

О некоторых особенностях постановки задачи прогнозирования намерений

Р. В. Исаченко, А. П. Мотренко, К. Р. Усманова,
И. А. Шibaев, В. В. Стрижов

МФТИ, ФИЦ ИУ РАН

ИОИ-2018

Прогнозирование намерений как обобщение задачи декодирования сигналов

Требуется по одному набору (пространственно) временных рядов спрогнозировать другой набор временных рядов. Оба набора находятся в различных пространствах описаний.

Приложения:

- 1) прогнозирование движений конечностей по сигналам головного мозга¹,
- 2) анализ поведения носителя мобильного устройства².

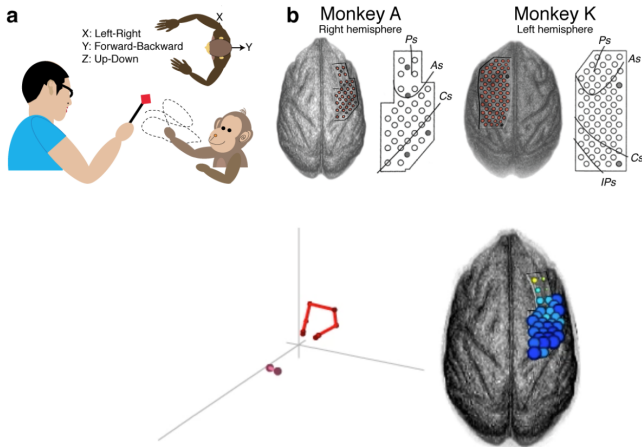
Предполагается, что в обоих пространствах существуют собственные закономерности.

Проблема: эти закономерности не заданы априори.

¹Motrenko, Strijov. Multi-way feature selection for ECoG-based brain-computer Interface // Expert systems with applications, 2018.

²Ignatov, Strijov. Human activity recognition using quasiperiodic time series collected from a single triaxial accelerometer // Multimedia Tools and Applications, 2015.

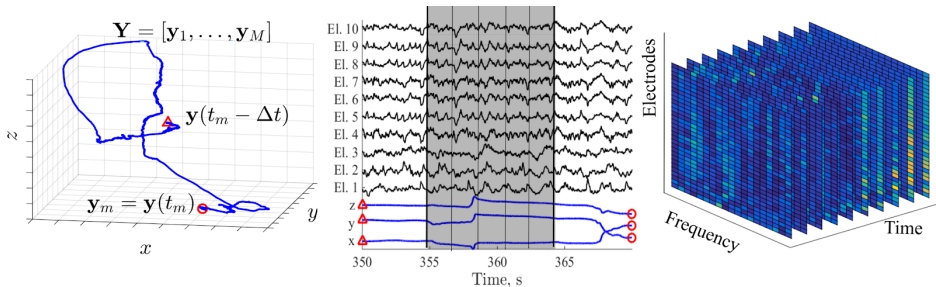
Движения семплированы 120Hz, кортикограмма 1KHz⁴



³The source <http://neurotycho.org/food-tracking-task>

⁴Chao, Nagasaka, Fujii. Long-term asynchronous decoding of arm motion using electrocorticographic signals in monkeys // *Frontiers in Neuroengineering*, 2010.

Исходный и зависимый наборы временных рядов⁵

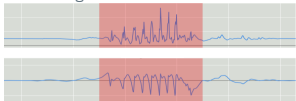


⁵Isachenko, Strijov. Quadratic Programming Feature Selection for Multicorrelated Signal Decoding with PLS // Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems, submitted 2018.

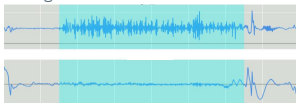
SOLUT: Manual Work Monitoring System

Data Samples

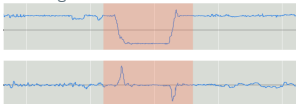
Hammering



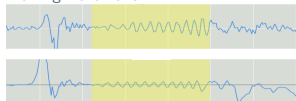
Drilling



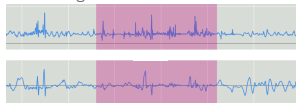
Smoking



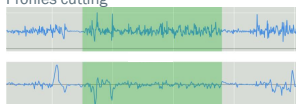
Drawing movement



Profiles alignment

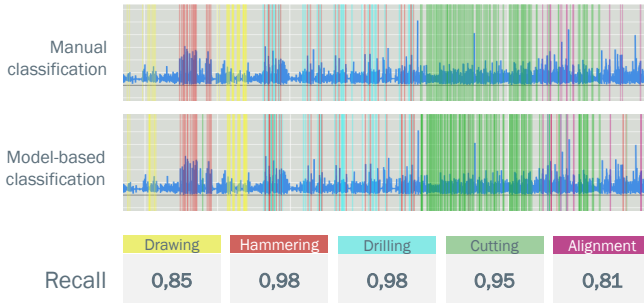


Profiles cutting



SOLUT: Manual Work Monitoring System

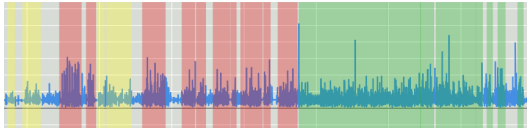
Recognition Accuracy



SOLUT: Manual Work Monitoring System

Pilot Project

Partition wall construction



Markup

Horizontal
profiles
installation

Vertical
profiles
installation



Duration

11%

23%

31%

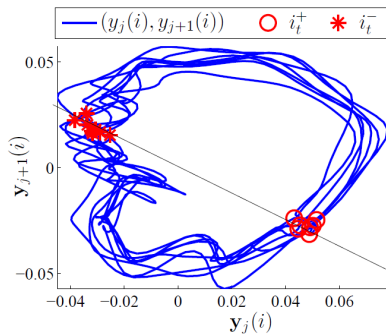
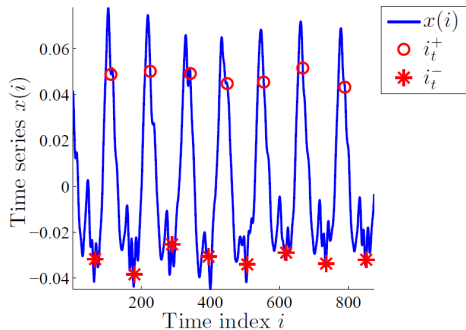
25%

Idle

Построение фазового пространства⁶

Для ряда x построим матрицу Ганкеля с периодом k и сдвигом p :

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} x_T & \dots & x_{T-k+p} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{k+p} & \dots & x_{1+p} \\ x_k & \dots & x_1 \end{bmatrix}.$$

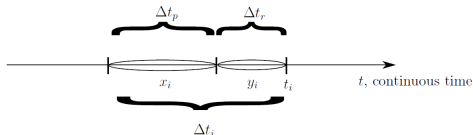


Найдем главные компоненты $\mathbf{y}_j = \mathbf{X}\mathbf{v}_j$ как $\mathbf{X}^T\mathbf{X} = \mathbf{V}\mathbf{\Lambda}\mathbf{V}^T$.

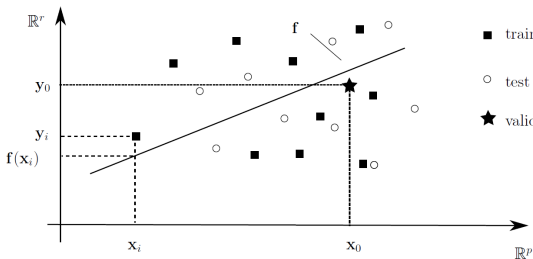
⁶Motrenko, Strijov. Extracting fundamental periods to segment human motion time series // IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics, 2016.

Проекция в латентное пространство⁷, PLS

$$D = \left[\begin{array}{c|c} \mathbf{x} & \mathbf{y} \\ \hline 1 \times n & 1 \times r \\ \mathbf{X} & \mathbf{Y} \\ \hline m \times n & m \times r \end{array} \right]$$



PLS согласует закономерности исходного и зависимого пространства с помощью скрытого.



■ train Пример для линейной модели:
○ test

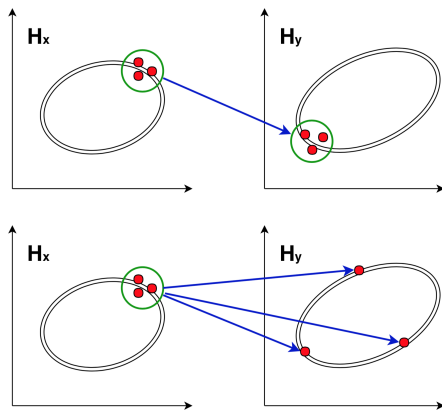
★ validation

$$\begin{aligned} \mathbf{X} &= \mathbf{T}\mathbf{P}^T + \mathbf{E}_X, & \mathbf{P}^T\mathbf{P} &= \mathbf{I}_N, \\ \mathbf{Y} &= \mathbf{U}\mathbf{Q}^T + \mathbf{E}_Y, & \mathbf{Q}^T\mathbf{Q} &= \mathbf{I}_M, \\ \hat{\mathbf{Y}} &= \hat{\mathbf{T}}\text{diag}(\beta)\mathbf{Q}^T = \mathbf{X}\mathbf{W}. \end{aligned}$$

⁷Isachenko, Strijov. Quadratic programming optimization with feature selection for non-linear models // Lobachevskii journal of mathematics, 2018.

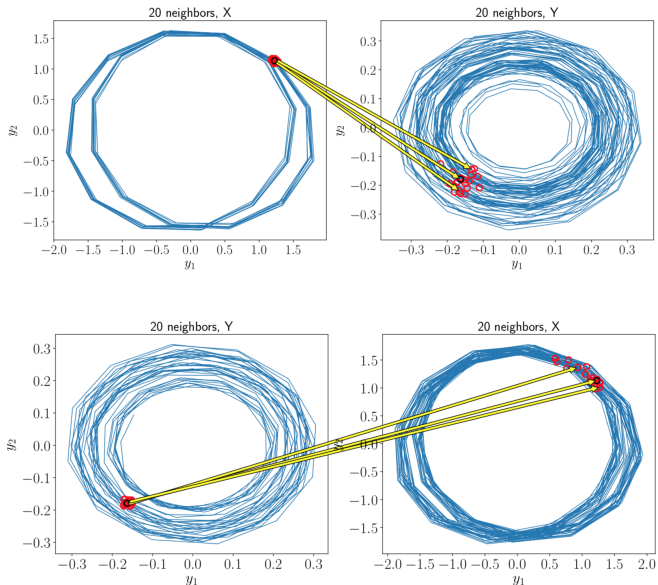
Задача обнаружения связи между рядами \mathbf{x} и \mathbf{y}

Считаем, что ряд \mathbf{y} зависит от ряда \mathbf{x} , если существует липшицево отображение $\varphi : \mathbb{H}_x \rightarrow \mathbb{H}_y$, где $\rho_{\mathbb{H}_y}(\varphi(\mathbf{x}_i), \varphi(\mathbf{x}_j)) \leq L \cdot \rho_{\mathbb{H}_x}(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j)$.



Назначаем $\mathbf{x}_{t^*} = [x_{t^*-L+1}, \dots, x_{t^*-1}, x_{t^*}]$. Выбираем k ближайших соседей $\mathbf{x}_{t_1}, \dots, \mathbf{x}_{t_k}$ вектора \mathbf{x}_{t^*} в пространстве \mathbb{H}_x . Исследуем векторы $\mathbf{y}_{t^*}, \mathbf{y}_{t_1}, \dots, \mathbf{y}_{t_k}$ с индексами t_1, \dots, t_k из \mathbb{H}_y .

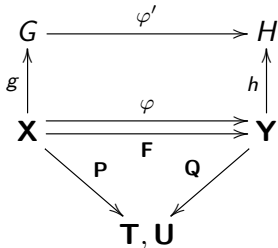
Ближайшие соседи на фазовых траекториях



Построение модели прогнозирования намерений

Разовьем метрическую модель k ближайших соседей.

Поставим в соответствие области U фазового пространства \mathbb{H} локально-аппроксимирующую модель g . Эта модель порождает вспомогательное описание момента времени t :



В случае пространственных временных рядов объекты X, Y задаются как тензоры с индексами матриц, соответствующим пространственному расположению сенсоров.

Задача прогнозирования локально-аппроксимирующих моделей

Задана выборка $D = \{(t, \mathbf{x}, g)\}$. Требуется построить отображение

$$a : t, \mathbf{x} \rightarrow g, \quad \text{где } g : t \rightarrow \mathbf{x}$$

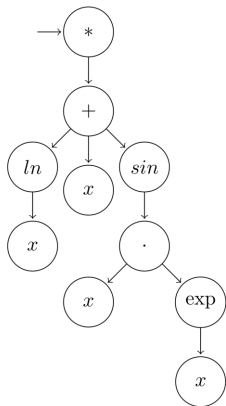
является оптимальной локально-аппроксимирующей моделью.

Отображение строится в три этапа:

1. Структура суперпозиции описывается матрицей смежности \mathbf{Z} .
2. Эта суперпозиция приближается обобщенно-линейной моделью Γ .
3. Полносвязный граф Γ до дерева, задающего восстановленную суперпозицию.

Постановка задачи (формат суперпозиции)

$$f(x) = \ln(x) + x + \sin(x \cdot e^x)$$



arity	f(.)	*	+	ln	sin	·	exp	x
1	*	0	1	0	0	0	0	0
3	+	0	0	1	1	0	0	1
1	ln	0	0	0	0	0	0	1
1	sin	0	0	0	0	1	0	0
2	·	0	0	0	0	0	1	1
1	exp	0	0	0	0	0	0	1

arity	f(.)	*	+	ln	sin	·	exp	x
1	*	0.2	0.7	0.5	0.4	0.5	0.3	0.2
3	+	0.3	0.2	1.	0.8	0.6	0.3	0.7
1	ln	0.3	0.2	0.1	0.	0.1	0.5	0.5
1	sin	0.1	0.4	0.4	0.5	0.9	0.2	0.5
2	·	0.3	0.	0.3	0.5	0.	0.8	0.6
1	exp	0.2	0.3	0.4	0.1	0.5	0.4	0.4

Постановка задачи ($k - MST$, $PCST$)

Rooted $k - MST$ (k -Minimum spanning tree)

Дан неориентированный взвешенный граф $G = (V, E)$ с выделенной корневой вершиной r , при этом веса $w(e_i) = w_i > 0$, $e_i \in E$.

Построить минимальное остовное дерево покрывающее в этом графе как минимум k вершин.

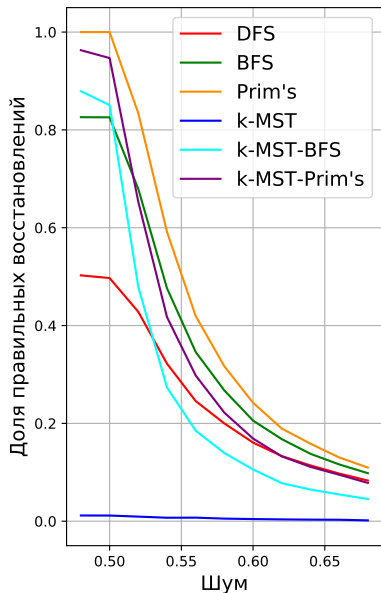
Rooted $PCST$ (Prize-Collecting Steiner Tree)

Дан неориентированный взвешенный (и вершины и ребра имеют веса) граф $G = (V, E)$ с выделенной корневой вершиной r , при этом веса $w(e_i) = w_i > 0$, $e_i \in E$ (стоимости) и $c(v_i) = c_i > 0$, $v_i \in V$ (призы).

Построить дерево T максимизирующее функционал прибыли:

$$P = \sum_{v_i \in T} c(v_i) - \sum_{e_i \in E(T)} w(e_i).$$

Результаты экспериментов, малые арности



Время работы (500000 запусков)

base	time, s	k-MST	time, s
DFS	186	None	1272
BFS	181	BFS	1221
Прим	571	Прим	1745

Качество при шуме ~ 0.5

Шум	.50	.52	.54	.56	.58
DFS	.50	.43	.32	.25	.20
BFS	.83	.68	.48	.35	.27
Прим	1.0	.83	.59	.42	.32
None	.01	.01	.01	.01	.01
BFS	.85	.48	.27	.19	.14
Прим	.95	.65	.42	.30	.22

Заключение: элементы задачи прогнозирования намерений

- ▶ Построение траекторных пространств
- ▶ Выбор оптимальной модели декодирования
- ▶ Обнаружение связей исходного и зависимого рядов
- ▶ Выбор информативного набора локальных моделей
- ▶ Выбор моделей прогнозирования локальных моделей