

ОЦІНКА ІНФОРМАТИВНОСТІ ОЗНАК РОЗПІЗНАВАННЯ ЗА МЕТОДОМ ФУНКЦІОНАЛЬНО-СТАТИСТИЧНИХ ВИПРОБУВАНЬ

А.С. Довбиш, д-р техн. наук, доц.; І.В. Шелехов, асист.
Сумський державний університет

Розглядається в рамках інформаційно-екстремальної інтелектуальної технології метод оцінки інформативності ознак розпізнавання, що полягає в побудові на етапі навчання системи керування оптимального розбиття простору ознак на класи еквівалентності. Введення до алгоритму навчання контуру оцінки інформативності ознак дозволяє підвищити достовірність класифікації.

ВСТУП

Алгоритми оцінки інформативності ознак широко використовуються в методах селекції ознак розпізнавання (ОР) [1-3]. Оптимізація словника ознак за цими методами передбачає визначення та видалення малоінформативних ОР, що зберігає характерну семантику образів. За способами оцінки інформативності методи селекції ОР поділяють на фільтри (*Filters*) – методи попередньої обробки [4] та вкладені методи (*Wrappers*) [5]. Фільтри, використовуючи елементи теорії інформації, є найбільш універсальними методами оцінки ознак, але вони не аналізують їх класифікаційні особливості. Вкладені методи базуються на оцінці ефективності навчання, що вказує на наявність певних симбіотичних відносин між ними та алгоритмами навчання системи. Завдяки цьому вкладені методи характеризуються більш якісними, ніж фільтри, результатами, але втрачають в оперативності та універсальності.

Оцінка інформативності ОР здійснюється за такими мірами:

1) Дистанційні (*Distance metrics*), що оцінюють ступінь рознесеності образів у просторі ознак [7] і характеризуються універсальністю та незначними обчислювальними витратами.

2) Інформаційні (*Information measures*), що визначають приріст кількості інформації – різницю між апіорною та очікуваною апостеріорною невизначеністю при використанні кожної ОР [8]. Вони характеризуються універсальністю та незначними обчислювальними витратами.

3) Кореляційні (*Dependence/Correlation metrics*) [9], що так само характеризуються універсальністю та незначними обчислювальними витратами, але їх головним недоліком є відсутність адаптації порогового рівня.

4) Сумісністьні (*Consistency Measures*), що визначають сумісність навчальних даних [10], використовуючи поняття мінімального обсягу репрезентативної навчальної вибірки (*Min-Features bias*). Такі міри характеризуються універсальністю та помірними обчислювальними витратами.

5) Точнісні (*Classifier Error Rate Measures*), що використовуються у вкладених методах, для яких функція оцінки залежить від точнісних характеристик здатних навчатися систем [11,12]. Вони характеризуються високою точністю, але значними обчислювальними витратами. Такі міри – єдині, за якими можна безпосередньо вказати асимптотичну точність прийняття рішень системою вже на етапі її навчання.

Міри якості з груп 1-4 найчастіше використовуються у фільтрах, а з групи 5 – у вкладених методах селекції, що пояснює універсальність перших і високу точність останніх.

У статті розглядається завдання оцінки інформативності ОР у рамках методу функціонально-статистичних випробувань (МФСВ) [13] шляхом побудови оптимальним в інформаційному розумінні способом розбиття простору ОР на класи еквівалентності і застосування вкладених методів селекції ознак з метою поєднання переваг вищенаведених методів оцінки при розв'язанні задач аналізу і синтезу систем керування (СК), що навчаються.

ПОСТАВЛЕННЯ ЗАВДАННЯ

Розглянемо загальне поставлення завдання оцінки інформативності ознак розпізнавання в процесі навчання за МФСВ. При цьому основним елементом розбиття простору ОР є контейнер K_m^o класу X_m^o , $m = \overline{1, M}$, який являє собою замкнену роздільну гіперповерхню із визначеним деяким способом її геометричним центром, що відповідає гіпотезі компактності (як чіткої, так у загальному випадку і нечіткої) реалізацій образу. Умови нечіткого розбиття простору ОР Ω для гіперсферичного класифікатора за МФСВ є:

$$\begin{aligned}
 & 1) \quad (\forall X_m^o \in \mathfrak{R}^{|\mathcal{M}|}) [X_m^o \neq \emptyset]; \\
 & 2) \quad (\forall X_k^o \in \tilde{\mathfrak{R}}^{|\mathcal{M}|}) (\forall X_m^o \in \tilde{\mathfrak{R}}^{|\mathcal{M}|}) [X_k^o \neq X_m^o \rightarrow \text{Ker } X_k^o \cap \text{Ker } X_m^o = \emptyset]; \\
 & 3) \quad (\exists X_k^o \in \mathfrak{R}^{|\mathcal{M}|}) (\exists X_m^o \in \mathfrak{R}^{|\mathcal{M}|}) [X_k^o \neq X_m^o \rightarrow X_k^o \cap X_m^o \neq \emptyset]; \\
 & 4) \quad (\forall X_k^o \in \tilde{\mathfrak{R}}^{|\mathcal{M}|}) (\forall X_l^o \in \tilde{\mathfrak{R}}^{|\mathcal{M}|}) [X_k^o \neq X_l^o \rightarrow (d_k^* < d(x_k \oplus x_l)) \& \\
 & \quad \quad \quad \& (d_l^* < d(x_k \oplus x_l))]; \\
 & 5) \quad \bigcup_{X_m^o \in \mathfrak{R}^{|\mathcal{M}|}} X_m^o \subseteq \Omega; k, m = \overline{1, M}, \tag{1}
 \end{aligned}$$

де x_k , x_m - еталонні вектори, вершини яких є центрами класів X_k^o і X_m^o відповідно; d_k^* , d_m^* - оптимальні радіуси контейнерів K_k^o і K_m^o відповідно.

Нехай ефективність навчання розпізнаванню реалізацій класу X_m^o , $m = \overline{1, M}$, характеризується значенням критерію функціональної ефективності (КФЕ) E_m . Відома навчальна матриця $\|y_{m,i}^{(j)}\|$, $i = \overline{1, N}$, $j = \overline{1, n}$, де N , n - кількість ОР і випробувань відповідно, і структурований вектор параметрів функціонування СК $g_i = \langle g_{i,1}, \dots, g_{i,\xi}, \dots, g_{i,\Xi} \rangle$ з обмеженнями $R_\xi(g_{i,1}, \dots, g_{i,\Xi}) \leq 0$, тут i - номер ОР, для якої здійснюється оцінка інформативності. Необхідно знайти при виконанні умов (1) оптимальні значення координат вектора g_i , які забезпечують максимум КФЕ навчання системи:

$$E_i^* = \max_G E_i, \tag{2}$$

де E_i – усереднене за класами значення КФЕ на поточному кроці оцінки інформативності i -ї ОР; G – область допустимих значень параметрів навчання.

При цьому оптимальне значення окремого параметра навчання $g_{i,\xi}$ визначається як $g_{i,\xi}^* = \arg E_i^*$, де G_ξ – область допустимих значень параметра $g_{i,\xi}$.

Таким чином, для оцінки інформативності ознак в процесі навчання СК необхідно визначити вплив окремої ОР на екстремальне значення КФЕ (2), використовуючи вкладені методи оцінки на базі інформаційних мір.

МАТЕМАТИЧНІ МОДЕЛІ

Розглянемо категорійні моделі навчання і екзамену в рамках МФСВ за апіорно класифікованими навчальними матрицями. Така модель повинна обов'язково включати вхідний математичний опис СК, який подамо у вигляді структури

$$\Delta B = \langle G, T, \Omega, Z, Y; F, \Phi \rangle, \quad (3)$$

де G – простір вхідних сигналів (факторів); T – множина моментів часу зняття інформації; Ω – простір ОР; Z – простір можливих функціональних станів СК; Y – терм-множина сигналів після первинної обробки інформації (вибіркова множина); $F: G \times T \times Z \rightarrow \Omega$ – оператор формування простору Ω ; $\Phi: G \times T \times \Omega \times Z \rightarrow Y$ – оператор формування вибіркової множини Y . У виразі (3) добуток $G \times T \times \Omega \times Z$ утворює універсум випробувань СК.

Будемо розглядати процес навчання СК як поєднання побудови оптимального розбиття простору ознак Ω на класи розпізнавання з оцінкою інформативності ОР.

Введемо оператор θ побудови у загальному випадку нечіткого розбиття $\tilde{\mathfrak{R}}^{|M|}$ простору ознак на M класів розпізнавання. Нехай перевірка основної статистичної гіпотези про належність реалізацій навчальної матриці класу X_m^o здійснюється оператором класифікації $\Psi: \tilde{\mathfrak{R}}^{|M|} \rightarrow I^{|l|}$, де $I^{|l|}$ – множина рішень (гіпотез), а l – її потужність. Таким чином, з урахуванням вищенаведених операторів і множин математичну модель подамо у вигляді діаграми відображень множин, які застосовуються в процесі навчання:

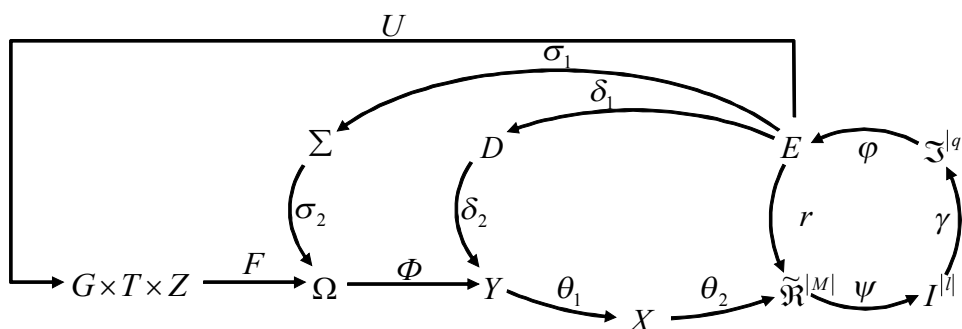


Рисунок 1

На рис.1 $\mathfrak{Z}^{|q|}$ – множина точнісних характеристик процесу прийняття рішень, де $q = l^2$; E – множина значень КФЕ; D – система контрольних допусків на ОР і Σ – словник ОР. Оператор U – регламентує процес навчання. У діаграмі правий контур операторів реалізує базовий алгоритм навчання за МФСВ LEARNING [12], який обчислює КФЕ й оптимізує геометричні параметри контейнера відповідного класу, а контур $\theta \rightarrow \psi \rightarrow \gamma \rightarrow \varphi \rightarrow \delta_1 \rightarrow \delta_2$ оптимізує контрольні допуски на ОР. Наступний контур дозволяє дослідити інформативність окремої ОР, тобто її вплив на КФЕ навчання при відповідному словнику ознак Σ_i .

КРИТЕРІЙ ОПТИМІЗАЦІЇ

Як критерії оптимізації параметрів функціонування СК, що навчаються, у рамках МФСВ можуть застосовуватися статистичні інформаційні критерії, які є функціоналами від точнісних характеристик класифікатора. Наприклад, модифікація ентропійного критерію (за Шенноном) для двоальтернативної системи оцінок процесу навчання розпізнаванню реалізацій класу X_m^o за МФСВ і при рівномірних апріорних гіпотезах має вигляд [12]:

$$E^{(k)} = 1 + \frac{1}{2} \left(\frac{\alpha^{(k)}}{\alpha^{(k)} + D_2^{(k)}} \log_2 \frac{\alpha^{(k)}}{\alpha^{(k)} + D_2^{(k)}} + \frac{D_1^{(k)}}{D_1^{(k)} + \beta^{(k)}} \log_2 \frac{D_1^{(k)}}{D_1^{(k)} + \beta^{(k)}} + \frac{\beta^{(k)}}{D_1^{(k)} + \beta^{(k)}} \log_2 \frac{\beta^{(k)}}{D_1^{(k)} + \beta^{(k)}} + \frac{D_2^{(k)}}{\alpha^{(k)} + D_2^{(k)}} \log_2 \frac{D_2^{(k)}}{\alpha^{(k)} + D_2^{(k)}} \right). \quad (4)$$

де $D_1^{(k)}, D_2^{(k)}, \alpha^{(k)}, \beta^{(k)}$ – точнісні характеристики процесу навчання: перша та друга достовірності, помилки першого та другого роду відповідно, отримані на k -му кроці навчання.

АЛГОРИТМ ОЦІНКИ ІНФОРМАТИВНОСТІ ОР

Оптимізація СКД за МФСВ принципово може здійснюватися за трьома алгоритмами:

- послідовний алгоритм TEACHING-1, при якому контрольні допуски оптимізуються послідовно для кожної ОР при фіксованих значеннях інших ознак;
- паралельний алгоритм TEACHING-2, при якому контрольні допуски оптимізуються для всіх ознак одночасно;
- алгоритм оптимізації за зведеним полем допусків.

Використання послідовного алгоритму доцільно в загальному випадку, коли ОР складають різнофакторні групи. Паралельний алгоритм доцільно використовувати за умови, що ОР відбивають вплив одного фактора. Алгоритм оптимізації СКД за зведеним полем допусків може розглядатися як узагальнення послідовного та паралельного алгоритмів за наявності різних шкал виміру ОР.

Оцінку інформативності ОР будемо здійснювати з використанням паралельного алгоритму TEACHING-2 для оптимізації СКД. За цим алгоритмом оптимізуються параметри контейнерів класів розпізнавання за умови визначення оптимальних контрольних допусків для базового (еталонного) класу X_1^o . При цьому центрування контейнерів здійснюється в процесі навчання шляхом знаходження еталонних векторів-реалізацій

образу, вершини яких визначають геометричні центри класів розпізнавання. Вихідною інформацією для навчання за алгоритмом TEACHING-2 є навчальна матриця $\|y_{m,i}^{(j)}\|_{m=\overline{1,M}; i=\overline{1,N}, j=\overline{1,n^*}}$, система полів нормованих допусків $\{\delta_{H,i}\}$, яка задає область визначення контрольних допусків $\{\delta_{K,i}\}$ на значення. Схему алгоритму TEACHING-2 наведено, наприклад, в праці [13]. Цикли оптимізації СКД на ОР розглядаються як внутрішні відносно ітераційної процедури оцінки інформативності ознак.

Розглянемо кроки реалізації алгоритму оцінки інформативності ОР.

- 1 За алгоритмом TEACHING-2 визначаємо усереднене значення КФЕ для повного словника ознак розпізнавання: $E_0^*(P_1, P_2, \dots, P_{i-1}, P_i, P_{i+1}, \dots, P_N)$.
- 2 Формуємо лічильник ОР: $i=1$.
- 3 За алгоритмом TEACHING-2 визначаємо усереднене значення КФЕ для словника Σ_i : $E_i^*(P_1, P_2, \dots, P_{i-1}, P_{i+1}, \dots, P_N)$
- 4 Обчислюючи $\Delta_i = E_i^* - E_0^*$, визначаємо тип ОР: якщо $\Delta_i < 0$, то ознака інформативна, якщо $\Delta_i = 0$, то ОР неінформативна і якщо $\Delta_i > 0$, то ОР “заважаюча”.
- 5 $i=i+1$.
- 6 Якщо $i \leq N$, виконуємо пункт 3, інакше ЗУПИН реалізації алгоритму із виводом отриманих результатів.

ПРИКЛАД ОЦІНКИ ІНФОРМАТИВНОСТІ ОР

Як приклад, розглянемо систему керування технологічним процесом нейтралізації кислот у ВАТ “Сумхімпром” при виробництві складних мінеральних добрив типу НРК (азот-фосфор-калій). Для оцінки функціонального стану системи використовується 55 ознаки. Для наочності обмежимося чотирма функціональними станами адаптивної АСУТП виробництва складних мінеральних добрив.

Результати оцінки інформативності ОР у рамках алгоритму навчання за МФСВ із використанням паралельного алгоритму оптимізації СКД TEACHING-2 та інформаційного КФЕ (4) наведено в табл. 1. Тут $E_{1,i}^*$ – максимальне значення КФЕ навчання СК розпізнавати реалізації класу X_1° ; $d_{c,1} = d(x_1 \oplus x_c)$ – міжцентрова кодова відстань для класу X_1° і його найближчого сусіда X_c° , де x_1, x_c – еталонні вектори реалізації класів X_1° і X_c° відповідно; $D_{1,1}, \beta_1$ – перша достовірність та помилка другого роду при розпізнаванні реалізацій класу X_1° ; d_1^* – оптимальний радіус гіперсферичного контейнера класу X_1° .

Аналіз табл. 1 показує, що ознаки 1, 5, 7-11, 14, 16, 20-22, 24, 32-34, 36, 40, 41, 53, 54 є неінформативними, оскільки їх видалення не впливає на значення КФЕ навчання СК ($\Delta_i = 0$). Ознаки, для яких $\Delta_i < 0$ є інформативними, а для яких $\Delta_i > 0$, слід розглядати як “заважаючі”.

Таблиця 1 – Результати оцінки інформативності ОР

i	Назва ОР	E_i^*	ΔI_i	$E_{l,i}^*$	$d_{c,1}$	$D_{1,1}$	β_1	d_i^*
1	PH	0,82802	0,00000	0,81747	9	0,93	0,00	7
2	K2O	0,82580	0,00222	0,81747	9	0,93	0,00	7
3	P	0,80815	0,01987	0,81747	9	0,93	0,00	6
4	P2O5	0,84591	-0,01789	0,81747	9	0,93	0,00	7
5	P	0,82802	0,00000	0,74837	11	0,88	0,00	7
6	P2O5	0,83691	-0,00889	0,81747	9	1,00	0,08	8
7	P	0,82802	0,00000	0,86190	10	0,95	0,00	7
8	H2SO4	0,82802	0,00000	0,81747	9	0,93	0,00	7
9	P	0,82802	0,00000	0,81747	9	1,00	0,08	8
10	H2SO4	0,82802	0,00000	0,81747	9	0,93	0,00	7
11	Fe%	0,82802	0,00000	0,81747	9	0,93	0,00	7
12	P	0,81343	0,01460	0,81747	9	0,93	0,00	7
13	PH	0,83049	-0,00247	0,78025	11	0,90	0,00	9
14	P	0,82802	0,00000	0,81747	9	0,93	0,00	7
15	PH	0,83838	-0,01036	0,81747	9	0,93	0,00	7
16	SO3	0,82802	0,00000	0,78025	11	0,90	0,00	9
17	P2O5	0,83966	-0,01164	0,81747	9	0,93	0,00	7
18	SO3/P2O5	0,83966	-0,01164	0,81747	12	0,93	0,00	10
19	P	0,80307	0,02495	0,81747	12	0,93	0,00	10
20	PH	0,82802	0,00000	0,81747	9	0,93	0,00	7
21	K2O	0,82802	0,00000	0,81747	9	0,93	0,00	7
22	P	0,82802	0,00000	0,81747	9	0,93	0,00	7
23	PH	0,81417	0,01385	0,81747	9	1,00	0,08	8
24	P	0,82802	0,00000	0,81747	9	0,93	0,00	7
25	PH	0,83284	-0,00482	0,81747	9	0,93	0,00	7
26	BA013	0,80122	0,02680	0,81747	11	0,93	0,00	9
27	BA000	0,84448	-0,01646	0,81747	12	0,93	0,00	9
28	BA021	0,83036	-0,00234	0,81747	9	0,93	0,00	7
29	BA012	0,82037	0,00765	0,78025	12	0,90	0,00	9
30	BA007	0,82380	0,00422	0,81747	9	0,93	0,00	7
31	BA057	0,83422	-0,00620	0,81747	9	0,93	0,00	7
32	BA103	0,82802	0,00000	0,74837	11	0,88	0,00	7
33	BA110	0,82802	0,00000	0,81747	9	0,93	0,00	7
34	BA104	0,82802	0,00000	0,81747	10	0,93	0,00	7
35	BA045	0,85149	-0,02347	0,81747	8	0,93	0,00	7
36	BA073	0,82802	0,00000	0,81747	11	0,93	0,00	10
37	BA077	0,83966	-0,01164	0,81747	9	0,93	0,00	7
38	BA112	0,83284	-0,00482	0,81747	12	0,93	0,00	10
39	BA042	0,82006	0,00796	0,81747	12	0,93	0,00	9
40	BA072	0,82802	0,00000	0,78025	11	0,90	0,00	9
41	BA005	0,82802	0,00000	0,81747	9	0,93	0,00	7
42	BA023	0,83049	-0,00247	0,81747	9	1,00	0,08	8
43	BA025	0,87421	-0,04619	0,81747	9	0,93	0,00	7

Продовження таблиці 1

i	Назва ОР	E_i^*	ΔI_i	$E_{l,i}^*$	$d_{c,1}$	$D_{1,1}$	β_1	d_i^*
44	BA113	0,84870	-0,02068	0,81747	11	0,93	0,00	10
45	BA015	0,84870	-0,02068	0,81747	9	0,93	0,00	7
46	BA071	0,81233	0,01569	0,81747	9	0,93	0,00	7
47	BA111	0,82380	0,00422	0,74837	11	0,88	0,00	7
48	BA076	0,84768	-0,01966	0,81747	8	0,93	0,00	6
49	BA014	0,83049	-0,00247	0,81747	12	0,93	0,00	10
50	BA070	0,81417	0,01385	0,81747	9	0,93	0,00	7
51	BA040	0,81417	0,01385	0,81747	9	0,93	0,00	7
52	BA010	0,84870	-0,02068	0,81747	9	0,93	0,00	7
53	BA101	0,82802	0,00000	0,81747	9	0,93	0,00	6
54	BA107	0,82802	0,00000	0,81747	9	0,93	0,00	7
55	BA120	0,88532	-0,05730	0,81747	9	0,93	0,00	7

Таким чином, 42 ознаки є претендентами на вилучення з початкового словника. При розширенні алфавіту неінформативні ознаки можуть перейти в інформативні. На рис. 2 показано динаміку оцінки інформативності ОР за вищенаведеним алгоритмом навчання системи підтримки прийняття рішень (СППР), яка входить у структуру адаптивної СК технологічним процесом виробництва складних мінеральних добрив у ВАТ «Суміхімпром».

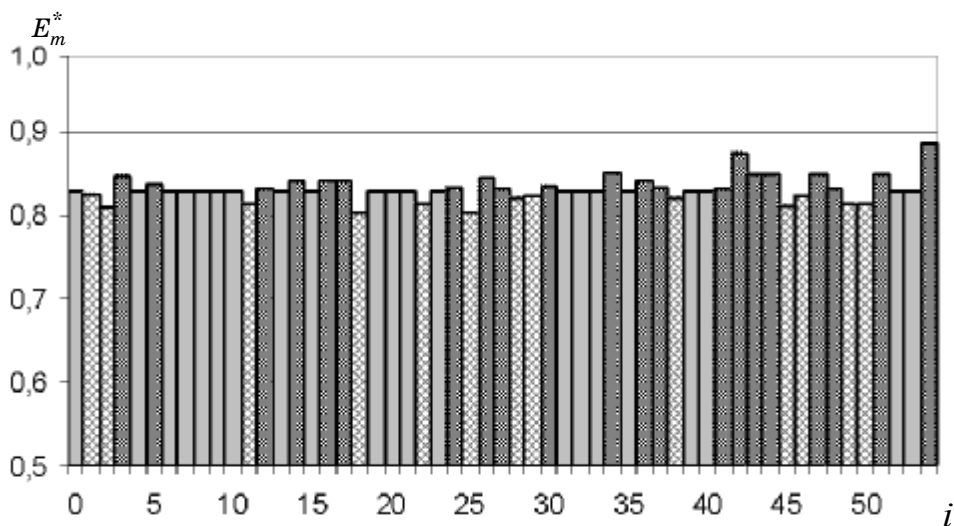


Рисунок 2 – Динаміка зміни усередненого значення КФЕ в процесі оцінки інформативності ОР

На рис.2 ОР, що оцінюється, позначена сірим кольором, якщо вона є неінформативною; світлою штриховкою, якщо її вилучення зменшує значення КФЕ, тобто вона є інформативною. Ознаку, що заважає, вилучення якої збільшує значення КФЕ, на рис. 2 позначено темною штриховкою. Аналіз показує, що для алфавіту з чотирьох класів розпізнавання найменш інформативними є 43 і 55 ознаки, а найбільшою інформативністю характеризуються 19 і 26 ознаки. Слід зазначити, що

наведена класифікація ОР є виправданою тільки для скінченного алфавіту класів.

ВИСНОВКИ

1 Запропоновано і розроблено алгоритм навчання системи керування на базі інформаційно-екстремальної інтелектуальної (ІЕІ) технології, що дозволяє проводити оцінку інформативності ознак розпізнавання безпосередньо в процесі навчання.

2 Результати навчання для алфавіту з чотирьох класів розпізнавання вказують на можливість ефективного поєднання ІЕІ-технології з вкладеними методами селекції ознак розпізнавання.

SUMMARY

The method of feature's relevance estimation in the framesets of information-extreme intelligent technology is considered. Learning algorithm updating by addition contour of relevance estimation of features allowed to improving a classifier reliability.

СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

1. M. Dash and H. Liu Feature selection for classification. *Intelligent Data Analysis - An International Journal*, 1(3), 1997.
2. Kira K., Rendell L.A. The feature selection problem: Traditional methods and a new algorithm. In *Proc. of the Ninth National Conference on Artificial Intelligence*, p. 129-134. AAAI Press, 1992.
3. Narendra P.M., Fukunaga K. A branch and bound algorithm for feature subset selection. *IEEE Transactions on Computers*, 26, 1977, p. 917-922.
4. John G.H., Kohavi R., Pfleger K. Irrelevant features and the subset selection problem. In *Proc. of ICML-94, the Eleventh International Conference on Machine Learning*, New Brunswick, USA, 1994, p. 121-129.
5. Tsamardinos, I., Aliferis C.F. Towards Principled Feature Selection: Relevancy, Filters, and Wrappers. in *Ninth International Workshop on Artificial Intelligence and Statistics*. 2003. Key West, Florida, USA.
6. Kohavi R, John G.H. Wrappers for feature subset selection. *Artificial Intelligence* 97(1-2), 1997, P. 273-324.
7. Методы анализа данных: Подход, основанный на методе динамических сгущений / Пер. с фр. / Кол. авт. под рук. Э. Дидэ / Под ред. и с предисл. С. А. Айвазяна и В. М. Бухштабера. – М.: Финансы и статистика, 1985.–375 с.
8. Анисимов Б. В., Курганов В. Д., Злобин В. К. Распознавание и цифровая обработка изображений. – М.: Высшая школа, 1983.–256 с.
9. Методы корреляционного обнаружения объектов / А.В. Гиренко, В.В. Ляшенко, В.П. Машталир, Е.П. Путятин. - Харьков: АО "БизнесИнформ", 1996.–112 с.
10. Турбович И. Т., Гитис В. Г., Маслов В. К. Опознание образов. Детерминир.-статист. подход.–М.: Наука, 1971.– 246 с.
11. Фомин Я. А., Тарловский Г. Р. Статистическая теория распознавания образов.– М.: Радио и связь, 1986.– 264 с.
12. Краснополюсовський А.С. Інформаційний синтез інтелектуальних систем керування: Підхід, що ґрунтується на методі функціонально-статистичних випробувань.– Суми: Вид-во СумДУ, 2004.–261 с.
13. Краснополюсовський А.С. Оптимізація контейнерів класів розпізнавання за методом функціонально-статистичних випробувань //Автоматизированные системы управления и приборы автоматики. – Харьков: Харьк. нац. ун-т радиозлектр., 2002.–Вып.119.– С. 69–76.

Надійшла до редакції 24 жовтня 2006 р.