

В.Л. БЕРСЕНЁВ

доктор исторических наук, профессор, ведущий научный сотрудник
ФГБУН Институт экономики УрО РАН

О.Н. БУЧИНСКАЯ

кандидат экономических наук, старший научный сотрудник
ФГБУН Институт экономики УрО РАН

АНАЛИЗ УГРОЗ ЖИЗНЕСТОЙКОСТИ РОССИЙСКОЙ ЭКОНОМИКИ С ПОМОЩЬЮ АЛГОРИТМОВ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ

Увеличение количества экзогенных и эндогенных шоков, с которыми сталкиваются национальные экономики, а также различных способов внешнего негативного воздействия на экономику страны обуславливают необходимость диагностики угроз жизнестойкости экономики. На основе статистических данных РФ за период 1990–2023 гг. были выявлены восемь шоков различного типа, которые были классифицированы как внешние или внутренние, имеющие естественное либо искусственное происхождение. Часть из них стала точками бифуркации, изменившими вектор развития экономики России. Поскольку влияние искусственно вызванных шоков не может быть проанализировано с помощью детерминированных моделей, то для диагностики угроз жизнестойкости российской экономики возникла необходимость в использовании текущих статистических данных вместо длинных временных рядов. С этой целью авторами были использованы алгоритмы машинного обучения, в том числе определены отдельные алгоритмы машинного обучения, позволяющие достаточно точно диагностировать воздействия шоков на жизнестойкость экономической системы нашей страны. Наилучшие результаты показали алгоритмы AdaBoost и дерева решений. С помощью машинных вычислений были выявлены переменные, которые алгоритмы отбирали для диагностики шокового воздействия, а также определены пороговые значения показателей, которые использовали алгоритмы для диагностики шокового состояния экономики.

Ключевые слова: экономические шоки, экономические кризисы, жизнестойкость, устойчивость экономики, диагностика состояния экономики, машинное обучение.

УДК: 338.12.017

EDN: СВАРНВ

DOI: 10.52180/2073-6487_2025_5_121_145

Введение

Циклические колебания, развитие по спирали, устойчивость к внешним воздействиям – термины, применяемые преимущественно в естественных и технических науках, стали востребованными и в общественных науках. В данном контексте можно отметить исследования, направленные на выявление закономерностей экономического развития, общих для разных способов производства и различных политических систем. Одна из таких закономерностей проявляется в циклических колебаниях конъюнктуры, а также в кризисах как своего рода реперных точках, характеризующих конец и начало определенных стадий развития социально-экономических систем. Современное состояние как мировой, так и национальных экономик, также включает в себя в качестве одного из имманентных признаков периодические шоковые воздействия различной природы. Тем самым остается актуальным вопрос о разработке новых подходов и новых инструментариев анализа наблюдаемых при этом процессов и явлений. Однако для его решения прежде всего требуется уточнить, что понимается под категориями, отражающими комплекс проблем, подпадающих под общее определение «кризисное состояние мировой (национальной) экономики».

Угрозы жизнестойкости экономики: от терминологии к содержанию

Теоретические поиски, восходящие еще к периоду расцвета классической школы политической экономии и получившие развитие в рамках неоклассики, кейнсианства, институционализма и ряда других направлений экономической мысли первой половины XX в., были направлены на обоснование и разработку инструментов прогнозирования экономических процессов и явлений. Одним из результатов анализа в данном направлении, в частности, явилось создание концепций цикла деловой активности различной продолжительности, появление разнообразных толкований природы экономических кризисов и т. д. Данные концепции развивались параллельно, и вполне естественно, что их зарождение, эволюция, научная и практическая судьба несут в себе существенные различия. При этом, к примеру, проблема среднесрочных колебаний изначально была связана с теорией экономических кризисов и логически вытекала из нее.

Между тем примечательно, что разработка теории кризисов начиналась с обоснования их невозможности или по меньшей мере случайности. Если У. Петти, Ф. Кенэ и А. Смит были просто не знакомы с данным явлением, то современник первых кризисов Д. Рикардо, отрицая неизбежность периодического перепроизводства товаров [1, с. 147, 245–247],

исходил из «закона рынков Сэя», впервые сформулированного в 1803 г. Суть его можно свести к одной фразе из главы V «Теория сбыта» знаменитого «Трактата политической экономии» Ж.Б. Сэя: «...сбыт для продуктов создается самим производством» [2, с. 36]. Иными словами, между производством и потреблением устанавливается соответствие, выражающееся в постоянном равновесии между совокупным спросом и совокупным предложением. Затруднения со сбытом какого-либо отдельного продукта, по мысли Ж.Б. Сэя, могли возникать лишь вследствие того, что прочие товары произведены в ненадлежащей пропорции.

Пожалуй, в наиболее законченном виде объяснение причин кризисных явлений неравномерностью развития различных отраслей предложил М.И. Туган-Барановский [3, с. 277–311]. Отталкиваясь от тезиса о диспропорциональности капиталистического производства как о ведущей причине кризисов, М.И. Туган-Барановский обратил внимание на тесную связь «фазисов капиталистического цикла» с колебаниями цен на железо: они бывали неизменно высоки в период подъема и низки – в период застоя, а промышленным кризисам нередко предшествовали биржевые кризисы. На фоне поверхностных и экзотических трактовок природы промышленного цикла концепция М.И. Туган-Барановского отличалась как обоснованностью, так и простотой объяснения, за которой скрывались возможности дальнейшего углубления анализа циклических колебаний в экономике.

Последующие исследования позволили распространить выявленные закономерности на циклы бóльшей продолжительности – от длинных волн конъюнктуры Н.Д. Кондратьева [4] до технологических укладов С.Ю. Глазьева [5] и других концептуальных построений. В целом же было установлено, что, имея общие причины возникновения, повышательные стадии длинной волны и среднего цикла различаются не столько продолжительностью, сколько содержательно – составом и структурой обновляемого капитала. Однако данный подход, акцентируя внимание на материально-производственных (техничко-технологических в первую очередь) аспектах природы экономического цикла и кризиса, не учитывает влияние на динамику и содержание хозяйственной практики со стороны политических, экологических, этнокультурных и иных факторов. Между тем *все они, и в совокупности, и по отдельности, образуют целую систему угроз, также обуславливающих возникновение кризисных явлений в экономике.* А.Дж. Тойнби, кроме непосредственно угроз, предусматривал в качестве обязательно сопутствующего элемента и «ответ», то есть реакцию общества на возникшую проблему. Более того, от варианта решения проблемы зависело дальнейшее развитие общества [6, с. 90]. В свою очередь А.С. Сенявский утверждал, что в настоящее время наука способна определить лишь вектор движения человечества на отрезках

истории, но пока не может в достаточной полноте и точности объяснить механизмы данного процесса. Причина такого рода неудач «в слабости самих гуманитарных и социальных наук, разобщенных в своей специализации и отстающих в своей инструментальной оснащённости от наук точных и естественных» [7, с. 39]. Поэтому, опираясь на схему А.Дж. Тойнби «Угрозы-и-Ответы», предлагается использовать метод системного анализа для рассмотрения «угроз как динамично изменяющегося комплекса проблем социума (внутреннего и внешнего порядка), угрожающих (ситуационно) самому существованию либо (стратегически) эффективному развитию социума» [7, с. 41]. В частности, аналогичный подход применял С.А. Нефёдов, выводящий анализ угроз и угроз за рамки практической конфликтологии, но с опорой на конкретный материал из российской истории XVII–XIX столетий [8; 9; 10].

Детальное изучение возникавших в прошлом угроз существованию или развитию государства подтверждает необходимость обращения к данной проблематике, рассматриваемой в контексте сложившейся в современном мире ситуации. При этом в работах исследователей угрозы рассматриваются как в философском, так и в конкретном политико-правовом измерении. К примеру, Э. Гидденс, выделяя четыре «значимых вида риска как следствие современности» (рост тоталитарной власти; ядерный конфликт большой войны; экологическое бедствие или кризис; крах механизмов экономического роста), предлагал весьма пессимистичный прогноз: «Обратной стороной модерна, и это никто на Земле фактически уже не может не осознать, может оказаться всего лишь “республика насекомых и травы” или группа поврежденных и травмированных человеческих сообществ» [11, с. 345, 347].

В практическом плане разработка способов оценки и мер противодействия существующим и возможным угрозам сталкивается с определенными трудностями, связанными и с неясностью направленности и содержания угроз, так и с «персональным» составом объектов исследования. Это проявляется даже при принятии нормативных актов стратегического характера в рамках единого правового поля.

Тем не менее, при всей неопределенности общего перечня угроз, они способны порождать кризисы иррегулярного характера. Примерами тому могут служить экономические потрясения вследствие политических катаклизмов (революции, военные перевороты и т. д.) либо явлений природного характера (масштабные засухи или наводнения, пандемия COVID-19 и т. п.), ставшие в том числе следствием невнимания к нараставшим угрозам. Как показал Р. Очкин, экономические шоки наступают неожиданно, а следовательно, предсказать их крайне трудно или даже невозможно [12]. Шоки могут быть как одномоментными, так и медленно текущими, однако в любом случае любая экономическая система, по мысли В.В. Акбердиной, должна

быть способной дать определенный отклик на шок, что проявляется в степени жизнестойкости (резильентности) экономики, от которой зависят сроки выхода экономической системы из рецессии, восстановления и возобновления роста [13, с. 1414].

В связи с этим актуализируется вопрос о разработке и применении новых методических подходов и использовании оригинального инструментария для анализа кризисных явлений или шоков различного характера. В свое время Ф. Фукуяма, наблюдая серию революционных преобразований в Восточной Европе в конце 1980-х годов, высказал тезис о «конце истории», обусловленном повсеместным торжеством либеральной демократии» [14, с. 291]. «Новый дивный мир», по Ф. Фукуяме, не предполагал никаких грядущих кризисов, в том числе экономических. Между тем начиная с рубежа 1980–1990-х годов и мировая, и российская экономика пережили немало потрясений (кризисов, шоков). Это породило новую волну исследований стохастических шоков. С. Чаттерджи связывал нерегулярные шоки с колебаниями остатка Солоу в рамках теории реального делового цикла [15]. М. Галлегати построил модель, в которой стохастический шок воздействует на систему и заставляет ее менять тренд развития, допуская несколько динамических решений системы [16]. С. Нг сделал попытку использовать измерение экономической динамики путем учета шоков, связанных с пандемией COVID-19 [17]. Дж. Хурдузеу и др., используя авторегрессионную модель и динамическую факторную модель, сделали попытку учесть влияние таких шоков, как европейский долговой кризис, Brexit и пандемия COVID-19, на динамические взаимосвязи международной торговли [18]. К. Чен и др. исследовали жизнестойкость островных территорий Китая в условиях потрясений, вызванных финансовым кризисом 2008 г., новой экономической нормой и пандемией COVID-19, определяя детерминирующие факторы, влияющие на жизнестойкость [19]. С. Стагна и др. проанализировали связь между структурой промышленности и устойчивостью региональной экономики в Чехии во время пяти различных кризисов новой реальности [20]. Т. Нчофоунг и И. Нгоухоуо использовали обобщенный метод моментов для изучения факторов, определяющих устойчивость экономики в странах Африки к югу от Сахары [21].

Достаточно большое распространение получило исследование нерегулярной экономической динамики посредством использования инструментария теории хаоса. П. Чен продемонстрировал модель, в которой происходит фазовый переход от периодического движения к хаотическому [22]. Эта модель объясняла многопериодичность (в оригинале – *multiperiodicity*) и неравномерность бизнес-циклов, а также маломерность хаотических денежных аттракторов. М. Ахмет и др. исследовали возникновение хаоса в экономических моделях в результате экзо-

генных шоков [23]. Т. Алексеева и др. в своей работе привели результаты выявления детерминированного эндогенного механизма нерегулярных колебаний в экономике [24]. В.-Б. Занг утверждал, что хорошо наблюдаемое сложное поведение должно быть обусловлено сложными причинами, а нерегулярное поведение на фондовых рынках должно регулироваться множеством независимых компонентов под влиянием случайных внешних сил [25]. В то же время Дж. Орландо представил обновленную модель Калдора-Калецки с использованием элементов теории хаоса, которая может учитывать внешние шоки [26]. М. Фаразманд и Т. Сапсис фокусировались на триггерах как вероятно выполнимых решениях задачи оптимизации с соответствующими ограничениями, где функция, подлежащая максимизации, представляет собой наблюдаемую систему, демонстрирующую периодические экстремальные всплески [27]. С. Чоудхури и др. решали вопрос прогнозирования экстремальных событий в двух различных контекстах с использованием динамической нестабильности и алгоритмов машинного обучения с использованием нейросети [28]. Р. Рай и др. использовали алгоритмы машинного обучения и искусственного интеллекта для анализа влияния цифровых финансов на повышение экономической устойчивости городов [29]. З. Ву предложил систему измерения и анализа экономической устойчивости Китая на основе алгоритма машинного обучения XGBoost, используя алгоритм байесовской оптимизации (BO), алгоритм экстремального повышения градиента (XGBoost) [30].

А. Вилласис и др. использовали различные алгоритмы машинного обучения, включая логистическую регрессию, метод случайного леса, градиентный бустинг и искусственные нейронные сети для обнаружения жизнестойкости в регионах, пострадавших от пандемии, подчеркивая при этом, что результаты моделирования являются не причинно-следственными связями, а эмпирическими ассоциациями, что необходимо учитывать в разработке экономической политики, основанной на результатах моделирования [31]. М. К. Ахмед и др. подчеркивали роль машинного обучения и больших данных в разработке экономической политики стран [32]. Данные достижения экономической мысли обусловили наш подход к оценке жизнестойкости экономики России в условиях нерегулярного внутреннего и внешнего шокового воздействия.

Алгоритмы машинного обучения в контексте выявления угроз отечественной экономике

Многообразие факторов, порождающих экономические кризисы, затрудняет как анализ их природы, так и попытки предсказания ожидаемых потрясений. Впрочем, в специальной литературе достаточно подробно рассматриваются методы прогнозирования кризисов, имею-

щих финансовую природу [33], однако к таковым относятся далеко не все негативные явления в мировой экономике. В частности, в России за последние три с половиной десятилетия непосредственно с последствиями кредитно-денежной политики были связаны лишь дефолт 1998 г. и последствия мирового финансового кризиса 2008–2009 гг. Кроме того, ряд кризисов был порожден причинами неэкономического характера (например, пандемия COVID-19 и санкционное давление на Россию).

Для исследования возможностей машинного обучения в обнаружении шоков нами использовались четыре алгоритма машинного обучения, основанных на классификации данных. В виду малого объема наблюдений в первую очередь был задействован алгоритм адаптивного бустинга (AdaBoost) [34], посредством которого несколько слабых классификаторов объединяются во взвешенную сумму, представляющую собой окончательный результат расширенного классификатора. Также были использованы дерево решений [35], алгоритм случайного леса [36] и логистическая регрессия [37]. В исследовании были использованы статистические данные Мирового банка¹. В качестве показателей были отобраны:

- ежегодный прирост ВВП (в процентах);
- экспорт услуг (в долларах США по текущему курсу);
- изменение товарно-материальных запасов (ТМЗ) (в рублях по текущему курсу);
- экспорт промышленной продукции в страны с высоким уровнем дохода как процент от всего промышленного экспорта (далее – экспорт в СВД);
- общая природная рента (представляющая собой сумму нефтяной, газовой, угольной, минеральной и лесной ренты) как процент от ВВП;
- чистый приток и отток прямых иностранных инвестиций (ПИИ) (в процентах от ВВП);
- индекс реального эффективного обменного курса (далее – индекс РЭОК) (2010 г. принят за 100 %);
- процент расходов на потребление от ВВП;
- процент государственных расходов от ВВП (далее – госрасходы);
- валовые сбережения как процент от ВВП.

Отбор осуществлялся путем исключения показателей, не ухудшающих качество модели. Для расчетов использовалась аналитическая среда Orange [38].

¹ DataBankWorld Development Indicators. <https://databank.worldbank.org/source/world-development-indicators> (дата обращения: 20.05.2025).

В процессе применения алгоритмов машинного обучения выборка данных была случайным образом поделена пополам: 50% выборки использовалось для обучения алгоритмов, а другие 50% выступали в качестве тестовых данных. После этого было проведено 20 итераций оценивания выборки. Результаты тестирования обучающей выборки представлены в табл. 1.

Таблица 1

Показатели качества моделей в тренировочной выборке

Модель	AUC	Аккуратность классификации	F1-метрика	Точность	Полнота	МСС
Адаптивный бустинг	0,578	0,703	0,692	0,684	0,703	0,168
Дерево решений	0,584	0,715	0,694	0,684	0,715	0,164
Случайный лес	0,719	0,724	0,704	0,695	0,724	0,194
Логистическая регрессия	0,464	0,712	0,644	0,621	0,712	0,003

Источник: рассчитано авторами.

Показатель *AUC* является мерой качества классификатора относительно идеального. При этом только алгоритм случайного леса показывает удовлетворительное качество классификации, у алгоритмов адаптивного бустинга и дерева решений оно плохое, а модель логистической регрессии показывает неудовлетворительные результаты. Аккуратность классификации отражает, сколько наблюдений, как положительных, так и отрицательных, было правильно классифицировано. *F1*-метрика объединяет показатели «точность» и «запоминаемость» в один показатель, вычисляя среднее гармоническое между ними. Точность – доля истинных положительных прогнозов от всех положительных прогнозов, сделанных моделью. Коэффициент отзыва – это доля истинно положительных прогнозов от всех реальных положительных выборок в наборе данных. Коэффициент корреляции Мэтьюса (МСС) представляет собой коэффициент корреляции между фактическими и предсказанными моделью бинарными классификациями. В результате тренировочная модель правильно классифицирует порядка 70 % выборки, что не является удовлетворительным для прогнозирования, хотя следует иметь в виду, что в ряде случаев данных для анализа было недостаточно.

Результаты анализа

Как уже отмечалось, с начала современной экономической реформы Россия столкнулась с целой серией кризисов (шоков) раз-

личного содержания и направленности (наиболее значимые – см. табл. 2). Очевидно, бóльшая их часть имела искусственное происхождение², хотя и с разными первопричинами. В ряде случаев это было внешнее воздействие (отстранение КПСС от власти и распад СССР, санкционное давление), в иных ситуациях – внутренние причины, связанные с нерациональной макроэкономической политикой.

Таблица 2

**Краткая характеристика кризисных явлений в экономике России
(1990–2022 гг.)**

Год	Основные события	Характер происхождения кризиса	Внешнее/внутреннее воздействие	Бифуркация
1991–1992	Распад СССР, начало современной экономической реформы	Искусственный	Внутреннее и внешнее	Да
1994	«Черный вторник» (обвал курса рубля 11 октября 1994 г.)	Искусственный	Внутреннее	Нет
1998	Дефолт 17 августа 1998 г.	Искусственный	Внутреннее	Да
2001	«Пузырь доткомов»	Естественный	Внешнее	Нет
2009	Последствия «Великой Рецессии»	Естественный	Внешнее	Да
2015	Санкционное давление после Крымского референдума	Искусственный	Внешнее	Да
2020	Пандемия коронавируса COVID-19	Естественный	Внешнее	Да
2022	Беспрецедентное санкционное давление после начала специальной военной операции	Искусственный	Внешнее	Да

Источник: составлено авторами.

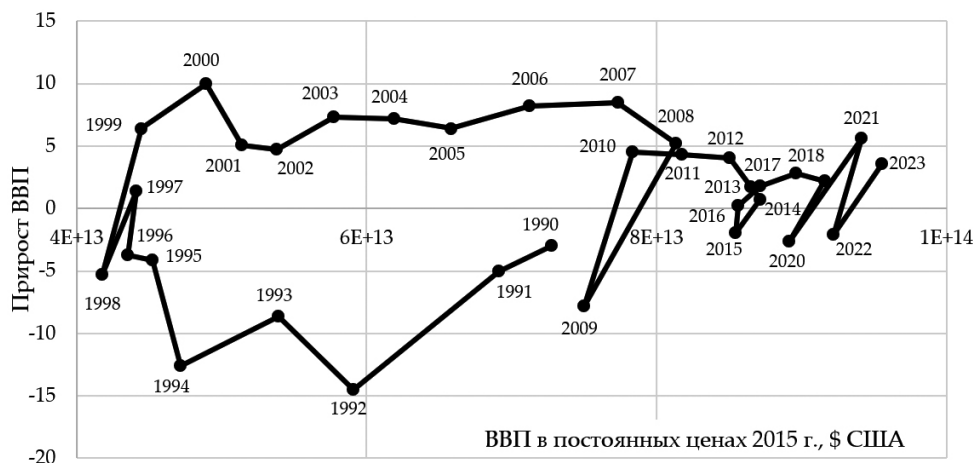
К шокам естественного характера можно отнести «кризис доткомов», достаточно специфический и произошедший за пределами России, но сокращение деловой активности и волатильность фондовых

² Авторы разделяют шоки естественного происхождения, связанные с влиянием объективно экономических диспропорций в мировой экономической системе, и шоки искусственного происхождения, связанные с намеренным воздействием на систему для ее выведения из текущего тренда развития.

рынков замедлили рост ВВП страны. Другим примером естественного шока является «Великая Рецессия», которая была вызвана естественным развитием цикла конъюнктуры в США, но это сказалось как на мировой, так и на российской экономике, пусть и с некоторым опозданием. Наконец, шок, вызванный COVID-19, представляет собой пример кризиса естественного происхождения, обусловленного объективным замедлением производства и торговли в связи с локдауном для противодействия распространению пандемии. Проблемы сугубо медицинского характера и ранее вызывали шоки в экономике и отдельных стран и даже континентов (чума в средневековой Европе наиболее показательна), но в 2020–2021 гг. пандемия обусловила сокращение объемов производства, снижение товарооборота и иные последствия практически во всех странах мира.

Все эти кризисные явления коррелируют с динамикой реального ВВП Российской Федерации, представленной в фазовой диаграмме на рис. 1. Тем самым можно дополнительно проследить продолжительность и глубину воздействия внешних и внутренних факторов, оказавших существенное влияние на жизнестойкость российской экономики. Исходя из имеющейся общей картины, анализ данных по годам, в соответствии с избранными алгоритмами машинного обучения, выявил следующий набор результатов, представленных в табл. 3. При этом наличие шока кодировалось как 1, а его отсутствие принимало в модели значение 0.

Достаточно наглядно было определено, что алгоритмы AdaBoost и дерева решений полностью справились с обнаружением шоков по введенным данным, в то время как алгоритм случайного леса допустил



Источник: составлено авторами.

Рис. 1. Фазовая диаграмма динамики ВВП России в 1990–2023 гг., в постоянных ценах 2015 г., в долл. США

один ложноположительный результат. Если обратить внимание на рис. 1 и табл. 3, то ложноположительный результат относится к 1993 г., в котором не наблюдалось непосредственных шоков в экономике, но сама экономическая система продолжала находиться в глубоком кризисе, демонстрируя лишь слабое оживление после 1992 г. Впрочем, и верные результаты давались с некоторыми погрешностями, а логистическая регрессия отметила восемь ложноотрицательных результатов, не отразив ни одного реального шока. При этом в правильно отмеченных результатах также наблюдались погрешности. Такой результат, возможно, связан с малым объемом выборки и с нелинейностью связи между шоками и анализируемыми данными.

Качество моделей по итоговой выборке можно оценить исходя из данных метрик, представленных в табл. 4. Необходимо отметить существенное расхождение в показателе *AUC* между тренировочными и тестовыми результатами. Это связано с малым количеством выборки, обусловленной нехваткой статистических данных в долгосрочном периоде, что является ограничением данного исследования, однако при накоплении статистической информации в будущем данная проблема может быть устранена. При анализе качества моделей необходимо уточнить два дополнительно применяемых параметра: специфичность и потери логистической регрессии. Специфичность – это доля истинно отрицательных классификаций в общем числе отрицательных классификаций. Функция потерь логистической регрессии измеряет степень расхождения прогнозируемой вероятности с фактической меткой. Соответственно, чем меньше значение потери логарифма, тем выше качество модели. Данные табл. 4 не только доказывают эффективность моделей адаптивного бустинга и дерева решений, но и позволяют выявить некоторые проблемы в работе алгоритма случайного леса и непригодность для прогнозирования модели логистической регрессии в виду их крайне низкой специфичности. Вследствие этого результаты логистической регрессии были исключены из нашего дальнейшего рассмотрения. Результаты прогнозирования остальных алгоритмов приводятся далее исходя из логики простоты интерпретации результатов по принципу «от простого к сложному».

Наиболее простым для интерпретации является дерево решений, представленное на рис. 2. Светлым серым на рисунке выделены показатели, изменения в которых повышают вероятность шока, а темным серым – изменения с низкой вероятностью шока, белым – относительно нейтральные показатели. Цифра 0 в левом верхнем углу свидетельствует об отсутствии шоковых состояний, цифра 1 – о вероятности шоков, вызванных изменением данных показателей. На каждой ветви дерева алгоритм рассчитывает пороговые значения показателя, влияющие на вероятность наступления шока.

Таблица 3

**Результаты обнаружения и характеристики кризисных явлений
по годам с применением алгоритмов машинного обучения**

Наличие кризиса	Год	Предсказание AdaBoost	Ошибка Ada Boost	Предсказание дерева решений	Ошибка дерева решений	Предсказание случайного леса	Ошибка случайного леса	Предсказание логистической регрессии	Ошибка логистической регрессии
0	1990	0	0	0	0	0	0,175	0	0,287
1	1991	1	0	1	0	1	0,206	0	0,706
1	1992	1	0	1	0	1	0,251	0	0,714
0	1993	0	0	0	0	1	0,569	0	0,280
1	1994	1	0	1	0	1	0,025	0	0,546
0	1995	0	0	0	0	0	0,470	0	0,438
0	1996	0	0	0	0	0	0,445	0	0,422
0	1997	0	0	0	0	0	0,150	0	0,417
1	1998	1	0	1	0	1	0,1	0	0,581
0	1999	0	0	0	0	0	0,2	0	0,427
0	2000	0	0	0	0	0	0,454	0	0,431
1	2001	1	0	1	0	1	0,296	0	0,576
0	2002	0	0	0	0	0	0	0	0,408
0	2003	0	0	0	0	0	0	0	0,388
0	2004	0	0	0	0	0	0	0	0,360
0	2005	0	0	0	0	0	0	0	0,326
0	2006	0	0	0	0	0	0	0	0,289
0	2007	0	0	0	0	0	0	0	0,249
0	2008	0	0	0	0	0	0	0	0,19
1	2009	1	0	1	0	1	0,350	0	0,771
0	2010	0	0	0	0	0	0	0	0,219
0	2011	0	0	0	0	0	0	0	0,184
0	2012	0	0	0	0	0	0	0	0,168
0	2013	0	0	0	0	0	0	0	0,140
0	2014	0	0	0	0	0	0	0	0,153
1	2015	1	0	1	0	1	0,422	0	0,793
0	2016	0	0	0	0	0	0	0	0,211
0	2017	0	0	0	0	0	0	0	0,183

Окончание табл. 3

Наличие кризиса	Год	Предсказание AdaBoost	Ошибка Ada Boost	Предсказание дерева решений	Ошибка дерева решений	Предсказание случайного леса	Ошибка случайного леса	Предсказание логистической регрессии	Ошибка логистической регрессии
0	2018	0	0	0	0	0	0,045	0	0,156
0	2019	0	0	0	0	0	0	0	0,166
1	2020	1	0	1	0	1	0,175	0	0,777
0	2021	0	0	0	0	0	0	0	0,192
1	2022	1	0	1	0	1	0,246	0	0,782
0	2023	0	0	0	0	0	0,178	0	0,259

Источник: рассчитано авторами.

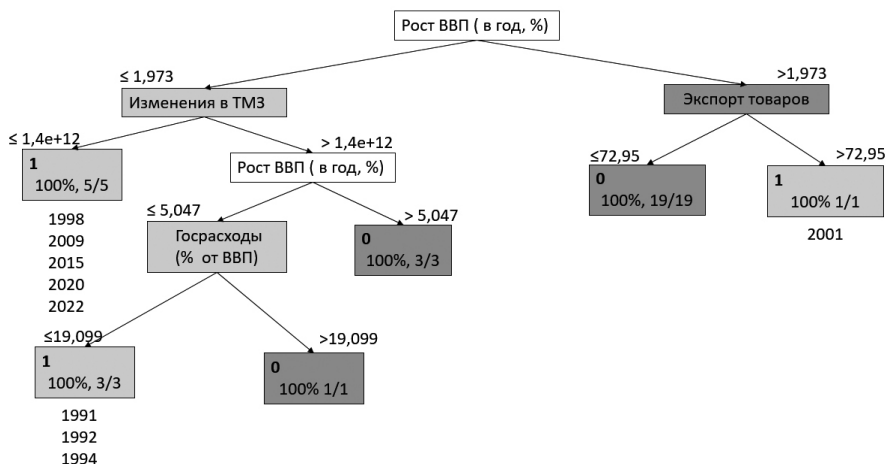
Таблица 4

**Показатели качества моделей при выявлении кризисов (шоков)
по фактическим данным**

Модель	AUC	Аккуратность классификации	F1- метрика	Точность	Полнота	MCC	Специфичность	Потери
Адаптивный бустинг	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	0,000
Дерево решений	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	0,003
Случайный лес	1,000	0,971	0,971	0,974	0,971	0,930	0,989	0,175
Логистическая регрессия	0,618	0,735	0,623	0,541	0,735	0,000	0,265	0,572

Источник: рассчитано авторами.

На первом уровне было выявлено критическое значение роста ВВП в $-1,97\%$ для отнесения ситуации к возможным шокам. Это менее строгое ограничение, чем пороговые значения, выделяемые В.К. Сенчаговым и С.Н. Митяковым (не менее 6%) [39], а также В.В. Криворотовым и др. в диапазоне $0,5\text{--}4\%$ [40]. С другой стороны, Э.В. Дубинина и Е.В. Жилина рассматривают 2% -ное падение ВВП в 2020 г. в пределах нормы для года с тяжелой шоковой ситуацией, вызванной пандемией COVID-19 [41]. Это можно связать с разностью подходов: если в работах предыдущих исследователей использован нормативный подход к определению пороговых индикаторов шока, то в настоящей работе



Источник: рассчитано авторами по данным DataBankWorld Development Indicators. <https://databank.worldbank.org/source/world-development-indicators> (дата обращения: 20.05.2025).

Рис. 2. Результаты выявления шоков посредством алгоритма дерева решений

использован позитивный подход, основанный на машинном анализе имеющихся данных с учетом экономической турбулентности, сложившейся в новейшей экономической реальности.

В случае, если падение ВВП оказалось менее заданного критерия, вероятность шока значительно снижается, однако не исключается: правая ветвь дерева показывает вероятность шока при малом падении роста ВВП, если имеется значительная зависимость от экспорта в СВУД. В данном случае было рассчитано пороговое значение в 72,95%, при котором прогнозируется вероятность шока. Это иллюстрирует «кризис доткомов», когда шок 2001 г. оказался связан со значительной зависимостью экономики России от внешних связей с развитыми странами, на которые оказал прямое влияние данный кризис, и, соответственно, последствия лопнувшего в развитых странах пузыря негативно отразились на экономике страны за счет падения минеральной ренты и сокращения экспорта.

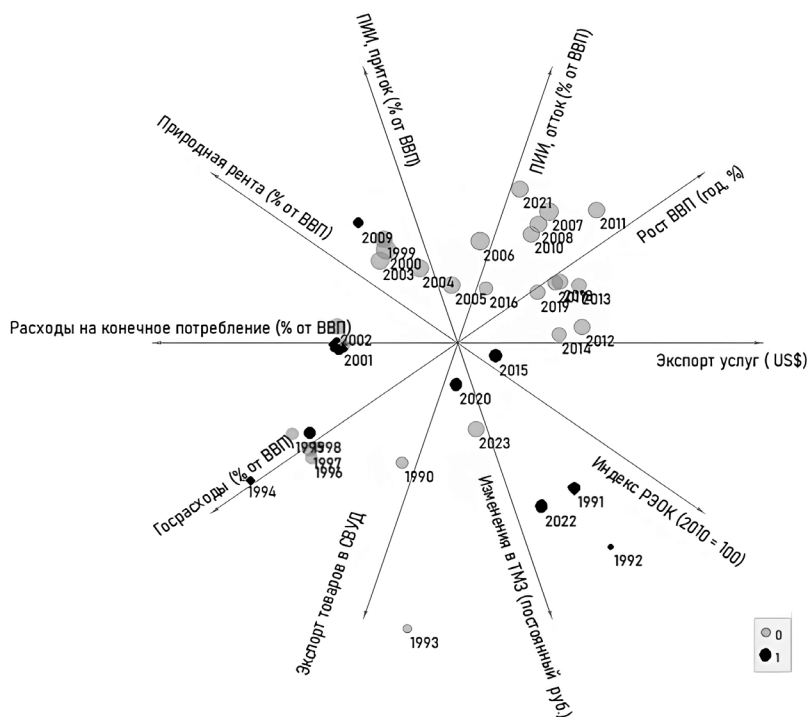
Случаи падения ВВП более чем на –1,97 % анализировались по левой ветви дерева решений. Основное внимание алгоритма было посвящено выявлению порогового значения изменения в запасах. Критическим порогом изменений оказалась сумма в 1399,5 млрд руб. (в постоянных ценах). Подобное падение характеризовало шоки 1998, 2009, 2015, 2020 и 2022 г. Под этот же критерий попадали 1999, 2016 и 2018 г., однако они не были признаны шоковыми ввиду положительного прироста ВВП в эти годы. Остальные индикаторы не поддаются сравнительному анализу, поскольку не были задействованы для анализа шоков в известных на текущий момент исследованиях.

В случае, если инвестиции в ТМЗ превышали пороговый уровень в 1399,5 млрд руб., алгоритмом применялся критерий прироста ВВП с новым пороговым значением падения в $-5,05\%$, отражающим глубокое системное падение ВВП. В качестве внекризисных были отмечены 1990, 1995 и 1996 г., когда падение ВВП не достигло порогового значения. Еще одним показателем, свидетельствующим о глубоком падении, стал уровень государственных расходов с пороговым значением в $19,1\%$ от ВВП. Исходя из данного критерия, 1993 г. был признан годом без шоков (что соответствует данным рис. 2), когда динамика показала некоторое улучшение, несмотря на общее депрессивное состояние российской экономики. Падение же государственных расходов ниже порогового уровня наблюдалось в 1991, 1992 и 1994 г.

Тем самым напрашивается вывод, что дерево решений, при наличии значительного количества данных, представленных в фиксированных ценах или долях от ВВП, способно достаточно точно выявить случившиеся шоки вне зависимости от того, были ли они естественного или искусственного происхождения, а также определить критерии, отвечающие за угрозу жизнестойкости системы.

Поскольку алгоритм адаптивного бустинга использует ансамбль из слабых классификаторов, четкую логику построения системы выбора для построения системы классификации достаточно трудно выразить в двумерном пространстве. С этой целью нами была использована диаграмма FreeViz аналитической среды Orange, представленная на рис. 3. Точки на графике (кризисные годы отмечены черным цветом, не кризисные – серым, размер точек определяется приростом/падением ВВП, в %) показывают влияние 10 наиболее значимых переменных на классификацию экономической ситуации по степени схожести. Точки из одного класса притягиваются друг к другу, точки из разных классов отталкиваются друг от друга, а результирующие силы воздействуют на единичные векторы каждой размерной оси.

К сожалению, алгоритм не позволяет рассчитать однозначные пороговые значения для иллюстрации принятия решений об отнесении того или иного года к кризисному либо к бескризисному, но позволяет показать участие отдельного фактора в итоговой классификации. Исходя из данных рисунка, видно, что наибольшее влияние для классификации бескризисных лет дали показатели прироста ВВП, притока и оттока ПИИ и экспорта услуг. Для классификации кризисных лет были задействованы индекс РЭОК, изменение ТМЗ, а также другие переменные, специфичные для каждого отдельного шока. При этом видно, что бескризисные годы имеют тенденцию к группировке по отдельным признакам, а кризисные годы – к обособленности, поскольку каждый из анализируемых шоков достаточно уникален и являет различную картину реакции экономической системы на угрозу жизнестойкости.



Источник: рассчитано авторами по данным DataBankWorld Development Indicators. <https://databank.worldbank.org/source/world-development-indicators> (дата обращения: 20.05.2025).

Рис. 3. Влияние 10 наиболее значимых переменных на классификацию экономической ситуации по степени схожести алгоритмом адаптивного бустинга

Алгоритм случайного леса на основе пяти деревьев с глубиной 10 выстроил несколько критериев отнесения периода к кризисному. Как видно из данных табл. 5, алгоритм не только предлагает различные критерии для определения наличия кризиса, но также сам, на основе критерия информационного прироста, отбирает переменные, используемые в анализе, и подбирает различные пороговые значения для классификации периода в кризисные либо в бескризисные годы – это свойство алгоритма случайного леса, в котором происходит выбор случайных пороговых значений для каждого признака вместо поиска наилучшего, как это реализовано в алгоритме дерева решений. В виду данной неопределенности полученные результаты достаточно трудно интерпретировать и соотнести с тем или иным конкретным кризисом. Более того, это может привести к ложной классификации при незначительных изменениях показателей (о чем свидетельствовали данные табл. 3 и 4), поэтому данный алгоритм признан менее желательным для исследования кризисных явлений по сравнению с алгоритмами простого дерева решений и адаптивного бустинга.

Таблица 5

**Критерии и пороговые значения алгоритма случайного леса
для выявления шоков**

	Критерии
Дерево 1	Природная рента $\leq 7,604\%$ от ВВП
	Природная рента $> 7,604\%$ от ВВП в сочетании с экспортом в СВУД $> 73,772$
	Природная рента $> 7,604\%$ от ВВП в сочетании с экспортом в СВУД $\leq 73,772$ и изменениями в ТМЗ $\leq -1061\,499\,994\,112$ руб.
	Природная рента $> 7,604\%$ от ВВП в сочетании с экспортом в СВУД $\leq 73,772$ и изменениями в ТМЗ $> -1061\,499\,994\,112$ руб., ростом ВВП $\leq -0,890\%$ и притоком ПИИ $\leq 0,512\%$ от ВВП
Дерево 2	Госрасходы $\leq 16,815\%$ от ВВП
	Госрасходы $> 16,815\%$ от ВВП при индексе РЭОК $\leq 54,552$
	Госрасходы $> 16,815\%$ от ВВП при индексе РЭОК $> 54,552$ и природной ренте $\leq 5,946\%$ от ВВП
	Госрасходы $> 16,815\%$ от ВВП при индексе РЭОК $> 54,552$ и природной ренте $> 5,946\%$ от ВВП, в сочетании с притоком ПИИ $\leq -1,127\%$ от ВВП
Дерево 3	Природная рента $\leq 8,374\%$ от ВВП при росте ВВП $\leq -0,667\%$
	Рост ВВП $> -0,667\%$ в сочетании с экспортом в СВУД $> 73,772$
Дерево 4	Природная рента $\leq 8,376\%$ от ВВП
	Природная рента $> 8,376\%$ от ВВП в сочетании с госрасходами $\leq 20,786\%$ от ВВП и оттоком ПИИ $\leq 0,926\%$ от ВВП
Дерево 5	Отток ПИИ $\leq 0,212\%$ от ВВП
	Отток ПИИ $> 0,212\%$ от ВВП в сочетании с госрасходами $\leq 16,691\%$ от ВВП

Источник: рассчитано авторами по данным DataBankWorld Development Indicators. <https://databank.worldbank.org/source/world-development-indicators> (дата обращения: 20.05.2025).

Приведенные деревья решений показывают, что отклонение одного параметра не является необходимым и достаточным показателем шока, и даже при благополучном пороговом значении базового параметра шок может возникнуть при неблагоприятном сочетании дополнительных параметров.

Рассмотрим дерево 1. Низкая доля природной ренты может делать страну более уязвимой к внешним шокам за счет ограниченных воз-

возможностей накопления ресурсов для предотвращения шоков или смягчения их последствий. Однако рента выше пороговой может и сокращать возможности развития нересурсной экономики и делать страну более зависимой от цен на энергоносители. Значительная доля экспорта в СВУД повышает возможность «заражения» кризисными явлениями от стран, переживающих экономический кризис (как показали шоки 2001, 2009 и 2020 г.), а также делает страну уязвимой в случае недружественных действий данных стран. Снижение ТМЗ ниже порогового уровня может привести к повышению уязвимости экономики к шокам за счет торможения собственного производства, роста зависимости от импорта, повышения инфляционного давления, в то время как приток ПИИ связан с ростом доли иностранного бизнеса в стране, что также приводит к увеличению ее зависимости от внешних связей, не всегда действующих в интересах страны.

Если рассматривать дерево 2, то тут базовым показателем являются низкие государственные расходы, которые указывают на хроническое недофинансирование критически важных сфер – инфраструктуры, образования, здравоохранения, что делает экономику менее конкурентоспособной и устойчивой в долгосрочной перспективе, повышая ее уязвимость к шокам. Кроме того, при угрозе внешних шоков у государства не хватает финансовых ресурсов для проведения активной антикризисной политики, а принимаемые антикризисные меры вызывают минимальный мультипликативный эффект. РЭОК ниже порогового значения показывает слабость национальной валюты, что ведет к удорожанию импорта, разгону инфляции, росту издержек национального бизнеса и оттоку капитала, однако его завышение приводит к проблемам уязвимости от размера природной ренты и притоков ПИИ, рассмотренных в рамках дерева 1.

Дерево 3 фактически является упрощенной разновидностью дерева 1 с измененными пороговыми значениями ренты и роста ВВП. Дерево 4 показывает уязвимость экономики при природной ренте выше порогового уровня, но в сочетании с низкими государственными расходами и оттоком ПИИ, что снижает инвестиционные возможности экономики, особенно в сочетании с нежеланием или невозможностью государства поддерживать отечественный бизнес. Дерево 5 показывает угрозу кризиса при оттоке ПИИ выше порогового уровня в сочетании с низкими государственными расходами либо при оттоке ПИИ ниже порогового уровня, что хоть и в меньшей степени, но является признаком вывода капитала из страны и сокращения инвестирования в экономику, а эти явления приводят к торможению экономического развития страны и снижают жизнестойкость национальной экономики.

По результатам проведенного анализа можно сделать вывод, что прогнозирование кризисных явлений (вне зависимости от их проис-

хождения) посредством классификации с использованием алгоритмов машинного обучения является возможным и выполнимым, хотя для этого необходим подбор и обучение алгоритмов. Критически важными для прогнозирования являются полнота и длительность периода наблюдения, чтобы можно было аккумулировать данные, достаточные для обучения алгоритмов. Однако экстраполяция такой классификации на будущие периоды затруднена ввиду как недостатка информации для прогнозов, так и вследствие повышенного количества шоков, вызванных искусственно и, соответственно, не зависящих от циклических колебаний в развитии экономической системы.

Заключение

Современная экономика претерпевает метаморфозы, включающие повышение непредсказуемости экономических процессов и учащение экономических кризисов, которые могут представлять собой не только естественные колебания, происходящие в рамках циклов и поддающиеся анализу, но также и ациклические шоки, которые могут возникать из-за событий, не связанных напрямую с экономическими процессами, как, например, пандемия COVID-19, а также шоки, которые имеют рукотворный характер и непосредственно нацелены на то, чтобы вывести из равновесия ту или иную национальную экономическую систему.

В работе мы провели классификацию подобных шоков, используя исторические факты и статистические данные Российской Федерации за период 1990–2023 гг., классифицировав шоки по происхождению на внешние и внутренние, имеющие естественное либо искусственное происхождение, и определили шоки, ставшие, по сути, точками бифуркации, после которых наблюдались качественные изменения в экономике, определявшие новые траектории экономического развития страны. Все это многообразие шоков является угрозами для жизнестойкости экономической системы государства, поэтому одной из задач по повышению экономической устойчивости страны является возможность выявления этих угроз в текущем времени с целью своевременной разработки мер по противодействию им. Учитывая, что многообразие шоков различного происхождения не поддается традиционным, основанным на анализе длинных временных рядов способам предсказания, нашей задачей стало выявление возможностей определения угроз для жизнестойкости страны средствами машинного обучения.

Результаты нашего исследования показали, что оптимальной диагностической способностью обладают алгоритмы AdaBoost и дерева решений. При этом если адаптивный бустинг позволяет определять

только факт наличия угрозы, алгоритм дерева решений позволяет определить пороговые значения показателей, отслеживание которых может обеспечить диагностирование угрозы жизнестойкости экономики. Алгоритм случайного леса показал наличие ложных предсказаний и допускает многозначность трактовки изменения показателей, что делает его менее удобным в использовании на практике. Результаты исследования могут быть использованы органами власти для выбора комплекса дополнительных показателей для отслеживания изменений в жизнестойкости национальной экономики при разработке комплекса мер по противодействию шокам.

Мы вынуждены отметить, что существенным ограничением потенциала использования машинного обучения для диагностики угроз жизнестойкости страны является ограниченность статистических данных. Недостаток данных существенно снижает качество оценки и возможности экстраполяции результатов. Особенно важно обеспечение непрерывности и единообразия данных, поскольку смена методологии расчетов показателей, часто встречающаяся в отечественной статистике, использование интерполяции для заполнения пропущенных данных или их игнорирование может привести к искажению результатов диагностики. В то же время при наличии значительного количества непрерывных статистических данных будет возможно осуществить продолжение данного исследования в двух направлениях: во-первых, методика может быть адаптирована для диагностики угроз жизнестойкости на региональном уровне, что будет полезно для региональных органов власти в рамках осуществления проектов развития территорий. Во-вторых, при условии накопления информации за значительный период времени, будет возможно осуществлять прогнозные исследования для экстраполяции модели на будущие периоды.

Дальнейшие исследования в данной области могут заключаться не только в поиске и использовании иных алгоритмов машинного обучения для выявления наиболее эффективных алгоритмов диагностики определения наиболее комплексного набора показателей, но также и в обеспечении возможности определения эффективности тех или иных мер по преодолению шоков и укреплению жизнестойкости экономики нашей страны.

ЛИТЕРАТУРА/ REFERENCES

1. Рикардо Д. Начала политической экономии и налогового обложения. М.: Эксмо, 2007. [Ricardo D. On the Principles of Political Economy and Taxation. Moscow: Eksmo, 2007. (In Russ.)]
2. Сэй Ж.Б. Трактат политической экономии // Библиотека экономистов. Выпуск VII. М.: Изд. К.Т. Солдатенкова, 1896. С. 1–112. [Sey J.B. A treatise on political economy // Library of Economists. Issue VII. Moscow: Publishing house of K.T. Soldatenkov, 1896. Pp. 1–112. (In Russ.)]
3. Туган-Барановский М.И. Избранное. Периодические промышленные кризисы. История английских кризисов. Общая теория кризисов. М.: Наука, «Российская политическая энциклопедия» (РОССПЭН), 1997. [Tugan-Baranovsky M.I. Selections. Periodic industrial crises. The history of the English crises. The General Theory of Crises, Moscow: Nauka, The Russian Political Encyclopedia (ROSSPAN), 1997. (In Russ.)]
4. Кондратьев Н.Д. Большие циклы конъюнктуры: Доклад // Кондратьев Н.Д. Проблемы экономической динамики. М.: Экономика, 1989. С. 170–411. [Kondratiev N.D. Large cycles of the market: the report // N.D. Kondratiev. Problems of economic dynamics, Moscow: Ekonomika, 1989. Pp. 170–411. (In Russ.)]
5. Глазьев С.Ю. Некоторые закономерности технико-экономического развития и возможности ускорения НТП // Известия АН СССР: Серия экономическая. 1987. № 3. С. 3–15. [Glazyev S.Y. Some patterns of technical and economic development and the possibility of accelerating scientific and technological progress. // Izvestia of the USSR Academy of Sciences: Economic Series. 1987. No. 3. Pp. 3–15. (In Russ.)]
6. Тойнби А. Дж. Постигание истории. М.: Прогресс, 1996. [Toynbee A. J. A Study of History. Moscow: Progress, 1996. (In Russ.)]
7. Сениявский А.С. Большие вызовы в имперской и советской истории России: сравнительный анализ // Уральский исторический вестник. 2018. № 2. С. 39–48. [Senyavsky A.S. Big challenges in the imperial and soviet history of Russia: comparative analysis // Ural Historical Journal. 2018. No. 2. Pp. 39–48. (In Russ.)] DOI: 10.30759/1728-9718-2018-2(59)-39-48. EDN: UQVEQA.
8. Неведов С.А. «Вызовы» и «ответы» в истории России (на примере допетровских и петровских реформ, 1615-1725) // Социологические исследования. 2017. № 9. С. 78–87. [Nefedov S.A. “Challenges” and “Responses” in the history of Russia (using the example of the pre-Petr and Petr reforms, 1615-1725) // Sociological Research. 2017. No. 9. Pp. 78–87. (In Russ.)] DOI: 10.7868/S0132162517090094. EDN: ZFTRNP.
9. Неведов С.А. «Вызовы» и «ответы» в истории России XVIII века // Социологические исследования. 2018. № 10. С. 130–139. [Nefedov S.A. “Challenges” and “responses” of the 18th century Russia // Sociological research. 2018. No. 10. Pp. 130–139. (In Russ.)] DOI: 10.31857/S013216250002165-4. EDN: YOUXVZ.
10. Неведов С.А. «Вызовы» и «ответы» в истории России: первая половина XIX века // Социологические исследования. 2019. № 6. С. 86–96. [Nefedov S.A. “Challenges” and “responses” in Russian history: the first half of the 19th century // Sociological research. 2019. No. 6. Pp. 86–96. (In Russ.)] DOI: 10.31857/S013216250005484-5. EDN: KHTCVI.
11. Гидденс Э. Постмодерн // Философия истории: Антология. М.: Аспект Пресс, 1995. С. 340–347. [Giddens E. The Consequences of Modernity // Philosophy of history: An anthology. Moscow: Aspect Press, 1995. Pp. 340–347. (In Russ.)]

12. Очкин Р.О. Теоретико-методологические аспекты исследования внешних шоков как детерминирующего фактора национально-государственных экономических интересов // Теоретическая экономика. 2018. №. 2 (44). С. 161–167. [Ochkin R.O. Theoretical and methodological aspects of the study of external shocks as a determinant factor of national and state economic interests // Theoretical economics. 2018. No. 2 (44). Pp. 161–167. (In Russ.).] EDN: YPTVML.
13. Акбердина В.В. Факторы резильентности в российской экономике: сравнительный анализ за период 2000–2020 гг. // Национальные интересы: приоритеты и безопасность. 2021. Т. 7. № 8. С. 1412–1432. [Akberdina V.V. Factors of resistance in the Russian economy: a comparative analysis for the period 2000–2020 // National interests: priorities and security. 2021. Vol. 7. No. 8. Pp. 1412–1432. (In Russ.).] DOI: 10.24891/ni.17.8.1412. EDN: UTWWQM.
14. Фукуяма Ф. Конец истории? // Философия истории: Антология. М.: Аспект Пресс, 1995. С. 200–310. [Fukuyama F. The end of history? // Philosophy of History: An Anthology. Moscow: Aspect Press, 1995. Pp. 200–310. (In Russ.).]
15. Chatterjee S. From cycles to shocks: Progress in business cycle theory // Business Review. 2000. Vol. 3. Pp. 27–37. <https://core.ac.uk/download/pdf/6648921.pdf> (accessed: 20.05.2025).
16. Gallegati M. Irregular business cycles // Structural Change and Economic Dynamics. 1994. Vol. 5. No. 1. Pp. 73–79. DOI: 10.1016/S0954-349X(05)80020-7.
17. Ng S. Modeling macroeconomic variations after COVID-19. National Bureau of Economic Research, 2021. No. w29060. https://www.nber.org/system/files/working_papers/w29060/w29060.pdf (accessed: 20.05.2025).
18. Hurduzeu G., Lupu R., Lupu I., Filip R. I. Evolving Economic Relationships: A TVP-VAR Analysis of Trade, World Uncertainty, and Stock Market Volatility in Europe // Economic Computation & Economic Cybernetics Studies & Research. 2024. Vol. 58. No. 4. Pp. 20–41. DOI: 10.24818/18423264/58.4.24.02.
19. Chen K., Di Q., Chen X. The resilience of island economy in the face of adverse shocks and its influencing factors: A case study from county-level islands in China // Marine Policy. 2024. Vol. 165. Pp. 106178. DOI: 10.1016/j.marpol.2024.106178.
20. Šťastná S., Ženka J., Krtička L. Regional economic resilience: insights from five crises // European Planning Studies. 2024. Vol. 32. No. 3. Pp. 506–533. DOI: 10.1080/09654313.2023.2267250.
21. Nchofoung T. N., Ngouhouo I. Determinants of economic resilience response in sub-Saharan Africa to a common exogenous shock: roles of demographic differences, exchange rate regimes and institutional quality // Journal of Social and Economic Development. 2024. Vol. 26. No. 1. Pp. 186–213. DOI: 10.1007/s40847-023-00258-9.
22. Chen P. Empirical and theoretical evidence of economic chaos // System Dynamics Review. 1988. Vol. 4. No. 1–2. Pp. 81–108. DOI: 10.1002/sdr.4260040106.
23. Akhmet M., Akhmetova Z., Fen M. O. Chaos in economic models with exogenous shocks // Journal of Economic Behavior & Organization. 2014. Vol. 106. Pp. 95–108. DOI: 10.1016/j.jebo.2014.06.008.
24. Alexeeva T. A., Kuznetsov N. V., Mokaev T. N. Study of irregular dynamics in an economic model: attractor localization and Lyapunov exponents // Chaos, Solitons & Fractals. 2021. Vol. 152. Pp. 111365. DOI: 10.1016/j.chaos.2021.111365. EDN: CYHAVX.
25. Zhang W. B. Chaos, complexity, and nonlinear economic theory/ World Scientific, 2023.

26. Orlando G., Sportelli M. On business cycles and growth // *Nonlinearities in Economics: An Interdisciplinary Approach to Economic Dynamics, Growth and Cycles*. 2021. Pp. 153–168.
27. Farazmand M., Sapsis T. P. Extreme events: Mechanisms and prediction // *Applied Mechanics Reviews*. 2019. Vol. 71. No. 5. Pp. 050801. DOI: 10.1115/1.4042065.
28. Chowdhury S.N., Ray A., Dana S.K., Ghosh D. Extreme events in dynamical systems and random walkers: A review // *Physics Reports*. 2022. Vol. 966. Pp. 1–52. DOI: 10.1016/j.physrep.2022.04.001.
29. Ray R.K., Sumsuzoha M., Faisal M.H., Chowdhury S.S., Rahman Z., Hossain E., Rashid M.M., Hossain M., Rahman M.S. Harnessing Machine Learning and AI to Analyze the Impact of Digital Finance on Urban Economic Resilience in the USA // *Journal of Ecohumanism*. 2025. Vol. 4. No. 2. Pp. 1417–1442. DOI: 10.62754/joe.v4i2.6515.
30. Wu Z. Evaluation of Provincial Economic Resilience in China Based on the TOPSIS-XGBoost-SHAP Model // *Journal of Mathematics*. 2023. Vol. 2023. No. 1. Pp. 6652800. DOI: 10.1155/2023/6652800.
31. Villacis A. H., Badruddoza S., Mishra A. K. A machine learning-based exploration of resilience and food security // *Applied Economic Perspectives and Policy*. 2024. Vol. 46. No. 4. Pp. 1479–1505. DOI: 10.1002/aep.13475.
32. Ahmed M.K., Bhuiyan M.M. R., Saimon A.S. M., Hossain S., Hossain S., Manik M.M.T.G., Rozario E. Harnessing Big Data for Economic Resilience the Role of Data Science in Shaping US Economic Policies and Growth // *Journal of Management*. 2025. Vol. 2. Pp. 26–34. DOI: 10.53935/jomw.v2024i4.865.
33. Данилов Ю.А., Пивоваров Д.А., Давыдов И.С. К вопросу о предвидении глобальных финансово-экономических кризисов // *Финансы: теория и практика*. 2020. Т. 24. №. 1. С. 87–104. [Danilov Yu.A., Pivovarov D.A., Davydov I.S. On the issue of anticipating global financial and economic crises // *Finance: theory and practice*. 2020. Vol. 24. No. 1. Pp. 87–104. (In Russ.).] DOI: 10.26794/2587-5671-2020-24-1-87-104. EDN: YBOVDS.
34. Freund Y., Schapire R., Abe N. A short introduction to boosting // *Journal-Japanese Society For Artificial Intel-ligence*. 1999. Vol. 14. No. 5 Pp. 771–780.
35. Quinlan J. R. Induction of decision trees // *Machine learning*. 1986. Vol. 1. Pp. 81–106. DOI: 10.1007/BF00116251.
36. Breiman L. Random forests // *Machine learning*. 2001. Vol. 45. Pp. 5–32. DOI: 10.1023/A:1010933404324.
37. Hosmer Jr/D.W., Lemeshow S., Sturdivant R.X. *Applied logistic regression*. John Wiley & Sons, 2013. DOI: 10.1002/9781118548387.
38. Demšar J., Curk T., Erjavec A., Gorup C., Hočevar T., Milutinović V., Možina M., Matija Polajnar M., Toplak M., Starič A., Štajdohar M., Umek L., Žagar L., Žbontar J., Žitnik M., Zupan B. Orange: data mining toolbox in Python // *The Journal of machine Learning research*. 2013. Vol. 14. No. 1. Pp. 2349–2353.
39. Сенчагов В.К., Митяков С.Н. Использование индексного метода для оценки уровня экономической безопасности // *Вестник экономической безопасности*. 2011. № 5. С. 41–50. [Senchagov V. K., Mityakov S.N. Using the index method to assess the level of economic security // *Bulletin of Economic Security*. 2011. No. 5. Pp. 41–50. (In Russ.).] EDN: OGXLJL.

40. Криворотов В.В., Калина А.В., Белик И.С. Пороговые значения индикативных показателей для диагностики экономической безопасности Российской Федерации на современном этапе // Вестник УрФУ. Серия экономика и управление. 2019. Т. 18. № 6. С. 892–910. [Krivorotov V.V., Kalina A.V., Belik I.S. Threshold values of indicative indicators for diagnostics of economic security of the Russian Federation at the present stage // Bulletin of UrFU. Economics and Management series. 2019. Vol. 18. No. 6. Pp. 892–910. (In Russ.).] DOI: 10.15826/vestnik.2019.18.6.043. EDN: JRQDEP.
41. Дубинина Э.В., Жилина Е.В. Диагностика угроз экономической безопасности Российской Федерации // Актуальные проблемы науки и образования в условиях современных вызовов. 2023. С. 498–508. [Dubinina Je.V., Zhilina E.V. Diagnostics of threats to the economic security of the Russian Federation // Actual problems of science and education in the context of modern challenges. 2023. Pp. 498–508. (In Russ.).] DOI: 10.34755/IROK.2023.29.97.092. EDN: QNVSUR.

Дата поступления рукописи: 30.05.2025 г.

Дата принятия к публикации: 13.10.2025 г.

СВЕДЕНИЯ ОБ АВТОРАХ

Берсенёв Владимир Леонидович – доктор исторических наук, профессор, ведущий научный сотрудник Института экономики УрО РАН, Екатеринбург, Россия
ORCID: 0000-0002-3554-6965
colbers@bk.ru

Бучинская Ольга Николаевна – кандидат экономических наук, старший научный сотрудник Института экономики УрО РАН, Екатеринбург, Россия
ORCID: 0000-0002-5421-2522
buchinskaia.on@uiec.ru

ABOUT THE AUTHORS

Vladimir L. Bersenev – Dr. Sci. (Hist.), Professor, Leading Researcher, Institute of Economics of the Urals Branch of the RAS, Yekaterinburg, Russia
ORCID: 0000-0002-3554-6965
colbers@bk.ru

Olga N. Buchinskaia – Cand. Sci. (Econ.), Senior Researcher, Institute of Economics of the Urals Branch of the RAS, Yekaterinburg, Russia
ORCID: 0000-0002- 5421-2522
buchinskaia.on@uiec.ru

ANALYSIS OF THREATS TO THE RESILIENCE OF THE RUSSIAN ECONOMY USING MACHINE LEARNING ALGORITHMS

The increasing number of exogenous and endogenous shocks faced by national economies, as well as various measures of external negative impact on the country's economy, necessitate a diagnosis of threats to the viability of the economy. Based on the statistical data of the Russian Federation for the period 1990–2023, eight different types of shocks were

identified, which were classified as external or internal, natural or artificial in origin. Some of these became bifurcation points, changing the vector of Russian economic development. Since the impact of artificially induced shocks cannot be analyzed through deterministic models, it becomes necessary to use current statistical data instead of analyzing long time series to diagnose threats to the resilience of the Russian economy. To this end, the authors used machine learning algorithms, including identifying specific machine learning algorithms that allow for a fairly accurate diagnosis of the impact of shocks on the resilience of our country's economic system. The AdaBoost and decision tree algorithms demonstrated the best results. Machine learning was used to identify the variables the algorithms selected for shock impact diagnostics, as well as to determine the threshold values for the indicators used by the algorithms to diagnose economic shocks.

Keywords: *economic shocks, economic crises, resilience, economic stability, economic diagnostics, machine learning.*

JEL: E37.