

УПРАВЛЕНИЕ ОБРАЗОВАНИЯ ГОРОДА ПЕНЗЫ  
Муниципальное бюджетное общеобразовательное учреждение  
«Гимназия № 53» г. Пензы  
(МБОУ «Гимназия № 53» г. Пензы)

**Использование нейронной сети для классификации  
школьников по сферам профессиональной деятельности**

Выполнила:

Панова Ксения Владимировна,  
учащаяся 10 класса

Научный руководитель:

Артюхина Елена Владимировна, старший  
преподаватель кафедры «Компьютерные  
технологии» ПГУ

Пенза, 2026

## **Введение**

Рынок труда быстро меняется, появляются новые профессии. Задача системы образования – помочь ученику сделать осознанный выбор на основе данных, а не стереотипов. Технологии ИИ позволяют обрабатывать большие объемы данных и находить сложные, неочевидные закономерности [1-3].

### **Актуальность:**

Цифровая трансформация образования и рынка труда требует новых подходов к профориентации. Традиционные методы профориентации (опросники, интервью, тесты) широко изучены, в то время как, применение нейросетей и ИИ к профориентации школьников – относительно новая область, активно развивающаяся в последние годы.

*Объектом изучения* являются различные методики профориентации, нейронные сети.

*Целью работы* является исследование возможности применения нейронных сетей для классификации школьников по сферам профессиональной деятельности. ("человек-человек", "человек-техника", "человек-природа", "человек-художественный образ", "человек-знаковая система").

### **Задачи:**

1. Проанализировать существующие методы профориентации.
2. Изучить основные понятия нейронных сетей и принципы ее работы для решения задачи классификации.
3. Подготовка выборки данных для обучения искусственной нейронной сети.
4. Экспериментальное исследование возможности применения полносвязной нейронной сети для решения поставленной задачи, выбор лучшей конфигурации НС.

### **Ожидаемые результаты:**

Нейронная сеть может с достаточной точностью классифицировать предрасположенность школьников к определенным профессиональным областям на основе их психологических качеств, типов мышления и профессиональных предпочтений.

### **Практическая значимость:**

Полученные в работе результаты могут быть использованы при создании профориентационных систем с применением методов машинного обучения.

## **Основные теоретические сведения и постановка задачи**

Профессиональный выбор у школьников остаётся одной из ключевых задач образования и социализации. В современных условиях учащиеся сталкиваются с большим разнообразием профессий, быстрыми изменениями на рынке труда и сложностью прогнозировать будущие потребности профессий. Учителям и школьным психологам часто недостаточно данных для персонализированной профориентации, что приводит к неопределённости профессионального выбора, снижению мотивации и возможному профессиональному дисбалансу в будущем.

Подростки сталкиваются с неопределённостью при выборе профессии: по данным «РосБизнесКонсалтинг» (РБК) от 03.08.2025г. исследования российского проекта «Билет в будущее» (национальный проект «Образование») показывают, что примерно у 16-17% выпускников 11-х классов нет определённости в выборе профессии, а каждый десятый выпускник не задумывался об этом вопросе до тестирования [5].

Период 8-11 классов – это период, когда школьник:

- формирует осознанное представление о собственных интересах и склонностях;
- принимает решения о профильных предметах, необходимых для сдачи экзаменов;
- выбирает дальнейшее образование (ВУЗ/СПО);
- сталкивается с реальными требованиями рынка труда.

Эффективная профориентация должна быть доступной, системной и включать современную диагностику интересов и практические профессиональные пробы, что позволит школьникам принимать обоснованные и осознанные решения о своей дальнейшей жизни и карьере.

Использование ИИ в профориентации может:

- повысить объективность профориентационных рекомендаций;
- снизить нагрузку на специалистов;
- адаптировать профориентацию под каждого учащегося;
- повысить уверенность школьников в выборе профессии.

Для работы нейронной сети использовалась база результатов профориентационного тестирования из Отдела профориентации ПГУ за 2024-25 учебные года. Она содержит результаты профориентационного тестирования будущих абитуриентов ПГУ по трём психодиагностическим методикам:

- Методика “Профиль” (“Карта интересов” А.Е. Голомштока в модификации Г.В. Резапкиной)
- Психометрический тест С. Деллингера
- Методика «Тип мышления» (методика в модификации Г. Резапкиной)

С помощью привлечения к нашей работе эксперта-специалиста психолога, проводившего профориентционное тестирование, нами были получены и сформированы результаты деления будущих абитуриентов на 4 сферы профессиональной деятельности: “человек-человек”, “человек-природа”, “человек-художественный образ”, “человек-техника”.

**Профессия, -и, ж. Основной род занятий, трудовой деятельности.**

Словарь Ожегова

**Типы профессий**

Типы профессий	Человек-человек	Человек - техника	Человек - природа	Человек – знаковая система	Человек – художественный образ
Примеры профессий	Учитель, врач, журналист, продавец, медсестра, воспитатель, официант, юрист, парикмахер, экскурсовод	Водитель, слесарь, инженер, конструктор, летчик, машинист, электрик, строитель, автослесарь, сантехник, горнорабочий	Ветеринар, агроном, гидролог, овцевод, селекционер, зоотехник, кинолог, геолог, охотовед, эколог, мелиоратор	Бухгалтер, ученый, экономист, лингвист. Математик, программист, нотариус	Художник, актер, режиссер, артист, дизайнер, скульптор, дирижер, фокусник, поэт, композитор, балерина, фотограф

Рисунок 1 — Типы профессий

Так как по уже имеющемуся набору данных необходимо определить к какой группе относится человек, то решаемую задачу можно охарактеризовать как задачу классификации. Для задачи классификации подходит множество архитектур нейронных сетей. В данной работе рассматриваются полносвязные сети.

Многослойные перцептроны, или MLP, – это тип искусственной нейронной сети, состоящей из нескольких слоев взаимосвязанных нейронов. Структуру MLP можно разделить на три основные части: входной слой, скрытые слои и выходной слой. На рисунке 2 показана архитектура многослойного перцептрона. Основным методом обучения – метод обратного распространения ошибок (back propagation), то есть входной вектор с параметрами, описывающими что-либо, и выходной вектор с ответами должны быть известны.

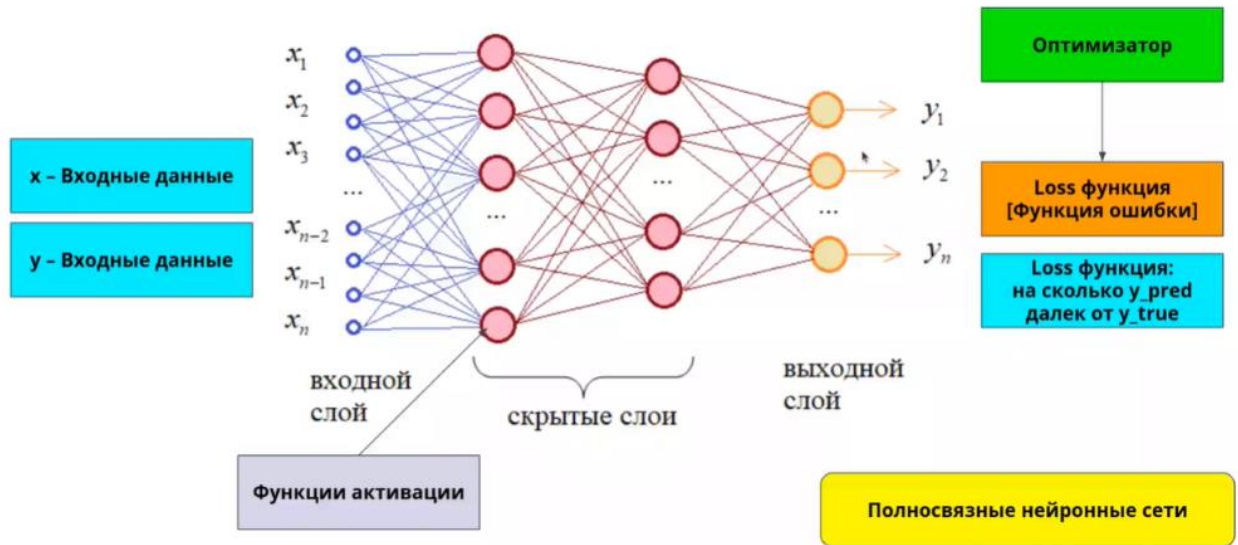


Рисунок 2 — Архитектура многослойного персептрона

Когда входной вектор передается во входную сеть, состояния всех промежуточных нейронов будут последовательно меняться, и на выходе будет выходной вектор с возможными ответами. Несоответствие дает нам ошибку, которую мы можем передать обратным связям сети, вычислить вклад в конечную ошибку каждого нейрона и скорректировать его вес, чтобы исправить ее. Этот процесс называется обучением нейронной сети (рисунок 3).

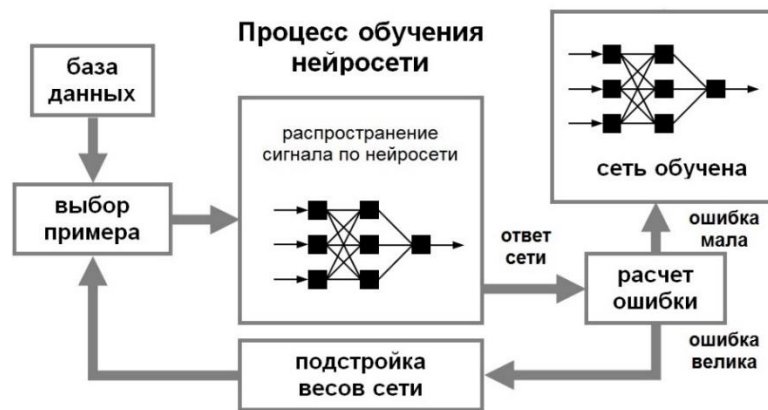


Рисунок 3. Процесс обучения НС с учителем

Задача обучения — так настроить на имеющихся примерах модель, чтобы на тех данных, на которых модель не обучалась, она выдавала достаточно точный ответ.

## Экспериментальное исследование возможности применения НС для классификации учеников

Подготовленные данные считываются и разделяются на входные и выходные

```
# разделяем данные на входные и выходные
X = df.drop(columns=['итог'])
Y = df['итог']
```

В процессе подготовки данных применено *унитарное кодирование* целевого признака:

```
# Кодирование признаков Y в one-hot формат
label_encoder = LabelEncoder()
Y_encoded_labels = label_encoder.fit_transform(Y)
```

Целевой признак, имеющий категориальную природу, был преобразован с использованием унитарного кодирования. Основная стратегия заключается в преобразовании значения каждой категории в новый столбец и присваивании ему значение “1” или “0”, где единица указывает на принадлежность объекта к данной категории, а нули - к остальным. Это необходимо для корректной интерпретации категориальных данных нейронной сетью.

Для числовых признаков было применено *линейное масштабирование*, которое позволило установить диапазон [-1, 1]. Это достигается путем линейного преобразования значений признаков из исходного диапазона в целевой. Масштабирование числовых признаков помогает улучшить стабилизацию модели и облегчает сравнение признаков с различными масштабами, тем самым ускоряя процесс обучения нейронной сети.

В результате предобработки все данные были преобразованы к числовому формату, пригодному для подачи на вход нейронной сети. Применение унитарного кодирования и масштабирования позволяет повысить эффективность обучения модели и улучшить ее обобщающую способность.

Для обучения сети на наборе данных 80% примеров было выделено на обучение, а 20% — на проверку качества обучения.

```
# Разделение датасета на тренировочный и тестовый:
xtrain, xtest, ytrain, ytest = train_test_split(X, Y_one_hot, test_size=0.20)
```

Эксперименты с нейронной сетью проводились с использованием библиотек Keras и numpy [2, 4].

```
import numpy as np
from keras.models import Sequential
from keras.layers import Dense, Dropout
```

Создается модель типа Sequential (последовательная модель).

```
# Создание модели нейронной сети с одним скрытым слоем
model = Sequential()
model.add(Input(shape=(input_dim,))) #
model.add(Dense(50, activation='relu')) # количество нейронов в 1 скрытом слое
model.add(Dropout(0.25))
model.add(Dense(num_classes, activation='softmax')) # Выходной слой по количеству категорий
```

Добавляются слои:

Dense - полносвязные слои с указанным количеством нейронов и функцией активации Relu.

Dropout - слои регуляризации, которые "выключают" случайные нейроны во время обучения, чтобы предотвратить переобучение.

Последний слой Dense (5, activation='softmax') выдает вероятности для 5 классов.

Далее производится обучение модели с указанием функции потерь (CategoricalCrossentropy для многоклассовой классификации), оптимизатора (adam) и метрики (AUC). Процесс обучения нейронной сети для классификации пульсовой волны проводился в течение 100 эпох.

```
# обучение модели
model.compile(loss=tf.keras.losses.CategoricalCrossentropy(), optimizer='adam', metrics=[AUC()])
history=model.fit(xtrain, ytrain, epochs=100, validation_data=(xtest, ytest))
```

Обучение нейронной сети сводится к настройке весовых коэффициентов, а также необходимо выбрать архитектуру самой сети, количество слоев, нейронов в каждом слое (их может быть достаточно много). Следует заметить, что до сих пор не существует аналитических методов выбора параметров нейронных сетей. Выбор структуры сети производится на основе опыта исследователя и результатов проведенных экспериментов. Была проведена достаточно большая серия экспериментов с различными архитектурами, здесь приведен лучший вариант. Различные варианты объясняются различными архитектурами сети, а также генерацией случайным образом начальных значений весовых коэффициентов сети.

Проводились эксперименты для однослойной и двухслойной нейронной сети, результаты представлены в таблице 1

Таблица 1

Полносвязная сеть с одним скрытым слоем	
Количество нейронов	Точность на тестовом множестве
<b>50</b>	<b>40/40</b>
<b>40</b>	<b>40/40</b>
30	37/40
25	35/40
20	33/40
15	36/40
10	14/40
5	25/40
1	11/40
Полносвязная сеть с двумя скрытыми слоями	
<b>40 и 55</b>	<b>40/40</b>
<b>35 и 40</b>	<b>40/40</b>
<b>30 и 35</b>	<b>40/40</b>
10 и 10	25/40
5 и 5	21/40
5 и 10	14/40
20 и 5	35/40
15 и 30	30/40

В результате обучения удалось достичь значения функции потерь на тестовой выборке, равного 0.0903. А также была использована метрика AUC, равная 1.0000. Данный результат свидетельствует о высокой точности обученной модели в задаче классификации.

Далее иллюстрации процесса обучения были построены графики функции потерь и AUC на обучающей и тестовой выборках, чтобы визуализировать процесс обучения и оценить качество модели.

Для наглядной иллюстрации динамики обучения на рисунке 4 представлен график зависимости значения функции Loss от номера эпохи обучения и зависимость метрики AUC от номера эпохи обучения.

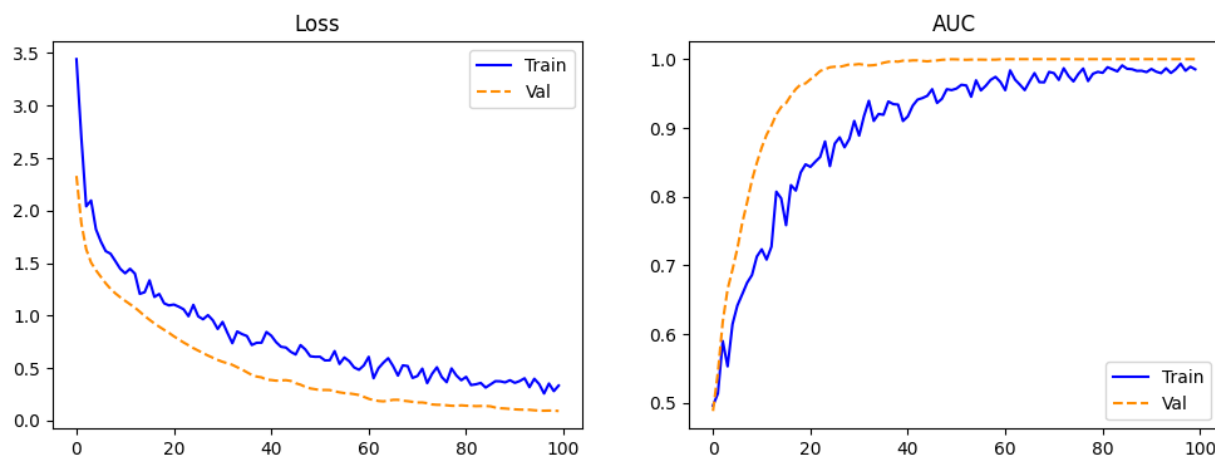


Рисунок 4. Зависимость функция Loss и AUC от номера эпохи

На тестовой выборке протестирована работа сети. Результат тестирования отражен на матрице ошибок (Рисунок 5).

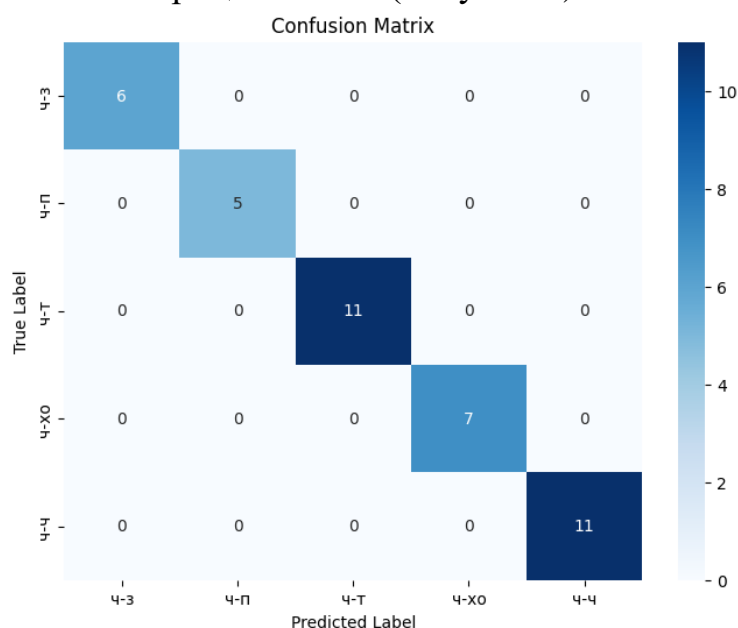


Рисунок 5 Матрица ошибок

Видим, что по имеющимся у нас данным можно достаточно точно определить профессиональную склонность учащихся. Обученную модель применили для новых данных, результатов тестов моих одноклассников.

```
# Введите новые данные для предсказания с клавиатуры
new_data_input = {}
print("Пожалуйста, введите значения для каждой характеристики:")
for column in X.columns:
    while True:
        try:
            value = float(input(f"Введите значение для '{column}': "))
            new_data_input[column] = [value]
            break
        except ValueError:
            print("Неверный ввод. Пожалуйста, введите числовое значение.")

new_data = pd.DataFrame(new_data_input)
display(new_data.head())
```

Алгоритмы машинного обучения становятся более точными по мере сбора и обработки данных с течением времени. Всегда есть опасения по поводу того, что ИИ заменит человека, но пока я думаю, что в области медицины, образовании, психологии разрабатываемые системы все равно остаются подсказчиком, и никоим образом *не заменяют самого специалиста, но значительно облегчают его труд.*

## **Заключение**

В ходе теоретических исследований были изучены основные понятия и методы теории нейронных сетей.

Для работы с нейронными сетями выбрали Python, Keras и sklearn. Для отображения данных и визуализации Pandas, seaborn и matplotlib.

Была проведена серия экспериментов с различными конфигурациями нейронных сетей, выбраны лучшие.

В процессе работы были выполнены все поставленные задачи и достигнута цель. Полученные в работе результаты и опыт могут быть *в перспективе* использованы при создании профорентационных систем на основе алгоритмов машинного обучения.

### **Список литературы и источников**

1. Паклин Н. Б., Орешков В. И. Бизнес-аналитика: от данных к знаниям – СПб.: Питер, 2013. – 704 с.
2. Бурков А. Машинное обучение без лишних слов. – СПб.: Питер, 2020. – 192 с
3. Что такое нейросеть простыми словами. URL: <https://hi-tech.mail.ru/review/63074-что-такое-nejroset/#anchor171560463926015446>
4. <https://neurohive.io/ru/tutorial/nejronnaya-set-keras-python/>
5. Российские подростки стали определяться с будущей профессией к 11 классу. URL: <https://www.rbc.ru/society/03/08/2025/688ba43d9a7947c9eec1c691>

**Рецензия на работу «Использование нейронной сети для  
классификации школьников по сферам профессиональной  
деятельности»**

**Автор: учащийся 10 класса МБОУ «Гимназия № 53» г. Пензы  
Панова Ксения Владимировна**

**Научный руководитель: Артюхина Елена Владимировна**

Работа Пановой К.В. посвящена актуальной теме применения нейронных сетей к профориентации школьников. Задача системы образования – помочь ученику сделать осознанный выбор на основе данных, а не стереотипов. Технологии ИИ позволяют обрабатывать большие объемы данных и находить сложные, неочевидные закономерности.

В своей работе Панова К.В. ставит целью исследование возможности применения нейронных сетей для классификации школьников по сферам профессиональной деятельности.

В ходе теоретических исследований были изучены основные понятия: искусственный нейрон, нейронная сеть, многослойный персептрон, обучение нейронной сети и другие.

Для работы с нейронными сетями выбрали Python, Keras и sklearn.

В ходе экспериментов автором доказана эффективность применения многослойного персептрона для решения поставленной задачи классификации. В работе приводятся результаты экспериментальных исследований. Выбрана лучшая конфигурация нейронной сети, которая позволяет решить поставленную задачу с высокой точностью.

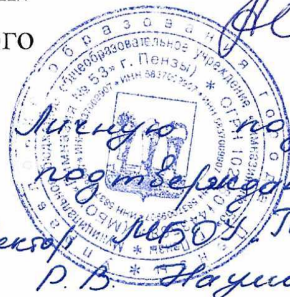
Полученные в работе результаты могут быть использованы при создании профориентационных систем с применением методов машинного обучения.

Пояснительная записка к работе составлено грамотно и лаконично, в ней отражены основные моменты исследования и полученные результаты.

На мой взгляд, рецензируемая работа является законченной и имеет хорошие перспективы для дальнейшего развития. Несомненно, работа может быть представлена на всероссийском конкурсе исследовательских и проектных работ школьников «Высший пилотаж».

Старший преподаватель кафедры  
«Компьютерные технологии»  
Пензенского государственного  
университета

Артюхина Е.В.



*Минус* *подпись* *Артюхина Е.В.*  
*подтверждаю*  
*Директор МБОУ «Гимназия № 53» г. Пензы*  
*Р.В. Жаунов*