

Мусакулова Жылдыз Абдыманаловна,
УНПК «Международный университет Кыргызстана»
mjyldyz@rambler.ru

Мусакулова Жылдыз Абдыманаловна,
«Кыргызстан эл аралык университети» ОИӨК
mjyldyz@rambler.ru

Musakulova Zhyldyz Abdymanalovna,
ESPC «International University of Kyrgyzstan»
mjyldyz@rambler.ru

СИНТЕЗ НЕЙРОСЕТЕВОЙ МОДЕЛИ КЛАССИФИКАЦИИ ДАННЫХ В ЗАДАЧЕ МЕДИЦИНСКОЙ ДИАГНОСТИКИ

МЕДИЦИНАЛЫК ДИАГНОСТИКА КӨЙГӨЙҮНДӨ МААЛЫМАТТАРДЫ КЛАССИФИКАЦИЯЛОО ҮЧҮН НЕЙРОНДУК ТАРМАК МОДЕЛИНИН СИНТЕЗИ

SYNTHESIS OF A NEURAL NETWORK MODEL FOR DATA CLASSIFICATION IN THE PROBLEM OF MEDICAL DIAGNOSTICS

Аннотация: В статье рассматривается подход к синтезу нейросетевой модели для решения задачи медицинской диагностики на основе анализа сигналов электроэнцефалографии. Описаны этапы предобработки данных, выбор архитектуры нейросети, обучение и оценка эффективности модели.

Ключевые слова: нейросетевая модель, медицинская диагностика, классификация, электроэнцефалография.

Аннотациясы: Макалада электроэнцефалографиялык сигналдарды анализдөөнүн негизинде медициналык диагностика маселесин чечүү үчүн нейрондук тармак моделин синтездөө ыкмасы талкууланат. Маалыматтарды алдын ала иштеп чыгуу, нейрондук тармактын архитектурасын тандоо, окутуу жана моделдин эффективдүүлүгүн баалоо этаптары сүрөттөлгөн.

Негизги сөздөр: нейрон тармагы модели, медициналык диагностика, классификация, электроэнцефалография.

Abstract: The article discusses an approach to the synthesis of a neural network model for solving the problem of medical diagnostics based on the analysis of electroencephalography signals. The stages of data preprocessing, the choice of neural network architecture, training and evaluation of the model's effectiveness are described.

Key words: neural network model, medical diagnostics, classification, electroencephalography.

Введение. Электроэнцефалография (ЭЭГ) широко используется в неврологии и психиатрии для диагностики функциональных состояний мозга. Одной из ключевых задач является классификация ЭЭГ-сигналов, позволяющая выявлять патологические изменения и определять степень организации биоэлектрической активности. Современные методы искусственных нейронных сетей, демонстрируют высокую эффективность в решении задач анализа временных и спектральных данных, к которым относятся и ЭЭГ-сигналы.

Целью исследования является синтез нейросетевой модели для классификации ЭЭГ-записей на два класса: организованный тип и дезорганизованный тип, что представляет интерес в контексте диагностики когнитивных и неврологических нарушений [1].

Постановка задачи. В рамках настоящего исследования ставятся следующие задачи: синтез алгоритма агрегирования данных электроэнцефалограмм для обучения нейронной сети в задаче классификации заболеваний головного мозга; разработка двухуровневой нейросетевой архитектуры классификации типов электроэнцефалограмм; синтез нейросетевого классификатора типов электроэнцефалограмм на базе многослойной нейронной сети с нелинейными синаптическими входами;

Обработка и представление данных. Для эксперимента использовались анонимизированные записи ЭЭГ пациентов из базы клинических наблюдений, предварительно классифицированные экспертами.

В связи с большим объемом получаемой информации при записи ЭЭГ, для обучения нейронной сети было необходимо извлечь основные информационные признаки, по которым определяется тип ЭЭГ [3, 4]. Для извлечения основных информационных признаков и агрегирования данных записи ЭЭГ были решены следующие задачи:

1. Получение записи ЭЭГ, с помощью специализированного медицинского оборудования.
2. Конвертирование записи ЭЭГ в требуемый, для агрегирования информации, формат (*.txt).
3. Извлечение фоновой записи ЭЭГ.
4. Удаление артефактов из фоновой записи ЭЭГ.
5. Фильтрация сигналов альфа-ритма в безартефактной фоновой записи ЭЭГ.
6. Сжатие информационных признаков, согласно наличию или отсутствию альфаритма в определенный временной интервал.

Алгоритм агрегирования данных представлен на рис. 1.

На основе агрегированных данных для каждого пациента была создана битовая матрица информационных признаков, состоящая из 7 строк (основные съемные датчики) и 50 столбцов (временные такты), где 1 обозначает присутствие альфа-ритма, а 0 – его отсутствие.

Архитектура нейросетевой модели. На этапе создания, обучения и тестирования нейронной сети, была реализована нейросетевая архитектура классификации типов электроэнцефалограмм (нейросетевой классификатор), созданная на основе нейронных сетей Кохонена [7]. Учитывая большую размерность данных подаваемых в нейросетевой классификатор, для повышения качества обработки данных, было принято решение ввести промежуточный этап классификации, и, таким образом, разделить нейронные сети Кохонена на два уровня.

Первый уровень классификации предназначен для получения промежуточных данных по каждому временному интервалу, так как в результате предварительной обработки и агрегирования данных была получена информационная битовая матрица, то для каждого столбца создается своя нейронная сеть 1-го уровня. В результате были созданы 50 нейронных сетей Кохонена – для каждого столбца в битовой карте распределения альфаритма. Для первой нейронной сети были вырезаны все первые столбцы матрицы, для второй нейронной сети – все

вторые столбцы матрицы и т. д. Вырезанные столбцы образовали обучающее множество для нейронных сетей. Затем все 50 нейронных сетей 1-го уровня были обучены на своих обучающих множествах.

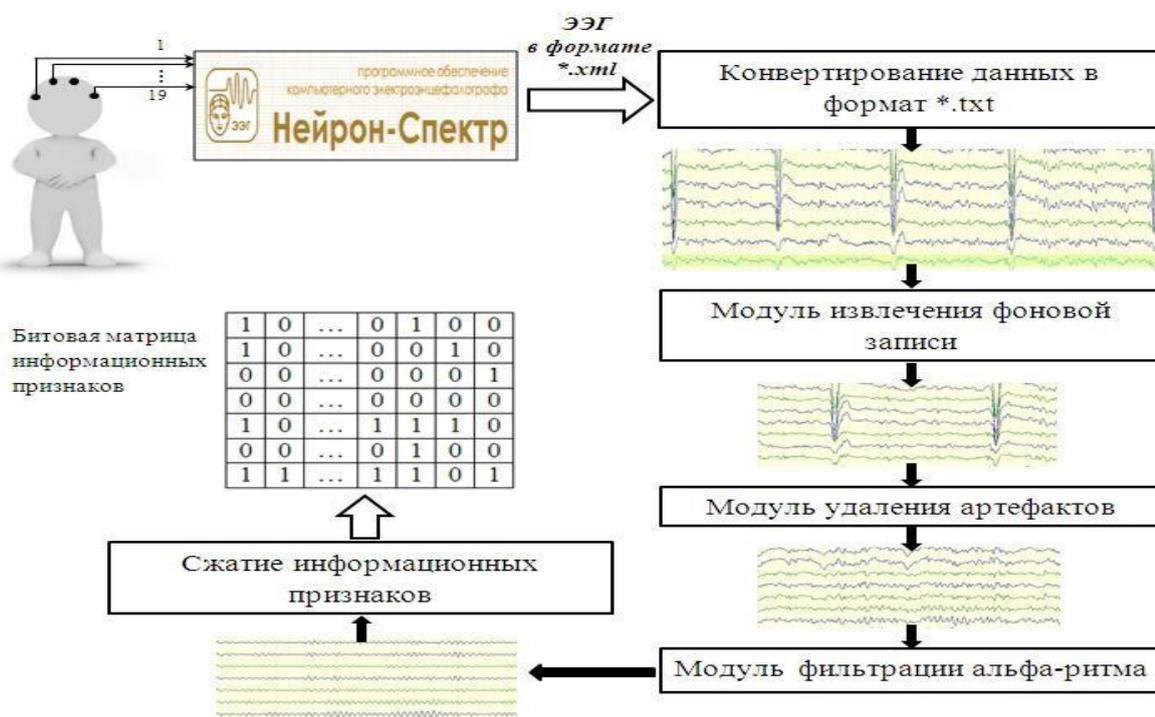


Рис. 1. Алгоритм агрегирования данных

В результате промежуточной классификации для всего обучающего множества на выходе нейронных сетей Кохонена 1-го уровня формируется общий информационный вектор, подаваемый на вход нейронной сети Кохонена 2-го уровня. С помощью нейронной сети Кохонена 2-го уровня определяется тип записи ЭЭГ.

Таким образом, был синтезирован нейросетевой классификатор типов ЭЭГ, реализованный на базе нейронных сетей Кохонена 1-го и 2-го уровней.

Результаты эксперимента. Для обучения нейросетевого классификатора были использованы записи ЭЭГ 200 пациентов, полученные в «Медицинском центре функциональной диагностики». Записи ЭЭГ были обработаны программным модулем агрегирования данных и записаны в базу данных обучающего множества. На основе данных из базы данных обучающего множества, с помощью стандартных алгоритмов обучения, было произведено обучение нейросетевого классификатора.

Для оценки качества обучения нейросетевого классификатора было произведено тестирование, на основе данных не входящих в обучающее множество. В качестве тестовой выборки были выбраны ЭЭГ 6 пациентов, обработаны с помощью алгоритма агрегирования данных и переданы в нейросетевой классификатор (рис. 2).

В результате нейросетевого классификатора распределил ЭЭГ пациентов по двум классам. Для определения достоверности классификации, результаты классификации были сопоставлены с заключениями ЭЭГ эксперта нейрофизиолога. Результаты тестирования приведены на рис. 2, на котором видно, что из 6 ЭЭГ, 5 были правильно отнесены в свой класс. В класс дезорганизованного типа попали 2 пациента, а в класс организованного типа ЭЭГ попали 4 пациента, при этом 1 пациент попал в первый класс ошибочно.

Оценка качества построенного нейросетевого классификатора при тестовой выборке показала, что вероятность успешной классификации данных ЭЭГ составляет примерно 83%.

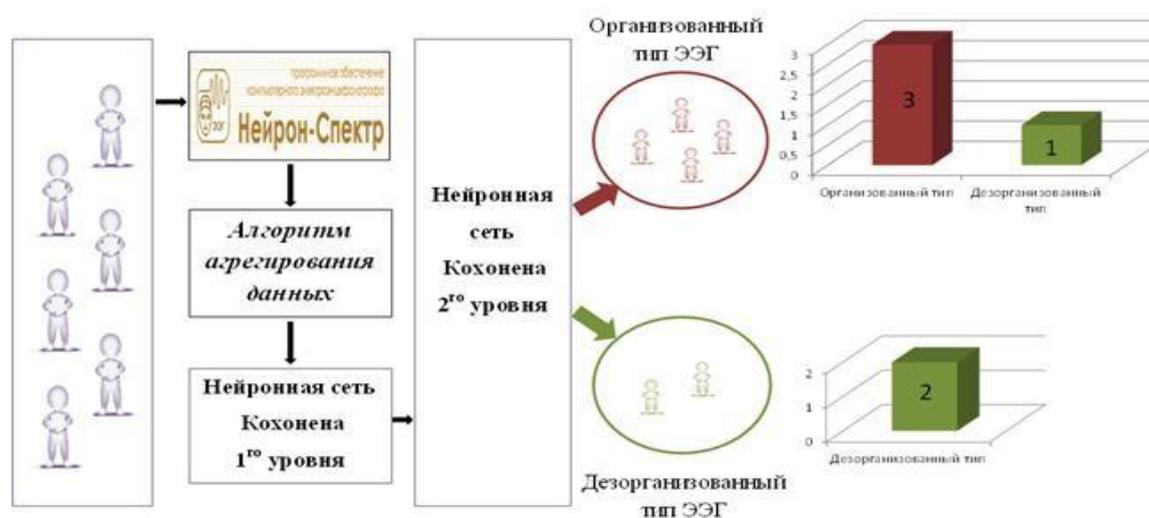


Рис. 2. Тестирование нейросетевого классификатора

Обсуждение результатов. Полученные результаты свидетельствуют о высокой эффективности нейросетевого подхода в классификации ЭЭГ на основе заранее выделенных признаков. Использование простых архитектур позволяет достичь хорошего качества классификации при минимальной вычислительной нагрузке, что делает модель пригодной для встраивания в медицинские программные комплексы.

Следующим этапом развития данного подхода может стать переход к архитектурам на основе рекуррентных (LSTM) или сверточных сетей, способных обрабатывать "сырые" временные ряды без этапа ручного извлечения признаков.

Заключение. В статье предложен метод синтеза нейросетевой модели для решения задачи медицинской диагностики на основе ЭЭГ. Разработанная модель продемонстрировала высокую точность в задаче классификации на организованный и дезорганизованный типы. Результаты подтверждают целесообразность применения нейросетевых алгоритмов в диагностических системах поддержки принятия решений.

СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННОЙ ЛИТЕРАТУРЫ:

1. Жирмунская Е. А., Лосев В. С. Системы описания и классификация электроэнцефалограмм человека. —М.: Наука, 1984. —78 с.
2. Зенков Л. Р. Клиническая электроэнцефалография (с элементами эпилептологии): руководство для врачей. 5-е изд. М.: МЕДпрессинформ, 2012. 356 с.
3. Миркин Е. Л., Мусакулова Ж. А., Шмоор Я. А. Использование нейросетевых технологий в задаче классификации электроэнцефалограмм человека. // Проблемы автоматизации и управления. —Бишкек, 2013. —№ 1. —С. 74-83.
4. Мусакулова, Ж. А. Использование многослойной нейронной сети при анализе данных ЭЭГ. // Информационные технологии моделирования и управления. Воронеж, 2017. – Т. 105, № 3. – С. 164-170.

5. Мусакулова, Ж. А. Применение двухуровневой нейронной сети Кохонена в медицинской задаче классификации данных. // Евразийское Научное Объединение. Москва, 2021. – № 2-2(72). – С. 98-102.
6. Савченко, Е. Ю. Использование метода, реализующего парадигму обучения инс с "интервальным учителем" для задачи синтеза медицинского. // Вестник Международного Университета Кыргызстана. Бишкек, 2020. – № 2(41). – С. 140-145.
7. Kohonen T. Self-organizing maps. New-York: Springer, 2000. 501 p.