

УДК 616.07:004.032.26



С.С. Мартиненко¹, Саад Джулгам²

¹СумДУ, м. Суми, Україна, smart@unesco.sumdu.edu.ua

²СумДУ, м. Суми, Україна, saad710@mail.ru

СТИСНЕННЯ ТА РОЗПІЗНАВАННЯ МЕДИЧНОЇ ВІДЕОІНФОРМАЦІЇ

Розглядається ієрархічний алгоритм оптимізації параметрів навчання системи розпізнавання зображень медичних і біологічних об'єктів у рамках інформаційно-екстремальної інтелектуальної технології, що ґрунтується на максимізації кількості інформації, одержаної в процесі навчання системи.

МАГНІТОКАРДІОГРАМА, РОЗПІЗНАВАННЯ ЗОБРАЖЕНЬ, ІЄРАРХІЧНА СТРУКТУРА, ПОЛЯРНА СИСТЕМА КООРДИНАТ, ІНФОРМАЦІЙНИЙ КРИТЕРІЙ

Вступ

Задача розпізнавання медичної відеоінформації суттєво ускладнюється із збільшенням потужності класів розпізнавання. Одним із перспективних шляхів вирішення цієї проблеми є побудова ієрархічної структури алгоритмів навчання та екзамену системи розпізнавання [1,2]. Більшість відомих методів розпізнавання зображень носять в основному модельний характер, оскільки вони не орієнтовані на апіорно нечітке розбиття простору ознак на класи, яке має місце на практиці. Одним із перспективних підходів до підвищення функціональної ефективності систем розпізнавання зображень є інформаційно-екстремальна інтелектуальна технологія (ІЕІ-технологія), що ґрунтується на максимізації інформаційної спроможності системи, що навчається [3, 4]. У працях [5, 6] розглядалося питання стиснення відеоінформації у рамках ІЕІ-технології для однорівневої структури алгоритму навчання, але побудовані вирішальні правила не були безпомилковими за навчальною матрицею.

У статті розглядається задача підвищення функціональної ефективності навчання системи розпізнавання магнітокардіограм за ієрархічним алгоритмом шляхом оптимізації кроку зміни кута зчитування яскравості при обробленні зображень в полярній системі координат.

1. Постановка задачі

Нехай зображення магнітокардіограм різних станів серцево-судинної системи утворюють ієрархічну структуру алфавіту класів розпізнавання $\{X_{r,s,m} \mid r=1, R; s=1, S_r; m=1, M_{r,s}\}$. Відомий структурований вектор параметрів функціонування системи розпізнавання $g = \langle x_{r,s,m}, d_{r,s,m}, \delta_{r,s}, \phi_{r,s} \rangle$, де $x_{r,s,m}$ – еталонний вектор-реалізація класу $X_{r,s,m}^o$; d_m – радіус контейнера класу $X_{r,s,m}^o$, що відновлюється в радіальному базисі простору ознак розпізнавання; $\delta_{r,s}$ – параметр поля контрольних допусків на ознаки розпізнавання для алфавіту класів s_r -ї страти, $\phi_{r,s}$ – крок зміни кута зчитування яскравості зображення при його обробленні в полярних координатах для алфавіту класів s_r -ї страти. При

цьому задано обмеження на відповідні параметри функціонування.

Необхідно на етапі навчання побудувати оптимальні вирішальні правила, які забезпечать максимум усередненого критерію функціональної ефективності (КФЕ) \bar{E}_r навчання системи розпізнавати класи r -го ярусу ієрархічної структури

$$\bar{E}_r = \frac{1}{M_{r,s} S_r} \sum_{s=1}^{S_r} \sum_{m=1}^{M_{r,s}} E_{r,s,m}^* \quad (1)$$

де $S_r, M_{r,s}$ – кількість страт і кількість класів в s_r -й страті r -го ярусу відповідно; $E_{r,s,m}^*$ – глобальний максимум інформаційного КФЕ навчання системи розпізнавати класи s_r -ї страти.

На етапі екзамену необхідно віднести реалізацію, що розпізнається, до відповідного класу розпізнавання із заданого алфавіту.

2. Категорійна модель системи розпізнавання

Математичну модель процесу навчання у вигляді діаграми відображень множин показано на рис. 1, де наведено такі позначення: G – множина факторів, що впливають на систему; T – множина моментів часу зняття інформації; Ω – простір ознак розпізнавання; Z – простір можливих функціональних станів системи; Θ – вхідні реалізації образу; Y – вхідна вибіркова множина (вхідна навчальна матриця яскравості зображень); $\Phi_1 : G \times T \times \Omega \times Z \rightarrow \Theta$ – оператор формування вхідних реалізацій образів; $\Phi_2 : \Theta \rightarrow Y$ – оператор формування вибіркової множини Y . Оператор $\theta : Y \rightarrow \tilde{\mathfrak{R}}^{|M|}$ будує розбиття $\tilde{\mathfrak{R}}^{|M|}$ простору ознак на класи розпізнавання, яке у загальному випадку є нечітким, а оператор класифікації $\Psi : \tilde{\mathfrak{R}}^{|M|} \rightarrow I^{|l|}$ перевіряє основну статистичну гіпотезу про належність реалізацій $\{x_m^{(j)} \mid j=1, n\}$ класу X_m^o і формує множину гіпотез $I^{|l|}$, де l – кількість статистичних гіпотез.

Оператор $\gamma : I^{|l|} \rightarrow \mathfrak{S} \mid q \mid$ шляхом оцінки статистичних гіпотез формує множину точнісних характеристик $\mathfrak{S}^{|q|}$, де $q=l^2$ – кількість точнісних характеристик. Оператор $\phi : \mathfrak{S}^{|q|} \rightarrow E$ обчислює множину значень інформаційного критерію E , який

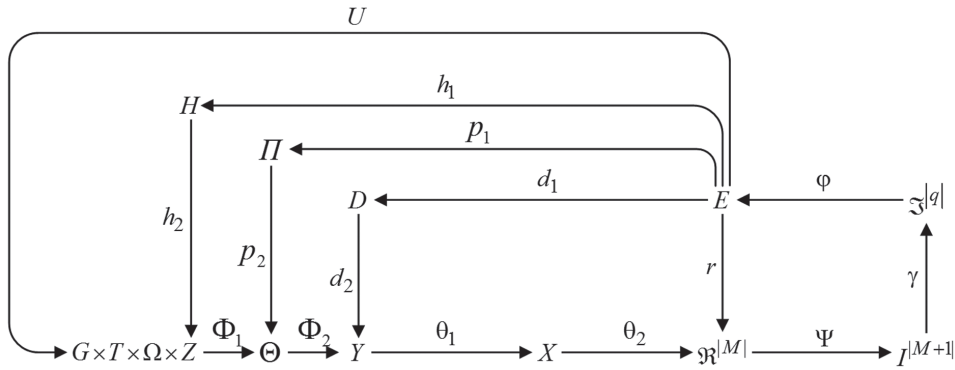


Рис. 1. Математична модель навчання системи розпізнавання

є функціоналом точнісних характеристик. Контур діаграми, який послідовно складається з операторів Ψ, γ, ϕ і r оптимізує геометричні параметри розбиття $\mathfrak{R}^{|M|}$ шляхом пошуку глобального максимуму критерію E в робочій (допустимій) області визначення його функції. Оптимізація системи контрольних допусків здійснюється за ітераційною процедурою, в якій послідовно задіяно оператори $\theta, \psi, \gamma, \phi, \delta_1$ і δ_2 . Контур оптимізації кроку зміни кута зчитування яскравості зображень замикається операторами $p_1: E \rightarrow \Pi$, де Π – терм-множина кроків зміни кута зчитування, і $p_2: \Pi \rightarrow \Theta$, який змінює вхідні реалізації образу. Оптимізація ієрархічної структури відбувається за допомогою операторів $h_1: E \rightarrow H$, де H – множина, яка складається з можливих варіантів ієрархічних структур, та $h_2: H \rightarrow Z$. Оператор $U: E \rightarrow G \times T \times \Omega \times Z$ регламентує процес навчання системи.

3. Алгоритм навчання системи розпізнавання

Як відомо, оброблення діагностичних медичних зображень в полярних координатах дозволяє забезпечити алгоритму навчання інваріантність до їх зсуву, повороту та зміни масштабу. Інформаційно-екстремальний ієрархічний алгоритм навчання системи розпізнавання з оптимізацією кроку зміни кута зчитування при обробленні зображень в полярних координатах подамо у вигляді багатоциклічної ітераційної процедури пошуку глобального максимуму інформаційного КФЕ (1), що обчислюється в робочій (допустимій) області визначення його функції

$$\Delta\phi_{r,s}^* = \arg \langle \max_{G_\phi} \{ \max_{G_\delta} \{ \max_{G_E} \bar{E}_r \} \} \rangle, \quad (2)$$

де G_ϕ, G_δ, G_E – допустимі області значень кроку зміни кута зчитування $\Delta\phi_{r,s}$, параметра поля контрольних допусків $\delta_{r,s}$ і КФЕ відповідно.

Для наочності обмежимося оптимізацією параметрів навчання системи розпізнавання для одного ярусу ієрархічної структури алфавіту класів. Вхідними даними є діагностичні медичні зображення, що характеризують класи r -го ярусу; система нормованих полів допусків $\{\delta_{H,i} | i = \overline{1, N}\}$ на ознаки розпізнавання, що визначає області значень відповідних контрольних допусків, та розподіл класів

розпізнавання по стратам ярусу згідно із заданою ієрархічною структурою алфавіту класів розпізнавання. При цьому в кожній страті визначається базовий клас, відносно якого формується система контрольних допусків на ознаки розпізнавання.

Оброблення зображень в полярній системі координат та формування навчальної матриці $\|y_{r,s,m,i}^{(j)} | m = \overline{1, M_{r,s}}; i = \overline{1, N}; j = \overline{1, n}\|$, в якій i -а ознака в j -му векторі-реалізації образу обчислюється шляхом усереднення значень яскравості відповідних RGB -складових зображення за формулою [5]

$$\Theta_i^{(j)} = \frac{1}{2\pi R_i} \sum_{l=1}^L \theta_{l,i}^{(j)}, \quad i = \overline{1, N}, \quad (3)$$

де $\Theta_i^{(j)}$ – значення ознаки розпізнавання в j -й реалізації образу; $\theta_{l,i}^{(j)}$ – значення RGB -складової в l -му пікселі i -го кола зчитування яскравості зображення; L – кількість пікселів в i -му колі зчитування; R_i – радіус i -го кола зчитування.

Розглянемо основні етапи реалізації інформаційно-екстремального ієрархічного алгоритму навчання системи розпізнавання з оптимізацією кроку зміни кута зчитування при обробленні в полярних координатах діагностичних медичних зображень.

1. Обнуління лічильника кількості страт в r -му ярусі: $s := 0$;
2. $s := s + 1$;
3. Обнуління лічильника зміни кроку зчитування: $\Delta_{r,s} := 0$;
4. $\Delta_{r,s} := \Delta_{r,s} + 1$;
5. Обнуління лічильника кроків зміни параметра поля контрольних допусків $\delta_{r,s}$: $\delta := 0$;
6. $\delta := \delta + 1$;
7. На кожному кроці зміни значення параметра поля допусків обчислюються нижній $A_{KHr,s,i}[\delta]$ і верхній $A_{KB r,s,i}[\delta]$ контрольні допуски для всіх ознак розпізнавання за формулами

$$\begin{aligned} A_{KHr,s,i}[\delta] &= y_{r,s,1,i} - \delta_{r,s}[k]; \\ A_{KB r,s,i}[\delta] &= y_{r,s,1,i} + \delta_{r,s}[l], \end{aligned} \quad (4)$$

де $y_{r,s,1,i}$ – вибіркове середнє значення i -ї ознаки в навчальній матриці базового (першого) класу $X_{r,s,1}^o$.

8. Формується бінарна навчальна матриця $\|x_{r,s,m,i}^{(j)}\|$ за правилом

$$x_{r,s,m,i}^{(j)} = \begin{cases} 1, & \text{if } A_{KHr,s,i} \leq y_{r,s,m,i}^{(j)} \leq A_{KBr,s,i}; \\ 0, & \text{if else.} \end{cases}$$

9. Для класу $X_{r,s,m}^o$ формується двійковий еталонний вектор-реалізація, i -й елемент якого визначається за правилом

$$x_{r,s,m,i} = \begin{cases} 1, & \text{if } \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n x_{r,s,m,i}^{(j)} > \rho_{r,s}; \\ 0, & \text{if else.} \end{cases}$$

де $\rho_{r,s}$ – рівень селекції (квантування) координат еталонного вектора $x_{r,s,m} \in X_{r,s,m}^o$, який за замовчуванням дорівнює $\rho_{r,s} = 0,5$.

10. Формується за критерієм мінімальної кодової відстані структуроване попарне розбиття $\{\mathfrak{R}_{r,s,m}^{[2]} = \langle x_{r,s,m}; x_{r,s,c} \rangle\}$ множини $\{x_{r,s,m}\}$, яке задає план навчання. Тут $x_{r,s,c}$ – еталонний вектор-реалізація класу $X_{r,s,c}^o$, найближчого до класу $X_{r,s,m}^o$.

11. Обчислюється значення інформаційного КФЕ навчання системи розпізнавати реалізацію класу $X_{r,s,m}^o$. Як КФЕ може розглядатися будь-яка статистична інформаційна міра. Наприклад, для двоальтернативних рішень та рівномірних гіпотез можна застосувати модифікацію інформаційної міри Кульбака [4]

$$E_{r,s,m}^{(k)} = 0,5 \log_2 \left(\frac{D_{1r,s,m}^{(k)} + D_{2r,s,m}^{(k)}}{\alpha_{r,s,m}^{(k)} + \beta_{r,s,m}^{(k)}} \right) * \{ [D_1^{(k)} + D_2^{(k)}] - [\alpha^{(k)} + \beta^{(k)}] \} = \begin{cases} \alpha_{r,s,m}^{(k)} = 1 - D_{1r,s,m}^{(k)}; \\ \beta_{r,s,m}^{(k)} = 1 - D_{2r,s,m}^{(k)}. \end{cases} \quad (5)$$

$$= 0,5 \log_2 \left(\frac{2 - [\alpha_{r,s,m}^{(k)} + \beta_{r,s,m}^{(k)}]}{\alpha_{r,s,m}^{(k)} + \beta_{r,s,m}^{(k)}} \right) * \{ 1 - [\alpha_{r,s,m}^{(k)} + \beta_{r,s,m}^{(k)}] \},$$

де $D_{1r,s,m}^{(k)}$ – перша достовірність прийняття рішень на k -му кроці навчання; $D_{2r,s,m}^{(k)}$ – друга достовірність; $\alpha_{r,s,m}^{(k)}$ – помилка першого роду; $\beta_{r,s,m}^{(k)}$ – помилка другого роду.

12. Якщо $\delta_{r,s}^{(k)} \leq \delta_H / 2$, то виконується пункт 6, інакше – пункт 13.

13. У робочих областях визначення функції (5) здійснюється пошук її глобального максимального значення $E_{r,s,1}^*$.

14. Здійснюється за планом навчання оптимізація контейнерів інших класів, що відновлюються в радіальному просторі ознак розпізнавання.

15. Обчислюється усереднене максимальне значення $\bar{E}_{\max r,s}^{(k)}$ КФЕ навчання системи розпізнавати реалізацію всіх класів при поточному значенні параметра навчання $\Delta_{\phi r,s}^{(k)}$.

16. Якщо $\Delta_{\phi r,s}^{(k)} \leq \Delta_{\phi \text{гран}}$, то виконується пункт 4, інакше – пункт 17.

17. Визначаються усереднене максимальне значення $\bar{E}_{r,s}$ КФЕ навчання системи розпізнавати реалізацію всіх класів поточної страти і опти-

мальні параметри навчання: еталонні вектори реалізації $\{x_{r,s,m}^*\}$, вершини яких визначають геометричні центри контейнерів відповідних класів; радіуси контейнерів класів розпізнавання $\{d_{r,s,m}^*\}$; параметр поля контрольних допусків $\delta_{r,s}^*$; система контрольних допусків на ознаки розпізнавання, які обчислюються за формулою (4) і параметр $\Delta_{r,s}^*$ – крок зміни кута зчитування яскравості зображення при його обробленні в полярних координатах для алфавіту класів поточної страти.

18. Якщо $s \leq S_r$, то виконується пункт 2, інакше – ЗУПИН.

Таким чином, у рамках ІЕІ-технології процес оптимізації параметрів функціонування системи розпізнавання зображень за ієрархічним алгоритмом зводиться до ітераційного пошуку глобального максимуму інформаційного критерію (1) в робочій області визначення його функції.

4. Приклад реалізації алгоритму навчання

Реалізацію алгоритму навчання розглянемо на прикладі розпізнавання магнітокардіограм. Алфавіт класів розпізнавання складався з чотирьох класів, яка характеризували такі стани серцево-судинної системи людини: X_1^o – нормальний стан, X_2^o – ішемічна хвороба серця, X_3^o – шуми в серці і X_4^o – некоронарогенна хвороба серця. Оброблення зображень цих класів відбувалось у полярній системі координат за формулою (3)

Навчання системи розпізнавання магнітокардіограм відбувалось за ієрархічним алгоритмом, структуру якого показано на рис. 2.

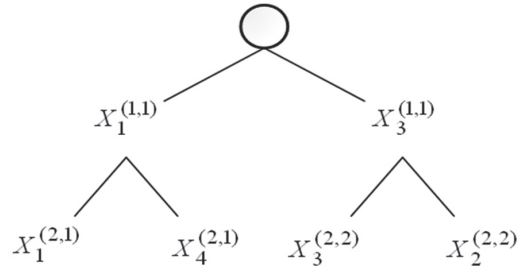


Рис. 2. Ієрархічна структура алфавіту класів розпізнавання

На рис. 2 верхні індекси в позначеннях класів визначають номер ярусу r та номер страти s відповідно.

У роботі [6] для верхнього рівня ієрархічної структури (рис. 2) для аналогічного алфавіту класів розпізнавання вдалося побудувати безпомилкові за навчальною матрицею вирішальні правила, але для другого рівня ієрархічної структури усереднене значення КФЕ дорівнювало $\bar{E}_2 = 0,72$. Тому для кожної страти цього рівня було реалізовано алгоритм навчання з оптимізацією кроку зміни кута зчитування яскравості зображень магнітокардіограм при їх обробленні в полярних координатах. Оптимізація кроку зміни кута зчитування яскравості при обробленні зображень магнітокардіо-

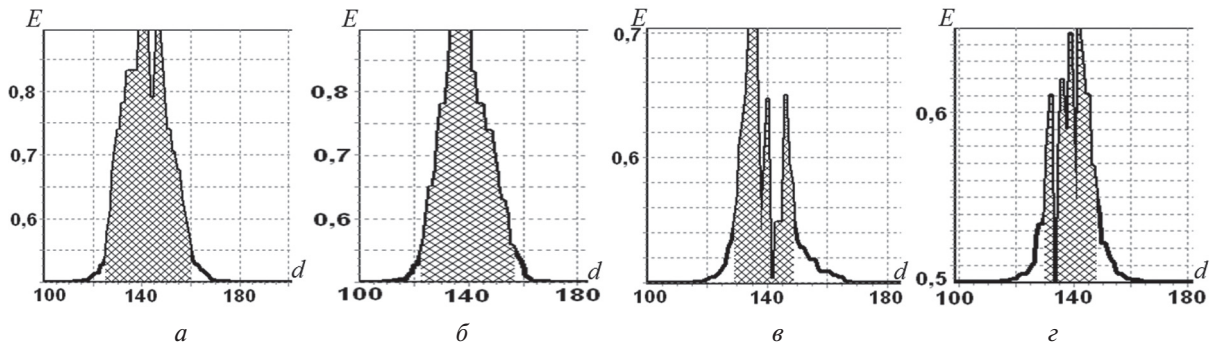


Рис. 3. Графіки залежності КФЕ від радіусів контейнерів: *a* – клас $X_{2,1,1}^o$; *b* – клас $X_{2,1,2}^o$; *v* – клас $X_{2,2,1}^o$; *z* – клас $X_{2,2,2}^o$

грам здійснювалася за трициклічною ітераційною процедурою пошуку глобального максимуму КФЕ навчання системи (2) для кожної страти нижнього ярусу структури. Реалізація вищенаведеного алгоритму дозволила підвищити функціональну ефективність навчання, а усереднене значення КФЕ (1) збільшилося до величини $\bar{E}_2 = 0,78$. При цьому оптимальне значення кроку зміни кута зчитування дорівнювало для кожної із страт значенням $\Delta_{\phi,2,1}^* = \Delta_{\phi,2,2}^* = 5^\circ$. Таким чином, встановлено, що величина кроку зміни кута зчитування при формуванні навчальної матриці яскравості зображень впливає на функціональну ефективність навчання системи розпізнавання.

На рис. 3 показано результати оптимізації радіусів контейнерів класів розпізнавання із заданого алфавіту для страти $s_{2,1}$ (рис. 3а і рис. 3б) і для страти $s_{2,2}$ (рис. 3в і рис. 3г). На рис. 3 подвійною штриховкою позначено робочі (допустимі) області визначення функції інформаційного критерію (4), в яких здійснювався пошук глобальних максимумів КФЕ навчання системи розпізнавання.

Аналіз рис. 3 показує, що оптимальні радіуси контейнерів відповідних класів дорівнюють $d_{2,1,1}^* = 140$ (тут і далі в кодових одиницях), $d_{2,1,2}^* = 142$, $d_{2,2,1}^* = 134$ і $d_{2,2,2}^* = 145$.

За результатами алгоритму екзамену, при якому послідовно розпізнавалися 100 реалізацій класів із заданого алфавіту, усереднене значення повної ймовірності правильного розпізнавання дорівнювало $P_f = 0,87$, що перевищує відомі результати [7].

Висновки

1. Використання ієрархічної структури навчання системи розпізнавання із оптимізацією параметра зміни кроку кута зчитування яскравості при обробленні зображень магнітокардіограм в полярній системі і координат дозволило підвищити достовірність розпізнавання.

2. Для побудови безпомилкових вирішальних правил необхідно провести оптимізацію інших параметрів навчання.

Список літератури: 1. Саати, Т. Принятие решений: Метод анализа иерархий [Текст] / Т. Саати – М.: Радио и связь, 1993. – 273 с. 2. Прикладная статистика: Классификация

и снижение размерности: Справ. изд./ под ред. С.А. Айвазян; [составители: С.А. Айвазян, В.М. Бухштабер, И.С. Енюков, Л.Д. Мешалкин]. – М.: Финансы и статистика, 1989. – 607 с. 3. Красноясовський, А.С. Інформаційний синтез інтелектуальних систем керування: Підхід, що ґрунтується на методи функціонально-статистичних випробувань [Текст] / Красноясовський А.С. – Суми: Видавництво СумДУ, 2004. – 261 с. 4. Довбиш, А.С. Основи проектування інтелектуальних систем: Навч. посібник [Текст] / А.С. Довбиш – Суми: Видавництво Сум ДУ, 2009. – 171 с. 5. Мартиненко, С.С. Оброблення та розпізнавання магнітокардіограм [Текст] / С.С. Мартиненко // Вісник Сумського державного університету. Серія Технічні науки. – Суми: Видавництво СумДУ, 2010. – № 1. – С.16-23. 6. Информационно-экстремальный алгоритм распознавания магнитокардиограмм [Текст] / А.С. Довбиш, С.С. Мартиненко, А.С. Коваленко, Н.Н. Будник // Международный научно-технический журнал «Проблемы управления и информатики». – 2011. – №1. – С. 140-146. 7. Use of machine learning for classification of magnetocardiograms / Embrechts M, Szymanski B, Sternickel K. [and others] // Proc. IEEE Conference on System, Man and Cybernetics. – Washington DC, October 2003. – p. 1400-5.

Надійшла до редколегії 05.07.2011

УДК 616.07:004.032.26

Сжатие и распознавание медицинской видеoinформации / С.С. Мартыненко, Саад Джулгам // Бионика интеллекта: научн.-техн. журнал. – 2011. – № 3 (77). – С. 98-101.

Рассматривается иерархический алгоритм оптимизации параметров обучения системы распознавания изображений медицинских и биологических объектов в рамках информационно-экстремальной интеллектуальной технологии, которая базируется на максимизации количества информации, полученной в процессе обучения системы.

Ил.: 3. Библиогр.: 7 назв.

UDC 616.07:004.032.26

Medical video information compressing and recognition / S.S. Martynenko, Julgam Saad // Bionics of Intelligence: Sci. Mag. – 2011. – № 3 (77). – P. 98-101.

Article presents hierarchical algorithm of learning parameters optimization of recognition system of images of medical and biological objects. Algorithm is presented in bounds of information-extreme intelligence technology, based on maximization of amount of information, gained in system learning process.

Fig.: 3. Ref.: 7 items.