

УДК 519.862.6

*Л. П. Бакуменко*

ФГБОУ ВО «Марийский государственный университет», Йошкар-Ола,  
e-mail: lpbakum@mail.ru

*А. В. Бурков*

ФГБОУ ВО «Марийский государственный университет», Йошкар-Ола,  
e-mail: alexey.burkov@gmail.com

## НЕЙРОННЫЕ СЕТИ В ЭКОНОМЕТРИЧЕСКОМ МОДЕЛИРОВАНИИ ОЦЕНКИ КАЧЕСТВА ОБРАЗОВАТЕЛЬНОГО ПРОЦЕССА В ВУЗЕ

**Ключевые слова:** моделирование, эконометрические модели, математические методы, нейронные сети, качество образования.

В данной статье рассматривается разработка и применение эконометрических нейросетевых моделей для оценки результатов успеваемости студентов как критерия качества получаемого образования. В качестве информационной базы исследования послужили данные проведенного анкетирования среди студентов экономического, физико-математического и электроэнергетического факультетов, также данные по отчисленным студентам, представленным деканатами ЭФ и ФМФ Института цифровых технологий Марийского государственного университета. В рамках исследования были рассмотрены две эконометрические нейросетевые модели. В первой, в качестве зависимой переменной выступает показатель «Количество академических долгов», а во второй – показатель «Количество пропусков». Для каждой из моделей были построены пять видов нейронных сетей. Были оценены основные характеристики сетей и выбраны наилучшие модели. Для обоснования практической значимости в работе приведены примеры использования построенных моделей.

*L. P. Bakumenko*

Mari State University, Yoshkar-Ola, e-mail: lpbakum@mail.ru

*A. V. Burkov*

Mari State University, Yoshkar-Ola, e-mail: alexey.burkov@gmail.com

## NEURAL NETWORKS IN ECONOMETRIC MODELING OF ASSESSMENT OF THE QUALITY OF THE EDUCATIONAL PROCESS AT A UNIVERSITY

**Keywords:** modeling, econometric models, mathematical methods, neural networks, quality of education.

This article discusses the development and application of econometric neural network models for assessing student performance as a criterion for the quality of education received. The information base for the study was based on the data of a survey conducted among students of the economics, physics, mathematics and electrical power engineering faculties, as well as data on expelled students presented by the deans of the Faculty of Economics and the Faculty of Mathematical Sciences of the Institute of Digital Technologies of the Mari State University. As part of the study, two econometric neural network models were considered. In the first, the dependent variable is the “Number of academic debts” indicator, and in the second – the “Number of absences” indicator. For each of the models, five types of neural networks were built. The main characteristics of the networks were assessed and the best models were selected. To substantiate the practical significance, the work provides examples of the use of the constructed models.

Целью исследования является разработка достоверных эконометрических моделей для оценки результатов успеваемости студентов как критерия качества получаемого образования, а также выявление факторов, влияющих на успеваемость, посещаемость студентов и отчисление из вуза. Исследование факторов, влияющих на конкурентоспособность будущего выпускника уже подни-

малась в научной литературе и в настоящее время в свете современных социально-экономических преобразований звучит как никогда актуально [1, 2]. Качество образования и конкурентоспособность выпускников тесно взаимосвязана с риск-ориентированным регулированием российских вузов и должны использоваться в государственном регулировании образовательной деятельности [3].

Эмпирическая задача состояла в построении статистических нейросетевых моделей различных видов. Для проведения анализа были использованы инструменты многомерной статистики и нейронных сетей в пакете Statistica, программирование в среде R, которые уже доказали свою достоверность и надежность [4].

**Материалы и методы исследования**

Основным информационным источником для проведения исследования стали данные проведенного анкетирования среди студентов экономического, физико-математического и электроэнергетического факультетов, также данные по отчисленным студентам, представленным деканатами ЭФ и ФМФ Института цифровых технологий Марийского государственного университета.

Сбор данных производился посредством онлайн анкетирования студентов в течение двух месяцев (март и апрель) 2023 года.

В анкетировании принимали участие студенты 38 учебных групп. Каждой группе был присвоен индивидуальный код. В исследовании приняли участие студенты по следующим направлениям и профилям:

- 01.03.01 Математика (Математические и инструментальные методы в экономике),
- 01.03.01 Математика (Математические методы в экономике),
- 01.03.01 Математика (Математическое моделирование, нейросетевые технологии и анализ больших данных),
- 02.03.03 Математическое обеспечение и администрирование информационных систем (Интеллектуальные системы и базы данных),
- 03.03.02 Физика (Медицинская физика),
- 09.02.07 Информационные системы и программирование (СПО),
- 09.03.02 Информационные системы и технологии (Разработка мобильных и web-приложений),
- 09.03.02 Информационные системы и технологии (Современные радиолокационные системы дальнего обнаружения),
- 13.03.02 Электроэнергетика и электротехника (Электроснабжение по отраслям),
- 22.02.01 Материаловедение и технологии материалов (Технология производства радиоэлектронной компонентной базы и систем),
- 38.03.01 Экономика (Бизнес-статистика и аналитика),

- 38.03.01 Экономика (Финансовая и прикладная экономика),
- 38.03.01 Экономика (Цифровая экономика),
- 43.03.01 Сервис (Сервисная деятельность в бизнесе),
- 43.03.01 Сервис (Управление бизнесом),
- 43.03.01 Сервис (Цифровой маркетинг и бизнес-аналитика).

Всего в анкетировании принимали участие 290 студентов. По каждому студенту были собраны данные по 12 параметрам, качественные показатели были переведены в количественные. Список параметров и их расшифровка представлены в таблице (таблица 1).

**Таблица 1**

Переменные для моделей

Независимая переменная	Расшифровка значений (кодирование переменных)
Форма финансирования	1 – Бюджет; 0 – Внебюджет
Курс	Первый – 1; Второй – 2; Третий – 3; Четвертый – 4
Пол	Мужской – 1; Женский – 0
Возраст	17 – 1; 18 – 2; 19 – 3; 20 – 4; 21 – 5; 22 – 6; 23 – 7; 33 – 8
Территориальное происхождение	Город – 1; Сельская местность – 2; Другая страна – 3
Общежитие	Проживаю – 1; Не проживаю – 0
Количество пропусков	
Количество долгов	
Средний балл зачётной книжки	
Результаты ЕГЭ	
Средний балл по аттестату	

В рамках исследования были рассмотрены две модели. В первой, в качестве зависимой переменной выступает показатель «количество академических долгов», а во второй – показатель «количество пропусков». Для каждой из моделей были построены нейросетевые модели.

**Результаты исследования и их обсуждение**

Рассмотрим результаты построения нейросетевых моделей, описывающих за-

висимость «Количества долгов» от вышеперечисленных независимых переменных. Для определения наиболее точной регрессионной модели были рассмотрены несколько типов нейронных сетей:

- Linear – линейная нейронная сеть.
- MLP – многослойный персептрон.
- RBF – нейронная сеть радиально-базисных функций.
- GRNN – обобщенная нейронная сеть.

Всего было проанализировано 20 сетей (каждой нейронной сети был присвоен условный порядковый номер от 1 до 20) различных типов и с различным количеством слоев и нейронов на слое. Результатом анализа явились 5 нейронных сетей, имеющих наивысшую точность. Результат представлен в таблице (таблица 2).

Наилучшей регрессионной нейросетевой моделью зависимости количества академических долгов от заданных переменных является модель многослойного персептрона с одним входным, двумя скрытым и одним выходным слоем, с пятью нейронами на входном слое, десятью и четырь-

мя на скрытых слоях и одним нейроном на выходном слое (нейронная сеть с порядковым номером восемь). Точность модели на тестовой выборке равна 88%. В пятерку лучших нейросетей также входят как линейные нейронные сети, так и многослойные персептроны.

Ниже представлены описательные параметры построенных регрессионных нейросетевых моделей (таблица 3) и их графическая реализация (рисунок 1). Из описательных параметров моделей можно сделать вывод о том, что средняя ошибка моделирования не превышает 3%. У наилучшей модели с порядковым номером восемь средняя ошибка моделирования равна 0,6%.

Теперь перейдем к анализу чувствительности построенных моделей (таблица 4). Наибольшее влияние на зависимую переменную лучшей модели оказывают такие факторы, как «Пол» и «Средний балл по аттестату».

Графическое представление построенных нейронных сетей отображено на рисунке 1.

Таблица 2

Наилучшие регрессионные модели

№	Архитектура сети	Производ. обучения	Контрольн. производит.	Тест. производ.	Ошибка обуч.	Контрольн. ошибка	Тест. ошибка	Входы	Скрытый слой №1	Скрытый слой №2
6	Linear 2:2-1:1	0,943	0,945	1,047	0,176	0,119	0,126	2	0	0
7	Linear 3:3-1:1	0,911	0,921	1,022	0,170	0,116	0,125	3	0	0
8	MLP 5:5-10-4-1:1	0,733	0,914	1,048	0,137	0,115	0,124	5	10	4
9	MLP 3:3-4-1:1	0,788	0,888	1,064	0,147	0,112	0,127	3	4	0
10	MLP 5:5-10-7-1:1	0,729	0,875	1,072	0,136	0,110	0,128	5	10	7

Таблица 3

Параметры регрессии (здесь номера – это номера моделей)

Параметры модели	Количество долгов.6	Количество долгов.7	Количество долгов.8	Количество долгов.9	Количество долгов.10
Среднее	0,142	0,142	0,142	0,142	0,142
Стандартное отклонение	0,476	0,476	0,476	0,476	0,476
Средняя ошибка	0,023	0,027	-0,006	0,012	0,013
Ст.откл.ошибки	0,456	0,442	0,386	0,403	0,384
Абс.средн.ошибки	0,268	0,278	0,215	0,202	0,200
Отношение ст.откл.	0,956	0,929	0,811	0,845	0,806
Корреляция	0,299	0,378	0,586	0,536	0,593

Анализ чувствительности регрессионных моделей  
(здесь номера – это номера моделей)

Параметры модели	Пол	Территориальное происхождение	Количество пропусков	Средний балл зачётной книжки	Средний балл по аттестату
Отношение.6	1,015	1,028			
Ранг.6	2,000	1,000			
Отношение.7	1,005	1,028		1,033	
Ранг.7	3,000	2,000		1,000	
Отношение.8	1,124	1,107	1,013	1,066	1,117
Ранг.8	1,000	3,000	5,000	4,000	2,000
Отношение.9		1,075		1,026	1,092
Ранг.9		2,000		3,000	1,000
Отношение.10	1,041	1,102	1,050	1,054	1,136
Ранг.10	5,000	2,000	4,000	3,000	1,000

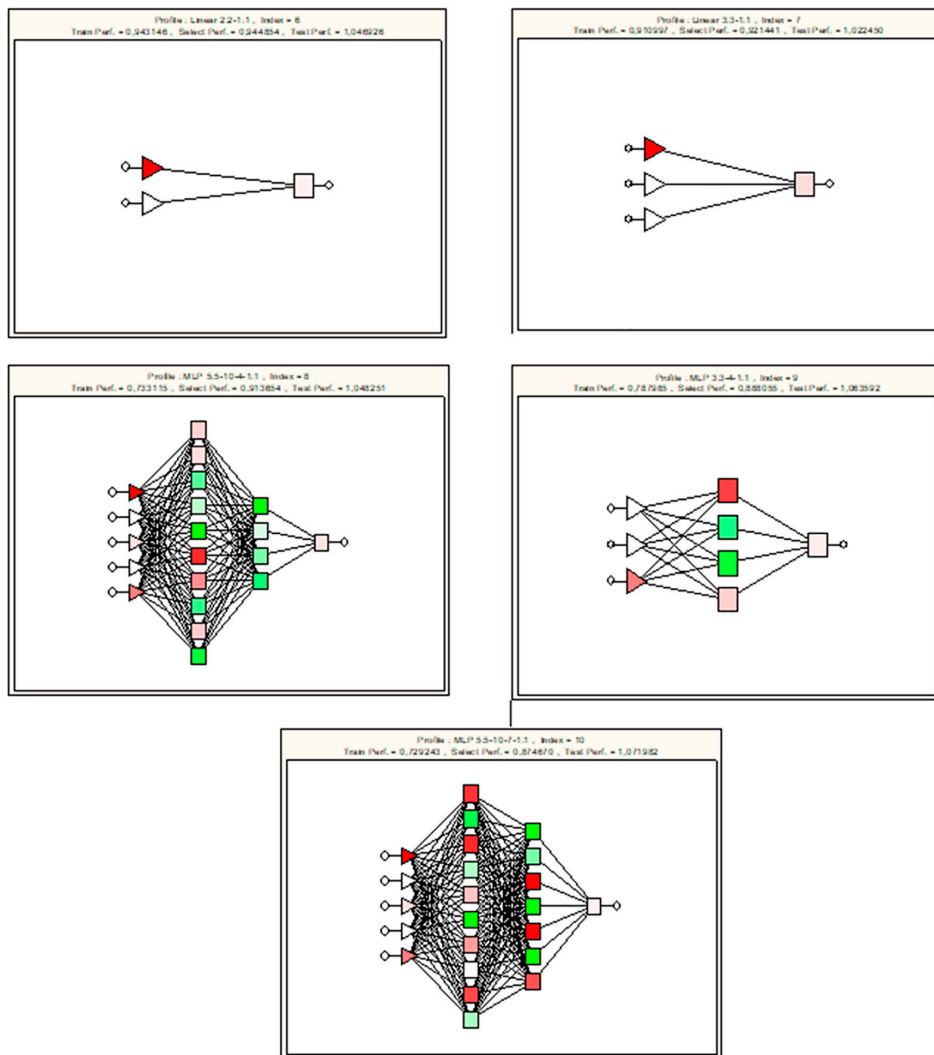


Рис. 1. Графическое представление построенных нейронных сетей по показателю «количество академических долгов»  
Источник: построено авторами с использованием программы Statistica 7.0

Проверка результатов применения выбранных моделей была проведена на нескольких условных примерах.

1. Студент имеет следующие параметры: пол: мужской, территориальное происхождение: другая страна, количество пропусков: 0, средний балл зачетной книжки: 3, средний балл по аттестату 3, количество долгов у данного студента равно 3. Значение зависимой переменной равно 2.89.

2. Студент имеет следующие параметры: пол: мужской, территориальное происхождение: сельская местность, количество пропусков: 3, средний балл зачетной книжки: 3, средний балл по аттестату 4, количество долгов у данного студента равно 1. Значение зависимой переменной равно 0.7.

3. Студент имеет следующие параметры: пол: женский, территориальное происхождение: город, количество пропусков: 2, средний балл зачетной книжки: 4, средний балл по аттестату 5, количество долгов у данного студента равно 0. Значение зависимой переменной равно 0.01.

Перейдем к анализу второго показателя «количество пропусков» и рассмотрим по-

строение нейросетевых моделей, описывающих зависимость «количества пропусков» от вышеперечисленных независимых параметров. Как и в случае с «количеством долгов», для определения наиболее точной регрессионной модели были рассмотрены несколько типов нейронных сетей: Linear, MLP, RBF и GRNN. Было проанализировано 20 сетей различных типов и с различным количеством слоев и нейронов на слое. Результатом анализа явились 5 нейронных сетей, имеющих наивысшую точность. Результат представлен в таблице 5.

Рассмотрим параметры построенных моделей, представленные в таблице 5. Анализируя таблицу, авторы пришли к выводу о том, что наилучшей регрессионной моделью для оценки количества пропусков является модель №4 – это модель радиально-базисных функций с четырьмя нейронами на входном слое, 11 нейронами на скрытом слое и одним выходным нейроном (таблица 6).

На тестовой выборке, точность модели составила 95%, а средняя ошибка модели составила 18%.

Таблица 5

Наилучшие регрессионные модели

№	Архитектура сети	Производ. обучения	Контрольн. производит.	Тест. производ.	Ошибка обуч.	Контрольн. ошибка	Тест. ошибка	Входы	Скрытый слой №1	Скрытый слой №2
1	GRNN 4:4-121-2-1:1	0,803	0,925	0,831	0,049	0,072	0,050	4	121	2
2	RBF 4:4-4-1:1	0,864	0,915	0,866	0,053	0,071	0,052	4	4	0
3	GRNN 4:4-121-2-1:1	0,871	0,910	0,890	0,054	0,070	0,053	4	121	2
4	RBF 4:4-11-1:1	0,819	0,905	0,859	0,050	0,070	0,052	4	11	0
5	RBF 4:4-8-1:1	0,789	0,900	0,780	0,049	0,070	0,047	4	8	0

Таблица 6

Параметры регрессии (здесь номера – это номера моделей)

	Количество пропусков.1	Количество пропусков.2	Количество пропусков.3	Количество пропусков.4	Количество пропусков.5
Среднее	8,347	8,347	8,347	8,347	8,347
Стандартное отклонение	17,169	17,169	17,169	17,169	17,169
Средняя ошибка	-0,580	0,556	-0,737	0,184	0,253
Ст.откл.ошибки	14,642	15,157	15,262	14,752	14,206
Абс.средн.ошибки	8,501	9,204	8,841	9,048	8,921
Отношение ст.откл.	0,853	0,883	0,889	0,859	0,827
Корреляция	0,558	0,470	0,541	0,512	0,562

Таблица 7

Анализ чувствительности регрессионных моделей  
(здесь номера – это номера моделей)

Параметры модели	Возраст	Количество долгов	Результаты ЕГЭ	Средний балл по аттестату
Отношение.1	1,021	1,018	1,038	1,107
Ранг.1	3,000	4,000	2,000	1,000
Отношение.2	1,016	0,996	1,003	1,048
Ранг.2	2,000	4,000	3,000	1,000
Отношение.3	1,019	1,027	1,023	1,072
Ранг.3	4,000	2,000	3,000	1,000
Отношение.4	1,019	1,002	1,010	1,086
Ранг.4	2,000	4,000	3,000	1,000
Отношение.5	1,015	0,991	1,000	1,172
Ранг.5	2,000	4,000	3,000	1,000

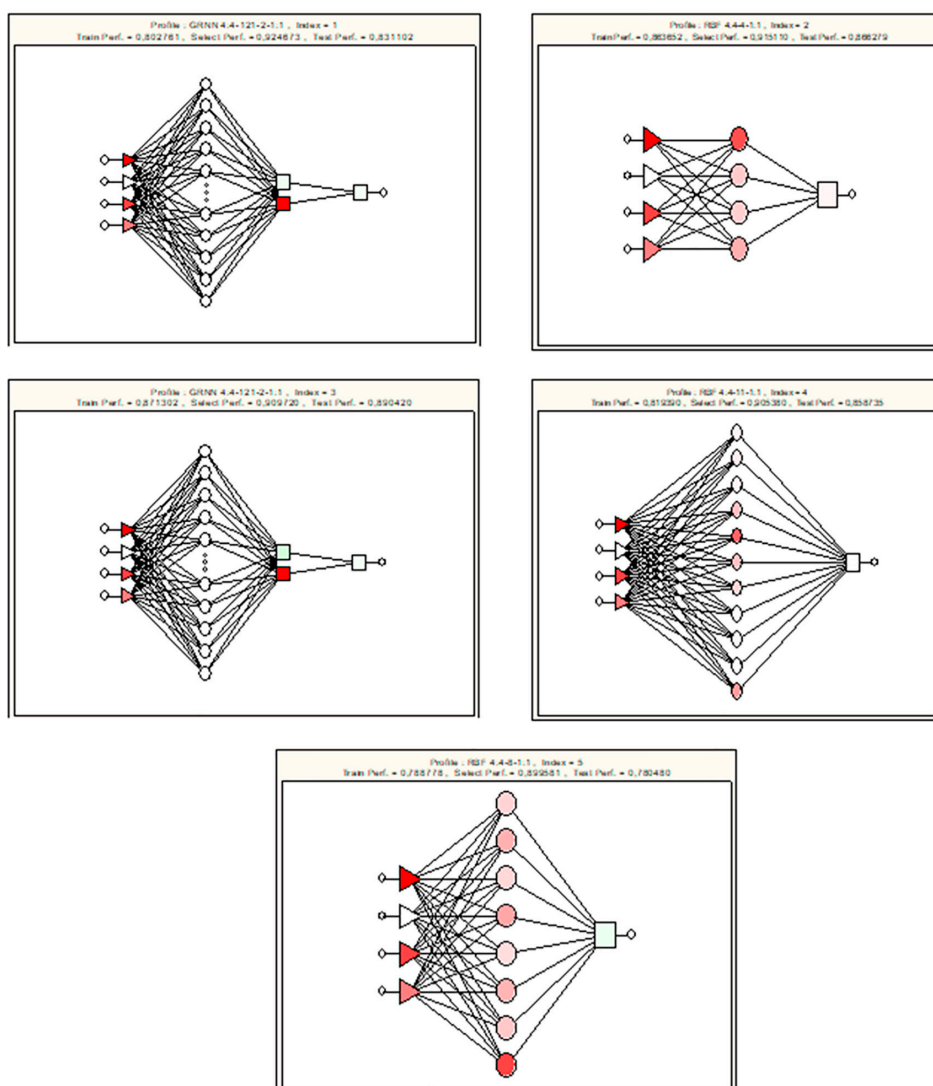


Рис. 2. Графическая реализация построенных моделей по показателю «количество пропусков»  
Источник: построено авторами с использованием программы Statistica 7.0



Анализ чувствительности модели показал, что на количество пропусков занятий студентом, наибольшее влияние оказывает «Средний балл по аттестату» и «Возраст», а наименьший «Количество долгов» (таблица 7).

На рисунке 2 представлены графические реализации построенных моделей.

Проверка результатов применения выбранных моделей была проведена на нескольких условных примерах.

1. Студент имеет следующие параметры: возраст: 19 лет, количество долгов: 0, результаты ЕГЭ: 251 балл, средний балл по аттестату: 5, количество пропусков у данного студента равно 3. Значение зависимой переменной равно 3.29.

2. Студент имеет следующие параметры: возраст: 18 лет, количество долгов: 0, результаты ЕГЭ: 218 баллов, средний балл по аттестату: 4.8, количество пропусков у данного студента равно 8. Значение зависимой переменной равно 7.35.

3. Студент имеет следующие параметры: возраст: 19 лет, количество долгов: 0, результаты ЕГЭ: 211 балл, средний балл по аттестату: 4.8, количество пропусков у данного студента равно 6. Значение зависимой переменной равно 5.20.

### Заключение

Резюмирую вышеизложенное можно сделать следующие выводы.

Наилучшей регрессионной нейросетевой моделью зависимости количества академических долгов от заданных переменных является модель многослойного персептрона с одним входным, двумя скрытым и одним выходным слоем, с пятью нейронами на входном слое, десятью и четырьмя на скрытых слоях и одним нейроном на выходном слое (нейронная сеть с порядковым номером восемь). Точность модели на тестовой выборке равна 88%. В пятерку лучших нейросетей также входят как линейные нейронные сети, так и многослойные персептроны.

Наибольшее влияние на зависимую переменную лучшей модели оказывают такие факторы, как «Пол» и «Средний балл по аттестату».

Наилучшей из всех нейросетевых моделей, описывающих зависимость «Количество пропусков» от вышеперечисленных независимых параметров является модель радиально-базисных функций с четырьмя нейронами на входном слое, 11 нейронами на скрытом слое и одним выходным нейроном.

Анализ чувствительности модели показал, что на количество пропусков занятий студентом, наибольшее влияние оказывает «Средний балл по аттестату» и «Возраст», а наименьший «Количество долгов».

Проверка построенных моделей на примерах доказала их практическую значимость.

### Библиографический список

1. Burkov A.V. The use of logit and probit regression models in the process of graduates' employment // International Journal of Scientific and Technology Research. 2019. Т. 8, № 11. С. 3005-3012.
2. Бакуменко Л.П. Моделирование эффективности работы системы высшего образования (вузов) Приволжского федерального округа // Вестник Забайкальского государственного университета. 2021. Т. 27, № 10. С. 85-93.
3. Пономарева Е.А., Савина А.Д., Антоненко Н.С. Риск-ориентированное регулирование российских вузов: индикаторы риска и их использование для целей государственного контроля // Высшее образование в России. 2023. Т. 32, № 2. С. 43-60. DOI 10.31992/0869-3617-2023-32-2-43-60.
4. Ливинская В.А., Шалухова М.А. Применение методов прикладной статистики в исследовании рынка труда IT-специалистов // Системный анализ и прикладная информатика. 2022. № 2. С. 47-52.
5. Меликян А.В. Подготовка IT-специалистов в российских вузах: статистический анализ // Вопросы статистики. 2022. Т. 29, № 6. С. 74-83. DOI 10.34023/2313-6383-2022-29-6-74-83.
6. Бабич С.Г., Дарда Е.С., Маркович Е.Д. Изучение динамики и прогнозирование основных показателей высшего образования в Российской Федерации // Экономика и предпринимательство. 2023. № 7(156). С. 204-213. DOI 10.34925/EIP.2023.156.7.033.