

DOI: 10.32517/2221-1993-2023-22-1-32-41

Л. П. Латышева, А. А. Олехов, А. Ю. Скорнякова, Е. Л. Черемных, Е. В. Мельникова, Т. Д. Лаптева
*дипломанты конкурса ИНФО-2022 в номинации «Технологии искусственного интеллекта в сфере образования»,
Пермский государственный гуманитарно-педагогический университет, г. Пермь, Россия*

ОБУЧЕНИЕ ШКОЛЬНИКОВ ОСНОВАМ ТЕХНОЛОГИЙ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА В УСЛОВИЯХ ДОПОЛНИТЕЛЬНОГО ОБРАЗОВАНИЯ

Аннотация

Статья посвящена описанию методических подходов к обучению школьников основам искусственного интеллекта с опорой на технологии организации проектной и учебно-исследовательской деятельности для достижения метапредметных результатов образования, формирования системных представлений и опыта их применения в реальной жизни. Представлен опыт организации курсов в рамках дополнительного образования обучающихся X–XI классов средней школы по использованию нейронных сетей

Контактная информация

Латышева Любовь Павловна, канд. пед. наук, доцент, доцент кафедры высшей математики и методики обучения математике, математический факультет, Пермский государственный гуманитарно-педагогический университет, г. Пермь, Россия; *адрес:* 614990, Россия, г. Пермь, ул. Сибирская, д. 24; *email:* latisheva@pspu.ru

Олехов Алексей Андреевич, старший преподаватель кафедры высшей математики и методики обучения математике, математический факультет, Пермский государственный гуманитарно-педагогический университет, г. Пермь, Россия; *адрес:* 614990, Россия, г. Пермь, ул. Сибирская, д. 24; *email:* olehov_aa@pspu.ru

Скорнякова Анна Юрьевна, канд. пед. наук, доцент, декан математического факультета, доцент кафедры высшей математики и методики обучения математике, Пермский государственный гуманитарно-педагогический университет, г. Пермь, Россия; *адрес:* 614990, Россия, г. Пермь, ул. Сибирская, д. 24; *email:* skornyakova_anna@pspu.ru

Черемных Елена Леонидовна, канд. пед. наук, доцент, и. о. зав. кафедрой высшей математики и методики обучения математике, математический факультет, Пермский государственный гуманитарно-педагогический университет, г. Пермь, Россия; *адрес:* 614990, Россия, г. Пермь, ул. Сибирская, д. 24; *email:* cheremnyhel@pspu.ru

Мельникова Екатерина Викторовна, ассистент кафедры высшей математики и методики обучения математике, математический факультет, Пермский государственный гуманитарно-педагогический университет, г. Пермь, Россия; *адрес:* 614990, Россия, г. Пермь, ул. Сибирская, д. 24; *email:* melnikova_ev@pspu.ru

Лаптева Татьяна Дмитриевна, студентка 2-го курса магистратуры направления подготовки 44.04.01 «Педагогическое образование», профиль «Управление цифровой школой», математический факультет, Пермский государственный гуманитарно-педагогический университет, г. Пермь, Россия; *адрес:* 614990, Россия, г. Пермь, ул. Сибирская, д. 24; *email:* tanyal1998@mail.ru

L. P. Latysheva, A. A. Olekhov, A. Yu. Skornyakova, E. L. Cheremnykh, E. V. Melnikova, T. D. Lapteva
Perm State Humanitarian Pedagogical University, Perm, Russia

TEACHING SCHOOLCHILDREN IN THE BASICS OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE TECHNOLOGIES IN CONDITIONS OF ADDITIONAL EDUCATION

Abstract

The article is devoted to the description of methodological approaches to teaching schoolchildren the basics of artificial intelligence based on the technology of organizing project and educational and research activities to achieve meta-subject results of education, the formation of systemic representations and the experience of their application in real life. The experience of organizing courses within the framework of additional education for students of 10–11th grades of secondary school on the use of neural networks in solving practice-oriented problems is presented. The block structure of the content of the courses is given, which is based on the phased implementation of the idea of the future project. A detailed description of the content of each block is given with a demonstration of a presentation of complex theoretical material that is accessible to the understanding of schoolchildren. In particular, recommendations are given for the study of sequential and recurrent models of artificial neural networks, fully connected and convolutional layers, object detectors, as well as an algorithm for training neural networks by backpropagation of errors. Data acquisition tools for training artificial neural networks are described. An algorithm for writing a program for training a neural network to recognize handwritten digits of the MNIST set is characterized. Examples of projects for the use of neural networks, carried out by students together with the teacher as part of the study of the proposed courses, are given.

The article is addressed to teachers of additional education, informatics teachers, teachers and students of universities — everyone who is interested in the use of artificial neural networks in solving practical problems and methods of teaching schoolchildren in project activity.

Keywords: additional education, project activity, artificial intelligence, artificial neural networks, convolutional neural networks, YOLO, recurrent neural networks.

в решении практико-ориентированных задач. Приводится блочная структура содержания курсов, в основу которой положена поэтапная реализация идеи будущего проекта. Дается подробное описание содержания каждого блока с демонстрацией доступного пониманию школьников изложения сложного теоретического материала. В частности, указаны рекомендации по изучению последовательных и рекуррентных моделей искусственных нейронных сетей, полносвязных и сверточных слоев, детекторов объектов, а также алгоритма обучения нейронных сетей путем обратного распространения ошибки. Описаны инструменты получения данных для обучения искусственных нейронных сетей. Характеризуется алгоритм написания программы для обучения нейронной сети распознаванию рукописных цифр набора MNIST. Приведены примеры проектов использования нейронных сетей, выполненных обучающимися совместно с преподавателем в рамках изучения предлагаемых курсов.

Статья адресована педагогам дополнительного образования, учителям информатики, преподавателям и студентам вузов — всем, интересующимся применением искусственных нейронных сетей в решении практических задач и методикой обучения школьников проектной деятельности.

Ключевые слова: дополнительное образование, проектная деятельность, искусственный интеллект, искусственные нейронные сети, сверточные нейронные сети, YOLO, рекуррентные нейронные сети.

1. Введение

В Стратегии научно-технологического развития Российской Федерации ведущими направлениями обозначены переход в ближайшие 15 лет к передовым цифровым, интеллектуальным производственным технологиям, роботизированным системам, новым материалам и способам конструирования, создание систем обработки больших объемов данных, машинного обучения и искусственного интеллекта [18]. В свою очередь, происходящие в области цифровизации изменения [4, 6, 14, 15] способствуют созданию новых механизмов, направленных на совершенствование форм обучения и воспитания личности. Федеральный государственный образовательный стандарт среднего (полного) общего образования указывает, в частности, на необходимость организации проектной и учебно-исследовательской деятельности обучающихся для достижения практико-ориентированных результатов образования, формирования у школьников системных представлений и опыта их применения в реальной жизни [19, п. 18.2.1]. Вышесказанное определяет значимость привлечения обучающихся к проведению исследований, направленных на решение практико-ориентированных задач средствами искусственного интеллекта.

В этой связи на базе образовательных площадок «Открытый университет» и «Дом научной коллаборации им. А. А. Фридмана» при Пермском государственном гуманитарно-педагогическом университете (ПГГПУ) разработаны и апробированы программы курсов дополнительного образования учащихся X—XI классов средней школы:

- «Обучение нейронных сетей для решения практических задач компьютерного зрения» (24 часа);
- «Глубокое обучение искусственных нейронных сетей» (72 часа).

Указанные программы включают в себя знакомство школьников с принципами работы искусственных нейронных сетей, инструментами их построения и обучения. В рамках каждого курса предусматриваются совместное с учащимися планирование и реализация проекта, решающего актуальную проблему средствами искусственной нейронной сети, встроенной в удобную для пользователя оболочку.

В настоящее время отмечается дефицит специально разработанных методических рекомендаций по обучению школьников работе с искусственными нейронными сетями [16, 17], поэтому *актуальна задача поиска ме-*

ханизмов доступного объяснения обучающимся сложного научного материала и обеспечения необходимого уровня их вовлеченности в решение рассматриваемых в перечисленных выше курсах прикладных задач.

Рассмотрим содержание указанных выше программ курсов дополнительного образования и методические особенности их реализации, а также продемонстрируем проекты, разработанные школьниками в рамках курсов.

2. Курс «Обучение нейронных сетей для решения практических задач компьютерного зрения»

Программа данного курса была разработана для пропедевтического знакомства школьников с искусственными нейронными сетями, которые используются при решении задач компьютерного зрения.

Программа состоит из четырех блоков:

1. Принципы работы нейронных сетей. Полносвязные нейронные слои. Задачи классификации.
2. Обработка графических данных нейронными сетями.
3. Сверточные нейронные сети. Выбор темы актуального проекта.
4. Проект. Разработка оболочки с внедрением нейронной сети для пользователей.

Блок 1. Принципы работы нейронных сетей. Полносвязные нейронные слои. Задачи классификации

Начав со знакомства с биологическим строением нейрона, учащиеся переходят к составлению его математической модели, модели нейронных слоев и затем к изучению их функций и способов обучения искусственных нейронных сетей (рис. 1).

На данном этапе важно акцентировать внимание учащихся на том, что математическая модель лишь упрощает биологическое строение нейронной сети, и подчеркнуть при этом, что «нейрон» — вершина, «синапс» — взвешенное ребро соответствующего графа, а функции нейронных слоев головного мозга ассоциируются с активационными функциями нейронных сетей.

После знакомства школьников с простейшим примером устройства нейронной сети (рис. 2) следует перейти к изучению «функций ошибки» и алгоритма обуче-

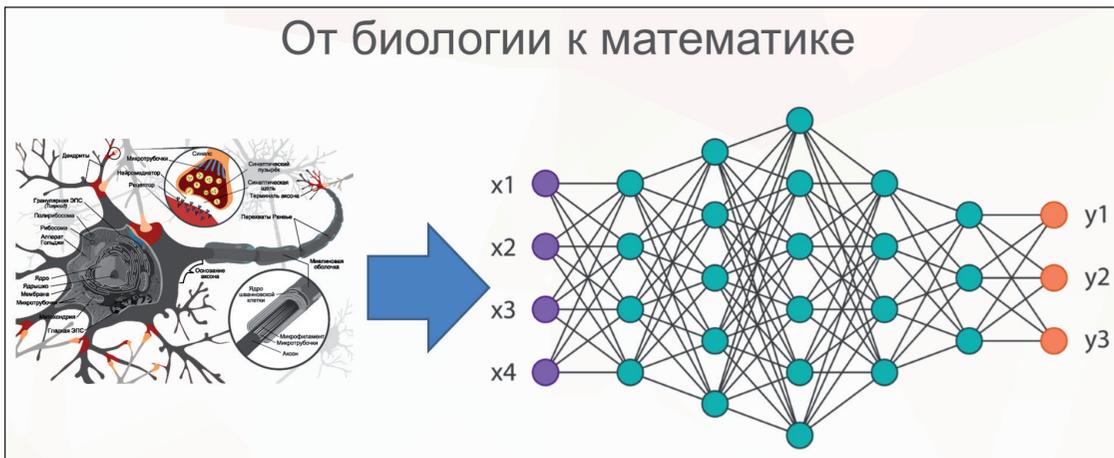


Рис. 1. Переход от биологической модели нейрона к математической*

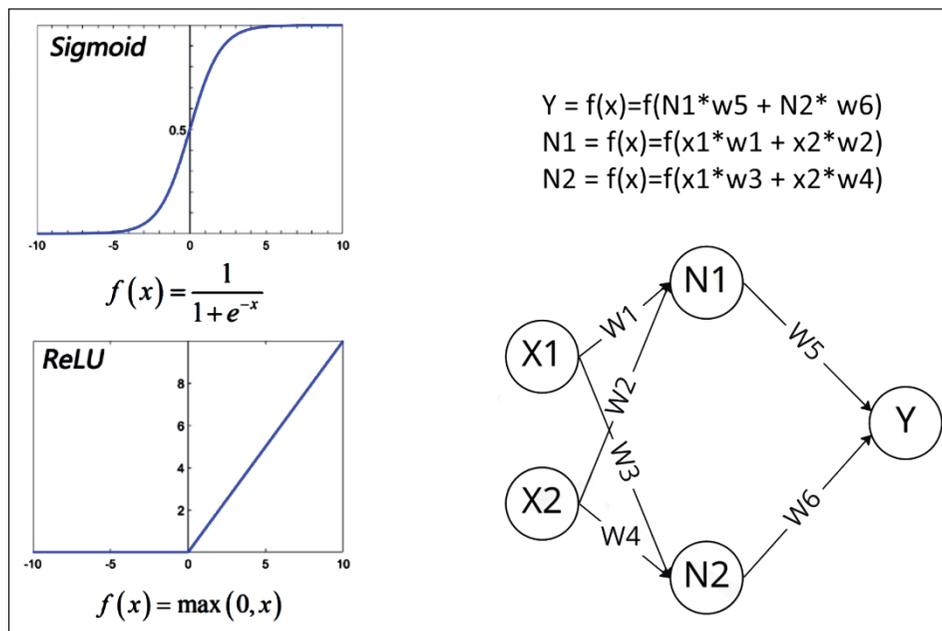


Рис. 2. Простейший пример устройства искусственной нейронной сети

ния нейронной сети. Здесь целесообразно рассмотреть простые функции ошибки:

- MSE — среднеквадратичная ошибка (Mean Squared Error);
- RMSE — корень из среднеквадратичной ошибки (Root Mean Squared Error);
- MAE — средняя абсолютная ошибка (Mean Absolute Error).

Сложность этого этапа состоит в том, что предварительно необходимо познакомить учащихся (на уровне интуитивных представлений, простейших наглядных примеров) с такими понятиями математического анализа, как функция нескольких переменных, частная производная, градиент. Затем можно перейти к примеру нахождения минимума функции ошибки от двух весов путем вычитания из значения каждого веса частной

производной по этому весу, умноженной на «шаг обучения». Два веса берутся для возможности наглядной интерпретации процесса минимизации значения ошибки как спуска к минимальному значению некоторой поверхности (рис. 3).

Блок 2. Обработка графических данных нейронными сетями

Следующий этап — построение школьниками модели распознавания рукописных цифр из набора MNIST (<http://yann.lecun.com/exdb/mnist/>), включающего 60 000 картинок. Здесь обсуждается (в формате проблемной дискуссии) представление изображения в виде вектора, например, путем послойного «вытягивания» каждого столбца пикселей представленной картинке и соединения каждого последующего ряда пикселей с предыдущим. Объясняется, что получившийся вектор подается на вход спроектированной нейронной сети, на выходе ожидается вектор из десяти значений (дающих в сумме единицу), в котором порядковый номер

* При создании рисунка использовано изображение с сайта: https://ru.wikipedia.org/wiki/Нейрон#/media/Файл:Complete_neuron_cell_diagram_ru.svg

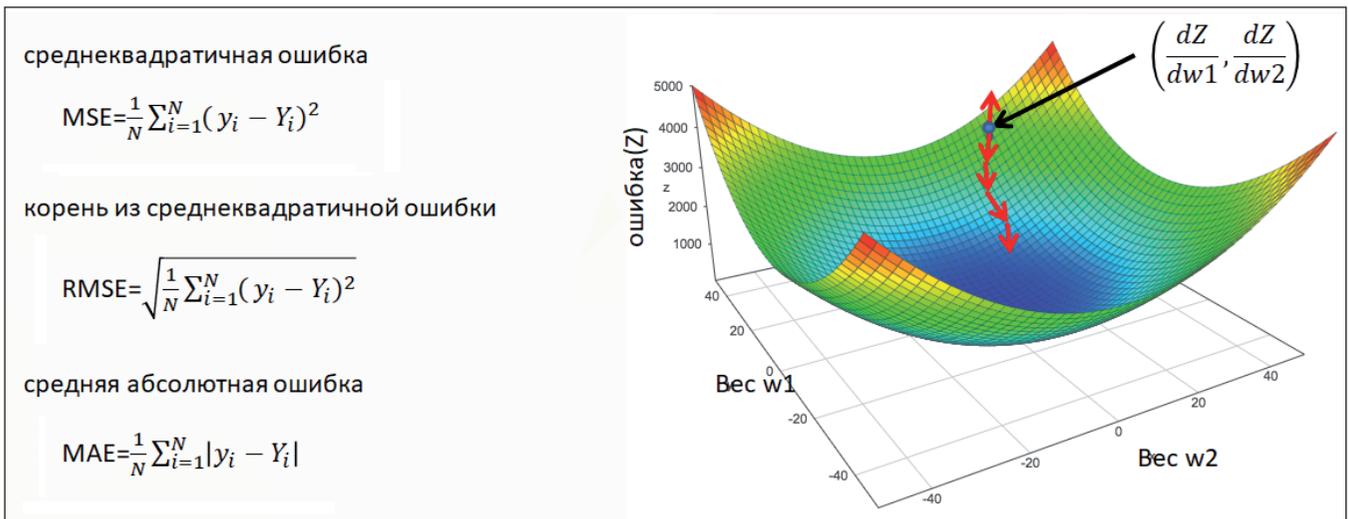


Рис. 3. Интерпретация процесса обучения нейронной сети

наибольшего значения является номером класса цифры, изображенной на картинке (рис. 4). Так учащиеся знакомятся с представлением категориальной информации в формате «one-hot encoding» [21]. Например, цифра 0 представляется как список [1,0,0,0,0,0,0,0,0], цифра 1 — как [0,1,0,0,0,0,0,0,0] и т. д.

После разработки теоретической модели искусственной нейронной сети обучающиеся знакомятся со средой для разработки Google Colab и с фреймворком TensorFlow (открытым Python-фреймворком машинного обучения, созданным командой Google Brain, содержащим

коллекции моделей и алгоритмов глубокого обучения для классификации рукописных цифр, распознавания изображений, встраивания слов и др.). При помощи указанных инструментов совместно с преподавателем осуществляется построение и обучение спроектированной модели [24]. Код для построения и обучения модели достаточно прост для понимания и не вызывает у учащихся больших затруднений, даже если они не изучали ранее язык программирования Python. После импорта необходимых библиотек во временное хранилище среды разработки загружается набор рукописных цифр MNIST.

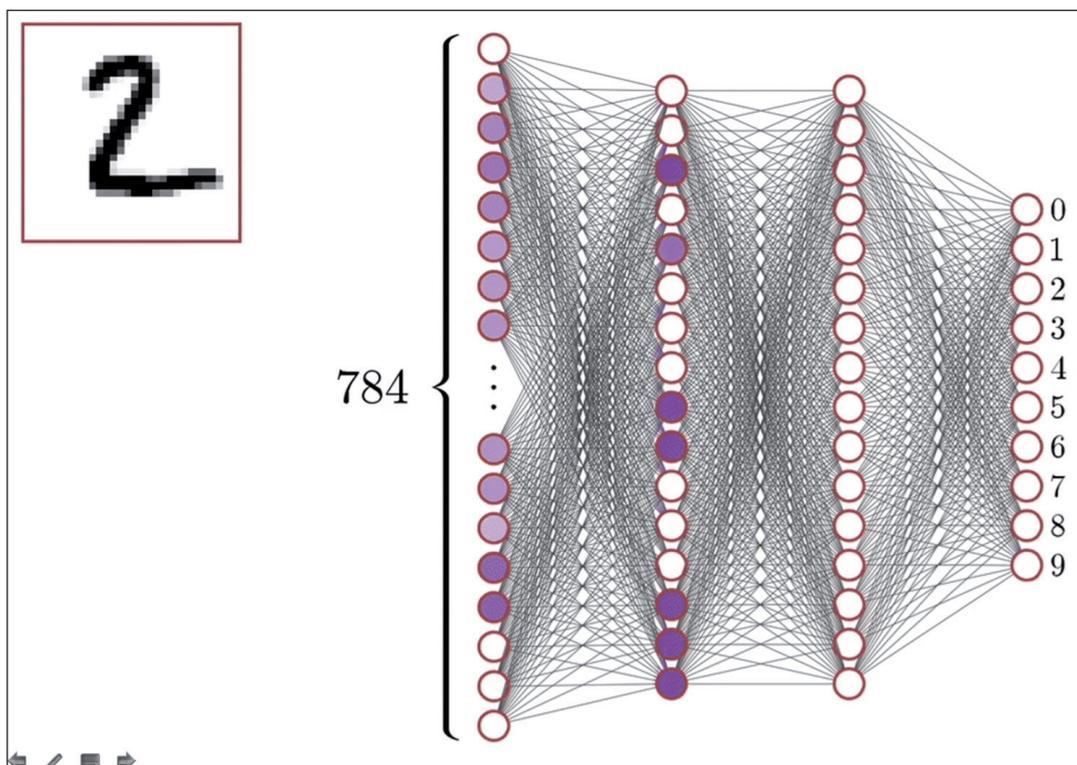


Рис. 4. Модель нейронной сети для классификации рукописных цифр*

* Изображение с сайта: <https://github.com/DantrazTrev/Neural-Networks>

Model: "sequential_1"		
Layer (type)	Output Shape	Param #
dense (Dense)	(None, 1000)	785000
dense_1 (Dense)	(None, 500)	500500
dense_2 (Dense)	(None, 250)	125250
dense_3 (Dense)	(None, 10)	2510

Total params: 1,413,260		
Trainable params: 1,413,260		
Non-trainable params: 0		

Рис. 5. Описание построенной полносвязной модели классификации изображений цифр

Приведем основные элементы кода.

```
(x_train,y_train),(x_test,y_test) =
mnist.load_data()
```

Здесь в *x_train* загружается 60 000 картинок величиной 28 на 28 пикселей, в *y_train* — набор подписей к каждой соответствующей картинке из *x_train*. Например, картинке, на которой нарисована цифра 1 в *x_train*, соответствует цифра 1 в *y_train*. Точно такой же алгоритм реализуется с *x_test,y_test*, но для 10 000 картинок. Набор *train* предназначается для обучения нейронной сети, набор *test* — для тестирования качества ее обучения.

```
x_train = x_train.reshape(60000,784)/255
```

В данном фрагменте кода мы «вытягиваем» каждую картинку 28 на 28 пикселей в вектор из 784 чисел для подачи в нейронную сеть, а также нормализуем значение каждого пикселя таким образом, чтобы оно находилось в интервале от 0 до 1.

```
y_train = utils.to_categorical(y_train,10)
```

Этот фрагмент кода переводит каждую подпись *y_train* в формат *one-hot encoding* (цифра 0 представляется как список [1,0,0,0,0,0,0,0,0,0], цифра 1 — как [0,1,0,0,0,0,0,0,0,0] и т. д.).

```
model = Sequential()
model.add(Dense(1000, input_dim=784,
activation = 'relu'))
model.add(Dense(500,activation = 'relu'))
model.add(Dense(250,activation = 'relu'))
model.add(Dense(10,activation = 'softmax'))
```

Здесь мы строим модель, поочередно добавляя в нее слои с различными количеством нейронов и активационными функциями.

В итоге получаем модель с 1 413 260 обучаемыми параметрами (рис. 5).

```
model.compile(loss = 'categorical_crossentropy',
optimizer = Adam(learning_rate=0.0001),
metrics='accuracy')
```

На данном этапе выбираем функцию ошибки, алгоритм оптимизации, шаг обучения.

```
model.fit(x_train, y_train, batch_size=300,
epochs=15,validation_split=0.2)
```

Приведенный фрагмент кода запускает тренировку модели с подачей 300 примеров, оптимизацией значений весов модели и проходом всех данных через модель 15 раз. При этом 20 % тренировочных данных мы оставляем для валидации процесса обучения модели; проверяем модель на данных из тестового набора (рис. 6).

```
k=1
plt.imshow(x_test[k])
img = x_test[k].reshape(1,784)/255
out = model.predict(img)
print('на картинке цифра ',np.argmax(out))
```

1/1 [=====] - 0s 17ms/step
на картинке цифра 2

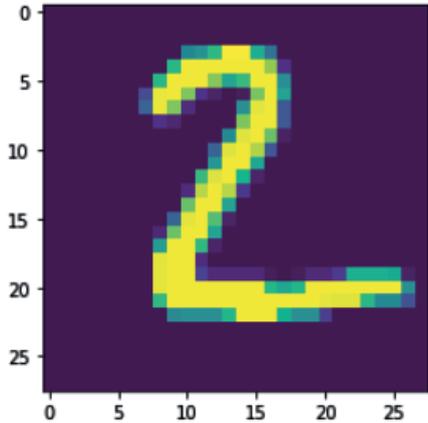


Рис. 6. Распознавание обученной нейронной сетью цифры на картинке

После полученной ситуации успеха учащиеся рисуют свои цифры в Paint и предлагают их для распознавания обученной нейронной сети. Однако не все из этих цифр будут разгаданы, особенно если они нарисованы тонкими линиями или не по центру картинки. Ученикам предлагается обсудить, с чем это может быть связано.

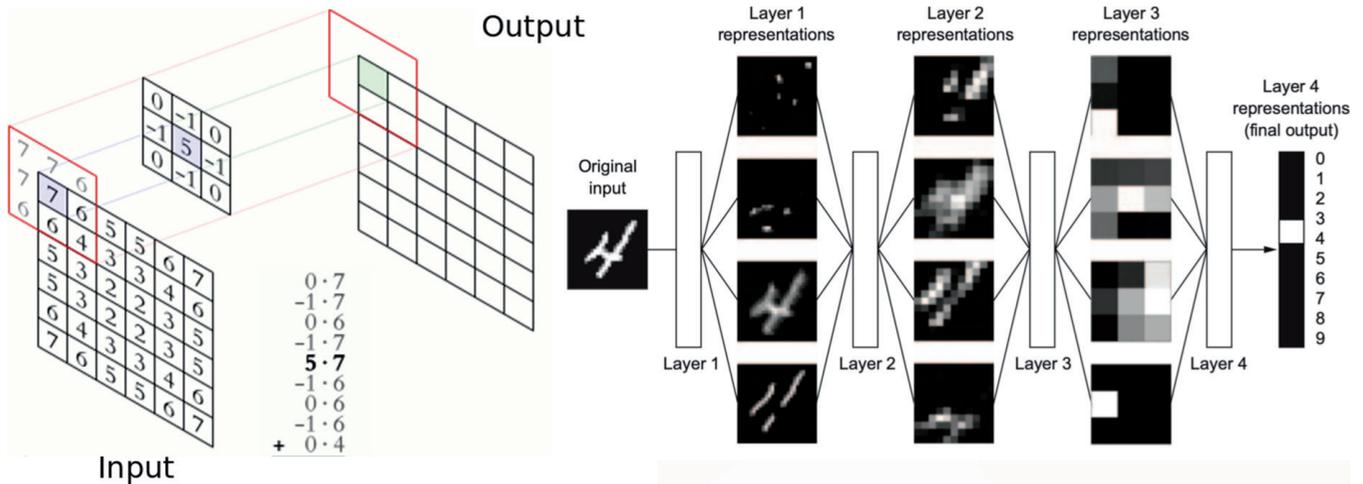


Рис. 7. Операция свертки изображения*

В ходе совместного с преподавателем обсуждения делается вывод, что это связано со спецификой подачи изображения путем присоединения каждого последующего столбца пикселей к предыдущему. При сдвиге картинки значения получившегося вектора серьезно меняются, и нейронной сети сложно их интерпретировать. После возникновения данной проблемной ситуации осуществляется переход к следующему блоку программы: «Сверточные нейронные сети».

Блок 3. Сверточные нейронные сети. Выбор темы актуального проекта

Этот блок посвящен методам представления цветных изображений в цифровом виде, методам аугментации данных, принципам работы сверточных слоев нейронных сетей, слоев для отключения нейронов и слоев нормализации данных. Совместно с преподавателем осуществляется написание сверточной нейронной сети для классификации изображений.

Сначала можно предложить учащимся поразмышлять о том, как они понимают, что на картинке изображена какая-то цифра, какие характерные признаки данной цифры выделяет их мозг. Исходя из этого, им предлагается придумать, как можно научить компьютер тем же операциям.

После таких размышлений с помощью наводящих вопросов преподавателя учащиеся приходят к выводу: понимание того, что находится на картинке, строится из набора определенных визуальных элементов (хвостиков, уголочков и других характерных особенностей), а зафиксировать эти элементы можно путем наложения на них числовой матрицы и нахождения суммы произведений соответствующих элементов. Таким образом, можно перейти к созданию некоторого количества карт признаков путем последовательного перемножения матриц (сверточных ядер) с пикселями исходного изображения и последующего занесения сумм произведений в новую матрицу для выявления существенных признаков объекта, т. е. произвести операцию свертки изображения (рис. 7).

Далее целесообразно поговорить с учащимися о величине существенных признаков и прийти к решению об уменьшении исходного изображения для выявления признаков большего размера путем преобразования каждого квадранта из четырех пикселей в один, принимающий максимальное значение (рис. 8).

После рассмотрения принципа работы сверточных слоев обсуждается теоретическая модель распознавания рукописных цифр путем последовательной свертки и уменьшения изображений и последующего преоб-

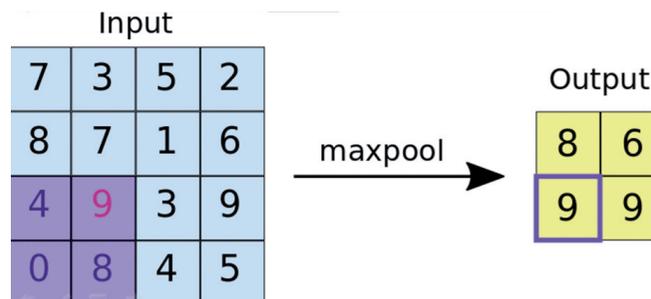


Рис. 8. Уменьшение изначального изображения**

* При создании рисунка использовано изображение с сайта: <https://livebook.manning.com/book/deep-learning-with-python-second-edition/chapter-1/v-7/1>

** Изображение с сайта: <https://www.kaggle.com/code/elikplim/runmila-pneumonia-classification>

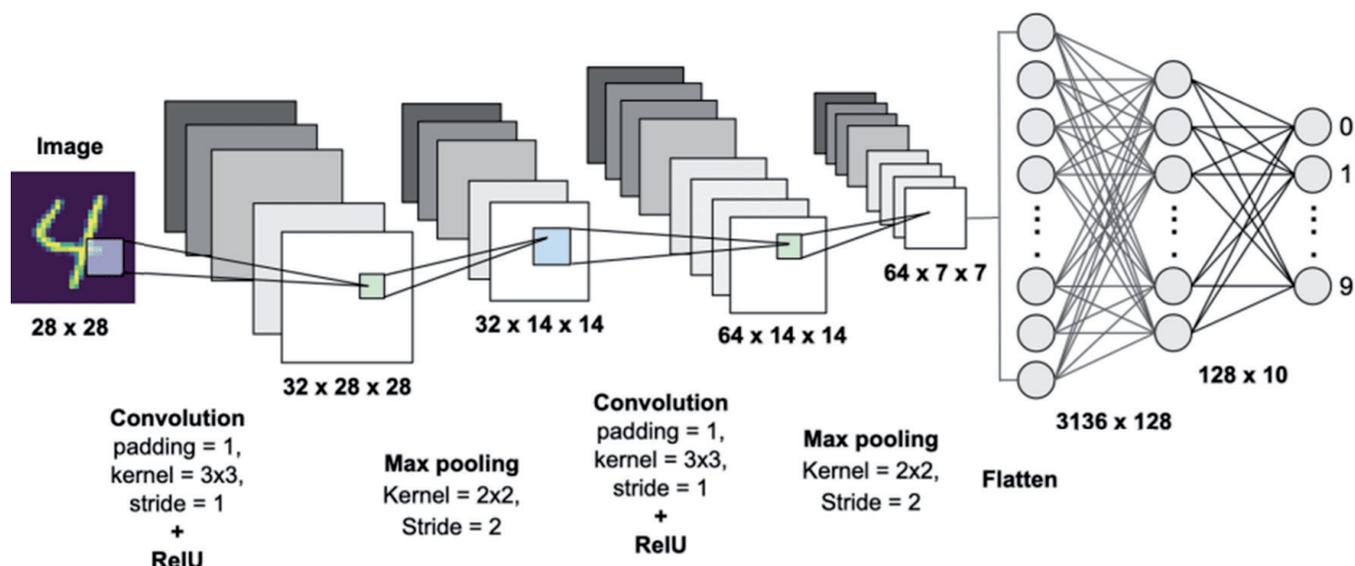


Рис. 9. Модель сверточной нейронной сети для классификации рукописных цифр*

разования в вектор для передачи в полносвязные слои (слои, все выходные нейроны которых связаны со всеми входными нейронами последующих слоев) по примеру предыдущей выполненной модели (рис. 9).

При продолжении работы с Google Colab строится и обучается ранее спроектированная модель. На этом этапе необходимо обсудить с учащимися представление цветных изображений как трех матриц пикселей, отвечающих за красный, зеленый и синий цвета, а также вопрос о способах аугментации изображений путем поворота, увеличения, уменьшения и сдвига исходных изображений и далее переходить к классификации цветных картинок.

Затем школьники знакомятся с платформой Kaggle.com (разработчик Google), устроенной по принципу социальной сети, где пользователи могут публиковать наборы данных, исследовать и создавать модели машинного обучения, использовать облачные инструменты для обработки информации. Обучающимся предлагается, используя эту платформу, разбиться на команды (при большой численности группы) и выбрать набор данных для реализации проекта, имеющего востребованность в реальной практике.

Блок 4. Проект. Разработка оболочки с внедрением нейронной сети для пользователей

Данная часть курса посвящена работе школьников над своими проектами. В частности, один из таких проектов был реализован после нахождения на сайте Kaggle.com набора данных для классификации меланомы кожи на доброкачественную и злокачественную. Учениками была поставлена цель: создать программное средство на основе искусственных сверточных нейронных сетей для распознавания злокачественной меланомы кожи [5]. Совместно с преподавателем школьникам удалось соз-

дать программный продукт, обеспечивающий более высокую точность распознавания опухолей [1, 3, 10] по фото дерматоскопии, чем у существующих программ-аналогов [22, 23].

В описанном проекте помимо построения и обучения сверточной нейронной сети также использовались методы переобучения существующих сетей. При этом был специально разработан Telegram-бот, который дает инструкции по загрузке фото и рекомендации по обращению к врачу за консультацией. Бот используется как простейшее и наиболее эффективное средство для интеграции обученной нейронной сети, так как размещение ее на веб-платформе либо в приложении осложняется необходимостью знать другие языки программирования. Несмотря на то что полученный ботом диагноз требует подтверждений и не может быть интерпретирован как медицинский, разработка имеет большую ценность как определенная система анализа здоровья человека [11].

В рамках другого проекта школьниками были созданы и обучены модели нейронных сетей, позволяющих определить девять различных заболеваний томатов по фотографиям их листьев. При реализации модели были использованы библиотеки TensorFlow и Keras (<https://ru-keras.com/home/>). Исходным материалом послужили предварительно классифицированные изображения с различными видами заболеваний листьев томата, а также изображения полностью здоровых листьев, опубликованные в открытом доступе на платформе Kaggle.com. Определившись с архитектурой модели, школьники провели эксперименты по обучению нейросети с изменением количества тренируемых параметров. Наилучший результат был достигнут при переобучении полносвязных слоев без изменения параметров сверточных слоев. В итоге учащиеся смогли добиться точности классификации в 95% на тестовой выборке из 7000 фотографий. Полученная модель сети была интегрирована в Telegram-бот. Программный продукт определяет заболевание листа на полученном изображении, перечисляет основные признаки данного заболевания, а также дает рекомендации по лечению [12].

* Архитектура CNN для классификации рукописных цифр. Источник: https://miro.medium.com/max/3744/1*SGPGG7oeSvVIV5sOSQ2iZw.png

3. Курс «Глубокое обучение искусственных нейронных сетей»

Программа данного курса включает в себя отвечающие его названию аналогичные рассмотренным выше содержательные блоки и дополняется методами работы с нейронными сетями [2] Object detection, позволяющими не только распознавать изображения, но и находить на изображениях некоторые объекты и классифицировать их. Подробно рассматривается нейронная сеть YOLO, пропускающая изображение через сверточную нейронную сеть, делящая его на квадраты и для каждого квадрата предсказывающая вероятность центра какого-либо объекта (рис. 10).

После получения опыта использования этой нейронной сети учащиеся создают свои проекты, аналогичные следующим: прогнозирование урожая путем подсчета количества плодов (рис. 11), с помощью нахождения людей мониторинг проходимости торговых точек и др.

После выполнения задуманных проектов учащимся предлагается задача составления текстового описания картинки по найденным объектам. Здесь появляется необходимость изучения языковых моделей и заключительного блока программы «Рекуррентные

нейронные сети». Учащиеся изучают, каким образом можно построить модель, способную продолжить начало предложения (рис. 12). В итоге они получают опыт синхронизации нескольких различных нейронных сетей в одном проекте для получения актуального ИТ-продукта и последующего его использования в важных и интересных проектах.

4. Выводы

В рассмотренных курсах каждый последующий блок содержания является логическим продолжением решения проблемы, обозначенной в предыдущем блоке. В процессе выполнения проектов учащиеся проходят полный цикл исследования (от постановки проблемы, выдвижения гипотезы и идеи решения до получения результата с проверкой его эффективности), что наряду с изучением перспективных и интересных направлений развития искусственного интеллекта способствует формированию исследовательских умений, цифровой и функциональной грамотности [20].

Несмотря на значимость описанного направления подготовки школьников оно развивается достаточно медленно в современном отечественном и зарубежном

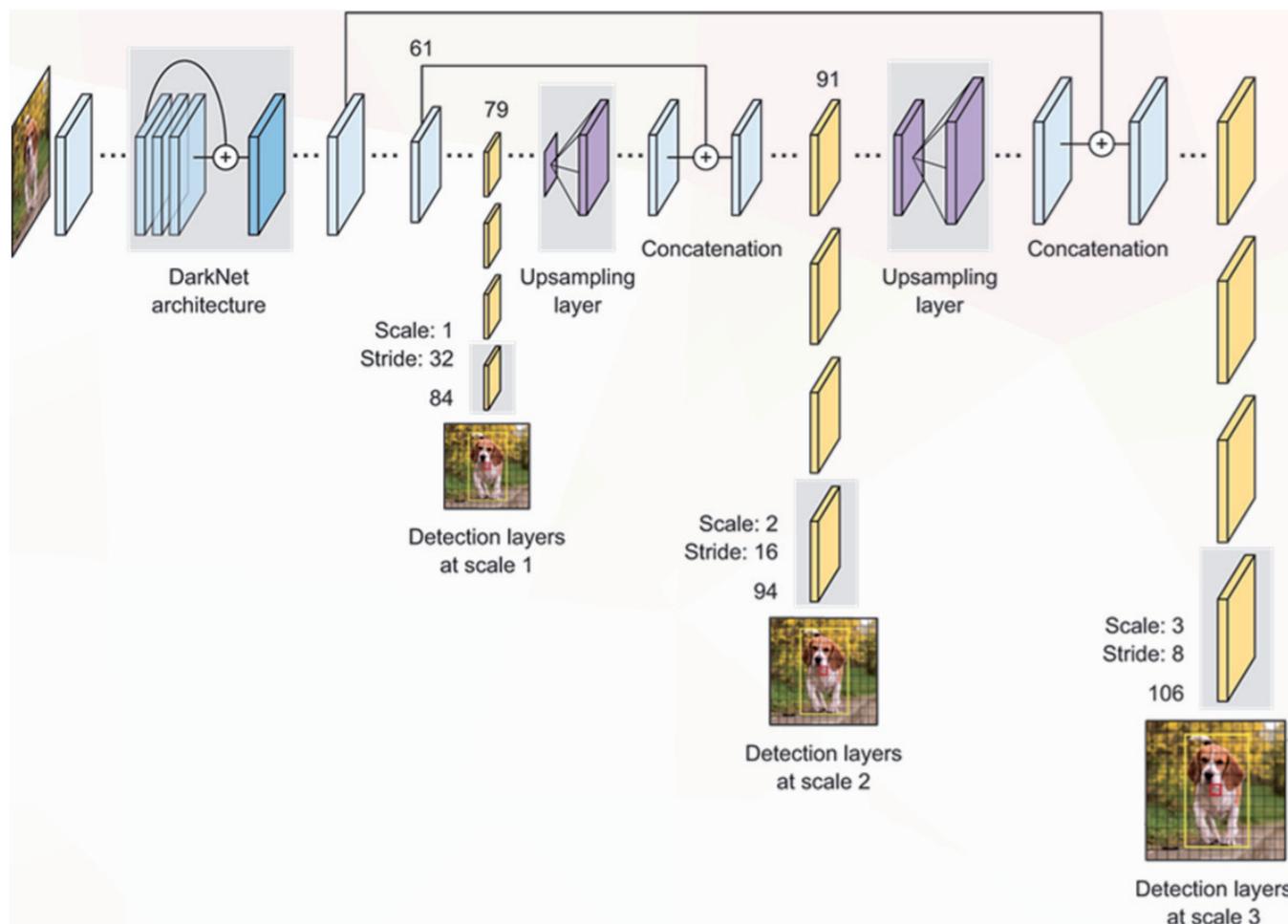


Рис. 10. Архитектура YOLO*

* Изображение с сайта: <https://medium.com/analytics-vidhya/yolo-engineering-challenges-for-training-and-deploying-yolo-on-edge-device-8d753748d243>



Рис. 11. Пример использования YOLO для подсчета количества плодов яблони

вы наблюдаете за 5 яблоко,1 ваза,4 бутылка,2 вина чашка, они скоро упадут на землю. Что вы будете делать?
 Буду собирать их и складывать в корзинку.<s>
 Что Вы будете делать с упавшим яблоком или вазой?
 Скажу что это не я его уронила а кто-то другой...<s>
 Какие у вас ассоциации со словом "свобода"?
 Отсутствие ответственности перед кем бы то ни было... Свобода - это когда ты никому ничего не должен (в том числе и самому себе)



Рис. 12. Пример синхронизации YOLO и ruGPT3*

* Изображение с сайта: <https://livebook.manning.com/book/deep-learning-for-vision-systems/chapter-7/v-5/>

образовании [7, 8], и одной из причин этого является дефицит соответствующих педагогических кадров.

Теоретическое осмысление проведенного обучения школьников послужило основой для модернизации подготовки будущих учителей математики и информатики [9] и повышения квалификации действующих педагогов основного общего и дополнительного образования в области цифровой грамотности и навыков работы с технологиями искусственного интеллекта [13]. Например, на математическом факультете ПГГПУ в рамках дисциплины «Организация учебно-исследовательской и проектной деятельности школьников» студенты — будущие педагоги дополнительного образования — разрабатывают проекты для обучающихся с применением технологий искусственного интеллекта.

Список источников

1. *Анисимов В. В.* Меланома кожи (перспективы улучшения диагностики и лечения): автореф. дис. ... д-ра мед. наук. СПб., 2000. 97 с.
2. *Васильев А. П., Абрамов А. Х.* Искусственный интеллект на основе нейронных сетей // *Academy*. 2018. № 5(32). С. 15–17. EDN: UOEOCK.
3. *Гаврилов Д. А., Мелерзанов А. В.* Диагностика меланомы кожи с помощью сверточных нейронных сетей глубокого обучения // *Врач*. 2018. Т. 29. № 6. С. 31–33. EDN: XRFHRR. DOI: 10.29296/25877305-2018-06-06
4. *Даггэн С.* Искусственный интеллект в образовании: Изменение темпов обучения. Аналитическая записка ИИТО ЮНЕСКО / ред. С. Ю. Князева; пер. с англ. А. В. Паршаковой. М.: Институт ЮНЕСКО по информационным технологиям в образовании, 2020. 44 с. https://iite.unesco.org/wp-content/uploads/2020/12/Steven_Duggan_AI-in-Education_2020_RUS.pdf
5. *Демидов Л. В.* Меланома кожи. Микростадирование и клиничко-гистологическая классификация // *Российский журнал кожных и венерических болезней*. 1998. № 4. С. 12–17.
6. *Долгая О. И.* Искусственный интеллект и обучение в школе: ответ на современные вызовы // *Школьные технологии*. 2020. № 4. С. 29–39. EDN: DOPRLH.
7. *Духанина Л. Н., Максименко А. А.* Проблемы имплементации искусственного интеллекта в сфере образования // *Перспективы науки и образования*. 2020. № 4(46). С. 23–35. EDN: ZMEJYS. DOI: 10.32744/pse.2020.4.2
8. *Колесникова Г. И.* Искусственный интеллект: проблемы и перспективы // *Видеонаука*. 2018. № 2 (10). С. 5. EDN: USZKOV.
9. *Латышева Л. П., Скорнякова А. Ю., Черемных Е. Л.* Проектные решения по организации педагогической коммуникации в условиях цифровизации образования // *Пермский педагогический журнал*. 2020. № 11. С. 48–51. EDN: RQHDP.
10. *Неретин Е. Ю., Куколкина В. В.* Возможности диагностики меланомы кожи с применением экспертной системы // *Поволжский онкологический вестник*. 2014. № 3. С. 48–51. EDN: TLXRJF.
11. *Олехов А. А., Зайцева С. Е., Зворыгина А. А., Попова В. А.* Диагностика меланомы с использованием сверточных

нейронных сетей различной глубины // *Наука и образование в обеспечении устойчивого развития человеческого потенциала в условиях перехода к цифровой экономике. Материалы IX Всероссийской научно-практической конференции с международным участием*. Пермь: ПГГПУ, 2022. С. 216–223.

12. *Олехов А. А., Палкина С. С.* Автоматизация процесса диагностики заболевания листа томата с применением глубокого обучения искусственных нейронных сетей // *Математика в образовании. Материалы Всероссийской научно-практической конференции*. Чебоксары, 2022. (В печати.)

13. *Плотникова Е. Г., Скорнякова А. Ю., Черемных Е. Л.* Из опыта работы проектной онлайн-мастерской учителей математики университетско-школьного кластера // *Вестник Башкирского государственного педагогического университета им. М. Акмуллы*. 2022. № 1-4(62). С. 31–36. EDN: MHKXRA.

14. *Пырнова О. А., Зарипова Р. С.* Технологии искусственного интеллекта в образовании // *Russian Journal of Education and Psychology*. 2019. Т. 10. № 3. С. 41–44. EDN: ISGJDC. <https://cyberleninka.ru/article/n/tehnologii-iskusstvennogo-intellekta-v-obrazovanii>

15. *Роберт И. В.* Цифровая трансформация образования: вызовы и возможности совершенствования // *Информатизация образования и науки*. 2020. № 3(47). С. 3–16. EDN: SQWADW.

16. *Садыкова А. Р., Левченко И. В.* Искусственный интеллект как компонент инновационного содержания общего образования: анализ мирового опыта и отечественные перспективы // *Вестник РУДН. Серия: Информатизация образования*. 2020. Т. 17. № 3. С. 201–209. EDN: ZXVQZZ. DOI: 10.22363/2312-8631-2020-17-3-201-209

17. *Самылкина Н. Н., Салахова А. А.* Обучение основам искусственного интеллекта и анализа данных в курсе информатики на уровне среднего общего образования: монография. М.: МПГУ, 2022. 228 с.

18. Стратегия научно-технологического развития Российской Федерации (утв. Указом Президента РФ от 1 декабря 2016 года № 642). <https://base.garant.ru/71551998/>

19. Федеральный государственный образовательный стандарт среднего (полного) общего образования. Приказ Минобрнауки России от 17.05.2012 № 413 (ред. от 11.12.2020). <https://fgos.ru/fgos/fgos-soo>

20. *Формирование функциональной грамотности школьников: учебно-методическое пособие* / Н. А. Анянова, О. В. Баянова, О. А. Гребнева [и др.]. Пермь: ПГГПУ, 2021. 58 с. EDN: PFZEFB.

21. *Brownlee J.* Ordinal and one-hot encodings for categorical data // *Machine learning mastery*. June 12, 2020. <https://machinelearningmastery.com/one-hot-encoding-for-categorical-data>

22. *Clark W. H., Elder D. E., Guerry D. T., Epstein M. N., Greene M. H., Van Horn M.* A study of tumor progression: The precursor lesions of superficial spreading and nodular melanoma // *Hum Pathol*. 1984. Vol. 15. No. 12. P. 1147–1165.

23. GLOBOCAN 2012 v1.0, Cancer incidence and mortality worldwide / ed. by J. Ferlay, I. Soerjomataram, M. Ervik, R. Dikshit, S. Eser, C. Mathers, M. Rebelo, D. M. Parkin, D. Forman, F Bray // *IARC Cancer Base*. January 2014. No. 11. 250 p.

24. *Mingxing T., Quoc V.* EfficientNetV2: Smaller models and faster training // *International Conference on Machine Learning*. 2021. <https://arxiv.org/abs/2104.00298>