



УНИВЕРСИТЕТ  
ЛОБАЧЕВСКОГО

# Оптимизация методов предикции воображаемых движений в интерфейсе мозг-компьютер

- Факультет: Радиофизический
- Кафедра: Теории колебаний и автоматического регулирования
- Студент: Михеев Егор

# Электроэнцефалография (ЭЭГ)

Является методом электрофизиологического мониторинга для регистрации электрической активности головного мозга. Этот неинвазивный метод, заключается в размещении электродов вдоль скальпа (черепа).

# Интерфейсы мозг-компьютер (ИМК)

Это система позволяющая осуществлять обмен информацией между мозгом и вычислительным устройством.

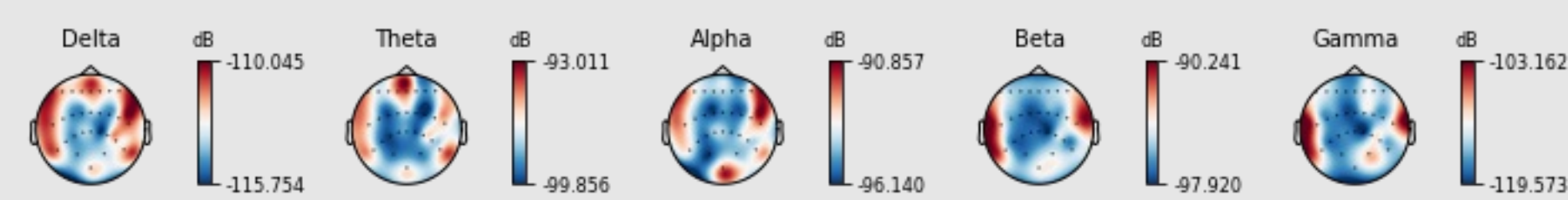
- Медицина - управление устройствами позволит помочь парализованным людям, людям с двигательными ограничениями, людям с отсутствующими конечностями.
- Бытовое - так же позволит повысить уровень комфорта позволив людям интерактивно и без дополнительных физических действий управлять бытовыми приборами.
- Рекреационные цели - построение систем управления в компьютерных играх, дополненной и виртуальной реальности.

# Объемная проводимость

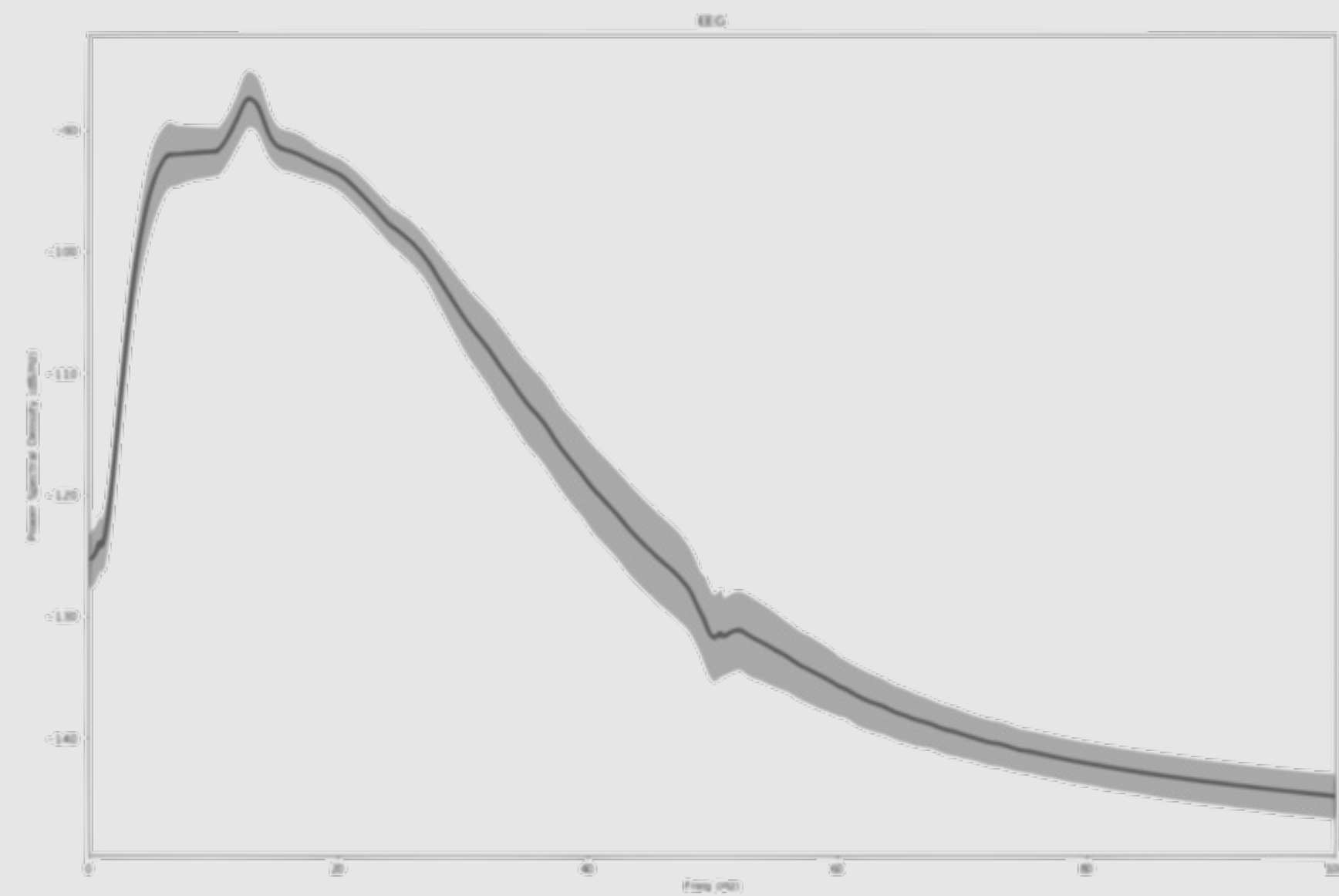
Электрический заряд мозга поддерживается миллиардами нейронов. Нейроны электрически заряжены (или «поляризованы») мембранными транспортными белками, которые перекачивают ионы через их мембраны. Нейроны постоянно обменивают ионы с внеклеточной средой, например, для поддержания потенциала покоя и распространения потенциалов действия.

# Мозговые ритмы

ЭЭГ показывает колебания на разных частотах



Полоса	Гц	Локализация	Активность
Дельта	< 4	Спереди у взрослых, сзади у детей; Высокоамплитудные волны	Медленный сон
Тета	4-7	Находится в местах, не связанных с задачами	Быстрый сон, сонливость, торможение
Альфа	8-15	Задние области головы, с обеих сторон, выше по амплитуде на доминирующей стороне. Центральные зоны (с3-с4) в состоянии покоя	Расслабленность
Бета	16-31	С обеих сторон, симметричное распределение, наиболее очевидное спереди; Волны с малой амплитудой	Активное мышление, сосредоточенность, высокая готовность, тревожность
Гамма	>32	Соматосенсорная кора	Сенсорная обработка, звук, зрение
Мю	8-12	Сенсомоторная кора	Состояние покоя двигательных нейронов



Большая часть сигналов мозга, наблюдаемого в скальпе ЭЭГ, находится в диапазоне 1-20 Гц

# Зеркальные нейроны

Система зеркальных нейронов была открыта в 1990-е у макак [9]. В ходе исследований были обнаружены нейроны, которые возбуждались, когда макаки выполняли простые задания, а также когда макаки наблюдали как кто-то другой выполнял такие же несложные задания.

- зеркальные нейроны возбуждаются не только во время двигательной активности, но также отвечают на намерение

# Десинхронизация Мю ритма

Этот метод мониторинга активности мозга основан на том факте, что когда группа нейронов находится в состоянии покоя они, как правило, возбуждаются синхронно. Если оператор МКИ мысленно представит движение («событие»), произойдет десинхронизация (связанная с «событием»). Нейроны, которые до этого возбуждались синхронно, приобретут свои индивидуальные, не похожие друг на друга паттерны возбуждения. Это приведёт к уменьшению амплитуды регистрируемого сигнала



# Организация измерений

- ЭЭГ запись получается путем помещения электродов на кожу головы с помощью проводящего геля или пасты
- Месторасположение и названия электродов определяются Международной системой 10-20
- Каждый электрод подключен к одному входу дифференциального усилителя (один усилитель на пару электродов);
- Общий электрод сравнения системы соединен с другим входом каждого дифференциального усилителя. Эти усилители усиливают напряжение между активным электродом и эталонным (обычно 1000-100000 раз, или 60-100 дБ усиления по напряжению)

# Синхронный VS Асинхронный

- Асинхронный или спонтанный ЭЭГ - сигнал, который может быть просмотрен непосредственно во время записи.
- Связанный с событиями потенциал (ERP) - это измеренная реакция мозга, которая является прямым результатом специфического сенсорного, когнитивного или моторного события. Более формально это любой стереотипный электрофизиологический ответ на стимул.

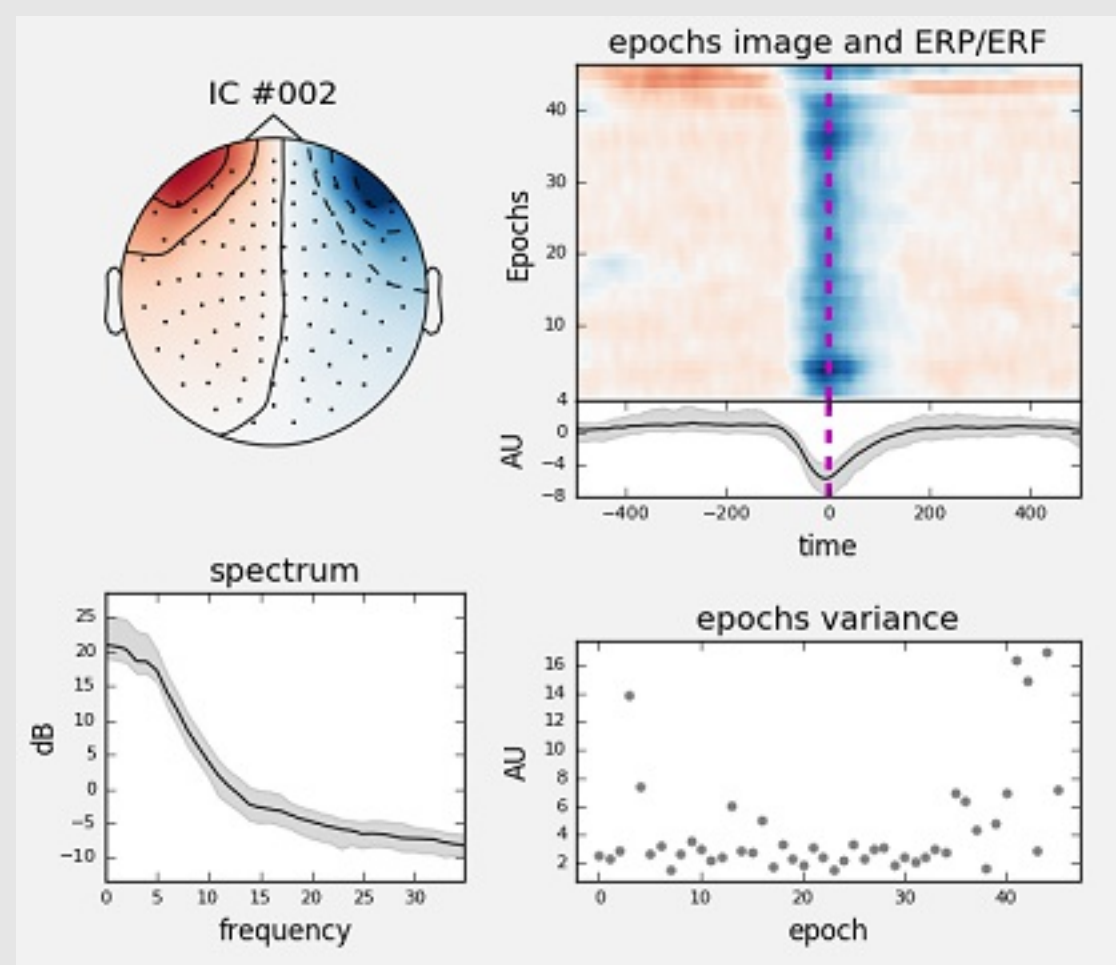
# Задача

Оптимизация методов предикции воображаемых движений в интерфейсе мозг-компьютер

Подобрать оптимальные модели предикции воображаемых движений испытуемыми.

- оптимизация сбора обучающих данных (исключение внешних шумов, схема электродов, выбор референтного электрода)
- предварительная “механическая” предобработка данных обучения (границы активностей, удаление зон артефактов)
- оптимизация частотной фильтрации сигнала (выделение диапазона частот, на котором происходит десинхронизация ритмов)
- выбор метода перехода декодирования сигнала (определение признакового пространства для обучения классификатора)
- подбор оптимального алгоритма классификации и его гиперпараметров

# Контроль артефактов



- EOG, EMG, EKG

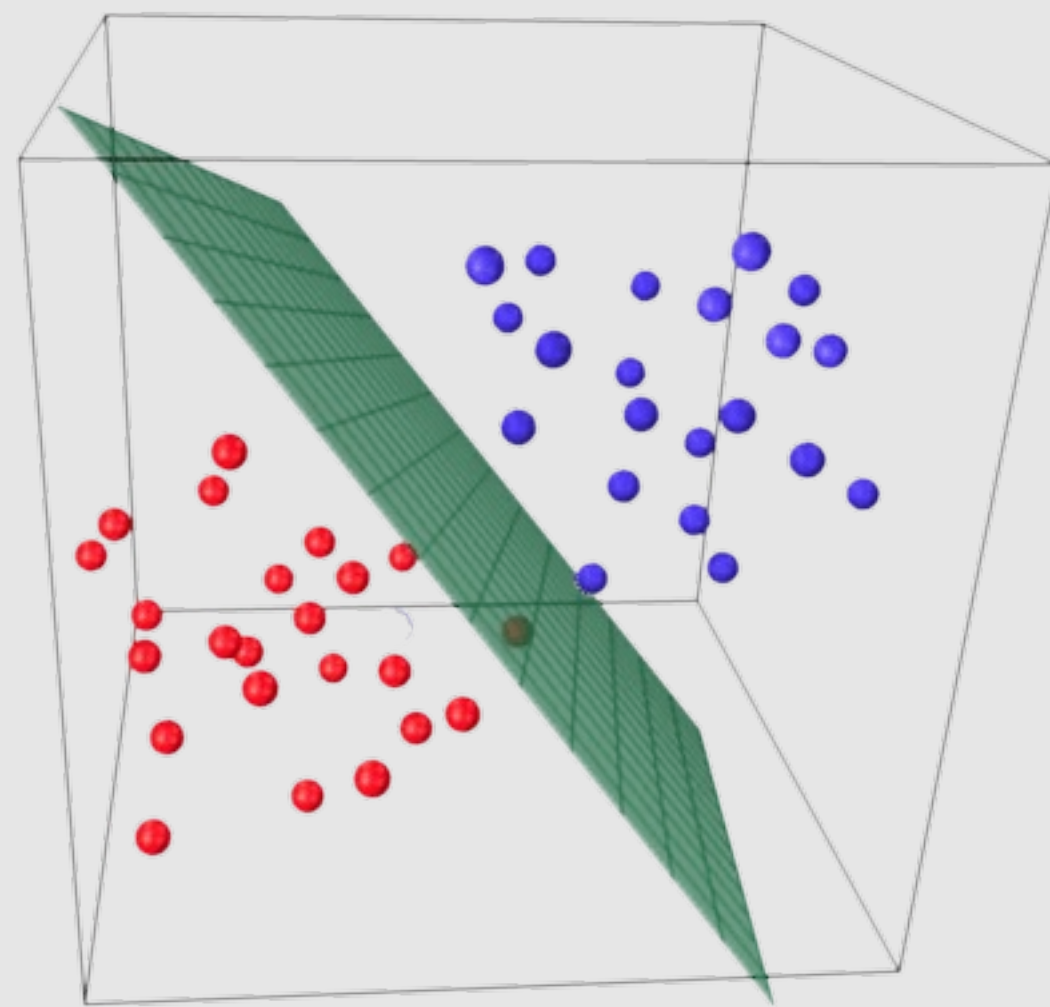
# Выбор стратегии декодирования

Данные ЭЭГ представляют собой временной ряд

$$D = \{(x_t, y_t)\}, t \in T = \{1 \dots T\}$$

, состоящий из наблюдений в  $T$  различных моментов времени. Каждое наблюдение содержит показания  $n$  датчиков и принадлежащие одному из классов меток, характеризующих соответствующие режимы активностей.

Исходное пространство объекты - признаки включает в себя нестационарные колебательные процессы, происходящие на различных частотах, которые не поддаются прямой интерпретации классификаторами. Поэтому необходимо выполнить переход в информативное пространство новых признаков.



# Методы декодирования:

- Анализ независимых компонент ICA
- Метод главных компонент PCA
- Выделение пространственных структур CSP
- Сравнение матриц ковариации в пространстве Римана



# Классификация

- LDA Линейный дискриминантный анализатор Фишера
- Наивный Баесовский классификатор
- Метод k-ближайших соседей
- Метод решающих деревьев
- Метод опорных векторов SVM
- Многослойный прецептрон



В рамках данной работы была разработана библиотека классов со следующими возможностями:

- Структурированная организация сбора и хранения данных эксперимента.
- Пакетная верификация данных эксперимента, позволяющих проводить тестирование моделей классификации
- Пакетная физическая предобработка данных - частотная фильтрация, выравнивание длительности эпох, обрезка эпох
- Интеграция с внешней библиотекой обработки данных энцефалографии.
- Интеграция с библиотеками анализа данных

# Структура каталогов эксперимента



- Испытание - Генерация или загрузка метаданных испытания. Первым шагом является создание метафайлов по каждому испытанию в эксперименте, можно встроить скрипт в процесс обучения модели, можно сгенерировать уже на готовом наборе данных.

```
from EEG.info import info_exp

root = "C:\\eeg\\01exp\\"
name = "20161210_GSH_001"

test = info_exp(root + name)
test.resp_name = 'Иван Иванов'
test.description = 'Эксперимент с обратной связью'
test.labels_names = ['шум', 'левое', 'правое', 'отдых']
test.getinfo()
```

- Предобработка данных - на этом этапе производится первоначальная “механическая” обработка данных, выравнивается продолжительность активностей, отсеиваются граничные данные сменяющие активности, генерируется standalone файл содержащий в себе все необходимые данные трейнов и тестов для использования в последующей обработке.
- Испытание - Выравнивание данных, механический отсев зон появления артефактов файл.

```
from EEG.info import info_exp  
from EEG.preprocessing import aligner_exp
```

```
root = "C:\\eeg\\01exp\\"  
name = "20161129_DBS_001"
```

```
test = aligner_exp(root + name)  
test.align(250,250)
```

Experiment status: True ; Num tests: 12

Align status: True

Respondent name: Ольга Ветрова

Description: Эксперимент с обратной связью

Labels\_names: [ удалено, отдых, левая, правая ]

Frequency: 1000

Count train activities: 45

Count tests activities: [ 30, 30, 30, 30, 30, 30, 30, 30, 30, 30, 30, 30 ]

Time of activity: 4500

Type\_channels: eeg Montage: standard\_1005

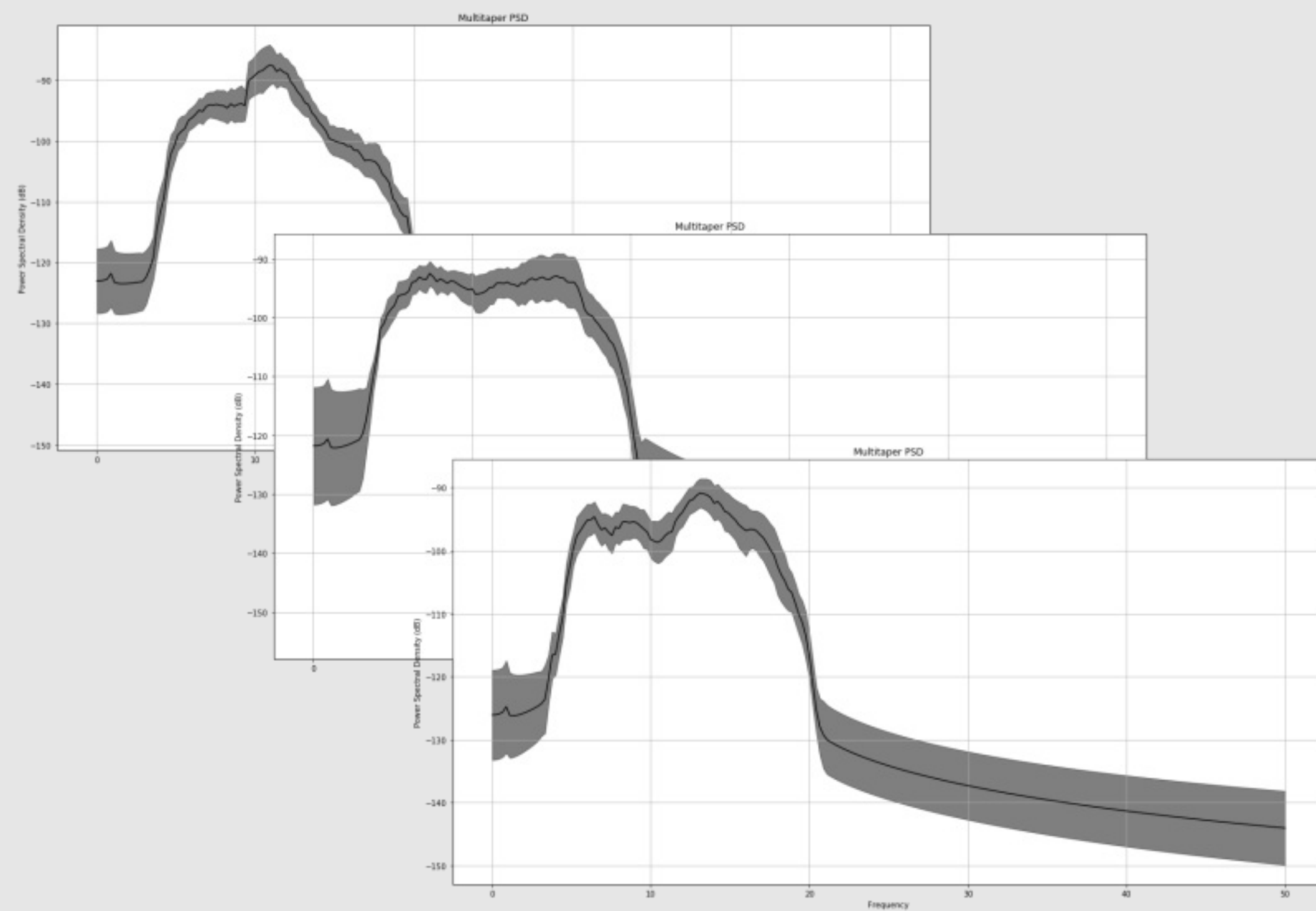
...

List tests

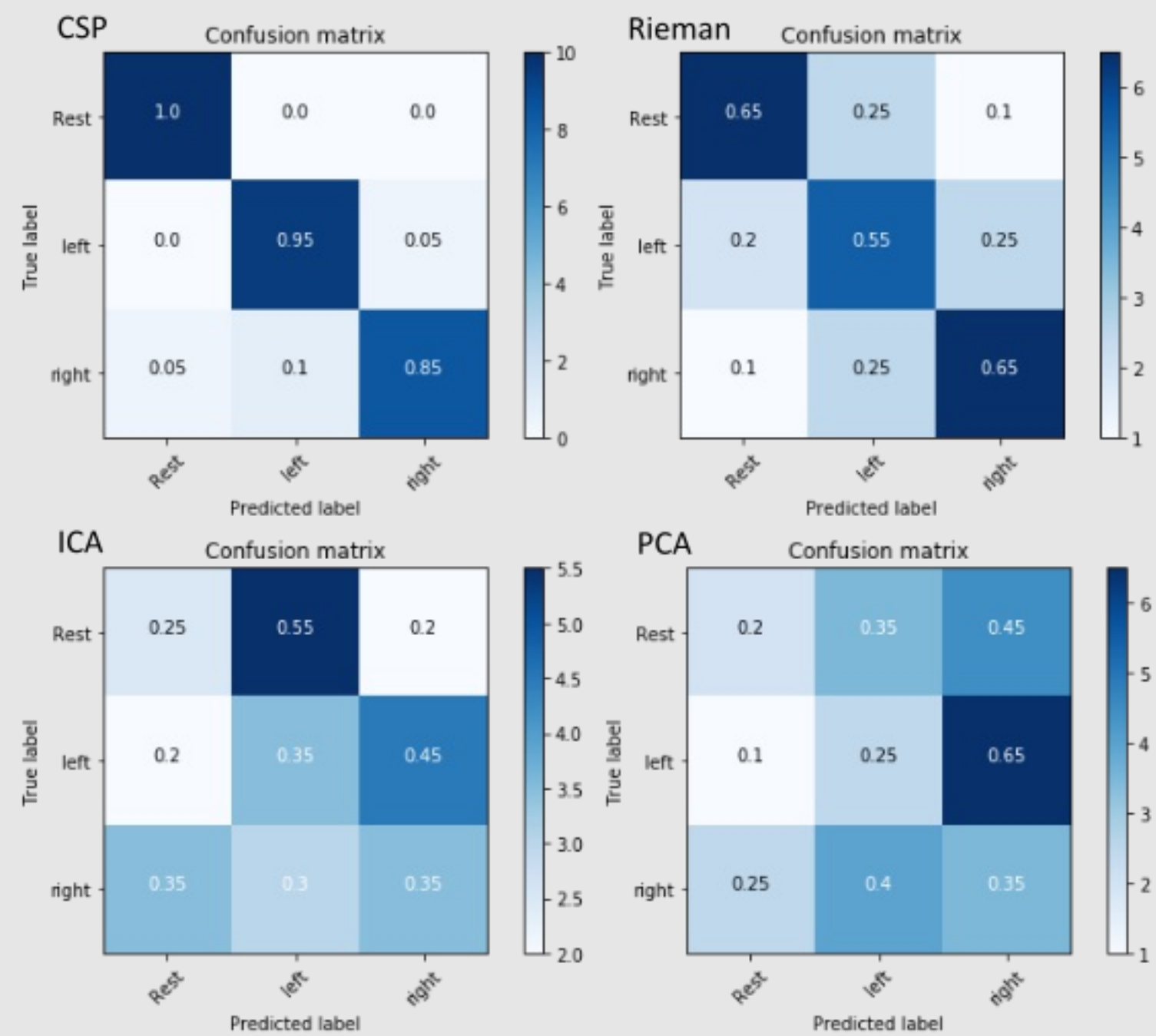
-----

20161129\_173025 20161129\_173919 20161129\_174505

# Частотная фильтрация

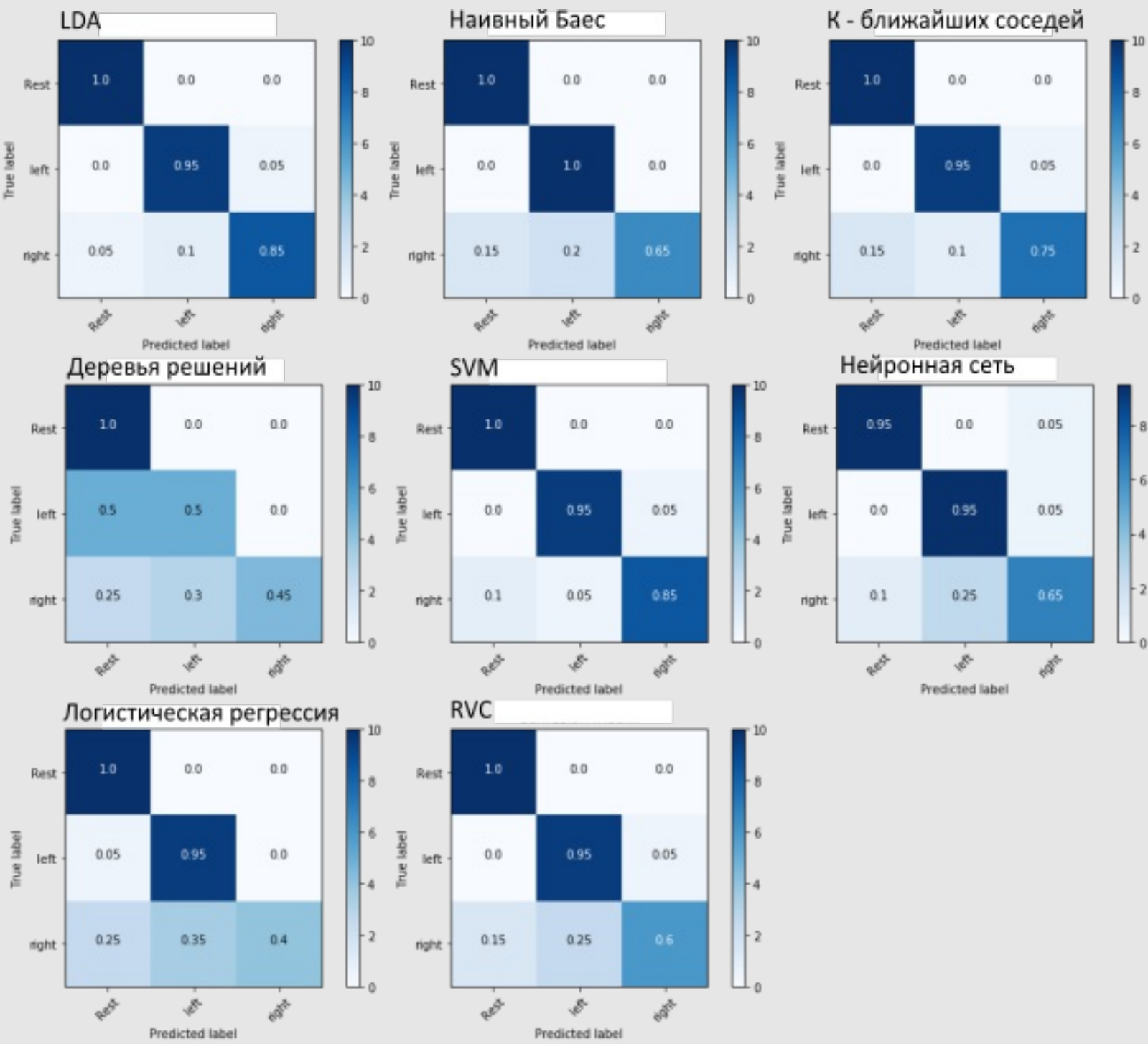


# Выбор стратегии декодирования





# Выбор классификаторов



# Предварительный анализ качества классификации.

Алгоритм	MAX	MEAN	MIN	DISP
LDA	1	0.803	0.567	0.129
Наивный Баес	1	0.803	0.533	0.136
К-ближайших соседей	0.967	0.867	0.767	0.056
Деревья решений	0.933	0.786	0.6	0.096
SVM	1	0.844	0.666	0.109
Нейронная сеть	0.933	0.783	0.6	0.102
Логистическая регрессия	0.967	0.728	0.6	0.112
RVC	0.967	0.775	0.367	0.165

# Проведение пакетного анализа

- Тесты: 3 респондента с верификацией 10-13 тестирований
- Обрезка переходных зон между активностями: 0 и 150 миллисекунд
- Фильтрация частот: 0-20Гц, 10-16Гц, 6-16 Гц
- Декодирование: Метод общих пространственных структур, Матрицы ковариации в пространстве Римана
- Классификаторы: LinearDiscriminantAnalysis, GaussianNB, KNeighborsClassifier, DecisionTreeClassifier, SVC, NN, LogisticRegression

Итого: 252 теста

# Результаты:

Плоскость	Метод	Прирост
Отсечение перехода	150мс	4.56%
Частотная фильтрация	6-16Гц	10,51%
Частотная фильтрация	10-16Гц	30.96%
Декодер	CSP	17%
Классификатор	LDA	25.78%
Классификатор	SVC	25.5%
Классификатор	NB	23.5%
Классификатор	KN	22.05%

# Выводы

- Самым важным фактором влияющим на улучшение качества предикации является отсечение неинформативных частот.
- Наилучший метод перехода в иное пространство признаков показал метод общих пространственных структур прирост составил существенные 17%
- Среди классификаторов образовался кластер из нескольких методов, с практически одинаковыми результатами, стоит среди них провести оценку дисперсии качества предикации.
- Предположение о существенном улучшении модели при отсечении некоторого временного участка в момент смены активности не подтвердилось.