

УДК 336.76
DOI 10.17513/fr.43467

ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ВЕРОЯТНОСТИ БАНКРОТСТВА ПРЕДПРИЯТИЯ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ML-МОДЕЛИ «СЛУЧАЙНЫЙ ЛЕС» СКВОЗЬ ПРИЗМУ ИННОВАЦИОННОГО РАЗВИТИЯ

¹Ломакин Н.И., ¹Сисинова И.А., ²Марамыгин М.С.,
¹Пескова О.С., ¹Шабанов Н.Т., ¹Пекарский Н.В.

¹ФГБОУ ВО «Волгоградский государственный технический университет», Волгоград,
e-mail: tel9033176642@yahoo.com;

²ФГБОУ ВО «Уральский государственный экономический университет», Екатеринбург

Исследованы теоретические основы экономического развития реального сектора экономики, вопросы прогнозирования эффективности отдельного предприятия, процесс внедрения инноваций. Актуальность состоит в том, что для формирования вероятности банкротства АО «Каустик» была использована система искусственного интеллекта – модель машинного обучения ML «Random Forest Regressor», что позволило успешно решить сложную проблему ввиду действия множества факториальных признаков на результативный – вероятность банкротства. Цель исследования состоит в оценке вероятности банкротства предприятия с помощью модели Конана – Голдера, с дальнейшим формированием прогнозной величины результативного коэффициента на основе модели машинного обучения ML – «Случайный лес», которая представляет собой разновидность моделей искусственного интеллекта (ИИ). Для достижения цели были поставлены и решены следующие задачи: исследовать теоретические основы банкротства предприятий с применением модели Конана – Голдера, проведен анализ трендов применения ИИ в условиях цифровизации экономики, сформирована и обучена модель ML – «Случайный лес», получено прогнозное значение вероятности банкротства. Использование предложенного подхода особенно актуально в свете майских Указов Президента РФ, определивших магистральное направление – цифровизацию экономики как вектор дальнейшего движения в «Стратегии научно-технологического развития РФ». Как известно, фундаментом для проведения инновационных трансформаций государства будут выступать цифровые технологии. С помощью искусственного интеллекта «ML-модели» получено прогнозное значение дискриминантного показателя Конана – Голдера на 2023 г., величина которого составила -0.15584131. Прогноз указывает на то, что вероятность банкротства АО «Каустик» в перспективе будет снижаться.

Ключевые слова: модель Конана – Голдера, «Случайный лес», цифровая экономика, Дерево решений, цифровой прогноз, вероятность банкротства

FORECASTING THE PROBABILITY OF BANKRUPTCY OF AN ENTERPRISE USING THE RANDOM FOREST ML-MODEL THROUGH THE PRISM OF INNOVATIVE DEVELOPMENT

¹Lomakin N.I., ¹Sisinova I.A., ²Maramygin M.S.,
¹Peskova O.S., ¹Shabanov N.T., ¹Pekarskiy N.V.

¹Volgograd State Technical University, Volgograd, e-mail: tel9033176642@yahoo.com;

²Ural State University of Economics, Yekaterinburg

Theoretical foundations of the economic development of the real sector of the economy, the issues of forecasting the efficiency of an individual enterprise, the process of introducing innovations are studied. The relevance lies in the fact that in order to form the probability of bankruptcy of JSC Caustic, an artificial intelligence system was used – the machine learning model ML “Random Forest Regressor”, which made it possible to successfully solve a complex problem, due to the action of many factorial features on the effective one – the probability of bankruptcy. The purpose of the study is to assess the probability of bankruptcy of an enterprise using the Conan-Golder model, with the further formation of the predictive value of the effective coefficient based on the ML machine learning model – “Random Forest”, which is a kind of artificial intelligence (AI) models. To achieve the goal, the following tasks were set and solved: to study the theoretical foundations of the bankruptcy of enterprises using the Conan-Golder model, to analyze the trends in the use of AI in the context of digitalization of the economy, to form and train the ML – “Random Forest” model, and to obtain a predictive value of the probability of bankruptcy. The use of the proposed approach is especially relevant in the light of the May Decrees of the President of the Russian Federation, which indicated the main direction – the digitalization of the economy, as a vector for further movement in the “Strategy for Scientific and Technological Development of the Russian Federation”. As you know, digital technologies will serve as the foundation for innovative transformations of the state. With the help of artificial intelligence “ML-model”, the predicted value of the discriminant indicator of Conan-Golder for 2023 was obtained, the value of which was: -0.15584131. The forecast indicates that the probability of bankruptcy of JSC Caustic will decrease in the future.

Keywords: Conan – Golder model, Random Forest, digital economy, decision tree, digital forecast, bankruptcy probability

Актуальность состоит в том, что для формирования прогноза экономического развития предприятий реального сектора экономики на практике в условиях рыночной

неопределенности все чаще используются системы искусственного интеллекта и нелинейные математические модели. В ходе проведенного исследования для формирования

прогноза вероятности банкротства АО «Каустик» была использована система искусственного интеллекта – модель машинного обучения ML «Random Forest Regressor».

Цель исследования состоит в оценке вероятности банкротства предприятия с использованием модели Конана – Голдера и формировании прогнозной величины результативного коэффициента на основе модели машинного обучения ML – «Случайный лес».

По результатам исследований Тэном и Бёнгуном ключевых слов для формирования инновационных возможностей можно с уверенностью сказать, что технологическая новизна связана с такими понятиями, как автоматизация, большие данные, ИИ, алгоритмизация [1]. Причем следует делать акцент именно на инновационной деятельности, а не на НИОКР, так как роль аналитиков по этой сфере значительно сильнее, поскольку расходы на исследования и разработки менее прозрачны, не поддаются проверке и создают сложность в определении их стоимости. По мнению О.Н. Денисовой, инновационные механизмы могут помочь выйти из состояния банкротства [2]. В настоящем исследовании, с использованием модели Конана – Голдера, проведен расчет вероятности банкротства предприятия АО «Каустик» для современного состояния и рассчитано прогнозное значение на следующий год.

Развитие деятельности современных предприятий в перспективе напрямую связано с направлениями развития государственной инновационной политики, что предполагает эффективное использование имеющихся механизмов обеспечения их устойчивого развития, а при необходимости – предотвращение банкротства, а также широкое внедрение инноваций. Некоторые зарубежные авторы, например Гуо (В. Guo) с коллегами, считают, что инновационная стратегия фирм должна находиться под пристальным вниманием аналитиков [3]. По мнению ряда экспертов, именно развитие инноваций, а не накопление капитала является движущей силой устойчивого экономического развития. Поэтому в обществе растет интерес к разновидностям инноваций, процессу коммерциализации новшеств, смелых инновационных решений, а также к разработкам качественных управленческих технологий, способных перевести пассивный капитал новшеств в активный капитал инноваций.

Одним из ключевых факторов, обусловивших в последнее десятилетие радикальные структурные сдвиги в мировой экономике, стало повышение экономической роли инноваций. В первую очередь

это связано с усилением воздействия науки и техники на все стороны жизни общества, с фундаментальными техническими сдвигами, ведущими к крупномасштабным социально-экономическим переменам. Соответственно, меняется и набор основных факторов экономического роста. По словам А. Штайбера (A. Steiber) и С. Аланге (S. Alänge), организационные инновации могут выступить комплексной моделью для стимулирования организационного развития и изменений, необходимо более эффективно использовать организационные инновации, чтобы поддерживать конкурентоспособность [4].

Материалы и методы исследования

При проведении исследований авторами использовались методы: расчетно-конструктивный, статистический, модель Конана – Голдера, аналитический, система искусственного интеллекта – ML-модель «Случайный лес».

Общая характеристика современного состояния инновационного предпринимательства в России

Поскольку финансирование требует много времени и не всегда соответствует приоритетным целям, инновационные проекты теряют свою ценность. Данное явление М. Хименес-Медина (M. Giménez-Medina) с соавт. назвали парадоксом реализации [5]. На наш взгляд, не стоит поспешно соглашаться с данным утверждением, ведь не стоит забывать, что для эффективного использования инновационных технологий очень часто необходима помощь государства. Использование искусственного интеллекта, нейронных сетей, интернета и прочих новшеств ведет к закономерному результату, когда «победитель получает всё». Дж. Лейтен (J. Leijten) считает, что инновационная политика может определять развитие международных отношений [6].

Обратимся к статистическим данным: темп роста внутренних затрат на исследования и разработки в последнее время в целом опережал рост ВВП. По итогам 2020 г. доля внутренних затрат на исследования и разработки к ВВП составила 1,1 % (рис. 1). Данный показатель выдвигает Россию на 35 место.

Затраты на исследования и разработки в России в 2020 г. составили около 1175 млрд руб., что вывело ее на 9 место в мире по данному показателю. Россию обходят такие страны, как США, израсходовавшие на научные разработки \$656 млрд, Китай (\$526 млрд), Япония (\$173 млрд), Германия, Республика Корея, Франция, Индия и Великобритания [7].

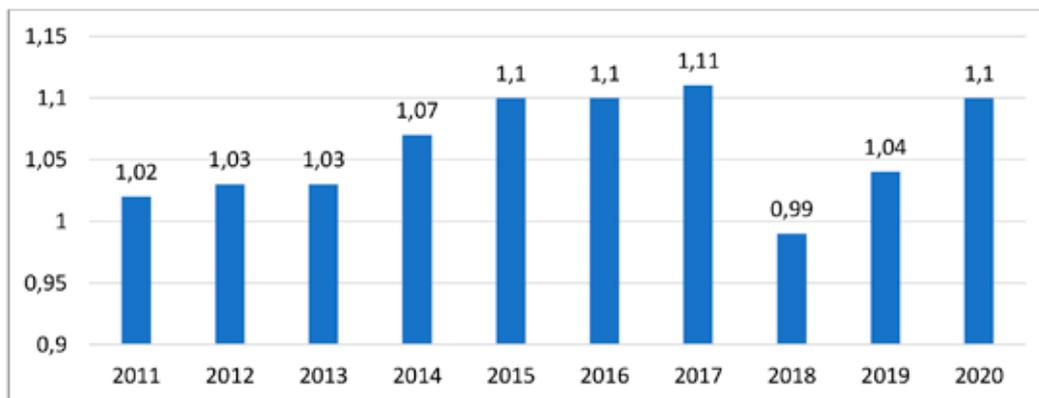


Рис. 1. Динамика внутренних затрат на исследования и разработки к ВВП, %
Источник: ИСИЭЗ НИУ ВШЭ

В условиях рыночной неопределенности важную роль играет обеспечение стабильного развития инновационных предприятий и снижение риска банкротства.

Результаты исследования и их обсуждение

1.1. Модель Конана – Голдера

Французские экономисты Ж. Конан и М. Голдер, используя метод, разработанный Э. Альтманом, построили модель, имеющую следующий вид:

$$Z = -0,16X_1 - 0,22X_2 + 0,87X_3 + 0,10X_4 - 0,24X_5,$$

где X_1 – отношение суммы денежных средств и дебиторской задолженности к объему активов;

X_2 – отношение суммы собственного капитала и долгосрочных пассивов к объему активов;

X_3 – отношение финансовых расходов к выручке от реализации продукции (после налогообложения);

X_4 – отношение управленческих расходов к добавленной стоимости (себестоимость – стоимость сырья, энергии, услуг сторонних организаций);

X_5 – отношение балансовой прибыли к заемному капиталу [8].

Следует отметить, что у компании АО «Каустик» большая доля заемного капитала. Важно, чтобы эта доля не превышала разумных пределов. Расчет коэффициентов для модели Конана – Голдера представлен в табл. 1.

Таблица 1

Расчет коэффициентов для модели Конана – Голдера

Год	X1	X2	X3	X4	X5	Z
2022	0,368086	0,570774	0,266429	0,228897	0,994275	-0,16841
2021	0,324624	0,669716	0,30599	0,23425	0,720248	-0,0825
2020	0,374781	0,712495	0,355812	0,40711	0,194876	0,086783
2019	0,506021	0,713947	0,372028	0,320871	0,313302	0,042527
2018	0,295052	0,662399	0,37032	0,229723	0,524719	0,026282
2017	0,21877	0,763161	0,429515	0,247624	0,351892	0,111088
2016	0,197774	0,672636	0,443556	0,222879	0,378057	0,137824
2015	0,217343	0,462881	0,205156	0,242404	0,593169	-0,07624
2014	0,106127	0,378491	0,624538	0,359646	0,048227	0,46749
2013	0,134876	0,477836	0,632403	0,315148	0,078699	0,436114

Источник: авторские расчеты.

По итогам данной методики можно сказать, что вероятность банкротства АО «Каустик» с каждым годом снижается. В 2013–2014 гг. показатель был практически на дне из-за кризисных факторов. Однако после этого компания продемонстрировала бурный рост. Дискриминантный показатель составил -0,07624, что свидетельствует о вероятности меньше 50%. Нельзя сказать, что это хорошо, потому что компания слишком резко увеличила долю заемного капитала. Собственно, это не замедлило сказаться и на показателях следующих годов. Они заметно снизились из-за резкого привлечения заемных средств. Вероятность банкротства стала ближе к 90%. Начиная с 2018 г. предприятие стало повышать уровень эффективности своей деятельности, что привело к заметному росту показателей. С 2019 по 2021 г. вероятность банкротства снизилась с 80 до 40%. В 2022 г. показатель составил -0,16841, что приравнивается к вероятности, которая ниже 10%. Таким образом, АО «Каустик» вряд ли в скором времени потеряет свои доходы. Все рассчитанные показатели были использованы для формирования датасета – обучающей выборки в целях последующего прогнозирования вероятности банкротства на 2023 г. с помощью ML-модели «Случайный лес».

1.2. Прогноз показателя Конана – Голдера на основе ML-модели «Случайный лес»

Для оценки деятельности предприятия рассмотрим показатели деловой активности, которые представлены в табл. 2. В эту группу входят показатели, которые отража-

ют оборачиваемость средств, то есть выгодно ли она использует свои активы.

По данным табл. 2 можно сделать вывод о том, что в общем и целом АО «Каустик» эффективно использует свои активы. Первый показатель говорит о том, что динамика оборачиваемости активов происходит неравномерно: в 2020 г. он составил 0,86 оборота, в 2021 – 1,47, в 2022 – 1,2. Если сравнивать коэффициенты за весь период, то так или иначе произошел рост. Это отмечается как положительная тенденция, так как компания получает 1,2 руб. выручки на 1 руб. среднего числа активов. Говоря простыми словами, доход предприятия вырос. Ситуацию с оборотными активами можно описать аналогично.

Фондоотдача демонстрирует себя слабо, о чем говорит отрицательная динамика показателя. Она с каждым годом уменьшалась, с 5,04 до 3,03, что говорит о сокращении скорости оборачиваемости использования оборудования. Возможно, у предприятия имеется оборудование, которое не приносит экономической выгоды, следовательно, от него нужно избавляться либо проводить модернизацию. Рядом с этим показателем стоит коэффициент оборачиваемости собственного капитала, изменения которого происходили скачкообразно. С 2020 по 2021 г. она выросла с 3,40 до 3,67. Рост скорости обращения данного показателя воспринимается как положительная тенденция. Однако в следующем году коэффициент упал до значения 2,93. Это может говорить о том, что «Каустик» неэффективно пользуется собственным капиталом из-за снижения продаж.

Таблица 2

Значение параметров

Коэффициент оборачиваемости	Значение					
	2020	2021	2022	2020, дни	2021, дни	2022, дни
Активов	0,854794	1,466508	1,263017	427,0035	248,8906	288,9906
Текущих активов	2,097701	3,134605	2,602806	174	116,4421	140,2333
Фондоотдача	5,03925	4,092943	3,027157	72,43141	89,17789	120,5752
Собственного капитала	3,397353	3,66965	2,932951	107,4366	99,46452	124,448
Заемного капитала	2,810469	3,513331	3,674851	129,8716	103,89	99,32376
Дебиторской задолженности	5,434879	8,024466	10,15369	67,15881	45,48589	35,94753
Кредиторской задолженности	10,65532	12,67915	9,952054	34,2552	28,78742	36,67584
Материальных запасов	12,30307	11,40349	9,302856	29,6674	32,00775	39,23526
Денежных средств	10,9016	9,738484	5,800485	33,48131	37,48017	62,92577

Источник: авторские расчеты по материалам [9].

Обратим внимание на негативную динамику, анализируя показатель оборачиваемости заемных средств. Она с каждым годом растет, и это плохой признак, так как означает он интенсивность пользования заемным капиталом. Это не самый лучший источник финансирования для фирмы. По данным бухгалтерского баланса АО «Каустик» [10] наблюдается рост краткосрочных обязательств, чтобы погасить долгосрочные. Данная ситуация негативно отражается на коэффициенте общей ликвидности и называется на финансовой устойчивости.

Позитивным моментом стоит считать повышение скорости обращения дебиторской задолженности. За приведенный период она с 67 дней снизилась до 36. Несомненно, для предприятия это выгодно, так как дебиторская задолженность конвертируется в денежные средства, а это дополнительный доход. Однако нельзя сказать того же самого про противоположный показатель – коэффициент оборачиваемости кредиторской задолженности, который меняется волнообразно. С 2020 по 2021 г. он увеличился с 10,66 до 12,68, а в 2022 г. резко пошел на спад и составил 9,95. Удивляться здесь нечему: этому поспособствовал рост заемного капитала в краткосрочном периоде.

Негативный тренд демонстрирует снижение оборачиваемости материальных запасов, который на момент 2022 г. составил 39 дней, хотя в 2020 г. был 29. Возможно, у потребителей снизился спрос на продукцию предприятия, поэтому оно не в полной мере использует свои ресурсы.

И наконец, резкий спад коэффициента оборачиваемости денежных средств говорит о нерациональном применении высоколиквидных активов. Если в 2020 г. показатель составлял 10,90, в 2021 – 9,74, то в 2022 г. он получился 5,80, то есть произошло уменьшение в два раза за приведенный период. Иначе говоря, у предприятия замедляется хозяйственный оборот и деловая активность, а это может создать проблемы в долгосрочной перспективе.

Конечно, нельзя сказать о деятельности компании, проанализировав только показатели деловой активности, но они могут стать предпосылками для дестабилизации финансовой устойчивости. Поэтому следующим шагом данной статьи станет оценка потенциального банкротства с помощью ML-модели «Случайный лес». Представим датасет, который использовался для этого в табл. 3.

Разработка нейросети машинного обучения «Случайный лес» включает в себя следующие этапы.

1. Анализ и предобработка данных, включающая удаление выбросов, заполнение

пропущенных значений и приведение данных к одному формату.

2. Разбиение данных на обучающую и тестовую выборки.

3. Создание ансамбля решающих деревьев, каждое из которых строится на основе случайной подвыборки данных и случайного набора признаков с определенной глубиной разбиения.

4. Агрегация результатов всех деревьев в ансамбле, где результатом работы модели является среднее значение всех предсказаний деревьев.

5. Оценка эффективности модели на тестовой выборке и ее доработка при необходимости.

6. Использование модели для решения задач регрессии с высокой точностью и проведения анализа важности признаков.

Прогнозирование с помощью модели «Случайный лес» хоть и сложное, но оно имеет ряд преимуществ. Например, прогнозируемое значение с большой вероятностью окажется точным. Во многом это благодаря тому, что модель может обрабатывать данные с большим количеством признаков и даже выявлять их важность для результирующего показателя. Модель может отлично работать даже с отсутствующими данными, сохраняя точность. Сложность работы с данной моделью заключается в трудной интерпретации из-за огромного количества деревьев решений, а там, где есть большой объем чего-либо, будет и трудоемкий процесс. В процессе прогнозирования придется работать с обильным количеством данных, вычислительных ресурсов и большими размерами моделей. Однако алгоритмом предусмотрено автоматический выбор лучшего варианта дерева решений по критерию минимальной среднеквадратической ошибки.

Признаком для формирования прогноза вероятности банкротства стал коэффициент Конана – Голдера Z (target). Сформированная ML-модель состоит из ансамбля деревьев, лучшие параметры содержит дерево, представленное ниже (рис. 2).

Образно выражаясь, модель «Случайного леса» очень гибкая и многогранная. Она подходит для решения практически любых задач, например для регрессий, классификаций или отбора признаков. Модель может использоваться как в одной отрасли, так и на предприятии. Почему модель «Случайного леса» лучше дерева решений? Алгоритм случайного леса на основе задаваемых гиперпараметров формирует ансамбль из множества деревьев решений, которые могут иметь разную глубину, и признаки в датасет каждой из них подбираются «рандомно» – случайным образом.

Таблица 3

Исходные данные для ML-модели

Год	Курс доллара, USD	Инвестиции	Выручка	Активы	НМА	Чистая прибыль	X ₁	X ₂	X ₃	X ₄	X ₅	Z
2022	70,34	20,2	32459133	27712102	11365	6773452	0,368086	0,570774	0,266429	0,228897	0,994275	-0,16841
2021	73,7	21,2	29469846	23687263	57341	5088906	0,324624	0,669716	0,30599	0,23425	0,720248	-0,0825
2020	73,8	16,5	21805092	8591084	24836	1146733	0,374781	0,712495	0,355812	0,40711	0,194876	0,086783
2019	62	20,6	20857785	20703477	17585	1894435	0,506021	0,713947	0,372028	0,320871	0,313302	0,042527
2018	69,8	20,6	20677612	19356329	16561	3099970	0,295052	0,662399	0,37032	0,229723	0,524719	0,026282
2017	57,6	21,4	17834688	17322311	15065	2082978	0,21877	0,763161	0,429515	0,247624	0,351892	0,111088
2016	61,3	21,2	17834688	15280139	14461	2299848	0,197774	0,672636	0,443556	0,222879	0,378057	0,137824
2015	73,6	20	12548510	14363951	15262	1631726	0,217343	0,462881	0,205156	0,242404	0,593169	-0,07624
2014	55,9	20,5	12548510	15395972	16630	320695	0,106127	0,378491	0,624538	0,359646	0,048227	0,46749
2013	32,9	21,2	11901775	16057304	14563	510967	0,134876	0,477836	0,632403	0,315148	0,078699	0,436114

Источник: авторские расчеты.

Таблица 4

Матрица парных коэффициентов корреляции ML-модели

	GDP, mlrd. rub	RTS index	USD	Investments	Capital outflow	Revenue Caustic	Assets Caustic	Intangible assets	Net profit	X1	X2	X3	X4	X5	target
GDP, mlrd. rub	1.000	0.164	0.586	-0.147	0.497	0.979	0.725	0.365	0.906	0.698	0.360	-0.612	-0.268	0.795	-0.747
RTS index	0.164	1.000	-0.183	0.001	-0.441	0.259	0.077	0.594	-0.006	0.441	0.494	0.143	0.251	-0.205	0.052
USD	0.586	-0.183	1.000	-0.429	0.100	0.569	0.139	0.354	0.511	0.534	0.331	-0.853	-0.219	0.627	-0.808
Investments	-0.147	0.001	-0.429	1.000	-0.054	-0.111	0.537	-0.002	0.170	-0.344	-0.109	0.258	-0.655	0.137	0.130
Capital outflow	0.497	-0.441	0.100	-0.054	1.000	0.389	0.495	-0.111	0.479	-0.063	-0.521	-0.021	0.001	0.401	-0.072
Revenue Caustic	0.979	0.259	0.569	0.389	0.389	1.000	0.691	0.450	0.907	0.669	0.473	-0.565	-0.304	0.761	-0.721
Assets Caustic	0.725	0.077	0.139	0.537	0.495	0.691	1.000	0.197	0.837	0.351	0.075	-0.298	-0.597	0.736	-0.483
Intangible assets	0.365	0.594	0.354	-0.002	-0.111	0.450	0.197	1.000	0.318	0.217	0.239	-0.230	-0.049	0.222	-0.263
Net profit	0.906	-0.006	0.511	0.170	0.479	0.907	0.837	0.318	1.000	0.445	0.270	-0.610	-0.628	0.933	-0.767
X1	0.698	0.441	0.534	-0.344	-0.063	0.669	0.351	0.217	0.445	1.000	0.614	-0.602	0.057	0.402	-0.660
X2	0.360	0.494	0.331	-0.109	-0.521	0.473	0.075	0.239	0.270	0.614	1.000	-0.347	-0.161	0.174	-0.458
X3	-0.612	0.143	-0.853	0.258	-0.021	-0.565	-0.298	-0.230	-0.610	-0.602	-0.347	1.000	0.436	-0.797	0.966
X4	-0.268	0.251	-0.219	-0.655	0.001	-0.304	-0.597	-0.049	-0.628	0.057	-0.161	0.436	1.000	-0.720	0.544
X5	0.795	-0.205	0.627	0.137	0.401	0.761	0.736	0.222	0.933	0.402	0.174	-0.797	-0.720	1.000	-0.884
target	-0.747	0.052	-0.808	0.130	-0.072	-0.721	-0.483	-0.263	-0.767	-0.660	-0.458	0.966	0.544	-0.884	1.000

Источник: авторская разработка.

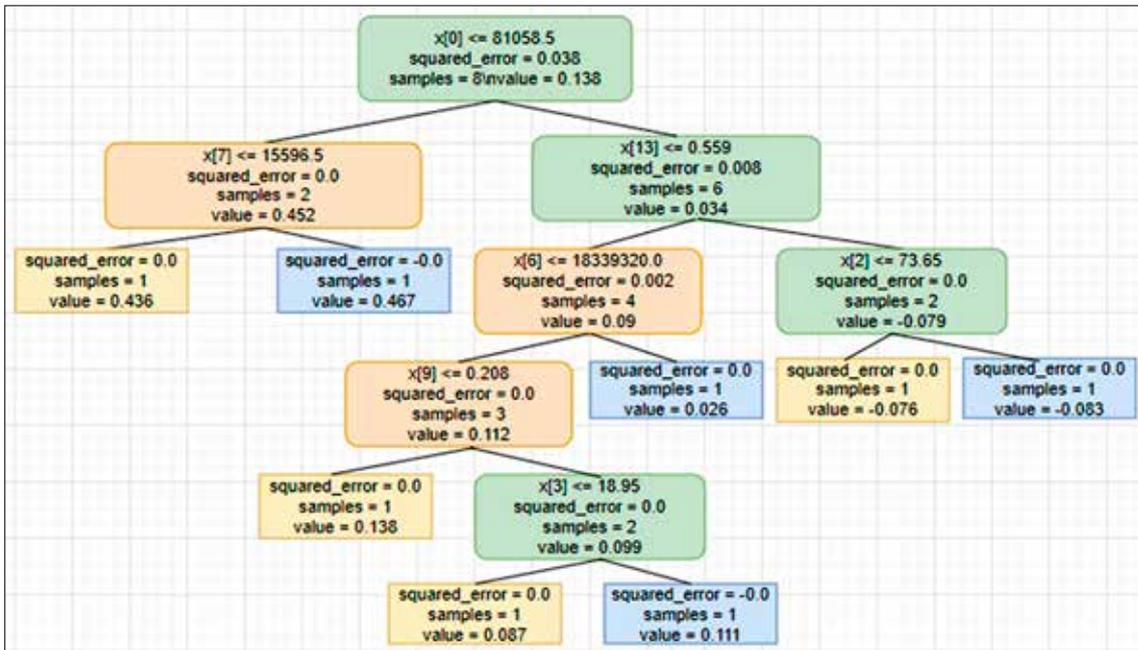


Рис. 2. Визуализация данных
Источник: авторская разработка

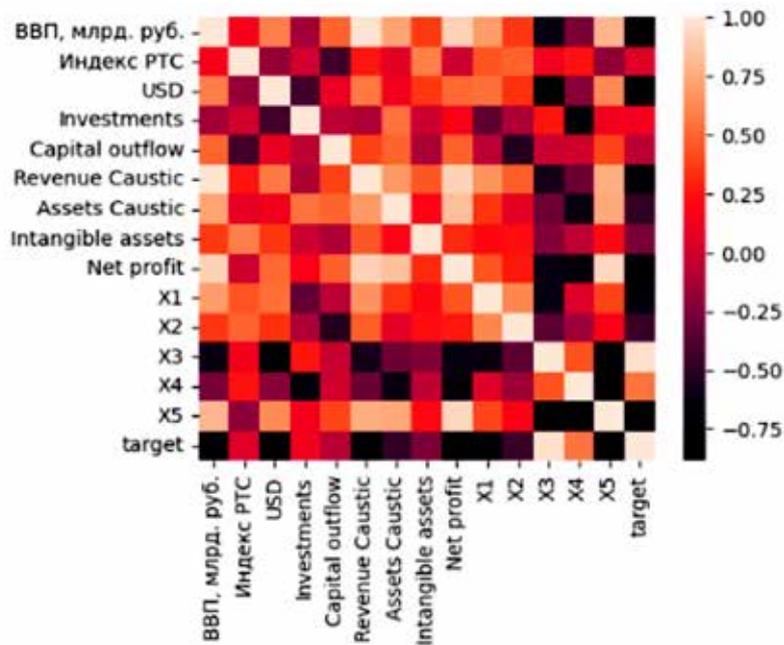


Рис. 3. Тепловая карта корреляционной матрицы
Источник: авторская разработка

Формирование дерева решений проходит следующие основные этапы построения. В ходе построения дерева решений нужно решить несколько основных проблем, с каждой из которых связан соответствующий шаг процесса обучения.

1) Выбор атрибута, по которому будет производиться разбиение в данном узле.

2) Выбор критерия останова.

3) Выбор метода отсечения ветвей.

4) Оценка точности построенного дерева.

Далее с помощью программы создадим корреляционную матрицу с помощью функции `dataset.corr()`. В ней авторами использовалось больше данных для более точного значения прогноза. Расчет парных коэффи-

циентов ML-модели позволил выявить силу и направление связи между факториальными признаками и результативным – «target», которые представлены ниже (табл. 4).

Используемый алгоритм «Случайного леса» защищает от ошибок, тем самым минимизируя шансы допущения неточности. Большое количество отдельных деревьев будут работать намного лучше, чем одно отдельно взятое. Проанализировав корреляционную матрицу, стоит отметить, что на Z сильнее влияют X3 и X4. В этом нет ничего удивительного, так как в третьем коэффициенте фигурируют финансовые расходы и выручка, от которых и зависит финансовая устойчивость предприятия. Визуализация данных с помощью тепловой карты представлена ниже (рис. 3).

Теоретически алгоритм обучения дерева решений будет работать до тех пор, пока в результате не будут получены абсолютно «чистые» подмножества, в каждом из которых будут примеры одного класса. Коэффициенты, отражающие силу и направления воздействия факториальных признаков на результативный, представлены ниже (табл. 5).

Таблица 5

Коэффициенты корреляции, ранжированные по убыванию

Z	0,211345
X ₃	0,158240
USD	0,132965
X ₅	0,104186
Чистая прибыль	0,071660
X ₄	0,050867
Активы	0,025030
Выручка	0,024344
X ₁	0,019716
X ₂	0,016507
Инвестиции	0,000083

Источник: авторская разработка.

Возможно, при этом будет построено дерево, в котором для каждого примера будет

создан отдельный лист. Очевидно, что такое дерево окажется бесполезным, поскольку оно будет переобученным – каждому примеру будет соответствовать свой уникальный путь в дереве, а следовательно, и набор правил, актуальный только для данного примера. Переобучение в случае дерева решений ведет к тем же последствиям, что и для нейронной сети – точное распознавание примеров, участвующих в обучении, и полная несостоятельность на новых данных. Кроме этого, переобученные деревья имеют очень сложную структуру, и поэтому их сложно интерпретировать. Скрипт ML-модели для формирования прогноза и полученный результат представлен на рис. 4.

Прогнозное значение дискриминантного коэффициента составило -0,15584131. Несмотря на финансовые трудности, которые имеются у АО «Каустик», в 2023 г. предприятие маловероятно станет банкротом.

Для построения и реализации «Случайного леса» импортировались и использовались следующие библиотеки: xlrld, pandas, matplotlib, numpy, sklearn.tree, DecisionTreeRegressor. Пошаговый алгоритм разработки ML-модели «Случайный лес» представлен в «облаке» Google Collab [11].

Как показывает практика, ряд проблем может возникнуть непосредственно при внедрении новшеств, поэтому к этому процессу необходимо подходить с учетом отношений, складывающихся на предприятии. На практике бывало неприятие персоналом инновационных проектов. Связано это с тем, что у каждого сотрудника индивидуальная адаптация к новациям и не всегда она продвинутая. Так, например, К.М. Митчелтри (С.М. Mitcheltree) с коллегами считает, что на пути к общему видению инновационных проектов важную роль играет понимание вовлечения участников как превентивного подхода против защитных процедур для инновационных возможностей [12]. Другой причиной, по мнению Дж. Коттер (J.P. Kotter), является неосведомленность работников о возможных последствиях неправильного использования нововведений [13].

```

1 y_pred = lin_reg.predict(sample_df)
2 y_pred

array([-0.15584131])
    
```

Рис. 4. Скрипт ML-модели и сформированное значение прогноза
 Источник: авторская разработка

В некоторых случаях, отмечает У. Ду (Y. Du), сотрудники переживают о том, что в связи с новой передовой средой автоматизации они могут столкнуться с негарантированной занятостью [14]. По мнению К.М. Митчелтри (C.M. Mitcheltree), важно повышение скорости инноваций за счет доверия. Для высоких темпов внедрения инноваций необходимо учитывать такие составляющие, как положительные эмоции, защитная реакция и доверие к предприятию и государству [15].

Представляется целесообразным в перспективе сфокусироваться на поиске закономерностей в действии факторов, связанных с внедрением и использованием инноваций, инвестициями, финансовой устойчивостью и риском банкротства, опираясь на широкие возможности систем искусственного интеллекта, не только ML «Случайного леса», но и глубоких сверточных нейронных сетей, например CNN, RNN, LSTM и др.

Заключение

На основе вышеизложенного можно сделать определенные выводы.

Важно дальнейшее исследование теоретических основ стабильного развития реального сектора экономики в России.

В ходе исследования разработана модель машинного обучения «Случайный лес», с помощью которой было сформировано прогнозное значение величины дискриминантного показателя Конана – Голдера.

В результате использования разработанной системы искусственного интеллекта ML-модели получено прогнозное значение дискриминантного коэффициента, которое составило -0,15584131, таким образом, маловероятно, что в 2023 г. предприятие станет банкротом.

Список литературы

1. Taeyeoun R., Byungun Y. Discovering technology and science innovation opportunity based on sentence generation algorithm // *Journal of Informetrics*. 2023. № 17 (2). P. 101403. DOI: 10.1016/J.JOI.2023.101403.

2. Денисова О.Н., Марьина А.В. Инновационные механизмы выхода из состояния банкротства // *Актуальные вопросы экономической теории: развитие и применение в практике российских преобразований*. Уфа: Уфимский государственный авиационный технический университет, 2019. С. 215–219.

3. Guo B., Pérez-Castrillo D., Toldrà-Simats A. Firms' innovation strategy under the shadow of analyst coverage // *Journal of Financial Economics*. 2019. № 131 (2). P. 456–483. DOI: 10.1016/j.jfineco.2018.08.005.

4. Steiber A., Alänge S. Organizational innovation: a comprehensive model for catalyzing organizational development and change in a rapidly changing world. *Triple Helix* 2. 2015. № 9. DOI: 10.1186/s40604-015-0021-6.

5. Giménez-Medina M., Enriquez J.G., Domínguez-Mayo F.J. A systematic review of capability and maturity innovation assessment models: Opportunities and challenges // *Expert Systems With Applications* 213. 2023. P. 118968. DOI: 10.1016/j.eswa.2022.118968.

6. Leijten J. Innovation policy and international relations: directions for EU diplomacy // *Eur J Futures Res* 7. 2019. № 4. DOI: 10.1186/s40309-019-0156-1.

7. Затраты на науку в России в 2020 году. [Электронный ресурс]. URL: <https://issek.hse.ru/news/504082564.html> (дата обращения: 03.05.2023).

8. Модель Ж. Конана и М. Голдера оценки платежеспособности [Электронный ресурс]. URL: https://afdanalyse.ru/publ/finansovyy_analiz/1/model_zh_konana_i_m_goldera_ocenki_platezhesposobnosti/13-1-0-120 (дата обращения: 24.04.2023).

9. АО «КАУСТИК» Центр раскрытия корпоративной информации [Электронный ресурс]. URL: <https://e-disclosure.ru/portal/files.aspx?id=213&type=3&attempt=2> (дата обращения: 24.04.2023).

10. АО «КАУСТИК» Волгоград [Электронный ресурс]. URL: <https://www.kaustik.ru/ru/index.php/o-kompanii/raskrytie-informatsii> (дата обращения: 24.04.2023).

11. Lomakin_3_Ivan_Model_RFRegressor_Caustic [Электронный ресурс]. URL: <https://colab.research.google.com/drive/1ayKOyGWiUOILasVWSnLZs2NRvTiS0V-j?usp=sharing> (дата обращения: 03.05.2023).

12. Mitcheltree C.M., Holtskog H., Ringen G. Towards a shared vision in innovation projects: Understanding actor involvement as a preventative approach against defensive routines for innovation capability. *Procedia CIRP*. 2022. № 107. P. 34–39. DOI: 10.1016/j.procir.2022.04.006.

13. Kotter J.P. *A sense of urgency*. Boston, Mass, Harvard Business Press, 2008.

14. Du Y., Shahiri H., Wei X. I'm stressed! The work effect of process innovation on mental health. *SSM Popul Health*. 2023. № 21. P. 101347. DOI: 10.1016/j.ssmph.2023.101347.

15. Mitcheltree C.M. Enhancing innovation speed through trust: a case study on reframing employee defensive routines // *J Innov Entrep* 10. 2021. № 4. DOI: 10.1186/s13731-020-00143-3.