

Секция «17.3 Искусственный интеллект и анализ данных в космических исследованиях»

Исследование методов контрастивного обучения нейросетевой модели для классификации электрокардиографии

Научный руководитель – Шишкин Алексей Геннадиевич

Макарова Вера Максимовна

Студент (специалист)

Московский государственный университет имени М.В.Ломоносова, Факультет

космических исследований, Москва, Россия

E-mail: verunchikmakarova2011@gmail.com

Актуальность. Сердечно-сосудистые заболевания остаются одной из ведущих причин смертности в мире. Электрокардиография (ЭКГ) является ключевым инструментом ранней диагностики аритмий, инфарктов и иных патологий. Автоматический анализ ЭКГ осложняется нехваткой размеченных данных, высокой вариативностью сигналов и наличием шумовых артефактов. Применение контрастивного обучения совместно с методами аугментации данных позволяет преодолеть указанные ограничения.

Цель и задачи. Целью работы является разработка и исследование гибридного метода контрастивного обучения для классификации ЭКГ в условиях ограниченного количества размеченных данных. Для достижения поставленной цели решались следующие задачи:

- 1) анализ существующих методов классификации ЭКГ;
- 2) разработка гибридной архитектуры, совмещающей контрастивное и supervised-обучение;
- 3) исследование эффективности различных методов аугментации данных;
- 4) экспериментальная оценка моделей по метрике F1 macro.

Данные и предобработка. В работе использован датасет РТВ-XL, содержащий 21 000 клинических 12-канальных ЭКГ. Сформированы пять классов диагнозов: норма, инфаркт миокарда, ишемические изменения, нарушения проводимости и гипертрофия. Предобработка включала устранение блуждающей нулевой линии посредством вейвлет-преобразования Добеши. Для работы с дисбалансом классов применялась стратифицированная балансировка батчей.

Методы аугментации. Исследованы следующие методы аугментации одномерных временных рядов и их комбинации: отражение по оси амплитуд, отражение по временной оси, добавление гауссова шума, случайное обнуление фрагментов сигнала, изменение временного масштаба (растяжение/сжатие), а также VCG-аугментация — преобразование 12-канальной ЭКГ в трёхмерное ортогональное векторкардиографическое пространство с последующим малым поворотом и обратным преобразованием. VCG-аугментация физически моделирует вариации положения электродов на теле пациента.

Архитектура модели. В качестве базовой модели применялась сверточная сеть с остаточными связями (ResNet). Предложена гибридная архитектура, объединяющая контрастивное обучение (SimCLR) и классификацию в единой модели с комбинированной функцией потерь:

$$\mathcal{L} = \mathcal{L}_{\text{CE}} + \lambda \cdot \mathcal{L}_{\text{contrastive}},$$

где \mathcal{L}_{CE} вычисляется только на размеченных данных, $\mathcal{L}_{\text{contrastive}}$ — на всей выборке, λ — контрастивный вес.

Результаты. Проведена расширенная серия экспериментов с варьированием доли размеченных данных (10–90%) и контрастивного веса λ . Установлено, что гибридный подход

устойчиво превосходит традиционный двухэтапный (SimCLR + дообучение) при малом количестве размеченных примеров. Наиболее эффективными аугментациями признаны изменение временного масштаба, VCG-поворот с обнулением и их комбинация. Оптимальное значение контрастного веса для сценариев с ограниченной разметкой составляет $\lambda = 0.1$.

Заключение. Предложенный гибридный метод контрастного обучения обеспечивает устойчивое качество классификации ЭКГ при ограниченных объёмах размеченных данных. Разработанный подход перспективен для применения в системах дистанционного медицинского мониторинга, в том числе в условиях космических миссий, где доступность экспертной разметки существенно ограничена.