## Прогнозирование намерений по сигналам мозга ECoG\*

Калиниченко О. И., Ремизова А. С.

1 Московский физико-технический институт

Работа посвящена построению системы тестирования прогностических моделей. Рассматривается случай коррелированных входных сигналов высокой размерности. В качестве прикладной задачи рассматривается задача предсказания намерений по сигналам головного мозга. Входные данные – сигналы электрокортикограммы (ECoG). Для выявления и устранения скрытых зависимостей используются методы снижения размерности пространства и отбора признаков. Предложенная система тестирования оценивает качество прогноза моделей и проводит анализ ошибки. Вычислительный эксперимент проводится на реальных данных ECoG.

**Ключевые слова**: декодирование временных рядов, PLS, QPFS.

## Введение

Работа посвящена исследованию методов моделирования нейросетевого интерфейса (BCI). Входные данные – сигналы мозга, полученные с помощью электрокортикографии (ECoG) и электроэнцефалографии (EEG). ECoG-сигналы имеют лучшее разрешение и большую амплитуду, однако для их получения требуется непосредственное подсоединение электродов к коре головного мозга. Одной из задач при построении систем BCI является предсказание намерений.

Предлагается декодировать исходные сигналы и спрогнозировать траекторию движения верхних конечностей. Исходное пространство имеет избыточно высокую размерность. Линейная зависимость между признаками приводит к мультиколлинеарности. Для устранения мультиколлинеарности предлагается применить методы понижения размерности и отбора признаков.

Признаковое описание многомерного временного ряда существует в пространствах независимых и зависимых переменных. Для учета существующих закономерностей в исходном и выходном пространстве используется скрытое пространство латентных переменных. В скрытом пространстве происходит согласование между образами исходных пространств.

В эксперименте рассматриваются следующие модели: метод частных наименьших квадратов (PLS) [?], отбор признаков с помощью квадратичного программирования (QPFS), метод Белсли (Belsley) и вариации этих методов.

PLS является методом отбора признаков

Описание метода QPFS...

Предлагается система тестирования прогностических моделей с оценкой качества и анализом ошибки. Подобный инструмент может применяться не только в задаче анализа сигналов мозга, но и во многих других задачах, связанных с прогнозированием многомерных временных рядов.

Научный руководитель: Стрижов В. В. Задачу поставил: Стрижов В. В. Консультант: Исаченко Р. В.

## Постановка задачи

Задана выборка  $\mathfrak{D}=(\mathbf{X},\mathbf{Y})$ , где  $\mathbf{X}\in\mathbb{R}^{m imes n}$  — матрица объектов,  $\mathbf{Y}\in\mathbb{R}^{m imes r}$  — матрица ответов. Имеется некоторая модель  ${\bf f}$  с набором параметров  ${\bf \theta}$  из пространства  $\Theta$ , предсказывающая  $\mathbf{y} \in \mathbb{R}^r$  по  $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n$ .

Определяется функция ошибки S на выборке  $\mathfrak D$  и модели  $\mathbf f$  с параметрами  $\boldsymbol \theta$ . Задачей является поиск наилучших параметров  $\theta^*$ , то есть таких, при которых функция ошибки минимальна:

$$\boldsymbol{\theta}^* = \arg\min_{\boldsymbol{\theta} \in \Theta} S(\boldsymbol{\theta} | \mathfrak{D}, \mathbf{f}). \tag{1}$$

Однако в случае кореллированных данных X задача может оказаться нестабильной. Одним из таких случаев является и широко распространенный класс линейных моделей:

$$\mathbf{f}(\mathbf{x}, \boldsymbol{\theta}) = \underset{1 \times n}{\mathbf{x}} \cdot \underset{n \times r}{\boldsymbol{\theta}}.$$
 (2)

За  $\mathbf{f}(\mathbf{X}, \boldsymbol{\theta})$  обозначена матрица  $[\mathbf{f}(\mathbf{x}_1, \boldsymbol{\theta}), \mathbf{f}(\mathbf{x}_2, \boldsymbol{\theta}), \dots, \mathbf{f}(\mathbf{x}_m, \boldsymbol{\theta})]^\mathsf{T}$ . Рассматривается квадратичная функция ошибки:

 $\left\|\mathbf{f}(\mathbf{X}, \boldsymbol{\theta}) - \mathbf{Y}\right\|_{2}^{2} \to \min_{\boldsymbol{\theta} \in \Theta}$ (3)

Если пространство признаков имеет высокую размерность, вероятно, что матрица  ${\bf X}$  близка к вырожденной, а потому решение проблемы оптимизации (3) будет нестабильным. Поэтому для решения указанной задачи применяются методы отбора признаков, такие как PLS и QPFS.

PLS. [?] Метод частных наименьших квадратов PLS рассматривает в качестве признаков линейные комбинации исходных. Предполагается, что существует скрытое пространство латентных переменных малой размерности l (l < n, r). Происходит поиск матрицы  $\mathbf{T} \in \mathbb{R}^{m \times l}$ , которая наилучшим образом описывает матрицы  $\mathbf{X}$  и  $\mathbf{Y}$ .

$$\mathbf{X}_{m \times n} = \mathbf{T}^{\mathsf{T}} \cdot \mathbf{P}^{\mathsf{T}} + \mathbf{E}_{m \times n} \tag{4}$$

$$\mathbf{X}_{m \times n} = \mathbf{T}^{\mathsf{T}} \cdot \mathbf{P}^{\mathsf{T}} + \mathbf{E}_{m \times n} 
\mathbf{Y}_{m \times r} = \mathbf{U}^{\mathsf{T}} \cdot \mathbf{Q}^{\mathsf{T}} + \mathbf{F}_{m \times r} 
(5)$$

T -

**QPFS** Сформулируем задачу отбора признаков.

## Литература

- [1]  $J. \ del \ R. \ Mill?n, \ F.$ Renken, J. Mouri?o and W. Gerstner Brain-actuated interaction // Artif. Intell., 159(2004) 241-259.
- Isachenko R, Vladimirova M., Strijov. V. Dimensionality reduction for time series decoding and forecasting problems // Machine Learning and Data Analysis.