



МАТЭМАТЫКА

УДК 004.8:004.93:619

ИСПОЛЬЗОВАНИЕ СВЕРТОЧНОЙ НЕЙРОННОЙ СЕТИ ДЛЯ РЕШЕНИЯ ЗАДАЧИ КЛАССИФИКАЦИИ

Е.А. Корчевская*, Л.В. Маркова*, Т.В. Никонова**

*Учреждение образования «Витебский государственный университет имени П.М. Машерова

**Учреждение образования «Витебский государственный технологический университет»

Актуальным является разработка алгоритмов искусственного интеллекта, позволяющих с высокой точностью распознавать следующие биологические объекты: *E. alabamensis*, *E. auburnensis*, *E. brasillensis*, *E. bukondonensis*, *E. elipsoidales*, *E. cylindrika*, *E. canadensis*, *E. subherika*, *E. wyomingensis*, *E. zurnii*, *E. bovis*.

Цель исследования – создание методики для идентификации заболеваний по цифровым изображениям микроскопических биологических объектов на основе сверточной нейронной сети.

Материал и методы. Исходным материалом служат цифровые изображения микроскопических биологических объектов. В качестве метода используется сверточная нейронная сеть.

Результаты и их обсуждение. Сверточная нейронная сеть состоит из слоев двух видов: сверточных и подвыборочные. В сверточных слоях при сканировании воспринимающие поля частично наслаиваются друг на друга, в подвыборочных слоях области соседних нейронов не пересекаются. Реализованная нейронная сеть состоит из четырех сверточных слоев, каждый из которых характеризует часть границы объекта, за которыми следует полносвязная сеть с прямой передачей сигнала.

Заключение. Для обучения сети была создана база из 1000 изображений в градациях серого. После обучения на тестировочной коллекции ошибка распознавания составила 1,97%.

Ключевые слова: сверточная нейронная сеть, обучение методом обратного распространения ошибки, функция активации, паразитологические объекты, распознавание.

USING CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK FOR THE SOLUTION TO THE CLASSIFICATION PROBLEM

E.A. Korchevskaya*, L.V. Markava*, T.V. Nikonova**

*Education Establishment "Vitebsk State P.M. Masherov University"

**Education Establishment Vitebsk State Technological University

The development of artificial intelligence algorithms that allows high-precision recognition of the following biological objects: *E. alabamensis*, *E. auburnensis*, *E. brasillensis*, *E. bukondonensis*, *E. elipsoidales*, *E. cylindrika*, *E. canadensis*, *E. subherika*, *E. wyomingensis*, *E. zurnii*, *E. bovis* is relevant.

The aim of this work is to create a method for identifying diseases by digital images of microscopic biological objects based on a convolutional neural network.

Material and methods. Digital images of microscopic biological objects are the research material. The convolutional neural network is the research method.

Findings and their discussion. A convolutional neural network consists of two types of layers: the convolutional and the pooling. In the convolutional layers, during scanning, the perceiving fields are partially layered on top of each other; in the pooling layers, the regions of neighboring neurons do not intersect. The implemented neural network consists of four convolutional layers, each of which characterizes a part of the object boundary, followed by a fully connected network with direct signal transmission.

Conclusion. To train the network, a dataset of 1000 grayscale images was created. After training on the testing collection, the recognition error was 1,97%.

Key words: convolutional neural network, error backpropagation learning, activation function, parasitological objects, recognition.

В настоящее время искусственная нейронная сеть активно применяется для решения различных задач в реальной жизни. Такие задачи, как прогнозирование, классификация, распознавание изображений и речи, решают с помощью нейронной сети с высокой точностью. Важной задачей сегодня является распознавание биологических объектов, вызывающих заболевания, по цифровым изображениям.

Для предотвращения распространения протозойных заболеваний необходимо их обнаруживать на начальных этапах. Поэтому актуальным является разработка алгоритмов искусственного интеллекта, позволяющих с высокой точностью распознавать следующие биологические объекты: *E. alabamensis*, *E. auburnensis*, *E. brasillensis*, *E. bukondonensis*, *E. elipsoidales*, *E. cylindrika*, *E. canadensis*, *E. subherika*, *E. wyomingensis*, *E. zurnii*, *E. bovis*. Данные объекты отличаются друг от друга малозначительными и достаточно вариабельными признаками, которые сложно уловить человеческому глазу.

Одним из подходов классификации выступает способ представлений объектов с помощью признаков, в котором каждый объект характеризуется набором идентификационных показателей. Однако для указанных биологических объектов открытые признаки не дают хорошей точности классификации.

При распознавании паразитологических объектов на изображениях точностные характеристики резко падают при различных искажениях входного изображения, изменении масштаба, поворотах объекта, в связи с чем для них необходимо выделять из данных «скрытые признаки».

Поэтому более эффективным будет использование методов глубинного обучения, представляющих собой набор алгоритмов машинного обучения, которые пытаются моделировать из данных признаки, не поддающиеся формализации.

Основным методом, который применяется в работе, является сверточная нейронная сеть, поскольку она является слабо чувствительной к искажениям образа, а также обеспечивает возможность получения классификатора, хорошо моделирующего сложную функцию распределения изображений биологического объекта, тем самым увеличиваются скорость и точность решения задачи по сравнению с остальными методами.

Цель исследования – создание методики для идентификации заболеваний по цифровым изображениям микроскопических биологических объектов на основе сверточной нейронной сети.

Материал и методы. Слои сверточной нейронной сети представляют собой последовательность слоев, которые содержат нейроны. Все синаптические коэффициенты нейронов одной плоскости принимаются одинаковыми и ведут ко всем локальным областям предыдущего слоя. Всякий нейрон слоя на вход получает параметры от некоторой зоны предыдущего слоя (локальное рецептивное поле), т.е. входное изображение предыдущего слоя пробегается скользящим окном и пропускается через синаптические параметры, а результат отражается на соответствующий нейрон текущего слоя. Итогом данного процесса будут плоскости, которые и представляют собой карты характеристик. Каждая построенная плоскость определяет уникальные участки изображения в любом месте предыдущего слоя. Размер скользящего окна зависит от признака, который мы хотим уловить и конкретизировать. Как только признак извлечен, то его точное расположение уже не имеет значения, поскольку установлено его местонахождение относительно других признаков. Последний блок сверточной нейронной сети является многослойным персептроном, машиной опорных векторов или другим классификатором.

В случае когда на вход поступает цветное изображение, оно может быть разделено по трем цветовым плоскостям (цветовая модель RGB), соответственно входной слой увеличится в три раза. В данной работе предлагается осуществить предварительную обработку образов и на вход сети подать изображение в оттенках серого. Сверточная нейронная сеть состоит из слоев двух видов: сверточных и подвыборочных. В сверточных слоях при сканировании воспринимающие поля частично наслаиваются друг на друга, в подвыборочных слоях области соседних нейронов не пересекаются. Подвыборочный слой с помощью локального усреднения значений выходов нейронов уменьшает величину

плоскостей, таким образом достигается иерархическая организация. Следующие слои извлекают более общие характеристики, меньше зависящие от искажений изображения. После прохождения нескольких слоев карта преобразуется к вектору [1; 2].

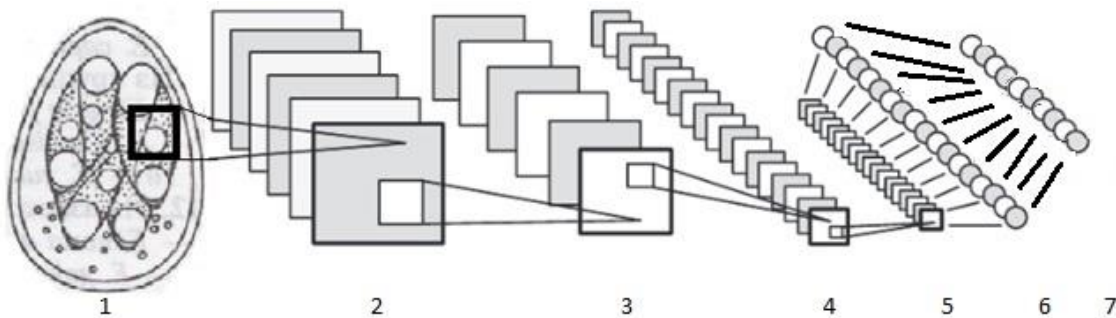


Рис. Архитектура сверточной нейронной сети

На рис. представлена архитектура сверточной нейронной сети для выделения признака микроорганизма: 1 слой – вход; 2, 4 – сверточные; 3, 5 – подвыборочные; 6, 7 – слои из обычных нейронов.

Результаты и их обсуждение. Принцип действия сверточной нейронной сети основывается на двух базовых элементах: фильтрах и картах параметров (признаков). Все исходные изображения микрообъектов отличаются формой границ. Поэтому необходимо создать элемент, называемый фильтром, который и будет выявлять специфические особенности границ. Фильтр – это квадратная матрица, которая представляет признак на изображении, который мы должны идентифицировать и усилить. Обнаружение этого идентификационного параметра основано на операции свертки фильтром исходного изображения. Результаты операции свертки, которые обуславливают расположение признаков исходного цифрового изображения, и являются картами признаков.

Реализованная нейронная сеть состоит из четырех сверточных слоев, каждый из которых характеризует часть границы объекта, за которыми следует полносвязная сеть с прямой передачей сигнала. Так же, как и обычная нейронная сеть прямого распространения, сверточная сеть обучается с помощью метода градиентного спуска.

Величина воспринимающей маски в сверточных слоях принята равной 5×5 нейронов, а в подвыборочных слоях – 2×2 нейрона. Здесь для сокращения количества параметров сети использован принцип объединения синаптических коэффициентов. Размер сверточной плоскости вычисляется согласно зависимости:

$$w_c = w_u - w + 1, h_c = h_u - h + 1,$$

где w_c, h_c – ширина и высота сверточного слоя (как правило, $w_c = h_c$); w_u, h_u – ширина и высота исходного изображения; w, h – ширина и высота свертки.

Первый слой – входное изображение микробиологического объекта в оттенках серого размером 32×32. Второй слой сверточной нейронной сети является слоем свертки и состоит из 6 карт признаков размером 28×28 (каждый из элементов карты признаков соединен с областью размером 5×5 на входном изображении). Следовательно, каждый элемент карты содержит 25 обучаемых коэффициентов и обучаемый сдвиг. Значение элемента карты вычисляется по формуле [3]:

$$X_i^{h,l} = f \left(\sum_{k=1}^{n_l-1} \sum_{j=-\infty}^{\infty} X_{i-j}^{k,l} W_{i-j,i}^{h,k,l} + B_i^{h,l} \right), \quad (1)$$

где $X_i^{h,l}$ – значение элемента i в карте признаков h слоя l , n_l – количество карт признаков в слое l , $B_i^{h,l}$ – значение сдвига для элемента i в карте признаков h слоя l , $W_{i-j,i}^{h,k,l}$ – синаптический вес связи между элементом i в карте признаков h слоя l и элементом $i-j$ карты k слоя $l-1$.

В качестве функции активации могут быть использованы различные функции: пороговая, недостатком которой является ее недифференцируемость; сигмоидная, которая получила широкое распространение, поскольку всюду дифференцируема; радиально-базисная; ректификационная, которая находит применение в глубоких нейронных сетях. Использование разнообразных функций активации объясняется категорией задачи, которую решает нейронная сеть. В работе выбран гиперболический тангенс:

$$f(a) = \text{Ath}(Sa), \quad (2)$$

где A, S – параметры функции, a – взвешенная сумма сигналов предыдущего слоя.

Рецептивные поля частично накладываются друг на друга, поскольку на карте признаков соединены с соседними областями предыдущего слоя. Все составляющие карты признаков содержат параметры весов и сдвига, в связи с чем восстанавливают в различных областях предыдущего слоя один и тот же признак. Поэтому 6 различных карт второго слоя извлекают 6 различных признаков для разных областей образа. Значения всех элементов карты признаков получаются путем поэтапного прохода по входному слою и применения формулы (1) к тем зонам, которые являются воспринимаемыми для данных элементов карты признаков.

Второй скрытый слой содержит 156 обучаемых параметров.

Рассмотрим третий скрытый слой, который является слоем подвыборки и состоит из 6 карт признаков размером 14x14. Все составляющие карт этого слоя соединены с областью 2x2 в соответствующей карте признаков предшествующего слоя. Воспринимающие поля для элементов данного слоя не перекрываются, поэтому карты признаков содержат в два раза меньше строк и столбцов, чем в предыдущем сверточном слое. С учетом того, что целью данного слоя является подвыборка (усреднение, максимизация и т.д.), то не всегда обязательно сохранять для карт различные веса и сдвиг, а можно оставить только один общий вес и сдвиг. Поэтому данный слой содержит 12 параметров.

Четвертый слой также выполняет операцию свертки, используя шестнадцать карт признаков размером 10x10. Каждый элемент в каждой карте признаков связан с областями размером 5x5 определенных карт предыдущего слоя. Связь карт четвертого слоя с отдельными картами третьего слоя способствует возможности получения признаков, которые будут дополнять ранее извлеченные. Архитектор сети сам решает, по какому принципу организовывать связь карт третьего и четвертого слоев.

Реализация второй подвыборки осуществлена в пятом слое, который состоит из 16 карт признаков размером 5x5. Каждый компонент данного слоя связан также с областью 2x2 на соответствующей карте четвертого слоя и содержит 32 обучаемых параметра.

Дальнейший шестой слой является полносвязным сверточным слоем, он связан со всеми картами предыдущего слоя и содержит 120 элементов. Размер его карт равен 1x1, он может получать сигнал рецепторного поля размером 5x5. Значение этого слоя заключается в осуществлении классификации после того, как реализованы извлечение особенностей границ и сокращение размерности входа. Каждый нейрон этого слоя полностью связан с каждым нейроном только одной плоскости пятого слоя.

Седьмой слой – выходной слой. Он состоит из одиннадцати нейронов по количеству распознаваемых классов, который полностью связан со всеми нейронами предыдущего слоя.

В настоящее время для обучения нейронных сетей, в том числе глубоких, используется алгоритм, основанный на методе градиентного спуска. Данный алгоритм опирается на метод обучения с учителем и для него требуется обучающее множество с заранее известными правильными ответами. Метод заключается в минимизации меры ошибки, которая показывает, насколько отличаются полученные результаты от правильных ответов [4].

На вход необученной сети поступает образ, и она выдает некоторый случайный выход. Вычисляется функция ошибки, которая представляет собой разность между текущим выходом сети и выходом, который требуется получить.

Значение общей квадратичной ошибки для N тренировочных объектов определяется следующим образом:

$$\varepsilon = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^N \sum_{j=1}^M (t_j^k - o_j^k)^2. \quad (3)$$

Здесь t_j^k – желаемый выход j -го нейрона для k -го образа, o_j^k – действительный выход j -го нейрона для k -го образа.

Для обучения сети требуется последовательно уменьшать величину функции ошибки, что может быть достигнуто настройкой межнейронных связей по формуле [3]:

$$w_{cij}^{t+1} = w_{cij}^t - \eta \frac{\partial \varepsilon}{\partial w_{cij}^t}. \quad (4)$$

Здесь η – скорость обучения, ε – суммарная квадратичная ошибка для r образов, w_{cij} – весовой коэффициент между c -м и ij -м нейроном соответственно предыдущего и сверточного слоев, ij – координаты нейронного элемента в карте признаков.

Нейроны каждой карты признаков сверточного слоя имеют одинаковые синаптические связи, что обуславливает преимущество сети, поэтому для вычисления определенного весового коэффициента необходимо взять производные по этой связи для всех нейронных элементов карты признаков и просуммировать их. Получаем следующее выражение для модификации весовых коэффициентов:

$$w_{cij}^{t+1} = w_{cij}^t - \eta \sum_{i,j} \sum_{k=1}^r \gamma_{ij}^k F'(S_{ij}^k) x_c^k. \quad (5)$$

Здесь $F'(S_{ij}^k) = \frac{\partial y_{ij}^k}{\partial S_{ij}^k}$ – производная функции активации для k -го образа, S_{ij}^k – взвешенная сумма нейрона с номером ij в карте признаков, γ_{ij}^k – ошибка ij -го нейрона для k -го образа, x_c^k – c -я компонента k -го входного образа соответствующей карты признаков сверточного слоя, $c=1..p^2$ (p – размер скользящего окна).

Для обучения сети была создана база из 1000 изображений паразитологических объектов, среди которых содержатся образы, находящиеся под различными углами, а также полученные различными фотоаппаратами, с разной степенью насыщенности. Каждое изображение размерностью 32 на 32 пикселей в градациях серого. Для обучения использовался алгоритм обратного распространения ошибки. Шаг обучения изменялся от 0,001 до 0,1 и после обучения на тестировочной коллекции ошибка распознавания составила 1,97%.

Заключение. В результате исследования разработана методика для идентификации заболеваний по цифровым изображениям биологических микрообъектов с помощью сверточной нейронной сети. Большое количество алгоритмов распознавания образов объясняется применением их в различных предметных областях. Изображения в разных предметных областях могут отличаться как содержательно, так и по степени изменчивости изображений (смена ракурса съемки, степени освещения, тип камеры, объект в движении). Сверточная нейронная сеть является универсальным методом распознавания объектов, поскольку сама извлекает идентификационные показатели при большом объеме данных, что способствует возможности применять ее к различным предметным областям.

ЛИТЕРАТУРА

1. Backpropagation applied to handwritten zip code recognition / Y. Le Cun [et al.] // Neural computation. – 1989. – № 1(4). – P. 541–551.
2. Gradient-based learning applied to document recognition / Y. Le Cun [et al.] // Proc. of the IEEE. – 1998. – № 86(11). – P. 2278–2324.
3. Golovko, V. A simple shallow convolutional neural network for accurate handwritten digits classification / V. Golovko, E. Mikhno, A. Brich // Proc. of the 13th on pattern recognition and inform. processing, Minsk, 3–5 oct., 2016 / Publ. Center of BSU Ed.: S. Ablameiko, V. Krasno-proshin. – Minsk, 2016. – P. 209–212.
4. Созыкин, А.В. Обзор методов обучения глубоких нейронных сетей / А.В. Созыкин // Вестник ЮУрГУ. – 2017. – Т. 6, № 3. – С. 28–59.

REFERENCES

1. Backpropagation applied to handwritten zip code recognition / Y. Le Cun [et al.] // Neural computation. – 1989. – № 1(4). – P. 541–551.
2. Gradient-based learning applied to document recognition / Y. Le Cun [et al.] // Proc. of the IEEE. – 1998. – № 86(11). – P. 2278–2324.
3. Golovko, V. A simple shallow convolutional neural network for accurate handwritten digits classification / V. Golovko, E. Mikhno, A. Brich // Proc. of the 13th on pattern recognition and inform. processing, Minsk, 3–5 oct., 2016 / Publ. Center of BSU Ed.: S. Ablameiko, V. Krasno-proshin. – Minsk, 2016. – P. 209–212.
4. Sozykin A.V. Vestnik YuUrGU [Journal of South Ural State University], 2017, 6(3), p. 28–59.

Поступила в редакцию 07.07.2021

Адрес для корреспонденции: e-mail: Korchevskaya.Elena@gmail.com – Корчевская Е.А.