



Московский государственный университет имени М.В. Ломоносова
Факультет космических исследований
Специальность 01.05.01 «Фундаментальные математика и механика»
Образовательная программа «Космические исследования и космонавтика»

Нейросетевые методы для декодирования тонкой моторики по биоэлектрической активности

Курсовая работа

Выполнил студент 3 курса группы 302
Балановский Антон Леонидович
Научный руководитель
НАПОМНИТЕ РЕГАЛИИ,
Лебедев Михаил Альбертович

Москва, 2024

Содержание

Введение	2
1 Цель работы	3
2 Методы	4
2.1 Экспериментальный дизайн	4
2.2 Формат исходных данных	4
2.3 Предварительная обработка и сегментация	4
3 Результаты	5
4 Обсуждение	5
Литература	5

Введение

Электромиография (ЭМГ) — метод регистрации биопотенциалов, возникающих при сокращении мышечных волокон. Он широко применяется как в фундаментальных физиологических исследованиях, так и в прикладных задачах спорта и реабилитации. Подробная методика наложения электродов, подавления помех и интерпретации сигналов детально описана в работе,¹ где показано, как получать достоверные ЭМГ-записи даже во время динамических упражнений.

Точное и устойчивое распознавание ЭМГ-сигналов открывает целый спектр практических применений. Одно из наиболее заметных — управление протезами конечностей: утраченное движение воспроизводится за счёт «чтения» остаточной мышечной активности. Принцип работы таких систем и результаты экспериментальных прототипов изложены в статьях,^{2,3} где обсуждаются преимущества, ограничения и возможные пути улучшения миоэлектрического управления.

Не менее важна и диагностическая сторона ЭМГ. Поверхностные сигналы позволяют отличать нормальную мышечную активность от патологической и тем самым поддерживать раннюю диагностику нервно-мышечных заболеваний. Так, Sadikoglu и соавт. показали, что даже простые спектро-временные признаки позволяют автоматически классифицировать ЭМГ и выявлять нейропатию с точностью выше 90 %.⁴ Исмаилова⁵ дополнительно продемонстрировала, что оптимальный подбор функции ошибки и метода её минимизации заметно повышает чувствительность моделей при диагностике миопатий. Для центральных нарушений, в частности болезни Паркинсона, Meigal и коллеги предложили использовать нелинейные параметры (энтропия, фрактальная размерность) — они меняются уже на доклинической стадии и помогают различать паркинсонический и эссенциальный тремор.⁶ Благодаря подобным работам ЭМГ укрепляется как удобный и недорогой инструмент раннего скрининга и мониторинга прогрессирования нервно-мышечных расстройств.

Несмотря на то, что задачу классификации ЭМГ можно отнести к алгоритмически разрешимым — при фиксированном числе жестов и конечной длине записи всегда существует конечный алгоритм, который выдаст правильную метку за конечное число шагов — на практике она остаётся крайне трудной для традиционных методов. Причина — в высокой изменчивости самих сигналов. На их форму одновременно влияют:

- физиологические различия между людьми (толщина подкожного жира, сила мышц, тонус);
- точное положение и поворот электродов на коже, которое неминуемо дрейфует даже в течение одной сессии;
- внешние помехи (сетевой гул, движение кабелей, потение кожи) и внутренний шум аппаратуры.

Данная работа опирается на статью,⁷ где была исследована возможность восстановления почерка из данных ЭМГ и продемонстрировано, что поверхностная ЭМГ руки и предплечья содержит достаточно информации для восстановления реальной траектории пера и для прямой классификации символов.

1 Цель работы

Экспериментально оценить свёрточную нейронную модель на способность классифицировать многоканальные поверхностные ЭМГ-сигналы.

2 Методы

2.1 Экспериментальный дизайн

Участники и запись данных. В исследовании участвовали шесть здоровых добровольцев. С восемью биполярных электродов (4 мышцы предплечья + 4 мышцы кисти) регистрировалась ЭМГ с частотой 1 кГц; координаты пера фиксировались планшетом Wascom. Каждый испытуемый записывал цифры «0–9» по 50 повторов.

Алгоритмы.

1. **Реконструкция траектории:** линейный фильтр Винера, моделирующий координаты X , Y пера как взвешенную сумму отстающих и опережающих выборок прямоугольной ЭМГ.
2. **Классификация символов:** разбиение записи на эпизоды письма по суммарной ЭМГ \rightarrow выделение 3,5-с окон \rightarrow ПКА \rightarrow линейный дискриминантный анализ (LDA).

Настоящая курсовая наследует датасет из вышеописанной работы, однако вместо LDA используется CNN, что позволяет обрабатывать нелинейные взаимосвязи между каналами. Это должно

- повысить среднюю точность;
- улучшить переносимость на данные, полученные от других людей (в исходном наборе 6 испытуемых);
- заложить основу для дальнейшего перехода на более эффективные трансформеры.

2.2 Формат исходных данных

Электромиограмма регистрировалась с восемью поверхностных биполярных электродов, расположенных продольно вдоль основных мышечных групп предплечья и кисти. Частота дискретизации выбрана $f_s = 1000$ Гц; сырые отсчёты сохранялись в микровольтах (μV) в матрице размера $(N, 8)$, где N — число сэмплов записи, 8 — количество каналов. Также сохранялся рисуемый объект, номер итерации и положение пера (X, Y) .

2.3 Предварительная обработка и сегментация

Сигналы подвергались двум последовательным операциям цифровой фильтрации, реализованным в библиотеке MNE-Python 1.5: (1) гребёнчатый IIR-notch-фильтр подавляет сетевые помехи 50 Гц и все их гармоники; для каждой гармоники $f_k = k \cdot 50$ Гц строится полосо-заграждающая секция Баттерворта 2-го порядка. (2) Далее полосовой IIR-фильтр 4-го порядка 20–450 Гц отделяет полезное миографическое содержание от низкочастотных артефактов и высокочастотного шума. Отфильтрованный поток разбивается скользящим окном длиной 200 мс с шагом 50 мс (перекрывание 75 %).

В качестве первой модели мы взяли простую одномерную свёрточную сеть (CNN). Она состоит из трёх блоков «свёртка → нормировка → ReLU → макс-пулинг», где число фильтров растёт $16 \rightarrow 32 \rightarrow 64$. После них идут два полносвязных слоя (128 нейронов → выход на 10 классов). Такая сеть уже умеет выделять типичные «узоры» в ЭМГ и при этом достаточно лёгкая, чтобы работать в реальном времени на маленьком процессоре.

3 Результаты

4 Обсуждение

Список литературы

- [1] В. Ф. Костюченко, В. С. Степанов, С. В. Вадюхин, С. Л. Вадюхина. Методика регистрации электрической активности мышц при выполнении физических упражнений (ЭМГ) // *Учёные записки университета им. П. Ф. Лесгафта*. 2007. № 9. cyberleninka.ru
- [2] S. Sudarsan, E. Chandra Sekaran. Design and Development of EMG-Controlled Prosthetics Limb // *Procedia Engineering*. 2012. 38. P. 3547–3551. doi:10.1016/j.proeng.2012.06.409
- [3] N. Parajuli *et al.* Real-Time EMG-Based Pattern Recognition Control for Hand Prostheses: A Review on Existing Methods, Challenges and Future Implementation // *Sensors*. 2019. 19 (20): 4596. doi:10.3390/s19204596
- [4] F. Sadikoglu, C. Kavalcioglu, B. Dagman. Electromyogram (EMG) Signal Detection, Classification of EMG Signals and Diagnosis of Neuropathy Muscle Disease // *Procedia Computer Science*. 2017. 120. P. 422–429. doi:10.1016/j.procs.2017.11.259
- [5] К. Ш. Исмаилова. Применение различных методов оптимизации при расчёте погрешности нейронной сети для диагностирования нервно-мышечных заболеваний // *Информационные технологии*. 2019. 25 (1). С. —.
- [6] A. Y. Meigal *et al.* Non-Linear EMG Parameters for Differential and Early Diagnostics of Parkinson’s Disease // *Frontiers in Neurology*. 2013. 4: 135. doi:10.3389/fneur.2013.00135
- [7] M. Linderman, M. A. Lebedev, J. S. Erlichman. Recognition of Handwriting from Electromyography // *PLoS ONE*. 2009. 4 (8): e6791. doi:10.1371/journal.pone.0006791