



Научно-исследовательский центр нейротехнологий
Южного федерального университета
г. Ростов-на-Дону

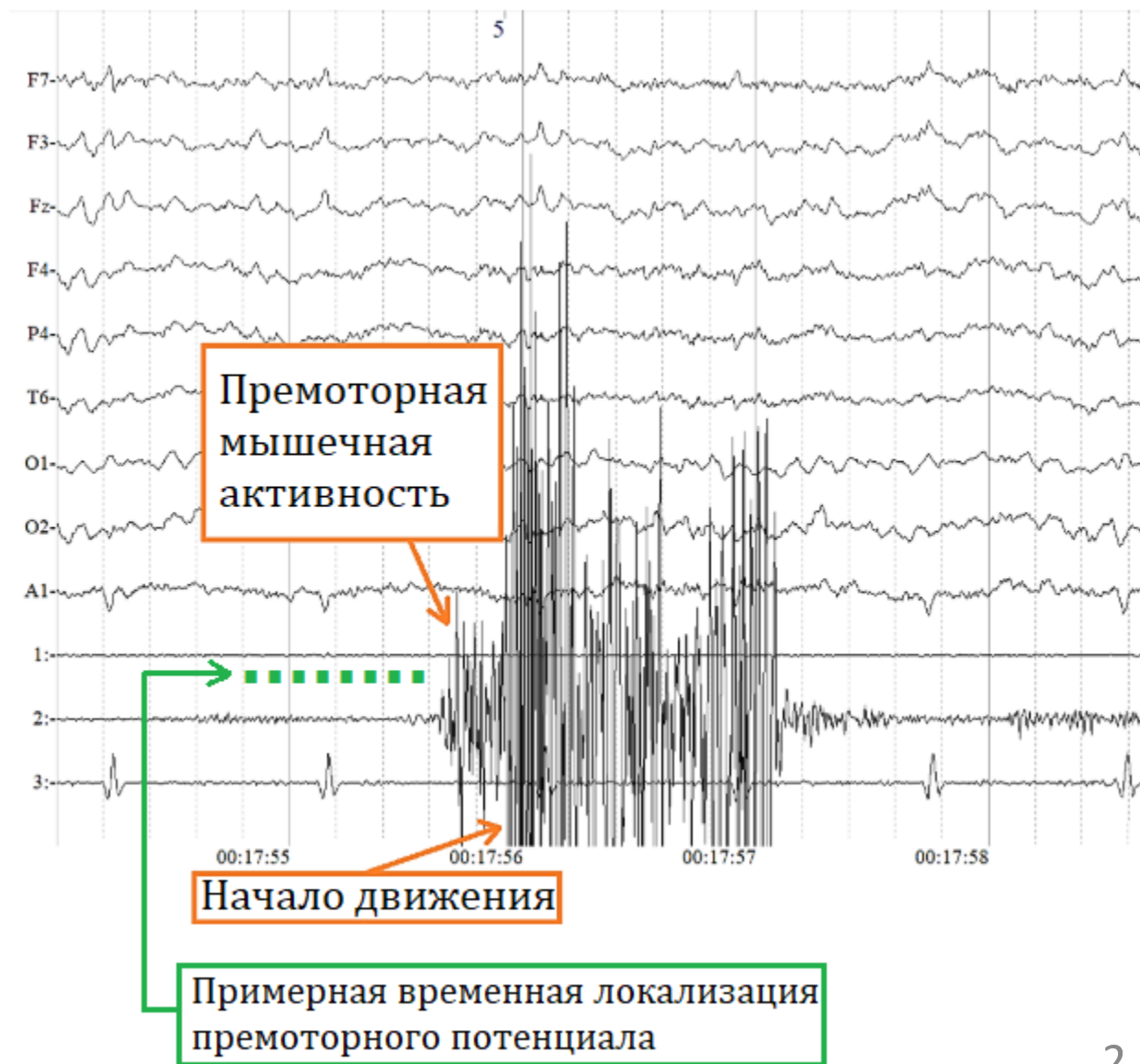
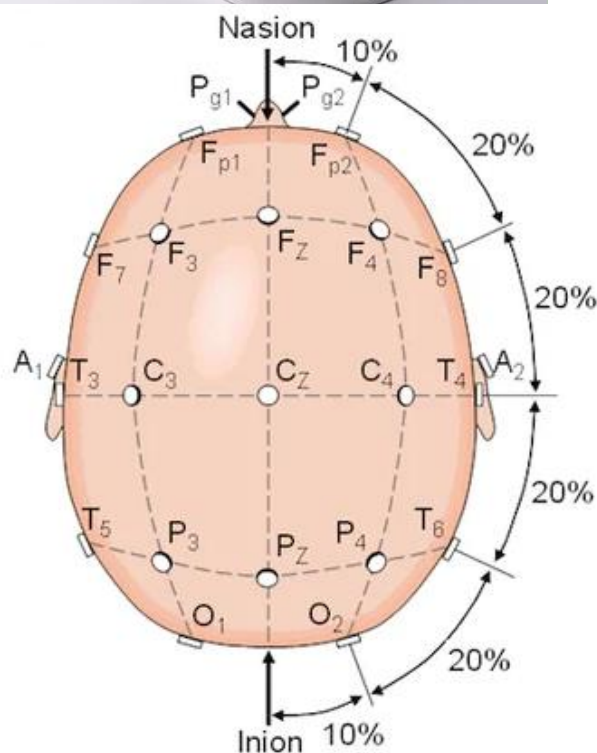


Алгоритм классификации премоторных потенциалов по сигналу электроэнцефалограммы для нейрореабилитации с помощью интерфейса «мозг-компьютер» замкнутого цикла

Авторы: Саевский А.И.*, Шепелев И.Е., Щербань И.В.

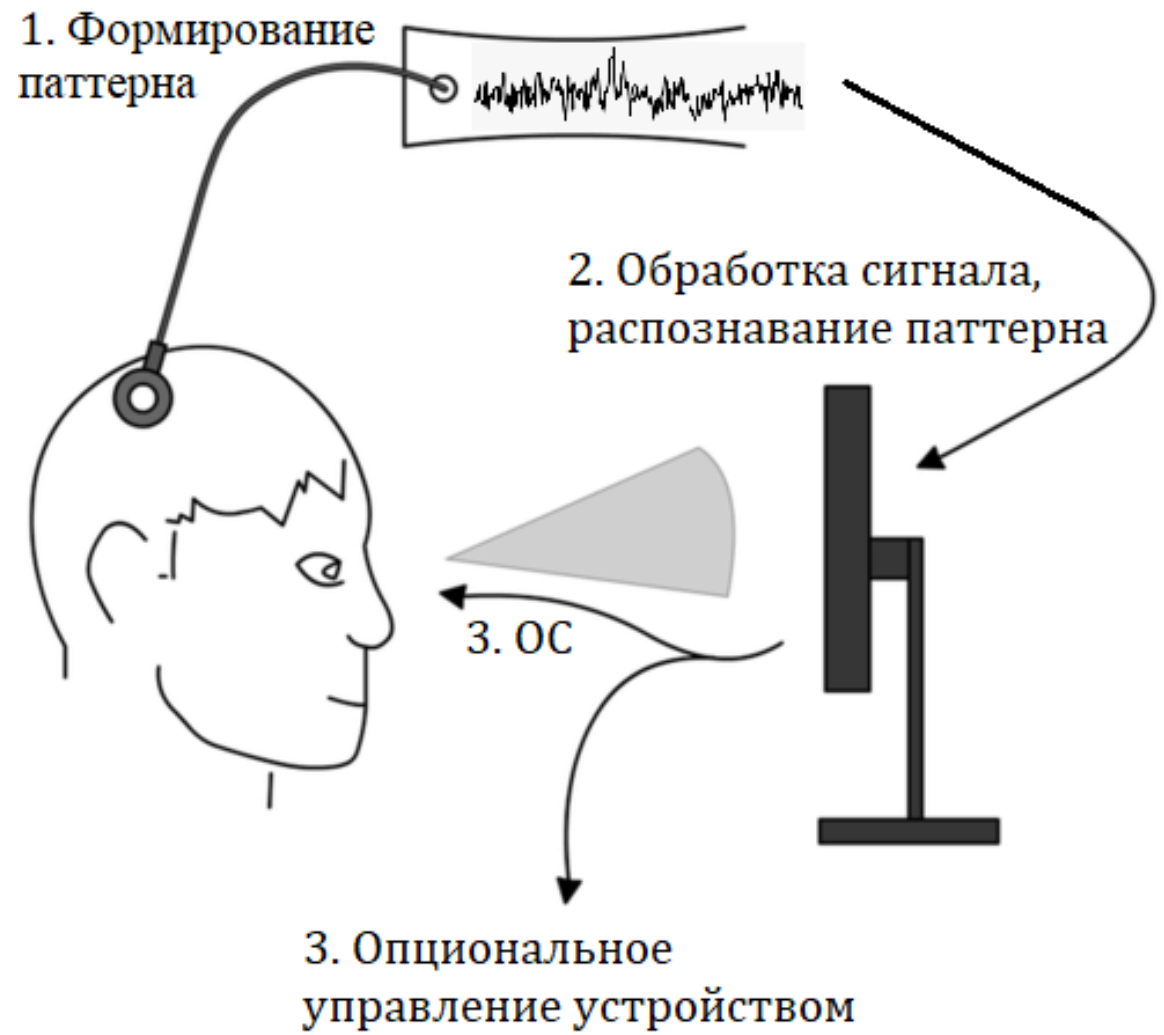
* докладчик, аспирант 4 года обучения физического факультета ЮФУ, saevskiy@sfedu.ru

Электронцефалограмма – сигнал биоэлектрической активности мозга (электрического напряжения, возникающего в результате наложения ионных токов нейронов), отводимый с поверхности кожи головы



Актуальность: создание систем нейрореабилитации для лиц с утраченными моторными функциями (например, после перенесения инсульта).

Смысл таких систем-тренажеров в том, чтобы пациент снова научился посылать правильные моторные команды от мозга к конечностям. При наличии алгоритма распознавания таких команд/паттернов можно сигнализировать об успешном формировании команды движения, обеспечивая своего рода положительное подкрепление. Такая система представляет из себя интерфейс мозг-компьютер (ИМК) замкнутого цикла, т.е. с обратной связью.



Сложности декодирования паттернов ЭЭГ

- Нестационарность ЭЭГ
- Модуляция паттернов функциональным состоянием
- Слабая выраженность целевых паттернов
- Наличие шума и артефактов

Таким образом, цель – разработать алгоритм, устойчивый к перечисленным сложностям и способный с высокой точностью распознавать премоторные паттерны для нейрореабилитации в рамках ИМК замкнутого цикла

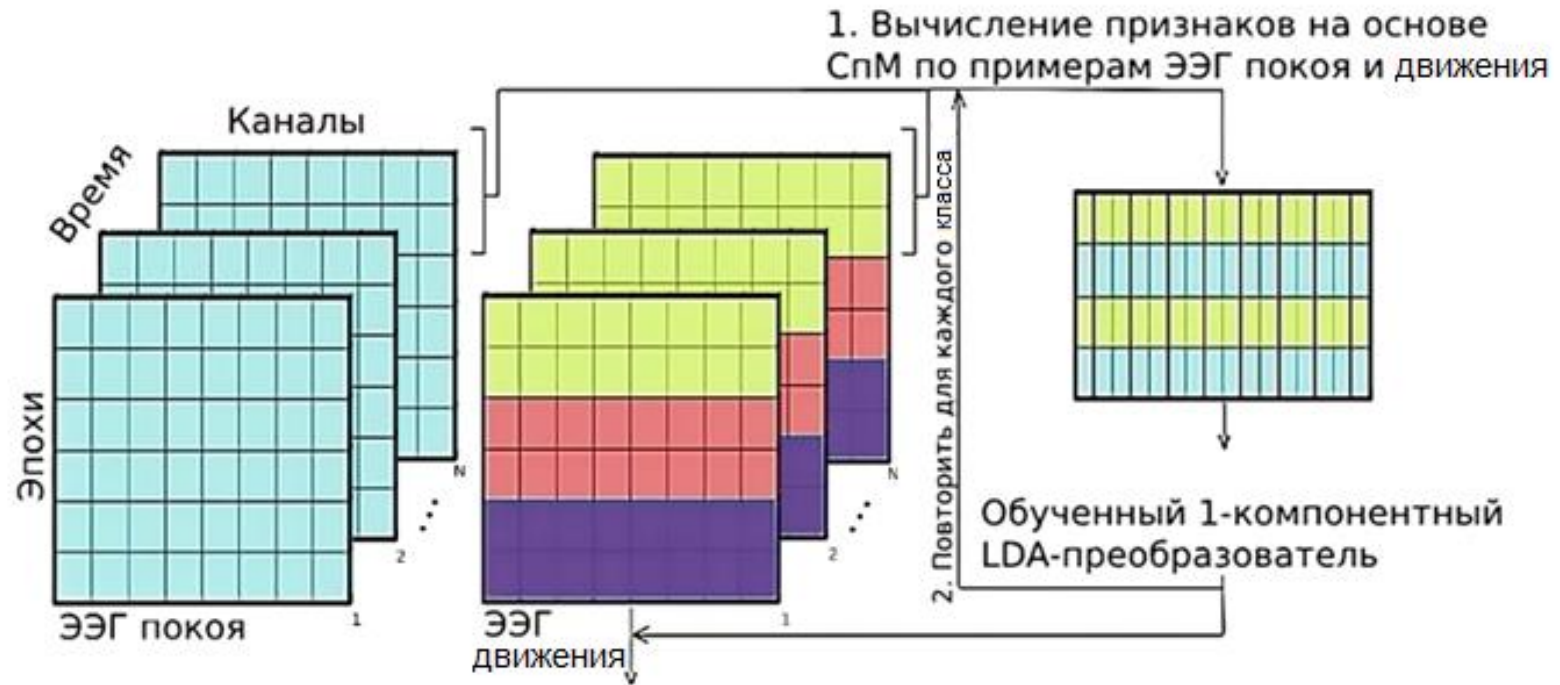
Набор данных

- Испытуемые: $n=16$ (12 м, 4 ж)
- Возраст: 21.5 ± 3.5 лет
- Классы: движения левой и правой руками, движения ногами (по 45-60 повторений каждого в одном эксперименте)
- Длительность выполнения движения – 2 с
- Частота дискретизации 250 Гц
- Предобработка: режекторный фильтр 50 Гц, корреляционное подавление артефактов морганий

Извлечение признаков

- Спектральные плотности мощности девяти частотных диапазонов ЭЭГ из спектров Уэлча (окно Хэннинга, перекрытие 50%):
 - дельта (1-3 Гц),
 - тета (3-7 Гц),
 - альфа (7-10 Гц),
 - мю (10-13 Гц),
 - бета1 (13-25 Гц),
 - бета2-гамма1 (25-45 Гц),
 - гамма2 (55-70 Гц),
 - гамма3 (70-90 Гц),
 - гамма4 (90-110 Гц).
- Коэффициенты корреляции Пирсона временных рядов сигналов каждой пары 17 отведений
- Параметры Юрта сигнала $y(t)$:
 - $activity = var(y'(t))$,
 - $mobility = \sqrt{\frac{var(y'(t))}{var(y(t))}}$,
 - $complexity = \frac{mobility(y'(t))}{mobility(y(t))}$.

Оригинальный алгоритм: частотная область



3. Выборка, полученная объединением преобразований исходной выборки 1-компонентными моделями LDA



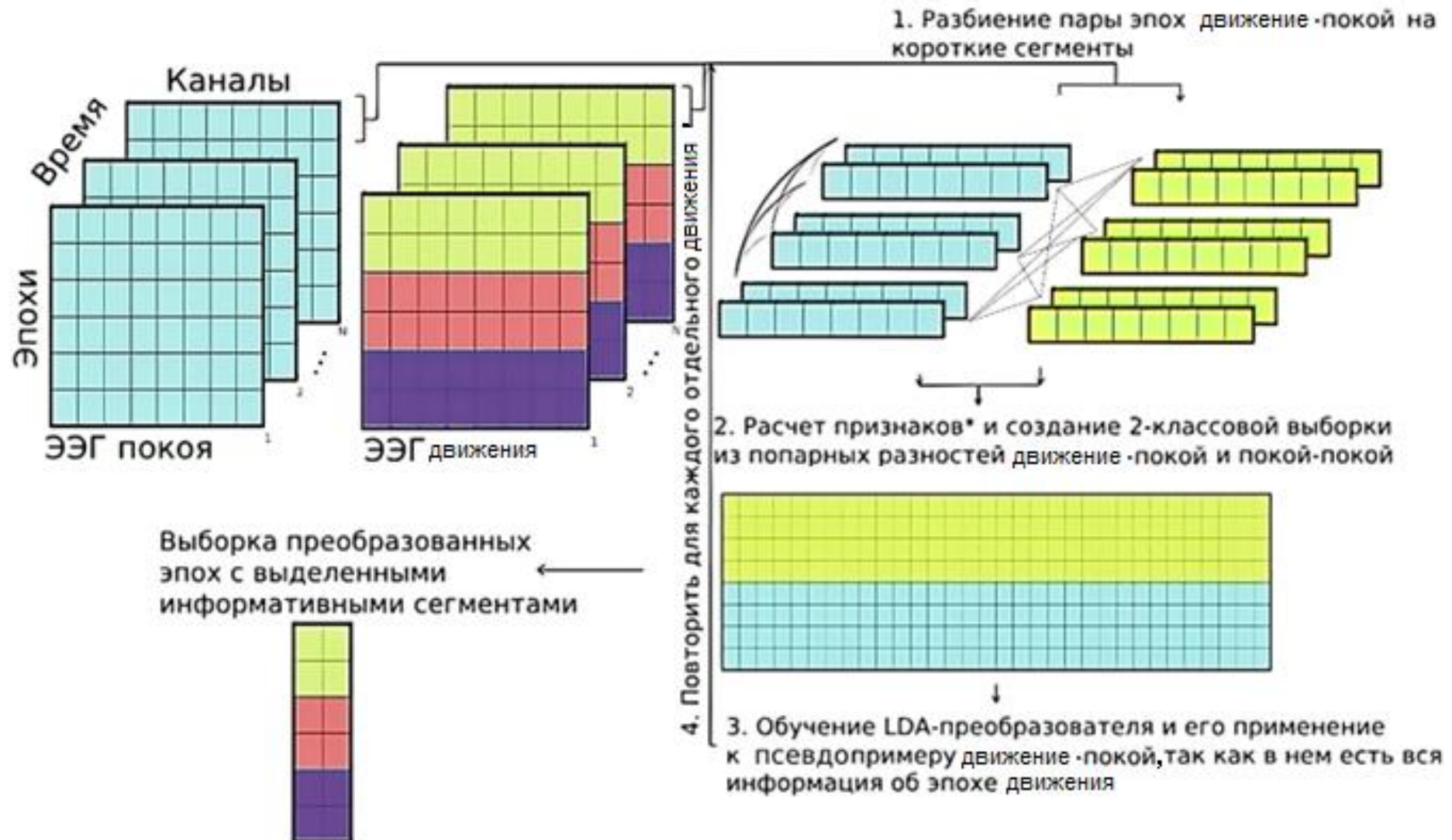
Здесь и далее алгоритм линейного дискриминанта (LDA) с поиском компонент методом сингулярного разложения с порогом для значимых сингулярных значений 0.0001

Сравнение традиционного алгоритма CSP + LR (common spatial patterns + logistic regression) с первой частью (уточнение частотной области) предложенного алгоритма

Подход	Признаки	Точность (3 движения)	Точность (2 движения)
CSP+LR	CSP-паттерны	53,7 +- 12,9%	63.9 +-10.0%
Выделение информативных частот	СПМ	67,5 +- 9,0%	77.5 +- 7.8%
	Параметры Юрта	54,7 +- 10,7%	66,5 +- 10,1%
	Корреляции	52,5 +- 8,5%	63,8 +- 7,1%

Здесь и далее для получения итоговых точностей использовалась модель логистической регрессии с функцией штрафа L2, алгоритмом оптимизации L-BFGS и критерием остановки 0.0001; коэффициент регуляризации C оптимизировался на сетке значений (0.001, 0.01, 0.1, 1, 10)

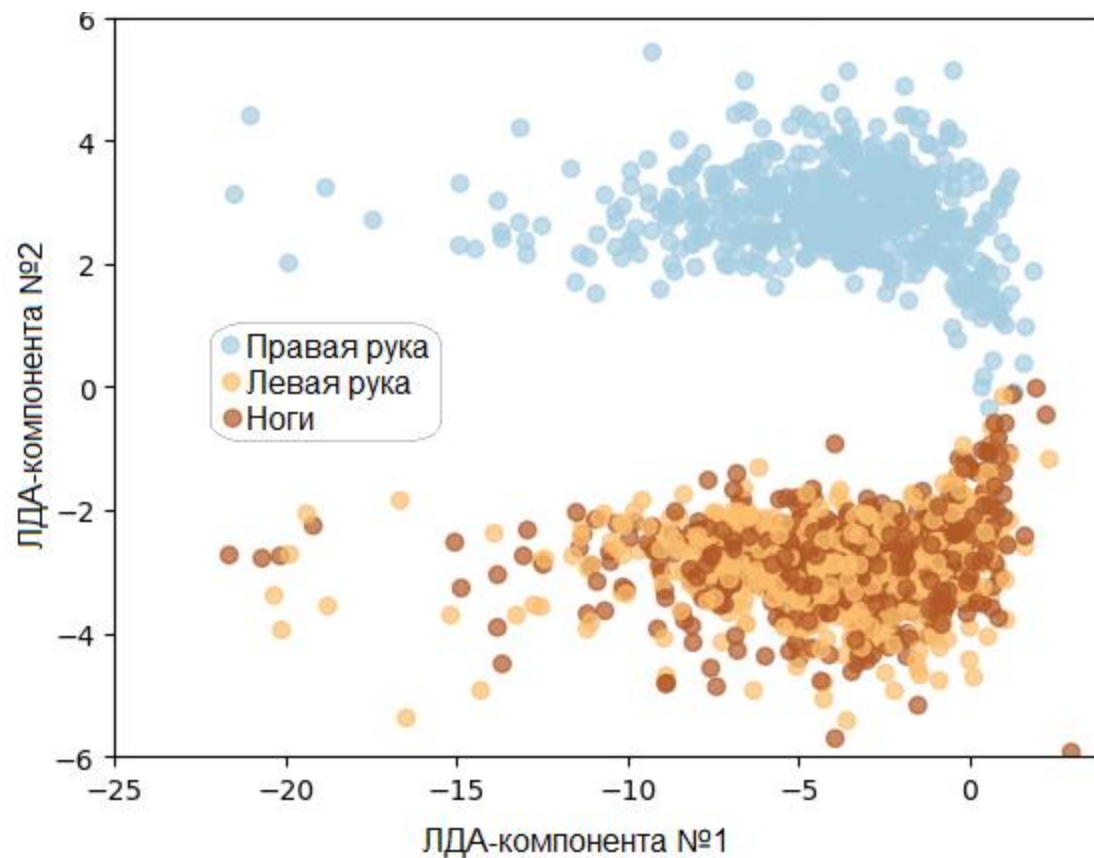
Оригинальный алгоритм: временная область



Сравнение традиционного алгоритма CSP + LR (common spatial patterns + logistic regression) с первой (уточнение частотной области) и второй (уточнение временной области) частей предложенного алгоритма

Подход	Признаки	Точность (3 движения)	Точность (2 движения)
CSP+LR	CSP-паттерны	53,7 +- 12,9%	63.9 +-10.0%
Выделение информативных частот	СпМ	67,5 +- 9,0%	77.5 +- 7.8%
	Параметры Юрта	54,7 +- 10,7%	66,5 +- 10,1%
	Корреляции	52,5 +- 8,5%	63,8 +- 7,1%
+Выделение сегментов 500 мс	СпМ	61,6 +- 9,3%	72,5 +- 15,1%
	Параметры Юрта	68,7 +- 5,2%	98,4 +- 2,7%
	Корреляции	71,6 +- 5,0%	98,8 +- 2,5%

Пример кластеризации выборки по 16 испытуемым после преобразования лучшей конфигурацией предложенного алгоритма



Заключение

- Получены точности, превышающие традиционные подходы
- Предложенный алгоритм устойчив к дрейфу состояний благодаря расчету разностей с фоновым сигналом
- Предложенный алгоритм устойчив к преходящим шумам/артефактам за счет использования коротких сегментов
- Используются модели, которые работают быстро и не требуют больших вычислительных мощностей, что благоприятствует их применению в режиме реального времени
- Преобразования предложенным алгоритмом дают линейно разделимые кластеры двух движений по выборке 16 испытуемых
- Результаты апробации на мысленных движениях: *Lazurenko, D., Shepelev, I., Shaposhnikov, D., Saevskiy, A., & Kirov, V. (2022). Discriminative Frequencies and Temporal EEG Segmentation in the Motor Imagery Classification Approach. In Applied Sciences (Vol. 12, Issue 5, p. 2736). MDPI AG. <https://doi.org/10.3390/app12052736>*

Планы

- Апробация алгоритма на данных испытуемых с моторными нарушениями
- Детальный анализ выделяемых паттернов
- Исследование возможности различения премоторных паттернов движения ногами

Дополнительные материалы

Сравнение использования критерия Фишера и весов ЛДА-преобразователей первой части алгоритма для выбора лучших частотных диапазонов в случае мысленных движений

