

ІНФОРМАЦІЙНО -ЕКСТРЕМАЛЬНА ОПТИМІЗАЦІЯ СЛОВНИКА ОЗНАК РОЗПІЗНАВАННЯ

*І. В. Шелехов, канд. техн. наук, ст. викладач;
М. М. Бірюкова, аспірант,
Сумський державний університет, м. Суми*

Запропоновано у рамках інформаційно-екстремальної інтелектуальної технології категорійну модель і алгоритм навчання системи оцінки рівня знань студентів із оптимізацією словника ознак розпізнавання. При цьому як ознака розпізнавання розглядається оцінка відповіді студента на тестове завдання.

***Ключові слова:** інформаційно-екстремальна інтелектуальна технологія, категорійна модель, оптимізація, навчання, система підтримки прийняття рішень.*

ВСТУП

У задачах аналізу і синтезу системи підтримки прийняття рішень (СППР), яка є складовою системи керування навчальним процесом (СКНП), важливого значення набуває задача оптимізації (тут і далі в інформаційному розумінні) її вхідного математичного опису [1]. Оптимізація вхідного математичного опису СППР, що здійснює оцінку рівня знань студентів за результатами машинного тестування, передбачає розв'язання таких задач, як генерування набору тестових завдань, оцінка їх інформативності та еквівалентності (взаємозамінності), які дозволяють визначити потужність та склад словника ознак. Оскільки основною функцією СППР будь-якого призначення є прийняття рішень, то оцінку її функціональної ефективності природно розглядати у рамках теоретико-інформаційного підходу [2]. Тому одним із перспективних напрямів аналізу і синтезу здатних навчатися СППР є інформаційно-екстремальна інтелектуальна технологія (ІЕІ-технологія), що ґрунтується на максимізації інформаційної спроможності системи [3,4]. У працях [5,6] у рамках ІЕІ-технології розглядалися питання аналізу і синтезу СППР для оцінки рівня знань студентів за результатами машинного тестування, але запропоновані авторами математичні моделі і алгоритми їх реалізації не гарантували побудови безпомилкових за навчальною матрицею вирішальних правил. Згідно із принципом відкладених рішень [7] однією з ефективних процедур, яка, як правило, дозволяє будувати безпомилкові за навчальною матрицею вирішальні правила, є оптимізація словника ознак. У працях [8,9] запропоновано і реалізовано інформаційно-екстремальний алгоритм послідовно спадної селекції (ПСС) ознак розпізнавання. Але як перспективну ідею підвищення функціональної ефективності навчання СППР з оптимізацією словника ознак розпізнавання необхідно розглядати повернення в словник у процесі виконання ПСС ознак, видалення яких зменшує значення усередненого інформаційного критерію функціональної ефективності (КФЕ).

У статті розглядається інформаційно-екстремальний алгоритм навчання СППР з оптимізацією словника ознак розпізнавання за методом послідовно-спадної спрямованої селекції (ПССС).

ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ МАШИННОГО НАВЧАННЯ СППР

Нехай відомі алфавіт у загальному випадку нечітких класів розпізнавання $\{X_m^o \mid m = \overline{1, M}\}$, який характеризує M рівнів знань студентів, визначених за результатами машинного тестування, навчальна

матриця типу «об'єкт-властивість» $\|y_{m,i}^{(j)}\|$, $i = \overline{1, N}$, $j = \overline{1, n}$, де N, n – кількість ознак розпізнавання і випробувань відповідно і початковий словник ознак розпізнавання Σ^M , який в інформаційному розумінні є надлишковим. При цьому під ознакою будемо розуміти оцінку, отриману студентом при відповіді на тестове завдання закритого або відкритого типу. Необхідно в процесі навчання СППР трансформувати шляхом оптимізації словника ознак апріорно класифіковане нечітке розбиття $\tilde{\mathfrak{R}}^{|M|}$ в чітке розбиття еквівалентності класів $\mathfrak{R}^{|M|}$ за умови, що усереднений за алфавітом класів розпізнавання інформаційний КФЕ набуває максимального значення в робочій (допустимій) області визначення його функції.

КАТЕГОРІЙНА МОДЕЛЬ

Розглянемо математичну модель інформаційно-екстремальної СППР з оптимізацією словника ознак розпізнавання. Вхідний математичний опис подамо у вигляді теоретико-множинної структури

$$\Delta_B = \langle G, T, \Omega, Z, Y, X; \Phi_1, \Phi_2 \rangle, \quad (1)$$

де G – простір факторів, що впливають на СППР; T – множина моментів часу зняття інформації; Ω – простір ознак розпізнавання; Z – простір можливих функціональних станів; $\Phi_1: G \times T \times \Omega \times Z \rightarrow Y$ – оператор формування вибіркової множини Y ; $\Phi_2: Y \rightarrow X$ – оператор формування бінарної навчальної матриці.

Як відомо, основна ідея ІЕІ-технології полягає у зміні значень ознак в субпарацептуальному просторі шляхом допустимих перетворень. Одним із таких перетворень є оптимізація СКД на ознаки, яка у рамках ІЕІ-технології полягає у виборі такої СКД з терм-множини D , що ітераційно наближає значення глобального максимуму інформаційного критерію оптимізації E в робочій області визначення його функції до найбільшого (граничного) значення.

На рис. 1 показано категорійну модель оптимізації словника ознак (селекції ознак) в рамках ІЕІ-технології у вигляді діаграми відображень множин, що застосовуються в процесі навчання СППР з оптимізацією словника ознак розпізнавання.

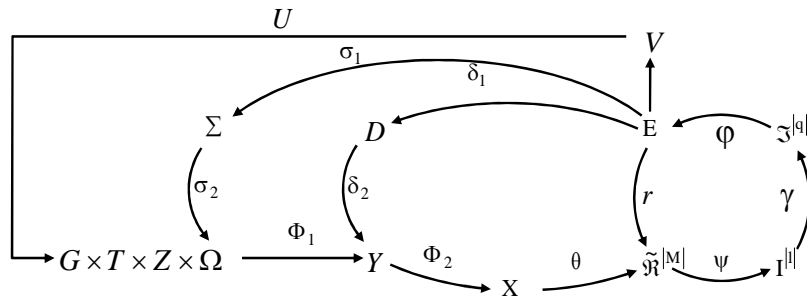


Рисунок 1 – Категорійна модель навчання СППР з оптимізацією словника ознак

На рис. 1 оператор $\theta: X \rightarrow \tilde{\mathfrak{R}}^{|M|}$ будує у загальному випадку нечітке розбиття $\tilde{\mathfrak{R}}^{|M|}$ простору ознак на класи розпізнавання, а оператор класифікації $\Psi: \tilde{\mathfrak{R}}^{|M|} \rightarrow I^{|l|}$ перевіряє основну статистичну гіпотезу про

належність реалізацій $\{x_m^{(j)} | j = \overline{1, n}\}$ класу X_m^o і формує множину гіпотез $I^{|l|}$, де l – кількість статистичних гіпотез. Оператор $\gamma : I^{|l|} \rightarrow \mathfrak{Z}^{|q|}$ шляхом оцінки статистичних гіпотез формує множину точнісних характеристик $\mathfrak{Z}^{|q|}$, де $q = l^2$ – кількість точнісних характеристик. Оператор $\varphi : \mathfrak{Z}^{|q|} \rightarrow E$ обчислює множину значень інформаційного КФЕ, який є функціоналом від точнісних характеристик. Контур діаграми, який складається з операторів Ψ, γ, φ і r , оптимізує геометричні параметри розбиття $\tilde{\mathfrak{R}}^{|M|}$ шляхом пошуку глобального максимуму КФЕ в робочій (допустимій) області визначення його функції. Контур оптимізації системи контрольних допусків (СКД включає терм-множину D , яка складається із значень симетричних полів контрольних допусків, і замикається операторами $\theta, \psi, \gamma, \varphi, \delta_1$ і δ_2 . Оператор $\sigma = \sigma_1 \circ \sigma_2 : E \rightarrow \Omega$ змінює простір ознак Ω згідно з відповідним алгоритмом оптимізації словника Σ ознак розпізнавання, а оператор $v : E \rightarrow V$, де V – множина вирішальних правил, що формуються в радіальному базисі простору ознак розпізнавання, змінює залежно від результатів навчання тип вирішального правила. Регламентується процес навчання СППР оператором $U : V \rightarrow G \times T \times \Omega \times Z$.

Таким чином, у рамках ІЕІ-технології оптимізація параметрів навчання, включаючи параметри словника ознак розпізнавання, здійснюється шляхом ітераційної процедури пошуку глобального максимуму інформаційного КФЕ в робочій (допустимій) області визначення його функції

АЛГОРИТМ ОПТИМІЗАЦІЇ СЛОВНИКА ОЗНАК РОЗПІЗНАВАННЯ

Згідно з категорійною моделлю, показаною на рис. 1, оптимізація словника ознак здійснюється шляхом трициклічної ітераційної процедури пошуку максимуму цільової функції за алгоритмом

$$\Sigma^* = \arg \max_{G_\Sigma} \{ \max_{G_\delta} \{ \max_{\{k\}} \bar{E}_k \} \}, \quad (2)$$

де \bar{E}_k – усереднений за алфавітом класів розпізнавання інформаційний КФЕ навчання СППР, що обчислюється на кожному k -му кроці навчання; G_δ – область допустимих значень поля контрольних допусків; $\{k\}$ – множина кроків навчання.

При цьому в рамках ІЕІ-технології на алгоритм (2) накладаються такі обмеження:

$$\left(\forall X_m^o \in \tilde{\mathfrak{R}}^{|M|} \right) \left[X_m^o \neq \emptyset, m = \overline{1, M} \right], \quad (3)$$

$$\left(\exists X_m^o \in \tilde{\mathfrak{R}}^{|M|} \right) \left(\exists X_c^o \in \tilde{\mathfrak{R}}^{|M|} \right) \left[X_m^o \neq X_c^o \rightarrow X_m^o \cap X_c^o \neq \emptyset, m, c = \overline{1, M} \right], \quad (4)$$

$$\left(\forall X_m^o \in \tilde{\mathfrak{R}}^{|M|} \right) \left(\forall X_c^o \in \tilde{\mathfrak{R}}^{|M|} \right) \left[X_m^o \neq X_c^o \rightarrow \text{Ker} X_m^o \cap \text{Ker} X_c^o = \emptyset \right], \quad (5)$$

$$\left(\forall X_m^o \in \tilde{\mathfrak{R}}^{|A|} \right) \left(\forall X_c^o \in \tilde{\mathfrak{R}}^{|A|} \right) \left[X_m^o \neq X_c^o \rightarrow (d_m^* < d(x_m \oplus x_c)) \& (d_c^* < d(x_m \oplus x_c)) \right], \quad (6)$$

$$\bigcup_{X_m^o \in \mathfrak{H}} X_m^o \subseteq \Omega, \quad (7)$$

де $\text{Ker}X_m^o$ – ядро класу X_m^o ; $\text{Ker}X_c^o$ – ядро класу X_c^o , найближчого сусіда класу X_m^o ; d_m^* – оптимальний радіус контейнера класу X_m^o ; $d(x_m \oplus x_c)$ – міжцентрова кодова відстань класів X_m^o і X_c^o ; d_c^* – оптимальний радіус контейнера класу X_c^o .

Оптимізацію словника ознак будемо здійснювати за схемою методу послідовної спадкової спрямованої селекції, за якою ознаки розпізнавання послідовно видаляються з повного вихідного словника, але на відміну від методу послідовної спадної селекції вона вирішує проблему вкладеності завдяки застосуванню пошуку з поверненням. Для визначення оптимального словника на поточній ітерації оцінюються всі варіанти таких словників, кількість яких дорівнює потужності поточного словника. Оптимізація зупиняється, якщо додавання (або видалення) однієї ознаки розпізнавання з поточного словника не призводить до поліпшення значення КФЕ навчання СППР.

Вхідними даними алгоритму навчання СППР з оптимізацією словника ознак розпізнавання є багатовимірною навчальна матриця $\|y_{m,i}^{(j)}\|$, яка сформована для заданих алфавіту $\{X_m^o\}$ класів розпізнавання і надлишкового в інформаційному розумінні словника $\Sigma^{|N|}$, і система полів нормованих допусків $\{\delta_{H,i}\}$, яка визначає область значень контрольних допусків на відповідні ознаки розпізнавання.

Розглянемо основні кроки реалізації інформаційно-екстремального алгоритму навчання СППР з оптимізацією словника ознак за схемою ПССС для гіперсферичного типу вирішальних правил:

- 1) формується лічильник кількості ознак у словнику $i = N$;
- 2) за алгоритмом навчання СППР з оптимізацією СКД на ознаки розпізнавання [8] для початкового повного словника $\Sigma^{|N|}$ визначаються максимальне усереднене значення КФЕ \bar{E}_0^* та оптимальні параметри навчання: СКД $\{\delta_{h,i}^*\}$, екстремальні еталонні вектори-реалізації образів $\{x_m^*\}$, вершини яких визначають геометричні центри гіперсферичних контейнерів класів розпізнавання, і радіуси $\{d_m^*\}$ контейнерів;
- 3) $i = i - 1$;
- 4) формується множина варіантів словників $\{\Sigma_{i,h} \mid h = \overline{1, i}\}$, потужність яких на одиницю менше від поточного;
- 5) за інформаційно-екстремальним алгоритмом [8] визначаємо оптимальні параметри навчання та максимальне усереднене значення КФЕ \bar{E}_{Σ_i} для кожного варіанта словника;
- 6) видаляються із словника неінформативні ознаки, видалення яких не змінює значення КФЕ навчання СППР, та заважаючі ознаки, видалення яких збільшує значення КФЕ;
- 7) визначається $\bar{E}_{\Sigma_i} = \max_h \bar{E}_{\Sigma_i, h}^*$;
- 8) якщо $i > 0$, то виконується пункт 3, інакше – пункт 9;
- 9) визначається оптимальний словник $\Sigma^* = \arg \max_i \bar{E}_{\Sigma_i}^*$;

10) ЗУПИН.

Як КФЕ навчання СППР для двохальтернативної системи оцінок рішень, що приймаються, і рівноймовірних гіпотез у рамках ІЕІ-технології широко використовується модифікований ентропійний нормований КФЕ [4]

$$E_m^{(k)} = 1 + \frac{1}{2} \left(\frac{\alpha_m^{(k)}(d)}{\alpha_m^{(k)}(d) + D_{2,m}^{(k)}(d)} \log_2 \frac{\alpha_m^{(k)}(d)}{\alpha_m^{(k)}(d) + D_{2,m}^{(k)}(d)} + \frac{\beta_m^{(k)}(d)}{D_{1,m}^{(k)}(d) + \beta_m^{(k)}(d)} \log_2 \frac{\beta_m^{(k)}(d)}{D_{1,m}^{(k)}(d) + \beta_m^{(k)}(d)} + \frac{D_{1,m}(d)}{D_{1,m}^{(k)}(d) + \beta_m^{(k)}(d)} \log_2 \frac{D_{1,m}(d)}{D_{1,m}^{(k)}(d) + \beta_m^{(k)}(d)} + \frac{D_{2,m}^{(k)}(d)}{\alpha_m^{(k)}(d) + D_{2,m}^{(k)}(d)} \log_2 \frac{D_{2,m}^{(k)}(d)}{\alpha_m^{(k)}(d) + D_{2,m}^{(k)}(d)} \right), \quad (8)$$

де $\alpha_m^{(k)}(d)$ – помилка першого роду прийняття рішення на k -му кроці навчання; $\beta_m^{(k)}(d)$ – помилка другого роду; $D_{1,m}^{(k)}(d)$ – перша достовірність; $D_{2,m}^{(k)}(d)$ – друга достовірність; d – дистанційна міра, яка визначає радіуси гіперсферичних контейнерів, побудованих у радіальному базисі простору Хеммінга.

Таким чином, реалізація інформаційно-екстремального алгоритму навчання СППР з оптимізацією словника ознак за схемою методу ПССС дозволяє повертати видалені на етапах 3-5 інформативні ознаки розпізнавання з метою підвищення функціональної ефективності навчання системи.

РЕЗУЛЬТАТИ МОДЕЛЮВАННЯ

Розглянемо реалізацію вищевказаного алгоритму оптимізації словника ознак розпізнавання у процесі навчання СППР за результатами машинного тестування студентів спеціальності «Інформатика» Сумського державного університету з дисципліни «Інтелектуальні системи». Тестові запитання складалися на базі матеріалу розділу «Методи подання знань», який вивчався студентами на впродовж навчального модуля. Структурована реалізація функціонального стану знань студента складалася із 28 ознак розпізнавання, кожна з яких була результатом машинного оцінювання відповіді студента на тестове завдання за 100-бальною шкалою, а алфавіт класів розпізнавання – із чотирьох класів. При цьому базовий клас X_1^o , стосовно якого формувалася СКД на ознаки розпізнавання, відповідав функціональному стану знань “відмінно”, клас X_2^o – “добре”, клас X_3^o – “задовільно”, а клас X_4^o – “незадовільно”. Кількість реалізацій для кожного з класів дорівнювала $n = 41$ – кількості студентів, що тестувалися.

На нульовій ітерації (при повному словнику ознак) було проведено за паралельним алгоритмом [3] оптимізацію СКД на ознаки розпізнавання та геометричних параметрів контейнерів класів розпізнавання. На рис. 3 показано графік залежності усередненого за алфавітом класів розпізнавання ентропійного КФЕ (8) від параметра δ поля контрольних допусків на ознаки розпізнавання, одержаний у процесі оптимізації СКД за паралельним алгоритмом, при якому контрольні допуски змінювалися одночасно для всіх ознак розпізнавання.

На рис. 3 темна ділянка графіка позначає робочу область визначення функції КФЕ, в якій здійснюється пошук її глобального максимуму.

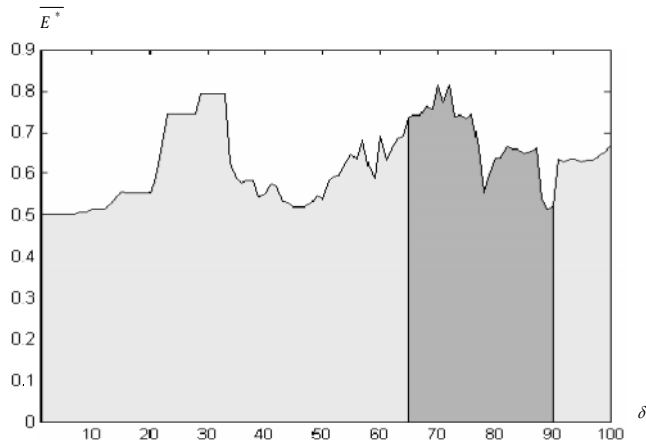


Рисунок 3 – Графік залежності ентропійного КФЕ навчання СППР від параметра поля СКД для початкового словника ознак

Аналіз рис. 1 показує, що оптимальним значенням параметра поля контрольних допусків дорівнює $\delta^* = 72$ (у відносних одиницях) при максимальному значенні критерію $\bar{E}^* = 0,82$. При цьому оптимальні значення радіусів контейнерів (у кодових одиницях) класів розпізнавання відповідно дорівнювали $d_1^* = 9$, $d_2^* = 5$, $d_3^* = 9$ і $d_4^* = 5$. Оскільки критерій \bar{E}^* не досягає свого максимального граничного значення ($\bar{E}_{gran}^* = 1$), то можна стверджувати, що для початкового повного словника $\Sigma^{|N|}$ не вдалося побудувати безпомилкові за навчальною матрицею вирішальні правила.

На наступних кроках навчання за схемою методу послідовної спадної селекції формувалися варіанти словників з потужністю менше на одиницю від потужності поточного словника, для яких проводилася оптимізація параметрів навчання і обчислювалося максимальне усереднене значення КФЕ (8).

На рис. 4 показано зміну максимальних значень усередненого за чотири класами розпізнавання ентропійного критерію (8) для варіантів словників, сформованих на першому кроці оптимізації

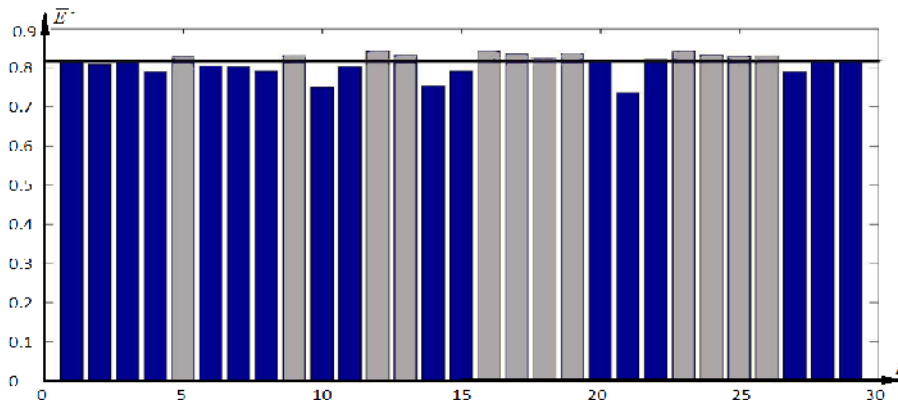


Рисунок 4 – Діаграма зміни максимального усередненого значення КФЕ для варіантів словників, сформованих на першому кроці оптимізації

Аналіз рис. 4 показує, що в групу інформативних ознак, позначених темним кольором, входять 2-га, 4-та, 6-та, 7-ма, 8-ма, 10-та, 11-та, 14-та, 15-та, 21-ша і 27-ма ознаки. При цьому найбільш інформативною є 21-ша ознака. У групу заважаючих ознак, позначених сірим кольором, входять 5-та, 10-та, 12-та, 13-та, 16-та, 17-та, 18-та, 19-та, 23-тя, 24-та, 25-та і 26-та ознаки, а найбільш неінформативною є 13-та ознака, яка була видалена з початкового словника.

Аналогічним чином на кожному кроці визначалася та видалялася одна найменш інформативна ознака.

Динаміка зміни значень усередненого критерію \bar{E}^* в процесі оптимізації словника за схемою ПСС (без повернення ознак розпізнавання) показана на рис. 5.

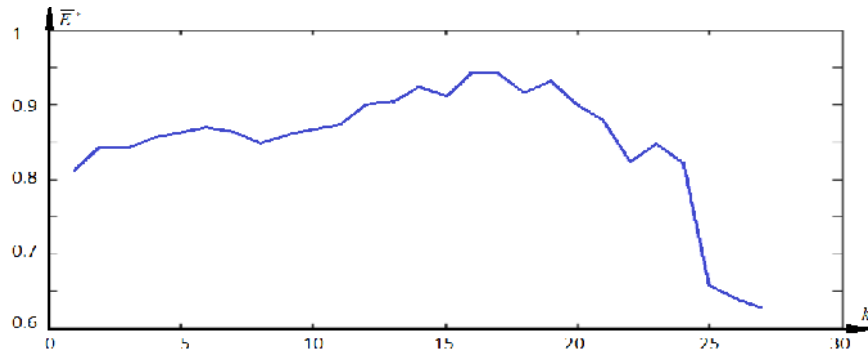


Рисунок 5 – Графік зміни максимального усередненого значення КФЕ в процесі оптимізації словника ознак розпізнавання за схемою ПСС

Аналізуючи графік на рис. 5, можна зробити висновок, що оптимальний словник ознак розпізнавання було отримано на 17-му кроці навчання при максимальному значенні КФЕ $\bar{E}^* = 0,94$. Потім значення КФЕ починає немонотонно зменшуватися, що свідчить про необхідність продовження оптимізації словників навіть тоді, коли їх варіанти, отримані на поточному кроці, характеризуються меншими значеннями критерію \bar{E}^* . Порівняння значення максимуму КФЕ після оптимізації словника ознак за схемою ПСС із його початковим значенням $\bar{E}^* = 0,82$ (рис. 3) показує, що воно збільшилося на 12,92 %.

На другому етапі оптимізації згідно з схемою ПССС у сформований за схемою ПСС словник ознак розпізнавання послідовно додаються видалені ознаки. При цьому ознака, при якій значення критерію набуває максимального значення, залишається у словнику, і у протилежному випадку вона видаляється. На рис. 6 показано зміну максимального усередненого значення КФЕ для варіантів словників, сформованих при поверненні видалених ознак.

Аналіз рис. 6 показує, що інформативними виявилися 3-тя, 8-ма і 16-та повернені ознаки, а 2-га, 4-та, 7-ма, 9-та, 10-та, 11-та, 12-та, 13-та, 14-та і 15-та повернені ознаки виявилися неінформативними і були остаточно вилучені із словника.

На рис. 7 показано зміну значення критерію \bar{E}^* в області I, де здійснювалося видалення із словника ознак розпізнавання і в області II, де ознаки додавалися до словника.

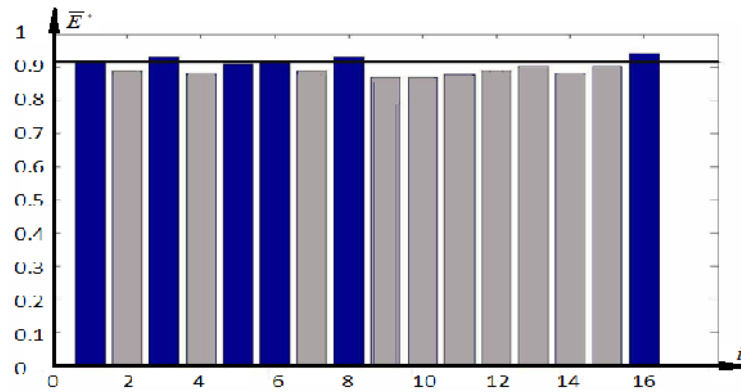


Рисунок 6 – Діаграма зміни максимального усередненого значення КФЕ для варіантів словників, сформованих при поверненні видалених ознак

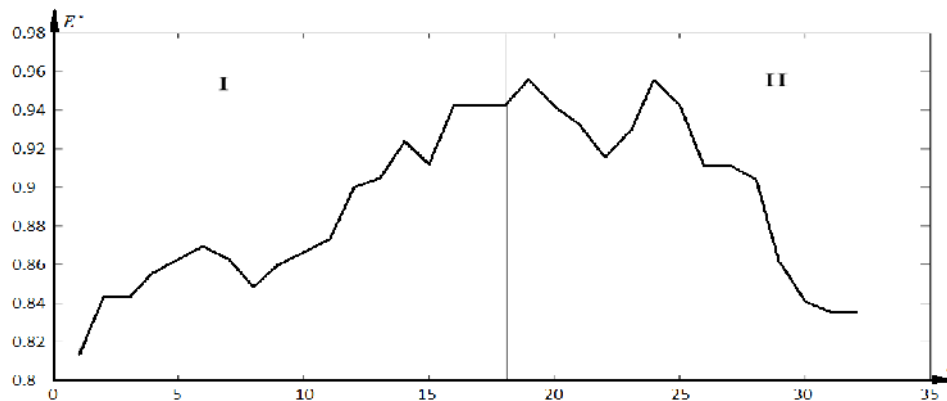


Рисунок 7 – Графік зміни усередненого КФЕ в процесі оптимізації словника

Аналізуючи показаний на рис. 7 графік, можна зробити висновок, що оптимальний словник ОР було отримано на 24-му кроці навчання при значенні критерію $\bar{E}^* = 0,96$. Порівняння значення КФЕ \bar{E}^* після виконання алгоритму ПССС з його початковим значенням для повного надлишкового словника показує, що воно збільшилося на 14,23%.

Таким чином, із 28 ознак розпізнавання початкового словника 10 ознак виявилися або неінформативними, якщо їх повернення не змінювало значення КФЕ \bar{E}^* , або заважаючими, якщо їх повернення його зменшувало.

ВИСНОВКИ

1. Запропоновано інформаційно-екстремальний алгоритм навчання СППР з оптимізацією словника ознак розпізнавання, який на кожному кроці навчання СППР видаляє за схемою методу послідовної спадної селекції неінформативні та заважаючі ознаки, формує варіанти словників з потужністю менше на одиницю від потужності поточного словника, а після визначення оптимального варіанта словника послідовно повертає видалені ознаки. При цьому ті повернені ознаки, що збільшують значення КФЕ навчання, залишаються у словнику, а інші – остаточно видаляються із нього.

2. Фізичне моделювання запропонованого алгоритму на прикладі оцінки знань студентів за результатами машинного тестування довело, що оптимізація словника ознак розпізнавання за комбінованою схемою методів послідовної спадної селекції та послідовної спадної спрямованої селекції дозволяє збільшити функціональну ефективність навчання СППР.

ИНФОРМАЦИОННО-ЭКСТРЕМАЛЬНАЯ ОПТИМИЗАЦИЯ СЛОВАРЯ ПРИЗНАКОВ РАСПОЗНАВАНИЯ

*И. В. Шелехов; М. М. Бирюкова,
Сумский государственный университет, г. Сумы*

Предложены в рамках информационно-экстремальной интеллектуальной технологии категорийная модель и алгоритм обучения системы оценки уровня знаний студентов с оптимизацией словаря признаков распознавания. При этом в качестве признака распознавания рассматривается оценка ответа студента на тестовое задание.

Ключевые слова: *информационно-экстремальная интеллектуальная технология, категорийная модель, оптимизация, обучение, система поддержки принятия решений.*

INFORMATION-EXTREME OPTIMIZATION OF RECOGNITION FEATURES SET

*I. V. Shelekhov, M. M. Biriukova,
Sumy State University, Sumy*

A categorical model and learning algorithm with optimization of features set for estimation of student knowledge in the framework of information-extreme intellectual technology are proposed. In this case, an estimation of correctness of answers to the tests are used as a feature.

Key words: *categorical model, optimization, training, decision support system.*

СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

1. Гриценко В. И. Дистанционное обучение: теория и практика / В. И. Гриценко, С. П. Кудрявцева, В.В. Колос, Е.В. Веренич. – К.: Наукова думка, 2004. – 375 с.
2. Кузьмин И. В. Оценка эффективности и оптимизация автоматизированных систем контроля и управления / И. В. Кузьмин. – М.: Сов. Радио, 1971. – 296 с.
3. Довбиш А. С. Основы проектирования интеллектуальных систем: навчальний посібник / А. С. Довбиш. – Суми: Видавництво СумДУ, 2009. – 171 с.
4. Dovbysh A. S. Information-extreme algorithm for recognizing current distribution maps in magnetocardiography / A. S. Dovbysh, S.S. Martynenko, A.S. Kovalenko, N.N. Budnyk // Journal of Automation and Information Sciences. – 2011. – V. 43. – № 2. – P. 63-70.
5. Довбиш А. С. Машинна оцінка знань студентів у системах керування дистанційним навчанням / А. С. Довбиш, В. О Любчак, С. О. Петров // Вісник Сумського державного університету. Серія Технічні науки. – 2007. – №1. – С. 122-129.
6. Довбиш А. С. Ідентифікація кадрів в задачах розпізнавання медичних і біологічних об'єктів / А. С. Довбиш, А. М. Романюк, М. С. Руденко // Бионика интеллекта. – 2012. – №1(78). – С. 53-58.
7. Ивахненко А. Г. О принципах построения обучающихся систем управления сложными процессами / А. Г. Ивахненко. – М.: Наука, 1970. – 252 с.
8. Довбиш А. С. Оцінка інформативності ознак розпізнавання за методом функціонально-статистичних випробувань / А. С. Довбиш, І.В. Шелехов // Вісник Сумського державного університету. – 2006. – №10(94). – С. 51-58.
9. Шелехов І. В. Оптимізація словника ознак розпізнавання за методом послідовної спадної селекції : тези докл. / І. В. Шелехов // Современные методы кодирования в электронных системах: междунар. науч. конф., 26-27 окт. 2004 г. – Сумы, 2004. – С. 42 – 43.

Надійшла до редакції 29 серпня 2012 р.