

ПРИМЕНЕНИЕ НЕЙРОННОЙ СЕТИ ДЛЯ РЕШЕНИЯ ЗАДАЧИ КЛАССИФИКАЦИИ В СУДЕБНОЙ МЕДИЦИНЕ

В статье рассматривается применение нейронной сети для решения задачи классификации по одному из признаков причинения вреда здоровью – сроку давности гематом на теле пострадавшего. Загружаемые изображения классифицируются по одному из пяти классов. Подготовительная работа включала выбор инструментария, подготовку изображений и обучение сверточной нейронной сети на наборе данных, представляющем собой реальные результаты фотофиксации травм потерпевших. Были проанализированы результаты работы нейронной сети при использовании моделей с различными вариантами функций активации, а также при различном числе нейронов в первом полносвязном слое. Эффективность работы обученной сети с наилучшей моделью близка к 90%. Разработанный в результате модуль экспертной системы позволяет отнести кровоподтеки к одной из заданных категорий, позволяя повысить объективность и достоверность заключения судебно-медицинской экспертизы.

Ключевые слова: судебно-медицинская экспертиза, сверточные нейронные сети, классификация.

Kryzhanovskii V. D., Kryzhanovskaya Yu. A.

SOLVING CLASSIFICATION ISSUE IN FORENSIC EXAMINATION: NEURAL NETWORK APPLICATION

According to information technologies development their application area in human life and activity becomes wider too. In particular, information technologies, information and expert systems have become widespread in forensic medical examination. Bruisings are the most common investigation object during forensic medical examination carrying out. As part of their study, it is supposed to establish the damage fact, its limitations statute, and, if possible, the identification of the object that caused the damage.

This article highlights a convolutional neural network application for solving bruising classification issue according to one of harm to health signs – the hematomas limitations statute on the victim's body. There are five classes used. The starting work part included the tools choice, images preparing and the convolutional neural network training using a data set that corresponds the victims' injuries photofixing real results. TensorFlow version 2.8, Keras API version

2.3.0, and the Python programming language were chosen as development tools. The neural network operation results were analyzed while different activation functions variants were used, as well as with a different neurons number in the first fully connected layer. The trained convolutional neural network efficiency with the best model is close to 90%.

The result of the work – the developed expert system module – makes it possible to attribute bruises to one of the five specified categories, allowing through the images processing using convolutional neural networks automating the injuries analyzing process received by the injured.

Using this module helps to increase the forensic medical examination conclusion objectivity and reliability also.

Keywords: forensic examination, convolutional neural networks, classification.

Информационные системы к настоящему моменту получили широкое распространение практически во всех сферах жизни и деятельности человека, в том числе, для повышения эффективности работы правоохранительных органов [1], в медицине, образовании, производстве и других областях. Часть этих систем использует для своей работы нейронные сети различных типов. Нейронные сети могут быть применены для решения широкого круга задач, например, для распознавания лиц по изображению [2], аутентификации по клавиатурному почерку [3], при анализе заболеваемости [4], диагностике [5], при защите персональных данных [6]. В данной работе речь пойдет о применении нейронных сетей для судебно-медицинской экспертизы.

Одним из наиболее частых поводов для обращения в полицию является нанесение телесных повреждений различной степени тяжести, что происходит, например, на почве бытовых конфликтов, вследствие нападения хулиганов или грабителей. Проведение судебно-медицинской экспертизы помогает в установлении реальной картины произошедших событий, прогнозировании возможных действий, проведении дознания, предварительного следствия и судебного разбирательства.

Согласно УК РФ [7] и Постановлению Правительства Российской Федерации от 17 августа 2007 года N 522 [8], для определения тяжести причиненного здоровью вреда, достаточно зафиксировать наличие только одного признака причинения вреда здоровью человека.

Наиболее частым объектом исследования при судебно-медицинской экспертизе являются кровоподтеки. В рамках их исследования предполагается установление факта получения повреждения, его срока давности, а также, по возможности, идентификация

предмета, нанесшего повреждение. Существует множество методов исследования, например, гистохимические и гистологические методы, электронная микроскопия, рентгенологическое и ультразвуковое исследование и другие. Однако большинство из них предполагают длительное исследование организма, а также являются инвазивными процедурами, отличаются трудоемкостью или требуют специфического оборудования и компонентов. В связи с этим в практике в рамках судебно-медицинской экспертизы предпочтительнее применять метод визуальной оценки, не требующий специфических инструментов (не входящих в стандарт обеспечения соответствующих кабинетов), требующих меньших трудозатрат и являющийся неинвазивным. Среди минусов данного метода стоит отметить выраженную дисперсию результатов, затрудняющую точное определение времени, способа и предмета, нанесшего повреждение, что вызвано высокой индивидуальностью реакции на повреждения, спецификой нанесения повреждений с учетом физиологии человека, вследствие которой возможно существенное искажение результатов, а также индивидуальностью восприятия цвета различными людьми. Также следует указать на различия в личном опыте экспертов, также оказывающие некоторое влияние.

С развитием технологий возникла задача по уменьшению дисперсии оценок посредством устранения двух последних источников помех, что определило четыре направления:

- стандартизация условий осмотра и проведение фотофиксации повреждений;
- массовая регистрация изображений и привлечение их для расширения опыта экспертов;
- применение нескольких методов для анализа повреждений, если это требуется (по мнению эксперта);

- привлечение программных и аппаратных средств для решения задачи анализа повреждений.

В данной работе рассматривается четвертое направление, предполагающее повышение объективности и достоверности экспертного заключения посредством применения программных средств.

Использование в качестве доказательств документов и заключений экспертов, подготовленных с использованием средств электронно-вычислительной техники, было признано правомерным еще в 1982 году. С тех пор многие (и одни из исторически первых) из успешных попыток создания информационных систем для судебно-медицинской экспертизы связаны с почерковедением, портретно-идентификационными исследованиями. В настоящее время в связи с развитием и повсеместным внедрением информационных технологий в подобного рода систем существует и используется уже достаточно много, исследования и разработки в данной области продолжаются. В качестве исходных данных информационные и экспертные системы используют формируемые (на основании материалов дела, описательных фондов или иных источников) профильными специалистами информацию. Затем результаты работы информационных и экспертных систем изучаются, оцениваются и заверяются подписью эксперта, если они признаются достоверными. В некоторых случаях, помимо рукописной подписи, также допускается и применение квалифицированной электронной подписи.

В настоящее время на рынке программных и аппаратных средств нет получивших широкое распространение систем, направленных на решение проблемы определения давности получения травм, что является одной из стоящих перед центрами судебно-медицинской экспертизы задач. Это и стало предметом представленной работы, в которой рассматривается применение нейронных сетей для решения задачи классификации по одному из признаков причинения вреда здоровью, а именно, по сроку давности гематом на теле пострадавшего.

Необходимо разработать модуль экспертной системы, способный с использованием сверточной нейронной сети производить классификацию кровоподтеков по предоставленным изображениям. Классификация производится по четырем категориям давности повреждений: в пределах двадцати

четырех часов, от двух до пяти суток, от пяти до десяти суток и от десяти до пятнадцати суток. Необходимо учесть и то, что изображение может не содержать повреждений, или же они могут быть малозаметны в силу особенностей физиологии потерпевшего или прошедшего с нанесения повреждения времени. Следовательно, всего возможных классов изображений предполагается пять.

Функциональные возможности приложения:

- загрузка изображения, на основе анализа которого нужно сделать вывод о принадлежности изображения к одному из пяти классов;
- корректное проведение визуального анализа изображения;
- сообщение вывода о давности нанесения повреждения.

Для распознавания изображений была выбрана библиотека TensorFlow версии 2.8, API Keras [9] версии 2.3.0 и дистрибутив языков программирования Python и R Anaconda.

TensorFlow предоставит возможность реализовать глубокие нейронные сети для использования в задачах классификации и распознавания изображений, а также обработке текстов и речи на естественном языке.

В качестве API был выбран Keras, являющийся высокоуровневым интерфейсом прикладного программирования и упрощающим доступ к функциям TensorFlow. Keras включает в себя реализацию многих мощных функций TensorFlow в максимально простой форме. Также Keras может использоваться при работе на языке Python без серьезных модификаций или изменения конфигураций.

Перед началом работы над составлением модели нейронной сети и ее обучением была произведена операция аугментации [10] имеющихся данных, что позволило увеличить количество изображений с помощью сжатия, растяжения и поворота изначального набора данных. В результате данных операций некоторые данные были потеряны за «краями» изображения, что не является критичным в рамках задачи, так как имеющая значение информация должна находиться в центральной части изображения.

Также следует отметить, что высокое разрешение изначального набора данных может затруднить обучение нейронной сети. Для решения этой проблемы изображения были «обрезаны» и сжаты до разрешения 512×512.

Для разметки изображений использова-

лась свободно распространяемая программа с открытым исходным кодом Labellmg.

В рамках реализации нейронной сети было принято решение использовать сверточные слои, слои подвыборки, слои исключения и полносвязные слои. Реализация произведена на языке Python.

Сверточный слой Conv2D – сверточный слой для двумерного пространства, который создает ядро свертки и служит для создания тензора выходов. В разработанном модуле в качестве функции активации выбрана выпрямленная линейная функция активации (rectified linear unit или ReLu), а сам слой содержит 32 нейрона. За первым сверточным слоем следует слой макспулинга и слой исключения с аргументом 0,25 для борьбы с переобучением сети.

После этого полученный тензор передается на сверточный слой также с функцией активации ReLu, слой содержит 64 нейрона. Далее располагается слой для макспулинга и Dropout с аргументом 0,25. С этого слоя выходной тензор подается на вход сверточного слоя Conv2D с функцией активации ReLu, содержащий 128 нейронов, за которым следует последний слой макспулинга.

После этого полученные данные выравниваются в одномерный тензор с помощью выравнивающего слоя. Одномерный тензор передается на полносвязный слой, состоящий из 256 нейронов, имеющих функцию активации ReLu. Количество нейронов в первом полносвязном слое определено экспериментально таким образом, чтобы процент верных ответов был наибольшим, как показано на рис. 1.

Изменение количества нейронов на первом полносвязном слое оказывает влияние в пределах двух процентов при изменении количества нейронов в промежутке [150; 400], далее наблюдается снижение доли верных ответов. Реализация нейронной сети показала меньшую эффективность на тех же обучающих данных, различие в доле верных отве-

тов для среднего арифметического для десяти итераций обучения составило 8.94%.

После этого делается вывод о принадлежности изображения, переданного на вход нейронной сети, для чего используется полносвязный слой, состоящий из пяти нейронов (по числу возможных классов изображений) с функцией активации softmax.

Процедура обучения нейронной сети проводилась за 100 эпох, при этом выбрано соотношение обучающих и тестовых изображений четыре к одному. В качестве функции потерь используется функция категориальной перекрестной энтропии, как параметр оптимизации выбран стохастический градиентный спуск, а для оценки работы модели используется метрика «ассигасу». Для обновления градиента используется 100 образов.

На рис. 2 представлены пять лучших результатов измерений доли верных ответов в процентах, полученные как арифметическое среднее между результатами десяти итераций обучения при использовании различных комбинаций функций активации.

В табл. 1 представлены четыре лучших результата измерений доли верных ответов в процентах, полученные как арифметическое среднее между результатами десяти итераций обучения.

В табл. 2 представлено сравнение доли верных ответов, полученные как арифметическое среднее между результатами десяти итераций обучения для моделей с различной структурой. Первая строка соответствует модели, имеющей один слой свертки и пулинга, после которого тензор передается на полносвязные слои для классификации.

Во второй строке модель имеет слой свертки и пулинга, за которыми, отделенный слоем исключения, находится еще один набор из слоя свертки и слоя пулинга, после которых матрица передается на полносвязный слой.

В третьей строке модель имеет три набо-

Таблица 1

Эффективность работы нейронной сети при различных функциях активации полносвязных слоев

№	Функция активации первого полносвязного слоя	Функция активации второго полносвязного слоя	Доля верных ответов, %
1	ReLu	Sigmoid	91.17
2	ReLu	Softmax	94.53
3	ReLu	ReLu	89.54
4	ReLu	Tanh	88.94

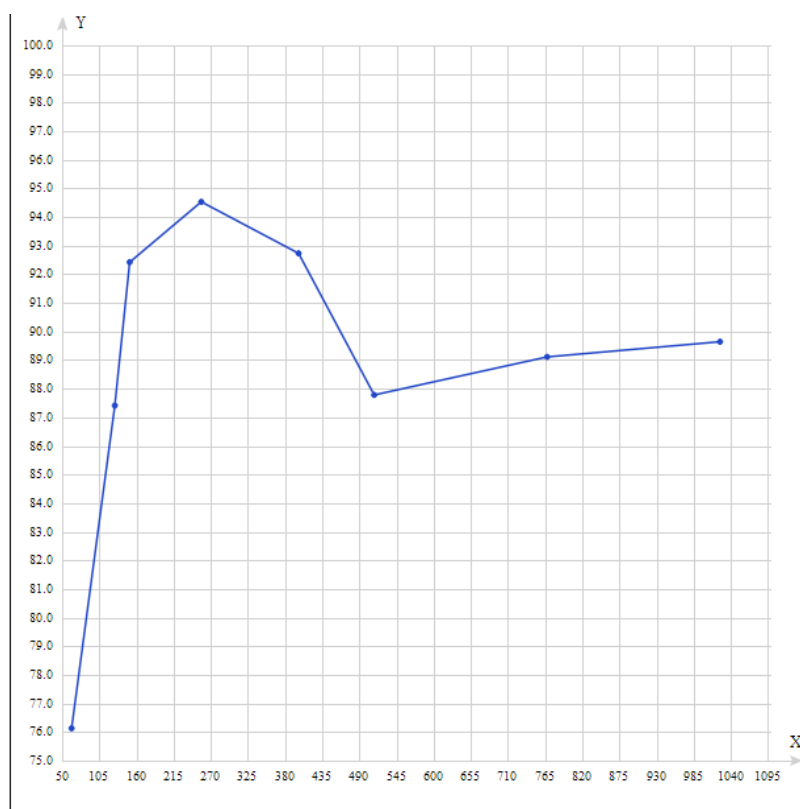


Рис. 1. Зависимость процента верных ответов от числа нейронов в первом полносвязном слое

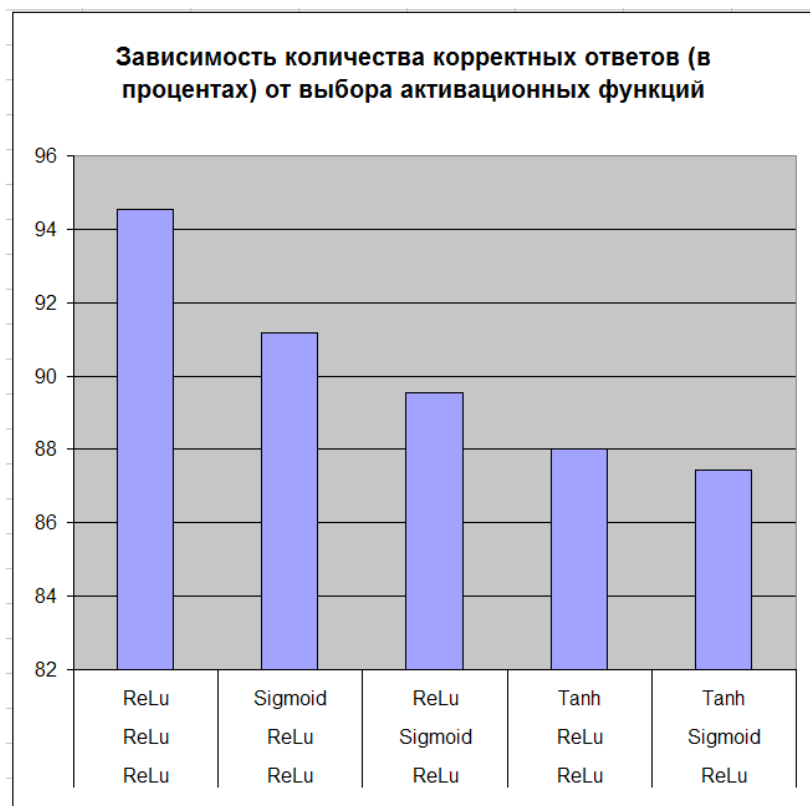


Рис. 2. Эффективность работы нейронной сети при различных функциях активации сверточных слоев

ра из операций свертки и пулинга, разделенных слоем исключения, после которых производится классификация результата.

По итогам проведенного анализа наилучшая классификация изображений кровоподтеков на заданном наборе данных достигает

ся с помощью модели, сводка которой приведена в табл. 3.

Таким образом, в рамках данной работы реализован модуль экспертной системы судебно-медицинской экспертизы, предназначенный для классификации кровоподтеков

Таблица 2

Эффективность работы нейронной сети при различном количестве наборов из сверточных слоев и слоев пулинга

Количество наборов свертки и пулинга	Доля верных ответов, %
Один набор свертки и пулинга	84.18
Два набора свертки и пулинга	89.31
Три набора свертки и пулинга	94.53

Таблица 3

Сводка сети

Наименование слоя	Выходная форма	Количество весов
Conv2D	(510, 510, 32)	896
MaxPooling2D	(255, 255, 32)	0
Dropout	(255, 255, 32)	0
Conv2D	(253, 253, 64)	18496
MaxPooling2D	(126, 126, 64)	0
Dropout	(126, 126, 64)	0
Conv2D	(124, 124, 128)	73856
MaxPooling2D	(62, 62, 128)	0
Flatten	(492032)	0
Dense	(256)	125960448
Dense	(5)	1285

по давности получения повреждения. Эффективность работы сети с наилучшей моделью близка к 90%, что позволяет использовать данный программный продукт для автоматизации процесса анализа повреждений по

изображению, уменьшая зависимость анализа от особенностей опыта и восприятия цветов экспертом, а также сокращения время, затрачиваемое экспертом на проведение данной процедуры.

Литература

1. Гордеев А. Ю. Перспективы развития и использования искусственного интеллекта и нейросетей для противодействия преступности в России (на основе зарубежного опыта) // Научный портал МВД России. 2021. – № 1 (53). – С. 123–135.

2. Габдиев Ф.Ф., Сметанина О.Н., Сазонова Е.Ю. Глубокие нейронные сети для решения задачи распознавания лиц по фотоизображению // Современные наукоемкие технологии. – 2020. – № 5. – С. 114–121.

3. Асыев Г. Д. Аутентификация по клавиатурному почерку с использованием нейронной сети // Вестник УрФО. Безопасность в информационной сфере. – 2018. – №1(27). – С.5–9.

4. Поступайло В.Б., Никитюк Н.Ф. Искусственные нейронные сети в анализе заболеваемости пневмониями // Международный журнал экспериментального образования. – 2010. – № 7. – С. 49–54.

5. Томакова Р. А., Дзюбин И. А., Брежнев А. В. Метод и алгоритм обучения сверточной нейронной сети, предназначенной для интеллектуальной системы распознавания меланомы // Известия Юго- Западного государственного университета. Серия: Управление, вычислительная техника, информатика. Медицинское приборостроение. 2022. Т. 12, No 1. С. 65–83.

6. Трунин А. М. Нейронные сети в защите персональных данных // № 4(22) (2016): Вестник УрФО. Безопасность в информационной сфере. 2016. №4. С. 26-30.
7. Уголовный кодекс Российской Федерации (с изменениями на 25 марта 2022 года). URL: <https://docs.cntd.ru/document/9017477> (дата обращения 01.02.2022).
8. Постановление от 17 августа 2007 года N 522 Об утверждении Правил определения степени тяжести вреда, причиненного здоровью человека (с изменениями на 17 ноября 2011 года). URL: <https://docs.cntd.ru/document/902057089> (дата обращения 02.02.2022).
9. Документация Keras. URL: <https://keras.io/guides/> (дата обращения 02.02.2022).
10. Редько В.Г. Эволюция, нейронные сети, интеллект: Модели и концепции эволюционной кибернетики. М.: Ленанд, 2019. С. 224.

References

1. Gordeyev A. YU. Perspektivy razvitiya i ispol'zovaniya iskusstvennogo intellekta i neyrosetey dlya protivodeystviya prestupnosti v Rossii (na osnove zarubezhnogo opyta) // Nauchnyy portal MVD Rossii. 2021. – № 1 (53). – С. 123–135.
2. Gabdiyev F.F., Smetanina O.N., Sazonova Ye.YU. Glubokiye neyronnyye seti dlya resheniya zadachi raspoznavaniya lits po fotoizobrazheniyu // Sovremennyye naukoemykiye tekhnologii. – 2020. – № 5. – С. 114-121.
3. Asyayev G. D. Autentifikatsiya po klaviaturnomu pocherku s ispol'zovaniyem neyronnoy seti // Vestnik UrFO. Bezopasnost' v informatsionnoy sfere. – 2018. – №1(27). – С.5-9.
4. Postupaylo V.B., Nikityuk N.F. Iskusstvennyye neyronnyye seti v analize zabolevayemosti pnevmoniyami // Mezhdunarodnyy zhurnal eksperimental'nogo obrazovaniya. – 2010. – № 7. – С. 49-54.
5. Tomakova R. A., Dzyubin I. A., Brezhnev A. V. Metod i algoritm obucheniya svertochnoy neyronnoy seti, prednaznachennoy dlya intellektual'noy sistemy raspoznavaniya melanomy // Izvestiya Yugo-Zapadnogo gosudarstvennogo universiteta. Seriya: Upravleniye, vychislitel'naya tekhnika, informatika. Meditsinskoye priborostroyeniye. 2022. T. 12, No 1. С. 65–83.
6. Trunin A. M. Neyronnyye seti v zashchite personal'nykh dannykh // № 4(22) (2016): Vestnik UrFO. Bezopasnost' v informatsionnoy sfere. 2016. №4. С. 26-30.
7. Ugolovnyy kodeks Rossiyskoy Federatsii (s izmeneniyami na 25 marta 2022 goda). URL: <https://docs.cntd.ru/document/9017477> (data obrashcheniya 01.02.2022).
8. Postanovleniye ot 17 avgusta 2007 goda N 522 Ob utverzhdenii Pravil opredeleniya stepeni tyazhesti vreda, prichinenno go zdorov'yu cheloveka (s izmeneniyami na 17 noyabrya 2011 goda). URL: <https://docs.cntd.ru/document/902057089> (data obrashcheniya 02.02.2022).
9. Dokumentatsiya Keras. URL: <https://keras.io/guides/> (data obrashcheniya 02.02.2022).
10. Red'ko V.G. Evolyutsiya, neyronnyye seti, intellekt: Modeli i kontseptsii evolyutsionnoy kibernetiki. M.: Lenand, 2019. С. 224.

КРЫЖАНОВСКИЙ Владислав Дмитриевич, аспирант, кафедра математического и прикладного анализа, факультет Прикладной математики, информатики и механики, федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования «Воронежский государственный университет». 394018, г. Воронеж, Университетская площадь, 1. E-mail: vlad0kryzh@gmail.com

KRYZHANOVSKII Vladislav Dmitrievich, post-graduate student, Department of Mathematical and Applied Analysis, Faculty of Applied Mathematics, Informatics, and Mechanics, Voronezh State University. 394018, Voronezh, Universitetskaya pl., 1. Email: vlad0kryzh@gmail.com

КРЫЖАНОВСКАЯ Юлия Александровна, старший преподаватель, кафедра ERP-систем и бизнес процессов, факультет Прикладной математики, информатики и механики, федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования «Воронежский государственный университет». 394018, Россия, г. Воронеж, Университетская площадь, 1. E-mail: jak@mail.ru

KRYZHANOVSKAYA Yuliana Alexandrovna, senior lector, Department of ERP-systems and Business Processes, Faculty of Applied Mathematics, Informatics, and Mechanics, Voronezh State University. 394018, Voronezh, Universitetskaya pl., 1. E-mail: jak@mail.ru