

« »

(-)

НАУЧНАЯ СЕССИЯ МИФИ–2009

НЕЙРОИНФОРМАТИКА–2009

**ХI ВСЕРОССИЙСКАЯ
НАУЧНО-ТЕХНИЧЕСКАЯ
КОНФЕРЕНЦИЯ**

**ЛЕКЦИИ
ПО НЕЙРОИНФОРМАТИКЕ**

« »

2009

Содержание

А. А. Лукьяница. Применение адаптивных методов для обработки экспериментальных данных	126
.....	127
.....	130
.....	130
.....	135
.....	139
.....	142
.....	144
.....	146
.....	149
.....	150
.....	152
.....	154
.....	156
.....	158
.....	160
.....	160

А. А. ЛУКЬЯНИЦА

E-mail: Luk@ic.msu.su

**ПРИМЕНЕНИЕ АДАПТИВНЫХ МЕТОДОВ
ДЛЯ ОБРАБОТКИ ЭКСПЕРИМЕНТАЛЬНЫХ ДАННЫХ**

Аннотация

Data Mining —

A. A. LUKIANITSA
Moscow State University,
Moscow
E-mail: Luk@ic.msu.su

ANALYSIS OF EXPERIMENTAL DATA BY ADAPTIVE METHODS

Abstract

This paper presents an experience of analysis of experimental data in controlled thermonuclear fusion by adaptive methods. Different data mining techniques based on Support Vector Machines, Kohonen and Hopfield neural networks and Hidden Markov Models are discussed. A theoretical background of these methods are given as well as examples of their application for modern plasma physics problems.

раздел

ITER. *Первый раздел*

ITER. *втором разделе*

Третий

Определение моды разряда плазмы

ТОКАМАК — L -

ITER

ITER.

[5],

(LDA),

[6].

Основы метода опорных векторов

N

$$f(\vec{x}) = y, \quad \{(\vec{x}_1, y_1), (\vec{x}_2, y_2), \dots, (\vec{x}_N, y_N)\}, \quad \vec{x}_i \in \mathbb{R}^n, y_i \in \{-1, +1\}$$

$$(\vec{w} \cdot \vec{x}) - \theta = 0 \quad \vec{w} \in \mathbb{R}^n, \theta \in \mathbb{R}$$

$$f(\vec{x}) = \text{sign}((\vec{w} \cdot \vec{x}) - \theta) \quad (1)$$

$$1) \quad \vec{x}_1, \dots, \vec{x}_N \text{ — опорными векторами,}$$

$$2) \quad \vec{x}_1, \dots, \vec{x}_N \text{ — опорными векторами.} \quad (2)$$

$$\max_{\vec{w}, \theta} \min_{b} \{ \|\vec{x} - \vec{x}_i\| : \vec{x} \in \mathbb{R}^n, (\vec{w} \cdot \vec{x}) - \theta = 0, j=1, \dots, N \} \quad (2)$$

$$\begin{aligned} 1: y &= (\vec{w} \cdot \vec{x}) - \theta = +1 \\ 2: y &= (\vec{w} \cdot \vec{x}) - \theta = -1 \end{aligned} \quad (3)$$

$y = +1, \quad y = -1.$ опорными векторами,

$$: (\vec{w} \cdot \vec{x}) - \theta = 0$$

$$\frac{|(\vec{w} \cdot \vec{x}) - \theta|}{\|\vec{w}\|} = \frac{1}{\|\vec{w}\|} \quad (4)$$

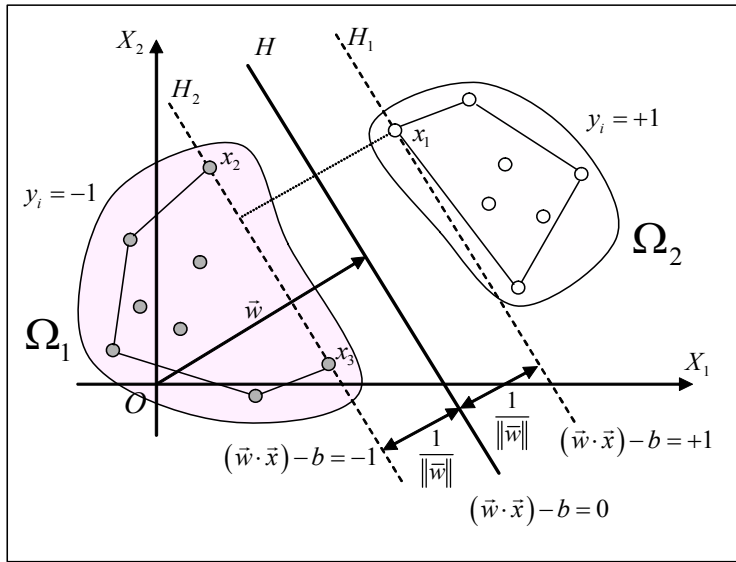


Рис. 2. Оптимальная разделяющая гиперплоскость H обеспечивает разделяющую полосу максимальной ширины между двумя классами, обозначенными белыми и темными кружками

$$\begin{aligned}
 & \frac{2}{\|\mathbf{w}\|}, \\
 & \|\mathbf{w}\|, \\
 & \begin{matrix} 1 & 2 \\ \vdots & \vdots \end{matrix} \\
 & (\vec{w} \cdot \vec{x}) - b \geq +1 \quad y = +1 \\
 & (\vec{w} \cdot \vec{x}) - b \leq -1 \quad y = -1 \\
 & (5) \quad \vdots \\
 & y_i ((\vec{w} \cdot \vec{x}) - b) \geq 1 \quad (6)
 \end{aligned}$$

$$J = \min_{\vec{w}, b} \frac{1}{2} \vec{w}^T \vec{w} \quad (7)$$

(6), (7)

$$L(\vec{w}, \vec{b}; \vec{a}) = \frac{1}{2} \|\vec{w}\|^2 - \sum_{i=1}^N \alpha_i (y_i ((\vec{w} \cdot \vec{r}_i) - \vec{b}) - 1) \quad (8)$$

$$\alpha_i \geq 0 -$$

$$L_D(\vec{a}) = \sum_{i=1}^N \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \alpha_i \alpha_j y_i y_j (\vec{r}_i \cdot \vec{r}_j) \quad (9)$$

$$\alpha_i \geq 0 \quad \sum_{i=1}^N \alpha_i y_i = 0 \quad j=1 \quad N \quad (10)$$

$$\alpha_i [y_i ((\vec{w} \cdot \vec{r}_i) - \vec{b}) - 1] \quad j=1 \quad N \quad (11)$$

.3.

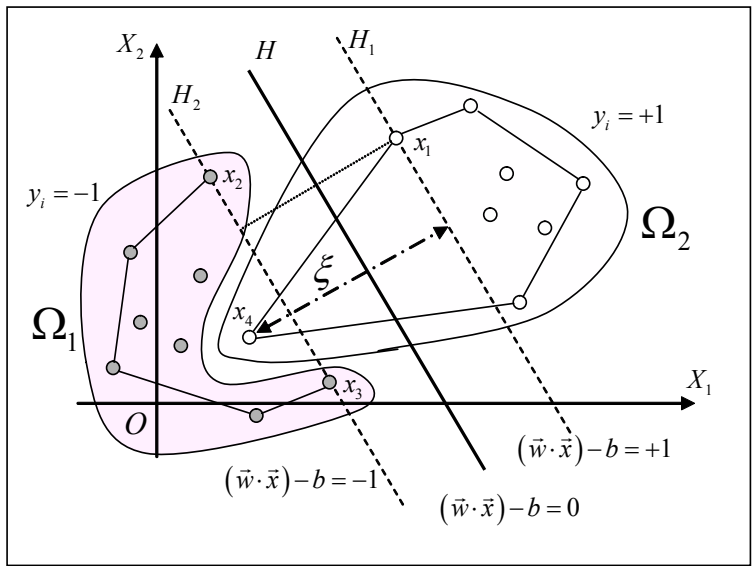


Рис. 3. Множества Ω_1 и Ω_2 не являются линейно разделимыми

« » $\begin{matrix} 1 \\ 2 \end{matrix}$, -

C . (5)

:

$$\begin{aligned} \bar{w} \cdot \bar{x}_i + \xi &\geq 1 - \xi_i & y_i = +1 \\ \bar{w} \cdot \bar{x}_i + \xi &\leq -1 + \xi_i & y_i = -1 \end{aligned} \quad (12)$$

$\xi_i \geq 0, \quad i = 1, \dots, N - 1$. (7)

:

$$J = \frac{1}{2} \bar{w}^T \bar{w} + C \sum_i \xi_i \quad (13)$$

:

$$y_i(\bar{w} \cdot \bar{x}_i + \xi) + \xi_i \geq 1 \quad (14)$$

$\xi_i \geq 0.$

$$L(\vec{w}, \mathbf{c}) = \frac{1}{2}(\vec{w} - \vec{w})^2 + C \sum_{i=1}^N c_i - \sum_{i=1}^l \mathbf{c}_i \{[(\vec{r}_i \cdot \vec{w}) + \theta] y_i + i - 1\} - \sum_{i=1}^N c_i i \quad (15)$$

$$L_D(\vec{c}) = \sum_{i=1}^N c_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N c_i c_j y_i y_j (\vec{r}_i \cdot \vec{r}_j) \quad (16)$$

$$0 \leq c_i \leq C \quad \sum_{i=1}^N c_i y_i = 0 \quad j=1 \quad N \quad (17)$$

(9), (10) c_i (17).

$$\vec{w} = \sum_{i=1}^N c_i y_i \vec{r}_i \quad (18)$$

Численный эксперимент

PID [7],

20

, JET [8],
 , 8 наиболее важных, :
 (MA);
 B_T (T);
 P_{loss} (MW);
 n_e (10^{19} m^{-3});
 , (m);
 , (m);
 a ();
 M (AMU).
 (\vec{x}, y) , $\vec{x} = \{ B_T, P_{loss}, n_e, a, M \}$, $y = \{+1, -1\}$,
 $+1$, -1 L-mode.
 9706 , 5837
 3869 — L- . .4

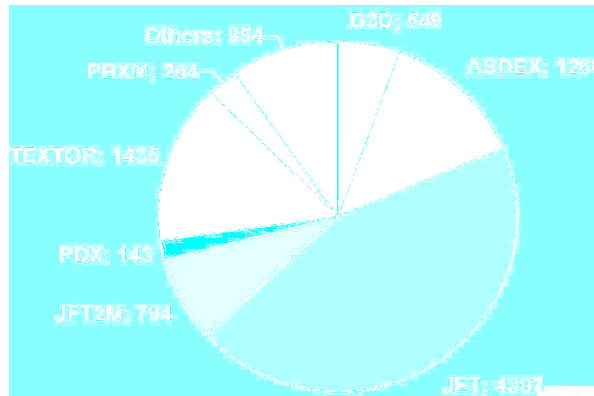


Рис. 4. Распределение разрядов обучающего множества по различным установкам

, [9].

$$9706 \times 9706 \approx 10^8.$$

(Sequential Minimal Optimization, [10]),

[6]:

$$1.6142 \cdot \dots - 0.0925 \cdot B_T + 1.7215 \cdot P_{loss} + 0.1347 \cdot n_e - 2.04 \cdot \dots + 2.24066 \cdot \dots + 11.18 \cdot a - 11.5165 \cdot M + 6.8086 = 0 \quad (19)$$

92.66%

.5

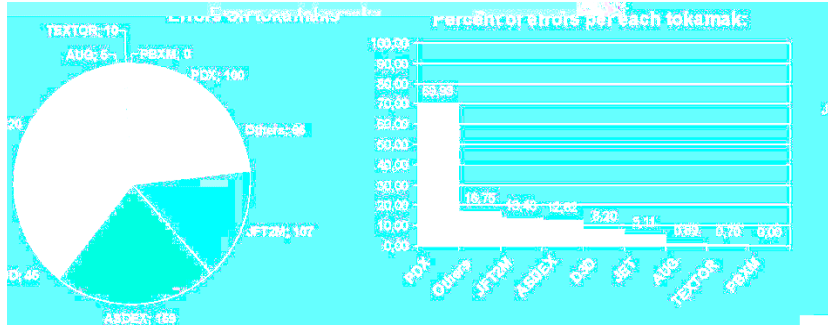


Рис. 5. Распределение ошибочно классифицируемых разрядов по установкам (слева) и доля ошибок в процентах от числа разрядов для каждой установки (справа)

PDX JET 5.11%,
70%.

.6 (SOM),
 [11], SOM

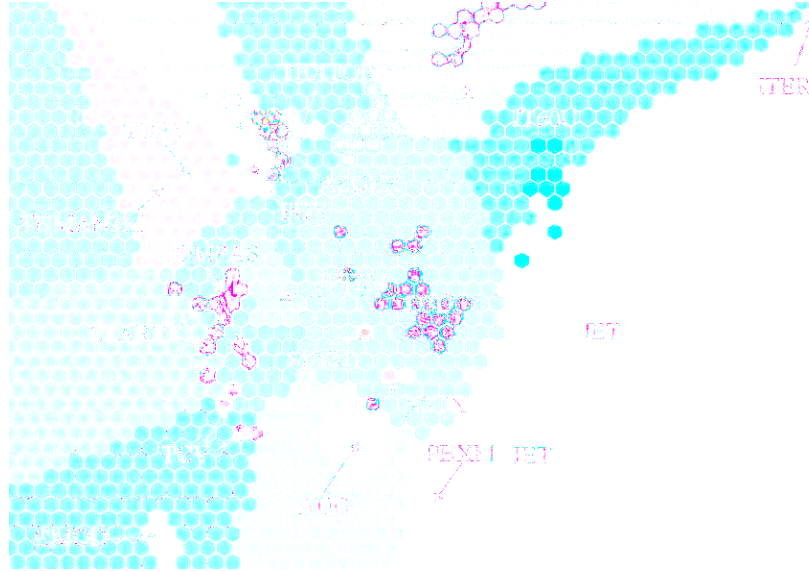


Рис. 6. Самоорганизующаяся карта Кохонена распределения параметров разрядов из БД

.6 , PDX
 JET, TFTR JT60U,
 JFT2M ASDEX,
 13.4% 12.62%.

ITER.
ITER, 400MW [8, 12]:

$$= 6.2 \cdot 10^3 = 2 \cdot 10^3 \quad B_T = 5.3 \quad n_e = 10.1 \cdot 10^{19} \text{ m}^{-3}$$

$$M = 2.5 = 15 \text{ MA} \quad P_{loss} = 87 \text{ M} \quad a = 1.7$$

(19),

ITER 40%
ITER

Сокращение числа параметров

[12] $\{B_T, P_{loss}, n_e, M\}$, [13] $\{B_T, n_e, M\}$, [14] $\{P_{loss}, n_e, M\}$, [15] $\{P_{loss}, B_T, n_e, M\}$.

[16]

$$f_i = \sum_{k=1}^m \lambda_{ik} F_k + \epsilon_i \quad j=1 \quad n \quad m < n \quad (20)$$

ϕ_i « » ,
 ϕ_i
 ϕ_i
 ϕ_i
 $\phi^2(\phi_i)$
 .1
 $m = 4$.

Таблица 1. Значения общности и специфичности для рассматриваемых параметров при $m = 4$

Параметр	Общность	Специфичность
	0.8060	0.0376
B_T	0.6964	0.0922
P_{loss}	0.5773	0.1787
n_e	0.6107	0.1515
	0.9950	0.0000
	0.9817	0.0003
	0.5002	0.2498
M	0.1946	0.6487

.1 , $\{ B_T \}$
 $\{ P_{loss} n_e a M \}$
 .7.

$$w_1 \phi_1^0 + \dots + w_n \phi_n^0 - \theta = 0$$

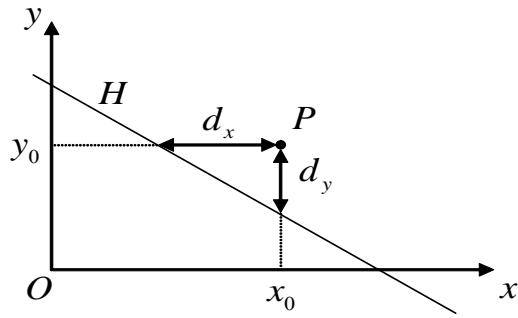


Рис. 7. Определение вариации в случае двух параметров (x, y) . Здесь H — гиперплоскость, $P(x_0, y_0)$ — точка данных, d_x и d_y — вариации соответственно по x и y

$$\vec{\phi}^C = (\phi_1^C \quad \phi_n^C), \quad -$$

$$w_1 \phi_1^C + \dots + w_n \phi_n^C - \theta = y^C$$

;

$$\Delta \phi_i = \phi_1^C - \phi_1^0 = -\frac{y^C}{w_i^C}$$

.2.

$$\{ P_{loss} \text{ a } M \}.$$

.3

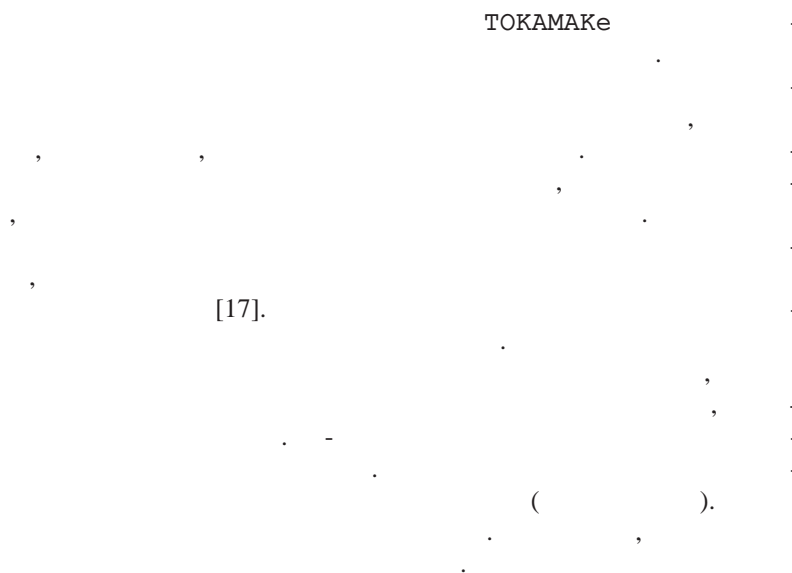
.3,

6.7%.

Таблица 2. Абсолютные значения вариаций, усредненные по всем векторам обучающего множества

Параметр	Вариация
P_{loss}	0.33
M	0.59
a	0.81
	1.06
n_e	2.37
	2.18
	5.74
B_T	13.2

Реконструкция границы плазмы по видеоизображению¹



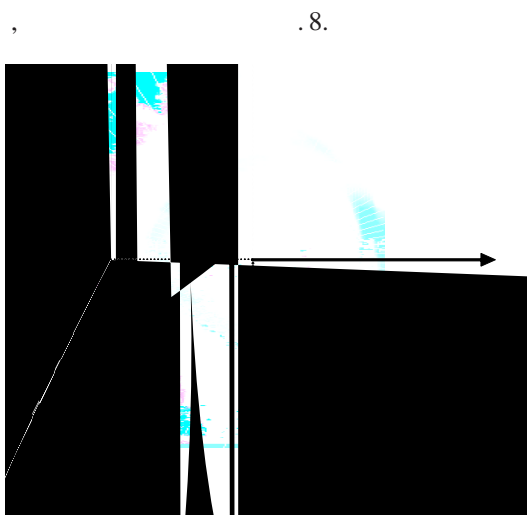
¹Эта работа выполнена совместно с С. В. Носовым

Таблица 3. Результаты классификации для различных комбинаций параметров

Число параметров : Параметры	Точность классификации, %
8 : $B_T P_{loss} n_e a M$ - All 8	92.66
7 : $B_T P_{loss} a M$	91.07
7 : $B_T P_{loss} n_e a M$	90.90
7 : $B_T P_{loss} n_e a M$	90.62
7 : $P_{loss} n_e, R, a, K_a M$	90.58
7 : $B_T P_{loss} n_e, R, a, K_a M$	90.09
7 : $B_T P_{loss} n_e M$	87.00
7 : $B_T P_{loss} n_e a$	86.10
7 : $B_T n_e a M$	82.40
5 : $B_T P_{loss} n_e M$ (как в [16])	85.17
5 : $B_T P_{loss} n_e$	80.30
5 : $B_T n_e, R, a, M$ (как в [13])	79.85
5 : $B_T P_{loss} n_e$ (как в [15])	74.80
4 : $P_{loss} M a$	92.44
4 : $P_{loss} M a n_e$	90.58
4 : $P_{loss} M a B_T$	90.05
4 : $P_{loss}, n_e B_T$ (as in ref. [14])	79.20
4 : $n_e B_T$	65.20
4 : B_T	62.92
3 : $P_{loss} M a$	88.12
2 : $P_{loss} M$	85.95

, , ,
, , -
, , NP-
, -
NP- , -

Постановка задачи



.8. , - ,
 , 255.
 ,
 (. .) ,



Рис. 9. Горизонтальное сечение изображения плазмы

: « »

$$x_0 = \frac{\sum_{i=1}^{N_x} \sum_{j=1}^{N_y} pixel(x_i, y_j) x_i}{\sum_{i=1}^{N_x} \sum_{j=1}^{N_y} pixel(x_i, y_j)} \quad y_0 = \frac{\sum_{i=1}^{N_x} \sum_{j=1}^{N_y} pixel(x_i, y_j) y_j}{\sum_{i=1}^{N_x} \sum_{j=1}^{N_y} pixel(x_i, y_j)} \quad (21)$$

$$\begin{aligned}
 & \text{pixel}(y_i) - \text{pixel}(r_i(j)) \\
 & 0 \leq i \leq N_r - 1, \quad 0 \leq j \leq N_r - 1 \\
 & \text{pixel}(r_i(j)) = \text{pixel}(y_i) + \Delta r_i(j)
 \end{aligned}$$

$$\{r_i(j)\} = \sum_{j=0}^{N_\phi} \text{pixel}(r_i(j)) \rightarrow \max_{\{r_i(\phi_j)\} \in \Omega} \quad (22)$$

$$r_{i(j)} = r_i^*(j)$$

Применение сети Хопфилда

NP-

[18].

. 10.

$$\begin{aligned}
 \tau_i &= -\frac{u_i}{r} + \sum_{j=1}^n w_{ij} \tau_j + \theta_i \\
 \tau_i &= \varphi(u_i)
 \end{aligned} \quad (23)$$

$$\varphi(u) = 1 / (1 + \exp(-u))$$

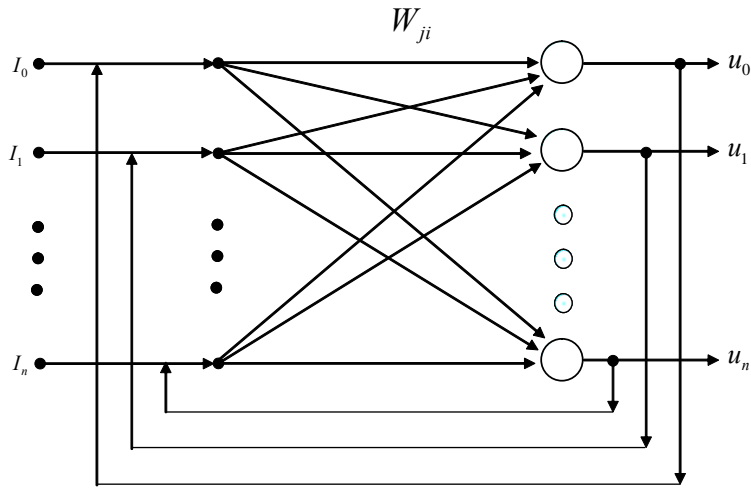


Рис. 10. Архитектура сети Хопфилда

(23),

$$\begin{aligned}
 E = & A \sum_i \sum_j \sum_{k \neq j} \alpha_{\tau_{i,j} \tau_{i+1,k}} d_{i,j} d_{i+1,k} + B \sum_i \sum_j \sum_k \beta_{\tau_{i,j} \tau_{i+1,k}} + \\
 & + C \sum_k \sum_j \beta(\tau_{1,k} - \tau_{n,j})^2 + \frac{D}{2} \sum_i \sum_j (d_{i+1,j} - 2d_{ij} + d_{i-1,j})^2 - \\
 & - \frac{E}{2} \sum_i \sum_j (\tau_{ij})^2 \quad (24)
 \end{aligned}$$

$$d = \begin{cases} 0 & | - \downarrow \leq 1 \\ | - \downarrow > 1 \end{cases}$$

$$A = \begin{pmatrix} B & C \\ \dots & \dots \end{pmatrix},$$

$$, \vartheta_{i,j} = 1$$

$$\left\{ \frac{\downarrow}{n \text{ or } er} \cos\left(\frac{2\pi \downarrow}{n \text{ or } er}\right); \frac{\downarrow}{n \text{ or } er} \sin\left(\frac{2\pi \downarrow}{n \text{ or } er}\right) \right\}$$

(n or — , n er —):

$$\vartheta_{i,j} = \begin{cases} 0 & \vartheta_{i,j} \neq \max_j \vartheta_{i,j} \\ 1 & \vartheta_{i,j} = \max_j \vartheta_{i,j} \end{cases}$$

100 . 11.

[19]. N^3 ,

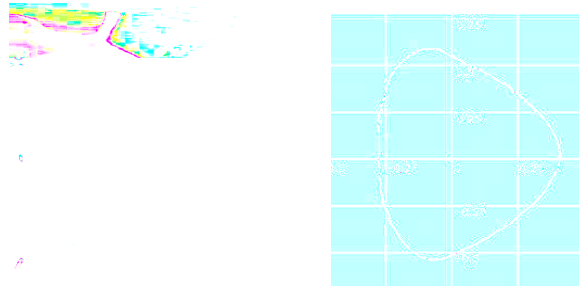


Рис. 11. Исходное изображение плазмы (*слева*) и граница, полученная с помощью сети Хопфилда (*справа*)

Обработка данных магнитной диагностики плазмы с помощью скрытых моделей Маркова

JET EFDA,

() [20],

JET

MAST

[21].

Введение в скрытые модели Маркова

[22].

(. . . 12).

$M -$ (, -
 $);$
 $= \{ \nu_1 \quad \nu_M \} -$
 $($, $\nu_1, \quad \nu_2 \quad . . .);$
 $N -$ (, , -
 $);$
 $= \{ \nu_1 \quad \nu_N \} -$ (,
 $\nu_1, \quad \nu_2 \quad . . .);$
 $q_t -$, (. .
 $q_t -$ $\nu_t);$
 $o_t -$, (. . $o_t -$ -
 $\nu_i);$

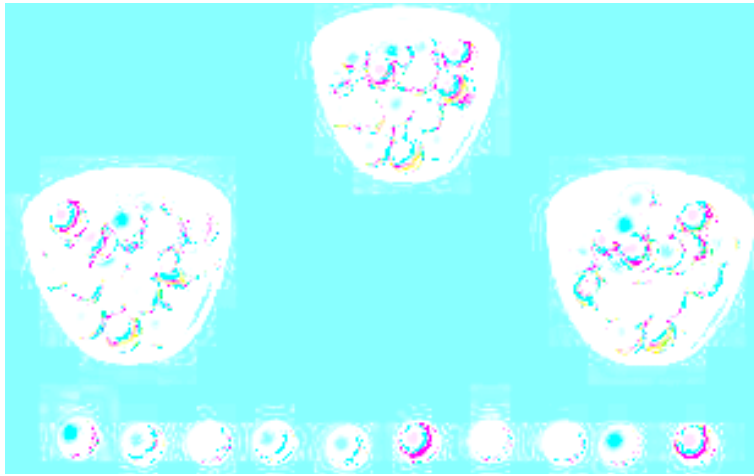


Рис. 12. Урны с шарами (вверху) и последовательность извлеченных шаров (внизу)

$$\begin{aligned}
 O &= \{o_1 \dots o_T\} - \text{наблюдения}; \\
 \pi &= \{\pi_i\} - \text{скрытое состояние}; \\
 \pi_i &= P(q_1 = i) - \text{вероятность начального скрытого состояния}; \\
 i_j &= P(q_t = j | q_{t-1} = i) - \text{вероятность перехода}; \\
 A &= \{a_{ij}\} - \text{матрица переходных вероятностей, } N \times N; \\
 b_j(k) &= P(o_t = k | q_t = j) - \text{вероятность наблюдения}; \\
 \lambda &= (A \ B \ \pi) - \text{скрытая модель Маркова}; \\
 O &= \{o_1 \ o_2 \ \dots \ o_T\} - \text{наблюдения}; \\
 \pi &= \{\pi_i\} - \text{скрытое состояние}; \\
 q_1 &= i - \text{начальное скрытое состояние}; \\
 q_2 &= j - \text{следующее скрытое состояние}; \\
 \pi &= P(o_1 = k | q_1 = i) - \text{вероятность начального наблюдения}.
 \end{aligned}$$

$$ij: ij = P(q_2 = j | q_1 = i) (\dots)$$

$$P(o_2 = r_l | q_2 = j)$$

$$O = o_1 o_2 \dots o_T, \quad (13)$$

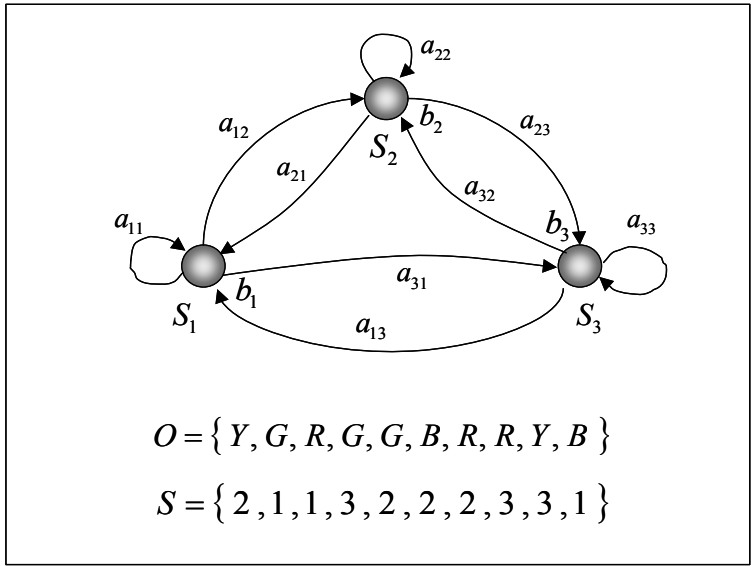


Рис. 13. Модель Маркова, соответствующая 3 урнам с рис. 12, наблюдаемая последовательность O и набор соответствующих состояний S

$$O = o_1 o_2 \dots o_T$$

Последовательность обработки магнитных сигналов

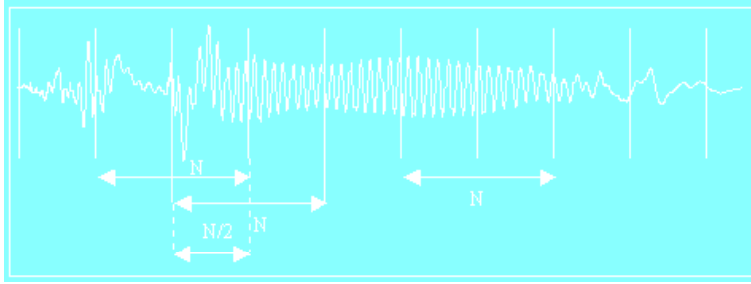


Рис. 14. Нарезка сигнала перекрывающимися окнами длиной N отсчетов

$$\omega(n) = 0.54 - 0.46 \cos\left(\frac{2\pi(n-1)}{N}\right) \quad (25)$$

$$s(n) = \hat{s}(n) \omega(n) \quad (26)$$

$$\vec{C} = F^{-1}[\log |F[s_i(\cdot)]|] \quad (27)$$

MAST
[23].

Процедура сравнения двух сигналов

... , $\lambda_1 \lambda_2 \dots \lambda_m$, -
 () . -
 $O = \{o_1 \dots o_T\}$ (22). ,
 ?

Задача 1.

$O = \{o_1 \dots o_T\}$ $\lambda = (A B \pi)$.
 $P(O | \lambda)$

« »:
 $Q = q_1 q_2 \dots q_T$ -
 λ
 $P(Q | \lambda) = \pi_{q_1} \pi_{q_2} \dots \pi_{q_T}$ (28)

$$P(O | Q, \lambda) = \pi_{q_1}(o_1) \pi_{q_2}(o_2) \dots \pi_{q_T}(o_T) \quad (29)$$

$$P(Q | \lambda) = \sum_Q P(O | Q, \lambda) P(Q | \lambda) = \sum_Q \pi_{q_1} \pi_{q_2} \dots \pi_{q_T} \pi_{q_1}(o_1) \pi_{q_2}(o_2) \dots \pi_{q_T}(o_T) \quad (30)$$

$Q = q_1 q_2 \dots q_T$,
 2^T ,
 N^T ,
 $P(O | \lambda)$
 $N = 10^6$) = 5 ()

$P(O|\lambda)$, 1 , $-$, $-$

$$\alpha_t(i) = P(o_1 o_2 \dots o_t, q_t = (S_i | \lambda)). \quad (31)$$

1. $\alpha_1(i) = \pi_i b_i(o_1), \quad 1 \leq i \leq N. \quad (32)$

2. $\alpha_{t+1}(j) = \left[\sum_{i=1}^N \alpha_t(i) a_{ij} \right] b_j(o_{t+1}). \quad (33)$

3. $P(O|\lambda) = \sum_{i=1}^N \alpha_T(i). \quad (34)$

$1 - P(O|\lambda)$

$$\beta_t(i),$$

$$o_{t+1} o_{t+2} \dots o_T, \quad t+1 \quad T, \quad S_i:$$

$$\beta_t(i) = P(o_{t+1} o_{t+2} \dots o_T | q_t = S_i, \lambda). \quad (35)$$

1. $\beta_T(i) = 1, \quad 1 \leq i \leq N. \quad (36)$

2. $t = T-1, T-2, \dots, 1; \quad 1 \leq i \leq N:$

$$\beta_t(i) = \sum_{j=1}^N a_{ij} b_j(o_{t+1}) \beta_{t+1}(j). \quad (37)$$

3. $P(O | \lambda) = \sum_{i=1}^N \pi_i b_i(o_1) \beta_1(i). \quad (38)$

$P(O | \lambda)$
 N^2
 $N = 10 \quad = 5 \quad 500$
 2000

Настройка скрытых моделей Маркова

1. $\pi = \{\pi_i\}.$
2. $A = \{ a_{ij} \}.$
3. $B = \{ b_j(o) \}.$

Задача 2.

$$\lambda = (A \ B \ \pi).$$

$$O = \{o_1 \ \dots \ o_T\}$$

$$P(O|\lambda)?$$

(Baum-Welsh) [20, 22],

$$t(i, j) = P(q_t = i, q_{t+1} = j | O, \lambda) \quad (39)$$

$$t(i, j) = \frac{\alpha_t(i) \beta_{t+1}(j) \theta_{ij}(o_{t+1})}{P(O|\lambda)} = \frac{\alpha_t(i) \beta_{t+1}(j) \theta_{ij}(o_{t+1})}{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \alpha_t(i) \beta_{t+1}(j) \theta_{ij}(o_{t+1})} \quad (40)$$

$$\gamma_t(j) = \sum_{i=1}^N t(i, j) \quad (41)$$

$$\sum_{t=1}^{T-1} \gamma_t(j)$$

$$\sum_{t=1}^{T-1} t(i, j)$$

$$\hat{\pi}_i = \gamma_1(i) \quad \hat{\theta}_{ij} = \frac{\sum_{t=1}^{T-1} t(i, j)}{\sum_{t=1}^{T-1} \gamma_t(j)} \quad \hat{\theta}_j(k) = \frac{\sum_{t=1}^T \gamma_t(k)}{\sum_{t=1}^T \gamma_t(j)} \quad (42)$$

$$\hat{\theta}_j(\cdot) = \frac{\sum_{t=1}^T \gamma_t(\cdot)}{\sum_{t=1}^T \gamma_t(\cdot)}$$

[20],

1. $\lambda = \hat{\lambda} -$
2. $P(O | \hat{\lambda}) > P(O | \lambda) -$

Результаты численного моделирования

[23]! MAST (10 .15 ;

$$\sum_{j=1}^N i_j = 1 \quad \sum_{j=1}^M \theta_j(\cdot) = 1 \quad \sum_{j=1}^N \pi_j = 1$$

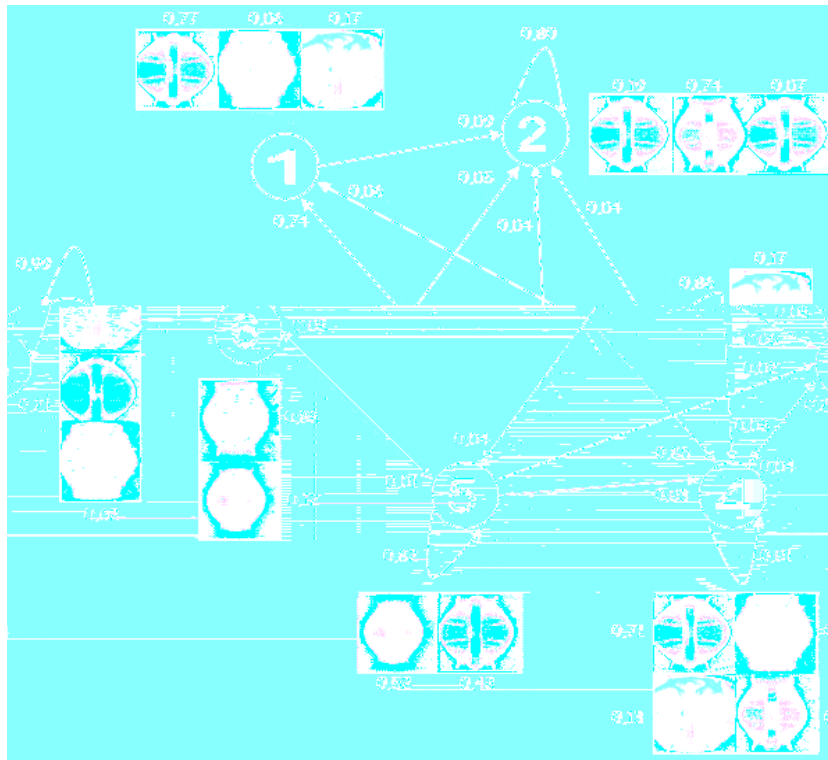


Рис. 15. Графическое изображение скрытой модели Маркова для одного разряда на установке MAST

$N -$, $M -$, -

Заключение

Литература

1. *Lukianitsa A. A. et al.* Data mining methods in controlled thermonuclear fusion // Proc. of the 1st Korean-Russian Workshop on Data Mining. – М.: , 2008. – .17–27.
2. *Тамм И. Е.* (I). – . – .: , .1, 1958. – .3–19.
3. *Сахаров А. Д.* (II). – . – .: , .1, 1958. – .20–30.
4. *Тамм И. Е.* (III). – . – .: , .1, 1958. – .31–41.

5. *Vapnik V.N.* The Nature of Statistical Learning Theory. 2nd Ed. – Springer, 2000. – 314 pp.
6. *Lukianitsa A. A., Zhdanov F. M., Zaitsev F. S.* Analyses of ITER operation mode using the support vector machine technique for plasma discharge classification // *Plasma Physics and Control Fusion*. – 2008, **50**. – 14 pp.
7. URL: <http://efdasql.ipp.mpg.de/HmodePublic>
8. *Cordey J. G., Kardaun O., Thomsen K. et al.* Recent developments in the staistical analysis of the Tokamak confinement data and the implications for ITER and Power Plants // *Fusion Theory Colloquium*, Nov. 24, 2004.
9. – , 1974. – 416 .
10. *Platt J.C.* Fast training of support vector machines using sequential minimal optimization // In: *Advances in Kernel Methods – Support Vector Learning* / Ed. by *B. Scholkopf, C. Burges, and A. Smola*. – MIT Press, 1998. – pp. 41–65.
11. *Kohonen T.* Self-organizing maps. – Berlin, Heidelberg: Springer, 1995.
12. Plant description document 2000 “ITER Technical Basis”, h. 4, pp. 1–39.
13. *Martin Y.* Prediction of the ITER H-mode power threshold by means of various statistical techniques // *ICPP 25th EPS Conf. on Contr. Fusion and Plasma Physics*, Praha, 1998.
14. *Martin Y.R. et al.* H-mode threshold power dependences in ITPA threshold database // *20th IAEA Fusion Energy Conference*, Vilamoura, Portugal, 2004.
15. *Righi E. et al.* Isotope scaling of the H-mode power threshold // *JET Nuclear Fusion*. – 1999, 39, 309.
16. *Everitt B. S.* An introduction to latent variable models. – London: Chapman and Hall, 1984.
17. *Костомаров Д. П., Зайцев Ф. С., Лукьяница А. А.* – // Доклады Академии наук. – 2005, .404, 6. – .753–756.
18. *Hopfield J.J.* Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilities // *Proceedings of the National Academy of Science. USA*. – 1982. – **79**. – pp. 2554-2558.
19. *Костомаров Д. П., Лукьяница А. А., Зайцев Ф. С., Трефилов А. Б., Злобин В. В.* // Вопросы атомной науки и техники, сер. Матем. моделир. физич. процессов. – 2005, .4. – .53–68.
20. *Rabiner L.R.* A tutorial on Hidden Markov Models and selected applications in speech recognition // *Proceeding of the IEEE*. – Feb. 1989. – Vol. 77, No. 2.

21. *Lukianitsa A. A., Zaitsev F. S.* Advanced methods for analysis of plasma diagnostics data // Proc. of the 8th International FLINS Conference "Computational Intelligence in Decision and Control", Madrid, 2008. – pp. 43–48.
22. *Лукьяница А. А.*
URL: http://leader.cs.msu.su/~luk/HMM_rus.html
23. *Lukianitsa A. A., Nosov S. V., Zaitsev F. S.* Processing of magnetic diagnostics data using Hidden Markov Models // Proc. of 35th EPS Plasma Physics Conference, Crete, Greece, 2008. – 4pp.

Андрей Александрович ЛУКЪЯНИЦА,

, -
.
:
,
-
70
-
.