

9. *Popova T.P.* Ansambli modeley kak sovremennyy instrument analiza dannykh [Model ensembles as a modern tool for data analysis], responsible for the release: dr. of econ. sc., Rector of the Ural State University of Economics, 2017, 256 p.
10. *Shishmarev V.Yu.* Nadezhnost' tekhnicheskikh sistem: uchebnik dlya stud. vyssh. ucheb. zavedeniy [Reliability of technical systems: textbook for students of higher educational institutions]. Moscow: Izdatel'skiy tsentr «Akademiya», 2010, 304 p.
11. *Dyuk V.A., Fomin V.V.* Prognozirovaniye vremennykh ryadov na osnove metodov DataMining [Forecasting of time series based on DataMining methods], *Izvestiya Sankt-Peterburgskogo gosudarstvennogo tekhnologicheskogo instituta (tekhnicheskogo universiteta)* [Bulletin of the St. Petersburg State Technological Institute (Technical University)], 2012, No. 13, pp. 108-111.
12. *Shakhanov N.I., Oskolkov V.M., Varfolomeev I.A., Yudina O.V.* Prognozirovaniye otkazov oborudovaniya na osnove algoritmov mashinnogo obucheniya [Forecasting of equipment failures based on machine learning algorithms], *Voprosy obrazovaniya i nauki. Po materialam mezhdunarodnoy nauchno-prakticheskoy konferentsii, 31 maya 2016* [Issues of education and science. Based on the materials of the international scientific and practical conference, May 31, 2016], pp. 315-317.
13. *Flakh P.* Mashinnoe obucheniye. Nauka i iskusstvo postroyeniya algoritmov, kotorye izvlekayut znaniya iz dannykh [Machine learning. The science and art of building algorithms that extract knowledge from data]. Moscow: DMK Press, 2015, 402 p.
14. *Kormen T., Leyzerson Ch., Rivest R., Shtayn K.* Algoritmy: postroyeniye i analiz [Algorithms: construction and analysis]. 2nd ed.: transl. from engl. Moscow, 2005, 1296 p.
15. *Makkonnell Dzh.* Osnovy sovremennykh algoritmov [Fundamentals of modern algorithms]. 2nd ed. Moscow: Tekhnosfera, 2004, 368 p.
16. *Vadzinskiy R.N.* Spravochnik po veroyatnostnym raspredeleniyam [Handbook of probability distributions]. St. Petersburg, 2001.
17. *Chugreev V.L., Badanin D.A.* Ispol'zovaniye prognoznoy analitiki v informatsionno-analiticheskikh sistemakh podderzhki prinyatiya resheniy [Using Predictive Analytics in Information and Analytical Systems for Decision Support], *Molodoy uchenyy* [Young Scientist], 2016, No. 6, pp. 49-52.
18. *Lipatov M.* Pervyy v Rossii kompleks prediktivnoy analitiki dlya energeticheskogo i promyshlennogo oborudovaniya [The first predictive analytics complex for energy and industrial equipment in Russia], *Ekspozitsiya Neft' Gaz* [Expositsiya Neft Gas], 2016, No. 3 (49), pp. 82-83.
19. Prognoznaya analitika – sposob adaptatsii v novykh ekonomicheskikh realiyakh [Predictive analytics - a way to adapt to new economic realities]. Available at: <http://www.iksmedia.ru/articles/5292204-Prognoznaya-analitika-sposob-adapta.html>.
20. *Kobl Dzheymsi Baalis.* Ob"edineniye istochnikov dannykh dlya predskazaniya ostavshegosya sroka poleznogo ispol'zovaniya – avtomatizirovannyi metod dlya identifikatsii prognosticheskikh parametrov [Combining data sources to predict remaining useful life - an automated method for identifying prognostic parameters], 2010.

Кораблев Юрий Анатольевич – Санкт-Петербургский государственный электротехнический университет СПбГЭТУ «ЛЭТИ» им. В.И. Ульянова (Ленина); e-mail: juri.korablev@gmail.com; г. Санкт-Петербург, Россия; тел.: +79213940822; кафедра автоматизации и процессов управления; доцент.

Korablev Yuri Anatol'evich – St. Petersburg state electrotechnical University named after V.I. Ulyanov (Lenin) SPbGETU "LETI"; e-mail: juri.korablev@gmail.com; Saint Petersburg, Russia; phone: +79213940822; the Department of Automation and Control Processes; associate professor.

УДК 004.067

DOI 10.18522/2311-3103-2024-6-155-163

А.С. Маннаа, Г.В. Муратова

РАЗРАБОТКА СВЕРТОЧНОЙ НЕЙРОННОЙ СЕТИ ДЛЯ ОЦЕНКИ ТЯЖЕСТИ ОСТЕОАРТРИТА КОЛЕННОГО СУСТАВА

Предлагается метод автоматизированной оценки степени тяжести остеоартрита коленного сустава, основанный на применении современных методов машинного обучения, в частности, глубокой нейронной сети. Остеоартрит является одним из наиболее распространенных дегенеративных заболеваний суставов, и его своевременная диагностика является критически важной для эффективного лечения. Традиционные методы визуальной оценки рентгенографических снимков

коленного сустава имеют ряд ограничений, таких как субъективность и зависимость от опыта врача. В связи с этим разработка методов автоматизированного анализа медицинских изображений становится всё более актуальной. Остеоартрит коленного сустава – одно из самых распространенных и тяжелых дегенеративных заболеваний, ведущих к значительному снижению качества жизни пациентов. Традиционные методы диагностики остеоартрита, такие как визуальная оценка рентгенографических снимков, зависят от субъективного мнения специалиста и его опыта, что может приводить к вариациям в точности диагностики и своевременности выявления патологии. Поэтому разработка и внедрение методов автоматизированного анализа медицинских изображений имеет высокую актуальность и потенциальную клиническую ценность. В ходе данного исследования была разработана и обучена специализированная нейронная сеть на основе архитектуры ResNet-34, которая доказала свою высокую эффективность в решении задач компьютерного зрения. Нейронная сеть была модифицирована для включения двух параллельных ветвей, каждая из которых содержит спиральную линейную структуру и четыре скрытых слоя, предназначенных для более точного выделения области коленного сустава. Такая архитектура позволила не только идентифицировать область интереса с высокой точностью, но и оптимизировать функцию потерь в зависимости от специфики различных патологий, таких как разная степень поражения суставов, а также скорректировать влияние классового дисбаланса в данных, что часто становится проблемой при работе с медицинскими изображениями. Для повышения качества результатов нейронная сеть была обучена на двух независимых наборах данных, разделённых по половому признаку (мужчины и женщины). Это позволило улучшить общее качество рентгенографических изображений и снизить влияние шумов, которые могут возникать вследствие артефактов при радиальной визуализации. В процессе подготовки данных также была применена техника ImagePixelSpacing, позволяющая уточнять разрешение изображений до размеров 256×256 пикселей, что способствовало лучшей обработке деталей и структур коленного сустава. Обучение сети проводилось с использованием современных методов оптимизации, что позволило достичь высокой точности классификации. Для оценки эффективности предложенной модели использовался тест Каппа, который подтвердил достоверность определения базовых линий. Средняя точность, достигнутая моделью, составила 9,76% на основе результатов мультиклассового Т-теста, что свидетельствует о её высоком потенциале для клинического применения. Более того, коэффициент AUC (площадь под кривой операционной характеристикой) составил 0,97, что значительно превышает показатели, достигнутые в предыдущих исследованиях в данной области. Предложенная модель демонстрирует высокую точность и надежность в задаче автоматизированной оценки степени тяжести остеоартрита, что может стать значительным шагом вперед в области диагностики и мониторинга этого заболевания. Кроме этого эти результаты демонстрируют потенциал модели как надежного инструмента для автоматизированной оценки степени остеоартрита, способного не только улучшить точность диагностики, но и облегчить работу медицинских специалистов. Дальнейшие исследования могут включать адаптацию модели для анализа других суставов и интеграцию дополнительных функциональных возможностей, таких как прогнозирование прогрессирования заболевания на основе последовательных снимков.

Разработка; сверточная нейронная сеть; оценка тяжести остеоартрит; коленный сустав; машинное обучение; компьютерное зрение; медицинская диагностика; классификация изображений.

A.S. Manna G.V. Muratova

DEVELOPMENT OF A CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK TO ASSESS THE SEVERITY OF KNEE OSTEOARTHRITIS

A method In this paper, we propose a novel method for the automated assessment of knee osteoarthritis severity, utilizing advanced machine learning techniques, specifically a deep neural network. Osteoarthritis is one of the most prevalent degenerative joint diseases, and its timely diagnosis is crucial for ensuring effective treatment. Traditional methods for visually assessing X-ray images of the knee joint present several limitations, including subjectivity and reliance on the experience of the clinician. Therefore, the development of automated medical image analysis techniques has become increasingly relevant. Osteoarthritis of the knee joint is one of the most common and severe degenerative diseases leading to a significant decrease in the quality of life of patients. Traditional methods of diagnosing osteoarthritis, such as visual assessment of X-ray images, depend on the subjective opinion of a specialist and his experience, which can lead to variations in the accuracy of diagnosis and timely detection of pathology. Therefore, the development and implementation of methods for automated analysis of medical images is highly relevant and has potential clinical value. In this study, we designed and trained a specialized neural network based on the ResNet-34 architecture, which has demonstrated significant effectiveness in solving computer vision problems. The network was modified to incorporate two parallel branches, each contain-

ing a spiral linear structure and four hidden layers. This design enables more precise identification of the knee joint area. Additionally, the architecture facilitates optimization of the loss function to account for varying pathological characteristics, such as different degrees of joint degradation, and to address the issue of class imbalance—a common challenge in medical imaging datasets. To further enhance model performance, the neural network was trained on two distinct datasets stratified by gender (male and female). This approach improved overall image quality and reduced the impact of noise introduced by artifacts during radiographic imaging. Moreover, we employed the ImagePixelSpacing technique during data preparation to standardize image resolution at 256×256 pixels, allowing for more accurate processing of fine details and structures within the knee joint. The network training employed state-of-the-art optimization techniques, resulting in a high level of classification accuracy. To evaluate the effectiveness of the proposed model, the Kappa test was utilized, confirming the reliability of baseline determinations. The model achieved an average accuracy of 93.76%, as demonstrated by the multiclass T-test, indicating its strong potential for clinical application. Additionally, the model's area under the curve (AUC) score was 0.97, surpassing the results reported in previous studies in this domain. In conclusion, this research contributes significantly to the field of medical informatics and computer-based medical image analysis by offering an innovative solution for the automated assessment of osteoarthritis. This method has the potential to profoundly improve diagnostic accuracy and treatment outcomes in clinical settings. In addition, these results demonstrate the potential of the model as a reliable tool for automated assessment of the degree of osteoarthritis, which can not only improve the accuracy of diagnosis, but also facilitate the work of medical specialists. Further research may include adapting the model to analyze other joints and integrating additional functionality, such as predicting disease progression based on sequential scans.

Development; convolutional neural network (CNN); assessment severity osteoarthritis; knee joint; machine learning; computer vision; medical diagnosis; image classification.

Введение. Остеоартрит коленного сустава является одним из наиболее распространенных дегенеративных заболеваний опорно-двигательного аппарата, влияющим на качество жизни миллионов людей по всему миру. Своевременная и точная оценка тяжести остеоартрита имеет важное значение для разработки эффективных стратегий лечения и предотвращения дальнейшего прогрессирования заболевания. Традиционные методы диагностики, такие как рентгенография и клинические осмотры, зависят от субъективных факторов и опыта специалиста, что может привести к вариациям в оценке.

Современные достижения в области искусственного интеллекта и компьютерного зрения, в частности использование сверточных нейронных сетей (CNN), открывают новые возможности для автоматизации процесса анализа медицинских изображений. Сверточные нейронные сети способны извлекать важные характеристики и паттерны из цифровых рентгеновских снимков, что делает их мощным инструментом для точной оценки тяжести остеоартрита.

Цель данной работы – разработка и внедрение сверточной нейронной сети для автоматизированного анализа рентгеновских изображений коленного сустава с целью определения степени остеоартрита. В ходе исследования будут рассмотрены подходы к обучению и тестированию сети, а также проведена оценка её точности и применимости в клинической практике.

В настоящее время актуальной задачей является построение экономичных и устойчивых алгоритмов для ранней диагностики остеоартрита (ОА) [1-5]. Эффективным методом такой диагностики является использование машинного обучения. Машинное обучение широко используется для улучшения качества медицинских изображений и их анализа для более точной диагностики. Остеоартрит является одним из наиболее распространенных заболеваний костей и может иметь много негативных последствий [6], если ее не выявить на ранней стадии. Ранняя диагностика заболевания ОА может быть проведена с помощью дорогостоящего аппарата МРТ [7]. Отсюда вытекает важность разработки метода, использующего нейронные сети, для анализа рентгенографических изображений и диагностики заболеваний, поскольку устройства для рентгенографической визуализации доступны и недороги [8, 9].

В этой статье мы предлагаем метод автоматической оценки тяжести ОА коленного сустава. Разрабатывается и обучается эффективная нейронная архитектура для изучения особенностей заболевания и демонстрации получаемых результатов при таком заболева-

нии. Для исследований была использована сеть RESNET-34 [10, 11], состоящая из двух ветвей, каждая из которых содержит спиральную линейную канавку и четыре скрытые сети, для идентификации области колена, настройки функции ошибок в соответствии с потребностями при различных заболеваниях и устранения проблемы классового дисбаланса [12, 13], как показано на рис. 1.

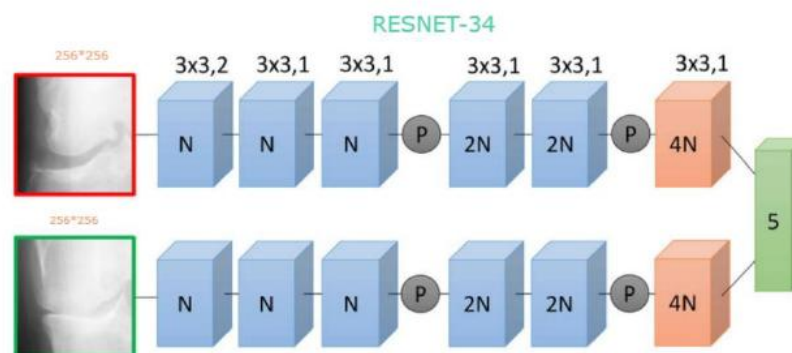


Рис. 1. Схематическое представление архитектуры предлагаемой сети RESNET-34

Постановка задачи. Остеоартрит коленного сустава (ОАКС) — это хроническое дегенеративное заболевание, которое вызывает разрушение суставного хряща и изменение подлежащей костной ткани, приводя к боли, скованности и ограничению подвижности. Диагностика и оценка тяжести ОАКС обычно основаны на радиологических изображениях и клинических симптомах, что требует значительных временных и профессиональных ресурсов. Введение методов машинного обучения и, в частности, сверточных нейронных сетей (СНС) предлагает перспективные возможности для автоматизации этого процесса, что может улучшить точность и эффективность диагностики.

Цель данного исследования заключается в разработке и валидации модели сверточной нейронной сети для автоматической оценки тяжести остеоартрита коленного сустава на основе радиологических изображений (рентгеновских снимков).

Решение поставленной задачи. В настоящее время существует ряд систем для решения проблем, связанных с остеоартритом коленного сустава. В работе [14] авторами предложена автоматизированная система для классификации и диагностики остеоартрита коленного сустава (ОА), использующую как общие признаки пациента (такие как возраст, пол и оценка исходов травмы колена и остеоартрита (KOOS)), так и кинематические данные, собранные на протяжении всего цикла ходьбы. Система включает в себя различные конструкции сверточных нейронных сетей (CNN), выявляя четкие различия между классами, несмотря на ограниченный размер выборки, что ограничивало практические выводы [15, 16].

В исследовании [17, 18] был представлен метод автоматической идентификации ОА коленного сустава, основанный на кинетике тела. Этот метод был апробирован на выборке из 94 человек, распределенной поровну между 47 пациентами с ОА и 47 здоровыми пациентами контрольной группы, что позволило достичь общей точности $72,61\% \pm 4,24\%$.

Другой подход предполагал использование деревьев решений с многослойными персептронами (MLP) на листьях деревьев, как было предложено в [19]. Участники были классифицированы в соответствии со шкалой Келлгрена-Лоуренса как “нормальные”, “легкие”, “умеренно выраженные” или “тяжелые” в зависимости от тяжести симптомов, в результате чего средняя точность составила 80%.

В работе [20] авторы успешно продемонстрировали свой подход, сосредоточив внимание на методах искусственных нейронных сетей, выходящих за рамки глубокого обучения, для улучшения диагностики заболеваний коленного сустава. В [21] предложен

метод компьютерной диагностики для раннего выявления ОА коленного сустава с использованием рентгенографии коленного сустава и нескольких методов машинного обучения, что позволили достигнуть показателя точности в 87,15%.

В [22] авторами проведено исследование с использованием объединенных данных из базового набора базы данных OAI. Было протестировано 2300 изображений примерно у 1200 испытуемых. Исследование показало, что точность повышалась при использовании комбинированного набора данных как для тестирования, так и для обучения, а не только при использовании набора данных OAI.

В [23] описана управляемая данными платформа на основе МРТ, использующую T2-картирование для диагностики ОА коленного сустава, что еще больше продвинуло эту область за счет инновационных методик глубокого обучения.

В данном исследовании предложен новый алгоритм автоматической оценки тяжести остеоартрита коленного сустава. Остеоартрит коленного сустава подразделяется на три категории: здоровое состояние, средней тяжести и тяжелое. Задача классификации выполняется с использованием предложенной модели VGG16 для ResNet-34 и архитектуры обучения переносу (InceptionResNet V2). Набор данных, использованный в этом исследовании, содержит 5201 изображение остеоартрита коленного сустава, которое разделено на наборы данных для обучения, тестирования и валидации. В частности, 3100 изображений были использованы для обучения, 1500 – для тестирования и 601 – для валидации [24, 25].

Современные методы диагностики остеоартрита коленного сустава требуют применения передовых технологий для повышения точности и надежности оценки. Остеоартрит остается одной из наиболее распространенных причин хронической боли и инвалидности среди взрослого населения, что подчеркивает важность своевременной и точной диагностики. Для решения этой проблемы активно используются методы глубокого обучения и, в частности, сверточные нейронные сети (CNN).

Таким образом, многочисленные исследования подтверждают, что глубокие нейронные сети, включая модифицированные архитектуры, такие как ResNet и U-Net, обеспечивают значительное улучшение в точности диагностики и автоматическом анализе медицинских изображений.

Разработанная модель включает в себя два различных набора слоев. Первый набор, предназначенный для извлечения объектов из входного объема, называется средством извлечения объектов. Второй набор слоев включает полностью связанные слои, которые выполняют задачи извлечения объектов и прогнозирования класса, и называется классификатором. Как показано на рисунке 2, средство извлечения объектов заимствовано из предварительно обученных моделей. Оно включает средний объединяющий слой перед тремя полностью связанными слоями (с выходными данными 128, 32 и 2 соответственно), с конечным выводом для двух классов и SoftMax-слоем. За первыми двумя полностью связанными слоями следуют слой повторного соединения и слой отсева с коэффициентом 0.5.

Перед обучением модели изображения были предварительно обработаны путем изменения их размера до 256 x 256 пикселей, а набор данных был повторно масштабирован путем нормализации. Оптимизатор Adam был использован для обучения модели в течение 100 периодов времени с размером пакета в 16 единиц. Во время обучения производительность модели оценивалась с использованием показателей точности (ассигасу), достоверность (precision), отклика (recall), F1-score.

Далее обученная модель была протестирована на тестовом наборе, были оценены показатели производительности, чтобы определить эффективность модели в выявлении трех категорий остеоартрита коленного сустава.

Нейронная сеть была обучена на двух наборах данных для женщин и мужчин для улучшения рентгенографических изображений и устранения шума, возникающего в результате радиальных изображений. Затем изображение коленного сустава было уточнено с использованием техники `imagerpixelspacing` с размером 256×256, как показано на рис. 2.

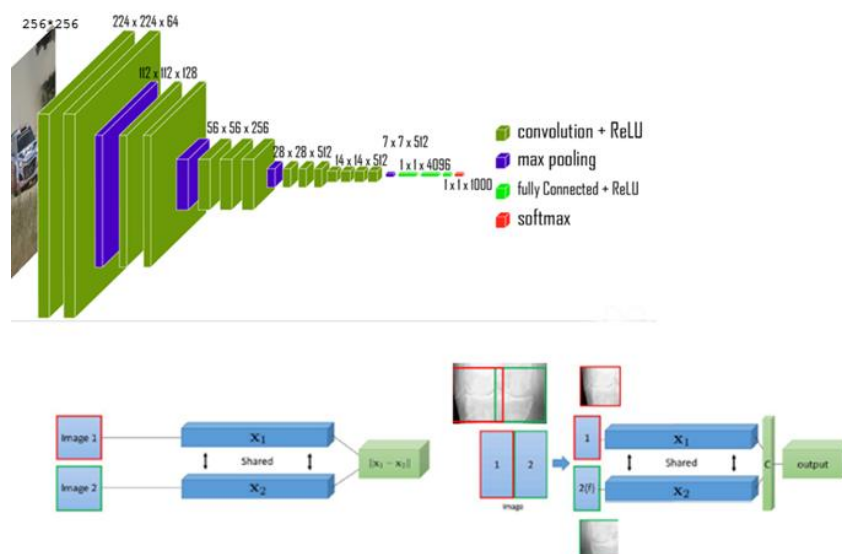


Рис. 2. Разработанная модель автоматической оценки тяжести остеоартрита

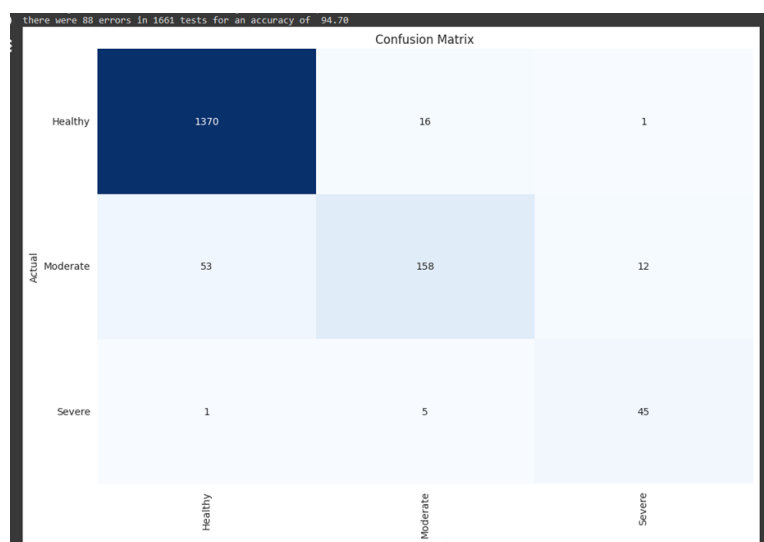


Рис. 3. Матрица ошибок для классификации KL

На рис. 3 представлена матрица ошибок, полученная на основе предложенной модели. Эта матрица отображает значения истинных положительных результатов, истинных отрицательных результатов, ложных положительных результатов и ложноотрицательных результатов. На основе этих значений можно получить такие показатели производительности, как точность, достоверность, и показатель F1. Матрицы ошибок, как правило, представляют собой всеобъемлющий и информативный метод оценки эффективности классификационной модели и должны использоваться наряду с другими оценочными мерами. Как показано на рис. 3, матрица ошибок предлагаемой модели показывает оптимальные результаты.

Средняя точность мультиклассового Т-теста, достигнутая разработанной моделью, составила 93,76%, а коэффициент AUC оказался на 0,97 выше, чем у любых ранее проведенных исследований, как показано на рис. 4.

Classification Report:				
	precision	recall	f1-score	support
Healthy	0.9723	0.9603	0.9663	1387
Moderate	0.7220	0.8386	0.7759	223
Severe	0.9375	0.5882	0.7229	51
accuracy			0.9326	1661
macro avg	0.8773	0.7957	0.8217	1661
weighted avg	0.9376	0.9326	0.9332	1661

Рис. 4. Результат классификации

Предложенный метод был сравнен с другими методами и обеспечил точность 0.864, более высокую, чем у остальных, лучший коэффициент F1 и AUC, а также более быструю производительность, что показано в табл. 1.

Таблица 1

Сравнение значений показателей производительности с другими архитектурами

Модели	Balanced accuracy	F1 score	AUC
ResNet18 (TL)	0.811	0.928	0.945
ResNet34 (TL)	0.883	0.872	0.925
DenseNet121(TL)	0.76	0.78	0.913
VGG11 (TL)	0.77	0.854	0.925
VGG19 (TL)	0.833	0.865	0.908
VGG16 (scratch)	0.843	0.846	0.891
Предложенный метод	0.971	0.9326	0.9326

Параметры производительности используются для оценки эффективности моделей машинного обучения. В табл. 1 представлены результаты использования различных моделей машинного обучения: ResNet18 (TL), ResNet34 (TL), плотной сети 121 (TL), VGG11 (TL), VGG19 (TL), VGG16 (scratch) и предлагаемой модели для классификации различных уровней тяжести заболевания в наборе медицинских данных.

Модели протестированы на трех различных классах тяжести заболевания: тяжелое, нормальное (у здоровых людей), средней тяжести.

Согласно данным таблицы, предложенная модель CNN превосходит две другие модели по всем оценочным показателям, обеспечивая высочайшую точность, чувствительность, оценку F1 и достоверность для всех классов тяжести заболевания. В частности, разработанная модель демонстрирует высокую точность, чувствительность, оценку F1 и достоверность для тяжелого типа заболевания, а также очень высокие показатели для других классов, что свидетельствует о её эффективности в точной классификации уровней тяжести заболевания.

Заключение. Рассмотрены проблемы диагностики артрита коленного сустава – хронического дегенеративного заболевания, которое поражает колено, вызывая боль.

Предложенная модель, разработанная авторами исследования, достигла точности в 97%, что превосходит показатели других моделей. Эта модель позволяет врачам быстро и точно классифицировать тяжесть остеоартрита у пациентов на основе отдельных изображений. Кроме того, предложенная модель позволила достичь самых современных результатов по сравнению с существующими моделями, что делает ее ценным инструментом для точной и эффективной диагностики и планирования лечения.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. Wang Y., Wang X., Gao T., Du L. and Liu W. An automatic knee osteoarthritis diagnosis method based on deep learning: data from the osteoarthritis initiative, *Journal of Healthcare Engineering*, 2021, pp. 1-10. Available at: <https://doi.org/10.1155/2021/5586529>.

2. Tolpadi A.A., Lee J.J., Pedoia V. and Majumdar S. Deep learning predicts total knee replacement from magnetic resonance images—scientific reports, 2020, 10 (1), pp. 6371. Available at: <https://doi.org/10.1038/s41598-020-63395-9>.
3. Kokkoti S., Moustakidis S., Papageorgiou E., Giakas G. and Tsaopoulos D.E. Machine learning in knee osteoarthritis: a review, *Osteoarthritis and Cartilage Open*, 2020, 2 (3), pp. 100069. Available at: <https://doi.org/10.1016/j.ocarto.2020.100069>.
4. Guan B., Liu F., Mizaian A.H., Demehri S., Samsonov A., Guermazi A. and Kijowski R. Deep learning approach to predict pain progression in knee osteoarthritis, *Skeletal radiology*, 2022, pp. 1-11.
5. Yeoh P.S.Q., Lai K.W., Goh S.L., Hasikin K., Hum Y.C., Tee Y.K. and Dhanalakshmi S. The emergence of deep learning in knee osteoarthritis diagnosis, *Computational intelligence and neuroscience*, 2021, pp. 1-20. Available at: <https://doi.org/10.1155/2021/4931437>.
6. Kim D.H., Lee K.J., Choi D., Lee J.I., Choi H.G. and Lee Y.S. Can additional patient information improve the diagnostic performance of deep learning for the interpretation of knee osteoarthritis severity, *Journal of Clinical Medicine*, 2020, 9 (10), pp. 3341. Available at: <https://doi.org/10.3390/jcm9103341>.
7. Ahmed S.M. and Mstafa R.J. A comprehensive survey on bone segmentation techniques in knee osteoarthritis research: from conventional methods to deep learning, *Diagnostics*, 2022, 12 (3), pp. 611. Available at: <https://doi.org/10.3390/diagnostics12030611>.
8. Kotti M., Duffell L.D., Faisal A.A. and McGregor A.H. Towards automatically assessing osteoarthritis severity by regression trees & SVMs, 2013.
9. Kotti M., Duffell L.D., Faisal A.A. and McGregor A.H. Detecting knee osteoarthritis and its discriminating parameters using random forests, *Medical engineering & physics*, 2017, 43, pp. 19-29. Available at: <https://doi.org/10.1016/j.medengphy.2017.02.004>.
10. Köktaş N.Ş., Yalabik N., Yavuzer G. and Duin R.P. A multi-classifier for grading knee osteoarthritis using gait analysis // *Pattern Recognition Letters*, 2010, 31 (9), pp. 898-904. Available at: <https://doi.org/10.1016/j.patrec.2010.01.003>.
11. de Dieu Uwisengeyimana J. and Ibrikci T. Diagnosing knee osteoarthritis using artificial neural networks and deep learning, *Biomedical Statistics and Informatics*, 2017, 2 (3), pp. 95.
12. Brahim A., Jennane R., Riad R., Janvier T., Khedher L., Toumi H. and Lepsessailles E. A decision support tool for early detection of knee OsteoArthritis using X-ray imaging and machine learning: data from the osteoarthritis initiative, *Computerized Medical Imaging and Graphics*, 2019, 73, pp. 11-18. Available at: <https://doi.org/10.1016/j.compmedimag.2019.01.007>.
13. Antony J., McGuinness K., Moran K. and O'Connor N.E. 2017. Automatic detection of knee joints and quantification of knee osteoarthritis severity using convolutional neural networks, *In Machine Learning and Data Mining in Pattern Recognition: 13th International Conference, MLDM 2017, New York, NY, USA, July 15-20, 2017, Proceedings 13*. Springer International Publishing, 2017, pp. 376-390. Available at: https://doi.org/10.1007/978-3-319-62416-7_27.
14. Pedoia V., Lee J., Norman B., Link T.M. and Majumdar S. Diagnosing osteoarthritis from T2 maps using deep learning: an analysis of the entire Osteoarthritis Initiative baseline, 2019.
15. Pedoia V., Lee J., Norman B., Link T.M. and Majumdar S. Diagnosing osteoarthritis from T2 maps using deep learning: an analysis of the entire Osteoarthritis Initiative baseline cohort, *Osteoarthritis and cartilage*, 2019, 27 (7), pp. 1002-1010. Available at: <https://doi.org/10.1016/j.joca.2019.02.800>.
16. Chan S., Dittakan K. Osteoarthritis stages classification to human joint imagery using texture analysis: A comparative study on ten texture descriptors, *Recent Trends in Image Processing and Pattern Recognition*, 2019, pp. 209-225.
17. Antony J., McGuinness K., Moran K., O'Connor N. Automatic detection of knee joints and quantification of knee osteoarthritis severity using convolutional neural networks, *Machine Learning and Data Mining in Pattern Recognition (MLDM)*, 2017, pp. 376-390.
18. Tiulpin A., Thevenot J., Rahtu E., Lehenkari P., Saarakkala S. Automatic knee osteoarthritis diagnosis from plain radiographs: A deep learning-based approach, *Sci Rep*, 2018, 8, 1727.
19. Pingjun C., Linlin G., Xiaoshuang S., Kyle A., Lin Y. Fully automatic knee osteoarthritis severity grading using deep neural networks with a novel ordinal loss, *Comput Med Imaging Graph*, 2019, 75, pp. 84-92.
20. Hu J., Shen L., Sun G. Squeeze-and-excitation networks, *2018 IEEE/CVF Conf on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2018, pp. 7132-7141.
21. Tiulpin A., Saarakkala S. Automatic grading of individual knee osteoarthritis features in plain radiographs using deep convolutional neural networks, *Osteoarthr Cartil*, 2020, 28 (1): S308. DOI: 10.1016/j.joca.2020.02.480.
22. Norman B., Pedoia V., Noworolski A. Applying densely connected convolutional neural networks for staging osteoarthritis severity from plain radiographs, *J Digit Imaging*, 2019, 32, pp. 471-477.
23. Huang G., Liu Z., Weinberger KQ. Densely connected convolutional networks. *IEEE Conf on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2017, 8, pp. 2261-2269.

24. He K., Zhang X., Ren S., Sun J. Deep residual learning for image recognition, *IEEE Conf on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2016, pp. 770-778.
25. Kwon S.B., Han H., Lee M.C., Kim H.C. Machine learningbased automatic classification of knee osteoarthritis severity using gait data and radiographic images. *IEEE Access*, 2020, 8, pp. 120597-120603.

Маннаа Али Саж – Институт математики, механики и компьютерных наук им. И.И. Воровича; e-mail: ali88manna@gmail.com; г. Ростов-на-Дону, Россия; тел.: 89034338358; кафедра информатики и вычислительного эксперимента; аспирант.

Муратова Галина Викторовна – e-mail: muratova@sfedu.ru; тел.: 89282262429; кафедра информатики и вычислительного эксперимента; д.ф.-м.н.; профессор.

Manna Ali Saja – Vorovich Institute of Mathematics, Mechanics and Computer Sciences; e-mail: ali88manna@gmail.com; Rostov-on-Don, Russia; phone: +79034338358; the Department of Informatics and Computational Experiment; postgraduate student.

Muratova Galina Viktorovna – e-mail: muratova@sfedu.ru; phone: +79282262429; the Department of Informatics and Computational Experiment; dr. of phys. and math. sc.; professor.