

УДК: 004.93.1'

**А.В. Васильєв<sup>1</sup>, А.С. Довбиш<sup>2</sup>, Є.С. Кулік<sup>3</sup>, З.В. Козлов<sup>4</sup>**<sup>1</sup> СумДУ, м. Суми, Україна, rector@sumdu.edu.ua<sup>2</sup> СумДУ, м. Суми, Україна, kras@id.sumdu.edu.ua<sup>3</sup> СумДУ, м. Суми, Україна, jenyakulik92@gmail.com<sup>4</sup> СумДУ, м. Суми, Україна, zakhar.kozlov@yandex.ua

## ІНФОРМАЦІЙНО-АНАЛІТИЧНА СИСТЕМА АДАПТАЦІЇ НАВЧАЛЬНОГО КОНТЕНТУ ВИПУСКОВОЇ КАФЕДРИ ДО ВИМОГ РИНКУ ПРАЦІ

Розглядається інформаційний синтез здатної навчатися інформаційно-аналітичної системи оцінки відповідності навчального контенту випускової кафедри вищого навчального закладу вимогам 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.

ІНФОРМАЦІЙНО-ЕКСТРЕМАЛЬНА ІНТЕЛЕКТУАЛЬНА ТЕХНОЛОГІЯ, НАВЧАЛЬНИЙ КОНТЕНТ, МАШИННЕ НАВЧАННЯ, ОПТИМІЗАЦІЯ, КРИТЕРІЙ ФУНКЦІОНАЛЬНОЇ ЕФЕКТИВНОСТІ

### Вступ

Існуючі європейські рамкові освітні стандарти, які спрямовані на вирішення проблеми оцінки якості освіти, суттєву увагу приділяють відповідності навчального контенту вимогам ринку праці. При цьому аналіз сучасних інформаційних систем оцінки якості навчального контенту здійснюється в основному за загальними кількісними показниками працевлаштування випускників вищих навчальних закладів та рейтингом підприємств-роботодавців [1]. Оскільки кількісні показники є непрямими критеріями якості навчального контенту, то для отримання об'єктивних його оцінок в основному застосовується метод анкетування роботодавців. Недоліком такого підходу є недосконалість сучасних соціологічних методів аналізу результатів опитування респондентів, що вимагає суттєвих матеріальних і часових витрат з боку організаторів анкетування. Оскільки сучасні системи аналізу результатів соціопитування в основному базуються на застосуванні методів багатовимірного статистичного аналізу [2], то отримані результати є усередненими, що ускладнює їх детальну інтерпретацію. В праці [3] запропонована експертна система оцінки ефективності та контролю якості інформаційно-аналітичних систем оцінки знань студентів на основі нечіткої логіки, основними недоліками якої є чутливість до багатовимірності і неоднозначність рішень. Крім того, недоліками існуючих систем оцінки якості освіти є їх негнучкість і відсутність машинного аналізу зворотного зв'язку між випусковою кафедрою вищого навчального закладу, роботодавцями та студентами різних форм навчання.

Аналіз сучасного стану і тенденцій розвитку інформаційно-аналітичних систем оцінки якості навчального контенту випускової кафедри свідчить про необхідність переходу від експертних систем до систем підтримки прийняття рішень (СППР), здатних автоматично формувати базу знань, аналізувати дані та видавати рекомендації користувачам.

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 [6, 7]. В праці [8] в рамках ІЕІ-технології розглядалася задача інформаційного синтезу інформаційно-аналітичної системи оцінки відповідності навчального контенту вимогам ринку праці. При цьому в процесі машинного навчання були побудовані полімодальні вирішальні правила, які враховували геометричні параметри оптимальних гіперсферичних контейнерів класів розпізнавання з окремими центрами розсіювання їх векторів-реалізацій (далі просто реалізації). Така структура вирішальних правил не дозволила отримати високу функціональну ефективність машинного навчання через суттєвий перетин класів розпізнавання. Одним із шляхів підвищення функціональної ефективності інформаційно-аналітичної системи оцінки якості навчального контенту є реалізація її машинного навчання з відновленням в радіальному базисі простору ознак вкладених контейнерів класів розпізнавання, які характеризуються єдиним центром розсіювання їх реалізацій, що має місце при прийнятті рішень за оціночними шкалами.

В статті розглядається інформаційно-екстремальний алгоритм машинного навчання інформаційно-аналітичної системи адаптації навчального контенту випускової кафедри до вимог ринку праці із вкладеними контейнерами класів розпізнавання.

### 1. Постановка задачі

Розглянемо формалізовану постановку задачі інформаційно-екстремального синтезу здатної навчатися інформаційно-аналітичної системи адаптації навчального контенту випускової кафедри до вимог ринку праці.

Нехай дано алфавіт класів розпізнавання  $\{X_m^o | m = \overline{1, M}\}$ , де  $M$  — кількість класів, які характеризують рівні якості навчального контенту, і сформовану за результатами оцінок респондентами змістовних модулів навчальних дисциплін за стобальною шкалою тривимірну навчальну матрицю  $\|y_{m,i}^{(j)} | i = \overline{1, N}, j = \overline{1, n}\|$ , де  $N$  — кількість ознак розпізнавання, яка дорівнює кількості змістовних модулів навчальних дисциплін, що оцінюються респондентами;  $n$  — кількість структурованих векторів-реалізацій (далі просто реалізації), координатами яких є ознаки розпізнавання. Крім того, для вкладених контейнерів класів розпізнавання з єдиним центром розсіювання їх реалізацій відомий вектор параметрів навчання інформаційно-аналітичної системи, які прямо впливають на її функціональну ефективність,

$$g_m = \langle x_1, R_m^{BH}, R_m^{ZOB}, \delta_K \rangle, \quad (1)$$

де  $x_1$  — вектор-реалізація базового (внутрішнього) класу розпізнавання  $X_1^o$ , вершина якого визначає єдиний для всіх вкладених класів центр розсіювання їх реалізацій;  $R_m^{BH}, R_m^{ZOB}$  — внутрішній і зовнішній радіуси вкладеного контейнера класу  $X_m^o$ ;  $\delta_K$  — параметр симетричного поля контрольних допусків на ознаки розпізнавання. При цьому на параметр навчання  $\delta_K$  накладається обмеження:

$$\delta_K < \frac{\delta_H}{2},$$

де  $\delta_H$  — нормоване поле допусків на ознак розпізнавання, яке визначає область значень відповідного поля контрольних допусків.

Необхідно на етапі навчання у рамках ІЕ-технології оптимізувати параметри навчання вектора (1) шляхом пошуку глобального максимуму усередненого за алфавітом класів розпізнавання інформаційного критерію функціональної ефективності (КФЕ) в робочій області визначення його функції:

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

де  $E_m^{(k)}$  — обчислений на  $k$ -му кроці ітераційної

процедури КФЕ навчання системи розпізнавати реалізації класу  $X_m^o$ ;  $G_E$  — робоча область визначення функції КФЕ;  $\{k\}$  — впорядкована множина кроків машинного навчання.

При цьому побудоване в радіальному базисі бінарного простору ознак оптимальне (тут і далі в інформаційному розумінні) вкладене розбиття класів розпізнавання відповідає умовам:

$$\begin{aligned} & (\forall X_m^o \in \tilde{\mathfrak{R}}^{|M|}) [X_m^o \neq \emptyset]; \\ & (\exists X_m^o \in \tilde{\mathfrak{R}}^{|M|}) (\exists X_c^o \in \tilde{\mathfrak{R}}^{|M|}) [X_m^o \neq X_c^o \rightarrow X_m^o \cap X_c^o \neq \emptyset]; \\ & (\forall X_{m-1}^o \in \tilde{\mathfrak{R}}^{|M|}) (\forall X_m^o \in \tilde{\mathfrak{R}}^{|M|}) (\forall X_{m-1}^o \in \tilde{\mathfrak{R}}^{|M|}) [(R_{m-1}^{BH} < R_m^{BH} < R_{m+1}^{BH}) \& (R_{m-1}^{ZOB} < R_m^{ZOB} < R_{m+1}^{ZOB})]; \\ & \bigcup_{X_m^o \in \tilde{\mathfrak{R}}^{|M|}} X_m^o \subseteq \Omega_B; m \neq c, m, c = \overline{1, M}, \end{aligned}$$

де  $X_c^o$  — сусідній клас розпізнавання, що межує з класом  $X_m^o$ .

Крім того, на практиці виконуються умови

$$R_1^{BH} = 0 \text{ і } R_M^{ZOB} = N.$$

Таким чином, задача інформаційно-екстремального машинного навчання полягає у відновленні в радіальному просторі ознак на кожному кроці навчання контейнерів класів розпізнавання шляхом цілеспрямованого наближення значення інформаційного критерію (2) до його максимального граничного.

На етапі екзамену, тобто безпосереднього прийняття рішень в робочому режимі, необхідно прийняти високодостовірне рішення про належність реалізації образу, що розпізнається, до одного із класів розпізнавання із заданого алфавіту.

### 2. Математична модель

Розглянемо категорійну модель оптимізації геометричних параметрів вкладених контейнерів класів розпізнавання в рамках інформаційно-екстремального машинного навчання інформаційно-аналітичної системи оцінки навчального контенту випускаючої кафедри щодо його відповідності вимогам ринку праці.

Категорійна модель представляє узагальнення орієнтованого графу, в якому відображення множин здійснюється операторами, які виконують відповідні функції машинного навчання. Вхідний математичний опис категорійної моделі подамо у вигляді структури

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

де  $G$  — простір вхідних сигналів (факторів),  $T$  — множина моментів часу одержання інформації від респондентів;  $\Omega$  — простір ознак розпізнавання;  $Z$  — простір станів якості навчального контенту,  $Y$  — вибіркова множина, яка утворює вхідну

багатовимірну навчальну матрицю;  $X$  – бінарна навчальна матриця;  $\Phi_1$  – оператор формування вхідної навчальної матриці  $Y$ ;  $\Phi_2$  – оператор перетворення матриці  $Y$  в бінарну матрицю  $X$  шляхом квантування за рівнем елементів вхідної матриці навчання.

На рис. 1 показано категорійну модель інформаційно-екстремального навчання СППР з оптимізацією вкладених гіперсферичних контейнерів класів розпізнавання.

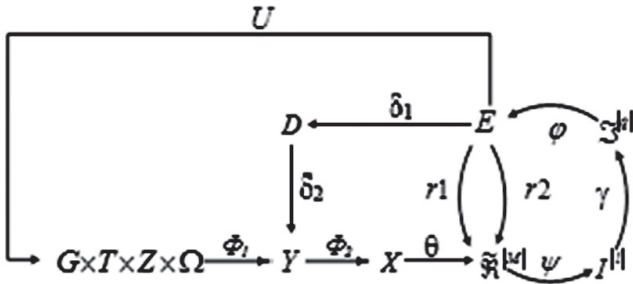


Рис. 1. Категорійна модель машинного навчання із вкладеними контейнерами класів розпізнавання

На рис. 1 оператор  $\theta: X \rightarrow \tilde{\mathfrak{X}}^{|M|}$  будує в загальному випадку нечітке розбиття  $\tilde{\mathfrak{X}}^{|M|}$  бінарного простору ознак на класи розпізнавання, а оператор класифікації  $\Psi$  перевіряє основну статистичну гіпотезу про належність вхідної реалізації класу  $X_m^o$  і таким чином формує множину гіпотез  $I^{|l|}$ , де  $l$  – кількість статистичних гіпотез. Оператор  $\gamma$  шляхом оцінки прийнятих гіпотез формує множину точнісних характеристик  $\mathfrak{Z}^{|q|}$ , де  $q = l^2$ , а оператор  $\phi$  обчислює множину значень інформаційного КФЕ, який є функціоналом від точнісних характеристик. Контур, який замикається операторами  $r_1$  і  $r_2$ , оптимізує внутрішні та зовнішні радіуси вкладених контейнерів класів розпізнавання шляхом пошуку глобального максимуму КФЕ в робочій (допустимій) області визначення його функції. Крім того, на рис. 1 показано контур оптимізації системи контрольних допусків, яка задається терм-множиною  $D$ .

Таким чином, побудова вирішальних правил в процесі інформаційно-екстремального машинного навчання здійснюється шляхом оптимізації геометричних параметрів вкладених гіперсферичних контейнерів класів розпізнавання, а допустимі перетворення робочої бінарної навчальної матриці – шляхом оптимізації системи контрольних допусків на ознаки розпізнавання.

### 3. Інформаційно-екстремальний алгоритм машинного навчання

Згідно з категорійною моделлю, показаною на рис. 1, інформаційно-екстремальний алгоритм машинного навчання розглядається у вигляді двохциклічної процедури оптимізації параметра  $\delta_K$  поля контрольних допусків на ознаки розпізнавання

$$\delta_K^* = \arg \max_{G_\delta} \left\{ \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \max_{G_E \cap \{k\}} E_m^{(k)} \right\}, \quad (3)$$

де  $\delta_K^*$  – оптимальний параметр поля контрольних допусків на ознаки розпізнавання;  $G_\delta$  – допустима область значень параметра  $\delta_K$  поля контрольних допусків.

Вхідними даними є тривимірна вхідна навчальна матриця і нормоване поле допусків  $\delta_H$ , яке на практиці дорівнює 20 градаціям стобальної оціночної шкали.

Розглянемо основні етапи реалізації алгоритму інформаційно-екстремального навчання СППР із оптимізацією вкладених гіперсферичних контейнерів класів розпізнавання:

- 1) ініціалізація лічильника класів розпізнавання:  $m := 0$ ;
- 2)  $m := m + 1$ ;
- 3) ініціалізація лічильника кроків зміни параметра  $\delta_K$  поля контрольних допусків на ознаки розпізнавання:  $l := 0$ ;
- 4)  $l := l + 1$ ;
- 5) формування бінарної навчальної матриці  $\|x_{m,i}^{(j)}\|$ , елементи якої визначаються за правилом:

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

- б) визначення координат вектора  $x_1[l]$ , вершина якого задає єдиний центр розсіювання реалізацій класів розпізнавання, за правилом

$$x_{1,i}[l] = \begin{cases} 1, & \text{if } \frac{1}{n} \sum y_{m,i}^{(j)} \geq \rho; \\ 0, & \text{if } \text{else}, \end{cases}$$

де  $\rho$  – рівень селекції (квантування) координат вектора  $x_1$ , який за замовчуванням дорівнює 0.5;

- 7) якщо  $l \leq \delta_H$ , то виконується пункт 4, інакше – пункт 8;
- 8) ініціалізація лічильника кроків зміни внутрішнього радіуса  $R_m^{(BH)}[l]$ ;
- 9)  $R_m^{(BH)}[l] := R_m^{(BH)}[l] + 1$ ;
- 10) якщо  $m = 1$ , то  $R_m^{*(BH)}[l] := 0$ , інакше виконується пункт 11;
- 11) якщо  $l \leq l_{\max}$ , то виконується пункт 4, інакше – пункт 12;
- 12) обчислюється значення інформаційного критерію  $E_m^{(BH)}[l]$ ;
- 13) якщо  $R_m^{(BH)}[l] \leq N$ , то виконується пункт 8, інакше – пункт 12;
- 14) для робочої області визначення функції інформаційного критерію  $E_m^{(BH)}[l]$  визначаються його максимальне значення  $E_{m=1}^{(BH)*}[l]$  і оптимальне значення радіусу  $R_m^{(BH)*}[l]$ ;

- 15) ініціалізація лічильника кроків зміни зовнішнього радіуса  $R_m^{(30B)}[I] := 0$ ;
- 16)  $R_m^{(30B)}[I] := R_m^{(30B)}[I] + 1$ ;
- 17) обчислюється значення інформаційного критерію  $E_m^{(30B)}[I]$ ;
- 18) якщо  $R_m^{(30B)}[I] \leq N$ , то виконується пункт 15, інакше – пункт 18;
- 19) для робочої області визначення функції інформаційного критерію  $E_m^{(30B)}[I]$  визначаються його максимальне значення  $E_m^{(30B)*}[I]$  і оптимальне значення радіусу  $R_m^{(30B)*}[I]$ ;
- 20) якщо  $m < M$ , то виконується пункт , інакше – пункт 20;
- 21) якщо  $m = M$ , то  $R_m^{(30B)*}[I] := N$  , інакше виконується пункт 22;
- 22) обчислюється максимальне середнє значення інформаційного КФЕ

$$\bar{E}^*[I] = \frac{1}{M-1} \sum_{m=1}^{M-1} \frac{E_m^{(30B)*}[I] + E_{m+1}^{(BH)*}[I]}{2} \quad (4)$$

і визначається оптимальне значення параметра  $\delta_K^*$ ;

23) ЗУПИН.

Як КФЕ навчання СППР розглядалася модифікована інформаційна міра Кульбака у вигляді [5]

$$E_m^{(k)} = \log_2 \left( \frac{2 - (\alpha_m^{(k)}(d) + \beta_m^{(k)}(d))}{\alpha_m^{(k)}(d) + \beta_m^{(k)}(d)} \right) * [1 - (\alpha_m^{(k)}(d) + \beta_m^{(k)}(d))], \quad (5)$$

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.

Зважаючи на можливість перетину вкладених контейнерів, вирішальні правила можна побудувати у вигляді предикатного виразу

$$[\forall x^j \in \tilde{\mathfrak{X}}^{|M|} \{x^j \in X_m^o, \text{ якщо } \left[ \frac{R_m^{(30B)*} - d(x_1 \oplus x^j)}{R_{m+1}^{(BH)*} - d(x_1 \oplus x^j)} > 1 \right] \text{ або } [R_{M-1}^{(30B)*} < d(x_1 \oplus x^j) < N], m = \overline{1, M},$$

де  $d(x_1 \oplus x^j)$  – кодова відстань між вектором  $x_1$  і реалізацією  $x^j$ , що розпізнається.

### Результати моделювання

Реалізація запропонованого алгоритму машинного навчання здійснювалася при створенні інформаційно-аналітичної системи оцінки відповідності навчального контенту спеціальності «Комп’ютерні науки та інформаційні технології» в Сумському державному університеті. З метою формування вхідної навчальної матриці було запропоновано 120 респондентам оцінити 50 змістовних

модулів з 10 навчальних дисциплін бакалаврського рівня, пов’язаних із професійною підготовкою фахівця в галузі інформаційних технологій. Як респонденти виступали провідні фахівці десяти ІТ-компаній, серед яких переважну кількість склали випускники кафедри комп’ютерних наук. За результатами відповідей респондентів було автоматично сформовано навчальну матрицю із трьох класів. Клас  $X_1^o$  відповідав навчальному контенту з оцінкою «добре», клас  $X_2^o$  – оцінці «задовільно», а  $X_3^o$  – «незадовільно».

Машинне навчання інформаційно-аналітичної системи здійснювалося за алгоритмом (3), який реалізовував спочатку паралельну оптимізацію системи контрольних допусків на ознаки розпізнавання за інформаційним критерієм (5).

На рис. 2 показано графік залежності усередненого КФЕ (4) від параметра  $\delta_K$  поля контрольних допусків на ознаки розпізнавання. На графіку світлою ділянкою позначено робочу (допустиму) область визначення функції інформаційного критерію (5), в якій помилки  $\alpha_m^{(k)}(d)$  і  $\beta_m^{(k)}(d)$  менше 0,5.

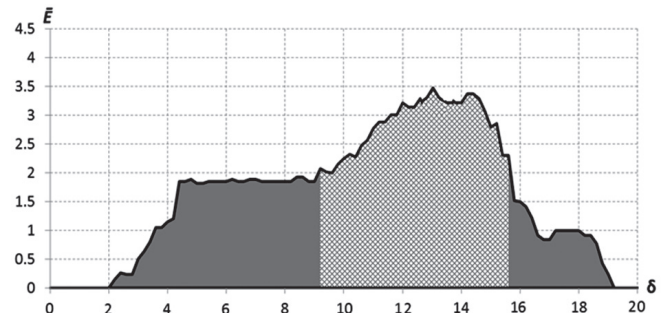


Рис. 2. Графік залежності КФЕ від параметра поля

контрольних допусків на ознаки розпізнавання

Аналіз рис. 2 показує, що оптимальне значення параметра поля контрольних допусків на ознаки розпізнавання дорівнює  $\delta_K^* = \pm 13$  градацій столбальної оціночної шкали при максимальному значенні усередненого КФЕ  $\bar{E}_{\max} = 3.47$ , яке обчислювалося в робочій області визначення його функції.

Порівняльний аналіз результатів машинного навчання, отриманих при застосуванні вкладеної структури гіперсферичних контейнерів класів розпізнавання, показав, що у цьому випадку значення інформаційного КФЕ втричі більше ніж при полімодальній структурі ( $\bar{E}_{\max} = 1.09$ ), яка досліджувалася в праці [8].

З метою побудови вирішальних правил (6) в процесі машинного навчання здійснювалася оптимізація радіусів вкладених контейнерів класів розпізнавання (рис. 3).

Аналіз результатів оптимізації показує, що оптимальними радіусами вкладених контейнерів класів розпізнавання є: для класу  $X_1^o$  зовнішній

радіус дорівнює  $R_1^{(зов)*} = 21$  (тут і далі в кодових одиницях); для класу  $X_2^o$  внутрішній радіус дорівнює  $R_2^{(вн)*} = 15$  і зовнішній –  $R_2^{(зов)*} = 40$ ; для класу  $X_3^o$  внутрішній радіус дорівнює  $R_3^{(вн)*} = 37$ .

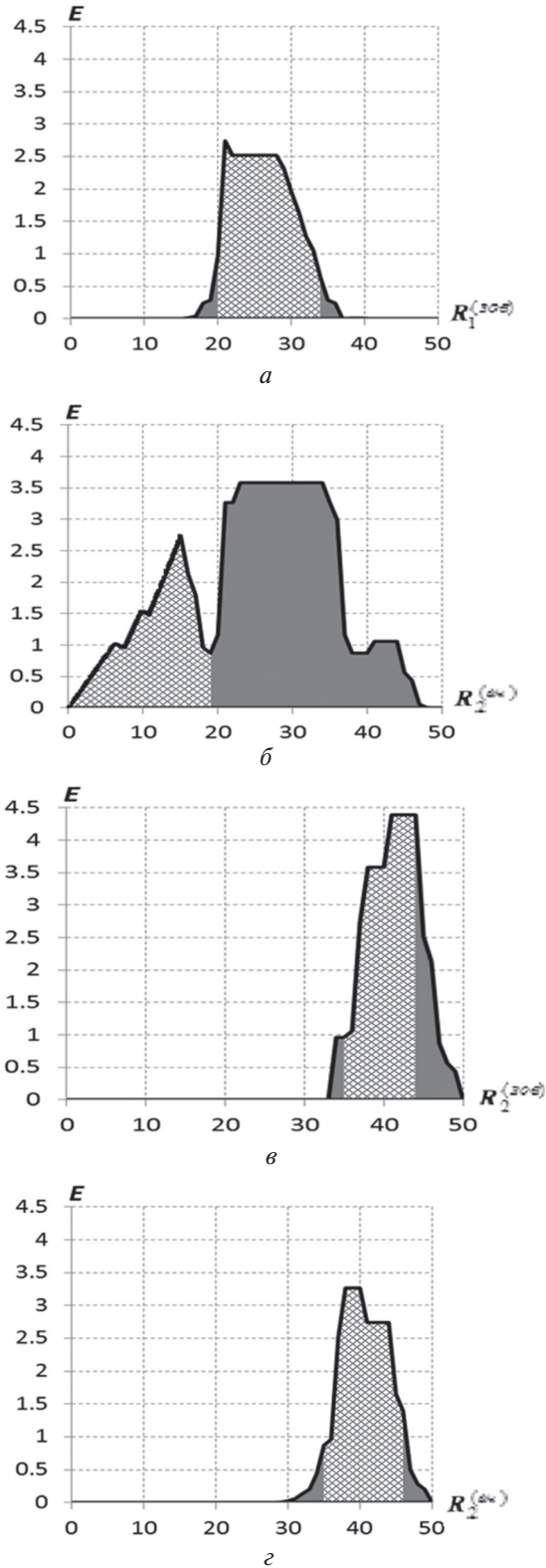


Рис. 3. Графіки залежності КФЕ (E) від радіусів контейнерів класів розпізнавання: а – зовнішній радіус  $R_1^{(зов)}$  класу  $X_1^o$ ; б – внутрішній радіус  $R_2^{(вн)}$  класу  $X_2^o$ ; в – зовнішній радіус  $R_2^{(зов)}$  класу  $X_2^o$ ; г – внутрішній радіус  $R_3^{(вн)}$  класу  $X_3^o$

Оптимальним геометричним параметрам контейнерів класів розпізнавання відповідають такі значення КФЕ і точнісних характеристик: для класу  $X_1^o$  –  $E_1^{(зов)*} = 2,74$  (перша достовірність  $D_1^{(зов)*} = 0,93$ , помилка другого роду  $\beta^{(зов)*} = 0,05$ ); для класу  $X_2^o$  –  $E_2^{(вн)*} = 2,65$  ( $D_1^{(вн)*} = 0,90$ ,  $\beta^{(вн)*} = 0,03$ ),  $E_2^{(зов)*} = 4,85$  ( $D_1^{(зов)*} = 0,98$ ,  $\beta^{(зов)*} = 0,01$ ) і для класу  $X_3^o$  –  $E_3^{(вн)*} = 3,75$  ( $D_1^{(вн)*} = 0,95$ ,  $\beta^{(вн)*} = 0$ ).

Для підвищення функціональної ефективності машинного навчання було застосовано алгоритм послідовної оптимізації системи контрольних допусків на ознаки розпізнавання. При цьому одержані на етапі паралельної оптимізації квазі-оптимальні контрольні допуски на ознаки розпізнавання розглядалися як стартові для їх послідовної оптимізації

На рис. 4 показано графік зміни усередненого критерію Кульбака, отриманий в процесі послідовної оптимізації системи контрольних допусків на ознаки розпізнавання.

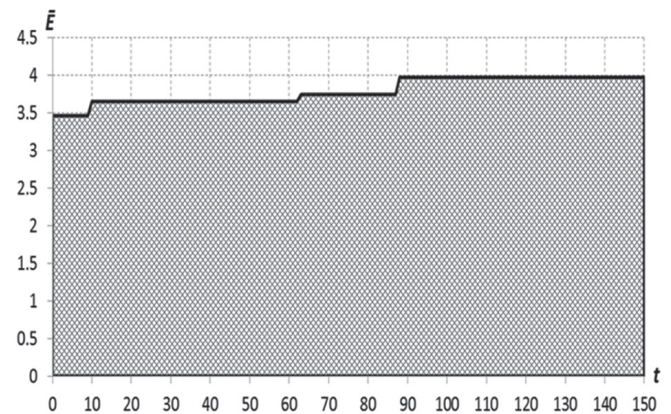


Рис. 4. Графік зміни КФЕ в процесі оптимізації контрольних допусків за послідовним алгоритмом

Як показує аналіз рис. 4, максимальне значення усередненого КФЕ було одержано вже на другому прогоні ітераційної процедури оптимізації після 93 ітерацій. При цьому кількість ітерацій на одному прогоні визначалася кількістю ознак розпізнавання, тобто дорівнювала 50. Максимальне значення усередненого КФЕ при цьому підвищилось у порівнянні з паралельною оптимізацією контрольних допусків на ознаки розпізнавання (рис. 2) і дорівнює  $\bar{E}_{\max} = 3,98$ . Крім того, це значення суттєво перевершує отримане в праці [7] при полімодальному класифікаторі ( $\bar{E}_{\max} = 1,40$ ).

### Висновки

Запропоновано інформаційно-екстремальний алгоритм машинного навчання інформаційно-аналітичної системи адаптації навчального контенту випускової кафедри до вимог ринку праці. За

результатами фізичного моделювання доведено, що застосування вкладених контейнерів класів розпізнавання, які в процесі навчання відновлюються в радіальному базисі простору ознак розпізнавання, дозволило суттєво підвищити функціональну ефективність машинного навчання системи у порівнянні із полімодальною структурою вирішальних правил. Крім того, застосування вкладеної структури контейнерів класів розпізнавання підвищує оперативність алгоритму машинного навчання системи, оскільки не вимагає реалізації процедури визначення для класу, що відновлюється, найближчого сусіда.

Аналіз одержаних в праці результатів показав, що побудоване в процесі навчання розбиття простору ознак є нечітким через перетин контейнерів класів розпізнавання, які обумовлюють при класифікації наявність похибок першого та другого роду. Для побудови безпомилкових за навчальною матрицею вирішальних правил згідно з принципом відкладених рішень Івахненка О. Г. необхідно здійснювати в процесі навчання оптимізацію інших параметрів навчання або переходити до більш складних типів радіально-базисних вирішальних правил.

Таким чином, аналіз одержаних в праці результатів дозволяє зробити висновок, що в задачах інформаційного синтезу здатних навчатися систем оцінки якості, де існує структурованість алфавіту

класів розпізнавання, застосування вкладених контейнерів дозволяє підвищити їх функціональну ефективність.

#### Список літератури:

1. Агапова, М. О. Про оптимізацію навчального матеріалу / М. О. Агапова, В. Г. Кремень // Теорія і практика управління соціальними системами. Науково-практичний журнал. – 2012. – № 1. – С. 34–39.
2. Берестнева О. Г. Компьютерные технологии в оценке качества обучения студентов / О. Г. Берестнева, А. С. Глазырин // Известия Томского политехнического университета. – 2003. – № 6. – С. 106–112.
3. Петров Е. Г. Методи і засоби прийняття рішень у соціально-економічних системах: Навчальний посібник / Е. Г. Петров, М. В. Новожилов, І. В. Гребеннік. – К.: Техніка, 2004. – 256 с.
4. Солодовников И. В. Экспертная система оценки эффективности обучения на основе математического аппарата нечеткой логики / И. В. Солодовников, О. В. Рогозин, О. В. Шуруев – Научный журнал «Качество Инновации Образование» №1, 2006.
5. Довбиш А. С. Основи проектування інтелектуальних систем: Навчальний посібник / А. С. Довбиш. – Суми: Видавництво Сумського державного університету, 2009. – 171 с.
6. Довбиш А. С. Інтелектуальні інформаційні технології в електронному навчанні / А. С. Довбиш, А. В. Васильєв, В. О. Любчак. – Суми: Видавництво Сумського державного університету, 2013. – 172 с.
7. Довбиш А. С. Інформаційно-екстремальне навчання системи оцінки якості навчального контенту випускової кафедри / А. С. Довбиш, Є. С. Кулік, З. В. Козлов, А. С. Осадчий // Радіоелектронні і комп'ютерні системи. – 2016. – №3. – С. 71-77.

Надійшла до редакції 18.11.2016