



ПРИМЕНЕНИЕ НЕЙРОСЕТЕЙ ДЛЯ ОБРАБОТКИ ДАННЫХ О ПАЦИЕНТАХ

Bobokhonov Akhmadkhon Kholmirezokhon ugli,

Hari Mohan Rai

Sun'iy intellekt va axborot tizimlari kafedrası,

Sh. Rashidov nomidagi Samarqand davlat universiteti

b_akhmadkhon@mail.ru, drhmrai@gachon.ac.kr

Аннотация. Классификация медицинских изображений играет важную роль в клинических задачах лечения пациентов. Искусственная нейронная сеть доказала свой потенциал в решении различных задач классификации. Благодаря исследованиям и разработкам нейронной сети достигается повышение точности диагностики болезни Альцгеймера на основе МРТ-изображений путем обработки информации о пациентах.

Ключевые слова. Болезнь Альцгеймера, МРТ сканирования, Искусственная нейронная сеть, Сверточные нейронные сети

Введение

Болезнь Альцгеймера (БА) - это необратимое прогрессирующее заболевание головного мозга, которое медленно разрушает память, ориентацию и навыки мышления, а в конечном итоге и способность выполнять простейшие задачи, то есть человек становится социально неадаптированным к жизни.

Ожидается, что к 2025 году число людей в возрасте 65 лет и старше с болезнью Альцгеймера достигнет 7,1 миллиона человек. К 2050 году с болезнью Альцгеймера может быть до 7 миллионов человек в возрасте 85 лет и старше, что



составляет 51% от всех людей в возрасте 65 лет и старше с болезнью Альцгеймера [1].

В последние годы классификация медицинских изображений играет важную роль в клинических задачах лечения больных. Однако эффективность традиционного метода достигла своего предела [2]. Искусственная нейронная сеть (ИНС) — это новый метод машинного обучения, который доказал свой потенциал для решения различных задач классификации. Сверточная нейронная сеть доминирует с лучшими результатами в различных задачах классификации изображений.

Визуализация в диагностике и прогнозе болезни Альцгеймера

При МРТ сканировании используются три плоскости: аксиальная, коронарная и сагиттальная, а также множество импульсных последовательностей и их модификаций для выявления или исключения той или иной патологии. Для МРТ визуализации при БА используются преимущественно аксиальные и коронарные плоскости сканирования в T1, FLAIR, T2 взвешенных последовательностях. На рисунке (Рисунок 1) изображения МРТ коронарной и аксиальной плоскостей мозга здорового человека и человека с БА:

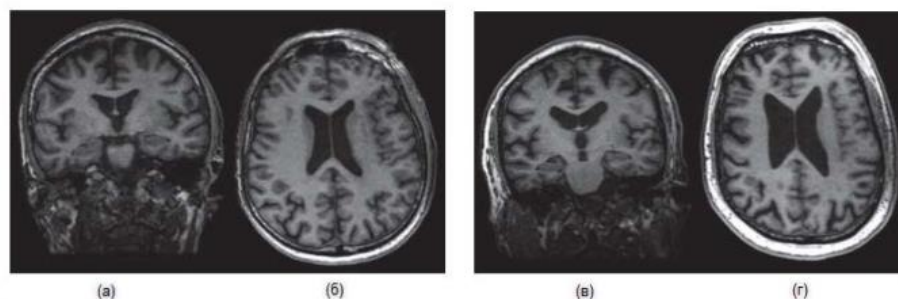


Рисунок 1 - (а) – изображение мозга здорового человека на снимке МРТ на коронарной плоскости в T1 последовательности, (б) – изображение мозга здорового человека на снимке МРТ на аксиальной плоскости в T1



последовательности, (в) – изображение мозга человека с БА На снимке МРТ на корональной плоскости в T1 последовательности, (г) - изображение мозга человека с БА На снимке МРТ на аксиальной плоскости в T1 последовательности.

На этих плоскостях можно отследить следующие биомаркеры структурных изменений мозга:

- атрофия лобковых и теменных долей;
- атрофию мезиальной височной доли.

Измерения атрофии на основе МРТ на данный момент считают достоверным маркером состояния и прогрессирования болезни. Атрофия является неизбежным, неумолимо прогрессирующим спутником нейродегенерации. Считается, что основными причинами атрофии являются потери дендритов и нейронов. Топография потери мозговой ткани хорошо коррелирует со степенью когнитивного дефицита [3].

Атрофия лобковых и теменных долей является одним из главных маркеров болезни БА, который виден на МРТ сканировании аксиальной плоскости [4]. Атрофию лобковых и теменных долей можно оценить, учитывая степень расширения боковых желудочков и оценивая степень углубления кортикальных борозд на этом уровне для этого используется шкала для оценки глобальной корковой атрофии, то есть атрофии неокортекса (шкала GCA). Рисунок 2 показывает атрофию неокортекса и расширение боковых желудочков на МРТ сканирование на аксиальной плоскости:

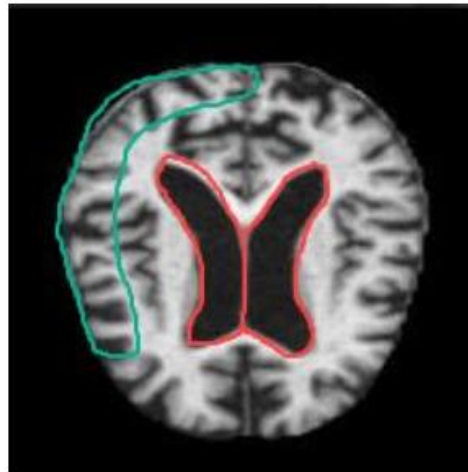


Рисунок 2 - Изображения на МРТ сканировании неокортекса (зеленого) и боковых желудочков (красного) человека из дома

Шкала GCA - это средний балл корковой атрофии головного мозга, в которой выделяют следующие степени:

0: Нет корковой атрофии-нормальный объем, нет расширения желудочков;

1: легкая атрофия: углубление борозд, умеренное расширение желудочков;

2: умеренная атрофия: углубление борозд, потеря объема извилин и значительное расширение желудочков;

3: тяжелая атрофия: атрофия "лезвие ножа", тяжелое расширение желудочков.

Есть и другие маркеры БА, но они не так важны для диагностики и постановки диагноза.

Анализ данных, которые использовались при обучении НС

Для данной работы набор входных данных, то есть набор снимков МРТ головного мозга человека, был взят с платформы Kaggle. Kaggle — это крупнейшее в мире сообщество специалистов по науке о данных, имеющее мощные инструменты и ресурсы, которые помогает разработчикам в достижении



их целей в области науки о данных [5-6]. Эта платформа является дочерней компанией Google LLC и основное ее назначение заключается в том, чтобы находить и публиковать наборы данных, разрабатывать модели в сетевой среде, еще помимо этого участвовать в соревнованиях, которые связаны с решением различных задач с данными.

Был выбран открытый набор данных под названием Alzheimer's Dataset (4 class of Images). Этот набор содержит в себе 6400 МРТ-изображений головного мозга людей и разбит на 4 следующих класса:

- Non Demented, то есть класс, содержащий МРТ-сканирование главного мозга здоровых людей;
- Very Mild Demented - очень легкое снижение когнитивных функций;
- Mild Demented-легкое снижение когнитивных функций;
- Moderate Demented-умеренное снижение когнитивных функций.

У этого датасета есть большое преимущество, которое заключается в том, что с МРТ-снимков уже удалены те фрагменты, которые никак не влияют на определение БА, а только могут быть препятствием для ИНС при распознавании болезни. То есть на изображениях оставлены только участки паренхимы мозга, которые подвергаются поражению при БА. Но и ряд недостатков у этого набора данных:

1. размер изображений $n \times m$:

Все изображения размером 176×206 , но для обучения ИНС изображения должны быть размером $n \times n$ (n – натуральное число). Именно поэтому все изображения были переведены до размера 128×128 .

2. Датасет несбалансирован:

Несбалансированный набор данных - это набор данных, в котором целевая переменная имеет больше наблюдений в одном конкретном классе, чем в других. Но почему несбалансированный датасет-это плохо [7-8]? Ответ на этот вопрос



следующий: при работе с таким набором данных получаем парадокс точности, который заключается в том, что после обучения ШНМ результат метрики ассигасы может быть очень хорошим и составлять 90-100 %, но фактически построенная модель просто решает, что лучше всегда прогнозировать класс с большим количеством изображений и получать высокую точность.

Такая ситуация сложилась и с датасетом Alzheimer's Dataset (4 class of Images): МРТ-сканирования с мозгом здорового человека оказалось гораздо больше, чем в последних трех классах (Рисунок 3).

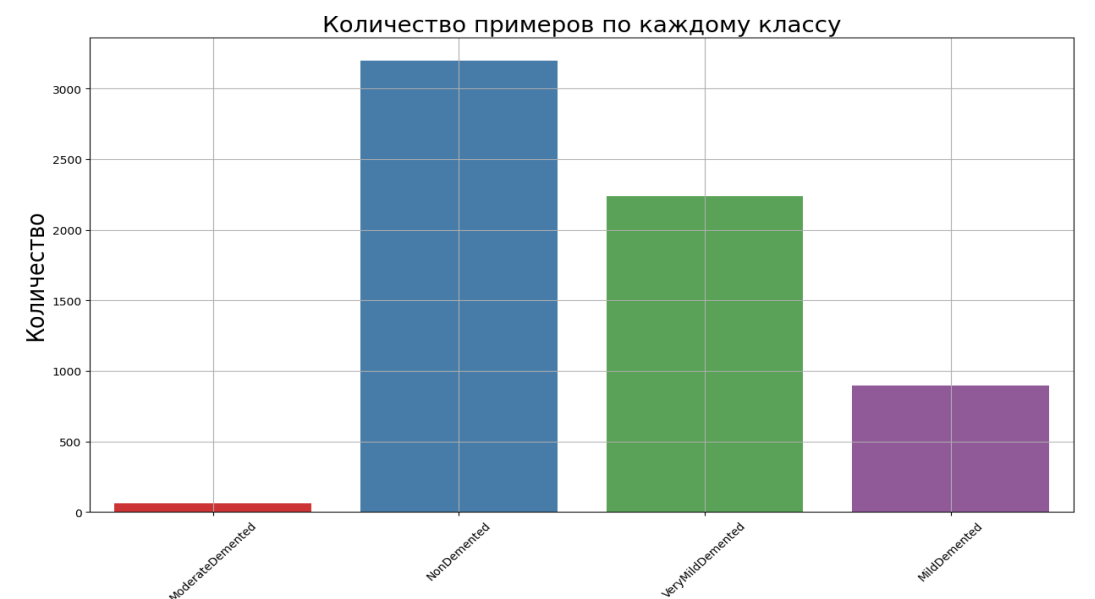


Рисунок 3 – Анализ набора данных по классам

Было предпринято 2 действий для того, чтобы улучшить баланс между классами. Во-первых, аугментация данных, то есть было увеличено количество изображений с БА одним из самых популярных методов – добавление Гаусового шума (Рисунок 4):

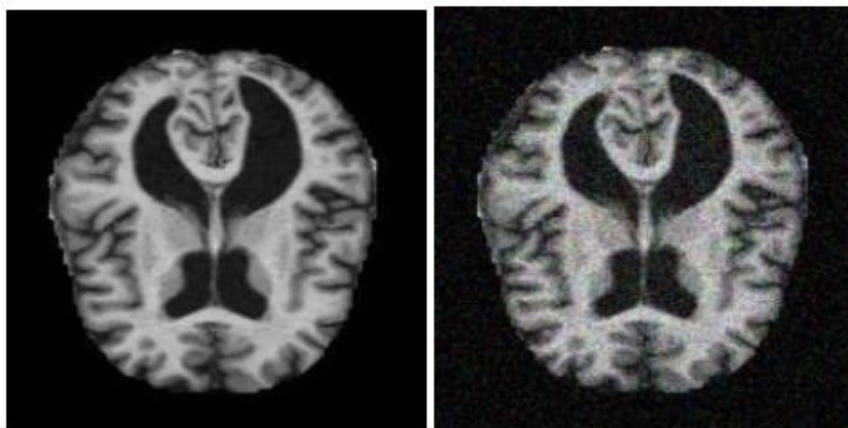


Рисунок 4 - МРТ без добавления Гаусс-шума (слева) и с добавлением Гаусс-шума (справа)

Во - вторых, с помощью профессионального рентгенолога 4 класса были перераспределены на 3 класса: снимки МРТ головного мозга здоровых людей - Normal, пожилых людей - OldAge и людей с ранней стадией БА. Полученный датасет, который был модифицирован, далее использовался в данной работе.

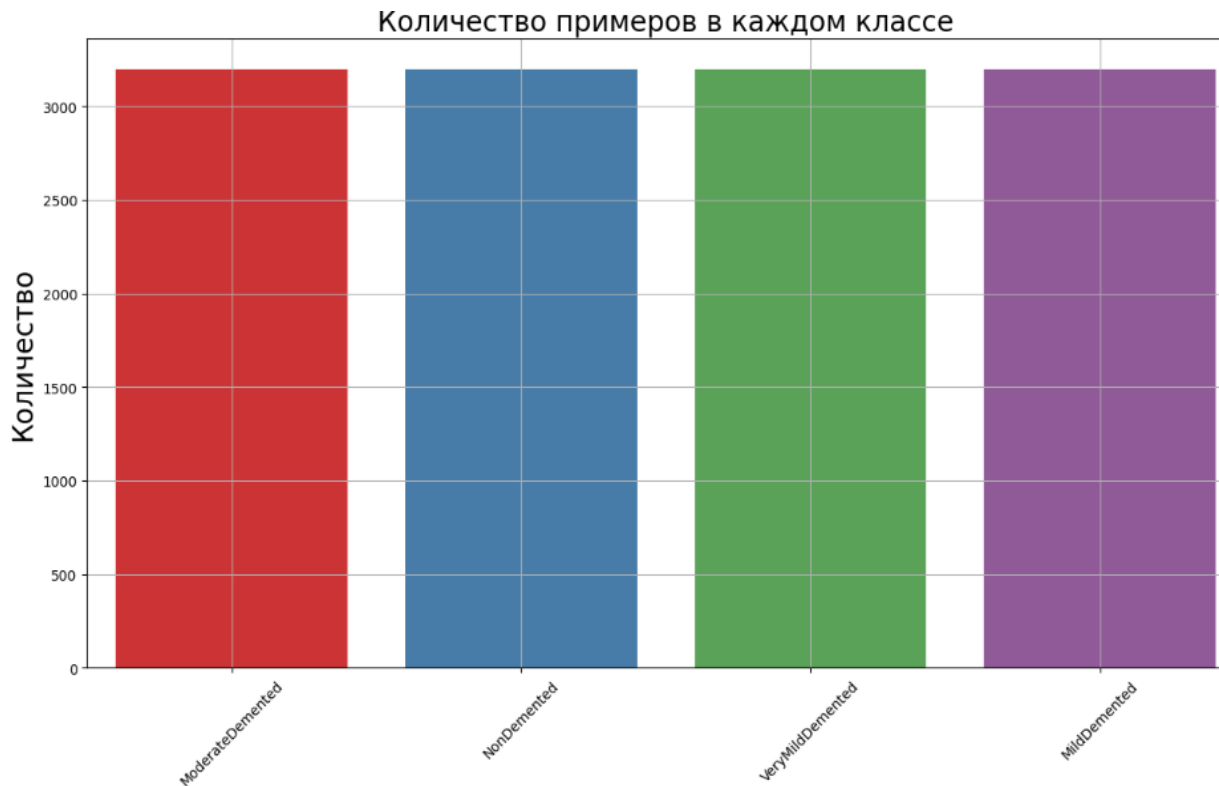


Рисунок 5 – Набор данных после аугментации



Проведение экспериментов

В рамках данной работы было проведено несколько экспериментов, которые заключались в выборе подходящей архитектуры программного продукта. Рассмотрим модели, которые были построены.

Первая модель, которая была разработана — это использование ResNet50 в качестве основы для построения собственного классификатора. Для этого изначально были добавлены к модели все слои базовой модели ResNet50 без последних, поскольку их добавляем самостоятельно, и были «заморожены» для обучения слои базовой модели потому, что они уже обучены. На последнем слое использовалась функция активации SoftMax.

Для построения второй и третьей моделей были применены базовые модели VGG19 и InceptionV3, а затем добавлены те же слои и использована та же функция активации на последнем слое.

Анализ результатов точности классификации построенных моделей представлен в таблице 1.

Таблица 1 – Сравнение построенных моделей

Тип модели	Accuracy	Recall	AUC
ResNet50	0.79	0.75	0.79
VGG19	0.815	0.82	0.82
InceptionV3	0.97	0.99	0.99

Таким образом для реализации была выбрана модель InceptionV3. Модель InceptionV3 — это архитектура свёрточной нейронной сети (CNN), представляющая третье поколение архитектуры сетей Inception. Она была разработана исследователями Google и является улучшением предыдущих



версий, таких как InceptionV1 (GoogLeNet) и InceptionV2. Эта модель оптимизирована для высокой точности в задачах компьютерного зрения при относительно невысокой вычислительной нагрузке.

Пример работы обученной модели для классификации МРТ-изображений на валидационном наборе данных приведен на рисунке (Рисунок 6).

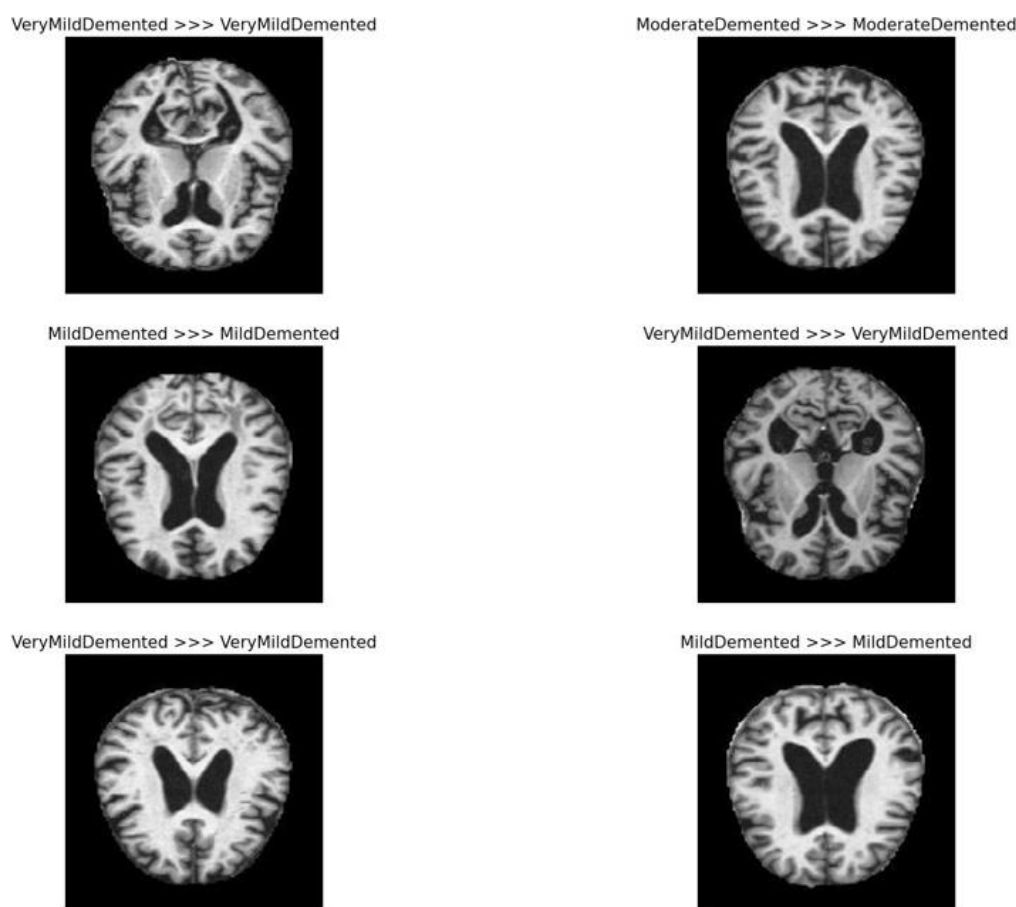


Рисунок 6 – Результат классификации МРТ-изображений (фрагмент)



Таблица 2 – Отчет о классификации модели

Classification report is:	Precision	Recall	F1-score
0	0.97	0.99	0.98
1	1.00	1.00	1.00
2	0.95	0.94	0.92
3	0.91	0.94	0.92
Accuracy			0.96
Macro avg.	0.96	0.96	0.96
Weighted avg.	0.96	0.96	0.96

На таблице 2 представлен отчет о классификации модели машинного обучения, включающий метрики точности (precision), полноты (recall), F1- балла (f1-score) и поддержки (support) для четырех классов, обозначенных как 0, 1, 2 и 3. Также приведены общие показатели для всей модели, включая точность (accuracy), средние значения макро (macro avg) и взвешенные средние (weighted avg).

Общая точность модели составляет 0.96, что указывает на высокую способность правильно классифицировать примеры. Макро среднее значение представляет собой арифметическое среднее всех классов для каждой метрики (точность, полнота и F1-балл), не учитывая количество примеров в каждом классе. Это значение для всех метрик составляет 0.96.



Вывод

Это исследование было сосредоточено на выборе наиболее подходящей модели нейронной сети для прогнозирования БА. Было построено и исследовано три модели нейронных сетей. Первая модель использовала архитектуру ResNet50. Для построения второй и третьей моделей были применены базовые модели VGG19 и InceptionV3, а затем добавлены те же слои, что и в модели ResNet50 и использована та же функция активации на последнем слое. Точность определения моделей составили: ResNet50 - 0.79, VGG19- 0.815, InceptionV3 - 0.96.

References

1. Павлова Л. А., Ермолаева Е. В. Образование и старшее поколение России //Бюллетень медицинских интернет-конференций. – Общество с ограниченной ответственностью «Наука и инновации», 2017. – Т. 7. – №. 3. – С. 615-616.
2. Бокова Р. Д. Цифровая трансформация в сфере здравоохранения //Менеджмент в здравоохранении: вызовы и риски XXI века. – 2021. – С. 3-5.
3. Вишняков В. А., Юй Ч. Ю. Использование машинного обучения для распознавания болезни Альцгеймера на основе транскрипционной информации //Доклады БГУИР. – 2024. – Т. 21. – №. 6. – С. 106-112.
4. Mehmood A. et al. Utilizing Siamese 4D-AlzNet and Transfer Learning to Identify Stages of Alzheimer's Disease //Neuroscience. – 2024.
5. Булгакова С. В., Романчук П. И., Тренева Е. В. Инсулин, головной мозг, болезнь Альцгеймера: новые данные //Бюллетень науки и практики. – 2020. – Т. 6. – №. 3. – С. 96-126.
6. Локшина А. Б., Гришина Д. А., Обухова А. В. Болезнь Альцгеймера с ранним началом //Неврология, нейропсихиатрия, психосоматика. – 2022. – Т. 14. – №. 2. – С. 110-116.



7. Андросова Л. В. и др. Диагностика и оценка тяжести болезни Альцгеймера: алгоритмы машинного обучения на основе маркеров воспаления //ПСИХИАТРИЯ. – 2024. – Т. 22. – №. 1. – С. 6-14.
8. Сиротко И. И., Волобуев А. Н., Романчук П. И. Генетика и эпигенетика болезни Альцгеймера: новые когнитивные технологии и нейрокоммуникации //Бюллетень науки и практики. – 2021. – Т. 7. – №. 2. – С. 89-111.