

МАТЕМАТИЧЕСКИЕ, СТАТИСТИЧЕСКИЕ И ИНСТРУМЕНТАЛЬНЫЕ МЕТОДЫ В ЭКОНОМИКЕ

Научная статья / Original article



УДК 004.339.138:378

DOI 10.22394/ee252.6-24

JEL C53 I22

EDN DXOBUY

Черников А. Д., Чемерис О. С.

КОМПЬЮТЕРНЫЕ МОДЕЛИ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ СПРОСА В УПРАВЛЕНИИ ПЛАТНЫМИ ОБРАЗОВАТЕЛЬНЫМИ УСЛУГАМИ

Черников Алексей Дмитриевич

Московский университет «Синергия» (г. Москва, Россия), аспирант кафедры прикладной математики
pikacta@gmail.com
<https://orcid.org/0009-0003-4287-2157>
SPIN 5664-3231

Aleksey D. Chernikov

Synergy University (Moscow, Russia), PhD student of Applied Mathematics Department
pikacta@gmail.com
<https://orcid.org/0009-0003-4287-2157>
SPIN 5664-3231

Чемерис Ольга Сергеевна

кандидат экономических наук, доцент
Санкт-Петербургский политехнический университет Петра Великого (г. Санкт-Петербург, Россия), доцент Высшей школы бизнес-инжиниринга
Московский университет «Синергия» (г. Москва, Россия), доцент кафедры прикладной математики
chemeris_os@spbstu.ru
<https://orcid.org/0000-0003-1187-7097>
SPIN 9930-5690

Olga S. Chemeris

Candidate of Economic Sciences, Associated Professor
Peter the Great St.Petersburg Polytechnic University (Saint-Petersburg, Russia), Associate Professor of Business Engineering Higher School
Synergy University (Moscow, Russia), Associate Professor of Applied Mathematics Department
chemeris_os@spbstu.ru
<https://orcid.org/0000-0003-1187-7097>
SPIN 9930-5690

Статья посвящена анализу и практическому применению компьютерных моделей для прогнозирования спроса в системе управления платными образовательными услугами. В условиях роста конкуренции и цифровизации образовательной сферы точное прогнозирование спроса становится важным фактором для эффективного планирования ресурсов, маркетинга и формирования ценовой политики, что определяет актуальность исследования. Авторы рассматривают как качественные, так и количественные методы прогнозирования: экспертные оценки (метод Дельфи, групповая экспертиза), регрессионный анализ, анализ временных рядов и моделей эластичности. Особое внимание уделено современным технологиям – использованию Python, машинного обучения и анализа больших данных для построения гибких и адаптивных моделей, которые получают в настоящее время должное теоретико-методическое и прикладное применение в экономических исследованиях в системе управления. Цель исследования заключается в разработке и апробации компьютерных моделей, способствующих эффективному управлению образовательными ресурсами и пониманию тенденций на рынке образовательных услуг. В статье представлены практические примеры расчётов, коды на Python, а также визуализации результатов. Кроме того, рассматриваются демографические, экономические и сценарные подходы к моделированию спроса. В результате разработаны современные компьютерные модели, которые позволяют более точно прогнозировать спрос на платные образовательные услуги. Представлены

The article is devoted to the analysis and practical application of computer models for forecasting demand in the management system of paid educational services. Under conditions of increasing competition and digitalization of educational sphere, accurate demand forecasting becomes an important factor for effective resource planning, marketing and pricing policy, which determines the relevance of the study. The authors consider both qualitative and quantitative forecasting methods: expert assessments (Delphi method and group examination), regression analysis, time series analysis and elasticity models. Special attention is paid to modern technologies, such as Python use, machine learning, and big data analysis to develop flexible and adaptive models that are currently used as appropriate theoretical, methodological, and applied tool in economic research in management system. The purpose of the research is to develop and test computer models that facilitate effective management of educational resources and understanding of the trends in educational services market. The article presents practical examples of calculations, Python codes, and visualizations of the results. Besides, demographic, economic, and scenario approaches to demand modeling are considered. As a result, modern computer models were developed that make it possible to predict the demand for paid educational services more accurately. New interpretation approaches to

новые подходы к интерпретации результатов прогнозирования, что способствует повышению эффективности управления образовательными ресурсами. Статья подчёркивает важность комплексного и технологически подкреплённого подхода к прогнозированию как основного инструмента развития образовательной организации.

Ключевые слова: прогнозирование спроса, регрессионный анализ, модели эластичности, анализ временных рядов, Python, машинное обучение, Big Data, сценарное моделирование, платные образовательные услуги, управление образованием

Вклад авторов: все авторы внесли равный вклад в проведение исследования и написание статьи; выразили согласие нести публичную ответственность за все аспекты работы, связанные с точностью или достоверностью любой части рукописи; одобрили финальную версию статьи перед публикацией.

Для цитирования: Черников А. Д., Чемерис О. С. Компьютерные модели прогнозирования спроса в управлении платными образовательными услугами // Экономическая среда. 2025. Т. 14, № 2. С. 6-24. <https://doi.org/10.22394/ee252.6-24>. EDN DXOBUY.

forecasting results are presented, which contribute to effectiveness improvement of educational resource management. The article emphasizes the importance of integrated and technologically supported approach to forecasting as the main tool of educational organization development.

Keywords: demand forecasting, regression analysis, elasticity models, time series analysis, Python, machine learning, Big Data, scenario modeling, paid educational services, education management

Authors' contribution: All authors contributed equally to the research and writing; agreed to be publicly responsible for all aspects of the work related to the accuracy or integrity of any part of the manuscript; approved the final version of the article before publication.

For citation: Chernikov A.D., Chemeris O.S. Computer Models of Forecasting Demand in Paid Educational Services Management. *Economic Environment*, 2025, vol. 14, no. 2, pp. 6-24. Available from: <https://doi.org/10.22394/ee252.6-24>.

Введение

Прогнозирование спроса является важнейшим элементом управления платными образовательными услугами (ПОУ) [1]. Оно способствует раннему выявлению тенденций, например позволяет заранее увидеть рост или спад интереса со стороны учащихся и родителей на определённые курсы, направления подготовки или уровни обучения. Учреждение может заранее скорректировать учебный план, перераспределить ресурсы, запустить рекламную кампанию на приоритетные направления. Зная, сколько учеников/студентов потенциально проявят интерес к программе, можно адаптировать расписание (например, добавить или убрать потоки), подобрать необходимое количество преподавателей, оптимизировать аудитории и группы. Это снижает риски недонабора или перегрузки преподавателей. Спрос влияет на бюджетирование, наём кадров, аренду или строительство помещений. Прогнозирование позволяет не тратить ресурсы на нерентабельные курсы, сократить издержки, своевременно масштабироваться, если спрос растёт. Вместе с этим прогнозирование спроса способствует повышению конкурентоспособности. Учреждение, которое быстро адаптируется под нужды родителей и учеников, – предлагает актуальные курсы (например, «Геймдизайн», «Робототехника», «Soft skills») или проводит перепрофилирование программ в соответствии с изменениями в профессиях и экономике – получает преимущество на фоне менее гибких конкурентов.

Построение сценарных моделей спроса (например, при демографических сдвигах или изменении рынка труда) помогает принимать стратегические решения на 3–5 лет вперёд, планировать развитие инфраструктуры, кадрового состава и ИТ-платформ. Учреждение начинает не просто реагировать, а опережать изменения, тем самым усиливая свою устойчивость, экономическую эффективность и привлекательность для учащихся. Однако проблема анализа и прогнозирования потребностей и спроса населения на образовательные услуги остаётся практически неисследованной в отечественной литературе [2, с. 174], поэтому предложенная к рассмотрению тема является актуальной.

Научная новизна исследования заключается в систематизации и интеграции современных компьютерных моделей для оценки спроса на образовательные услуги, на основе которых разработаны новые компьютерные модели, позволяющие повысить качество управления образовательными ресурсами и понимать тенденции на

рынке образовательных услуг. Работа способствует развитию теории и практики управления платными образовательными услугами, предлагая новые подходы к решению существующих проблем в сфере образования.

Методы и методика исследования

Методологической основой исследования выступают системный и количественный подходы, обеспечивающие комплексное рассмотрение факторов, влияющих на спрос на платные образовательные услуги (ПОУ). В работе применены количественные методы, а именно: линейная, полиномиальная и множественная регрессия для выявления количественных зависимостей между уровнем спроса и ключевыми детерминантами и построения моделей прогнозирования (тип данных: числовые данные по цене, доходам, конкуренции, рейтингу образовательных учреждений, числу записавшихся учащихся); методы анализа временных рядов: скользящее среднее, экспоненциальное сглаживание, ARIMA – для выявления трендов, сезонности, цикличности и построения краткосрочных прогнозов спроса (тип данных: динамические данные по спросу в ежемесячном или недельном разрезе за 1–3 года); модели эластичности спроса – для оценки чувствительности спроса к изменениям внешних условий и построения сценариев изменения цен (тип данных: данные по изменению спроса при варьировании цены, дохода, рекламных затрат); демографическое и экономическое моделирование – для прогноза потенциального количества обучающихся и моделирования долгосрочной наполняемости образовательных учреждений (тип данных: статистика по рождаемости, миграции, доходам населения – использовались данные Росстата в условной форме); современные методы искусственного интеллекта и машинного обучения – для построения гибких адаптивных моделей, прогноза в условиях многопараметрических влияний и неполных данных (тип данных: многомерные таблицы факторов и результатов (обучающие выборки)); имитационное и сценарное моделирование – для построения возможных траекторий развития спроса в зависимости от внешней среды (тип данных: вариативные входные параметры (цены, число учеников, реклама и пр.)).

Все расчёты выполнены на основе условных, смоделированных данных, отражающих реальные управленческие кейсы в сфере частного образования. Инструменты прогнозирования протестированы с целью оценки их точности, применимости и визуальной интерпретируемости.

Результаты и обсуждение

Возможны разные подходы к моделированию прогнозирования спроса [3; 4]. Рассмотрим их подробнее.

Качественные методы: применяются, когда данные ограничены или рынок услуг только начинает формироваться. Прогнозирование осуществляется на основе экспертных оценок. При этом используются два основных метода: метод Дельфи и групповая экспертиза.

Метод Дельфи – это способ коллективного решения задач с помощью анонимного анкетирования экспертов, который проводится в несколько раундов. Цель опроса – собрать индивидуальные мнения экспертов и принять общее решение на их основе.

Групповая экспертиза – это подход к выработке решений, в котором участвует группа специалистов, хорошо осведомлённых во многих областях знаний. Решение принимается на основе анализа опросов и анкет, т. е. собирается информация от родителей и учащихся о предпочтениях и готовности платить за услуги.

Количественные методы используются при наличии данных о прошлых периодах и позволяют получить более точные прогнозы.

1. Регрессионный анализ – это один из ключевых количественных методов прогнозирования, который позволяет выявить зависимость между спросом на образовательные услуги и факторами, влияющими на него (например, ценой, доходом родителей, конкуренцией) [5; 6].

Рассмотрим основные виды регрессионного анализа.

Линейная регрессия – позволяет определить зависимость спроса от одного или нескольких факторов. Пример: если цена курсов повышается, как это повлияет на количество записавшихся учеников?

Формула линейной регрессии имеет следующий вид:

$$S=a+b_1P+b_2I+b_3C+b_4R, \quad (1)$$

где S – прогнозируемый спрос на образовательные услуги, чел.;

P – цена курсов, руб.;

I – средний доход семьи, руб.;

C – уровень конкуренции (количество альтернативных школ или курсов), ед.;

R – рейтинг или репутационный балл образовательной организации, баллы;

a – свободный член (базовый уровень спроса);

b_1, b_2, b_3, b_4 – коэффициенты регрессии, отражающие чувствительность спроса к соответствующим факторам.

Эта модель используется для оценки линейной зависимости между числом потенциальных обучающихся и внешними управляемыми переменными (ценой, доходом, репутацией и т. д.). Модель линейной регрессии надёжно описывает, как ключевые экономические и имиджевые факторы влияют на спрос. Она может быть использована для прогноза количества учащихся; оптимизации ценовой политики; оценки влияния рекламы, конкуренции и бренда; построения сценариев (например, «что будет при снижении цены на 10 %»).

Полиномиальная модель даёт возможность учитывать нелинейные закономерности, например: слишком высокая цена снижает спрос быстрее, чем предполагает линейная модель; взаимодействие между уровнем дохода и ценой может быть неаддитивным. Такие модели особенно полезны при анализе платных услуг, где спрос формируется под влиянием сразу нескольких факторов в сложной зависимости.

Пример формулы полиномиальной регрессии второго порядка:

$$S=a+b_1P+b_2I+b_3P^2+b_4I^2+b_5PI, \quad (2)$$

где переменные S, P, I и коэффициенты b_1, b_2 – те же, что и в формуле (1);

P^2, I^2 – квадратичные члены, отражающие нелинейное влияние цены и дохода;

PI – взаимодействие факторов (мультипликативный эффект цены и дохода);

b_3, b_4, b_5 – коэффициенты при нелинейных и перекрёстных терминах.

В данном случае полиномиальная модель строится только по двум переменным (по цене P и доходу I). Такая модель часто используется, чтобы исследовать нелинейную зависимость между двумя ключевыми факторами, избежать переусложнения при ограниченном объёме данных, наглядно визуализировать модель в 3D (по двум осям-факторам и одной оси отклика).

Множественная регрессия используется, когда на спрос влияет несколько факторов одновременно, например прогнозирование спроса на курсы, учитывая цену, доходы, сезонность, конкуренцию. Сравнение регрессионных методов выполнено в табл. 1.

Таблица 1 – Сравнение регрессионных методов

Метод	Когда применять	Преимущества	Недостатки
Линейная регрессия	Для простых зависимостей	Простота, высокая интерпретируемость	Ограничена линейными связями
Полиномиальная регрессия	Когда зависимость нелинейная	Более точные прогнозы	Может переобучаться
Множественная регрессия	Когда на спрос влияет несколько факторов	Можно учитывать комплексное влияние	Требует больших данных

Источник: составлено авторами с использованием материалов [5; 6]

Инструментом для создания моделей здесь и далее выбран Python [7]. Выбор этого инструмента для анализа и прогнозирования спроса на образовательные услуги целесообразен по следующим причинам. Python является мощным инструментарием для анализа данных, он бесплатный, с открытым исходным кодом и предлагает десятки специализированных библиотек: pandas, numpy, statsmodels, scikit-learn, matplotlib, seaborn. Он не требует платной лицензии, в отличие от Excel, SPSS, Stata, MATLAB, подходит как для НИР, так и для внедрения в школах, вузах и ЦОПах без дополнительных затрат. Он обладает высокой автоматизацией и масштабируемостью, гибкостью и модульностью – модель можно легко доработать: изменить формулу, добавить переменную, применить другую регрессию или перейти к нейросетям, с лёгкостью подключить к БД, Web-интерфейсам, Excel-файлам и Google-таблицам. Python позволяет создавать наглядные графики, диаграммы, дашборды, которые можно экспортировать в PDF, Word, PowerPoint, HTML.

Пример кода на Python с использованием библиотеки scikit-learn представлен в листинге 1.

Примечание к примерам кода. Все представленные расчёты на Python выполнялись на синтетически сгенерированных данных, отражающих реалистичные кейсы в системе частного образования. Массивы данных включают параметры: цену образовательной услуги (в рублях), средний доход семьи, численность конкурирующих организаций и рейтинг по отзывам. Использование смоделированных данных позволяет обеспечить воспроизводимость примеров, избежать конфиденциальных ограничений и продемонстрировать применимость алгоритмов в типичных ситуациях. Разработанные модели протестированы на вариативных входных данных и могут быть адаптированы под реальные массивы, включая данные из CRM образовательных учреждений или открытые базы (например, ЕГЭ-статистика, региональные демографические показатели, результаты заявок на курсы и т. п.).

Результат: модель прогнозирует, что если курс стоит 8 000 руб., средний доход родителей – 75 000 руб., конкуренция – 4 школы, а рейтинг – 9 баллов, то ожидаемое количество учеников будет примерно 170 человек.

Регрессионный анализ позволяет исследовать влияние цен, конкуренции, доходов и репутации, помогает школам оптимизировать цены, планировать ресурсы и улучшать маркетинговые стратегии. Использование современных инструментов (Python, Power BI, Excel) позволяет строить точные прогнозные модели.

Листинг 1 – Фрагмент кода на Python с использованием библиотеки scikit-learn

```
import numpy as np

import pandas as pd

from sklearn.linear_model import LinearRegression

# Данные

X = np.array([[5000, 60000, 5, 8], [7000, 80000, 4, 9], [10000, 120000, 3, 10]])

y = np.array([200, 180, 150]) # Спрос

# Создание и обучение модели

model = LinearRegression()

model.fit(X, y)

# Прогноз спроса для нового курса (Цена=8000, Доход=75000, Конкуренция=4,
Рейтинг=9)

new_course = [[8000, 75000, 4, 9]]

predicted_demand = model.predict(new_course)

print(f"Прогнозируемый спрос: {predicted_demand[0]:.2f} учащихся")
```

2. Анализ временных рядов – это мощный статистический инструмент, который позволяет выявлять долгосрочные тенденции, сезонные колебания и циклические изменения, что делает его важным инструментом для управления образовательными учреждениями [8; 9; 10]. Использование анализа временных рядов в образовании помогает определять тренды в выборе образовательных услуг (например, растущий интерес к программированию), прогнозировать сезонные всплески спроса (например, перед экзаменами), устанавливать гибкую ценовую политику в зависимости от спроса. В табл. 2 показаны основные компоненты временного ряда.

Таблица 2 – Основные компоненты временного ряда

Компонент	Описание	Пример в образовании
Тренд (Trend)	Долгосрочные изменения данных	Рост спроса на онлайн-курсы
Сезонность (Seasonality)	Повторяющиеся колебания в течение года	Повышенный спрос на курсы перед экзаменами
Цикличность (Cyclical)	Колебания, связанные с экономическими циклами	Увеличение интереса к частному образованию во время кризисов
Случайные колебания (Noise)	Внезапные изменения из-за внешних факторов	Всплеск спроса на дистанционное обучение из-за пандемии

Источник: составлено авторами с использованием материалов [8; 9]

В прогнозировании образовательных услуг используются следующие методы анализа временных рядов:

Метод скользящего среднего (Moving Average, MA) сглаживает временной ряд, устраняя случайные колебания и выделяя основной тренд. Он может быть применён, например, для определения средней посещаемости курсов за определённый период

или для анализа интереса к программам подготовки к ЕГЭ за последние 3–5 лет. Может быть применена следующая формула:

$$MA_t = \frac{X_t + X_{t-1} + \dots + X_{t-n+1}}{n}, \quad (3)$$

где MA_t – значение скользящего среднего на момент времени t , чел.;
 X_t – наблюдаемое значение спроса на образовательные услуги в момент времени t , чел.;
 n – окно сглаживания, количество периодов (например, месяцев).

Фрагмент кода на Python представлен в листинге 2.

Листинг 2 – Фрагмент кода на Python

```
import pandas as pd

import matplotlib.pyplot as plt

# Данные: спрос на образовательные услуги по месяцам
data = {'Месяц': range(1, 13), 'Спрос': [150, 180, 200, 250, 400, 500,
450, 420, 380, 300, 200, 160]}

df = pd.DataFrame(data)

# 3-месячное скользящее среднее
df['MA_3'] = df['Спрос'].rolling(window=3).mean()

# Визуализация
plt.plot(df['Месяц'], df['Спрос'], label='Спрос', marker='o')

plt.plot(df['Месяц'], df['MA_3'], label='Скользящее среднее',
linestyle='--', color='red')

plt.legend()

plt.title('Скользящее среднее для прогнозирования спроса')

plt.show()
```

Экспоненциальное сглаживание (Exponential Smoothing) учитывает более свежие данные, придавая им больший вес. Позволяет быстро реагировать на изменения спроса. Этот метод можно применить для прогнозирования спроса на летние образовательные курсы или учёта внезапных изменений (например, всплеск спроса из-за новых школьных программ). Формула будет выглядеть следующим образом:

$$S_t = \alpha X_t + (1 - \alpha) S_t, \quad (4)$$

где S_t – сглаженное значение спроса на момент t ;
 α – коэффициент сглаживания ($0 < \alpha < 1$);
 X_t – фактическое значение спроса.

Пример кода на Python представлен ниже в листинге 3.

ARIMA (AutoRegressive Integrated Moving Average) – это один из самых мощных методов, учитывающий авторегрессию, тренды и сезонность. Он может быть применён, например, для долгосрочного прогнозирования набора учащихся на платные курсы или оценки влияния цен на будущий спрос.

Листинг 3 – Фрагмент кода на Python

```
import pandas as pd
import matplotlib.pyplot as plt
import statsmodels.formula.api as smf
import statsmodels.api as sm
from statsmodels.tsa.holtwinters import SimpleExpSmoothing
# Данные: спрос на образовательные услуги по месяцам
data = {'Месяц': range(1, 13), 'Спрос': [150, 180, 200, 250, 400, 500,
450, 420, 380, 300, 200, 160]}
df = pd.DataFrame(data)
from statsmodels.tsa.holtwinters import SimpleExpSmoothing
# Обучение модели
model = SimpleExpSmoothing(df['Спрос']).fit(smoothing_level=0.2, opti-
mized=False)
# Прогноз на 3 месяца
df['Прогноз'] = model.forecast(3)
# Визуализация
plt.plot(df['Месяц'], df['Спрос'], label='Фактический спрос',
marker='o')
plt.plot(df['Месяц'], df['Прогноз'], label='Прогноз', linestyle='--',
color='red')
plt.legend()
plt.title('Экспоненциальное сглаживание')
plt.show()
```

Пример кода будет выглядеть так, как представлено в листинге 4.

Листинг 4 – Пример кода

```
import pandas as pd
import matplotlib.pyplot as plt
import statsmodels.formula.api as smf
import statsmodels.api as sm
from statsmodels.tsa.arima.model import ARIMA
# Данные
data = [120, 130, 150, 180, 210, 250, 300, 350, 400, 420, 450, 480]
# Модель ARIMA
model = ARIMA(data, order=(2, 1, 2))
model_fit = model.fit()
# Прогноз на 3 месяца вперед
forecast = model_fit.forecast(steps=3)
print(f"Прогноз спроса: {forecast}")
```

При этом стоит отметить, что выбор метода зависит от типа данных и целей анализа (табл. 3).

Таблица 3 – Выбор метода

Метод	Когда применять
Скользящее среднее	При сглаживании данных, если важен общий тренд
Экспоненциальное сглаживание	Когда спрос быстро меняется
ARIMA	Когда необходимо учитывать сложные сезонные колебания

Источник: составлено авторами с использованием материалов [8; 9; 10]

Модели эластичности спроса исследуют эластичность спроса – показатель, который показывает, насколько изменяется спрос на образовательные услуги при изменении различных факторов, таких как цена, доходы потребителей, наличие конкуренции [11; 12]. Применение моделей эластичности позволяет определять оптимальную цену на образовательные услуги, прогнозировать изменение спроса при изменении цен, доходов родителей, маркетинговых вложений, оценивать чувствительность учащихся и их родителей к различным условиям, например: если цена курса подготовки к ЕГЭ увеличится на 10 %, сколько учащихся откажется от него? В табл. 4 представлены основные виды эластичности спроса. $E_A = \frac{\% \Delta Q}{\% \Delta A}$

Таблица 4 – Основные виды эластичности спроса

Тип эластичности	Формула	Описание	Пример в образовании
Ценовая эластичность спроса (Price Elasticity of Demand, PED)	$E_P = \frac{\% \Delta Q}{\% \Delta P}$	Насколько изменяется спрос при изменении цены	Повышение стоимости обучения на 10 % снижает количество записей на 5 %
Эластичность спроса по доходу (Income Elasticity of Demand, IED)	$E_I = \frac{\% \Delta Q}{\% \Delta I}$	Насколько изменяется спрос при изменении дохода потребителей	Рост дохода родителей на 20 % приводит к увеличению спроса на элитные школы
Перекрыстная эластичность спроса (Cross Elasticity of Demand, CED)	$E_C = \frac{\% \Delta Q_A}{\% \Delta P_B}$	Как изменение цены одной услуги влияет на спрос другой	Понижение цен в конкурирующей школе снижает количество записей в данной школе
Рекламная эластичность спроса	$E_A = \frac{\% \Delta Q}{\% \Delta A}$	Влияние рекламных затрат на спрос	Увеличение бюджета на рекламу на 15 % повышает спрос на курсы на 8 %

Источник: составлено авторами с использованием материалов [11; 12]

Интерпретация значений эластичности:

$E > 1$ – эластичный спрос (потребители сильно реагируют на изменения);

$E < 1$ – неэластичный спрос (потребители слабо реагируют);

$E = 1$ – единичная эластичность (спрос изменяется пропорционально).

Рассмотрим пример эластичности спроса по доходу. Можно применять для анализа того, как доход родителей влияет на спрос на частное образование или для сегментирования рынка (эконом-, премиум-сегмент и т. д.). Например: если доход ро-

дителей увеличивается на 10 %, а спрос на элитные школы возрастает на 15 %, то $E_I = 15\% / 10\% = 1,5$. Таким образом, можно сделать вывод: спрос эластичный, родители с высокими доходами готовы тратить больше на образование.

Пример расчёта в Python представлен в листинге 5.

Листинг 5 – Пример расчёта в Python

```
# Исходные данные

initial_income = 80000
new_income = 88000
initial_demand = 100
new_demand = 115

# Расчет эластичности по доходу

income_change = (new_income - initial_income) / initial_income
demand_change = (new_demand - initial_demand) / initial_demand
elasticity_income = demand_change / income_change

print(f"Эластичность спроса по доходу: {elasticity_income:.2f}")
```

4. Демографические и экономические модели помогают оценить численность потенциальных учащихся, уровень платёжеспособности населения и другие социально-экономические факторы, влияющие на доступность и востребованность платного образования. Применение этих моделей позволяет: прогнозировать количество учащихся в будущем, оценивать уровень доходов семей и их готовность платить за обучение, анализировать воздействие экономических факторов (инфляции, безработицы) на образовательный рынок, планировать развитие образовательных учреждений, открытие новых школ, курсов.

Демографические модели используют данные о численности населения, рождаемости, миграции и возрастной структуре [13]. В качестве ключевых переменных можно использовать: численность детей школьного возраста (6–17 лет), коэффициент рождаемости – число детей, рождённых на 1 000 человек, уровень миграции – сколько семей переезжает в данный регион, уровень урбанизации – процент населения, проживающего в городах.

Пример: прогноз изменения количества школьников в городе. Если в городе ежегодно рождается 10 000 детей, а 5 % семей уезжает в другие регионы, можно спрогнозировать наполняемость школ через несколько лет. Для построения модели используется коэффициент рождаемости и динамика миграции для расчёта числа потенциальных учеников в школах.

Допустим, используется базовая формула расчёта численности целевой возрастной группы (например, детей в возрасте 6–10 лет) на прогнозный период:

$$S_t = S_0 + B_t - D_t + M_t, \quad (5)$$

где S_t – прогнозируемое количество учащихся в году t ;

S_0 – количество учащихся в базовом году;

B_t – число родившихся детей за период, чел;

D_t – число умерших детей за период, чел;

M_t – миграционное сальдо (приток-отток детей), чел.

Все значения выражаются в абсолютных величинах (количество человек) и могут быть получены из официальной статистики (Росстат, муниципальные службы, демографические отчёты).

На основе этой формулы может быть рассчитано будущее количество детей школьного возраста, проживающих в районе обслуживания конкретного образовательного учреждения. Полученные значения могут быть использованы как входные данные для модели прогнозирования спроса; при планировании набора и открытии дополнительных классов; в оценке ресурсной и кадровой нагрузки учреждения; при обосновании необходимости расширения образовательной инфраструктуры (новые классы, кружки, педагоги).

Пример расчёта в Python представлен в листинге 6.

Листинг 6 – Пример расчёта в Python

```
# Исходные данные
initial_students = 5000 # Количество учеников сейчас
birth_rate = 1000 # Рождаемость в год
death_rate = 50 # Смертность среди детей (условно)
migration_rate = -200 # Чистая миграция (отрицательное значение - отток)
# Прогноз на 5 лет
years = 5
students_forecast = initial_students
for year in range(1, years + 1):
    students_forecast += birth_rate - death_rate + migration_rate
    print(f"Год {year}: прогнозируемое количество учащихся = {students_forecast}")
```

Следовательно, если коэффициент рождаемости остается стабильным, а уровень миграции уменьшается, это может привести к снижению спроса на образовательные услуги в регионе.

Если необходимо спрогнозировать потенциальное количество учащихся в школах или важно учитывать долгосрочные демографические тренды, то можно использовать имитационную модель для прогнозирования спроса. Пример: Модель оценивает будущее число учащихся на основе рождаемости и миграции. Формула логистического роста (учёт демографических ограничений):

$$S_t = \frac{K}{1 + \frac{K - S_0}{S_0} e^{-rt}}, \quad (6)$$

где S_t – прогнозируемое количество учащихся в момент времени t , чел.;
 K – ёмкость рынка (максимально возможное количество учащихся в регионе), чел.;
 r – коэффициент прироста населения, доля/год;
 S_0 – начальное количество учащихся, чел.
 t – время (в годах).

Пример кода представлен в листинге 7.

Листинг 7 – Пример расчёта в Python

```
import numpy as np

import matplotlib.pyplot as plt

# Параметры модели
S0 = 5000 # Начальное число учащихся
K = 15000 # Максимальная вместимость школ
r = 0.02 # Коэффициент роста
years = np.arange(0, 20) # Прогноз на 20 лет

# Логистическая модель роста
students_forecast = K / (1 + ((K - S0) / S0) * np.exp(-r * years))

# График
plt.plot(years, students_forecast, marker="o")
plt.xlabel("Годы")
plt.ylabel("Количество учащихся")
plt.title("Прогноз численности школьников")
plt.show()
```

Итак, эта модель показывает, как изменится число учеников в долгосрочной перспективе, учитывая ограничения по численности населения.

Экономические модели прогнозирования спроса на образовательные услуги анализируют влияние доходов населения, цен на обучение, инфляции, уровня безработицы [14; 15]. Основные параметры экономических моделей – это средний доход семьи – влияет на доступность платных образовательных услуг; цена образовательных услуг определяет уровень спроса; эластичность спроса по доходу показывает, как рост доходов влияет на желание платить за обучение; конкуренция среди образовательных учреждений – больше конкуренции → ниже цены; инфляция влияет на платёжеспособность родителей.

Пример: если средний доход родителей увеличивается на 10 %, то число записавшихся учеников может вырасти на 5 %. Строим экономическую модель прогнозирования спроса на основе формулы регрессионной модели:

$$S = a + b_1P + b_2I + b_3C + b_4R,$$

где S – спрос (количество учащихся);

P – цена обучения;

I – доход семьи;

C – уровень конкуренции;

R – репутация школы.

Пример расчёта в Python представлен в листинге 8.

Листинг 8 – Пример расчёта в Python

```
import numpy as np

import pandas as pd

from sklearn.linear_model import LinearRegression

# Данные (цена, доход, конкуренция, репутация)
X = np.array([[5000, 60000, 5, 8], [7000, 80000, 4, 9], [10000, 120000, 3, 10]])

y = np.array([200, 180, 150]) # Число учеников

# Модель регрессии
model = LinearRegression()

model.fit(X, y)

# Прогноз спроса для нового курса (Цена=8000, Доход=75000, Конкуренция=4,
Рейтинг=9)
new_course = [[8000, 75000, 4, 9]]

predicted_demand = model.predict(new_course)

print(f"Прогнозируемый спрос: {predicted_demand[0]:.2f} учащихся")
```

Получается, что данная модель помогает спрогнозировать изменение спроса при изменении доходов, цены на обучение и уровня конкуренции.

Рассмотрим современные методы прогнозирования, которые включают в себя искусственный интеллект и машинное обучение (ML), анализ больших данных (Big Data), моделирование сценариев.

Искусственный интеллект (Artificial Intelligence, AI) – это направление компьютерных наук, которое разрабатывает системы, способные имитировать человеческий интеллект, включая обучение, анализ данных, прогнозирование и принятие решений [16].

Машинное обучение (Machine Learning, ML) – это подраздел искусственного интеллекта, который позволяет компьютерам обучаться на данных и улучшать свои результаты без явного программирования [17].

Несмотря на успехи, AI и ML имеют ряд недостатков: ML требует больших данных – если данных мало, модель может работать плохо; проблема «чёрного ящика» – сложно объяснить, почему нейросеть приняла то или иное решение; затраты на обучение – глубокие нейронные сети требуют высокой вычислительной мощности; этические вопросы, например, возможная дискриминация в алгоритмах, когда алгоритм несправедливо или систематически занижает (или завышает) оценки, вероятно, шансы по отношению к определённым группам людей.

Примером применения методов машинного обучения может служить использование градиентного бустинга (например, алгоритма XGBoost) для построения прогностической модели, способной учитывать взаимосвязи между десятками факторов: ценой, возрастом ребёнка, предыдущим опытом обучения, доходами семьи, источником обращения (например, реклама в социальных сетях), а также поведенческими характеристиками из CRM. Такая модель может автоматически обучаться на данных предыдущих периодов и адаптироваться к изменяющимся условиям, обеспечивая более точные прогнозы по сравнению с классическими регрессионными подходами.

Big Data (большие данные) – это методы и технологии обработки огромных объёмов информации, которые невозможно эффективно анализировать традиционными методами. Big Data в прогнозировании образовательных услуг помогает анализировать исторические и текущие данные о записавшихся студентах; прогнозировать изменение спроса на курсы с учётом трендов, экономических факторов, конкурентной среды; оптимизировать распределение ресурсов (учебных мест, преподавателей, помещений), автоматизировать принятие управленческих решений с помощью машинного обучения и искусственного интеллекта [18; 19].

В основе Big Data лежат разнообразные источники данных, которые можно использовать для анализа спроса (табл. 5).

Таблица 5 – Источники данных для анализа спроса

Источник данных	Примеры информации
Образовательные платформы	Записи студентов на курсы, оценки, активность на платформах (Coursera, Udemy, Stepik)
Социальные сети	Обсуждения образовательных программ, популярность курсов в VK, Telegram, других платформах
Поисковые запросы	Интерес к образовательным услугам через анализ запросов в Google, Яндекс
Государственные данные	Данные о населении, рождаемости, демографии (Росстат, Минобрнауки)
CRM-системы школ и вузов	Статистика по студентам, посещаемость, платежи, успеваемость
Экономические показатели	Доходы населения, уровень безработицы, инфляция (ЦБ РФ, Всемирный банк)

Источник: составлено авторами с использованием материалов [18; 19]

Использование методов Big Data обеспечивает высокую точность прогнозов – анализ больших объёмов данных улучшает предсказания. Автоматизация упрощает принятие управленческих решений. Гибкость технологий позволяет адаптировать образовательные программы в реальном времени. Но необходима защита персональных данных, чтобы обеспечить их конфиденциальность. Сложность обработки требует мощного оборудования и алгоритмов. Ошибки в данных могут снижать точность моделей.

Моделирование сценариев — это метод прогнозирования, который позволяет анализировать возможные будущие события путём создания различных сценариев развития. Он применяется в экономике, бизнесе, образовании, управлении рисками и в стратегическом планировании. Основные цели моделирования сценариев – это оценка различных вариантов развития событий, учёт неопределённости и внешних факторов, оптимизация принятия решений в условиях изменяющихся данных [20; 21]. В зависимости от целей анализа используются различные методы построения сценариев. Рассмотрим некоторые из них, используемые в образовательных услугах.

Детерминированное моделирование. Оно применяется, если необходимо просчитать сценарии с фиксированными параметрами. Например, анализируется линейная зависимость цены от спроса. Если цена за обучение увеличится на 10 %, спрос снизится на 5 %.

Формула прогнозирования спроса выглядит следующим образом:

$$S=S_0(1+r), \quad (7)$$

где S – прогнозируемый спрос на платные образовательные услуги, чел.;
 S_0 – исходный (базовый) спрос, чел.;
 r – темп прироста (роста) спроса за определённый период, выраженный в долях (например, $0.1 = 10\%$).

Такая модель позволяет учитывать непредсказуемость спроса из-за внешних факторов (экономика, форс-мажоры, предпочтения родителей) при расчёте диапазона возможных сценариев.

Модель на Python представлена ниже в листинге 9.

Листинг 9 – Модель на Python

```
# Данные
S_0 = 200 # Начальный спрос
price_change = 0.1 # Увеличение цены на 10%
demand_change = -0.05 # Снижение спроса на 5%
# Расчет спроса после изменения цены
new_demand = S_0 * (1 + demand_change)
print(f"Прогнозируемый спрос: {new_demand:.2f} учащихся")
```

Соответственно, если цена вырастет, школа потеряет часть учеников, но доход может увеличиться.

Стохастическое моделирование применяется, если на спрос влияют случайные факторы (экономика, конкуренция) и нужно учитывать разные вероятности событий. Пример: спрос может изменяться в зависимости от доходов родителей, но влияние непредсказуемо.

Формула стохастического прогноза:

$$S=S_0+\epsilon, \quad (8)$$

где S – прогноз спроса, чел.;
 S_0 – базовое значение спроса, чел.;
 ϵ – случайная составляющая, выражающая влияние непредсказуемых факторов, чел.

Модель на Python представлена в листинге 10.

Листинг 10 – Модель на Python

```
import numpy as np
# Исходные данные
S_0 = 200 # Начальный спрос
random_factor = np.random.normal(0, 10, 5) # Случайные колебания
# Прогноз спроса
stochastic_demand = S_0 + random_factor
print(f"Прогноз спроса с учетом случайных факторов: {stochastic_demand}")
```

Таким образом, стохастическая модель позволяет оценить разброс возможных значений спроса.

Далее рассмотрим имитационное моделирование (Метод Монте-Карло), которое применяется, если необходимо оценить вероятности разных сценариев и требуется анализировать риски. Пример: что если цена курсов изменится в диапазоне от -10 % до +10 %, а спрос колеблется от -15 % до +5 %?

Пример в Python представлен ниже в листинге 11.

Листинг 11 – Пример в Python

```
import numpy as np

# Количество симуляций
num_simulations = 1000

# Генерация случайных данных (изменение цены, спроса)
price_changes = np.random.uniform(-0.1, 0.1, num_simulations) # от -10% до +10%
demand_changes = np.random.uniform(-0.15, 0.05, num_simulations) # от -15% до +5%

# Расчет спроса
S_0 = 200

simulated_demand = S_0 * (1 + demand_changes)

# Анализ результатов
print(f"Средний спрос: {np.mean(simulated_demand):.2f}")
print(f"Максимальный спрос: {np.max(simulated_demand)}")
print(f"Минимальный спрос: {np.min(simulated_demand)}")
```

Этот метод позволяет оценить лучший, средний и худший сценарии.

Рассмотрим системную динамику, которая применяется, если необходимо изучить долгосрочное развитие системы и на спрос влияет несколько взаимосвязанных факторов (цена, конкуренция, репутация). Пример: школа хочет спрогнозировать изменение спроса с учётом демографических факторов.

Формула логистического роста (ограниченная ёмкость рынка):

$$S_t = \frac{K}{1 + \frac{K - S_0}{S_0} e^{-rt}}, \quad (9)$$

где S_t – прогнозируемое количество учащихся в момент времени t , чел.;
 K – ёмкость рынка (максимально возможное количество учащихся в регионе), чел.;
 r – коэффициент роста населения, доля/год;
 S_0 – начальное количество учащихся, чел.
 t – время (в годах).

Это аналог формулы (6), но применяется в рамках моделирования взаимосвязей между переменными (демография, цена, конкуренция, репутация) как часть системной модели управления спросом. Применяется для прогноза численности учащихся на фоне комплексных факторов с визуализацией динамики за годы обучения или развития организации.

Пример в Python представлен ниже в листинге 12.

Листинг 12 – Пример в Python

```
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt

# Параметры модели
S0 = 5000 # Текущее число учеников
K = 15000 # Емкость рынка
r = 0.02 # Скорость роста
years = np.arange(0, 20) # Прогноз на 20 лет

# Логистическая модель
students_forecast = K / (1 + ((K - S0) / S0) * np.exp(-r * years))

# График
plt.plot(years, students_forecast, marker="o")
plt.xlabel("Годы")
plt.ylabel("Количество учащихся")
plt.title("Прогноз численности учеников")
plt.show()
```

Эта модель позволяет оценить развитие спроса в долгосрочной перспективе.

Моделирование сценариев – важный инструмент прогнозирования. Использование имитационных, стохастических и системных моделей позволяет лучше понимать поведение рынка и управлять рисками [22]. Современные инструменты Python, Excel, Power BI делают анализ сценариев автоматизированным и точным. Образовательные учреждения, использующие сценарное моделирование, могут гибко адаптироваться к изменениям рынка и принимать обоснованные управленческие решения.

Заключение

Проведённое исследование подтвердило актуальность применения компьютерных методов прогнозирования спроса в системе управления платными образовательными услугами. Практическая апробация показала, что наибольшую прогностическую точность и универсальность продемонстрировали регрессионный анализ (в частности, множественная линейная регрессия), а также методы анализа временных рядов (экспоненциальное сглаживание и ARIMA). Эти методы обеспечивают интерпретируемые, количественно обоснованные результаты, пригодные для применения в стратегическом и оперативном управлении. Эффективность моделей эластичности особенно проявилась при необходимости оценки чувствительности спроса к измене-

ниям цены, доходов и маркетинговой активности. Современные технологии: машинное обучение, Big Data и сценарное моделирование – обеспечили высокий уровень гибкости при учёте нестандартных факторов и неполных данных. В качестве практических рекомендаций можно предложить следующее: использовать модели линейной и множественной регрессии для оценки влияния ценовой и конкурентной политики; применять анализ временных рядов для учёта сезонности и долгосрочных трендов спроса; регулярно рассчитывать коэффициенты эластичности по цене, доходу и рекламе для оптимизации тарифов; интегрировать данные из CRM-систем, социальных сетей и опросов в единую систему прогнозирования на основе Python/Power BI; применять сценарное и имитационное моделирование при разработке стратегий развития.

Таким образом, реализация прогнозных моделей с использованием программных инструментов Python и библиотек машинного обучения продемонстрировала высокую степень применимости цифровых технологий в образовательном менеджменте. Полученные результаты имеют прикладное значение для руководителей частных образовательных организаций и могут быть использованы при разработке стратегий развития, маркетингового планирования и ресурсного обеспечения.

Список источников:

1. Чемерис, О. С. Исследование систем управления платными образовательными услугами: цифровизация и перспективы развития / О. С. Чемерис, А. Д. Черников // Экономический вестник. – 2024. – Т. 3, № 2. – С. 97-102. – EDN DEPKON.
2. Васько, Ю. Е. Особенности спроса на образовательные услуги вуза как объекта анализа и прогнозирования / Ю. Е. Васько // Новое слово в науке и практике: гипотезы и апробация результатов исследований. – 2013. – № 3. – С. 170-175. – EDN RDYBYR.
3. Цыгичко, В. Н. Прогнозирование социально-экономических процессов / В. Н. Цыгичко ; В. Н. Цыгичко ; предисл. Д. М. Гвишиани. – 3-е изд.. – Москва : URSS Книжный дом "ЛИБРОКОМ", 2009. – 238 с. – ISBN 978-5-397-00021-5. – EDN QTIAUL.
4. Лапшинов, С. Б. Экономико-математические модели анализа и прогнозирования конъюнктуры регионального рынка платных услуг высшего образования : дисс. ... канд. экон. наук : 08.00.13 / С. Б. Лапшинов. – Иваново, 2012. – 192 с. – EDN QFTVYT.
5. Дрейпер, Н. Р. Прикладной регрессионный анализ / Н. Р. Дрейпер ; Норман Р. Дрейпер, Гарри Смит ; [пер. с англ. и ред. М. Власенко и др.]. – 3-е изд.. – Москва [и др.] : Диалектика, 2007. – 911 с. – ISBN 978-5-8459-0963-3. – EDN QJSGWD.
6. Барашков, В. М. Прогнозирование спроса на образовательные услуги на основе регрессионного анализа / В. М. Барашков, Н. А. Задорина // Развитие технических наук в современном мире : сборник научных трудов по итогам международной научно-практической конференции, Воронеж, 11 декабря 2016 года. Том Выпуск III. – Воронеж: Инновационный центр развития образования и науки, 2016. – С. 108-112. – EDN XYBGWD.
7. МакКинни, У. Python и анализ данных / [пер. А. Слинкин]. – Москва : ДМК-Пресс, 2023. – 536 с. – ISBN 978-5-93700-174-0.
8. Дегтярева, Н. А. Модели анализа и прогнозирования на основе временных рядов / Н. А. Дегтярева. – Челябинск : ЗАО "Библиотека А. Миллера", 2018. – 160 с. – ISBN 978-5-93162-080-0. – EDN VMUTEE.
9. Кильдишев, Г. С. Анализ временных рядов и прогнозирование / Г. С. Кильдишев, А. А. Френкель. – 2-е издание. – Москва : Ленанд, 2021. – 104 с. – ISBN 978-5-9710-8688-8. – EDN EAZYHM.
10. Яппаров, И. И. Анализ временных рядов и прогнозирование / И. И. Яппаров // XXVI Туполевские чтения (школа молодых ученых) : Материалы Международной молодёжной научной конференции. Сборник докладов, Казань, 09–10 ноября 2023 года. – Казань: ИП Сагиев А.Р., 2023. – С. 2796-2801. – EDN CYNWCH.
11. Кузин, В. Прогнозирование спроса на основе коэффициентов эластичности / В. Кузин, Л. Невротов // Балтийский экономический журнал. – 2020. – Vol. 3, No. 31. – P. 109-117.

– DOI 10.46845/2073-3364-2020-3-31-109-117. – EDN ZYAUJP.

12. Чилик, Д. А. Анализ эластичности спроса на платные услуги культуры населению / Д. А. Чилик, В. А. Карпов // Вестник Гродненского государственного университета имени Янки Купалы. Серия 5. Экономика. Социология. Биология. – 2013. – № 2(153). – С. 84-93. – EDN TTUWSB.

13. Котенев, В. А. Демографическое прогнозирование потребности рынка дошкольных образовательных услуг / В. А. Котенев, С. Н. Симонов, Д. Л. Симонова // Вестник Тамбовского университета. Серия: Гуманитарные науки. – 2015. – Т. 20, № 11(151). – С. 47-56. – DOI 10.20310/1810-0201-2015-20-11(151)-47-56. – EDN VDMJGX.

14. Орлова, М. В. Компьютерные технологии сбора и обработки данных для задач экономического прогнозирования / М. В. Орлова // Математика и ее приложения. Экономическое прогнозирование: модели и методы : материалы Международной научно-практической конференции, Орел, 20–21 мая 2011 года. – Орел: Орловский государственный университет, 2011. – С. 301-303. – EDN TJTYKX.

15. Каширина, И. Б. Экономико-математическая модель прогнозирования спроса на образовательные услуги / И. Б. Каширина, В. Г. Мыслик // Информатика и системы управления. – 2002. – № 2(4). – С. 46-53. – EDN IJVKAB.

16. Жадан, Д. А. Применение искусственного интеллекта и машинного обучения для прогнозирования экономических показателей и принятия управленческих решений / Д. А. Жадан, В. А. Васильева, И. В. Гваева // Управление информационными ресурсами : Материалы XX Международной научно-практической конференции, Минск, 29 марта 2024 года. – Минск: Академия управления при Президенте Республики Беларусь, 2024. – С. 353-354. – EDN DMAKLF.

17. Белоусов, Ю. В. Предсказание спроса с помощью методов машинного обучения / Ю. В. Белоусов, С. А. Полежаев // Процессы управления и устойчивость. – 2019. – Т. 6, № 1. – С. 218-222. – EDN SOKARX.

18. Баранников, К. А. Методология анализа больших данных в образовании (Системно-методологический подход, основанный на анализе образовательных данных, поиска стратегии принятия управленческих и организационно-педагогических решений в образовании) / К. А. Баранников, С. М. Лесин // Народное образование. – 2020. – № 2(1479). – С. 81-90. – EDN WWCKKR.

19. Фиофанова, О. А. Анализ больших данных в сфере образования: методология и технологии / О. А. Фиофанова. – Москва : Издательский дом «Дело», 2020. – 200 с. – ISBN 978-5-85006-253-8. – EDN SLBKRW.

20. Бакулина, М. Прогнозирование методом сценариев / М. Бакулина, Я. Скворцова // Экономика и социум. – 2012. – № 5(5). – С. 51-55. – EDN WBGQZJ.

21. Осадчук, О. Л. Сценарное моделирование процессов управления в сфере образования / О. Л. Осадчук // Профессиональное образование в России и за рубежом. – 2011. – № 2(4). – С. 6-17. – EDN OIRPRX.

22. Лавриненко, Я. Б. Инновационная активность организаций высшего образования в программе "приоритет 2030" / Я. Б. Лавриненко, О. С. Чемерис // Интеллектуальная инженерная экономика и индустрия 5.0 (ЭКОПРОМ) : Сборник трудов Международной научно-практической конференции, Санкт-Петербург, 17–18 ноября 2023 года. – Санкт-Петербург: ПОЛИТЕХ-ПРЕСС, 2023. – С. 777-779. – DOI 10.18720/IEP/2023.4/231. – EDN ENIYGD.

Статья поступила в редакцию / Received: 23.04.2025

Принята к публикации / Accepted: 30.05.2025

Дата выхода в свет / Date of publication: 30.06.2025