

# О некоторых особенностях постановки задачи прогнозирования намерений

Р. В. Исаченко, А. П. Мотренко, К. Р. Усманова,  
И. А. Шибяев, 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 мозга<sup>1</sup>,
- 2) анализ поведения носителя мобильного устройства<sup>2</sup>.

**Предполагается**, что в обоих пространствах существуют собственные закономерности.

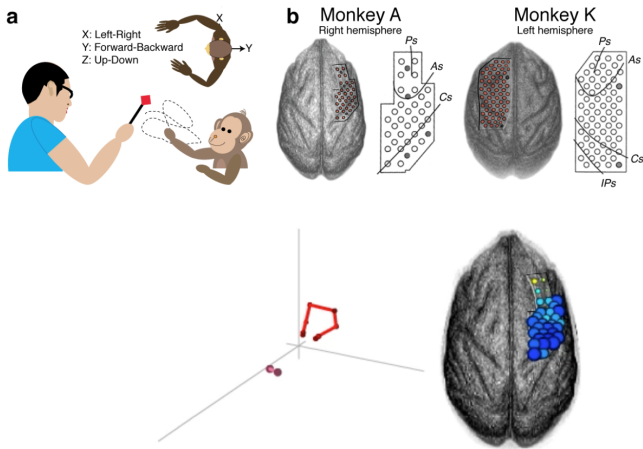
**Проблема:** эти закономерности не заданы априори.

---

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

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

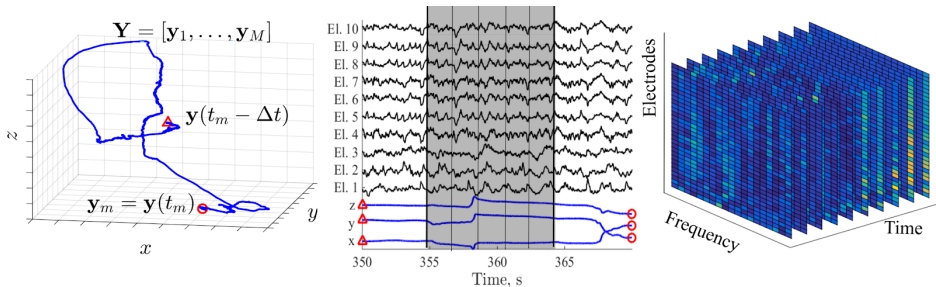
# Движения семплированы 120Hz, кортикограмма 1KHz<sup>4</sup>



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

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

# Исходный и зависимый наборы временных рядов<sup>5</sup>

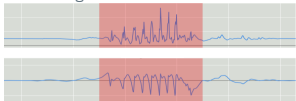


<sup>5</sup>Isachenko, Strijov. Quadratic Programming Feature Selection for Multicorrelated Signal Decoding with PLS // Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems, submitted 2018.

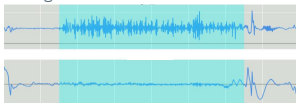
## SOLUT: Manual Work Monitoring System

# Data Samples

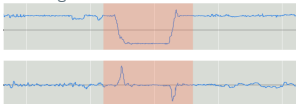
Hammering



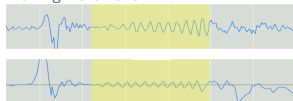
Drilling



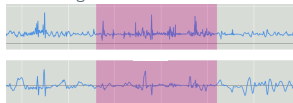
Smoking



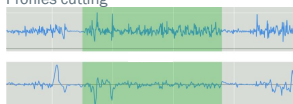
Drawing movement



Profiles alignment

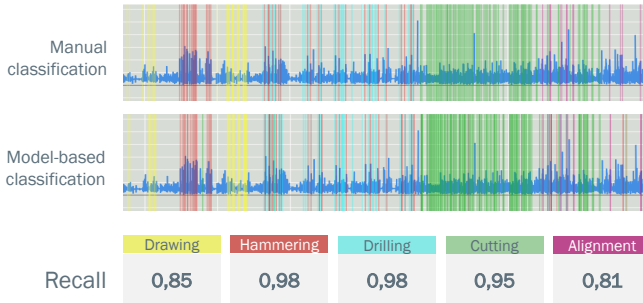


Profiles cutting



## SOLUT: Manual Work Monitoring System

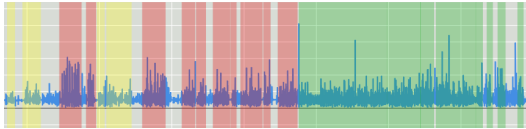
# Recognition Accuracy



# SOLUT: Manual Work Monitoring System

## Pilot Project

Partition wall construction



Markup

Horizontal  
profiles  
installation

Vertical  
profiles  
installation



Duration

11%

23%

31%

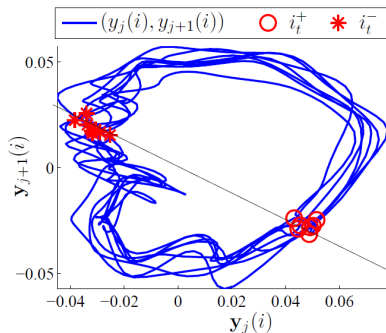
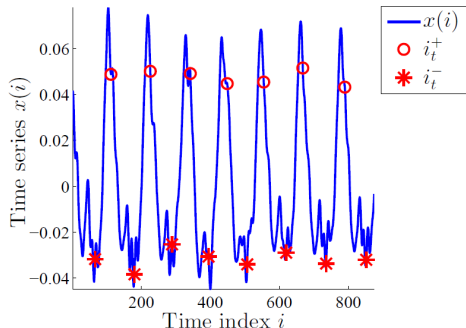
25%

Idle

# Построение фазового пространства<sup>6</sup>

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

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



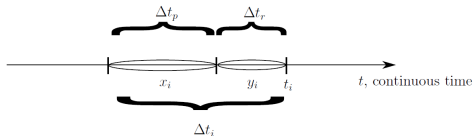
Найдем главные компоненты  $\mathbf{y}_j = \mathbf{X}\mathbf{v}_j$  как  $\mathbf{X}^T\mathbf{X} = \mathbf{V}\mathbf{\Lambda}\mathbf{V}^T$ .

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

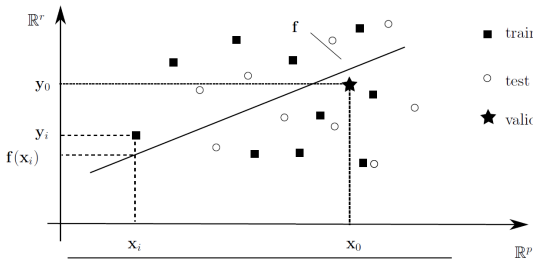


# Проекция в латентное пространство<sup>7</sup>, PLS

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



PLS согласует закономерности исходного и зависимого пространства с помощью скрытого,  $\text{var}(\mathbf{U}, \mathbf{T}) \rightarrow \max$ .



■ train      Пример для линейной модели:  
○ test

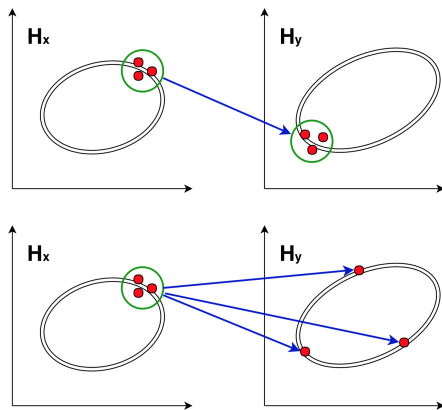
★ validation

$$\begin{aligned} \mathbf{X} &= \mathbf{TP} + \mathbf{E}, & \mathbf{PP} &= \mathbf{I}_N, \\ \mathbf{Y} &= \mathbf{UQ} + \mathbf{F}, & \mathbf{QQ} &= \mathbf{I}_N, \\ \hat{\mathbf{Y}} &= \hat{\mathbf{T}} \text{diag}(\beta) \mathbf{Q} = \mathbf{XW}. \end{aligned}$$

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

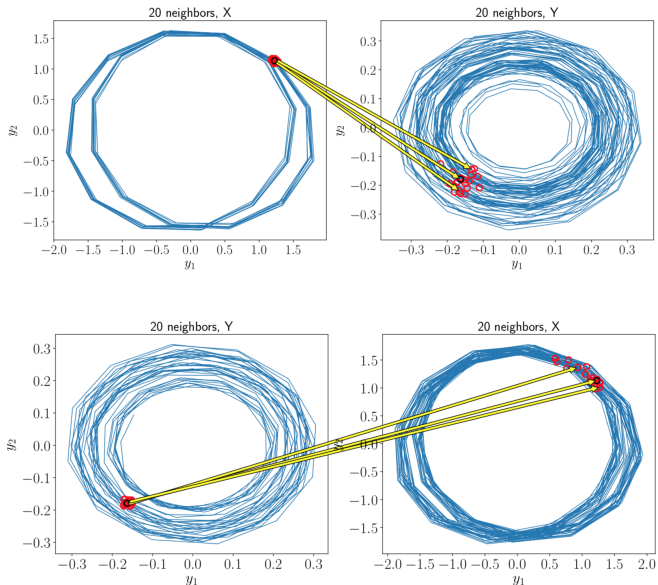
## Задача обнаружения связи между рядами $\mathbf{x}$ и $\mathbf{y}$

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  $\mathbb{H}_y$ .

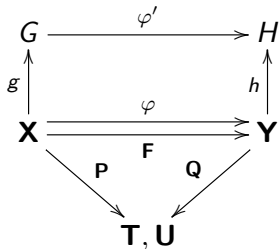
# Ближайшие соседи на фазовых траекториях



# 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

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

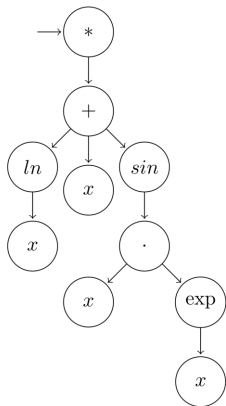
является оптимальной локально-аппроксимирующей моделью.

Отображение строится в три этапа:

1. Структура суперпозиции описывается матрицей смежности  $\mathbf{Z}$ .
2. Эта суперпозиция приближается обобщенно-линейной моделью  $\Gamma$ .
3. Полносвязный граф  $\Gamma$  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.

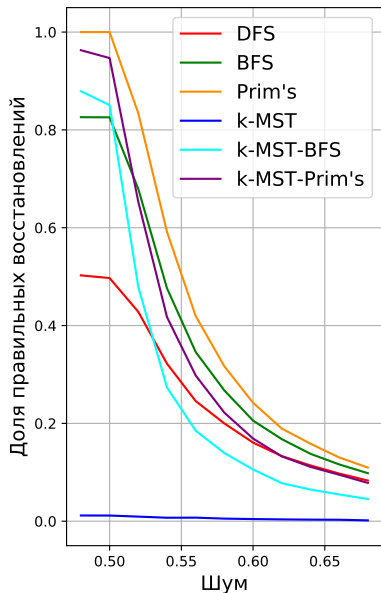
### Rooted $PCST$ (Prize-Collecting Steiner Tree)

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 $\sim 0.5$

Шум	.50	.52	.54	.56	.58
DFS	.50	.43	.32	.25	.20
BFS	.83	.68	.48	.35	.27
Прим	<b>1.0</b>	<b>.83</b>	<b>.59</b>	<b>.42</b>	<b>.32</b>
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