

Компьютерная диагностика маммограмм на основе признаков, извлеченных с помощью глубокого обучения¹

В.С. Прядка*, А.Е. Крендаль*, В.И. Кобер**, В.Н. Карнаухов**,
М.Г. Мозеров**

* Челябинский государственный университет, Челябинск, Россия

** Институт проблем передачи информации, Российская академия наук, Москва, Россия

Поступила в редколлегию 19.11.2023

Аннотация—В данной работе основной целью исследования является повышение эффективности существующих систем компьютерной диагностики с помощью новых методов классификации доброкачественных и злокачественных образований по цифровым маммограммам. В настоящее время активно разрабатываются методы и алгоритмы для систем компьютерной диагностики на основе глубоких нейронных сетей. Для достижения лучших результатов на выбранном наборе данных мы преобразуем данные с помощью автокодировщиков для получения признаков с низкой внутриклассовой и высокой межклассовой вариативностью. Весь цикл работы системы состоит из следующих этапов: извлечения признаков, используя сегментированную часть самой патологии, разделения данных на два кластера, преобразования признаков с помощью линейного дискриминантного анализа для минимизации внутриклассовой вариативности и классификации патологий. Результаты данного исследования показывают, что классификация патологий с использованием методов глубокого обучения позволяет достичь высоких результатов.

КЛЮЧЕВЫЕ СЛОВА: маммография, система компьютерной диагностики, аномалии молочной железы, сверточные нейронные сети

DOI: 10.53921/18195822_2023_23_4_431

1. ВВЕДЕНИЕ

Рак молочной железы — один из наиболее распространенных видов рака, которым страдает большое количество людей, в первую очередь женщины, и его раннее выявление и диагностика позволяют снизить количество осложнений и летальных исходов. По данным Всемирной Организации Здравоохранения [1], в 2020 году рак молочной железы стал причиной смерти 865 тыс. человек, при этом 2,3 млн. новых случаев заболевания пришлось на женщин, не имеющих специфических факторов риска, что показывает насколько полезными могут оказаться системы автоматического обнаружения и классификации аномалий при обследовании молочной железы.

Применение методов глубокого обучения на основе компьютерного зрения для автоматического обнаружения и классификации патологий на маммографических скринингах оказалось чрезвычайно полезным. В основном они служат ориентиром для специалистов, помогая им поставить правильный диагноз и снизить риски для пациентов. Обычно в таких системах требуется сначала обнаружить патологии во время скрининга и найти их сегментные маски для лучшей локализации, в чем уже достаточно хорошо разбирается множество различных

¹ Работа выполнена при частичной поддержке Российского научного фонда (грант 22-19-20071).

систем [2, 3], поэтому в данной статье основное внимание уделяется задаче классификации. Основная цель разработанной системы - дать основу для двухэтапных алгоритмов, которые сначала сегментируют маммографические снимки и выявляют все потенциальные области интереса, а затем классифицируют их на втором этапе, используя метод, подобный предложенному в данной статье. Хотя в данной работе мы придерживаемся простейшего варианта с двумя типами патологий: доброкачественной и злокачественной. Для обучения и тестирования мы используем набор данных из открытого доступа — CBIS-DDSM [4]. Эта база данных содержит 2620 отсканированных маммографических исследований на пленке (2672×4720 пикселей), разделенных на три основные категории: нормальные, доброкачественные и злокачественные образования. Все патологии тщательно отобраны и проверены радиологом.

Существует много исследований, посвященных обнаружению и классификации рака молочной железы. В работе [5] был предложен метод, использующий программную платформу со сверточными нейронными сетями для классификации маммографических изображений на 3 класса: нормальные, доброкачественные и злокачественные, который показал точность 85,85% на базе данных MIAS, что является значительным увеличением по сравнению с существующими методами на момент публикации этой работы.

В работе [6] был предложен алгоритм последовательной обработки, использующий сверточные нейронные сети для анализа областей тканей инвазивной карциномы молочной железы на полных маммографических изображениях для автоматического обнаружения рака. В работе проведен анализ нескольких простых архитектур сверточных нейронных сетей и влияния их параметров на общую точность. Они также сравнивают свою модель с некоторыми из наиболее часто используемых алгоритмов, такими как метод опорных векторов (SVM) и k-NN (k ближайших соседей), показывая, что сверточные нейронные сети достигают гораздо лучших результатов.

В работе [7] на основе наборов данных DDSM-400 и CBIS-DDSM было показано, что использование сверточных нейронных сетей для обработки не только самого изображения патологии, но и маски патологии может привести к улучшению результатов диагностирования рака молочной железы по маммографическим образованиям.

В статье [8] приводится полный обзор различных методов, используемых для обнаружения и классификации рака молочной железы. В ней упоминаются такие методы, как использование автоэнкодеров и генеративных состязательных сетей и примеры их успешного применения, а также несколько работ по применению линейного дискриминантного анализа в сочетании со сверточными нейронными сетями.

В настоящее время модели глубокого обучения активно используются для анализа цифровой маммографии [9, 10, 11, 12]. Однако большинство предложенных до сих пор моделей обучаются на одной базе данных и не обладают высокой надежностью. Это связано с тем, что артефакты изображения, контрастность и разрешение постоянно отличаются от одного набора данных к другому.

Статья организована следующим образом: в разделе 2 описан предлагаемый подход к построению системы компьютерной диагностики, в разделе 3 представлены и обсуждены полученные результаты экспериментов с помощью компьютерного моделирования, и раздел 4 суммирует наши выводы.

2. ПРЕДЛАГАЕМЫЙ МЕТОД

Предлагаемый метод классификации патологий состоит из нескольких этапов. Сначала находится фрагмент патологии на маммографическом скрининге (вручную или с помощью автоматизированных методов). В данной работе мы используем размеченные данные патологий с помощью прямоугольников (bounding box) для их вырезания из скрининга и дальнейшего

использования при извлечении признаков. Затем признаки извлекаются с помощью сверточной нейронной сети ResNet-50 [13], предварительно обученной на наборе данных ImageNet [14]. Извлеченные признаки используются в автоэнкодере для их лучшего представления, а затем с помощью линейного дискриминантного анализа Deep LDA [15] получаются окончательные результаты. В качестве автокодировщика мы используем вариационный автокодировщик, который просто использует извлеченные признаки изображения для их кодирования в пространство меньшей размерности с последующим декодированием [16], используя функцию бинарной кросс-энтропии в качестве функции потерь для восстановленного изображения и функцию потерь Кульбака-Лейблера для параметризованных выходов кодировщика

В качестве LDA мы используем слой Deep LDA, который позволяет получить признаки с низкой внутриклассовой и высокой межклассовой вариативностью [15]. Принципиальное отличие предложенного подхода заключается в использованных гиперпараметрах. Отметим, что для предсказания классов можно было бы обойтись стандартным методом LDA с некоторым дополнительным слоем классификации и бинарной кросс-энтропией в качестве функции потерь, но как показали эксперименты, Deep LDA дает лучшие результаты. Все это в совокупности дает архитектуру, представленную на Рис. 1. Block 1 описывает общий вид сверточных частей

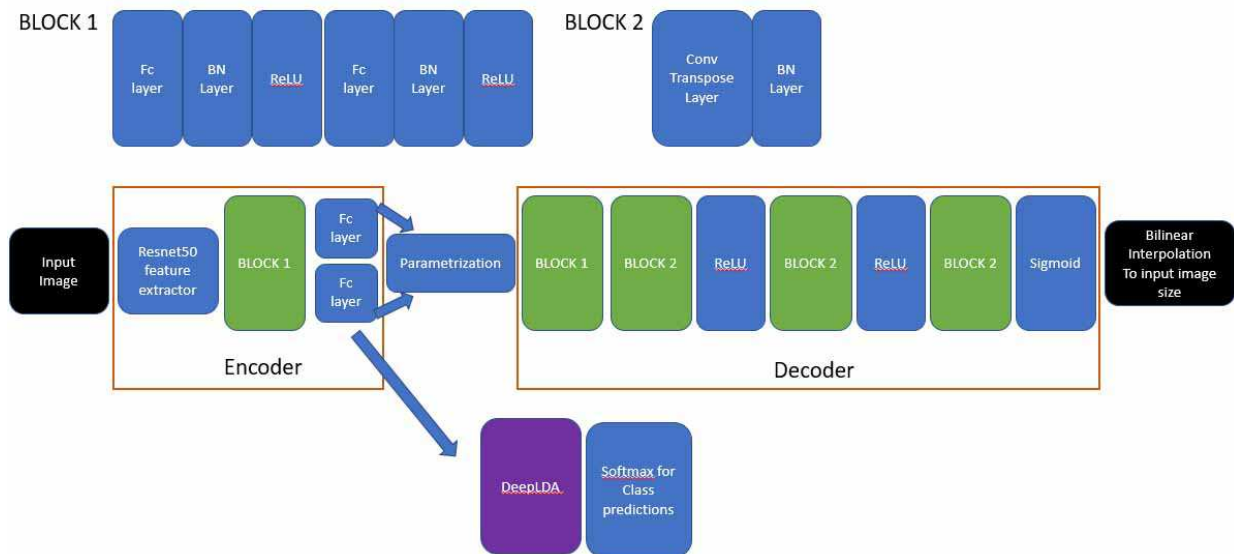


Рис. 1. Общая схема модели нейронной сети.

нейронной сети со слоем свертки, за которым следует пакетная обработка нормализации и функции активации ReLU, а в Block 2 используются обычная транспонированная свертка со слоем пакетной обработки нормализации. Входное изображение сначала передается в кодировщик, в котором используется экстрактор признаков Resnet50, в конце которого идет разделение на две части с помощью полносвязных слоев для извлечения конечных эмбедингов (разреженных признаков) и их параметризации. Это нужно для блока декодировщика, преобразующего эмбединги обратно в начальное изображение. Сами эмбединги, извлеченные одним из полносвязных слоев, передаются в блок Deep LDA со слоем активации Softmax для получения конечных предсказаний вероятностей принадлежности рассматриваемым классам.

3. КОМПЬЮТЕРНОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ

Система реализована с использованием современной библиотеки глубокого обучения PyTorch. Мы обучали всю модель с помощью оптимизатора Adam [17] со скоростью обучения 0.001, размер пакета выбран равным 50, но при использовании Deep LDA настоятельно рекомендуется использовать более крупные пакеты, чего можно достичь, используя более компактные архитектуры. Обучение проводилось в течение 45 эпох, так как мы использовали предварительно обученный ResNet-50. Отметим, что с Deep LDA обучение сходится быстро. В целом модель имеет 25,7 млн. обучаемых параметров, используя скрытые полносвязные слои размером 512, и Deep LDA размером 256. Мы также увеличили базу данных с помощью геометрических преобразований, таких как вертикальный и горизонтальный повороты с вероятностью 0,5. Разработанная модель была обучена и протестирована на наборе данных изображений рака молочной железы CBIS-DDSM с использованием только изображений с доброкачественными или злокачественными случаями, поэтому после балансировки, полученный набор данных содержал 1457 изображений каждого из двух классов. На Рис. 2 показаны примеры изображений маммограмм из базы данных CBIS-DDSM.

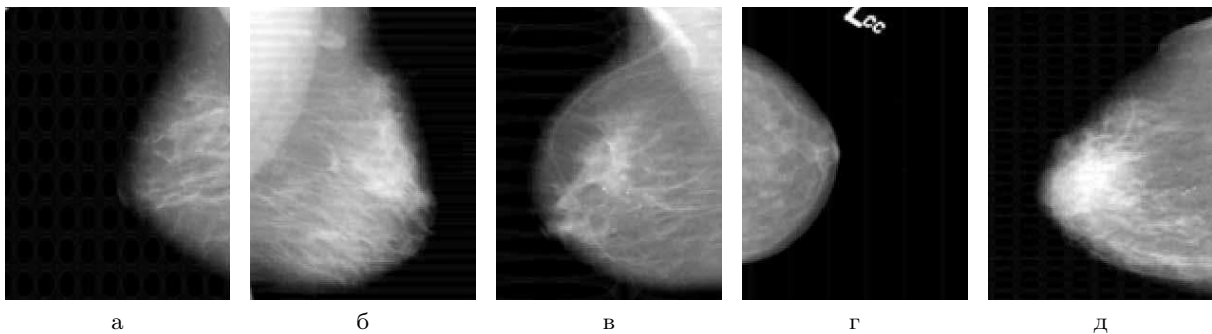


Рис. 2. Примеры образований в базе данных CBIS-DDSM: а), б), в) — злокачественные; г), д) — доброкачественные.

Используя разбиение набора данных на 75% для обучения и 25% данных для проверки, данная модель позволяла достичь точности классификации 96,1%, как показано на Рис. 3.

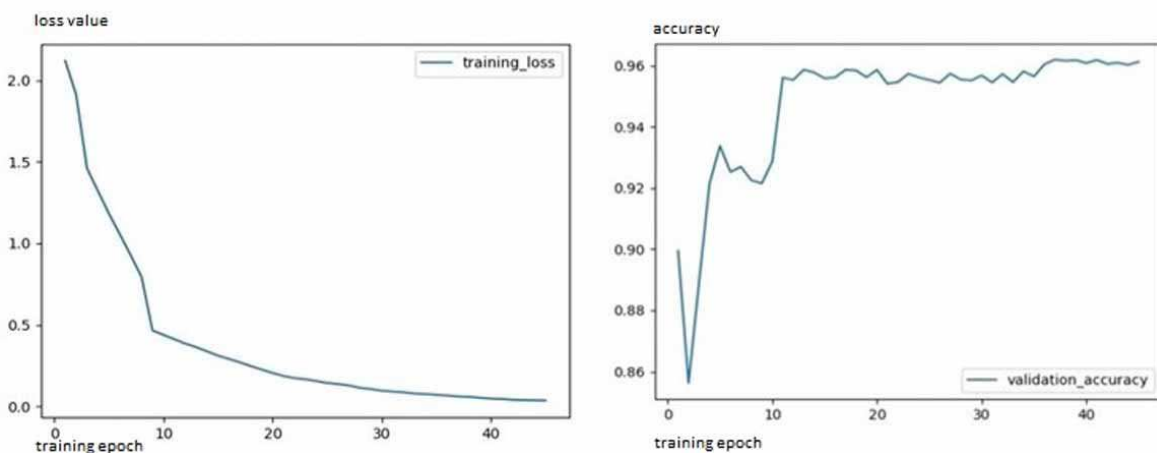


Рис. 3. Функция потерь в процессе обучения и точность проверки модели.

Пример правильной классификации с помощью предложенной модели на наборе данных CBIS-DDSM показан на Рис. 4. Поскольку большинство других решений, представленных в

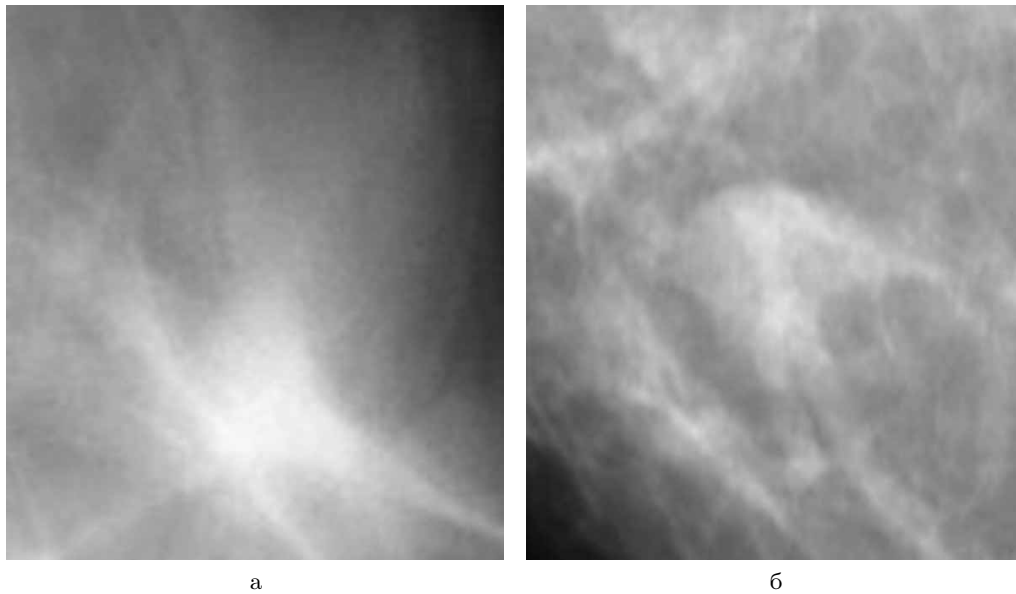


Рис. 4. Пример правильной классификации с помощью предложенной модели на наборе данных CBIS-DDSM: а) — доброкачественное образование, б) — злокачественное образование.

открытых источниках, сосредоточены на обнаружении патологий и получении соответствующих сегментов, то предлагаемый метод классификации трудно сравнивать с ними, так как в их анализ вовлечено гораздо больше факторов, например, таких как точность локализации. В Таблице 1 даны результаты обучения моделей, использующих разные части конечного предложенного варианта для предсказания класса патологии.

Таблица 1. Результаты обучения различных моделей.

Модель	Точность
Resnet50	95.61%
Resnet50 + автокодировщик + слой FC для прогнозирования классов	95.98%
Resnet50 + автоэнкодер + Deep LDA	96.10%

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

На основе полученных результатов можно сделать вывод, что использование Deep LDA вместе с автокодировщиками и ResNet-50, дает отличные результаты в задаче классификации патологии молочной железы на маммографических изображениях из набора данных CBIS-DDSM. Мы планируем использовать эту работу для поиска и классификации патологии, добавив обнаружение и сегментацию патологии, что позволит находить на маммограмме любой сегмент, потенциально представляющий из себя интерес, с последующим использованием найденных областей для классификации. Следует также отметить, что данный подход является ресурсозатратным, но поскольку в данной задаче не требуется выполнение исследований в режиме реального времени, то использование более сложных моделей оправдано.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. World Health Organization. (2023, Июль). Breast cancer. // URL: <https://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/breast-cancer>.
2. Xi P., Shu C. and Goubran R. Abnormality Detection in Mammography using Deep Convolutional Neural Networks // 2018 IEEE International Symposium on Medical Measurements and Applications (MeMeA), Rome, Italy, 2018, pp. 1–6. DOI: 10.1109/MeMeA.2018.8438639.
3. Al-Antari MA, Al-Masni MA, Choi MT, Han SM, Kim TS. A fully integrated computer-aided diagnosis system for digital X-ray mammograms via deep learning detection, segmentation, and classification // Int J Med Inform. 2018 Sep;117:44–54. DOI: 10.1016/j.ijmedinf.2018.06.003.
4. Awsaf, (2021, Январь). CBIS-DDSM: Breast Cancer Image Dataset, Version 1. // URL: <https://www.kaggle.com/datasets/awsaf49/cbis-ddsm-breast-cancer-image-dataset>.
5. Tan Y. J., Sim K. S. and Ting F. F. Breast cancer detection using convolutional neural networks for mammogram imaging system,"2017 International Conference on Robotics, Automation and Sciences (ICORAS), Melaka, Malaysia, 2017, pp. 1–5, doi: 10.1109/ICORAS.2017.8308076.
6. Lazaros Tsochatzidis, Panagiota Koutla, Lena Costaridou, Ioannis Pratikakis. Integrating segmentation information into CNN for breast cancer diagnosis of mammographic masses // Computer Methods and Programs in Biomedicine, Volume 200, 2021, 105913, ISSN 0169-2607, <https://doi.org/10.1016/j.cmpb.2020.105913>. (<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0169260720317466>).
7. Bairagi, Anupam Kumar, Alanazi, Saad Awadh, Kamruzzaman, M. M., Islam Sarker, Md Nazirul, Alruwaili, Madallah, Alhwaiti, Yousef, Alshammari, Nasser, Siddiqi, Muhammad Hameed. Boosting Breast Cancer Detection Using Convolutional Neural Network // 2021, doi: 10.1155/2021/5528622.
8. Nasser M, Yusof UK. Deep Learning Based Methods for Breast Cancer Diagnosis: A Systematic Review and Future Direction. *Diagnostics (Basel)*. // 2023 Jan 3;13(1):161. doi: 10.3390/diagnostics13010161. PMID: 36611453; PMCID: PMC9818155
9. Gomina P., Kober V., Karnaukhov V., Mozerov M., Kober A. Classification of breast abnormalities using deep learning // Journal of Communications Technology and Electronics, 2022, Vol. 67, No. 12, pp. 1552–1556.
10. Ruchay A.N., Kober V.I., Dorofeev K.A., Karnaukhov V.N., Mozerov M.G. Segmentation of breast masses in digital mammography based on a deep convolutional neural network U-net // Journal of Communications Technology and Electronics, 2022, Vol. 67, No. 12, pp. 1531–154).
11. Ruchai A., Kober V., Dorofeev K., Karnaukhov V., Mozerov M. Classification of breast abnormalities using a deep convolutional neural network and transfer learning. // Journal of Communications Technology and Electronics, 2021, vol. 66(6), pp. 778–783.
12. Diaz-Escobar J., Kober V., Karnaukhov V., Mozerov M. Recognition of breast abnormalities using phase features // Journal of Communications Technology and Electronics, 2020, vol. 65(12), pp. 1476–1483.
13. He K., Zhang X., Ren S., Sun, J. Deep residual learning for image recognition // Tech. report, 2015. <http://arxiv.org/abs/1512.03385>.
14. Deng J., Dong W., Socher R., et al. Imagenet: A large-scale hierarchical image database // IEEE conference on computer vision and pattern recognition. 2009
15. Matthias Dorfer, Rainer Kelz, and Gerhard Widmer. Deep linear discriminant analysis // arXiv preprint arXiv:1511.04707, 2015.
16. D. P. Kingma and M. Welling. Auto-encoding variational bayes // arXiv preprint arXiv:1312.6114, 2013.
17. Kingma D.P., Ba J. Adam. A method for stochastic optimization // arXiv:1412.6980, 2014.

Computer diagnostics of mammograms based on features extracted using deep learning

V. Pryadka, A. Krendalii, V. Kober, V.Karnaukhov, M.Mozerov

The main goal of the study is to improve the performance of existing computer diagnostic systems using new methods for classifying benign and malignant tumors using digital mammograms. Currently, methods and algorithms for computer diagnostic systems based on deep neural networks are being actively developed. To achieve better results, we transform the data using autoencoders to obtain features with low intra-class and high inter-class variance. The entire system operation cycle consists of the following stages: feature extraction using the segmented part of the pathology itself, dividing the data into two clusters, transforming features using linear discriminant analysis to minimize intraclass variance, and classifying pathologies. The results of this study show that classification of pathologies using deep learning methods can achieve high results.

KEYWORDS: Mammography, computer diagnostic system, breast anomalies, convolutional neural networks