УДК 519.688

ИССЛЕДОВАНИЕ МИОКАРДИАЛЬНОЙ ПЕРФУЗИИ МЕТОДАМИ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ И ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА

А.С. Кандыбо, А.В. Мочула

Научный руководитель: доцент, к.ф.-м.н. Б.С. Мерзликин

Национальный исследовательский Томский политехнический университет,

Россия, г. Томск, пр. Ленина, 30, 634050

НИИ кардиологии Томский национальный исследовательский медицинский центр,

Россия, г. Томск, ул. Киевская 111А

E-mail: ask161@tpu.ru

RESEARCH OF MYOCARDIAL PERFUSION BY MACHINE LEARNING AND ARTIFICIAL INTELLIGENCE METHODS

A.S. Kandybo, A.V. Mochula

Scientific Supervisor: Assoc. Prof., PhD, B.S. Merzlikin

Tomsk Polytechnic University, Russia, Tomsk, Lenin str., 30, 634050

Tomsk National Research Medical Center, Russia, Tomsk, Kievskaya str., 111a, 634012

E-mail: ask161@tpu.ru

Abstract. *This report outlines the idea of applying machine learning methods in nuclear medicine to analyze myocardial perfusion. This work includes the classification of patients into healthy and patients with abnormalities; classification of the disease of an unhealthy patient into ischemia and myocardial infarction; segmentation of the affected area of the heart on the polar map of myocardial perfusion. This article also presents some of the results of the initial research and the results of the first stage of work.*

Введение. На сегодняшний день область применения методов машинного обучения постоянно расширяется, и связано это с автоматизацией большого количества процессов. Любой процесс, подразумевающий последовательное выполнение одинаковых действий, в той или иной степени будет рано или поздно автоматизирован. Основной целью автоматизации является повышение качества исполнения процесса путем минимизации рисков, связанных с человеческим фактором или же просто ускорение выполнения процесса.

Очевидно, что медицина является одной из тех сфер деятельности, которая требует максимальной точности исследований, ведь от их корректности зависит правильность поставленного диагноза и здоровье пациента. С помощью методов машинного обучения можно автоматизировать ряд процедур, что позволит сократить количество ошибок, связанные с человеческим фактором, а также освободить специалиста от рутинной работы и дать возможность сконцентрироваться на более важной работе.

В данной работе будут описаны исследования, проведенные совместно с НИИ кардиологии Томского НИМЦ в области лучевой диагностики, а конкретнее – анализ перфузионной сцинтиграфии миокарда [2] методами машинного обучения.

Цель работы – создание инструмента для анализа перфузионных карт пациентов на основе данных однофотонной эмиссионной компьютерной томографии (ОФЭКТ) миокарда и классификации их на норму, инфаркт миокарда и ишемию. Для классификации будут использованы полярные карты – одна из форм представления томосцинтиграммы.

Экспериментальная часть. В ходе проделанной работы на данный момент решена задача классификации пациентов на здоровых и пациентов с нарушенной миокардиальной перфузией. Ниже будет описан ход решения данной задачи.

Первая проблема, которую было необходимо решить – собрать необходимое количество данных, которых бы хватило для обучения как моделей нейронных сетей, так и других алгоритмов машинного обучения. Сбор данных проводился на станции для ядерных исследований $Xeleris\ 4\ DR$ [1]. Процесс сбора информации занимает много времени, поэтому на сегодняшний день собрано и размечено всего 196 изображений. Для данных, полученных после проведения ОФЭКТ миокарда, требуется дополнительная обработка, выполняемая на заранее ананомизированной выборке пациентов непосредственно на станции Xeleris 4 DR, которая проводилась под контролем опытных врачей-радиологов, имеющих опыт в области оценки перфузии миокарда. Она включает в себя ряд этапов:

1. Итеративная реконструкция [4];
2. Коррекция аттенюации [3];
3. Выделение сердца в трех проекциях по зарегистрированным излучениям;
4. Построение полярных карт;

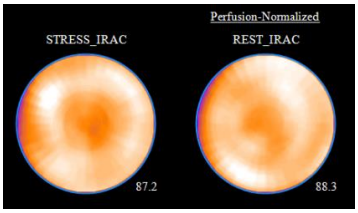

Рис. 1. Полярные карта перфузии при нагрузке (слева) и в покое (справа)

После получения изображений полярных карт (рис 1) для каждой карты (в нагрузке и в покое) проводилась следующая их обработка:

1. Изображение обрезалось по краю;
2. Край полярной карты и задний фон был закрашен в черный цвет;
3. Дальнейшие операции проводились для каждого цветового канала;
4. Изображение разрезалось на 5 вертикальных и 5 горизонтальных полос (рис 2.а);
5. Дополнительно изображение разрезалось на 4 кольца;
6. Для каждой части (полосы и кольца) считались среднее значение и среднеквадратическое отклонение (исключая из рассмотрения черные точки).

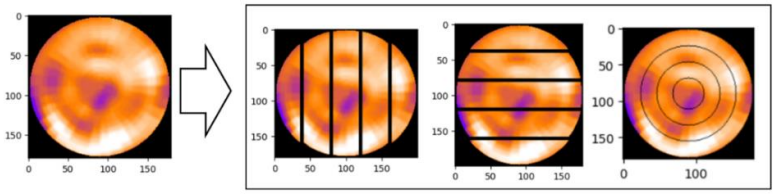

Рис. 2. Выделение признаков из перфузионной карты

Таким образом было получено 84 числовых признаков для каждой полярной карты. Далее было необходимо отобрать из вычисленных признаков наиболее информативные. Для этого был использован F-критерий Фишера для каждого признака, на основании которого было отобрано 10 лучших признаков. Врачами радиологами была предоставлена информация о наличии в каждом случае нормальной или нарушенной (инфаркт или ишемия) миокардиальной перфузии.

На полученных после обработки данных была обучена первая модель – случайный лес. Для того, чтобы получить адекватную оценку модели была использована кросс-валидация с 5 блоками. В таблице 1 представлены результаты тестирования модели.

На тех же изображениях перфузионных карт, была обучена предобученная на ImageNet нейронные сети ResNet50 и ResNet152, результаты тестирования модели приведены в таблице 1.

Результаты. В ходе проделанной работы был обучен ряд моделей с разными параметрами, лучшие результаты которых приведены в таблице 1. Стоит отметить, что случайных лес показал наилучшие значения метрик в отличии от нейронных сетей. При решении задачи классификации пациентов на больных и здоровых, важно минимизировать ложноотрицательные предсказания, за это отвечает метрика recall=0.92, что является хорошим результатом на такой небольшой выборке.

При обучении нейронных сетей возникли сложности с объемом данных – их слишком мало и модели быстро переобучались, поэтому с помощью нейронных сетей не удалось достигнуть высоких результатов.

Таблица 1

Результаты тестирования моделей

Модель	*accuracy*	precision	*F1-score*	*recall*	Параметры
Random Forest Classifier	0,9	0,91	0,92	0,93	$\max_depth = 4, n_estimators = 100$
CatBoost	0.9	0.91	0.92	0.94	$iterations = 700, \max_depth = 2$ $lr = 0.003$
ResNet50	0,88	0,92	0,9	0,89	$n_epoch = 150$ $optimizer = Adam(lr = 0.003)$ $loss = binary_crossentropy$ $pretrained_weights = ImageNet$
ResNet152	0,85	0,96	0,88	0,82	$n_epoch = 50$ $optimizer = Adam(lr = 0.003)$ $loss = binary_crossentropy$

Заключение. После обучения ряда моделей была построена сводная таблица лучших экспериментов (таблица 1). Из которой можно сделать следующий вывод – лучшей моделью для классификации полярных карт миокарда является модель, обученная алгоритмом CatBoost, которая показала $recall = 0.94$. Это говорит о том, что среди всех нездоровых пациентов алгоритм корректно распознал 94 % из них. А $precision = 0.91$ говорит о том, что среди всех пациентов, которых модель назвала нездоровыми, 91 % действительно являются нездоровыми. Также был разработан интерфейс, позволяющий выбирать изображение с полярными картами перфузии миокарда и получать предсказание модели.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Xeeris 4 DR // GE HealthCare URL: https://www.gehealthcare.ru/products/molecular-imaging/nuclear-medicine/xeleris-4-dr (дата обращения: 16.05.2022).
2. Лишманов Ю.Б., Завадовский К.В., Варламова Ю.В. [и др.]. Практическое руководство по сцинтиграфии сердца. – Томск : Издательство научно-технической литературы, 2018. – 168 с.
3. Завадовский К.В., Гуля М.О., Саушкин В.В. [и др.] Совмещенная однофотонная эмиссионная и рентгеновская компьютерная томография сердца: методические аспекты // Вестник рентгенологии и радиологии. – 2016. – Т. 97, № 4. – С. 235-242.
4. Метод итеративной реконструкции // Studme [Электронный ресурс]. – Режим доступа: http://studme.org/339252/meditsina/metod_iterativnoy_rekonstruktsii (дата обращения: 24,12,2022).