

5.2.4 Финансы (экономические науки)

Научная статья

УДК 336.748

НЕЙРОСЕТЕВЫЕ МОДЕЛИ В ПРОГНОЗИРОВАНИИ ВАЛЮТНЫХ КРИЗИСОВ

Жуплей Ирина Викторовна, Доктор экономических наук, Приморский государственный аграрно-технологический университет, Институт землеустройства и агротехнологий, Россия, Уссурийск, zhuplei58@mail.ru;

Дыбок Валентина Владимировна, Кандидат экономических наук, Донецкий национальный университет экономики и торговли им. М. Туган-Барановского, Россия, Макеевка, dybokv@gmail.com

Аннотация. Применение методов искусственного интеллекта, в частности нейросетевых моделей, открывает новые перспективы для совершенствования инструментария прогнозирования. Нейронные сети как вычислительные структуры, способные к обучению и аппроксимации произвольных нелинейных функций, теоретически могут преодолеть имеющиеся недостатки у классических подходов. Их ключевое преимущество заключается в способности автоматически выявлять скрытые, высокоуровневые зависимости и неочевидные взаимодействия между широким спектром предикторов без априорных предположений о форме этих взаимосвязей. Это позволяет рассматривать разнородные наборы данных, включая как традиционные макроэкономические показатели, так и данные финансовых рынков, индексы настроений и индикаторы глобальной ликвидности. Цель исследования заключается в создании архитектуры нейросетевой модели в прогнозировании валютных кризисов. В соответствии с намеченной целью были получены основные результаты исследования: приведен критический обзор существующих методов раннего предупреждения валютных кризисов, обосновано применение глубокого обучения для анализа нелинейных зависимостей и скрытых паттернов,

описана архитектура предлагаемой нейросетевой модели и используемого набора индикаторов, осуществлено её тестирование на примере развивающихся рынков, сравнение прогнозной точности нейросетевой модели с традиционными эконометрическими подходами. В заключение статьи было отмечено, что нейросетевые модели формируют новый, соответствующий современным вызовам инструментарий для анализа финансовой уязвимости макроэкономической среды. Их дальнейшее развитие и адаптация должны способствовать повышению эффективности мер макропруденциальной политики и систем раннего предупреждения, что имеет достаточно высокое значение для обеспечения финансовой стабильности.

Ключевые слова: нейросетевые модели; прогнозирование; валютный кризис; финансовая стабильность; архитектура.

Original article

NEURAL NETWORK MODELS IN FORECASTING CURRENCY CRISES

Irina Viktorovna Zhupley, Doctor of Economics, Primorsky State Agrarian and Technological University, Institute of Land Management and Agrotechnologies, Russia, Ussuriysk, zhuplei58@mail.ru;

Dybok Valentina Vladimirovna, Candidate of Economic Sciences, Donetsk National University of Economics and Trade named after M. Tugan-Baranovsky, Makeyevka, Russia, dybokv@ gmail.com

Abstract. The application of artificial intelligence methods, particularly neural network models, opens up new prospects for improving forecasting tools. Neural networks, as computational structures capable of learning and approximating arbitrary nonlinear functions, can theoretically overcome the existing shortcomings of classical approaches. Their key advantage lies in their ability to automatically identify hidden, high-level dependencies and subtle interactions between a wide range of predictors without making a priori assumptions about the form of these relationships. This allows

for the consideration of heterogeneous data sets, including traditional macroeconomic indicators, financial market data, sentiment indices, and global liquidity indicators. The goal of this study is to develop a neural network model architecture for forecasting currency crises. In line with the stated objective, the study's key findings include a critical review of existing methods for early warning of currency crises, a rationale for the use of deep learning to analyze nonlinear relationships and hidden patterns, a description of the architecture of the proposed neural network model and the set of indicators used, testing of the model using emerging markets, and a comparison of the predictive accuracy of the neural network model with traditional econometric approaches. The article concludes by noting that neural network models offer a new, relevant toolkit for analyzing financial vulnerability in the macroeconomic environment. Their further development and adaptation should contribute to the increased effectiveness of macroprudential policy measures and early warning systems, which is crucial for ensuring financial stability.

Keywords: neural network models; forecasting; currency crisis; financial stability; architecture.

Введение. Прогнозирование валютных кризисов представляет собой одну из наиболее актуальных задач в области финансов и макроэкономической устойчивости. Под валютным кризисом в научной литературе принято понимать резкую девальвацию национальной валюты, сопровождающуюся значительным истощением золотовалютных резервов, повышением процентных ставок и нестабильностью финансовой системы в целом. Возникновение таких кризисов наносит существенный урон экономическому развитию, приводя к уменьшению объёмов производства, увеличению безработицы, потере доверия инвесторов и необходимости проведения макроэкономических корректировок [1], [2].

Традиционные подходы к предсказанию (прогнозированию) валютных потрясений, основанные на методологии логит-пробит моделей, опираются на анализ ограниченного набора переменных. В частности, параметры состояния

текущего счета платежного баланса, объемы краткосрочного внешнего долга, динамика реального эффективного обменного курса и показатели банковской системы, хотя и обладают значительной объясняющей силой, демонстрируют ряд ограничений. Ключевые из них включают предпосылку о линейности взаимосвязей между факторами, чувствительность результатов к выбору нормативов индикаторов и неспособность в полной мере улавливать сложные нелинейные взаимодействия и латентные паттерны в огромных массивах данных. В условиях возрастающей сложности и взаимосвязанности глобальных финансовых рынков обозначенные ограничения становятся все более критичными [3].

Таким образом, исследование потенциала нейросетевых моделей в прогнозировании валютных кризисов формирует актуальное научное направление, объединяющее теорию финансов, экономической кибернетики и методологии анализа данных. Целью данной работы является систематический анализ возможностей, ограничений и методологических аспектов применения авторской архитектуры нейронных сетей для решения указанной задачи. Это предполагает сравнительную оценку их прогностической эффективности относительно классических эконометрических моделей, а также идентификацию ключевых факторов, определяющих успешность их применения в контексте специфики валютных кризисов как многомерного экономического феномена.

Обзор литературы. Методология раннего предупреждения валютных кризисов (или EWS) сформировалась в ответ на совокупность финансовых потрясений, произошедших во второй половине XX века. Исторически доминирующие подходы можно классифицировать на три основные группы, каждая из которых обладает характерными методологическими ограничениями (они отражены ниже, в таблице 1).

Первый подход (М.Д. Тимко, А.В. Кузнецов) базируется на сигнальных индикаторах. Его концептуальная основа заключается в мониторинге набора макроэкономических и финансовых переменных, выход которых за

определенные пороговые значения трактуется как сигнал о возрастающей уязвимости экономики [4]. Ключевым ограничением данного метода является субъективность выбора как нормативов, так и весов различных индикаторов. Модель предполагает, что кризис является результатом линейной комбинации независимых отклонений показателей, что игнорирует возможность комплексных нелинейных взаимодействий между факторами. Кроме того, метод часто генерирует большое количество ложных сигналов, снижая свою практическую полезность.

Второй подход (А.П. Ануфриева) использует дискретные модели бинарного выбора, прежде всего, логит- и пробит-модели. Эти модели оценивают вероятность наступления кризиса, определяемого как бинарное событие, на основе набора объясняющих переменных [5]. Несмотря на статистическую строгость, они имеют фундаментальные недостатки. Во-первых, они требуют зачастую произвольного определения события кризиса на основе условных критериев (например, девальвации сверх определенного порога). Во-вторых, стандартные логит-модели предполагают линейную зависимость между уровнем вероятности и независимыми переменными, что является существенным упрощением реальных экономических процессов. В-третьих, они плохо адаптируются к структурным сдвигам в экономике и финансовой системе.

Третий подход (С.А. Дубовицкий) включает многофакторные регрессионные модели, направленные на объяснение динамики непрерывных переменных, таких как давление на валютный рынок (индекс, объединяющий девальвацию и потерю резервов) [6]. Хотя эти модели позволяют избежать бинарной классификации, они также основываются на линейных или параметрических нелинейных спецификациях, которые могут не отражать истинную сложность взаимосвязей. Кроме того, все перечисленные классические методы сталкиваются с проблемой мультиколлинеарности значительного числа потенциальных предикторов и сложностями в обработке временных лагов переменных неодинаковой длины.

Таблица 1 - Ключевые методологические ограничения традиционных систем раннего предупреждения

Методологический подход	Основные ограничения
Сигнальные индикаторы	Субъективность выбора нормативов
	Игнорирование нелинейных взаимодействий
	Высокий уровень сложных срабатываний
	Линейная агрегация сигналов
Логит- и пробит-модели	Необходимость бинарного определения кризиса
	Предположение о линейной связи вероятности с факторами
	Низкая адаптивность к структурным изменениям
Многофакторные регрессии	Ограниченность линейных или параметрических спецификаций
	Проблемы с мультиколлинеарностью и обработкой временных лагов переменных

Источник: составлено авторами на основе [4-6].

Общим недостатком классического инструментария является его неспособность грамотно специфицировать и идентифицировать сложные нелинейные, нестационарные и высокоразмерные зависимости, характерные для современной глобальной финансовой системы в предкризисные периоды.

В контексте выявленных ограничений методов первого и второго поколений применение методов глубокого обучения представляется логичным направлением развития методологии EWS [7]. Теоретическое обоснование целесообразности их применения базируется на нескольких ключевых аргументах.

Во-первых, архитектуры глубоких нейронных сетей являются универсальными аппроксиматорами. Это означает, что сеть с достаточным количеством нейронов и слоев может с заданной точностью аппроксимировать

любую непрерывную нелинейную функцию [8]. Подобное свойство непосредственно адресует ключевую слабость традиционных моделей, позволяя выявлять сложные взаимосвязи между предикторами без необходимости их априорной параметризации.

Во-вторых, глубокое обучение эффективно решает проблему работы с высокоразмерными данными. Подходы позволяют модели автоматически выявлять наиболее значимые латентные признаки из исходного широкого набора потенциальных индикаторов, включая традиционные макроэкономические переменные, данные финансовых рынков, индексы настроений и текстовую информацию.

В-третьих, специализированные архитектуры, такие как рекуррентные (RNN) и сверточные нейронные сети (CNN), а также их комбинации, предназначены для анализа структурированных во времени данных [9]. RNN, в частности их разновидность с долгой краткосрочной памятью (LSTM), способны улавливать долгосрочные временные зависимости и паттерны в последовательностях экономических показателей, что достаточно важно для прогнозирования событий, накапливающихся в течение нескольких кварталов или лет. CNN могут эффективно выявлять локальные корреляционные паттерны в многомерных временных рядах.

В-четвертых, процесс обучения глубоких моделей позволяет им адаптироваться к структурным сдвигам в данных. В отличие от статических параметров логит-модели нейронная сеть в целом может устанавливать изменение влияния тех или иных факторов во времени, если обучающие данные репрезентативны и содержат примеры [10].

Соответственно, применение глубокого обучения в прогнозировании валютных кризисов представляет совершенно иной способ моделирования финансовой нестабильности.

Материалы и методы исследования. В качестве базовой архитектуры предложена гибридная модель, сочетающая сверточную нейронную сеть (CNN)

для извлечения локальных временных паттернов и рекуррентную сеть с долгой краткосрочной памятью (LSTM) для анализа долгосрочных зависимостей (рисунок 1). Данная комбинация позволяет модели одновременно выявлять краткосрочные аномалии в динамике индикаторов и учитывать кумулятивный характер накопления макроэкономических дисбалансов.

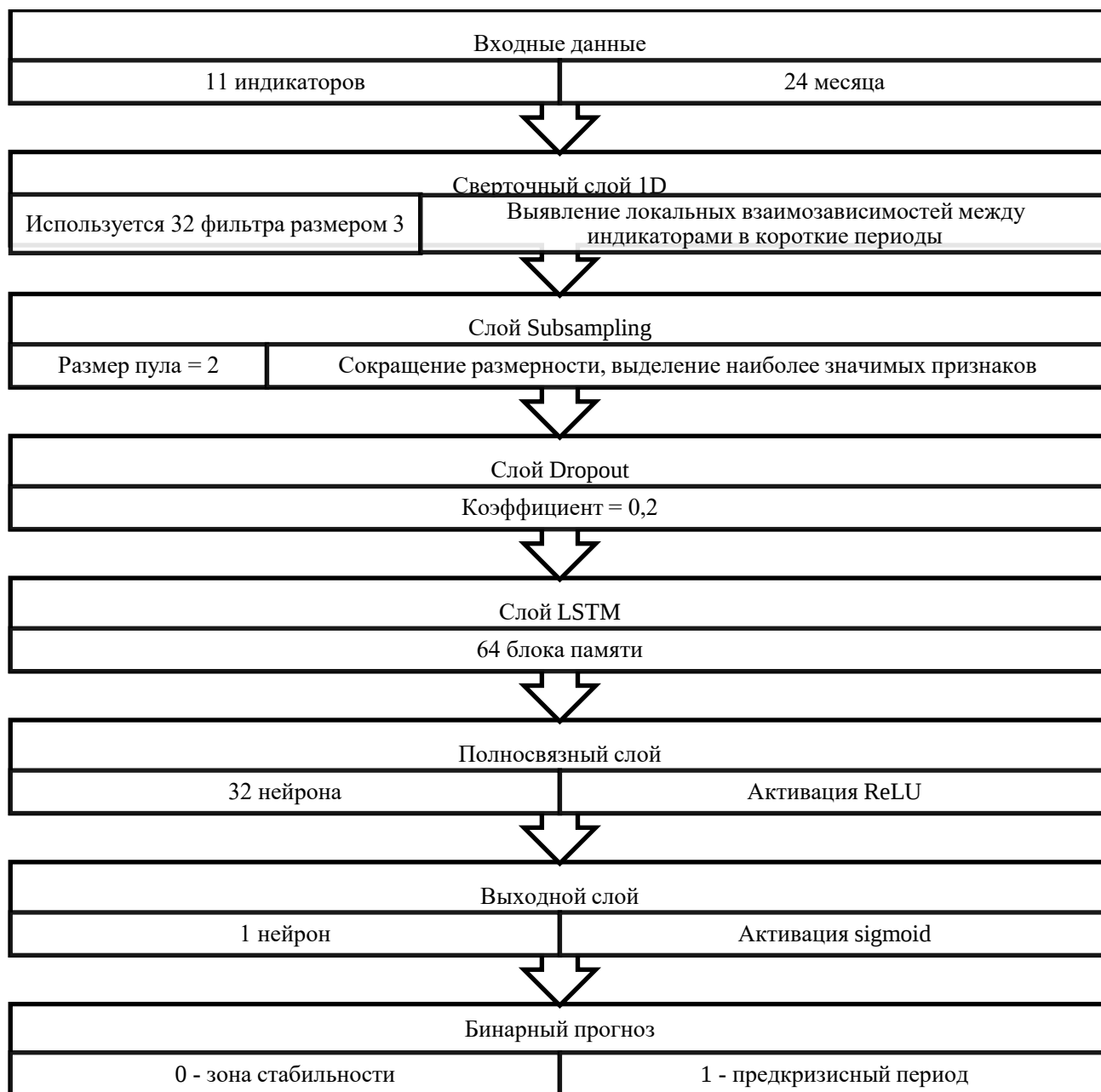


Рисунок 1 - Архитектура предложенной гибридной CNN-LSTM модели
 (разработано авторами)

Модель обучалась на помесечных данных с горизонтом прогноза в 12 месяцев. Целевая переменная («кризис/не кризис») определялась на основе

индекса рыночного давления (EMPI), где кризисным считался период, когда нормализованная взвешенная сумма месячных изменений обменного курса и валютных резервов превышала среднее значение на 3 стандартных отклонения.

Набор индикаторов был сформирован на основе теоретических моделей валютных кризисов первого, второго и третьего поколений и включает 6 групп показателей (всего 11 параметров). Данные охватывали период с 1995 года по 2024 год для 25 стран с формирующимся рынком (таблица 2).

Таблица 2 - Используемый набор индикаторов и их экономическая интерпретация

№	Группа индикаторов	Показатели	Ожидаемое влияние на уязвимость
1	Внешний сектор	Сальдо счета текущих операций (% ВВП)	Дефицит и переоценка валюты увеличивают риск
		Реальный эффективный обменный курс (отклонение от тренда)	
2	Финансовый счет	Чистый приток/отток частного капитала (% ВВП)	Отток капитала и высокая краткосрочная задолженность как ключевые факторы давления
		Доля краткосрочного долга в резервах	
3	Международная ликвидность	Количество месяцев импорта, покрываемых резервами	Низкая ликвидность ограничивает возможности защиты курса
		Отношение резервов к агрегату M2	
4	Финансовый сектор	Темпы роста кредитования частному сектору	Кредитный бум и снижение ликвидности банков обуславливают

		Отношение кредита к депозитам	риск
5	Фискальная позиция	Дефицит государственного бюджета (% ВВП)	Слабая фискальная позиция ограничивает антикризисный ответ
		Государственный долг (% ВВП)	
6	Реальный сектор	Отклонение роста ВВП от потенциального уровня	Перегрев экономики сигнализирует о дисбалансах

Источник: разработано авторами.

Для сравнения прогностической точности были выбраны: 1) модель сигнальных индикаторов Камински, Лизондо и Рейнхарт (KLR) с порогами, определенными по 70-му процентилю; 2) многофакторная логит-модель; 3) модель случайного леса как современный нелинейный метод машинного обучения. Оценка качества прогноза проводилась на основе тестирования с использованием скользящей.

Результаты исследования. Тестирование модели проводилось на периоде с 2010 года по 2024 год. Модель показала способность идентифицировать нарастание уязвимости в преддверии кризисных событий, таких как давление на турецкую лиру (2018 год), аргентинское песо (2018 год) и ряд валют стран с формирующимся рынками в период ужесточения глобальной монетарной политики (2022 год). Согласно результатам нейросетевая модель начала генерировать устойчивые сигналы (вероятность кризиса более 0,65) в среднем за 8-10 месяцев до реализации кризисного события.

Для количественного сравнения использовались метрики, учитывающие дисбаланс в данных (кризисы являются редкими событиями): F2-score (придает больший вес полноте предсказания, снижая пропуск кризисов) и скорректированная точность. Результаты приведены в таблице 3.

Таблица 3 - Сравнительные результаты прогнозной эффективности моделей (2018-2024 гг.)

Модель	F2-Score	Скорректированная точность	Доля ложных срабатываний (FPR)	Доля пропущенных кризисов (FNR)
Предлагаемая CNN-LSTM модель	0,71	0,82	0,18	0,22
Случайный лес	0,64	0,78	0,25	0,28
Многофакторная логит-модель	0,52	0,75	0,30	0,41
Сигнальная модель (KLR)	0,48	0,69	0,35	0,47

Источник: рассчитано авторами.

Предложенная нейросетевая модель демонстрирует статистически значимое превосходство по всем ключевым метрикам. Наиболее важным является высокий F2-score (0,71), что указывает на оптимальный баланс между минимизацией пропусков кризисов (низкий FNR) и приемлемым уровнем ложных сигналов (FPR). Логит-модель и сигнальный подход, как видно, склонны либо пропускать кризисы (высокий FNR у логит-модели), либо генерировать избыточное количество предупреждений (высокий FPR у сигнального подхода). Случайный лес показывает лучшие результаты, чем классические методы, но уступает нейросети, что может объясняться его меньшей эффективностью в выявлении сложных временных зависимостей в последовательных данных.

Обсуждение результатов исследования. Полученные результаты подтверждают гипотезу о том, что глубокое обучение по причине своей способности аппроксимировать сложные нелинейные и временные зависимости предлагает более эффективный инструмент для выявления предикторов

валютных кризисов по сравнению с традиционными эконометрическими методами. Способность CNN-LSTM архитектуры выявлять как локальные аномалии, так и долгосрочные тренды снижает долю ложных сигналов, возникающих из-за краткосрочной волатильности, не способствующей полномасштабному кризису.

Однако исследование выявило ряд методологических ограничений. Как и все методы машинного обучения, предложенная модель требует большого объема данных для устойчивого обучения, что может быть проблемой для стран с редкой историей кризисов или короткими временными рядами. Кроме того, интерпретируемость модели остается сложной задачей. В отличие от логит-модели, где влияние каждого фактора выражено через четкий коэффициент, вклад отдельных индикаторов в прогноз нейросети является нелинейным и зависит от состояния других переменных. Также существует риск переобучения на специфические паттерны исторических кризисов, которые могут не повторяться в будущем в связи с изменением структуры мировой финансовой системы.

Следовательно, направлениями дальнейших исследований являются:

- разработка методов интерпретации результатов глубоких нейросетей с использованием подхода SHAP для идентификации ключевых индикаторов уязвимости в различные периоды и для различных стран;
- создание ансамблевых моделей, сочетающих прогнозы нейросетей с выводами структурных теоретических моделей, что может повысить устойчивость и обоснованность сигналов;
- интеграция в модель нетрадиционных источников данных, таких как индексы новостных тональностей или данные о межбанковских операциях, для учета фактора поведения и ожиданий агентов в режиме реального времени;
- исследование возможностей трансферного обучения для стран с ограниченной историей данных, что предполагает предварительное обучение модели на широкой группе стран с последующей настройкой метода на данных

конкретной экономики.

Выводы. Результаты критического анализа существующих методов раннего предупреждения подтверждают наличие ограничений у классических подходов, основанных на сигнальных индикаторах и моделях бинарного выбора. Эти ограничения, прежде всего, неспособность грамотно специфицировать сложные нелинейные и высокоразмерные зависимости, снижают прогнозную эффективность данных методов в условиях современной глобальной финансовой системы.

Теоретическое обоснование применения методов глубокого обучения является релевантным ответом на выявленные методологические проблемы. Способность нейронных сетей выступать в качестве универсальных аппроксиматоров сложных функций, а также возможность специализированных архитектур анализировать долгосрочные временные зависимости создают основу для качественного улучшения инструментария финансового прогнозирования.

Эмпирическая проверка предложенной гибридной CNN-LSTM модели на данных по развивающимся рынкам продемонстрировала ее сравнительное преимущество перед традиционными эконометрическими подходами и базовыми методами машинного обучения. Модель показала более высокую точность в идентификации предкризисных периодов, что выражается в оптимизированном балансе между минимизацией пропусков кризисных событий и уменьшением доли ложных сигналов. Этот результат подтверждает гипотезу о том, что нелинейные взаимодействия и латентные временные паттерны в макрофинансовых данных содержат существенную прогнозную информацию, не полностью извлекаемую линейными методами.

Однако внедрение нейросетевых моделей сопряжено с практическими и методологическими сложностями. Ключевыми проблемами остаются требование к значительным объемам данных для обучения, относительная сложность интерпретации результатов, а также риск переобучения на

исторических паттернах. Поэтому наиболее перспективными направлениями научных работ представляются разработка методов повышения интерпретируемости выводов глубоких сетей, создание ансамблевых моделей, комбинирующих преимущества разных подходов, а также интеграция альтернативных источников данных для учета поведенческих факторов и ожиданий экономических агентов.

Список литературы

1. Щепелева М. А. Построение системы опережающих индикаторов для прогнозирования валютного кризиса // Финансы: теория и практика. – 2025. – Т. 29. – №. 4. – С. 146-162.
2. Станик Н. А., Крайнюков Н. И. Модель кризиса Кругмана и сингулярно возмущенные уравнения // Финансовые рынки и банки. – 2022. – №. 3. – С. 69-75.
3. Митяков С. Н. Метод анализа и прогнозирования экономических кризисов // Вестник Института экономики Российской академии наук. – 2025. – №. 3. – С. 58-83.
4. Тимко М. Д., Кузнецов А. В. Особенности прогнозирования кризисов на мировом финансовом рынке // Мировая экономика и мировые финансы. – 2024. – Т. 3. – №. 5. – С. 87-94.
5. Ануфриева А. П. Разработка и развитие математических и эконометрических моделей анализа макроэкономических процессов (в т. ч. в исторической перспективе) и их прогнозирования // Вестник университета. – 2024. – №. 8. – С. 119-127.
6. Дубовицкий С. А. Прогнозирование временных рядов с использованием рекуррентных нейронных сетей // Вестник науки. – 2026. – Т. 1. – №. 1 (94). – С. 145-151.
7. Широ́в А. А., Брусенцева А. Р., Савчишина К. Е., Каминова С. В. Прогнозно-аналитические возможности макроэкономических моделей в условиях кризисного развития экономики (на примере модели QUMMIR) //

Экономические и социальные перемены: факты, тенденции, прогноз. – 2022. – Т. 15. – №. 6. – С. 35-51.

8. Пантелеева А. И. Использование машинного обучения для прогнозирования финансовых кризисов и оценки системных рисков // Вестник науки. – 2025. – Т. 2. – №. 1 (82). – С. 1078-1083.

9. Мачихин И. Г. Модели прогнозирования валютного курса // Финансовые рынки и банки. – 2024. – №. 12. – С. 323-326.

10. Овчаров А. О., Терехов А. М., Мазунин Е. А. Оценка финансового заражения стран азиатского региона по валютному каналу в период азиатского финансового кризиса // Теория и практика общественного развития. – 2025. – №. 10. – С. 119-125.

References

1. Shchepeleva M. A. Construction of a system of leading indicators for forecasting a currency crisis // Finance: Theory and Practice. - 2025. - Vol. 29. - No. 4. - P. 146-162.

2. Stanik N. A., Kraynyukov N. I. Krugman's crisis model and singularly perturbed equations // Financial markets and banks. - 2022. - No. 3. - P. 69-75.

3. Mityakov S. N. Method of analysis and forecasting of economic crises // Bulletin of the Institute of Economics of the Russian Academy of Sciences. - 2025. - No. 3. - P. 58-83.

4. Timko M. D., Kuznetsov A. V. Features of forecasting crises in the global financial market // World Economy and World Finance. – 2024. – Vol. 3. – No. 5. – P. 87-94.

5. Anufrieva A. P. Development and advancement of mathematical and econometric models for the analysis of macroeconomic processes (including in historical perspective) and their forecasting // Bulletin of the University. – 2024. – No. 8. – P. 119-127.

6. Dubovitsky S. A. Forecasting time series using recurrent neural networks // Bulletin of science. – 2026. – Vol. 1. – No. 1 (94). – P. 145-151.

7. Shirov A. A., Brusentseva A. R., Savchishina K. E., Kaminova S. V. Forecasting and analytical capabilities of macroeconomic models in the context of crisis economic

development (on the example of the QUMMIR model) // Economic and social changes: facts, trends, forecast. - 2022. - Vol. 15. - No. 6. - P. 35-51.

8. Panteleeva A. I. Using machine learning to forecast financial crises and assess systemic risks // Bulletin of science. - 2025. - Vol. 2. - No. 1 (82). - P. 1078-1083.

9. Machikhin I. G. Exchange rate forecasting models // Financial markets and banks. - 2024. - No. 12. - P. 323-326.

10. Ovcharov A. O., Terekhov A. M., Mazunin E. A. Assessment of financial contagion of Asian countries through the currency channel during the Asian financial crisis // Theory and practice of social development. - 2025. - No. 10. - P. 119-125.

Статья поступила в редакцию 14.04.2026; одобрена после рецензирования 09.06.2026; принята к публикации 30.06.2026.

The article was submitted 14.04.2026; approved after reviewing 09.06.2026; accepted for publication 30.06.2026.