

ВИШНЯКОВ В. А., ПОЛОСКО Е. И.

ФАКТОРНЫЙ, РЕГРЕССИОННЫЙ И КОРРЕЛЯЦИОННЫЙ АНАЛИЗЫ ДЛЯ ОЦЕНКИ ИСПОЛЬЗОВАНИЯ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ В УЧЕБНОМ ПРОЦЕССЕ УНИВЕРСИТЕТА

Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники
г. Минск, Республика Беларусь

Аннотация. Предметом исследований является оценка использования нейронных сетей в учебном процессе университета. Цель статьи – оценка использования готовых нейронных сетей в организации учебного процесса с применением факторного, регрессионного и корреляционного анализов. Рассмотрены основные аспекты применения нейронных сетей, их влияние на успеваемость студентов и эффективность образовательных программ. Использование готовых нейронных сетей в учебном процессе университета имеет значительный потенциал для повышения эффективности обучения. Ключевыми факторами успешного внедрения являются техническая оснащенность университета, квалификация преподавателей и доступность готовых решений. Регрессионные модели подтвердили положительное влияние нейронных сетей на успеваемость студентов, а корреляционный анализ выявил сильную связь между использованием нейронных сетей и мотивацией студентов. Рекомендуется увеличить количество часов, выделенных на изучение нейронных сетей; проводить регулярные тренинги для преподавателей.

Ключевые слова: нейронные сети, учебный процесс, факторный, регрессионный, корреляционный, анализ

Введение

В образовательном процессе университетов все чаще используются готовые нейронные сети для решения задач, связанных с анализом данных, автоматизацией процессов и повышением эффективности обучения [1]. Однако для оценки влияния нейросетей на учебный процесс необходимо провести комплексный анализ, включающий факторный, регрессионный и корреляционный методы. Эти методы позволяют выявить ключевые факторы, влияющие на успешность внедрения нейронных сетей, определить взаимосвязи между переменными и построить прогнозные модели, которые позволят лучше организовывать построение сетей [2].

В работе [3] выполнен факторный анализ для оценки самоорганизации студентов. В работе [4] авторы использовали факторный анализ для оценки влияния технологических ресурсов на успешность внедрения искусственного интеллекта в образовательные процессы. Было выявлено, что ключевыми факторами являются удовлетворенность и влияние на учебный процесс. Работа [5] посвящена использованию корреляционно-регрессионного анализа для обоснования публикационной активности в университете. В работе [6] была построена линейная регрессионная модель, которая показала, что использование нейронных сетей в учебном процессе положительно коррелирует с удовлетворенностью студентов ($R^2 = 0.61$).

Этапы и результаты проведения анализа

Для оценки эффективности использования нейронных сетей в образовательном процессе универси-

тета нужно применять различные методы статистического анализа, включая факторный, регрессионный и корреляционный анализы. Эти методы позволяют выявить зависимости между переменными, определить влияние факторов на успеваемость студентов и оценить степень взаимосвязи между использованием нейронных сетей и учебными результатами.

Исследование оценки использования нейронных сетей в учебном процессе университета проводилось на основе данных анкетирования 200 студентов.

Анализ данных был проведен с использованием библиотек языка программирования Python.

Для проведения исследования были использованы результаты ответов на следующие вопросы:

- Как часто вы используете нейронные сети в учебном процессе?
- Как бы вы оценили уровень своих знания в данной технологии?
- Есть ли у вас доступ к необходимым нейронным сетям?
- Как бы вы оценили свою удовлетворенность от использования нейронных сетей в учебном процессе?
- Какие нейронные сети вы используете?
- Как вы оцениваете влияние нейронных сетей на ваш учебный процесс?
- Насколько полезными вы считаете технологии в процессе обучения?
- Чувствуете ли вы себя более вовлеченным в учебный процесс?
- В каких аспектах вы используете нейронные сети?
- Увеличился ли ваш средний балл при использовании нейронных сетей в обучении?

Частотный анализ

Для начала проведем частотный анализ по следующим показателям: популярные нейронные сети и аспекты их использования.

На основе данных при ответе на вопрос «Какие нейронные сети вы используете?», представленных на рисунке 1, можно сделать следующие наблюдения.

ChatGPT — явный лидер. С результатом 182 ответа эта нейронная сеть значительно опережает остальные, что свидетельствует о ее высокой популярности среди пользователей. Это может быть связано с ее широким функционалом, доступностью и признанием в различных сферах.

Copilot — на втором месте. Результат (89 ответов) указывает на значительный уровень использования, особенно среди тех, кто ищет поддержку в программировании, написании текстов и анализе данных.

Средняя популярность DeepSeek, Midjourney и Grok. Их показатели (64, 38 и 27 ответов соответственно) указывают на устойчивый интерес. Midjourney известен в сфере генерации изображений, а Grok привлекает пользователей, заинтересованных в нетривиальных алгоритмах.

Относительно низкое использование Notion AI, YandexGPT, Poe и Gemini. Данные нейронные сети имеют менее 15 ответов каждая. Вероятно, их применяют в специфических задачах или их функциональность пока не получила широкой распространенности.

Минимальный процент отказа от использования нейронных сетей: только 2 ответа. Это говорит о том, что большинство пользователей все же активно используют хотя бы одну из представленных технологий.

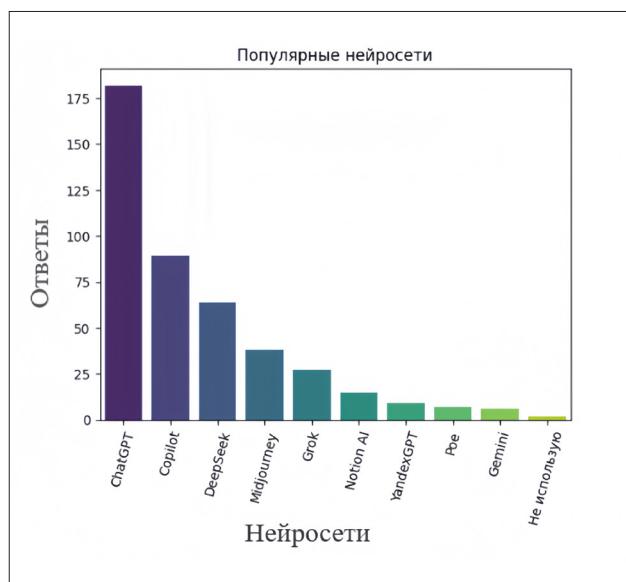


Рисунок 1. Популярные нейронные сети

На основе ответов на вопрос «В каких аспектах вы используете нейронные сети?», представленных на рисунке 2, можно сделать следующие наблюдения.

Программирование (186 ответов) — абсолютный лидер. Нейронные сети широко используются в разработке кода, поиске и исправлении ошибок, генерации алгоритмов и автоматизации рутинных процессов.

Экономика (107 ответов) и математика (108 ответов) — высокая востребованность. Здесь нейронные сети применяются для анализа данных, прогнозирования, построения моделей, обработки статистики и оптимизации финансовых решений. В экономике они помогают анализировать макро- и микроэкономические показатели, а в математике — решать сложные уравнения, интерпретировать графики и выполнять вычисления.

Философия (41 ответ) — средний уровень использования. Несмотря на меньшую популярность, нейронные сети применяются для анализа текстов, обработки аргументации, построения логических рассуждений и генерации философских эссе. Это может быть полезно в исследовательской деятельности.

Гуманитарные науки (2 ответа) — минимальное использование. Низкий показатель может свидетельствовать о том, что пользователи пока не видят нейронные сети как ключевой инструмент в гуманитарных исследованиях. Однако в перспективе нейронные сети можно использовать для анализа литературы, исторических документов и перевода текстов.

Аспект «Везде, где возникают вопросы» (6 ответов) — универсальное применение. Этот показатель подчеркивает, что нейронные сети востребованы и в решении повседневных проблем, консультациях, поиске информации и генерации идей.

Вывод: нейронные сети особенно активно применяются в технических и аналитических областях, но постепенно проникают и в гуманитарные науки. В будущем можно ожидать рост их влияния в менее традиционных для искусственного интеллекта сферах.

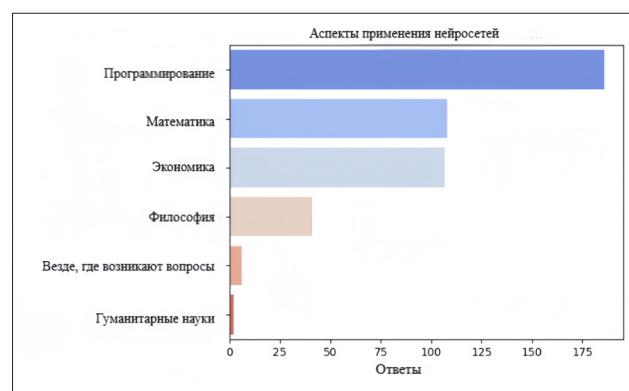


Рисунок 2. Аспекты применения нейронных сетей

Статистический анализ

Данные статистического анализа по ключевым вопросам представлены в таблице 1. Общее количество студентов 200. Данные оценивались по пятибалльной шкале, где 0 — минимальное значение, 5 — максимальное значение.

Таблица 1. Данные статистического анализа по ключевым вопросам

Вопрос	Среднее значение
Как часто вы используете нейросети в учебном процессе?	4,2
Как бы вы оценили уровень своих знаний в данной технологии?	3,5
Как бы вы оценили свою удовлетворенность от использования нейросетей в учебном процессе?	4,0
Как вы оцениваете влияние нейросетей на ваш учебный процесс?	3,8
Насколько полезными вы считаете технологии в процессе обучения?	4,4
Чувствуете ли вы себя более вовлеченным в учебный процесс?	3,8

На основе представленных данных можно сделать следующие выводы.

1. Частота использования нейросетей (4,2): студенты активно используют нейронные сети в учебном процессе, что свидетельствует о высокой интеграции этих технологий в образовательную практику.

2. Уровень знаний о технологии (3,5): уровень знаний студентов о нейронных сетях находится на среднем уровне. Это может указывать на то, что понимание и осведомленность о нейросетях могут быть улучшены, при том что студенты активно их используют.

3. Удовлетворенность от использования (4,0): студенты достаточно удовлетворены использованием нейронных сетей в учебном процессе, что говорит о положительном восприятии этих технологий и их эффективности.

4. Влияние на учебный процесс (3,8): оценка влияния нейронных сетей на учебный процесс также находится на высоком уровне. Это указывает на то, что студенты чувствуют положительное воздействие технологий на их обучение.

5. Полезность технологий (4,4): высокая оценка полезности нейронных сетей в обучении подтверждает, что студенты видят значительные преимущества от их использования, что может способствовать дальнейшему внедрению этих технологий.

6. Вовлеченность в учебный процесс (3,8): оценка вовлеченности студентов в учебный процесс также находится на уровне выше среднего, что говорит о том, что использование нейронных сетей способствует повышению их активности и интереса к обучению.

Вывод: студенты активно используют нейронные сети в учебном процессе и оценивают их как полезные и удовлетворяющие их запросам. Несмотря на это, уровень знаний о технологиях остается на среднем уровне, что подтверждает необходимость дополнительных образовательных инициатив для повышения компетенций. В целом, данные показывают положительное восприятие нейронных сетей и влияние на учебный процесс студентов.

Факторный анализ

Факторный анализ позволяет выявить скрытые факторы, которые влияют на использование нейронных сетей в учебном процессе.

Шаги проведения факторного анализа.

Определение переменных: количественные данные об использовании нейронных сетей (уровень знаний, частота использования, уровень доступности, полезность технологий, вовлеченность студентов); латентные факторы (скрытые переменные) — влияние использования нейронных сетей на образовательные результаты; влияние технических навыков на успеваемость.

Сбор данных: опрос среди студентов для сбора данных об использовании нейронных сетей; успеваемость; мотивация и другие параметры.

Проверка пригодности данных: используем тест Кайзера–Мейера–Олкина (КМО) и критерий сферичности Бартлетта, чтобы убедиться, что данные подходят для факторного анализа. Значение КМО должно быть выше 0,5, а критерий Бартлетта должен быть значимым ($p < 0.05$).

Выбор метода факторного анализа: исследовательский факторный анализ (EFA) используется, если нет заранее определенной гипотезы о структуре факторов; подтверждающий факторный анализ (CFA) используется, если у вас есть гипотеза о том, как переменные связаны с факторами.

Извлечение факторов: используем метод главных компонент (PCA) и метод максимального правдоподобия (MLE) для извлечения факторов. Определим количество факторов с помощью критерия Кайзера (собственные значения больше 1). Сбор данных анкетирования студентов (200 респондентов) по шкале от 1 до 5 по каждому фактору.

Выбраны факторы: «Удовлетворенность», «Влияние на учебный процесс», «Технологическая готовность», «Препятствия», «Целесообразность».

Интерпретация факторов: собственные значения (Eigenvalues) [2.3545, 1.0012, 0.8731, 0.4549, 0.3163] (рисунок 3). Факторы с собственными значениями больше 1 считаются значимыми.

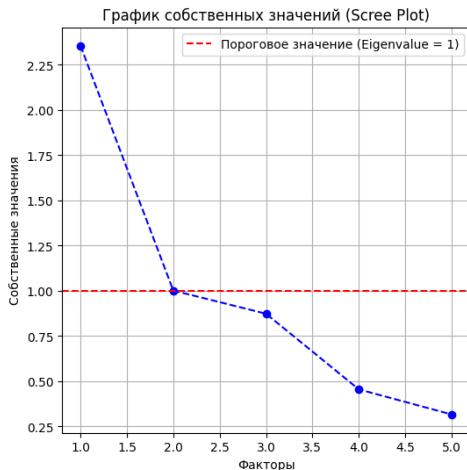


Рисунок 3. Собственные значения факторов

В данном случае два первых фактора «Удовлетворенность» и «Влияние на учебный процесс» имеют значения выше порогового уровня (2.3545 и 1.0012), что указывает на их важность для объяснения общей дисперсии. Оставить два фактора — оптимальное решение, так как они объясняют большую часть данных, чем остальные.

Результаты количественной оценки.

Factor Loadings:

```
[[0.75339141 0.29599291]
 [0.25188257 0.09876446]
 [0.05766351 0.26690729]
 [0.45226106 0.8891016]
 [0.81818135 0.16549297]]
```

Фактор 1 «Удовлетворенность». Нагрузки переменных: частота использования (0.75), уровень знаний (0.25), доступность (0.058), польза (0.45), вовлеченность (0.82).

Собственное значение: 2.3545.

Фактор 2 «Влияние на учебный процесс». Нагрузки переменных: частота использования (0.3), уровень знаний (0.099), доступность (0.27), польза (0.89), вовлеченность (0.17).

Собственное значение: 1.0012.

Тепловая карта факторных нагрузок представлена на рисунке 4.

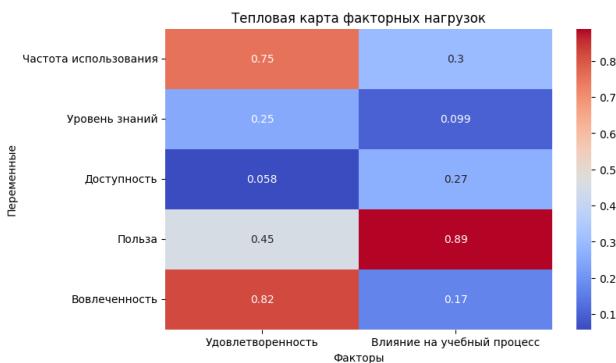


Рисунок 4. Термодиаграмма факторных нагрузок

Фактор 1: Удовлетворенность (собственное значение: 2.3545)

Этот фактор наиболее значим и отражает личный опыт взаимодействия с технологиями. Частота использования (0.75) и вовлеченность (0.82) оказывают решающее влияние: чем активнее человек использует технологию и погружается в процесс, тем выше его удовлетворенность. Польза (0.45) также играет роль, но меньше, чем вовлеченность. Уровень знаний (0.25) и доступность (0.058) имеют сравнительно слабое влияние, что может говорить о том, что удовлетворенность формируется не только удобством и знаниями, но прежде всего глубиной использования и вовлеченностью.

Фактор 2: Влияние на учебный процесс (собственное значение: 1.0012)

Этот фактор менее значим, но все же отражает влияние технологий на обучение. Здесь польза (0.89) занимает ведущую позицию: если технология действительно полезна, она оказывает наибольшее влияние на образовательный процесс. Доступность (0.27) и частота использования (0.3) также способствуют положительному эффекту. Однако вовлеченность (0.17) и уровень знаний (0.099) играют минимальную роль, что указывает на то, что вовлеченность важна скорее для личной удовлетворенности, чем для общего учебного процесса.

Выход: удовлетворенность больше зависит от частоты использования и вовлеченности, чем от доступности технологий. Влияние на учебный процесс определяется пользой технологий и их доступностью, а не вовлеченностью пользователей. Знания не являются ключевым фактором удовлетворенности или эффективности, что говорит о необходимости упрощения технологий для комфорtnого взаимодействия.

Регрессионный анализ

Регрессионный анализ позволяет построить модель, которая описывает зависимость удовлетворенности студентов от частоты, доступности и уровня знаний использования нейронных сетей.

В качестве зависимой переменной рассматривается удовлетворенность студентов, а в качестве независимых переменных — частота использования, доступность технологий, уровень знаний, полезность технологий.

Сбор данных: данные от студентов, включая информацию об их образовательных результатах и использовании готовых нейронных сетей. Данные собраны через опросы, анкетирование.

Выбор модели регрессии: линейная регрессия, если предполагается, что связь между переменными линейная; множественная регрессия, если есть несколько независимых переменных; логистическая регрессия, если зависимая переменная категориальная (например, успех/неуспех).

Анализ данных: используем статистическое программное обеспечение Python для проведения регрессионного анализа.

Интерпретация результатов:

Коэффициенты регрессии: [0.4148, 0.2487, 0.0740, 0.3225]
 Перехват: 0.0445

Среднеквадратичная ошибка (MSE): 0.3483

Коэффициент детерминации (R^2): 0.6130

Точность модели представлена на диаграмме рассеяния (рисунок 5).

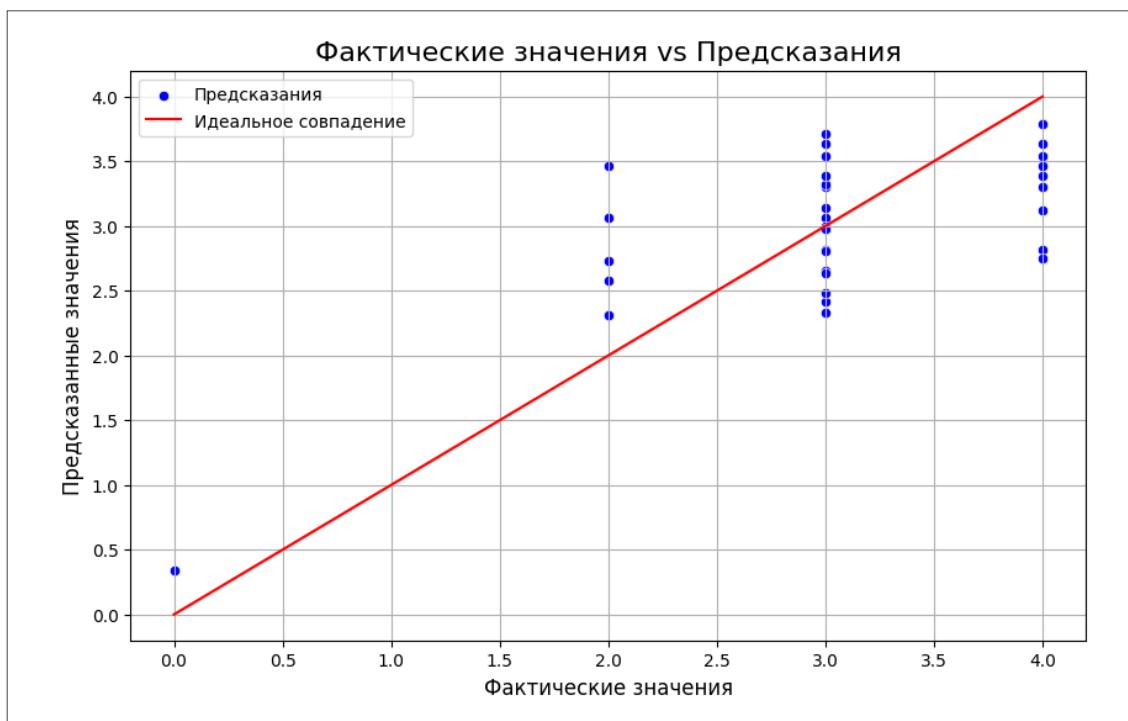


Рисунок 5. Диаграмма рассеяния

На основе проведенного регрессионного анализа можно сделать следующие выводы о взаимосвязи между независимыми переменными (частота использования, доступность технологий, уровень знаний и полезность технологий) и зависимой переменной (удовлетворенность).

1. Коэффициенты регрессии.

Частота использования (0.4148): этот коэффициент указывает на то, что увеличение частоты использования технологий на одну единицу связано с увеличением удовлетворенности на 0.4148. Это значительное влияние говорит о том, что пользователи, которые чаще используют технологии, как правило, более удовлетворены.

Доступность технологий (0.2487): данный коэффициент показывает, что улучшение доступности технологий также положительно сказывается на удовлетворенности, хотя и в меньшей степени по сравнению с частотой использования. Это подчеркивает важность обеспечения легкого доступа к технологиям для повышения удовлетворенности пользователей.

Уровень знаний (0.0740): влияние уровня знаний на удовлетворенность является наименьшим среди всех переменных. Это может означать, что даже при низком уровне знаний пользователи могут быть удовлетворены, если другие факторы, например, ча-

стота использования и доступность, находятся на высоком уровне.

Полезность технологий (0.3225): этот коэффициент указывает на то, что восприятие полезности технологий имеет значительное влияние на удовлетворенность. Чем более полезными пользователи считают технологии, тем выше их удовлетворенность.

2. Перехват.

Перехват (0.0445): это значение показывает уровень удовлетворенности при нулевых значениях всех независимых переменных. Хотя это значение невелико, оно указывает на базовую степень удовлетворенности, которая может быть связана с другими факторами вне модели.

3. Среднеквадратичная ошибка (MSE).

MSE (0.3483): это значение указывает на среднюю ошибку предсказания модели. Чем ниже MSE, тем точнее модель предсказывает значения зависимой переменной. В данном случае MSE является относительно низким, что говорит о том, что модель хорошо описывает данные.

4. Коэффициент детерминации (R^2).

R^2 (0.6130): значение R^2 указывает на то, что 61.3 % вариации в удовлетворенности объясняется независимыми переменными. Это значение считается хорошим и говорит о том, что модель достаточно хорошо описывает взаимосвязь между переменными.

Вывод: результаты анализа показывают значительную взаимосвязь между частотой использования, доступностью технологий, уровнем знаний и полезностью технологий с уровнем удовлетворенности пользователей.

Корреляционный анализ

Корреляционный анализ позволяет оценить силу и направление связи между использованием нейронных сетей и другими переменными: частота использования, уровень знаний, доступность, удовлетворенность, вовлеченность.

Определение переменных: частота использования, уровень знаний, доступность, удовлетворенность, вовлеченность.

Сбор данных: проведение опроса среди студентов университета. Количественные данные (уровень знаний, частота использование, уровень доступности, вовлеченность студентов).

Расчет корреляции: использован коэффициент корреляции Пирсона (для линейной зависимости); Спирмена (для нелинейной зависимости), чтобы оценить силу и направление связи между переменными.

Интерпретация результатов: значение коэффициента корреляции от -1 до 1. Чем ближе к 1, тем сильнее положительная связь; чем ближе к -1, тем сильнее отрицательная связь.

Результаты количественной оценки представлены на рисунке 6.

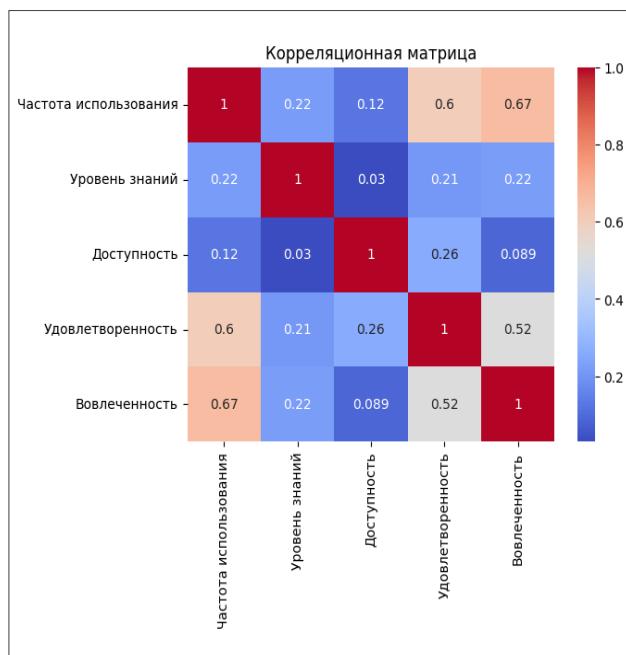


Рисунок 6. Результаты количественной оценки

На основе предоставленной корреляционной матрицы можно сделать следующие выводы.

1. Наиболее сильные положительные связи.

Частота использования — вовлеченность (0.67). Чем чаще студент пользуется нейронными сетями, тем выше его вовлеченность. Это подтверждает гипотезу, что постоянное взаимодействие повышает интерес и активность, превращая технологию в неотъемлемую часть учебных процессов.

Частота использования — удовлетворенность (0.6). Регулярное применение нейронных сетей напрямую повышает удовлетворенность.

2. Средние и слабые корреляции.

Уровень знаний — удовлетворенность (0.21). Низкая связь может говорить о том, что даже пользователи с небольшим уровнем знаний могут быть довольны нейронными сетями.

Доступность — вовлеченность (0.089). Доступ к технологии почти не влияет на активность пользователя. Это подтверждает идею, что механизмы вовлечения и обучения важнее самой доступности. Также это может свидетельствовать о том, что с доступностью у студентов нет никаких проблем.

Заключение

1. Частотный анализ показал, что нейронные сети особенно активно применяются в технических и аналитических областях, но постепенно проникают и в гуманитарные науки. В будущем можно ожидать роста их влияния в менее традиционных для искусственного интеллекта сферах.

2. Анализ факторных нагрузок показал, что успех использования нейронных сетей в учебном процессе определяется удовлетворенностью и влиянием на учебный процесс.

3. Регрессионный анализ показал, что частота использования и полезность нейронных сетей являются наиболее значимыми факторами, влияющими на удовлетворенность студентов. Доступность технологий также оказывает положительное влияние, хотя и менее выраженное, тогда как уровень знаний имеет минимальное влияние на удовлетворенность.

4. Анализ корреляционной матрицы показал, что частота использования и вовлеченность являются ключевыми факторами, влияющими на удовлетворенность студентов.

Уровень знаний имеет ограниченное влияние, что может свидетельствовать о необходимости разработки дополнительных обучающих программ или материалов для повышения уровня знаний студентов.

ЛИТЕРАТУРА

- Vieriu, A. M. The Impact of Artificial Intelligence (AI) on Students' Academic Development / A. M. Vieriu, G. Petrea // Education Sciences. 2025. 15(3). Article 343. DOI:10.3390/educsci15030343.

2. Вишняков, В. А. Специализированные IoT-сети: модели, структуры, алгоритмы, программно-аппаратные средства = Specialized IoT systems: Models, Structures, Algorithms, Hardware, Software Tools / В. А. Вишняков. Минск : БГУИР, 2023. 184 с. URL: <https://libeldoc.bsuir.by/handle/123456789/50731> (date of access: 16.10.2025).
3. Боброва, Л. В. Применение факторного анализа для оценки самоорганизации студентов / Л. В. Боброва // Pedagogy & Psychology. Theory and practice. 2023. № 2. С. 14-17.
4. Винник, О. Г. Использование корреляционно-регрессионного анализа для обоснования публикационной активности профессорско-преподавательского состава как одного из показателей системы менеджмента качества учреждения высшего образования / О. Г. Винник, Т. В. Гришко // Экономика. Бизнес. Финансы. 2022. № 4. С. 8-12. URL: <https://elib.gstu.by/handle/220612/33960> (date of access: 16.10.2025).
5. Regression analysis of student academic performance using deep learning / S. Hussain, S. Gaftandzhieva, M. Maniruzzaman, [et al.] // Education and Information Technologies. 2021. 26. С. 783–798. DOI: 10.1007/s10639-020-10241-0.
6. The impact of AI-assisted pair programming on student motivation, programming anxiety, collaborative learning, and programming performance: a comparative study with traditional pair programming and individual approaches / G. Fan, D. Liu, R. Zhang, L. Pan // International Journal of STEM Education. 2025. 12. Article 16. DOI: 10.1186/s40594-025-00537-3.

REFERENCES

1. Vieriu A.M., Petrea G. The Impact of Artificial Intelligence (AI) on Students' Academic Development. Education Sciences. 2025;15(3):343. <https://doi.org/10.3390/educsci15030343>
2. Vishniakou U.A. Specialized IoT systems: Models, Structures, Algorithms, Hardware, Software Tools. Minsk: BGUR; 2023. 184 p. (In Russian). Available at: <https://libeldoc.bsuir.by/handle/123456789/50731> (accessed: 17.10.2025).
3. Bobrova L.V. Application of factor analysis to assess students' self-organization. Pedagogy and psychology. Theory and practice. 2023;2:14-17 (In Russian).
4. Vinnik O.G., Grishko T.V. The use of correlation and regression analysis to substantiate the publication activity of the teaching staff as one of the indicators of the quality management system of an institution of higher education. Economy. Business. Finance. 2022;4:8–12 (In Russian). Available at: <https://elib.gstu.by/handle/220612/33960> (accessed: 17.10.2025).
5. Hussain S., Gaftandzhieva S., Maniruzzaman M., Doneva R., Muhsin Z.F. Regression analysis of student academic performance using deep learning. Education and Information Technologies. 2021;26:783–798. <https://doi.org/10.1007/s10639-020-10241-0>
6. Fan G., Liu D., Zhang R., Pan L. The impact of AI-assisted pair programming on student motivation, programming anxiety, collaborative learning, and programming performance: a comparative study with traditional pair programming and individual approaches. International Journal of STEM Education. 2025;12:16. <https://doi.org/10.1186/s40594-025-00537-3>

VISHNIAKOV V. A., POLOSKO E. I.

FACTORIAL, REGRESSION AND CORRELATION ANALYSES TO EVALUATE THE USE OF NEURAL NETWORKS IN THE UNIVERSITY EDUCATIONAL PROCESS

*Belarusian State University of Informatics and Radioelectronics
Minsk, Republic of Belarus*

Abstract. The subject of research is to evaluate the use of neural networks in the university's educational process. The purpose of the article is to evaluate the use of ready-made neural networks in the organization of the educational process using factorial, regression and correlation analyses. The main aspects of the use of neural networks, their impact on student academic performance and the effectiveness of educational programs are considered. The use of ready-made neural networks in the university's educational process has significant potential to improve learning efficiency. The key factors for successful implementation are the technical equipment of the university, the qualifications of teachers and the availability of ready-made solutions. Regression models have confirmed the positive impact of neural networks on student academic performance, and correlation analysis has revealed a strong link between their use and student motivation. It is recommended to: increase the number of hours allocated to the study of neural networks; conduct regular trainings for teachers.

Keywords: neural networks, learning process, factorial, regression, correlation, analysis

**Вишняков Владимир Анатольевич**

Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники (БГУИР), г. Минск, Республика Беларусь.

Доктор технических наук, профессор, профессор БГУИР, кафедра ИКТ. Область научных интересов: информационное управление и безопасность, электронный бизнес, интеллектуальные системы управления, нейронные сети, интернет вещей, блокчейн. Член двух докторских Советов по защите диссертаций. Автор более 540 научных работ, в том числе 8 монографий (2 на английском языке), 4 учебных пособий с грифами Министерства образования Республики Беларусь, 1 учебного пособия с грифом УМО, 8-томного учебного комплекса «Информационный менеджмент», 215 научных статей, 22 авторских свидетельств и патентов.

Uladzimir Vishnyakou

Belarusian State University of Informatics and Radioelectronics (BSUIR), Minsk, Republic of Belarus.

Doctor of Science (Engineering), Professor, Professor of BSUIR, Department of ICT. Research interests: information management and security, electronic business, intelligent control systems, IoT, network, blockchain. Member of 2 doctoral Councils for the defense of dissertations. Author of more than 540 scientific papers, including 8 monographs (2 in English), 5 textbooks, 8-volume educational complex «Information Management», 215 scientific articles, 22 patents.

E-mail: vish2002@list.ru

Полоско Екатерина Ивановна

Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники (БГУИР), г. Минск, Республика Беларусь.

Старший преподаватель кафедры «Экономическая информатика» БГУИР, аспирантка. Область научных интересов: разработка алгоритмов для обработки и анализа больших объемов данных, исследование методов визуализации данных для более эффективного представления результатов анализа, применение статистических методов для анализа данных, разработка учебных курсов и материалов по программированию для студентов.

Ekaterina Polosko

Belarusian State University of Informatics and Radioelectronics (BSUIR), Minsk, Republic of Belarus.

Senior Lecturer of the Department of Economic Informatics at the Belarusian State University of Informatics and Radioelectronics, Postgraduate Student. Research interests: development of algorithms for processing and analyzing large amounts of data, research into data visualization methods for more effective presentation of analysis results, application of statistical methods for data analysis, development of training courses and materials on programming for students.

E-mail: e.i.polosko@gmail.com