

УДК 681.518:004.93.1⁷

А. С. ДОВБИШ, Є. С. КУЛІК, З. В. КОЗЛОВ, А. С. ОСАДЧИЙ

Сумський державний університет, Україна

ІНФОРМАЦІЙНО-ЕКСТРЕМАЛЬНЕ НАВЧАННЯ СИСТЕМИ ОЦІНКИ ЯКОСТІ НАВЧАЛЬНОГО КОНТЕНТУ ВИПУСКОВОЇ КАФЕДРИ

Розглядається інформаційний синтез здатної навчатися інформаційно-аналітичної системи для оцінки адаптації навчального контенту випускової кафедри до вимог ринку праці. Запропоновано в рамках інформаційно-екстремальної інтелектуальної технології, яка ґрунтується на максимізації інформаційної спроможності системи в процесі її навчання, алгоритм оптимізації геометричних параметрів контейнерів класів розпізнавання, що відновлюються в радіальному базисі простору ознак. Формування вхідного математичного опису інформаційно-аналітичної системи здійснювалося за результатами опитування роботодавців та випускників кафедри з досвідом роботи за базовою спеціальністю щодо відповідності сучасним вимогам змістовних модулів десяти навчальних дисциплін з професійної підготовки.

Ключові слова: інформаційно-екстремальна інтелектуальна технологія, навчальний контент, навчальна матриця, алгоритм навчання, критерій функціональної ефективності.

Вступ

Суттєвим фактором, що впливає на якість освіти, є зміст та наповнення контенту як окремих навчальних модулів, так і дисциплін професійно-технічного циклу в цілому. Тому існуючі європейські рамкові освітні стандарти, спрямовані на вирішення проблеми оцінки якості освіти, суттєву увагу приділяють відповідності навчального контенту до вимог ринку праці. Аналіз сучасних інформаційних систем оцінки якості навчального контенту показав, що в більшості випадків вони аналізують в основному кількісні показники, які непрямо впливають на якість навчального контенту. В праці [1] наведено приклади створення експертних систем на основі нечіткої логіки, експертно-статистичних алгоритмів і методах інтелектуального аналізу даних [2]. Основні недоліки існуючих інформаційно-аналітичних систем оцінки якості освіти полягають в тому, що вони не забезпечують в режимі моніторингу зворотний зв'язок між випусковою кафедрою, роботодавцями та студентами, є негнучкими і головне не здатні автоматично формувати базу знань. Тому на практиці аналіз якості навчального процесу вимагає використання значних часових і викладацьких ресурсів і не гарантує об'єктивності оціночних рішень. Основним шляхом подолання цих основних недоліків є перехід від експертних систем оцінки якості навчального процесу до систем підтримки прийняття рішень (СППР), здатних аналізувати і видавати рекомендації відповідним користувачам. У зв'язку з цим актуальною науково-технічною задачею є надання інформаційно-аналітичній системі оцінки якості навчального контенту випускової кафедри

властивості адаптивності на основі машинного навчання та розпізнавання образів [2]. Але існуючі методи інтелектуального аналізу даних характеризуються невисокою достовірністю прийняття класифікаційних рішень за умови суттєвого перетину класів розпізнавання.

Одним із перспективних шляхів вирішення цієї задачі є застосування ідей і методів інформаційно-екстремальної інтелектуальної технології (ІЕІ-технології) аналізу даних, яка ґрунтується на максимізації інформаційної спроможності системи в процесі її машинного навчання [3, 4].

В статті розглядається інформаційно-екстремальний алгоритм навчання інформаційно-аналітичної системи адаптації навчального контенту випускової кафедри до вимог ринку праці.

1. Постановка задачі

Розглянемо формалізовану постановку задачі інформаційно-екстремального синтезу СППР як основної складової інформаційно-аналітичної системи адаптації навчального контенту випускової кафедри до вимог ринку праці.

Нехай дано алфавіт класів розпізнавання $\{X_m^0 \mid m = \overline{1, M}\}$, де M — кількість класів, які характеризують якість навчального контенту, і навчальну матрицю, яка містить сформовані респондентами оцінки змістовних модулів навчальних дисциплін за стобальною шкалою, $\|y_{m,i}^0\|$, $i = \overline{1, N}$, $j = \overline{1, n}$, де N — кількість змістовних модулів; n — кількість структурованих векторів-реалізацій (далі просто реалізації) образів, які формуються за результатами оцінок

респондентів. Крім того, відомий вектор параметрів навчання системи, які прямо впливають на її функціональну ефективність,

$$g = \langle g_1, \dots, g_\xi, \dots, g_\Xi \rangle. \quad (1)$$

При цьому відомі обмеження на відповідні параметри функціонування:

$$R_\xi(g_1, \dots, g_\xi, \dots, g_\Xi) \leq 0.$$

Необхідно на етапі навчання у рамках ІЕІ-технології побудувати в радіальному базисі бінарного простору ознак оптимальне (тут і далі в інформаційному розумінні) розбиття класів розпізнавання, яке відповідає умовам:

$$\begin{aligned} & (\forall X_m^0 \in \tilde{\mathfrak{R}}^{|\mathcal{M}|}) [X_m^0 \neq \emptyset]; \\ & (\exists X_k^0 \in \tilde{\mathfrak{R}}^{|\mathcal{M}|}) (\exists X_l^0 \in \tilde{\mathfrak{R}}^{|\mathcal{M}|}) [X_k^0 \neq X_l^0 \rightarrow X_k^0 \cap X_l^0 \neq \emptyset]; \\ & (\forall X_k^0 \in \tilde{\mathfrak{R}}^{|\mathcal{M}|}) (\forall X_l^0 \in \tilde{\mathfrak{R}}^{|\mathcal{M}|}) [X_k^0 \neq X_l^0 \rightarrow \text{Ker} X_k^0 \cap \text{Ker} X_l^0 = \emptyset]; \\ & (\forall X_k^0 \in \tilde{\mathfrak{R}}^{|\mathcal{M}|}) (\forall X_l^0 \in \tilde{\mathfrak{R}}^{|\mathcal{M}|}) [X_k^0 \neq X_l^0 \rightarrow (d_k^* < d(x_k \oplus x_l)) \& \\ & \quad \& (d_l^* < d(x_k \oplus x_l))]; \end{aligned}$$

$$\bigcup_{X_m^0 \in \tilde{\mathfrak{R}}} X_m^0 \subseteq \Omega_B; k \neq l; k, l, m = \overline{1, M},$$

де $\text{Ker} X_k^0, \text{Ker} X_l^0$ – ядра найближчих класів розпізнавання X_k^0 і X_l^0 відповідно; d_k^*, d_l^* – оптимальні радіуси гіперсферичних контейнерів класів розпізнавання X_k^0 і X_l^0 відповідно.

При цьому усереднений за алфавітом класів розпізнавання інформаційний критерій функціональної ефективності (КФЕ) набуває максимуму в робочій області визначення його функції:

$$\bar{E}^* = \max_{G_E \cap \{k\}} \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M E_m^{(k)}, \quad (2)$$

де $E_m^{(k)}$ – обчислений на k -му кроці ітераційної процедури КФЕ навчання системи розпізнавати реалізації класу X_m^0 ; G_E – робоча область визначення функції КФЕ; $\{k\}$ – множина кроків ітерації.

2. Категорійна модель

Розглянемо категорійну модель навчання системи у вигляді узагальненого орієнтованого графу, в якому множини відображаються одна на одну відповідними операторами перетворення інформації, що застосовуються в процесі навчання.

Категорійна модель включає вхідний математичний опис, який подамо у вигляді структури

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

де G – простір вхідних сигналів (факторів), T – множина моментів часу одержання інформації від респондентів; Ω – простір ознак розпізнавання; Z – простір станів якості навчального контенту, Y – вибіркова множина, яка утворює вхідну багатовимірну навчальну матрицю; X – бінарна навчальна матриця; $\Phi_1 : G \times T \times \Omega \times Z \rightarrow Y$ – оператор формування вхідної навчальної матриці Y ; $\Phi_2 : Y \rightarrow X$ – оператор трансформації вхідної навчальної Y в бінарну матрицю X шляхом допустимих перетворень.

На рис. 1 показано категорійну модель інформаційно-екстремального навчання СППР з оптимізацією геометричних параметрів контейнерів класів розпізнавання, що відновлюються в радіальному базисі простору ознак, і системи контрольних допусків на ознаки розпізнавання.

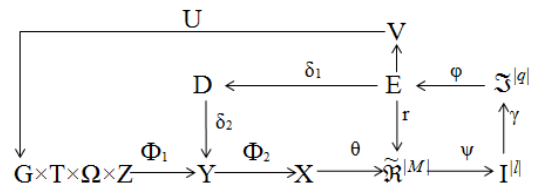


Рис. 1. Категорійна модель навчання СППР

На рис. 1 оператор $\theta : X \rightarrow \tilde{\mathfrak{R}}^{|\mathcal{M}|}$ буде в загальному випадку нечітке розбиття $\tilde{\mathfrak{R}}^{|\mathcal{M}|}$ бінарного простору ознак на класи розпізнавання, а оператор класифікації ψ перевіряє основну статистичну гіпотезу про належність вхідної реалізації класу X_m^0 і таким чином формує множину гіпотез $I^{|\mathcal{L}|}$, де l – кількість статистичних гіпотез. Оператор γ шляхом оцінки прийнятих гіпотез формує множину точнісних характеристик $\mathfrak{Z}^{|\mathcal{Q}|}$, де $q = l^2$, а оператор ϕ обчислює множину значень інформаційного КФЕ, який є функціоналом від точнісних характеристик. Контур моделі, який замикається оператором r , реалізує ітераційний процес оптимізації геометричних параметрів розбиття $\tilde{\mathfrak{R}}^{|\mathcal{M}|}$ шляхом пошуку глобального максимуму КФЕ в робочій (допустимій) області визначення його функції. Оптимізація контрольних допусків на ознаки розпізнавання здійснюється контуром операторів, який замикається через терм-множину D . При цьому множина D містить впорядковані значення системи контрольних допусків на ознаки розпізнавання, які задаються відносно

еталонної (усередненої) реалізації класу X_1^0 , що характеризує найвищий рівень якості навчального контенту.

Показана на рис. 1 категорійна модель передбачає згідно з принципом відкладених рішень Івахненка О.Г. перехід до інших типів радіально-базисних вирішальних правил. З цієї метою її зовнішній контур містить множину V типів вирішальних правил, які будуються із застосуванням більш складних радіально-базисних роздільних функцій.

Процес навчання регламентується оператором $U: V \rightarrow G \times T \times \Omega \times Z$. Таким чином, категорійна модель, показана на рис. 1, на відміну від інших теоретико-множинних моделей може розглядатися як узагальнена структура алгоритму інформаційного синтезу здатної навчатися СППР. Крім того, застосування категорійних моделей відкриває шлях до застосування сучасних інформаційних інтелектуальних технологій, орієнтованих на прогресивне функціональне моделювання.

3. Інформаційно-екстремальний алгоритм навчання

Згідно з категорійною моделлю (рис. 1) інформаційно-екстремальний алгоритм навчання СППР з оптимізацією системи контрольних допусків на ознаки розпізнавання подамо у вигляді ітераційної процедури пошуку глобального максимуму інформаційного критерію (2) в робочій (допустимій) області визначення його функції

$$\delta_K^* = \operatorname{argmax}_{G_\delta} \{ \max_{G_E \cap \{k\}} \bar{E}^{(k)} \}, \quad (3)$$

де δ_K^* – оптимальний параметр поля контрольних допусків на ознаки розпізнавання; G_δ – допустима область значень параметра δ поля контрольних допусків.

На рис. 2 показано двобічне симетричне поле контрольних допусків на ознаку розпізнавання y_i .

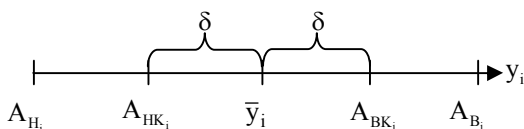


Рис. 2. Поле контрольних допусків на ознаки розпізнавання

На рис. 2 прийнято такі позначення: \bar{y}_i – номінальне (усереднене) значення ознаки y_i ; A_{H_i} , A_{B_i} – нижній та верхній нормовані допуски на ознаку

y_i ; A_{HK_i} , A_{BK_i} – нижній та верхній контрольні допуски на ознаку y_i ; δ – параметр поля контрольних допусків.

Вхідною інформацією для алгоритму навчання є дійсний в загальному випадку масив $\{y_{m,i}^{(j)}\}$ і система полів нормованих допусків $\{\delta_{H,i}\}$ на ознаки розпізнавання, яка задає область значень відповідних контрольних допусків.

Розглянемо основні етапи реалізації алгоритму навчання СППР з паралельною оптимізацією контрольних допусків на ознаки розпізнавання.

1. Ініціалізація лічильника кроків зміни параметра δ поля контрольних допусків.

2. Ініціалізація лічильника кроків зміни радіусів гіперсферичних контейнерів класів розпізнавання.

3. Формування бінарної навчальної матриці $\|x_{m,i}^{(j)}\|$, елементи якої визначаються за правилом

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

4. Обчислення еталонних (усереднених) двійкових векторів $\{x_{m,i}\}$ класів розпізнавання 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 двійкового еталонного вектора $x_m \in X_m^0$, який за замовчуванням дорівнює 0,5.

5. Розбиття множини $\{x_{m,i}\}$ на пари сусідніх двійкових еталонних векторів: $\mathfrak{R}_m^{[2]} = \langle x_m, x_c \rangle$, де x_c – еталонний вектор сусіднього класу X_c^0 .

6. Оптимізація кодової відстані d_m відбувається за ітераційною процедурою пошуку глобального максимуму інформаційного КФЕ (2) в робочій області визначення його функції:

$$d_m^* = \operatorname{arg max}_{G_E \cap \{k\}} E_m,$$

7. Якщо значення критерію (2) знаходиться в робочій (допустимій) області G_E , то виконується пункт 2 до тих пір, коли буде знайдено глобальний максимум його функції

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

де $\{d\} \in [0; d(x_m \oplus x_1) - 1]$ – множина радіусів гіперсферичних контейнерів класів, центр яких визначається вершиною еталонного вектора $x_m \in X_m^0$.

9. Визначається оптимальний параметр поля контрольних допусків δ^* та обчислюються для всіх ознак розпізнавання нижні і верхні контрольні допуски

$$A_{НК_i}^* = y - \delta^*;$$

$$A_{БК_i}^* = y_i + \delta^*.$$

Таким чином, параметрами інформаційно-екстремального навчання СППР є оптимальні радіуси $\{d_m^*\}$ гіперсферичних контейнерів класів розпізнавання, оптимальні еталонні вектори-реалізації $\{x_m^*\}$ класів розпізнавання і оптимальний параметр δ^* поля контрольних допусків, які дозволяють побудувати в просторі ознак розпізнавання вирішальні правила для прийняття рішень при функціонуванні системи безпосередньо в режимі моніторингу відповідності навчального контенту вимогам ринку праці.

4. Результати моделювання

Для перевірки ефективності синтезованої системи 120 респондентам, які склалися переважно із випускників Сумського державного університету за спеціальністю «Комп'ютерні науки та інформаційні технології» та технічних керівників ІТ-компаній, було запропоновано оцінити 50 змістовних модулів з 10 навчальних дисциплін бакалаврського рівня, пов'язаних із професійною підготовкою фахівця в галузі інформаційних технологій. Змістовні модулі безпосередньо вибиралися із обов'язкової та варіативної частин освітньо-професійної програми підготовки бакалавра і структурувалися по шести блокам: «Мови програмування та операційні системи», «Бази даних», «Web-програмування», «Теорія алгоритмів і структури даних», «Комп'ютерні мережі» і «Системний аналіз». Як респонденти виступали провідні фахівці десяти ІТ-компаній, серед яких переважну кількість склали випускники кафедри комп'ютерних наук. Після входження а систему респондентам пропонувалося шляхом установки повзунка на стобальній шкалі оцінити відповідний змістовний модуль.

За результатами відповідей респондентів автоматично формувалася навчальна матриця для трьох класів розпізнавання, які характеризували відповідні рівні якості навчального контенту. При цьому клас

X_1^0 відповідав навчальному контенту з оцінкою «добре», клас X_2^0 – задовільно» і клас X_3^0 – «незадовільно».

Машинне навчання СППР здійснювалося з паралельною оптимізацією системи контрольних допусків на ознаки розпізнавання за алгоритмом (3). Як КФЕ навчання СППР розглядалася модифікована інформаційна міра Кульбака у вигляді [5]

$$E_m^{(k)} = \log_2 \left(\frac{2 - (\alpha_m^{(k)}(d) + \beta_m^{(k)}(d))}{\alpha_m^{(k)}(d) + \beta_m^{(k)}(d)} \right) * [1 - (\alpha_m^{(k)}(d) + \beta_m^{(k)}(d))], \quad (4)$$

де $\alpha_m^{(k)}(d)$ – помилка першого роду прийняття рішення на k -му кроці навчання; $\beta_m^{(k)}(d)$ – помилка другого роду; d – дистанційна міра, яка визначає радіуси гіперсферичних контейнерів, побудованих в радіальному базисі простору Хеммінга.

На рис 3 показано отриманий в процесі інформаційно-екстремального навчання інформаційно-аналітичної системи графік залежності усередненого за алфавітом класів розпізнавання інформаційного критерію (4) від параметра поля контрольних допусків на ознаки розпізнавання.

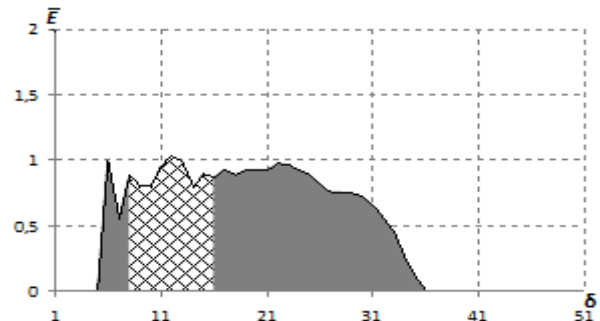


Рис. 3. Графік залежності КФЕ від параметра поля контрольних допусків

На рис. 3 штриховкою позначено робочу (допустиму) область визначення функції критерію (4), в якій перша і друга достовірності перевершують відповідно помилки першого та другого роду.

Аналіз рисунку показує, що оптимальним в інформаційному розумінні є значення параметра $\delta^* = \pm 11$, яке вимірюється в градаціях стобальної оціночної шкали. При цьому максимальне усереднене за алфавітом класів розпізнавання значення КФЕ навчання системи дорівнює $\bar{E}^* = 1,04$.

На рис. 4 показано процес оптимізації радіусів контейнерів класів розпізнавання.

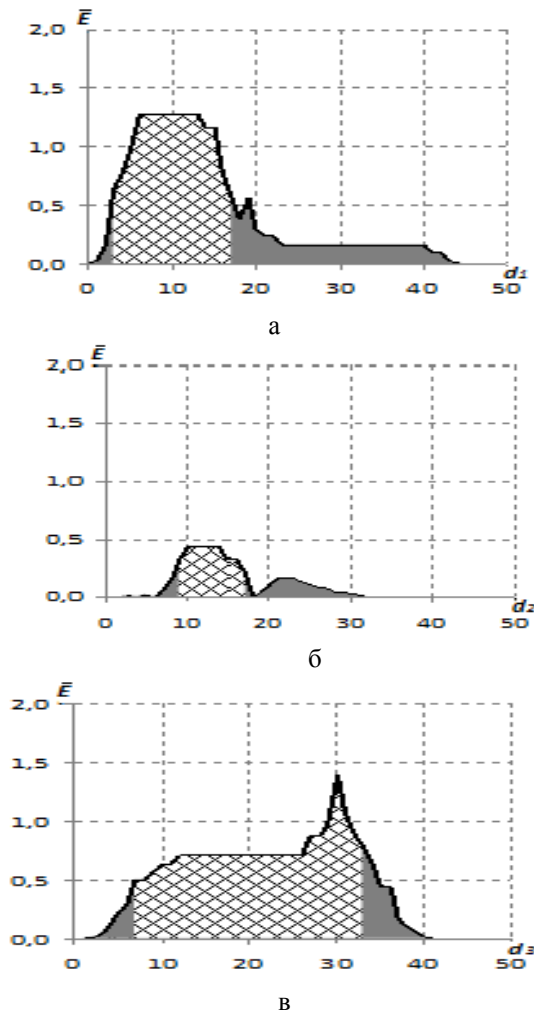


Рис. 4. Графік зміни КФЕ при оптимізації радіусів контейнерів класів розпізнавання:
 а – клас X_1^0 - «добре»; б – клас X_2^0 - «задовільно»;
 в – клас X_3^0 - «незадовільно»

Аналіз рис. 4 показує, що оптимальні значення радіусів контейнерів класів розпізнавання дорівнюють: для класу $X_1^0 - d_1^* = 6$ (тут і далі в кодових одиницях) при міжцентровій відстані із сусіднім (найближчим) класом $d_c=15$; для класу $X_2^0 - d_2^* = 10$ при міжцентровій відстані $d_c=21$; для класу $X_3^0 - d_3^* = 21$ при міжцентровій відстані $d_c=18$. При цьому середнє значення радіусів контейнерів класів розпізнавання дорівнює $\bar{d}^* = 15$, а середня міжцентрова відстань класів розпізнавання – $\bar{d}_c^* = 17$. Цим параметрам контейнерів відповідають такі значення КФЕ і точнісних характеристик: для класу $X_1^0 - E_1^* = 1,27$ (перша достовірність $D_1=0,85$ і помилка другого роду $\beta = 0,20$); для класу $X_2^0 - E_2^* = 0,44$

($D_1 = 0,55$ і $\beta = 0,15$) і для класу $X_3^0 - E_3^* = 1,39$ ($D_1 = 0,93$; $\beta = 0,25$).

Отримані значення КФЕ навчання системи є недостатньо високими, що обумовлено високим ступенем перетину класів розпізнавання. З метою підвищення функціональної ефективності машинного навчання системи було застосовано алгоритм послідовної оптимізації контрольних допусків на ознаки розпізнавання. За цим алгоритмом оптимізація контрольних допусків здійснюється окремо для кожної ознаки. При цьому отримані за результатами паралельної оптимізації квазіоптимальні контрольні допуски на ознаки розпізнавання приймалися як стартові при реалізації алгоритму їх послідовної оптимізації. Такий підхід дозволяє суттєво підвищити оперативність алгоритму послідовної оптимізації, оскільки обчислення інформаційного критерію на кожному кроці навчання здійснюються в робочій області визначення його функції.

На рис. 5 показано динаміку зміни усередненого КФЕ в процесі послідовної оптимізації СКД на ознаки розпізнавання.

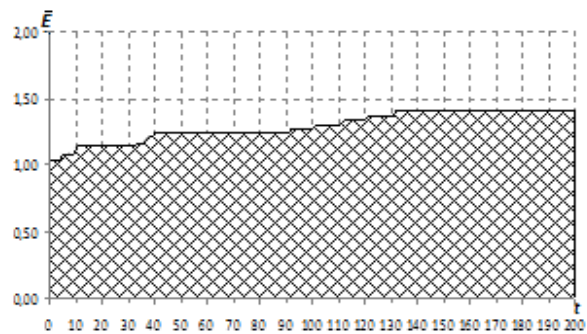


Рис. 5. Графік зміни усередненого КФЕ в процесі оптимізації СКД за послідовним алгоритмом

Оскільки послідовна оптимізація контрольних допусків здійснюється при квазіоптимальних допусках на інші ознаки, то ця процедура вимагає проведення її повторів (прогонів) до тих пір, поки значення інформаційного КФЕ перестає змінюватися. Аналіз рис. 5 показує, що оптимальна СКД на ознаки розпізнавання була отримана на третьому прогоні алгоритму оптимізації. Довжина одного прогону дорівнює кількості ознак ($N = 50$). При цьому максимальне значення усередненого КФЕ дорівнює $\bar{E}^* = 1,40$, що суттєво перевершує значення, отримане після паралельної оптимізації контрольних допусків на ознаки розпізнавання ($\bar{E} = 1,04$)*.

Результати оптимізації радіусів контейнерів класів розпізнавання, які є параметрами вирішальних правил, наведено на рис. 6.

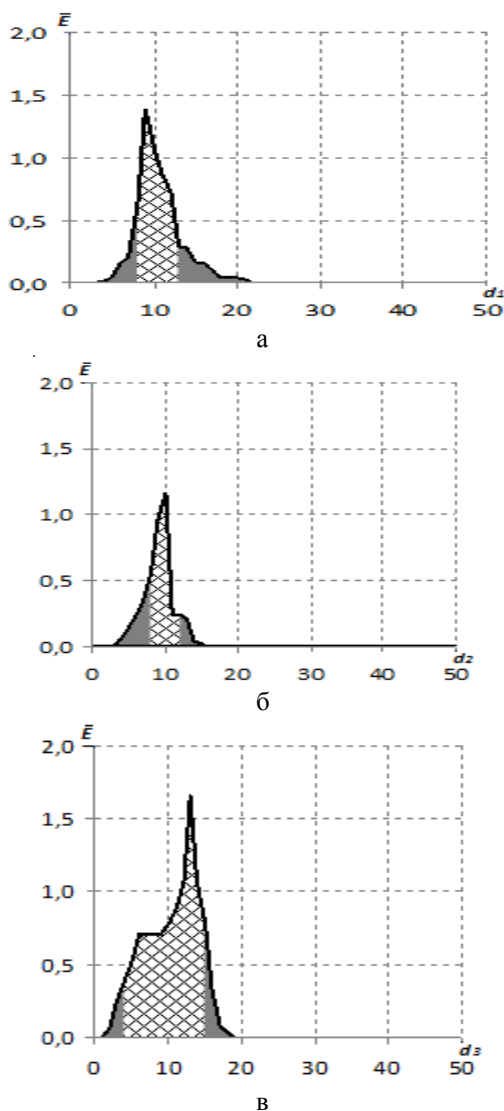


Рис. 6. Графік залежності КФЕ від радіусів контейнерів класів розпізнавання: а – клас X_1^0 ; б – клас X_2^0 ; в – клас X_3^0

Аналіз рис. 6 показує, що оптимальні радіуси контейнерів дорівнюють: для класу X_1^0 – $d_1^* = 9$ при міжцентровій відстані $d_c = 13$, для класу X_2^0 – $d_2^* = 11$ при $d_c = 21$ і для класу X_3^0 – $d_3^* = 13$ при $d_c = 23$. Цим параметрам контейнерів відповідають такі значення КФЕ і точнісних характеристик: для класу X_1^0 – $E_1^* = 1,39$ (перша достовірність $D_1 = 0,80$ і помилка другого роду $\beta = 0,13$); для класу X_2^0 – $E_2^* = 1,16$ ($D_1 = 0,72$ і $\beta = 0,10$) і для класу X_3^0 – $E_3^* = 1,66$ ($D_1 = 0,97$; $\beta = 0,25$). При цьому середнє значення радіусів контейнерів класів розпізнавання стало дорівнювати $\bar{d}^* = 11$, що менше у порівнянні з паралельною оптимізацією, а середня міжцентрова

відстань класів розпізнавання збільшилася і дорівнює $\bar{d}_c^* = 19$.

Таким чином, отримані результати відповідають основним принципам підвищення достовірності розпізнавання образів: дистанційно-мінімальному, який вимагає мінімізації радіусів контейнерів класів розпізнавання і дистанційно-максимальному щодо необхідності максимізації міжцентрових відстаней класів розпізнавання.

Висновки

1. В рамках інформаційно-екстремальної інтелектуальної технології аналізу даних реалізовано алгоритм машинного навчання інформаційно-аналітичної системи адаптації навчального контенту випускової кафедри до вимог ринку праці.

2. Працездатність розроблених алгоритмів перевірена при машинному оцінюванні трьох якісних рівнів навчального контенту випускової кафедри комп'ютерних наук Сумського державного університету за результатами проведеного опитування провідних фахівців ІТ-компаній.

3. Для побудови безпомилкових за навчальною вибіркою вирішальних правил необхідно здійснювати оптимізацію інших параметрів функціонування, які впливають на функціональну ефективність машинного навчання інформаційно-аналітичної системи. При цьому з метою оцінки контенту окремих навчальних дисциплін необхідно переходити до ієрархічної структури даних.

Література

1. Агапова, М. О. Про оптимізацію навчального матеріалу [Текст] / М. О. Агапова, В. Г. Кремень // Теорія і практика управління соціальними системами. Науково-практичний журнал. – 2012. – № 1. – С. 34–39.
2. Xu, G. Applied Data Mining [Text] / G. Xu, Y. Zong, Z. Yang. – CRC Press, 2013. – 284 p.
3. Довбиш, А. С. Інтелектуальні інформаційні технології в електронному навчанні [Текст] / А. С. Довбиш. – Суми : Видавництво Сумського державного університету, 2013. – 172 с.
4. Dovbysh, A. S. Information-Extreme Method for Classification of Observations with Categorical Attributes [Text] / A. S. Dovbysh, V. V. Moskalenko, A. C. Rizhova // Cybernetica and Systems Analysis. – 2016. – V. 52. – № 2. – P. 45-52.

References

1. Agapova, M. O., Kremen, V. G. Pro optimizaciju navchal'nogo material [About optimization of

educational material]. *Teorija i praktyka upravlinnja social'nytu systematy. Naukovo-praktychnyj zhurnal*. Kharkiv, 2012, no. 1, pp. 34-39.

2. Xu, G., Zong, Y., Yang, Z. *Applied Data Mining*. CRC Press Publ., 2013. 284p.

3. Dovbysh, A. S. *Intelektual'ni informacijni tehnologii' v elektronomu navchanni* [Intellectual informa-

tion technologies in electronic learning], Sumy, Sumy State University Publ., 2013. 172 p.

4. Dovbysh, A. S., Moskalenko, V. V., Rizhova, A. C. Information-Extreme Method for Classification of Observations with Categorical Attributes. *Cibernetica and Systems Analysis*, 2016, vol. 52, no. 2, pp. 45-52.

Надійшла до редакції 3.09.2016, розглянута на редколегії 16.09.2016

ИНФОРМАЦИОННО-ЭКСТРЕМАЛЬНОЕ ОБУЧЕНИЕ СИСТЕМЫ ОЦЕНКИ КАЧЕСТВА ОБРАЗОВАТЕЛЬНОГО КОНТЕНТА ВЫПУСКАЮЩЕЙ КАФЕДРЫ

А. С. Довбыш, Е. С. Кулик, З. В. Козлов, А. С. Осадчий

Рассматривается информационный синтез способной к обучению информационно-аналитической системы для оценки адаптации учебного контента выпускающей кафедры с требованиями рынка труда. Предложен в рамках информационно-экстремальной интеллектуальной технологии, основанной на максимизации информационной способности системы в процессе ее обучения, алгоритм оптимизации геометрических параметров контейнеров классов распознавания, которые обновляются в радиальном базисе пространства признаков. Формирования входного математического описания информационно-аналитической системы осуществлялось по результатам опроса работодателей и выпускников кафедры с опытом работы по базовой специальности на соответствие современным требованиям содержательных модулей десяти учебных дисциплин по профессиональной подготовке.

Ключевые слова: информационно-экстремальная интеллектуальная технология, образовательный контент, обучающая матрица, алгоритм обучения, критерий функциональной эффективности.

QUALITY ASSESSMENT OF EDUCATIONAL CONTENT IN GRADUATING DEPARTMENTS USING INFORMATION-EXTREME INTELLECTUAL TECHNOLOGY OF DATA ANALYSIS

A. S. Dovbysh, E. S. Kulik, Z. V. Kozlov, A. S. Osadchiy

We consider information synthesis of able to learn informational and analytical system for assessing adaptation of graduating department educational content to the requirements of the labor market. As part of the information-extreme intellectual technology, which is based on maximizing the capacity of information in the process of learning, algorithm of geometrical parameters optimization of class recognition containers renewable in the radial basis of attribute space is offered. Forming input mathematical description of information-analytical system was carried out of a survey of employers and graduates with experience in base speciality for compliance with the current requirements of content modules of ten disciplines with professional training.

Key words: information-extreme intellectual technology, educational content, learning matrix, learning algorithm, the criterion of the functional efficiency.

Довбиш Анатолій Степанович – д-р техн. наук, професор, завідувач кафедри комп'ютерних наук, Сумський державний університет, Суми, Україна.

Кулік Євгенія Сергіївна – аспірант каф. комп'ютерних наук, Сумський державний університет, Суми, Україна.

Козлов Захар Вікторович – аспірант каф. комп'ютерних наук, Сумський державний університет, Суми, Україна.

Осадчий Андрій Сергійович – викладач Конотопського інституту, Сумський державний університет, Конотоп, Україна.

Dovbysh Anatolij Stepanovich – head of computer science department, Sumy State University, Sumy, Ukraine.

Kulik Yevheniia Sergiivna – post-graduate student of computer science department, Sumy State University, Sumy, Ukraine.

Kozlov Zakhar Viktorovich – post-graduate student of computer science department, Sumy State University, Sumy, Ukraine.

Osadchiy Andriy Sergijovych – lecturer of Konotop institute of Sumy State University, Konotop, Ukraine.