Федеральное государственное автономное образовательное учреждение
высшего образования
«Московский физико-технический институт (государственный университет)»
Физтех-школа прикладной математики и информатики
Кафедра интеллектуального анализа данных

Направление подготовки: 03.03.01 Прикладные математика и физика
Направленность (профиль) подготовки: Интеллектуальный анализ данных

Локальные модели в задаче декодирования сигнала головного мозга

(бакалаврская диссертация)

Студент:
Маркин Валерий Олегович

____
(подпись студента)

Научный руководитель:
Стрижов Вадим Викторович,
д. ф.-м. н.

____
(подпись научного руководителя)

Москва 2020

Оглавление

Аннотация

В работе рассматривается задача построения оптимального признакового описания в задаче декодирования сигналов. Рассматриваются электрические сигналы в коре головного мозга, записанные при помощи электрокортикографии (ECoG). Исходное признаковое пространство избыточно, модель прогнозирования оказывается неустойчивой. Для решения данной проблемы предлагается построить локальную модель сигнала. Локальная модель аппроксимирует сигнал и строит новое признакове описание, которое учитывает пространственные зависимости в сигнале. Это позволяет существенно снизить размерность признакового пространства и учесть пространственную структуру сигнала. В работе приведены результаты численных экспериментов на данных электрокортикограмм головного мозга обезьян. Проводится сравнение различных методов отбора признаков и гипотез порождения данных

Ключевые слова: *Локальные модели, отбор признаков, нейрокомпьютерный интерфейс*

Глава 1

Введение

Нейрокомпьютерный интерфейс (BCI) считывает сигналы нейронов головного мозга и декодировать их в команды исполняющей системы. Исследования в данной области позволяют восстанавливать дееспособность людей с нарушениями двигательных функций организма. Примером такой системы является система управления роботизированным протезом посредством мозговых импульсов.

Мозговая активность представляет собой совокупность электрических импульсов различной амплитуды и частоты, возникающих в коре головного мозга. Электроды, закрепленные в коре, позволяют считывать сигналы для их дальнейшего декодирования алгоритмами нейрокомпьютерного интерфейса. В работе предполагается, что траектория движения кисти определяется перемещением зоны активности по поверхности моторной зоны коры головного мозга.

Метод решения задачи состоит в извлечении информативных признаков из частотных и временных характеристик сигнала [6, 1]. В работах [2, 3, 5] исследуют частотные характеристики. Для синжения размерности, после построения признакового описания, используется алгоритмы PLS [9, 4, 3], PCA [12, 10]. В работе [13] используются алгоритмы, построенные на скрытых марковских моделях. В [5, 10] рассматривают различные участки сигнала в виде слов. В работе [7] задача отбора признаков сводится к задаче квадратичного программирования (Quadratic Programming Feature Selection [8]). Для решения задачи используются нейросетевые модели[11]. В этой работе для извлечения признаков используются свреточная нейронная сеть, а для предсказания — сеть LSTM.

В данной работе проверяется гипотеза о связи траектории кисти с движением волнового фронта по поверхности мозга. Для этого предлагается построить локальную аппроксимацию сигнала, которая учитывает расположение электродов в пространстве. Параметры полученной локальной модели используются в качестве нового признакового описания.

Данный подход позволяет снизить размерность пространства признаков и повысить качество предсказания.

В вычислительном эксперименте используются данные электрокортикограмм обезьян с сайта neurotycho.org.

Глава 2

Постановка задачи

2.1 Описание сигналов электрокортикограммы

Введем основные понятия, связанные с временными рядами и их анализом.

Определение 2.1.1. ***Временной ряд*** —- это набор значений некоторой величины $\mathbf{x}_t \in \mathbb{R}^n$ в конкретный момент времени $t \in T$, где T — множество моментов наблюдений.

Временные ряды разделяют на многомерные($n > 1$) и одномерные($n = 1$). Многомерные временные ряды можно рассматривать как набор одномерных, что позволяет легко обобщить методы анализа одномерных рядов на многомерный случай. Задана выборка $\mathfrak{D} = (\mathbf{x}(t) \in \mathbb{R}^{n_{\text{el}}}, \mathbf{y} \in \mathbb{R}^3)$, где $\mathbf{x}(t)$ – записи электрических импульсов с электродов, закрепленных в коре головного мозга пациента, а $\mathbf{y}(t)$ — траектория движения кисти в пространстве. Ряды $\mathbf{x}(t)$ и $\mathbf{y}(t)$ синхронизированы во времени. Дополнительно известна матрица $\mathbf{Z} \in \mathbb{R}^{n_{el} \times 2}$ — координаты всех электродов в плоскости коры мозга. Требуется построить модель, восстанавливающую зависимость между $\mathbf{x}(t)$ и $\mathbf{y}(t)$.

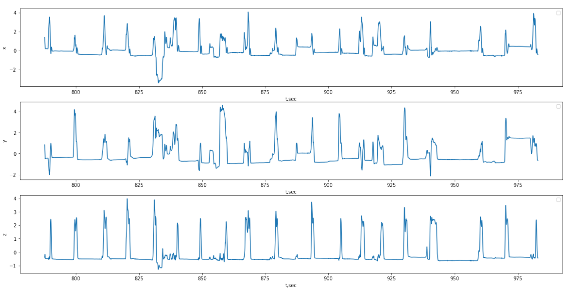


Рис. 2.1: Координаты движения руки

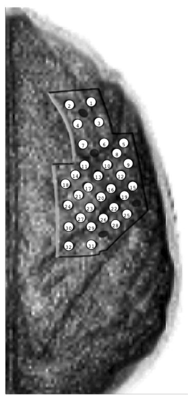


Рис. 2.2: Расположение электродов на коре мозга

2.2 Локальные модели

Определение 2.2.1. Локальной моделью $\mathbf{g}$ временного ряда $\mathbf{x}(t)$ называется параметрическое или непараметрическое отображение интервала $[t-\Delta t, t]$ (частным случаем является поэлементное отображение при $\Delta t = 0$), аппроксимирующее исходный временной ряд

$$\mathbf{g} : \mathbf{x}[t-\Delta t, t] \longrightarrow \hat{\mathbf{x}}[t-\Delta t, t]. \tag{2.1}$$

Модель $\mathbf{g}$ имеет параметры $\boldsymbol{\gamma}$, наилучшие значения которых находятся решением оптимизационной задачи

$$\boldsymbol{\gamma}^* = \arg\min_{\boldsymbol{\gamma}} \|\mathbf{x} - \hat{\mathbf{x}}\|_2. \tag{2.2}$$

Определение 2.2.2. Метод локальной аппроксимации строит признаковое описание $\boldsymbol{\varphi}$ момента времени t на основе решения задачи аппроксимации 2.2

$$\boldsymbol{\varphi} = \boldsymbol{\varphi}(\mathbf{g}, \boldsymbol{\gamma}^*, \mathbf{x}).$$

Приведем несколько примеров локальных моделей:

1. Среднее значение (как по времени так и по компонентам вектора в данной точке)
2. Авторегрессия
3. Преобразование Фурье

Локальные модели, используемые в данной задаче, можно разделить на интервальные, в которых $\Delta t > 0$ и точечные ($\Delta t = 0$). В данной задаче точечные модели используются для учета пространственных зависимостей в сигнале, а интервальные позволяют хранить информацию о предыстории сигнала в конкретный момент времени, что и позволяет строить адекватное предсказание

2.3 Решение задачи декодирования

Пусть задана выборка $\mathfrak{D} = (\mathbf{X} \in \mathbb{R}^{T \times n_{\text{el}}}, \mathbf{y} \in \mathbb{R}^{T \times 3})$, где $\mathbf{X}$ - матрица объектов многомерного временного рядя(амплитуды сигналов на каждом из электродов) а $\mathbf{y}$ — матрица ответов (координаты кисти в пространстве). Также дополнительно известна матрица $\mathbf{Z} \in \mathbb{R}^{n_{\text{el}} \times 2}$ — координаты всех электродов на плоскости.

Предполагается существование регрессионной зависимости между $\mathbf{X}$ и $\mathbf{y}$ следующего вида:

$$\mathbf{y} = \mathbf{W}^T\mathbf{\Theta} + \epsilon, \tag{2.3}$$

$$\mathbf{\Theta} = F(\mathbf{X}, \mathbf{Z}). \tag{2.4}$$

Где функция F — есть нелинейная функция. Предлагается искать функцию F в виде суперпозиции двух локальных моделей: интервальной, учитывающей временную структуру сигнала, и точечной, учитывающей пространственные свойства данных. Порядок применения локальных моделей может быть любым. Это означает, что возможно использовать точечную модель как до интервальной, так и после. Полную схему решения задачи можно увидеть на диаграммах:

$$\underset{T\times n}{\mathbf{X}} \xrightarrow[\text{model}]{\text{pointwise}} \underset{T\times n'}{\mathbf{\Gamma}} \xrightarrow[\text{model}]{\text{interval}} \underset{T\times n'\times N_f}{\underline{\mathbf{\Theta}}} \xrightarrow{\text{reshape}} \underset{T\times n'\cdot N_f}{\mathbf{\Theta}} \xrightarrow{\text{PLS}} \underset{T\times 3}{\mathbf{Y}},$$

$$\underset{T\times n}{X} \xrightarrow[\text{model}]{\text{interval}} \underset{T\times n\times N_f}{\underline{\hat{\mathbf{X}}}} \xrightarrow[\text{model}]{\text{pointwise}} \underset{T\times n'\times N_f T}{\underline{\mathbf{\Gamma}}} \xrightarrow{\text{reshape}} \underset{T\times n'\cdot N_f}{\mathbf{\Theta}} \xrightarrow{\text{PLS}} \underset{T\times 3}{\mathbf{Y}}.$$

2.4 Критерии качества

2.4.1 Критерии качества точечной локальной модели

Основной показатель качества точечной локальной модели — способность с хорошей точностью аппроксимировать сигнал во всей исследуемой области пространства. Коэффициент корреляции между двумя вмененными рядами:

$$r(s(t), \hat{s}(t)) = \frac{1}{T}\sum_{j=1}^{T}\frac{(s(t_j) - \mu_s)(\hat{s}(t_j) - \mu_{\hat{s}})}{\sigma_s, \sigma_{\hat{s}}}, \tag{2.5}$$

где

$$\mu_s = \frac{1}{T}\sum_{j=1} T, \quad \sigma_s^2 = \frac{1}{T-1}\sum_{j=1} T(s - \mu_s)^2$$

В исследуемой задаче каждому из электродов на записывающей пластинке соответствует некий временной ряд. Он может быть одномерным(исходные данные) или многомерным(данные после применения интервальной локальной модели). Для электрода с номером j и соответствующего ему временного ряда $\mathbf{x}_j(t) \in \mathbb{R}^{N_f}$ и его аппроксимации

$\hat{\mathbf{x}}_j(t) \in \mathbb{R}^{N_f}$ определим:

$$\rho_j(\mathbf{x}_j(t), \hat{\mathbf{x}}_j(t)) = \frac{1}{N_f} \sum_{i=1} N_f r(x_j^i(t), \hat{x}_j^i(t)) \tag{2.6}$$

Эта величина описывает, насколько хорошо локальная модель аппроксимирует сигнал в данной точке пространства. Так же введем

$$M_p = \frac{1}{N_{\text{el}}} \sum_{j=1}^{N_{\text{el}}} \big[\rho_j(\mathbf{x}_j(t), \hat{\mathbf{x}}_j(t)) \geq p\big],$$

где p — эмпирический порог качества аппроксимации. M_p — доля электродов, на которых модель дает качество аппроксимации не меньше p

2.4.2 Критерии качества декодирования

Целевая переменная в задаче - трехмерный времменной ряд координаты кисти в пространстве $\mathbf{y}(t) \in \mathbb{R}^3$. Прогноз модели $\hat{\mathbf{y}}(t) \in \mathbb{R}^3$. Определим:

$$\text{MSE}(\mathbf{y}(t), \hat{\mathbf{y}}(t)) = \frac{1}{T} \sum_{i=1}^{T} \|\mathbf{y}(t_i) - \hat{\mathbf{y}}(t_i)\|_2^2$$

$$\text{sMSE}(\mathbf{y}(t), \hat{\mathbf{y}}(t) = \frac{\text{MSE}(\mathbf{y}(t), \hat{\mathbf{y}}(t))}{\text{MSE}(\mathbf{y}(t), \overline{\mathbf{y}}(t))}$$

где $\overline{\mathbf{y}}(t)$ — среднее значение ряда $\mathbf{y}(t)$ во времени. Коэффициент sMSE показывает, как сильно прогноз модели отличается от простейшего прогноза.

Другой способ оценки качества прогноза - коэффициент корреляции Пирсона $r(y_k(t), \hat{y}_k(t))$ (формула 2.5, усредненный по трем компонентам $\mathbf{y}(t)$.

Глава 3

Описание используемых методов

3.1 Интервальные локальные модели

3.1.1 Преобразование Фурье

Фурье-преобразование временного ряда:

$$X_k = \sum_{n=0}^{N-1} x(t_n) e^{-\frac{2\pi i}{N} kn}$$

Выбирается некоторая ширина окна Δt и набор частот ω_i (в вычислительных экспериментах используются частоты $20 - 120$Hz и с шагом 5. Для ряда $x[t - \Delta, t]$ вычисляются значения Фурье-образов X_k, которые и будут новыми признаками для данного момента времени.

3.1.2 Вейвлет-преобразование

Вейвлет преобразование представляет собой свертку исследуемой функции с особой вейвлет-функцией.

$$\boldsymbol{\phi}(\tau, s) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \frac{1}{\sqrt{s}} \gamma^* \left(\frac{t - \tau}{s} \right) dt,$$

где τ и s — параметры переноса и размаха соответственно.

Вейвлет функция типа "Morlet"имеет следующий вид:

$$\gamma_\sigma(t) = c_\sigma \pi^{-\frac{1}{4}} e^{-\frac{1}{2}t^2} (e^{i\sigma t} - \kappa_\sigma),$$

где κ_σ из условия равенства нулю интеграла от вейвлета определяется как $\kappa_\sigma = e^{-\frac{1}{2}\sigma^2}$ и c_σ определяется из условия нормировки $c_\sigma = \left(1 + e^{-\sigma^2} - 2e^{-\frac{3}{4}\sigma^2}\right)^{-\frac{1}{2}}$

В случае дискретных наборов $\{\tau_1 \dots \tau_N\}, \{s_1 \dots s_M\}$:

$$\boldsymbol{\phi}_{mn} = \int\limits_{-\infty}^{+\infty} x(t) \frac{1}{\sqrt{s_m}} \gamma^* \left(\frac{t - \tau_n}{s_m} \right) dt,$$

3.2 Точечные локальные модели

3.2.1 Модель на основе функции Гаусса

Заданы координаты каждого электрода на плоскости $\mathbf{Z} = \left\{ (\mathbf{z}_j \in \mathbb{R}^2, j \in \{1 \dots, N_{ch}\} \right\}$. Локальная модель

$$g(\boldsymbol{\xi}, A, \boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma}) = A \exp \left(-\frac{1}{2} (\boldsymbol{\xi} - \boldsymbol{\mu})^T \boldsymbol{\Sigma}^{-1} (\boldsymbol{\xi} - \boldsymbol{\mu}) \right).$$

Решением оптимизационной задачи $\sum_{i=1}^{N_{ch}} \|\mathbf{x}_i - g(\mathbf{z}_j, A, \boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma})\|_2 \longrightarrow \min\limits_{\boldsymbol{\gamma}=[A, \boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma}]}$ будет

$$\boldsymbol{\mu} = \frac{\sum_{j=1}^{n} \mathbf{x}_j \mathbf{z}_j}{\sum_{j=1}^{n} \mathbf{x}_j},$$

$$\boldsymbol{\Sigma} = \frac{1}{n} \overline{\mathbf{Z}}^T \mathrm{diag}(\mathbf{x}) \overline{\mathbf{Z}},$$

где $\overline{\mathbf{Z}} = \left\{ \mathbf{z}_j - \boldsymbol{\mu}, j \in \{1 \dots, N_{ch}\} \right\}$ В качестве новых признаков для описания сигнала используются параметры A, $\boldsymbol{\mu}$, $\boldsymbol{\Sigma}$.

3.2.2 Модель на основе функций радиального базиса

Помимо координат электродов выбраны дополнительно n_{basis} точек на плоскости $\hat{\mathbf{Z}} \in \mathbb{R}^{n_{\text{basis}} \times 2}$(см. рисунок). Локальная модель в таком случае будет иметь вид

$$\mathbf{g}(\xi) = \sum_{j=1}^{n_{\text{basis}}} \gamma_j \exp(-\|\xi - \hat{\mathbf{z}}_j\|) \tag{3.1}$$

Вектор весов базисных компонент γ находится решением оптимизационной задачи:

$$\sum_{i=1}^{n} \|\mathbf{x}_i - \varphi(\mathbf{z}_i, \gamma)\| \longrightarrow \min_{\gamma} \tag{3.2}$$

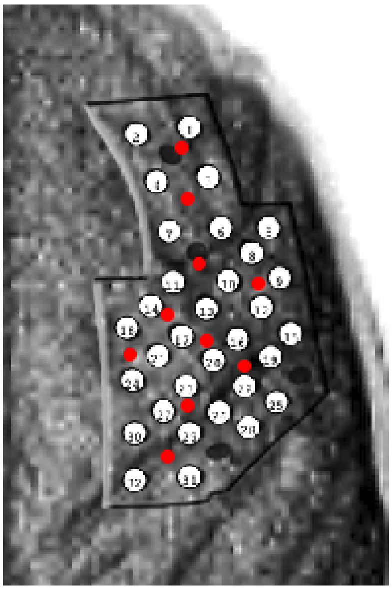


Рис. 3.1: Выбранные центры для модели RBF

3.3 PLS

Алгоритм частичных наименьших квадратов проецирует матрицу $\mathbf{X}$ и целевую матрицу $\mathbf{Y}$ в скрытое пространство малой размерностью l ($l < M$). Алгоритм PLS находит в скрытом пространстве матрицы $\mathbf{T}, \mathbf{U} \in \mathbb{R}^{m \times l}$, которые лучше всего описывают оригинальные матрицы $\mathbf{X}$ и $\mathbf{Y}$. При этом PLS максимизирует взаимосвязь между $\mathbf{T}$ и $\mathbf{U}$.

Матрица $\mathbf{X}$ и целевая матрица $\mathbf{Y}$ проецируются в скрытое пространство следующим образом:

$$\underset{m \times n}{\mathbf{X}} = \underset{m \times l}{\mathbf{T}} \cdot \underset{l \times n}{\mathbf{P}} + \underset{m \times n}{\mathbf{F}} = \sum_{k=1}^{l} \underset{m \times 1}{\mathbf{t}_k} \cdot \underset{1 \times n}{\mathbf{p}_k} + \underset{m \times n}{\mathbf{F}}, \tag{3.3}$$

$$\underset{m \times r}{\mathbf{Y}} = \underset{m \times l}{\mathbf{U}} \cdot \underset{l \times r}{\mathbf{Q}} + \underset{m \times r}{\mathbf{E}} = \sum_{k=1}^{l} \underset{m \times 1}{\mathbf{u}_k} \cdot \underset{1 \times r}{\mathbf{q}_k} + \underset{m \times r}{\mathbf{E}}. \tag{3.4}$$

Здесь $\mathbf{T}$ и $\mathbf{U}$ – образы исходных матриц в скрытом пространстве, причём столбцы матрицы $\mathbf{T}$ ортогональны; $\mathbf{P}$ и $\mathbf{Q}$ – матрицы перехода; $\mathbf{E}$ и $\mathbf{F}$ – матрицы невязок. Алгоритм PLS максимизирует линейную зависимость между столбцами матриц $\mathbf{T}$ и $\mathbf{U}$

Глава 4

Вычислительный эксперимент

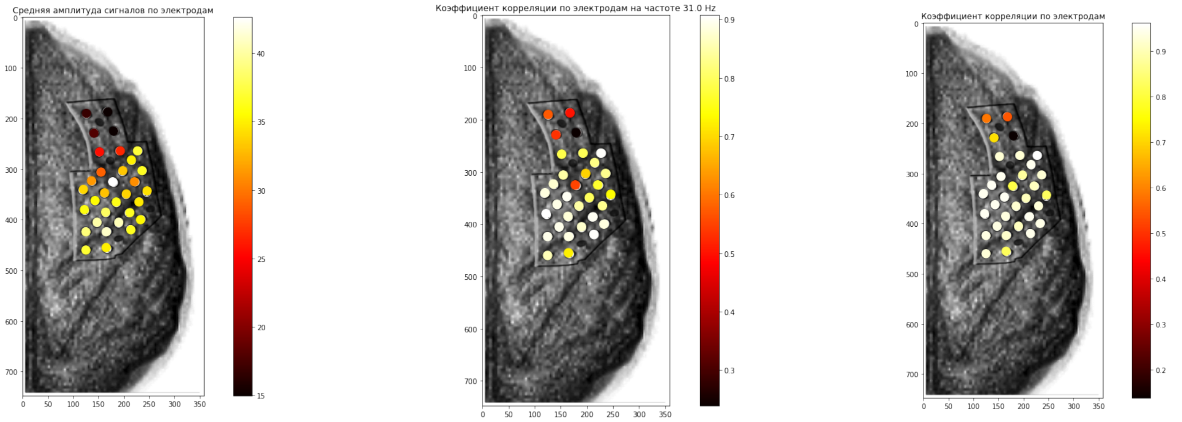
4.1 Предобработка данных

Обработка исходных данных в данной работе производится в несколько этапов и подробно описано в статье [12]. Исходный сигнал записан на частоте 1 kHz, данные о движении — на частоте 120 Hz. Сигнал фильтруется полосным фильтром с диапазоном от 0.3 Hz до 600 Hz. Затем для каждого момента времени t строится признаковое описание на основе локальных моделей. Длина предыстории момента t равна 1 секунде. В работе использовались 5 записей временных рядов по 15 минут. Первые 10 минут использовались для обучения, оставшиеся 5 — для валидации.

4.2 Проверка основной гипотезы

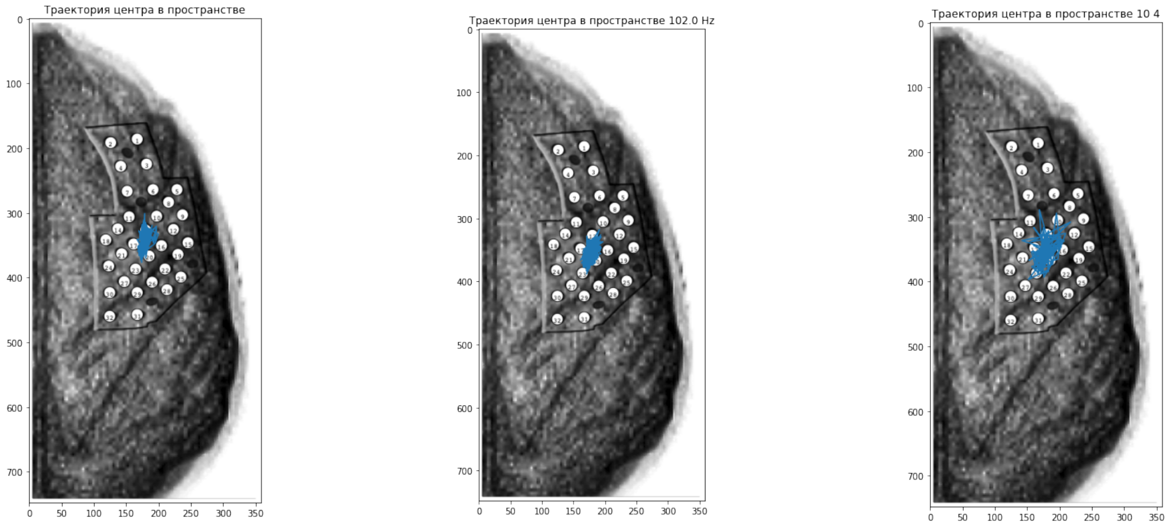
Для проверки гипотезы о движении зоны активности проводится анализ качества нормальной локальной модели на сырых данных, после фурье-преобразования и после вейвлет-преобразования. Для оценки качества аппроксимации для каждого из электродов используется коэффициент корреляции между исходным временным рядом и восстановленным после применения локальной модели 2.6. На рисунке 4.1 цветом показано значение ρ_j для каждого электрода (белый цвет соответствует более высоким значениям). Из рисунка следует, что наилучшая аппроксимация сигнала локальной моделью достигается после применения вейвлет-преобразования.

Рисунок 4.2 показывает траекторию движения центра гауссианы после применения различных интервальных моделей.



Без обработки | Фурье-преобразование | Вейвлет-преобразование

Рис. 4.1: Коэффициент ρ_j исходного и восстановленного ряда на разных электродах



Без обработки | Фурье-преобразование | Вейвлет-преобразование

Рис. 4.2: Траектория движения центра гауссианы

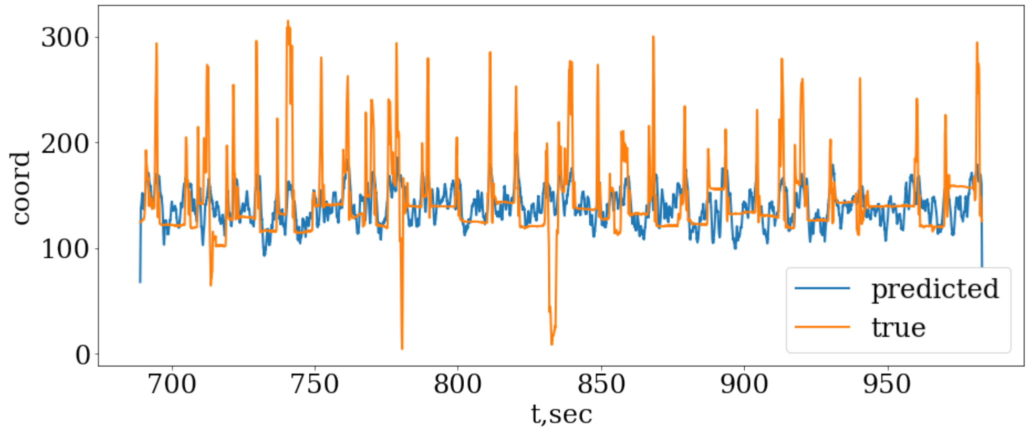
Из приведенных выше рисунков видно, что сигнал становится наиболее похожим на движение волнового фронта именно после применения вейвлет-преобразования.

4.3 Результаты эксперимента

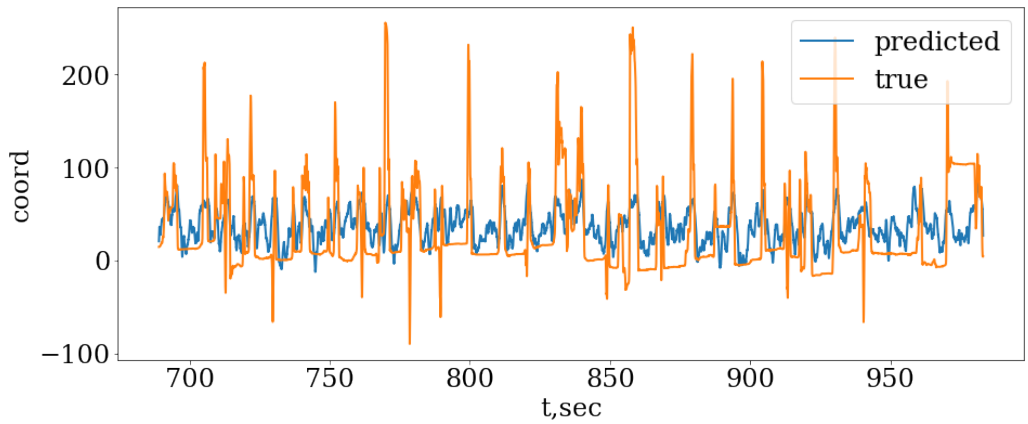
В работе проведен ряд экспериментов на данных электрокортикограмм обезьян[12]. После построения признакового описания с использованием локальных моделей применяется метод PLS с различной размерностью скрытого подпространства n_c для предсказания траектории кисти. Значения коэффициента корреляции предсказанной и истиной траектории и sMSE приведены в таблице 4.1. Результаты вычислительного эксперимента подтверждают обоснованность использования локальных моделей в данной задаче. Модель на основе функции Гаусса дает лучшее качество в сравнении с использованием только вейвлет-преобразования. При этом размерность пространства признаков снижается в 5 раз.

Таблица 4.1: Качество предсказания на отложенной выборке для разных локальных моделей

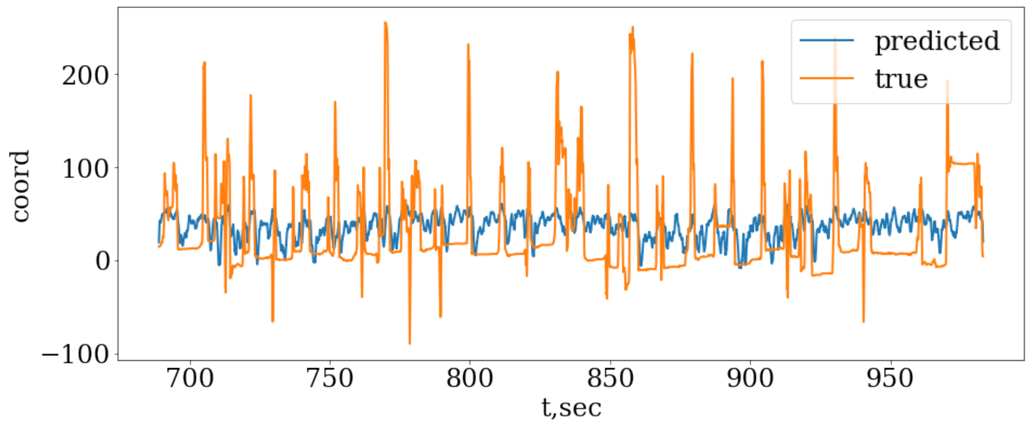
		$n_c = 20$		$n_c = 40$		$n_c = 60$		$n_c = 80$		$n_c = 100$	
Номер	модели	r	sMSE	r	sMSE	r	sMSE	r	sMSE	r	sMSE
1	wavelet	0.42	0.82	0.42	0.83	0.42	0.85	0.42	0.86	0.42	0.87
	wavelet + Gauss	0.48	0.87	0.49	0.76	0.48	0.79	0.47	0.80	0.47	0.80
	wavelet + RBF	0.34	0.91	0.35	0.89	0.35	0.89	0.36	0.9	0.36	0.89
	RBF + wavelet	0.34	0.90	0.36	0.89	0.34	0.90	0.34	0.9	0.34	0.89
	Gauss + wavelet	0.34	0.92	0.37	0.88	0.35	0.89	0.36	0.91	0.36	0.87
2	wavelet	0.43	0.80	0.42	0.81	0.42	0.82	0.43	0.86	0.42	0.87
	wavelet + Gauss	0.49	0.79	0.49	0.76	0.48	0.76	0.47	0.81	0.46	0.82
	wavelet + RBF	0.35	0.87	0.36	0.88	0.36	0.90	0.37	0.9	0.38	0.85
	RBF + wavelet	0.34	0.91	0.36	0.89	0.35	0.89	0.36	0.90	0.36	0.88
	Gauss + wavelet	0.31	0.92	0.33	0.91	0.34	0.89	0.34	0.89	0.36	0.87
3	wavelet	0.41	0.83	0.41	0.83	0.42	0.82	0.42	0.83	0.41	0.86
	wavelet + Gauss	0.47	0.88	0.47	0.76	0.48	0.81	0.47	0.79	0.47	0.82
	wavelet + RBF	0.32	0.93	0.33	0.91	0.34	0.89	0.36	0.89	0.35	0.89
	RBF + wavelet	0.35	0.91	0.36	0.89	0.36	0.89	0.35	0.90	0.36	0.89
	Gauss + wavelet	0.32	0.90	0.35	0.88	0.35	0.91	0.36	0.91	0.36	0.88
4	wavelet	0.42	0.82	0.42	0.83	0.42	0.85	0.42	0.86	0.42	0.87
	wavelet + Gauss	0.48	0.87	0.49	0.76	0.48	0.79	0.47	0.80	0.47	0.80
	wavelet + RBF	0.34	0.91	0.35	0.89	0.35	0.89	0.36	0.9	0.36	0.89
	RBF + wavelet	0.34	0.90	0.35	0.88	0.35	0.87	0.36	0.90	0.36	0.88
	Gauss + wavelet	0.33	0.91	0.34	0.89	0.34	0.89	0.35	0.90	0.36	0.89
5	wavelet	0.42	0.82	0.42	0.83	0.42	0.85	0.42	0.86	0.42	0.87
	wavelet + Gauss	0.48	0.87	0.49	0.76	0.48	0.79	0.47	0.80	0.47	0.80
	wavelet + RBF	0.34	0.91	0.35	0.89	0.35	0.89	0.36	0.9	0.36	0.89
	RBF + wavelet	0.34	0.90	0.35	0.89	0.35	0.87	0.36	0.90	0.36	0.91
	Gauss + wavelet	0.35	0.91	0.35	0.88	0.36	0.91	0.36	0.88	0.35	0.90



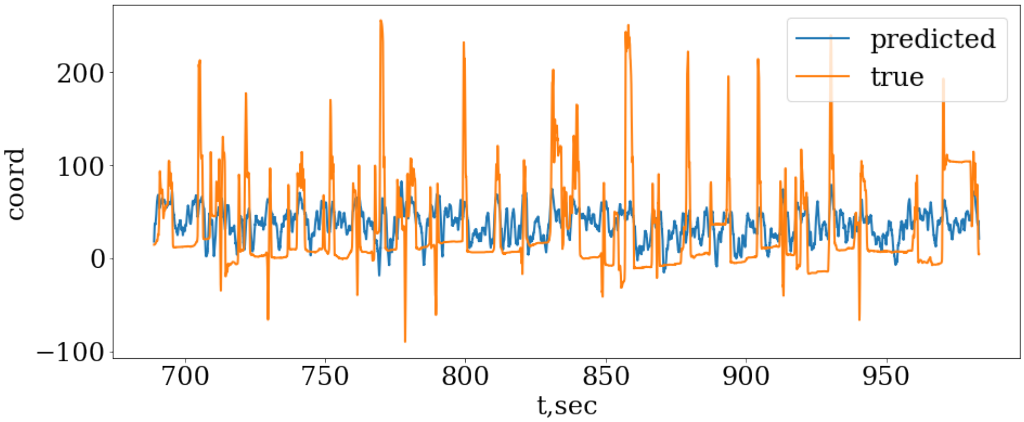
Результаты предсказания траектории кисти, wavelet + Gauss



Результаты предсказания траектории кисти, wavelet



Результаты предсказания траектории кисти, wavelet + RBF



Результаты предсказания траектории кисти, Gauss + wavelet

Глава 5

Заключение

В работе предложен новый метод решения задачи декодирования сигналов головного мозга на основе локальных моделей. Предложено несколько вариантов локальных моделей Предложенный метод учитывает не только временные, но и пространственные зависимости в данных.

В ходе вычислительного эксперимента подтверждена гипотеза о связи движения кисти и перемещения зоны активности по поверхности коры головного мозга. Установлено что предложенные методы улучшают качество предсказания и позволяют существенно снизить размерность признакового описания сигнала

Список литературы

[1] David M. Alexander и др. «Traveling waves and trial averaging: The nature of single-trial and averaged brain responses in large-scale cortical signals». в: *NeuroImage* 73 (июнь 2013), с. 95—112. DOI: `10.1016/j.neuroimage.2013.01.016`.

[2] César Márquez Chin и др. «Identification of arm movements using correlation of electrocorticographic spectral components and kinematic recordings». в: *Journal of Neural Engineering* 4.2 (апр. 2007), с. 146—158. DOI: `10.1088/1741-2560/4/2/014`.

[3] Andrey Eliseyev и Tatiana Aksenova. «Stable and artifact-resistant decoding of 3D hand trajectories from ECoG signals using the generalized additive model». в: *Journal of Neural Engineering* 11 (окт. 2014).

[4] Andrey Eliseyev и Tetiana Aksenova. «Penalized Multi-Way Partial Least Squares for Smooth Trajectory Decoding from Electrocorticographic (ECoG) Recording». в: *PLOS ONE* 11.5 (май 2016). под ред. Dingguo Zhang, e0154878. DOI: `10.1371/journal.pone.0154878`.

[5] Carlos A. Loza и Jose C. Principe. «Unsupervised robust detection of behavioral correlates in ECoG». в: *2017 8th International IEEE/EMBS Conference on Neural Engineering (NER)*. IEEE, май 2017. DOI: `10.1109/ner.2017.8008401`.

[6] Soichiro Morishita и др. «Brain-machine interface to control a prosthetic arm with monkey ECoGs during periodic movements». в: *Frontiers in Neuroscience* 8 (дек. 2014). DOI: `10.3389/fnins.2014.00417`.

[7] Anastasia Motrenko и Vadim Strijov. «Multi-way Feature Selection for ECoG-based Brain-Computer Interface». в: *Expert Systems with Applications* 114 (июль 2018). DOI: `10.1016/j.eswa.2018.06.054`.

[8] I Rodriguez-Lujan и др. «Quadratic Programming Feature Selection». в: *Journal of Machine Learning Research* (2010).

[9] Roman Rosipal и Nicole Krämer. «Overview and Recent Advances in Partial Least Squares». в: *Subspace, Latent Structure and Feature Selection*. Springer Berlin Heidelberg, 2006, с. 34—51. DOI: 10.1007/11752790_2.

[10] Yilin Song, Yao Wang и Jonathan Viventi. «Unsupervised Learning of Spike Patterns for Seizure Detection and Wavefront Estimation of High Resolution Micro Electrocorticographic (\mu ECoG) Data». в: *IEEE Transactions on NanoBioscience* 16.6 (сент. 2017), с. 418—427. DOI: 10.1109/tnb.2017.2714460.

[11] Ziqian Xie. «Deep Learning Approach for Brain Machine Interface». в: 2018.

[12] Hai-bin Zhao и др. «ECoG-based brain-computer interface using relative wavelet energy and probabilistic neural network». в: *2010 3rd International Conference on Biomedical Engineering and Informatics*. IEEE, окт. 2010. DOI: 10.1109/bmei.2010.5639897.

[13] Rui Zhao, Gerwin Schalk и Qiang Ji. «Coupled Hidden Markov Model for Electrocorticographic Signal Classification». в: *2014 22nd International Conference on Pattern Recognition*. IEEE, авг. 2014. DOI: 10.1109/icpr.2014.325.