

УДК 519.7, 004.942, 330.4 JEL C02, C45, C63

UDC 519.7, 004.942, 330.4 JEL C02, C45, C63

5.2.2. Математические, статистические и инструментальные методы экономики (физико-математические науки, экономические науки)

5.2.2. Mathematical, statistical and instrumental methods of economics (physical and mathematical sciences, economic sciences)

**МАТЕМАТИЧЕСКАЯ МОДЕЛЬ
ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ФИНАНСОВЫХ
ВРЕМЕННЫХ РЯДОВ НА ОСНОВЕ
ТРЕХЦВЕТНОГО КЛЕТОЧНОГО АВТОМАТА**

**MATHEMATICAL MODEL FOR FORECASTING
FINANCIAL TIME SERIES BASED ON A THREE-
STATE CELLULAR AUTOMATON**

Макаров Юрий Юрьевич
Магистрант

Makarov Yuriy Yuryevich
Graduate Student

Попова Елена Витальевна
ассистент

Elena V. Popova
Assistant

Попова Елена Витальевна
доктор экономических наук, профессор
*ФГБОУ ВО «Кубанский государственный
аграрный университет имени И. Т. Трубилина»,
Краснодар, Россия*

Popova Elena Vitalievna
Doctor of Economics, Professor
Kuban State Agrarian University named after I. T.
Trubilin, Krasnodar, Russia

В работе представлена математическая модель прогнозирования финансовых временных рядов на основе трёхцветного стохастического клеточного автомата с памятью. Предложен метод дискретизации логарифмических доходностей в три состояния (рост, нейтральная динамика, снижение) и построения вероятностной функции переходов с учётом глубины памяти m . Для устранения нулевых вероятностей применяется лапласовское сглаживание. Разработан алгоритм пошагового прогнозирования и восстановления ценового ряда.

The paper presents a mathematical model for forecasting financial time series based on a three-state stochastic cellular automaton with memory. A method for discretizing logarithmic returns into three states (growth, neutral movement, decline) is proposed, along with the construction of a probabilistic transition function taking into account memory depth m . Laplace smoothing is applied to eliminate zero-probability transitions. A step-by-step forecasting algorithm and a procedure for reconstructing the price series are developed.

Проведено экспериментальное исследование на временных рядах российских компаний с оценкой точности прогнозирования по метрикам MAE, RMSE и MAPE. Выполнен анализ влияния глубины памяти на устойчивость модели и точность прогноза. Полученные результаты демонстрируют зависимость качества прогнозирования от структуры временного ряда и выбранного параметра памяти

An experimental study is conducted on time series of Russian companies with forecasting accuracy evaluated using MAE, RMSE, and MAPE metrics. The influence of memory depth on model stability and forecasting accuracy is analyzed. The results demonstrate that forecasting quality depends on the structure of the time series and the selected memory parameter.

Ключевые слова: КЛЕТОЧНЫЙ АВТОМАТ, ТРЕХЦВЕТНАЯ МОДЕЛЬ, ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ВРЕМЕННЫХ РЯДОВ, ФИНАНСОВЫЕ КОТИРОВКИ, ГЛУБИНА ПАМЯТИ, ВЕРОЯТНОСТНЫЕ ПЕРЕХОДЫ, НЕЛИНЕЙНАЯ ДИНАМИКА

Keywords: CELLULAR AUTOMATON, THREE-STATE MODEL, TIME SERIES FORECASTING, FINANCIAL QUOTATIONS, MEMORY DEPTH, PROBABILISTIC TRANSITIONS, NONLINEAR DYNAMICS.

Введение

Прогнозирование финансовых временных рядов представляет собой одну из наиболее сложных задач в области математического моделирования экономических процессов. Динамика котировок акций характеризуется нелинейностью, стохастичностью и наличием краткосрочных зависимостей, что затрудняет применение исключительно линейных статистических методов. В условиях высокой волатильности рынков возрастает потребность в моделях, способных учитывать дискретную природу изменений цен и выявлять структурные закономерности их поведения.

Одним из перспективных направлений является использование дискретных динамических систем, в частности клеточных автоматов, позволяющих формализовать эволюцию временного ряда через вероятностные правила перехода между состояниями.

1 Обоснование актуальности исследования и обозначение проблемы

Развитие методов прогнозирования динамики экономических и природных процессов на основе клеточно-автоматных моделей началось с работ российских исследователей Перепелицы В.А. и Касаевой М.Д. [3], где был предложен метод линейного клеточного автомата (ЛКА), применённый для анализа природных временных рядов. Данный подход позволил описывать эволюцию слабоструктурируемых процессов, не подчиняющихся нормальному закону распределения и обладающих свойствами «тяжёлых хвостов».

В дальнейшем инструментарий клеточно-автоматного моделирования получил развитие в трудах Поповой Е.В., Кумратовой А.М. и их соавторов [4–11], где методы нелинейной динамики, нечеткой логики и машинного обучения интегрировались с клеточно-автоматными структурами для анализа экономических процессов различной природы — от промышленности и строительства до финансовых рынков и управления рисками. В частности, в работе [7] обоснована применимость клеточных автоматов для адекватного отражения стохастической природы экономических систем, а в [10] показана эффективность сочетания методов нелинейной динамики и машинного обучения при прогнозировании волатильных процессов.

Теоретической основой клеточно-автоматного моделирования служат исследования Вольфрама [15], в которых показано, что простые локальные правила перехода состояний могут порождать сложное глобальное поведение системы. Данный вывод имеет принципиальное значение для анализа финансовых временных рядов, характеризующихся нелинейностью и фрактальными

свойствами, что также отражено в работах Петерса [2], посвящённых применению теории хаоса к рынкам капитала.

Параллельно развивались методы интеллектуального анализа данных и кластеризации [1, 12–14], используемые для предварительной обработки временных рядов и выявления структурных закономерностей. Современные гибридные инструментальные средства прогнозирования, сочетающие клеточные автоматы с методами машинного обучения, представлены в работе [4], что свидетельствует о тенденции к интеграции дискретных динамических моделей с вычислительными методами анализа данных.

Несмотря на значительное количество исследований в области линейных клеточных автоматов и гибридных моделей, вопрос применения трёхцветной стохастической модели с параметризованной глубиной памяти для прогнозирования финансовых временных рядов остаётся недостаточно разработанным. В существующих публикациях основное внимание уделяется либо линейной постановке задачи, либо автоматизации выбора числа состояний, тогда как влияние глубины памяти на точность прогноза и устойчивость модели требует дополнительного анализа.

В этой связи настоящая работа направлена на формализацию трёхцветной клеточно-автоматной модели с памятью и исследование её прогностических свойств применительно к финансовым временным рядам.

Современные методы прогнозирования финансовых временных рядов можно условно разделить на три группы: классические статистические модели, методы машинного обучения и гибридные подходы. Линейные авторегрессионные модели предполагают стационарность процесса и ограниченную структуру

зависимости, что не всегда соответствует реальной динамике рынка. Нейросетевые методы и ансамблевые алгоритмы демонстрируют высокую гибкость, однако требуют значительных вычислительных ресурсов и подвержены риску переобучения, особенно при ограниченном объёме данных.

При этом дискретные стохастические модели, основанные на переходах между конечным числом состояний, остаются менее исследованными в контексте финансовых временных рядов. Использование клеточно-автоматного подхода позволяет перейти от анализа абсолютных значений цен к исследованию структуры направленных изменений и вероятностных шаблонов их последовательностей.

Проблема исследования заключается в определении возможности применения трёхцветной клеточно-автоматной модели с памятью для прогнозирования финансовых временных рядов и оценке влияния глубины памяти на точность и устойчивость прогноза. Необходимо установить, существует ли оптимальный параметр памяти, позволяющий учитывать исторический контекст без возникновения эффекта переобучения.

Актуальность работы обусловлена необходимостью разработки интерпретируемых и вычислительно устойчивых моделей прогнозирования, способных эффективно работать с временными рядами большой длины и обеспечивать сопоставимую точность по сравнению с более сложными методами.

2 Научная новизна исследования

Научная новизна работы заключается в формализации и исследовании трёхцветной стохастической клеточно-автоматной модели прогнозирования финансовых временных рядов с регулируемой глубиной памяти.

В отличие от классических линейных моделей прогнозирования, предложенный подход основан на дискретизации логарифмических доходностей в три состояния и построении вероятностной функции переходов с учётом исторических шаблонов длины m . В рамках исследования:

- Предложена вероятностная модификация трёхцветного клеточного автомата для задач прогнозирования финансовых временных рядов.

- Формализован механизм применения лапласовского сглаживания для устранения нулевых вероятностей переходов и повышения устойчивости модели.

- Выявлена зависимость точности прогнозирования от глубины памяти и установлен эффект ухудшения качества прогноза при избыточном увеличении параметра m .

- Показана различная чувствительность модели к структуре временного ряда различных финансовых инструментов, что позволяет интерпретировать глубину памяти как характеристику рыночной динамики.

- Разработан алгоритм линейной вычислительной сложности, обеспечивающий обработку временных рядов большой длины без экспоненциального роста вычислительных затрат.

Таким образом, предложенный подход расширяет инструментарий дискретного моделирования финансовых процессов

Научный журнал КубГАУ, №____, 2026 год

и позволяет исследовать структурные свойства временных рядов с позиции клеточно-автоматной динамики.

3 Методы исследования

3.1 Постановка клеточно-автоматной модели

Финансовый временной ряд рассматривается как нелинейная стохастическая динамическая система вида:

$x_t = f(x_{t-1}, \dots, x_{t-m}) + \varepsilon_t$, где f - нелинейная функция, m - глубина памяти, ε_t - случайная ошибка.

Финансовые временные ряды характеризуются наличием случайной компоненты, нестабильностью параметров распределения и изменчивостью структуры зависимостей во времени. В этих условиях использование детерминированного правила перехода в клеточном автомате не позволяет адекватно учитывать вероятностную природу динамики рынка. Поэтому в работе применяется стохастическая модификация клеточного автомата, в которой переход к следующему состоянию определяется условной вероятностью, вычисленной на основе частот наблюдаемых шаблонов длины m .

Клеточный автомат - дискретная динамическая система, определяемая четверкой $CA = (L, S, N, F)$, где L - множество клеток, S - конечное множество состояний, N - окрестность, F - функция перехода. Эволюция описывается соотношением:

$$s_i^{t+1} = F(s_j^t, j \in N(i))$$

Клеточные автоматы классифицируются по размерности (1D, 2D), по числу состояний (двух-, трёх-, многосостояние) и по типу правила (детерминированные, стохастические, с памятью).

В классическом одномерном клеточном автомате правило фиксировано:

$$s_i^{t+1} = F(s_{i-1}^t, s_i^t, s_{i+1}^t)$$

В данной работе используется трёхсостояние автомат с множеством состояний $S = \{-1, 0, 1\}$, интерпретируемых как рост, стабильность и падение.

Переход определяется временной функцией:

$$s_t = F(s_{t-1}, \dots, s_{t-m})$$

3.2 Дискретизация доходностей

На первом этапе выполняется преобразование исходного временного ряда цен в ряд доходностей.

Доходность рассчитывается по формуле:

$$r_t = \ln(x_t / x_{t-1})$$

x_t - цена акции в текущий момент времени t

x_{t-1} - цена акции в предыдущий момент времени $t - 1$

r_t - относительное изменение цены (доходность)

Экономический смысл данной формулы заключается в том, что она показывает, на сколько процентов изменилась цена по сравнению с предыдущим значением.

После вычисления доходностей выполняется их дискретизация, то есть переход от непрерывных значений к трём фиксированным состояниям.

Вводится пороговое значение k , которое определяет границу между значимым и незначительным изменением.

Состояние определяется следующей системой уравнений:

$$s_t = 1 \text{ при } r_t > k$$

$$s_t = -1 \text{ при } r_t < -k$$

$$s_t = 0 \text{ при } |r_t| \leq k$$

s_t - состояние системы в момент времени t

k - порог дискретизации

Экономическая интерпретация:

1 - существенный рост;

-1 - существенное падение;

0 - незначительное изменение (боковое движение).

Таким образом, исходный временной ряд преобразуется в последовательность из трёх состояний.

3.3 Память длины m

Следующим важным параметром модели является глубина памяти m .

Под глубиной памяти понимается количество предыдущих состояний, которые учитываются при прогнозировании следующего состояния.

Формируется шаблон:

$$\text{parent}_t = (s_{t-m}, t_{t-m+1}, \dots, s_{t-1})$$

parent_t - последовательность предыдущих m состояний;

S_{t-1} - последнее известное состояние.

S_{t-m} - состояние системы m шагов назад

Количество возможных шаблонов определяется как 3^m

Это связано с тем, что каждое состояние может принимать три значения $(-1, 0, 1)$, и для каждого из m шагов существует три варианта.

Например:

при $m=2$ $3^m=2^m=2$ возможных комбинаций 9;

при $m=3$ $3^m=3^m=3$ - уже 27.

Таким образом, увеличение глубины памяти значительно увеличивает количество возможных переходов.

3.4 Вероятностное правило перехода

После формирования всех шаблонов производится подсчёт частоты появления следующего состояния.

Для каждого шаблона определяется вероятность перехода:

$$P(s \mid \text{pattern}) = (\text{counts} + a) / N + 3a$$

counts - количество случаев, когда после данного шаблона наблюдалось состояние s

a - параметр Лапласовского сглаживания

$P(s \mid \text{pattern})$ - условная вероятность перехода к состоянию s при заданном шаблоне

Параметр a используется для того, чтобы избежать ситуации нулевых вероятностей. Это особенно важно при малом количестве наблюдений.

Проще говоря, если некоторый переход не встречался в обучающих данных, модель всё равно оставляет ему небольшую вероятность.

3.5 Правило прогноза

После вычисления вероятностей для каждого возможного состояния выбирается наиболее вероятное:

$$\sim s_{t+1} = \arg \max P(s \mid \text{pattern})$$

$\sim s_{t+1}$ - прогнозируемое состояние на следующий момент времени

$\arg \max$ - операция выбора значения аргумента, при котором функция вероятности принимает максимальное значение

$P(s \mid \text{pattern})$ - условная вероятность перехода к состоянию s при заданном шаблоне предыдущих состояний

То есть модель выбирает то состояние, которое чаще всего следовало за данной комбинацией состояний в прошлом.

3.6 Переход к цене

После того как определено прогнозное состояние $\sim s_{t+1}$, необходимо получить числовой прогноз цены.

Для этого для каждого состояния рассчитывается средняя доходность:

$$\mu_s = 1/n_s \sum r_t$$

μ_s - средняя доходность для состояния s

N_s - количество наблюдений этого состояния.

Прогнозная доходность в момент времени t равна средней доходности того состояния, которое спрогнозировала модель:

$$r_t = \mu_s * s$$

s - состояние клеточного автомата (-1 , 0 или $+1$), выбранное как наиболее вероятное.

μ_s - средняя доходность для состояния s

r_t - прогнозная доходность

Далее прогнозная цена определяется по формуле:

$$\tilde{x}_{t+1} = \tilde{x}_t * e^{r_t}$$

\tilde{x}_t - текущая прогнозная цена;

\tilde{x}_{t+1} - следующая прогнозируемая цена;

r_t - прогнозная доходность

При первой итерации \tilde{x}_t берется как реальная цена, а не прогнозируемая.

Таким образом, модель сначала прогнозирует направление движения, а затем переводит это направление в числовой прогноз с использованием соответствующей средней доходности.

4 Результаты исследования

4.1 Подготовка исходных данных

Практическая часть работы началась с формирования набора временных рядов для последующего прогнозирования. В качестве источника данных использовалась информационная система Московской биржи (MOEX ISS API), позволяющая выгружать исторические котировки акций в формате CSV/XLS.

Были выбраны пять ликвидных российских компаний:

- 1) GAZP - ПАО “Газпром” (газовая отрасль)
- 2) GMKN - ПАО «ГМК “Норильский никель” (цветная металлургия)
- 3) LKOH - ПАО “ЛУКОЙЛ” (нефтегазовая отрасль)
- 4) ROSN - ПАО “Роснефть” (нефтяная отрасль)
- 5) SBER - ПАО “Сбербанк России” (финансовый сектор)

Для каждой компании был сформирован временной ряд цен закрытия за длительный период наблюдений.

Использованный диапазон дат представлен в таблице:

Ряд	Диапазон дат
GAZP	24.02.2016 — 20.02.2026
GMKN	24.02.2016 — 01.04.2024 (до дробления акций)
LKOH	24.02.2016 — 20.02.2026
ROSN	24.02.2016 — 20.02.2026
SBER	24.02.2016 — 20.02.2026

Таблица 1 - Диапазон дат для расчётов

Для GMKN период был ограничен датой дробления акций, чтобы избежать структурного разрыва ряда и некорректного влияния на модель.

После выгрузки данные были сохранены в отдельных файлах и загружены в разработанное программное приложение.

4.2 Проведение прогнозирования

Далее для каждого временного ряда выполнялись одинаковые этапы обработки:

- 1) Загрузка исходного файла в программу
- 2) Расчёт доходностей r_t
- 3) Дискретизация доходностей в трёхсостояний ряд $st \in \{1, 0, -1\}$
- 4) Формирование шаблонов длины m
- 5) Оценка вероятностей переходов с использованием Лапласовского сглаживания.
- 6) Подбор оптимальной глубины памяти mmm .
- 7) Расчёт прогнозной цены.
- 8) Вычисление метрик точности.

Для каждого ряда программа автоматически перебирала различные значения глубины памяти и определяла то значение m , при котором ошибка прогнозирования была минимальной.

После выполнения расчётов результаты сохранялись в отдельные экспортные файлы:

- 1) GAZP_export
- 2) GMKN_export

3) LKOH_export

4) ROSN_export

5) SBER_export

4.3 Формирование сравнительной таблицы

На основе экспортированных данных вручную была составлена итоговая сравнительная таблица:

Ряд	Лучшая память m	MAE	MSE	RMSE	MAPE (%)
GAZP	4	20.45	760.08	27.57	15.53
GMKN	6	3100.77	18314899.93	4279.59	20.24
LKOH	4	1021.80	1783281.05	1335.40	16.25
ROSN	6	83.43	10843.10	104.13	16.14
SBER	4	77.97	9092.31	95.35	26.89

Таблица 2 - сравнительная таблица 5 компаний

4.4 Анализ полученных результатов

Оптимальная глубина памяти различается для разных акций.

Для GAZP, LKOH и SBER оптимальным оказалось $m = 4$, тогда как для GMKN и ROSN - $m = 6$. Это говорит о том, что разные финансовые инструменты обладают различной глубиной “рыночной памяти”.

Наименьшие относительные ошибки (MAPE) показали GAZP и ROSN (около 15–16%). Это свидетельствует о том, что модель лучше адаптируется к более стабильным рядам.

Для GMKN наблюдается высокая абсолютная ошибка, что связано с высокой стоимостью акции и значительной волатильностью.

Наибольшая относительная ошибка наблюдается для SBER, что может быть связано с повышенной чувствительностью акции к рыночным событиям. Увеличение глубины памяти выше оптимального значения приводило к росту ошибки, что подтверждает эффект переобучения при чрезмерно большом числе шаблонов 3^m .

В целом результаты показывают, что трёхцветный стохастический клеточный автомат способен воспроизводить основные тенденции движения цены, однако точность прогноза зависит от характера конкретного временного ряда.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В рамках настоящего исследования была разработана и проанализирована трёхцветная стохастическая клеточно-автоматная модель прогнозирования финансовых временных рядов. В теоретической части рассмотрены особенности финансовых временных рядов как нелинейных и нестационарных динамических систем, а также основные принципы построения клеточных автоматов. Показано, что использование дискретной модели с ограниченным числом состояний позволяет упростить структуру анализа и перейти от непрерывных ценовых значений к последовательности состояний, отражающих направление движения рынка.

В ходе исследования реализована программная система, обеспечивающая загрузку исторических котировок через MOEX ISS API или из CSV-файлов, преобразование цен в логарифмические доходности, дискретизацию доходностей в трёхсостояний ряд, построение вероятностной модели переходов с использованием лапласовского сглаживания, подбор глубины памяти, вычисление прогнозных значений цены и расчёт метрик точности.

Экспериментальное исследование проведено на пяти временных рядах российских компаний: ПАО «Газпром», ПАО «ГМК „Норильский никель“», ПАО «ЛУКОЙЛ», ПАО «Роснефть» и ПАО «Сбербанк России». Для каждого инструмента определена оптимальная глубина памяти модели и рассчитаны показатели точности прогнозирования.

Полученные результаты показали, что оптимальная глубина памяти различается для разных финансовых инструментов, что свидетельствует о различной степени временной зависимости их

динамики и подтверждает гипотезу о наличии неодинаковой «рыночной памяти» у исследуемых активов. Наименьшие относительные ошибки продемонстрировали ряды с более устойчивой динамикой, тогда как более волатильные инструменты характеризовались большей погрешностью прогнозирования.

Установлено, что чрезмерное увеличение глубины памяти приводит к росту ошибки, что связано с экспоненциальным увеличением числа возможных шаблонов $3m^3 \wedge m^3m$ и эффектом переобучения модели. В целом полученные результаты свидетельствуют о том, что предложенная трёхцветная клеточно-автоматная модель способна воспроизводить основные тенденции движения финансовых временных рядов и может использоваться как инструмент анализа динамики котировок. При этом точность прогноза зависит от характеристик исследуемого актива и выбранных параметров модели.

Перспективы дальнейших исследований связаны с расширением числа состояний модели, адаптивным выбором порога дискретизации, использованием скользящего окна обучения и сравнением предложенного подхода с нейросетевыми и классическими эконометрическими методами.

СПИСОК ИСТОЧНИКОВ

1. Кричевский М. Л. Интеллектуальный анализ данных в менеджменте. СПбГУАП. СПб., 2005. 208с.
2. Петерс Э. Хаос и порядок на рынках капитала. Новый аналитический взгляд на циклы, цены и изменчивость рынка. Москва: Мир., 2000. 333с.
3. Перепелица, В.А., Касаева, М.Д. Прогнозирование природного временного ряда на базе модели клеточного автомата / В.А Перепелица, М.Д. Касаева аспекты экономики. Санкт-Петербург. – 2002. № 9. – С. 209-212.
4. Popova, E., de Sousa Costa, L., Kumratova, A. (2020). Hybrid Instrumental Means of Predictive Analysis of the Dynamics of Natural and Economic Processes. In: Madureira, A., Abraham, A., Gandhi, N., Varela, M. (eds) Hybrid Intelligent Systems. HIS 2018. Advances Научный журнал КубГАУ, №208(04), 2025 год in Intelligent Systems and Computing, vol 923. Springer, Cham. 2020. https://doi.org/10.1007/978-3-030-14347-3_4.
5. Кумратова, А. М. Математические методы и инструментальные средства прогнозирования сложных процессов / А. М. Кумратова, И. В. Розентул, А. И. Василенко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета. – 2024. – № 204. – С. 152-166. – DOI 10.21515/1990-4665-204-017. – EDN FQIPUW.
6. Tourist and recreational complex elements dynamics research data analysis qualitative methods / А. М. Kumratova, E. V. Popova, L. O. Velikanova [et al.] // IOP Conference Series: Earth and Environmental Science : 3, Volgograd, Virtual, 10–11 декабря 2020 года. – Volgograd, Virtual, 2021. – P. 012010. – DOI 10.1088/1755-1315/786/1/012010. – EDN MNDCQZ.
7. Попова Е. В. Теория нечетких множеств и клеточных автоматов как инструментальный прогноз и адекватного отражения стохастической природы

экономических процессов / Е. В. Попова, Н. О. Позднышева, Д. Н. Савинская [и др.] //

Политематический сетевой электронный научный журнал

Кубанского

государственного аграрного университета. – 2011. – № 67. – С. 173-194. – EDN

NEJCPL.

8. Перепелица, В.А., Тамбиева Д.А. Системы с иерархической структурой

управления: разработка экономико-математических и инструментальных методов / В.

А. Перепелица, Д. А. Тамбиева. - Москва : Финансы и статистика, 2009. - 269 с. : ил.,

табл.; 20 см.; ISBN 978-5-279-03415-4

9. Замотайлова, Д. А. Применение тренд-сезонных моделей для исследования и

прогнозирования временных рядов / Д. А. Замотайлова, Д. Н.

Савинская, Т. А.

Недогонова // Современная экономика: проблемы и решения. – 2019. – № 12(120). – С.

40-48. – DOI 10.17308/meps.2019.12/2197. – EDN ECQPYW.

10. Кумратова, А. М. Применение методов нелинейной динамики и машинного

обучения для прогнозирования экономических волатильных процессов / А. М.

Кумратова, В. А. Плотников // π-Economy. – 2024. – Т. 17, № 3. – С. 81-95. – DOI

10.18721/JE.17306. – EDN BPTKWE.

11. Кумратова, А. М. Экономико-математическое моделирование риска в задачах

управления ресурсами здравоохранения / А.М. Кумратова, Е.В.

Попова, А.З. Биджиев;

Кубанский государственный аграрный университет. – Краснодар: Кубанский

государственный аграрный университет имени И.Т. Трубилина, 2014. – 168 с. – ISBN

978-5-94672-792-1. – EDN SMTWWB.

12. Nasir Saeed, Haewoon Nam, Mian Imtiaz Ul Haq, and Dost Muhammad Saqib

Bhatti. A Survey on Multidimensional Scaling. //ACM Comput. Surv. – 2018. 51, 3, Article

47, 25 pages. <https://doi.org/10.1145/3178155>.

13. Rousseeuw P. J. Silhouettes: A graphical aid to the interpretation and validation of cluster analysis // Journal of Computational and Applied Mathematics. – 1987. – Т. 20. – С. 53–65. [https://doi.org/10.1016/0377-0427\(87\)90125-7](https://doi.org/10.1016/0377-0427(87)90125-7).
14. Onumanyi AJ, Molokomme DN, Isaac SJ, Abu-Mahfouz AM. AutoElbow: An Automatic Elbow Detection Method for Estimating the Number of Clusters in a Dataset. //Applied Sciences. – 2022. № 12(15):7515. <https://doi.org/10.3390/app12157515>.
15. Wolfram, S. Statistical mechanics of cellular automata. In Reviews of Modern Physics //American Physical Society (APS). – 1983. Vol. 55, Issue 3, pp. 601–644. <https://doi.org/10.1103/revmodphys.55.601>.
16. Комплексный анализ сложных систем. Кумратова А.М., Василенко А.И., Егорчев Ф.А., Параскевов А.В. Свидетельство о регистрации программы для ЭВМ RU 2024689000, 03.12.2024. Заявка № 2024687639 от 14.11.2024 Научный журнал КубГАУ, №208(04), 2025 год
17. Программа для проведения предпрогнозного анализа временных рядов урожайности зерновых культур. Чупин Р.И., Алещенко В.В., Кумратова А.М., Попова М.И. Свидетельство о регистрации программы для ЭВМ RU 2022680968, 08.11.2022. Заявка № 2022680390 от 28.10.2022.
18. Информационная система прогноза динамики временных рядов на базе клеточного автомата с автоматизацией обучения CAFTS. Попова Е.В., Хаммуд А., Попова М.И. Свидетельство о регистрации программы для ЭВМ RU 2025611854, 23.01.2025 Заявка № 2025610320 от 10.01.2025.
19. Попова, М. И. Декомпозиционный подход к исследованию временных рядов объемов продаж монопродуктового бизнеса сервисного типа / М. И. Попова // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского

государственного аграрного университета. – 2024. – № 203. – С. 440-453. – EDN LMGRWV.

References

1. Krichevskij M. L. Intellekturnyj analiz dannykh v menedzhmente. SPbGUAP. SPb., 2005. 208s.
2. Peters E'. Xaos i poryadok na rynkakh kapitala. Novyj analiticheskij vzglyad na cikly, ceny i izmenchivost' rynka. Moskva: Mir., 2000. 333s.
3. Perepelicz, V.A., Kasaeva, M.D. Prognozirovanie prirodnogo vremennogo ryada na baze modeli kletchnogo avtomata / V.A Perepelicz, M.D. Kasaeva //Sovremennyye aspekty ekonomiki. Sankt-Peterburg. – 2002. № 9. – S. 209-212.
4. Popova, E., de Sousa Costa, L., Kumratova, A. (2020). Hybrid Instrumental Means of Predictive Analysis of the Dynamics of Natural and Economic Processes. In: Madureira, A., Abraham, A., Gandhi, N., Varela, M. (eds) Hybrid Intelligent Systems. HIS 2018. Advances in Intelligent Systems and Computing, vol 923. Springer, Cham. 2020. https://doi.org/10.1007/978-3-030-14347-3_4.
5. Kumratova, A. M. Matematicheskie metody i instrumental'nyye sredstva prognozirovaniya slozhnykh processov / A. M. Kumratova, I. V. Rozentul, A. I. Vasilenko // Politematicheskij setevoy elektronnyj nauchnyj zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta. – 2024. – № 204. – S. 152-166. – DOI 10.21515/1990-4665-204-017. – EDN FQIPUW.
6. Tourist and recreational complex elements dynamics research data analysis qualitative methods / A. M. Kumratova, E. V. Popova, L. O. Velikanova [et al.] // IOP Conference Series: Earth and Environmental Science : 3, Volgograd, Virtual, 10–11 dekabrya 2020 goda. – Volgograd, Virtual, 2021. – P. 012010. – DOI 10.1088/1755-1315/786/1/012010. – EDN MNDCQZ.

7. Popova E. V. Teoriya nechetkix mnozhestv i kletochny`x avtomatov kak instrumentarij prognoza i adekvatnogo otrazheniya stoxasticheskoy prirody` e`konomicheskix processov / E. V. Popova, N. O. Pozdny`sheva, D. N. Savinskaya [i dr.] // Politematicheskij setевой e`lektronny`j nauchny`j zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta. – 2011. – № 67. – S. 173-194. – EDN NEJCPL.
8. Perepelicza, V.A., Tambieva D.A. Sistemy` s ierarxicheskoy strukturoj upravleniya: razrabotka e`konomiko-matematicheskix i instrumental`ny`x metodov / V. A. Perepelicza, D. A. Tambieva. - Moskva : Finansy` i statistika, 2009. - 269 s. : il., tabl.; 20 sm.; ISBN 978-5-279-03415-4
9. Zamotajlova, D. A. Primenenie trend-sezonny`x modelej dlya issledovaniya i prognozirovaniya vremenny`x ryadov / D. A. Zamotajlova, D. N. Savinskaya, T. A. Научный журнал КубГАУ, №208(04), 2025 год Nedogonova // Sovremennaya e`konomika: problemy` i resheniya. – 2019. – № 12(120). – S. 40-48. – DOI 10.17308/meps.2019.12/2197. – EDN ECQPYW.
10. Kumratova, A. M. Primenenie metodov nelinejnoj dinamiki i mashinnogo obucheniya dlya prognozirovaniya e`konomicheskix volatil`ny`x processov / A. M. Kumratova, V. A. Plotnikov // π -Economy. – 2024. – T. 17, № 3. – S. 81-95. – DOI 10.18721/JE.17306. – EDN BPTKWE.
11. Kumratova, A. M. E`konomiko-matematicheskoe modelirovanie riska v zadachax upravleniya resursami zdravooxraneniya / A.M. Kumratova, E.V. Popova, A.Z. Bidzhiev; Kubanskij gosudarstvenny`j agrarny`j universitet. – Krasnodar: Kubanskij gosudarstvenny`j agrarny`j universitet imeni I.T. Trubilina, 2014. – 168 s. – ISBN 978-5-94672-792-1. – EDN SMTWWB.
12. Nasir Saeed, Haewoon Nam, Mian Imtiaz Ul Haq, and Dost Muhammad Saqib Bhatti. A Survey on Multidimensional Scaling. //ACM Comput. Surv. – 2018. 51, 3, Article

47, 25 pages. <https://doi.org/10.1145/3178155>.

13. Rousseeuw P. J. Silhouettes: A graphical aid to the interpretation and validation of cluster analysis // Journal of Computational and Applied Mathematics. – 1987. – T. 20. – C.

53–65. [https://doi.org/10.1016/0377-0427\(87\)90125-7](https://doi.org/10.1016/0377-0427(87)90125-7).

14. Onumanyi AJ, Molokomme DN, Isaac SJ, Abu-Mahfouz AM. AutoElbow: An

Automatic Elbow Detection Method for Estimating the Number of Clusters in a Dataset.

//Applied Sciences. – 2022. № 12(15):7515.

<https://doi.org/10.3390/app12157515>.

15. Wolfram, S. Statistical mechanics of cellular automata. In Reviews of Modern

Physics //American Physical Society (APS). – 1983. Vol. 55, Issue 3, pp. 601–644.

<https://doi.org/10.1103/revmodphys.55.601>.

16. Kompleksny`j analiz slozhny`x sistem. Kumratova A.M., Vasilenko A.I., Egorchev

F.A., Paraskevov A.V. Svidetel'stvo o registracii programmy` dlya E`VM RU 2024689000,

03.12.2024. Zayavka № 2024687639 ot 14.11.2024

17. Programma dlya provedeniya predprognoznogo analiza vremenny`x ryadov

urozhajnosti zernovy`x kul'tur. Chupin R.I., Aleshhenko V.V.,

Kumratova A.M., Popova M.I.

Svidetel'stvo o registracii programmy` dlya E`VM RU 2022680968,

08.11.2022. Zayavka №

2022680390 ot 28.10.2022.

18. Informacionnaya sistema prognoza dinamiki vremenny`x ryadov na baze

kletochnogo avtomata s avtomatizaciej obucheniya SAFTS. Popova E.V., Xammud A.,

Popova M.I. Svidetel'stvo o registracii programmy` dlya E`VM RU 2025611854, 23.01.2025

Zayavka № 2025610320 ot 10.01.2025.

19. Popova, M. I. Dekompozicionny`j podxod k issledovaniyu vremenny`x ryadov

ob`emov prodazh monoproduktovogo biznesa servisnogo tipa / M. I. Popova //

Politematicheskij setevoy e`lektronny`j nauchny`j zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo

Научный журнал КубГАУ, №____, 2026 год

agrarnogo universiteta. – 2024. – № 203. – S. 440-453. – EDN
LMGRWV.