

Самые слабые и плохо применимые на практике результаты показала конфигурация гсТРМ ( $\bar{T} \approx 18723$ ,  $\bar{t} \approx 22,3$ ,  $\sigma_T \approx 14521$ ,  $\sigma_t \approx 21,2$ ).

### Список использованных источников

1. Урбанович, П.П. Сравнительный анализ методов взаимобучения нейронных сетей в задачах обмена конфиденциальной информацией / П.П. Урбанович, К.В. Чуриков // Труды БГТУ. №6. Физико-математические науки и информатика. – 2010. – С. 163–166.

2. Kanter, I. Secure exchange of information by synchronization of neural networks / I. Kanter, W. Kinzel, E. Kanter // EPL (Europhysics Letters), V. 57. – 2002. – P. 141–147.

Урбанович, П. П. Нейросетевые технологии в криптографических приложениях : [монография] / П. П. Урбанович, М. Д. Плонковски, М. Долецки. – Мин

УДК 007.5

**Н.А. Жилияк, М.В. Высоцкий**  
БГУИР  
Минск, Беларусь

### МОДЕРНИЗАЦИЯ СКОРИНГОВОЙ МОДЕЛИ ОЦЕНКИ КРЕДИТНОГО РИСКА НА ОСНОВЕ ГРАДИЕНТНОГО БУСТИНГА

*Аннотация.* В работе рассматривается модернизация скоринговой модели оценки кредитного риска с использованием ансамблевых методов. Цель – повышение точности прогнозирования и сохранение интерпретируемости решений в банковских системах.

**N.A. Zhilyak, M.V. Vysotski**  
BSUIR  
Minsk, Belarus

### MODERNIZATION OF THE SCORING MODEL FOR ASSESSING CREDIT RISK BASED ON GRADIENT BOOSTING

*Abstract.* The paper discusses the modernization of the scoring model for assessing credit risk using ensemble methods. The goal is to improve forecasting accuracy and maintain interpretability of decisions in banking systems.

Введение. Кредитный скоринг является ключевым инструментом для банков и финансовых организаций, позволяющим оценивать вероятность дефолта клиента. Традиционные методы, такие как логистическая регрессия или дискриминантный анализ, обладают высокой прозрачностью, но ограничены в точности при работе с большими и разнородными данными. Современные методы машинного обучения обеспечивают более высокую предсказательную силу, однако их результаты сложнее интерпретировать, что важно в условиях банковского надзора [1].

Цель настоящей работы – модернизация скоринговой модели с использованием современных ансамблевых методов, обеспечивающих высокий уровень точности и возможности интерпретации.

Выполним анализ существующих методов:

- классические методы. Классические методы кредитного скоринга включают логистическую регрессию, дискриминантный анализ и деревья решений. Они сохраняют значимость благодаря простоте и прозрачности, но ограничены в точности прогнозов при работе с большим числом признаков и сложными зависимостями между ними [1];

- методы машинного обучения. Методы машинного обучения, включая нейронные сети, ансамбли деревьев и байесовские модели, обеспечивают более высокую точность прогнозов. Их основные преимущества – возможность обработки разнородных и больших данных, автоматическое выделение значимых признаков и снижение ошибок прогнозирования. Основной недостаток – сложность интерпретации и повышенные требования к вычислительным ресурсам [4];

- ансамблевые методы. Ансамблевые методы объединяют результаты нескольких моделей для повышения точности и устойчивости прогнозов [1]. Среди них выделяются три ключевых направления:

- а) Бэггинг (*Bootstrap Aggregating*) – строит множество независимых моделей на различных подвыборках данных, снижая дисперсию и повышая устойчивость.

- б) Стекинг (*Stacking*) – использует различные модели, объединяя их результаты через метамодель. Обеспечивает высокую точность, но требует больших ресурсов и усложняет интерпретацию.

- в) Бустинг (*Boosting*) – последовательное обучение моделей, каждая из которых исправляет ошибки предыдущих. Отличается

высокой точностью и способностью работать с разнородными признаками [2].

На основе анализа преимуществ и недостатков всех методов, для модернизации скоринговой модели был выбран бустинг, обеспечивающий оптимальный баланс точности, устойчивости и возможности интерпретации [3].

Методология проведения исследования следующая:

- подготовка данных. Для построения модели был подготовлен набор признаков, включающий социально-демографические, финансовые и поведенческие показатели клиентов. Все признаки прошли обработку, включающую нормализацию, кодирование категориальных данных и устранение пропусков;
- построение модели. В качестве базового алгоритма используется градиентный бустинг [1]. Метод обучает последовательность слабых моделей (обычно деревья решений), каждая из которых корректирует ошибки предыдущих. Итоговый ансамбль обладает высокой точностью предсказаний и устойчивостью к шуму [2].

Основные преимущества выбранного подхода:

- г) высокая точность прогнозов;
- д) способность работать с разнородными признаками;
- е) возможность интерпретации модели через оценку важности признаков [3];
- интерпретация результатов. Для оценки влияния признаков на кредитоспособность используется метод *feature importance* и *SHAP*-анализ [5], что позволяет объяснять решения модели и выделять наиболее значимые факторы риска.

Выводы и рекомендации.

Модернизация скоринговой модели на основе градиентного бустинга обеспечивает высокую точность и устойчивость прогнозов. Ансамблевый подход позволяет совмещать работу с разнородными признаками и интерпретируемость решений. Для практического применения рекомендуется использовать методы объяснения решений модели (*SHAP*, *feature importance*) для поддержки принятия решений кредитными экспертами. Дальнейшие исследования могут быть направлены на оптимизацию гиперпараметров модели и интеграцию дополнительных поведенческих признаков для повышения точности оценки кредитного риска.

## Список использованных источников

1. Friedman J.H. Greedy function approximation: A gradient boosting machine. – Annals of Statistics, 2001.
2. Chen T., Guestrin C. XGBoost: A scalable tree boosting system. – KDD, 2016.
3. Prokhorenkova L. et al. CatBoost: unbiased boosting with categorical features. – NeurIPS, 2018.
4. Pedregosa F. et al. Scikit-learn: Machine Learning in Python. JMLR, 2011.
5. Lundberg S., Lee S.-I. A unified approach to interpreting model predictions. NIPS, 2017.

УДК 338.48-6:502/504

**А.Г. Гайда**

Белорусский государственный технологический университет  
Минск, Беларусь

## ИНФОРМАЦИОННО-КОММУНИКАЦИОННЫЕ ТЕХНОЛОГИИ КАК ФАКТОР РАЗВИТИЯ ЭКОЛОГИЧЕСКОГО ТУРИЗМА В РЕСПУБЛИКЕ БЕЛАРУСЬ: СОВРЕМЕННОЕ СОСТОЯНИЕ И ПЕРСПЕКТИВЫ

***Аннотация.** В статье проведен анализ роли и внедрения информационно-коммуникационных технологий (ИКТ) в сфере экологического туризма Республики Беларусь. Рассмотрены ключевые направления применения ИКТ, включая информационные системы, мобильные приложения, технологии бронирования и инструменты мониторинга. Выявлены системные проблемы, сдерживающие цифровизацию отрасли, и определены перспективные векторы развития, такие как создание единой цифровой экосистемы и внедрение технологий «умного» туризма.*

**A.G. Gaida**

Belarusian State Technological University  
Minsk, Belarus

## INFORMATION AND COMMUNICATION TECHNOLOGIES AS A FACTOR IN THE DEVELOPMENT OF ECOLOGICAL TOURISM IN THE REPUBLIC OF BELARUS: CURRENT STATE AND PROSPECTS

***Abstract.** This article analyzes the role and implementation of information and communication technologies (ICT) in ecotourism in the Republic of Belarus. Key areas of ICT application are examined, including information systems, mobile applications, booking technologies, and monitoring tools. Systemic challenges hindering the industry's*