

УДК 681.518:004.85:004.93.1'

А. С. ДОВБИШ, Д. В. ВЕЛИКОДНИЙ, Ю. В. СИМОНОВСЬКИЙ

Сумський державний університет, Україна

ОПТИМІЗАЦІЯ ПАРАМЕТРІВ НАВЧАННЯ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОЇ СИСТЕМИ ІДЕНТИФІКАЦІЇ РУКОПИСНОГО ПІДПISУ

Розглядається метод верифікації рукописного підпису у рамках інформаційно-екстремальної інтелектуальної технології і синтезу, що ґрунтується на максимізації інформаційної спроможності системи розпізнавати в процесі її навчання. В основу методу покладено поведінковий підхід, при якому розпізнавання і верифікацію підпису здійснюється шляхом аналізу його траєкторії формування. При цьому сформовано навчальну матрицю, реалізації якої складаються із структурованих ознак, що характеризують як послідовність координат точок траєкторії підпису, так і силу натискання пера на папір. Розроблено алгоритм навчання системи розпізнавання, який передбачає паралельно-послідовну оптимізацію ознак розпізнавання, що дозволило побудувати безпомилкові за навчальною матрицею вирішальні правила.

Ключові слова: ідентифікація підпису, інформаційно-екстремальна інтелектуальна технологія, верифікація підпису, навчальна матриця, алгоритм навчання, інформаційні критерії, функціональна ефективність.

Вступ

Оскільки біометричні технології аутентифікації, що використовуються на практиці, створено в рамках ймовірного підходу, то жодна з них не гарантує відсутність помилки [1, 2]. Тому підвищення достовірності ідентифікації особи є важливою задачею, актуальність розв'язання якої підсилюється необхідністю введення в Україні біометричних посвідчень особи, що є однією з умов її інтеграції в європейську спільноту.

Одним з методів ідентифікації людини є розпізнавання її власноручного підпису [3]. При цьому для ідентифікації рукописного підпису найбільше використовуються методи, побудовані на аналізі траєкторії формування підпису. Але переважна більшість відомих методів ідентифікації підпису має модельний характер, оскільки вони не враховують перетин класів розпізнавання і довільні умови формування підпису, що робить необхідним на попередньому етапі ідентифікації проведення нормалізації образів.

Одним із перспективних методів підвищення достовірності ідентифікації підпису є застосування ідей і методів інформаційно-екстремальної інтелектуальної технології (ІЕІ-технології) аналізу даних, яка ґрунтується на максимізації інформаційної спроможності системи розпізнавання в процесі її навчання шляхом введення додаткових інформаційних обмежень [4, 5].

В статті розглядається інформаційно-екстре-

мальний алгоритм навчання системи ідентифікації підпису з урахуванням траєкторії його формування та сили натискання пера на папір.

1. Формалізована постановка задачі

Систему ідентифікації рукописного підпису в рамках ІЕІ-технології будемо розглядати як здатну навчатися систему компораторного розпізнавання символічних образів. Під символічним образом будемо розглядати координати реперних точок траєкторії підпису в декартовій системі координат, початок якої збігається з першим дотиком пера до рецепторного поля. При цьому, в кожній реперній точці траєкторії враховується додатково сила натискання пера на рецепторне поле, а кількість точок на траєкторії визначається кроком квантування на заданому інтервалі часу.

Нехай дано алфавіт класів розпізнавання $\{X_m^0 \mid m = \overline{1, m}\}$, потужність якого дорівнює кількості авторів підписів, і сформована для нього навчальна матриця $\|y_{m,i}^{(j)}\|$, в якій j -й рядок є реалізацією образу $\{y_{m,i}^{(j)} \mid i = \overline{1, N}\}$, де N – кількість ознак розпізнавання, а i -й стовпчик – випадкова навчальна вибірка $\{y_{m,i}^{(j)} \mid j = \overline{1, n}\}$, де n – обсяг вибірки. Крім того, відомий вектор параметрів функціонування системи розпізнавання $g = \langle g_1, \dots, g_\xi, \dots, \{g_\Xi\} \rangle$, координати якого впливають на функціональну ефектив-

ність навчання системи. В процесі навчання системи розпізнавання необхідно визначити оптимальні значення параметрів $\{g_{\xi}^*\}$, які забезпечують максимум інформаційного критерію функціональної ефективності (КФЕ) в робочій області визначення його функції

$$E_m^* = \max_{\{G_E \cap G_d\}} E_m(d), \quad (1)$$

де $E_m(d)$ – КФЕ навчання системи ідентифікувати реалізації класу X_m^0 ;

d – дистанційна міра, яка визначає радіус гіперсферичного контейнера класу розпізнавання, що відновлюється в радіальному базисі простору ознак;

G_E, G_d – допустимі області значень КФЕ і радіусів контейнерів відповідно.

В режимі екзамену, тобто безпосереднього розпізнавання, необхідно прийняти рішення про належність реалізації, що розпізнається, одному із класів заданого алфавіту.

Таким чином, основними етапами, що необхідно виконати для досягнення поставленої задачі, є:

- 1) сформулювати математичний опис навчання системи ідентифікації підпису;
- 2) оптимізувати в інформаційному сенсі параметри навчання системи ідентифікації підпису в рамках інформаційно-екстремальної інтелектуальної технології;
- 3) перевірити працездатність інтелектуальної системи на загальній задачі верифікації підпису, коли кількість класів розпізнавання більше двох.

2. Категорійна модель

На рис. 1 показано категорійну модель інформаційно-екстремального навчання системи ідентифікації підпису з оптимізацією контрольних допусків.

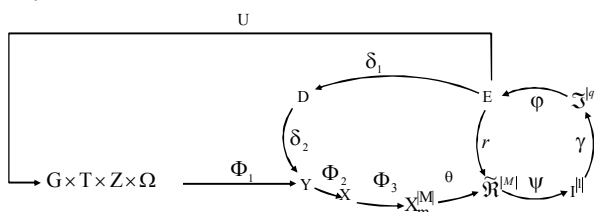


Рис. 1. Категорійна модель навчання системи ідентифікації підпису

На рис. 1 оператор $\theta: X_m^{[M]} \rightarrow \tilde{\mathfrak{R}}_m^{[M]}$ буде в радіальному базисі простору ознак розпізнавання у загальному випадку нечітке розбиття $\tilde{\mathfrak{R}}_m^{[M]}$ бінарно-

го простору на M класів розпізнавання. Оператор $\Phi_2: Y \rightarrow X$ перетворює вхідну навчальну матрицю в робочу бінарну матрицю X , яка в процесі навчання цілеспрямовано змінюється шляхом допустимих перетворень.

Категорійна модель навчання системи ідентифікації підпису у рамках інформаційно-екстремальної технології включає як обов'язкову частину вхідний математичний опис, який подамо у вигляді теоретико-множинної структури

$$\Delta_B = \langle T, G, \Omega, Z, Y, X, \Phi_1, \Phi_2, \Phi_3 \rangle,$$

де G – простір ознак факторів, що впливають на функціональну ефективність системи; T – множина моментів часу зняття інформації; Ω – простір ознак розпізнавання; Z – простір можливих функціональних станів системи; Y – множина, яка утворює вхідну навчальну матрицю; $\Phi_1: G \times T \times \Omega \times Z \rightarrow Y$ – оператор оброблення зображення підпису з метою формування вхідної навчальної матриці Y . Φ_2 – оператор перетворення вхідної матриці Y в бінарну матрицю X ; Φ_3 – оператор формування для кожного класу розпізнавання еталонних двійкових реалізацій X_m^0 .

Оператор класифікації $\psi: \mathfrak{R}^{[M]} \rightarrow I^{[M+1]}$, визначає перевірку основної статичної гіпотези про належність реалізацій $\{x_i^{(j)}, i\}$ класу X_1^0 , де l – кількість статичних гіпотез.

$I^{[M+1]} = \{\gamma_1, \gamma_2, \dots, \gamma_M, \gamma_{M+1}\}$ – множина допустимих гіпотез. При цьому гіпотеза γ_{M+1} означає відмову від ідентифікації.

Оператор γ для заданої системи оцінок рішень обчислює множину точнісних характеристик $\mathfrak{Z}^{[q]}$, де $q=|2$. Оператор ϕ обчислює на кожному кроці навчання системи елемента значення i інформаційного коефіцієнта функціональної ефективності (КФЕ), який є елементами терм-множини E .

Ітераційний процес оптимізації геометричних параметрів розбиття $\mathfrak{R}^{[M]}$ реалізується оператором $r: E \rightarrow \tilde{\mathfrak{R}}^{[M]}$ шляхом пошуку максимуму інформаційного КФЕ в робочій (допустимій) області визначення його функції

У діаграмі (рис. 1) через терм-множину D замкається контур оптимізації контрольних допусків на ознаки розпізнавання, де D – система контрольних допусків.

Регламентация процесу машинного навчання здійснюється оператором $U: E \rightarrow T \times G \times \Omega \times Z$.

3. Алгоритм навчання системи ідентифікації підпису

Алгоритм машинного навчання системи ідентифікації рукописного підпису у рамках ІЕІ-технології полягає в реалізації багатоциклічної ітераційної процедури пошуку глобального максимуму інформаційного КФЕ (1) в робочій допустимій області визначення його функції. Відомо, що на ефективність навчання системи суттєво впливають контрольні допуски на ознаки розпізнавання. Оптимізація контрольних допусків за інформаційно-екстремальним алгоритмом полягає у наближенні в процесі машинного навчання глобального максимуму інформаційного КФЕ, обчисленого в робочій (допустимій) області, до його максимального граничного значення.

Згідно з категорійною моделлю (рис.1) інформаційно-екстремальний алгоритм навчання з оптимізацією контрольних допусків на ознаки розпізнавання подамо у вигляді двоциклічної ітераційної процедури пошуку глобального максимуму інформаційного КФЕ (1) в робочій (допустимій) області визначення його функції

$$\delta^* = \arg \langle \max_{G_\delta} \{ \max_{G_E \cap G_d} E_m \} \rangle, \quad (2)$$

де G_δ - область допустимих значень системи контрольних допусків на ознаки розпізнавання.

Вхідною інформацією для навчання за процедурою (2) є навчальна матриця і система полів контрольних допусків $\{\delta_{K,i}\}$ на ознаки розпізнавання.

При цьому рівні селекції $\{\rho_m\}$ координат двійкових еталонних векторів-реалізацій образів за бінарною навчальною матрицею за умовчанням дорівнюють 0,5 для всіх класів розпізнавання.

На рис. 2 показано приклад формування реалізації образу, множина яких утворює навчальну матрицю.

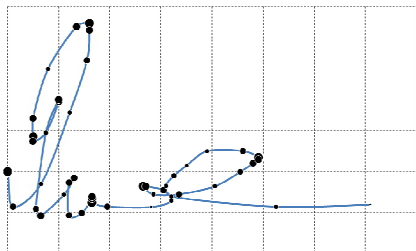


Рис. 2. Формування реалізації підпису

На рис. 2 суцільна лінія відображає підпис, а чорні круги – точки, координати яких входять до навчальної матриці. При цьому координати першої точки підпису вважаються нульовими, а радіус точок – пропорційний силі натискання.

Інші реалізації одного класу формуються автоматично за повторними підписами автора на рецепторному полі.

Розглянемо основні етапи реалізації алгоритму:

1. Формування бінарної навчальної матриці $\|x_{m,i}^{(j)}\|$, елементи якої дорівнюють

$$x_{m,i}^{(j)} = \begin{cases} 1, & \text{if } y_{m,i}^{(j)} \in \delta_{K,i}; \\ 0, & \text{if } y_{m,i}^{(j)} \notin \delta_{K,i}. \end{cases}$$

2. Формування масиву еталонних двійкових векторів $\{x_{m,i} \mid m = \overline{1, M}, i = \overline{1, N}\}$, елементи якого визначаються за правилом:

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

де ρ_m – рівень селекції координат вектору $x_m \in X_m^0$.

3. Розбиття множини еталонних векторів на пари найближчих «сусідів»: $\mathcal{R}_m^{[2]} = \langle x_m, x_1 \rangle$, де x_1 – еталонний вектор сусіднього класу X_1^0 , за таким алгоритмом:

а) структурується множина еталонних векторів, починаючи з вектора x_1 базового класу X_1^0 , який характеризує найбільшу функціональну ефективність інтелектуальної системи;

б) будується матриця кодових відстаней між еталонними векторами розмірності $M \times M$;

в) для кожної строки матриці кодових відстаней знаходиться мінімальний елемент, який належить стовпчику вектора – найближчого до вектора, що визначає строку. При наявності декількох однакових мінімальних елементів вибирається з них будь-який, оскільки вони є рівноправними;

г) формується структурована множина елементів попарного розбиття $\{\mathcal{R}_m^{[2]} \mid m = \overline{1, M}\}$, яка задає план навчання.

4. Оптимізація радіуса d_m контейнера класу X_m^0 відбувається за базовим інформаційно-екстремальним алгоритмом навчання

$$d_m^* = \arg \max_{\{d\}} E_m,$$

де $\{d\} = \{0, 1, \dots, d < d(x_m \oplus x_1)\}$ – множина радіусів концентрованих гіперсфер, центр яких визначається вершиною $x_m \in X_m^0$.

При цьому приймається $E_m(0) = 0$.

5. Процедура закінчується при знаходженні максимуму КФЕ в робочій області його визначення.

4. Результати моделювання

Перевірка працездатності алгоритму ідентифікації рукописного підпису розглядалася на прикладі навчання системи розпізнавати підписи 8 авторів. При цьому була сформована навчальна матриця розмірності $N \times n$, в якій для кожного класу кількість ознак розпізнавання дорівнювала $N = 30$ і кількість реалізацій підпису – $n = 30$. В рамках ІЕІ-технології в процесі навчання системи ідентифікації рукописного підпису за алгоритмом (2) було побудовано вирішальні правила для гіперсферичних контейнерів класів розпізнавання, що відновлювалися в радіальному базисі бінарного простору ознак. Як критерій оптимізації параметрів навчання розглядався модифікований критерій Кульбака, робоча формула якого має вигляд [6]

$$E_m = \frac{1}{n} \log_2 \left\{ \frac{2n + 10^{-\gamma} - [K_{2,m}^{(k)} + K_{3,m}^{(k)}]}{[K_{2,m}^{(k)} + K_{3,m}^{(k)}] + 10^{-\gamma}} \right\} \times [n - (K_{2,m}^{(k)} + K_{3,m}^{(k)})], \quad (3)$$

де n – обсяг навчальної вибірки, $10^{-\gamma}$ – мале додатне число, яке вводиться для усунення поділу на нуль і в якому γ ціле число ($1 < \gamma \leq 3$);

$K_{2,m}^{(k)}$ – кількість подій, які означають неналежність реалізацій класу X_m^0 його контейнеру;

$K_{3,m}^{(k)}$ – кількість подій, які означають належність контейнеру класу X_m^0 реалізацій іншого класу.

На рис. 3 показано графік залежності усередненого за алфавітом класів розпізнавання інформаційного критерію (3) від параметра поля контрольних допусків δ , одержаний в процесі навчання системи ідентифікації з паралельною оптимізацією контрольних допусків на ознаки розпізнавання.

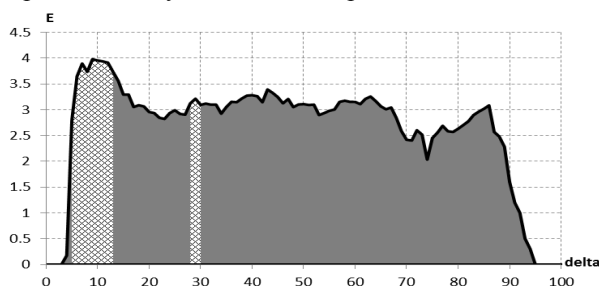


Рис. 3. Динаміка зміни усередненого КФЕ при паралельній оптимізації контрольних допусків

Оскільки паралельна оптимізація контрольних допусків на ознаки розпізнавання здійснюється

шляхом ітераційної процедури зміни контрольних допусків для всіх ознак одночасно із заданим кроком, то в цьому випадку глобальний максимум КФЕ в робочій області визначення його функції (на рис. 3 позначена подвійною штриховкою) визначає квазіоптимальне значення параметра δ . Аналіз рис. 3 показує, що оптимальний параметр поля контрольних допусків на ознаки розпізнавання дорівнює $\delta^* = \pm 9$ у відсотках від номінальних (усереднених) значень ознак розпізнавання. При цьому максимальне значення усередненого критерію (3) дорівнює $E^* = 4,0$.

Оскільки кількість реалізації навчальної вибірки для кожного класу розпізнавання дорівнювала $n = 30$, то згідно з формулою (3) при $\gamma = 2$ максимальне граничне значення КФЕ становить $E_{\text{гран}}^* = 4,40$. Таким чином, вирішальні правила, побудовані за алгоритмом навчання системи ідентифікації підпису з паралельною оптимізацією системи контрольних допусків на ознаки розпізнавання, не є безпомилковими при розпізнаванні реалізацій із вхідної навчальної матриці. Тобто контрольні допуски, визначені в процесі навчання за алгоритмом з паралельною їх оптимізацією, можна вважати квазіоптимальними.

Для підвищення функціональної ефективності навчання системи ідентифікації підпису було реалізовано алгоритм навчання з послідовною оптимізацією контрольних допусків на ознаки розпізнавання у вигляді ітераційної процедури

$$\{\delta_{K,i}^*\} = \left\langle \arg \left\{ \bigotimes_{l=1}^L \max_{G_{\delta_i}} \left\{ \max_{G_E \cap G_{d_i}} E_1^{(l)} \right\} \right\} \right\rangle, \quad i = \overline{1, N},$$

де G_{δ_i} , G_E , G_{d_i} – області допустимих значень поля контрольних допусків для i -ї ознаки, критерію оптимізації і кодової відстані d_i відповідно; \bigotimes – символ операції повторення; L – кількість прогонів ітераційної процедури оптимізації контрольних допусків на ознаки розпізнавання.

При цьому як стартові контрольні допуски на ознаки розпізнавання використовувалися визначені на етапі їх паралельної оптимізації квазіоптимальні допуски.

На рис. 4 показано графік залежності усередненого за алфавітом класів розпізнавання інформаційного критерію (3) від кількості ітерацій пошуку його глобального максимуму.

Аналіз рис. 4 показує, що максимальне значення КФЕ дорівнює граничному і це дозволяє стверджувати, що в процесі навчання системи ідентифікації підпису побудовано безпомилкові за навчаль-

ною матрицею вирішальні правила. Оскільки кількість ітерацій (кроків навчання) на одному прогоні дорівнює 30, то максимальне граничне значення КФЕ (3) $E_{\text{гран}}^* = 4,40$, як показано на рис. 4, досягається вже на другому прогоні.



Рис. 4. Динаміка зміни усередненого КФЕ при послідовній оптимізації контрольних допусків

На рис. 5 показано одержані в процесі послідовної оптимізації контрольних допусків на ознаки розпізнавання графіки залежності інформаційного критерію (3) від радіусів контейнерів класів розпізнавання, що відновлюються в радіальному базисі простору ознак розпізнавання.

Аналіз результатів оптимізації показує, що оптимальні радіуси контейнерів класів розпізнавання дорівнюють: для класу $X_1^0 - d_1^* = 14$ (тут і далі в кодових одиницях), для класу $X_2^0 - d_2^* = 13$, для класу $X_3^0 - d_3^* = 17$, для класу $X_4^0 - d_4^* = 14$, для класу $X_5^0 - d_5^* = 18$, для класу $X_6^0 - d_6^* = 9$, для класу $X_7^0 - d_7^* = 19$ і для класу $X_8^0 - d_8^* = 13$. Цим параметрам контейнерів відповідає усереднене максимальне граничне значення інформаційного КФЕ (3), яке дорівнює $E_{\text{гран}}^* = 4,40$ при значеннях точнісних характеристик $D_1 = 1$ і $\beta = 0$.

Таким чином, в процесі оптимізації параметрів функціонування інтелектуальної системи було побудовано безпомилковий за навчальною матрицею класифікатор.

Висновки

1. Розроблено в рамках інформаційно-екстремальної інтелектуальної технології інформаційне забезпечення інтелектуальної системи верифікації підпису.

2. Запропоновано в процесі побудови формування вхідного математичного опису системи, а саме навчальних матриць, процедуру, що дозволяє зафіксувати траєкторію руху пера та силу натискання під час відтворення підпису.

3. Проведено моделювання і оптимізацію в інформаційному розумінні геометричних параметрів контейнерів класів розпізнавання.

4. У процесі навчання СППР застосовано паралельний та послідовний алгоритми оптимізації системи контрольних допусків на ознаки розпізнавання, і за результатами машинного навчання доведено, що послідовна оптимізація системи контрольних допусків на ознаки розпізнавання забезпечує максимальну функціональну ефективність навчання системи ідентифікації підпису.

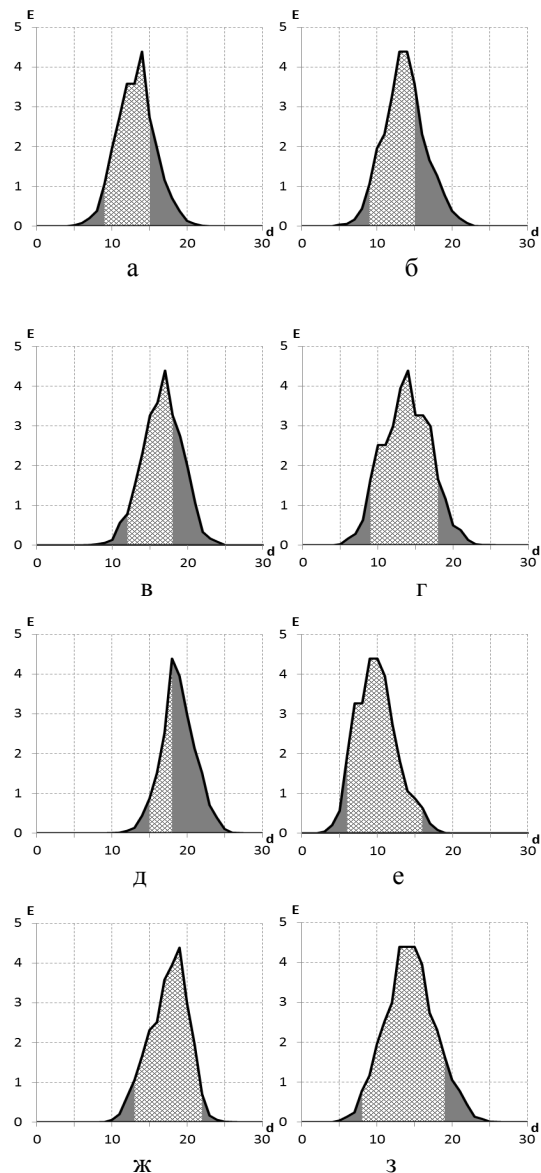


Рис. 5. Графіки залежності інформаційного критерію (3) від радіусів контейнерів класів розпізнавання: а – клас X_1^0 ; б – клас X_2^0 ; в – клас X_3^0 ; г – клас X_4^0 ; д – клас X_5^0 ; е – клас X_6^0 ; ж – клас X_7^0 ; з – клас X_8^0

Література

1. *Advances in Learning Theory: Methods, Models and Application [Text]* / J. A. K. Suykens, G. Horvath, S. Basu, C. Micchelli, J. Vandewalle // *IOS Press NATO-ASI Series in Computer and Systems Sciences, Amsterdam, The Nether-Lands.* – 2003. – 432 p.
2. Duda, R. O. *Pattern Classification [Text]* / R.O. Duda, P.E. Hart, D.G. Stork. – second ed. – New York, John Wiley & Sons, 2001. – 738 p.
3. Романов, В. О. *Технології аутентифікації особи за біометричними характеристиками [Текст]* / В. О. Романов, І. Б. Галелюк, П. С. Клочан // *Комп'ютерні засоби, мережі та системи.* – 2010. – № 9. – С. 54-61.
4. Мороз, А. О. *Біометричні технології ідентифікації людини. Огляд систем [Текст]* / А. О. Мороз // *Математичні машини і системи.* – 2011. – № 1. – С. 39-45.
5. Красноясовський, А. С. *Інформаційний синтез інтелектуальних систем керування: Підхід, що ґрунтується на методі функціонально-статистичних випробувань [Текст]* / А. С. Красноясовський. – Суми : Видавництво СумДУ, 2004. – 261 с.
6. Довбиш, А. С. *Основи проектування інтелектуальних систем [Текст] : навч. посібн.* / А. С. Довбиш. – Суми : Видавництво СумДУ, 2009. – 171 с.

Надійшла до редакції 22.01.2015, розглянута на редколегії 18.06.2015

ОПТИМИЗАЦИЯ ПАРАМЕТРОВ ОБУЧЕНИЯ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОЙ СИСТЕМЫ ВЕРИФИКАЦИИ ПОДПИСИ ЧЕЛОВЕКА

А. С. Довбиш, Д. В. Великодний, Ю. В. Симоновский

В статье рассмотрен метод распознавания и верификации подписи человека по изображению подписи в рамках информационно-экстремальной интеллектуальной технологии анализа и синтеза систем, способных обучаться. Рассмотрена математическая модель интеллектуальной системы верификации подписи, которая реализует классическую задачу распознавания образов по методу функционально-статистических испытаний. Построен базовый алгоритм обучения интеллектуальной системы. Сформирована учебная матрица, в которой фиксируются последовательность координат точек траектории, в которой перемещается перо при формировании подписи, и силы нажатия пера на бумагу. Проведено параллельную и последовательную оптимизацию системы контрольных допусков на признаки распознавания.

Ключевые слова: идентификация подписи, информационно-экстремальная интеллектуальная технология, верификация подписи, учебная матрица, алгоритм обучения, функционально-статистические испытания, функциональная эффективность.

OPTIMIZATION OF THE PARAMETERS OF LEARNING INTELLECTUAL SYSTEM OF HUMAN SIGNATURE VERIFICATION

A. S. Dovbysh, D. V. Velikodnyi, J. V. Simonovski

The method of recognition and human signature verification image signatures within information an extreme intellectual technology of analysis and synthesis of the systems capable to learn has been considered in the paper. The mathematical model of intellectual system signature verification, which implements a classic problem of pattern recognition using method of functional statistical tests, has been considered. Basic learning algorithm of intellectual system has been built. An educational matrix in which sequence of coordinate points is fixed of the trajectory, which moves the pen with formation of the signature and pen pressure on the paper, has been formed. Parallel and consistent optimization of the control system of tolerances for signs of recognition have been held.

Key words: identification of signature, information-extreme intellectual technology, signature verification, educational matrix, learning algorithm, functional and statistical tests, functional efficiency.

Довбиш Анатолій Степанович – д-р техн. наук, професор, завідувач кафедри комп'ютерних наук, Сумський державний університет, Суми, Україна, e-mail: kras@id.sumdu.edu.ua.

Великодний Дмитро Володимирович – канд. фіз.-мат. наук, ст. викладач кафедри комп'ютерних наук, Сумський державний університет, Суми, Україна, e-mail: d.velikodnyi@sumdu.edu.ua.

Симоновський Юлій Віталійович – аспірант каф. комп'ютерних наук, Сумський державний університет, Суми, Україна, e-mail: julius.simonovskii@gmail.com.