

Использование сотрудниками общежитий данного модуля информационной системы университета позволит централизованно управлять заселением студентов, оперативно обновлять информацию о проживающих, а также обеспечивать другие модули системы актуальными данными – например, для учета занятости комнат, формирования отчетности или взаимодействия с административными службами в рамках студенческой регистрации и контроля проживания.

Список использованных источников

1. Казаков, В. Е. Разработка back-end приложения «Учебно-методический отдел (учебные планы)» / М. С. Карнилов, В. Е. Казаков // Материалы докладов 55-й Международной научно-технической конференции преподавателей и студентов: в 2 т. / УО «ВГТУ». – Витебск, 2022. – Т. 2. – С. 5–7.
2. Сайт «react.dev» [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://react.dev/learn>. – Дата доступа: 12.05.2025.
3. Сайт «mantine.dev» [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://mantine.dev>. – Дата доступа: 12.05.2025.

УДК 004.8:61

НЕЙРОННАЯ СЕТЬ СРЕДСТВАМИ ЯЗЫКА Python ДЛЯ РЕШЕНИЯ ЗАДАЧ КЛАССИФИКАЦИИ

*Тришин Я. Д., студ., Соколова А. С., ст. преп., Черненко Д. В., ст. преп.
Витебский государственный технологический университет,
г. Витебск, Республика Беларусь*

Реферат. Цель работы – создание интеллектуальной системы с помощью искусственной нейронной сети средствами языка Python для классификации объектов, а именно: цифровых изображений. Метод исследования – моделирование. В качестве исходных объектов используется объёмная база данных образцов рукописного написания цифр MNIST. В качестве инструментальных средств разработки использовались: язык программирования Python; открытые библиотеки TensorFlow, Keras, OpenCV.

Ключевые слова: многослойный персептрон, интеллектуальная система, распознавание объектов, моделирование искусственной нейронной сети, задачи машинного обучения или анализа.

Искусственная нейронная сеть всё чаще применяется для решения разного рода задач в повседневной жизни. Прогнозирование, распознавание изображений, речи – неполный ряд функций, которые нейронная сеть выполняет уже сейчас с высокой точностью. Наиболее актуальная задача из имеющихся – задача классификации объектов по цифровым изображениям.

В результате работы изучена архитектура многослойного персептрона, процесс обучения нейронной сети, а также создана и исследована интеллектуальная система для распознавания объектов по цифровым изображениям.

В качестве обучающей выборки была использована база MNIST (сокращение от "Modified National Institute of Standards and Technology"). Это база данных образцов рукописного написания цифр, которая поставляется вместе с Keras. Для доступа к ней понадобится выполнить импорт библиотек языка Python:

matplotlib.pyplot (plt) – библиотека для визуализации данных (графики, изображения);

fetch_openml из sklearn.datasets – функция для загрузки датасетов из OpenML [1].

Загрузим данные MNIST. В базе 60000 изображений в обучающей выборке и 10000 в тестовой. Для примера визуализируем первых 25 изображений. В результате выполнения кода на экране появится сетка 5x5 с первыми 25 изображениями из MNIST (рис. 1).

Для решения задач классификации выполним моделирование искусственной нейронной сети. Полносвязная нейронная сеть состоит из входного, скрытого и выходного слоёв. Нам необходимо подобрать такое количество нейронов в каждом слое, чтобы получить высокую

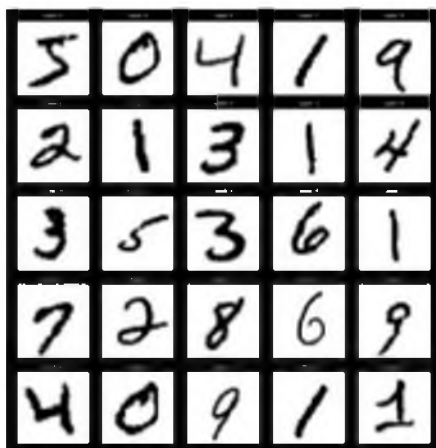


Рисунок 1 – Рукописные цифры от 0 до 9, с указанием метки классификации Label

точность распознавания. Входной слой будет состоять из 784 нейронов, поскольку исходное изображение 28 на 28 пикселей. Кроме этого, всегда добавляется один нейрон смещения. Формирование входного слоя выглядит следующим образом:

```
Flatten(input_shape=(28, 28, 1))
```

Количество нейронов скрытого слоя можно устанавливать исходя из опыта исследователя. Возьмем количество нейронов скрытого слоя, равное 128. Кроме этого, добавим нейрон смещения.

Формирование скрытого слоя выглядит следующим образом:

```
Dense(128, activation='relu')
```

Вторым параметром в методе Dense указана функция активации, с помощью которой происходит обработка информации, поступившей на нейрон. В качестве функции активации у скрытого слоя выбрана функция ReLU.

Выходной слой содержит 10 нейронов, поскольку количество распознаваемых цифр равно 10. В качестве

функции активации у выходного слоя выбрана функция softmax.

Модель построенной сети выглядит следующим образом.

```
model=keras.Sequential([
    Flatten(input_shape=(28, 28, 1)),
    Dense(128, activation='relu'),
    Dense(10, activation='softmax')
])
```

После того, как нейронная сеть собрана, необходимо запустить процесс обучения. Для этого используем команду:

```
model.fit(x, y, batch_size=64, epochs=5, validation_split=0.3)
```

В качестве параметров используем следующие:

batch_size = 64 – это размер батча (64 картинки), после которых будет выполняться корректировка весов (используется групповое обучение);

validation_split = 0.3 – разбиение обучающей выборки на собственно обучающую и проверочную. Значение 0,3 определяет, что для каждой эпохи 30 % случайных картинок из обучающей выборки будут помещаться в выборку валидации (ее выбираем из диапазона от 10 % до 30 %).

Данные параметры подбирались экспериментально.

Тестирование построенной нейронной сети проводится с помощью метода evaluate, который прогоняет все тестовое множество:

```
model.evaluate(test_x, test_y)
```

Для распознавания образа необходимо прогнать его по сети, используя метод predict:

```
result = model.predict(x)
print(result)
```

На выходе получим 10 значений, по которым нужно будет определить правильность классификации.

Чтобы было проще воспринимать выходную информацию, будем выводить номер максимального числа из этого вектора. Для этого воспользуемся довольно удобной функцией argmax модуля numpy:

```
print(np.argmax(result))
```

Точность распознавания нейронной сети указанной архитектуры составила 96 %.

Теперь полученную нейронную сеть можно обучать с использованием любых изображений из пользовательского набора данных, созданных под конкретную задачу машинного обучения или анализа. В отличие от стандартных датасетов (например, MNIST или ImageNet), такая база собирается и размечается вручную для решения уникальных проблем. А полученная нами нейронная сеть будет эффективно решать задачи классификации, то есть определения принадлежности того или иного изображения к заданной категории.

Далее в качестве эксперимента была построена архитектура нейронной сети с 256-ю

нейронами открытого слоя и с 512-ю нейронами скрытого слоя. Увеличение количества нейронов скрытого слоя в 4 раза до 512 привело к ухудшению качества распознавания нейронной сетью изображений до 94 %.

Таким образом, в рамках исследования была изучена архитектура многослойного персептрона, проанализирован процесс обучения нейронных сетей, а также средствами языка программирования Python разработана и протестирована интеллектуальная система, предназначенная для распознавания объектов по цифровым изображениям.

В ходе исследования было установлено, что чрезмерное увеличение количества нейронов в нейронной сети негативно сказывается на ее способности к обобщению, что является важным фактором при проектировании эффективных систем распознавания объектов и их классификации.

Результаты данной работы демонстрируют потенциал искусственных нейронных сетей в решении задач практического применения и существующие перспективы для дальнейших исследований в области искусственного интеллекта.

Список использованных источников

1. OpenML [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://www.openml.org/>. – Дата доступа: 12.02.2025.
2. Созыкин, А. В. Обзор методов обучения глубоких нейронных сетей / А. В. Созыкин // Вестник ЮУрГУ. – 2017. – Т. 6, №3. – С. 28–59.
3. Ельсуков, Д. А. PYTHON – язык программирования. [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://cyberleninka.ru/article/n/python-yazyk-programmirovaniya>. – Дата доступа: 12.02.2025.

УДК 371.279

ПРАКТИЧЕСКОЕ ПОВЫШЕНИЕ КОМПЕТЕНЦИЙ В РЕЗУЛЬТАТЕ УЧАСТИЯ В КОНКУРСЕ ИННОВАЦИОННЫХ РЕШЕНИЙ "SPACE HACKATHON WITH MTC"

**Токарь Г. М., студ., Андреянов К. В., студ., Проскочилов М. Д., студ.,
Христофоров И. М., студ., Черненко Д. В., ст. преп., Деркаченко П. Г., ст. преп.**
*Витебский государственный технологический университет,
г. Витебск, Республика Беларусь*

Реферат. В данной статье представлен анализ опыта участия в Space Hackathon with MTC. Рассматриваются ключевые аспекты значимости хакатонов как платформы для развития инновационных решений, а также выделяются ценностные ориентации, формирующиеся в процессе участия. Результаты исследования подчеркивают важность хакатонов для стимулирования научно-технического творчества, развития профессиональных компетенций и формирования междисциплинарных команд.

Ключевые слова: хакатон, NB-IoT протокол, командная работа, профессиональное развитие, научно-техническое творчество, ценностные ориентации, развитие профессиональных компетенций.

В эпоху развития цифровых технологий возрастает потребность в создании новых подходов в инновационных решениях. Хакатоны, представляют собой интенсивные соревнования, направленные на разработку прототипов и концепций в сжатые сроки. Хакатон становится эффективным инструментом для стимулирования научно-технического творчества и развития профессиональных компетенций. В качестве материала исследования выступает личный опыт участия нашей команды в Space Hackathon with MTC.

Space Hackathon with MTC открыл возможности для профессионального роста нашей команды, ведь хакатон развивает не только навыки работы с проектами, но и навыки коммуникабельности, сплоченности, и командной работы.

Space Hackathon with MTC предоставил интенсивную и структурированную среду для генерации идей, быстрой разработки прототипов и получения обратной связи от экспертов.