых закономерностей в динамике каскадных экономических эффектов.

Цель исследования состоит в концептуальном обосновании и экспериментальной проверке модели ИИ как «интеллектуального помощника» – системы поддержки принятия решений, нацеленной на оперативное прогнозирование прямых и косвенных экономических убытков от

ЧС.

Задачи:

- Обобщить существующие подходы к экономической оценке ущерба от ЧС и выявить их ограничения.
- Создать гибридную нейросетевую архитектуру, объединяющую пространственно-временные и семантические данные о поражающих факторах и хозяйственной инфраструктуре.
- Осуществить вычислительный эксперимент на синтетической базе сценариев наводнений и промышленных катастроф, сравнив прогнозные возможности предложенной модели с эталонными эконометрическими методами.
- Установить границы применимости и векторы дальнейшего совершенствования ИИ-ассистента.

Объект исследования – процесс прогнозирования экономических последствий чрезвычайных ситуаций.

Предмет – искусственный интеллект как помощник для прогнозирования экономических последствий ЧС.

Основная часть

Основы анализа экономического ущерба от катастроф заложены в трудах, развивающих межотраслевые балансовые модели при шоковых возмущениях и эконометрические регрессии на исторических рядах. В последние десятилетия акцент сместился на имитационное агентное моделирование, воспроизводящее поведение экономических агентов при разрывах цепочек поставок. Параллельно появились первые работы, применяющие машинное обучение: градиентный бустинг на характеристиках событий, свёрточные сети для анализа космических снимков зон поражения, рекуррентные сети для временных рядов страховых выплат. Однако большинство подобных решений ориентированы лишь на прямые физические разрушения либо не охватывают косвенные потери, распространяющиеся по экономическим сетям. Практически отсутствуют комплексные платформы, объединяющие разнородные данные (сенсорную информацию, тексты новостных сообщений, картографию, статистику предприятий) в единую прогностическую систему, выступающую в роли «помощника» для лиц, принимающих решения. Данная работа призвана восполнить этот пробел.

В связи с дефицитом репрезентативных реальных данных, одновременно содержащих детализированную экономическую статистику по локальным территориям и исчерпывающие параметры ЧС, эмпирической основой послужил синтетический набор данных. С использованием генеративных алгоритмов было смоделировано 10 000 гипотетических событий трёх типов: наводнения (медленное распространение, значительный косвенный ущерб), взрывы и эмиссии на химических объектах (быстрое воздействие с токсикологической составляющей), а также комплексные атмосферные явления (ураганы с обильными осадками). Для каждого инцидента искусственно генерировались: вектор поражающих параметров (скорость ветра, уровень подтопления, площадь контаминации, концентрация опасного агента), координаты очага, временной профиль развития, картографический слой экономической инфраструктуры (плотность основных фондов, категории землепользования, локализация критически значимых

объектов) и динамические временные ряды экономических показателей: незамедлительные прямые потери, объём приостановленного производства за 30 суток и совокупный ущерб с учётом мультипликативного эффекта за 90 суток, рассчитанный путём модифицированной региональной модели «затраты–выпуск». Полученный корпус содержал более 1,2 млн записей, которые были разделены на обучающую, валидационную и тестовую выборки в соотношении 70:15:15.

Разработана гибридная архитектура «ECON-RISK-NET», воспроизводящая когнитивные процессы эксперта-аналитика. Она включает три параллельных модуля:

- Пространственно-временной кодировщик – модифицированная графовая нейронная сеть с механизмом внимания, где вершинами служат территориальные ячейки 1×1 км с атрибутами капитализации, транспортной и энергетической связности. Динамика поражающего фактора интерпретируется как диффузия сигнала по рёбрам графа, а временная эволюция фиксируется посредством рекуррентного блока LSTM.
- Семантический анализатор – модель-трансформер, обрабатывающая текстовые дескрипторы происшествия (категория ЧС, описание разрушений, метеосводки) и генерирующая контекстный эмбединг, который модулирует веса первых двух ветвей через перекрёстное внимание.
- Эконометрический корректор – полносвязный блок, воспринимающий классические предикторы (валовой региональный продукт на душу населения в зоне ЧС, коэффициент износа основных фондов, уровень страхового покрытия) и вычисляющий поправочный коэффициент для прогноза нейросетевого ядра.

Итоговая оценка экономических потерь формируется взвешенным агрегированием выходов трёх ветвей с адаптивными коэффициентами, настраиваемыми при обучении. Функция потерь комбинирует среднюю абсолютную процентную ошибку (MAPE) и квантильный штраф за недооценку катастрофических исходов (Quantile Loss для уровня 0,95). Оптимизация проводилась стохастическим градиентным методом AdamW с косинусным затуханием темпа обучения.

Для сравнительного анализа были реализованы три подхода: классическая регрессия на основе повреждённых площадей и удельных нормативов (подход, аналогичный рекомендациям МЧС России), модель ARIMAX с экзогенными переменными и ансамбль градиентного бустинга LightGBM на агрегированных характеристиках.

Вычислительные эксперименты продемонстрировали, что гибридная архитектура ECON-RISK-NET статистически значимо превосходит традиционные подходы по всем ключевым индикаторам точности на тестовой выборке. В таблице 1 приведено сопоставление качества прогнозирования совокупного экономического ущерба (прямые и косвенные потери) на временном горизонте 90 суток.

Таблица 1 — Сравнительная точность моделей прогнозирования экономического ущерба

Модель	MAPE, %	RMSE, млн руб.	Коэф. детерминации R ²	Время вывода, сек
Нормативная модель (МЧС)	42,3	187,4	0,54	<0,1
ARIMAX	31,8	145,6	0,68	1,2
LightGBM	26,5	122,9	0,75	0,3

Модель	MAPE, %	RMSE, млн руб.	Коэф. детерминации R ²	Время вывода, сек
ECON-RISK-NET (GAT+LSTM)	18,7	91,3	0,86	0,9
ECON-RISK-NET полная (с трансформером)	15,2	74,8	0,91	1,1

Наибольшие преимущества проявились в сценариях наводнений, где многоступенчатые экономические эффекты (разрушение логистических цепочек, длительный простой предприятий) слабо улавливаются линейными моделями. Для этого класса событий гибридная сеть обеспечила MAPE 13,1%, тогда как у лучшего альтернативного метода (LightGBM) ошибка составила 24,9%. Модель также продемонстрировала способность локализовать «горячие точки» вторичного ущерба: пространственная точность выявления ячеек с падением производства более чем на 20% достигла F1-меры 0,78 против 0,61 у градиентного бустинга.

Важным качественным результатом стала интерпретируемость, частично обеспеченная механизмом внимания графовой сети. Веса внимания на начальных временных шагах коррелировали с узлами, содержащими объекты энергетики и транспорта, что подтверждает доминирующую роль инфраструктурных сбоев в формировании косвенного ущерба. Подключение семантического канала улучшало прогноз при поступлении неструктурированной информации: например, введение фразы «разрушена трансформаторная подстанция» увеличивало предсказанные потери в соседних узлах на 12–17%, что соответствовало экспертным ожиданиям.

Было установлено, что эконометрический корректор уменьшает склонность нейросети к переобучению на шумовых артефактах синтетического набора данных и повышает устойчивость на «тяжёлых хвостах» распределения убытков. Квантильная ошибка на уровне 0,95 сократилась на 22% по сравнению с чисто нейросетевым вариантом.

Обсуждение

Полученные данные подтверждают, что позиционирование ИИ как «предполагаемого помощника» в прогнозировании экономических последствий ЧС обоснованно не только технической реализуемостью, но и измеримыми метрологическими преимуществами. Ключевое достоинство предложенной архитектуры заключается в способности объединять гетерогенные источники – от физических параметров катастрофы до семантики текстовых сообщений – и реконструировать нелинейные каскадные эффекты, ускользающие от классического эконометрического инструментария. По сути, модель создаёт «цифрового двойника» региональной экономической среды, подвергаемого виртуальному шоковому стрессу за секунды, что критически важно для оперативного штабного реагирования.

Тем не менее следует очертить границы интерпретации. Во-первых, исследование опирается на синтезированные данные, которые, несмотря на высокую степень правдоподобия, не способны полностью отразить реалии экономических взаимодействий и поведенческие факторы (панические настроения, ажиотажный спрос, административные ограничения). Во-вторых, глубокая нейронная сеть остаётся «чёрным ящиком», и отдельные рекомендации могут быть трудно верифицируемы человеком без развитых инструментов объяснительного ИИ. Продемонстрированные элементы интерпретации через механизм внимания лишь частично снимают проблему доверия со стороны кризис-менеджеров. В-третьих, модель не учитывает макроэкономические обратные связи (инфляционные ожидания, бюджетные интервенции), способные скорректировать долгосрочный урон.

Перспективные направления развития включают создание федеративной обучающей среды, где конфиденциальные сведения предприятий обрабатываются локально, а в общую модель поступают лишь агрегированные градиенты; внедрение методов обучения с подкреплением для оптимизации стратегий распределения восстановительных ресурсов; а также валидацию на ретроспективных данных о реальных ЧС по мере появления детализированных экономических разрезов нужной глубины.

Отдельно стоит выделить этико-управленческий аспект: ИИ-ассистент не замещает лицо, принимающее решение, а предоставляет ему многовариантный прогноз с указанием наиболее вероятного и наихудшего сценариев. Его рекомендательный потенциал реализуется именно в симбиозе с экспертной оценкой, снижая когнитивную нагрузку и купируя эффект «туннельного восприятия» в условиях стресса.

Заключение

Проведённое исследование подтверждает гипотезу о значительной эффективности ИИ в роли предиктивного ассистента для оценки экономических последствий чрезвычайных ситуаций. Разработанная гибридная нейросетевая архитектура, интегрирующая графовое пространственно-временное моделирование, семантический анализ и эконометрическую коррекцию, позволила снизить ошибку прогноза совокупного ущерба до 15,2% MAPE, что почти двукратно превосходит традиционные нормативные методики. Продемонстрирована способность системы улавливать пространственное распространение косвенных потерь и адаптироваться к частично неструктурированным информационным потокам.

Теоретическая значимость работы состоит в расширении методологического инструментария экономики катастроф за счёт методов глубокого обучения, ориентированных на многомерные гетерогенные данные. Практическая ценность заключается в возможности создания прототипа программного комплекса для региональных центров управления в кризисных ситуациях, который в оперативном режиме ранжирует зоны по величине прогнозируемого экономического урона и обосновывает приоритетность аварийно-восстановительных работ.

Дальнейшее совершенствование концепции ИИ-помощника должно идти по пути усиления прозрачности моделей, внедрения человеко-машинных интерфейсов с элементами диалогового уточнения и интеграции в унифицированные цифровые платформы мониторинга. В условиях нарастающей нестабильности подобные интеллектуальные системы могут стать неотъемлемым компонентом проактивного управления экономической безопасностью.

Библиография

1. Порфирьев Б.Н. Экономика природных катастроф // Вестник Российской академии наук. 2016. Т. 86. № 1. С. 3. DOI: 10.7868/S0869587316010102. EDN VCPBBD.
2. Приказ МЧС России от 01.09.2020 № 631 (ред. от 24.07.2022) «Об утверждении Методики оценки ущерба от чрезвычайных ситуаций» (Зарегистрировано в Минюсте России 25.11.2020 № 61087). Доступ из справочно-правовой системы «КонсультантПлюс». URL: https://www.consultant.ru/document/cons_doc_LAW_368894/.
3. Смородинская Н.В., Катуков Д.Д. Ключевые черты и последствия индустриальной революции 4.0 // Инновации. 2017. № 10 (228). С. 81-90. EDN YPMVXW.
4. Широков А.А., Янговский А.А. Оценка мультипликативных эффектов в экономике. Возможности и ограничения // ЭКО. 2011. № 2 (440). С. 40-58. EDN NCQRCJ.
5. LeCun Y., Bengio Y., Hinton G. Deep learning // Nature. 2015. Vol. 521. No. 7553. P. 436-444. DOI: 10.1038/nature14539. PMID: 26017442.

Artificial Intelligence as an Assistant for Forecasting the Economic Consequences of Emergencies

Evgenii S. Brovchenko

PhD in Economics, Associate Professor,
Associate Professor of the Department of Public Service and Personnel Policy,
Ural Institute of the State Fire Service
of the Ministry of the Russian Federation for Civil Defense,
Emergencies and Elimination of Consequences of Natural Disasters,
620062, 22, Mira str., Yekaterinburg, Russian Federation;
e-mail: evgeniybrovchenko@yandex.ru

Ol'ga Yu. Baranova

PhD in Technical Sciences, Associate Professor,
Associate Professor of the Department of Physical and Technical Foundations,
Ural Institute of the State Fire Service
of the Ministry of the Russian Federation for Civil Defense,
Emergencies and Elimination of Consequences of Natural Disasters,
620062, 22, Mira str., Yekaterinburg, Russian Federation;
e-mail: baranovaou@yandex.ru

Abstract

The study is devoted to the substantiation and approbation of the concept of an intelligent assistant based on artificial intelligence, designed for the rapid assessment of direct and indirect economic losses during emergencies. The shortcomings of traditional econometric and normative approaches, which are unable to adequately reflect the cascading spread of damage, are shown. The increasing frequency and destructiveness of emergencies of a natural, man-made and bio-social nature dictate the need for a transition to proactive, high-precision tools for assessing economic damage. Traditional econometric and normative methods demonstrate a lagging response and an inability to adequately reflect complex cascading effects spreading through economic systems. The aim of the study is the conceptual substantiation and experimental verification of an artificial intelligence model in the role of an "intelligent assistant" for the rapid forecasting of direct and indirect economic losses. The paper systematizes existing approaches to damage analysis, identifies their limitations, and proposes a hybrid neural network architecture ECON-RISK-NET, integrating three components: a graph network with an attention mechanism for spatiotemporal modeling of the spread of damaging factors; a semantic transformer processing unstructured text information; and an econometric corrector compensating for macroeconomic distortions. The experimental base includes a synthesized dataset of 10,000 hypothetical events (floods, industrial accidents, complex climatic phenomena) with over 1.2 million records, including physical parameters, mapping of economic infrastructure, and dynamic series of losses. The results demonstrate a reduction in the mean absolute percentage error of total damage prediction to 15.2%, which is almost twice as good as the normative model (42.3%). It was revealed that the architecture effectively localizes "hot spots"

of secondary damage (F1-score 0.78) and adapts to unstructured input data. Limitations associated with the synthetic nature of the data, the opacity of deep networks, and the need to account for macroeconomic feedback loops are discussed. Prospects are identified: federated learning, integration of explainable AI methods, and the development of human-machine interfaces. The work contributes to the methodology of disaster economics and substantiates the possibility of creating decision support software systems for crisis management centers.

For citation

Brovchenko E.S., Baranova O.Yu. (2026) *Iskusstvennyy intellekt kak pomoshchnik dlya prognozirovaniya ekonomicheskikh posledstviy ChS [Artificial Intelligence as an Assistant for Forecasting the Economic Consequences of Emergencies]*. Экономика: вчера, сегодня, завтра. 2026. Том 16. № 3А. С. 58-65. 58-65. DOI: 10.34670/AR.2026.46.87.001

Keywords

Emergency situation, economic damage, forecasting, artificial intelligence, deep learning, disaster economics.

References

1. LeCun Y., Bengio Y., Hinton G. (2015). Deep learning. *Nature*, 521(7553), 436-444. DOI: 10.1038/nature14539
2. Order of the EMERCOM of Russia No. 631 of September 1, 2020 (as amended on July 24, 2022) "On approval of the Methodology for assessing damage from emergencies". (2020). ConsultantPlus legal reference system. https://www.consultant.ru/document/cons_doc_LAW_368894/
3. Porfiriev B.N. (2016). *Ekonomika prirodnykh katastrof [Economics of natural disasters]*. *Vestnik Rossiyskoy akademii nauk*, 86(1), 3. DOI: 10.7868/S0869587316010102
4. Shirov A.A., Yantovsky A.A. (2011). Otsenka multiplikativnykh effektiv v ekonomike. *Vozmozhnosti i ogranicheniya [Assessment of multiplier effects in the economy: possibilities and limitations]*. *EKO*, 2(440), 40-58.
5. Smorodinskaya N.V., Katukov D.D. (2017). *Klyuchevnyye cherty i posledstviya industrial'noy revolyutsii 4.0 [Key features and consequences of the Industrial Revolution 4.0]*. *Innovatsii*, 10(228), 81-90.