

ГІБРИДНИЙ АЛГОРИТМ ОПТИМІЗАЦІЇ ПАРАМЕТРІВ ФУНКЦІОНУВАННЯ СИСТЕМИ ПІДТРИМКИ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ, ЩО НАВЧАЄТЬСЯ

А.С. Довбиш, О.О. Дзюба

Сумський державний університет

Запропоновано гібридний алгоритм синтезу системи підтримки прийняття рішень, що навчається, за інформаційно-екстремальним методом із використанням модифікованого генетичного алгоритму.

ВСТУП

Підвищення ефективності та оперативності керування виробничими процесами органічно пов'язано із розробленням та впровадженням інтелектуальних інформаційних технологій, що базуються на ідеях і методах машинного навчання та розпізнавання образів. Перехід від детермінованих методів до класифікаційних дозволяє підвищити точність та оперативність керування, що забезпечує відповідність виробів світовим стандартам, ресурсозбереження та зменшення негативного впливу виробничих процесів на навколишнє середовище.

Однією із перспективних технологій проектування інтелектуальних систем підтримки прийняття рішень (СППР) є інформаційно-екстремальна інтелектуальна технологія (ІЕІ-технологія), що ґрунтується на максимізації інформаційної спроможності системи за умов апіорної невизначеності та ресурсних обмежень [1-3]. Основним недоліком відомих інформаційно-екстремальних методів є їх недостатня оперативність, обумовлена послідовною ітераційною процедурою оптимізації параметрів функціонування СППР, що навчається. Серед методів багатовимірної оптимізації в задачах ідентифікації складних динамічних об'єктів знайшли широке застосування генетичні алгоритми [4-6], які дозволяють знаходити з високою точністю глобальний максимум багато екстремальної функції критерію функціональної ефективності (КФЕ). Тому перспективним є побудова в рамках ІЕІ-технології на базі генетичних алгоритмів гібридних інтелектуальних СППР для керування слабо формалізованими технологічними процесами.

У статті розглядається синтез у рамках ІЕІ-технології гібридної інтелектуальної СППР на базі модифікованого генетичного алгоритму для керування технологічним процесом виробництва складних мінеральних добрив.

ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ

Оскільки вибір оптимального словника ознак розпізнавання суттєво впливає на ефективність навчання СППР, то розглянемо задачу інформаційного синтезу СППР, алгоритм функціонування якої в режимі навчання здійснює селекцію ознак розпізнавання (ОР).

Нехай ефективність навчання розпізнавання реалізацій класу X_m^o , $m = \overline{1, M}$, характеризується значенням критерію функціональної ефективності (КФЕ) E_m . Відомі навчальна матриця $\|y_{m,i}^{(j)}\|$, $i = \overline{1, N}$, $j = \overline{1, n}$, де N , n – кількість ОР і випробувань відповідно і структурований вектор параметрів функціонування СППР:

$$g_i = \langle g_{i,1}, \dots, g_{i,\xi}, \dots, g_{i,\Xi}, \sigma_{i,1}, \dots, \sigma_{i,\xi}, \dots, \sigma_{i,N} \rangle, \quad (1)$$

які мають обмеження $\sigma_{i,\xi} \in [0;1]$ та $R_\xi(g_{i,1}, \dots, g_{i,\Xi}) \leq 0$. При цьому параметр $\sigma_{i,\xi}$ характеризує наявність ξ -ї ОР у словнику Σ_i , $i = \overline{1, 2^N}$.

Треба при виконанні умов нечіткого розбиття простору ознак розпізнавання для гіперсферичного класифікатора:

- 1) $(\forall X_m^0 \in \mathfrak{R}^{|M|}) [X_m^0 \neq \emptyset];$
- 2) $(\forall X_k^0 \in \tilde{\mathfrak{R}}^{|M|})(\forall X_m^0 \in \tilde{\mathfrak{R}}^{|M|}) [if X_k^0 \neq X_m^0 \text{ then } Ker X_k^0 \cap Ker X_m^0 = \emptyset];$
- 3) $(\exists X_k^0 \in \mathfrak{R}^{|M|})(\exists X_m^0 \in \mathfrak{R}^{|M|}) [if X_k^0 \neq X_m^0 \text{ then } X_k^0 \cap X_m^0 \neq \emptyset];$
- 4) $(\forall X_k^0 \in \tilde{\mathfrak{R}}^{|M|})(\forall X_l^0 \in \tilde{\mathfrak{R}}^{|M|}) [if X_k^0 \neq X_l^0 \text{ then}$
 $then (d_k^* < d(x_k \oplus x_l)) \& (d_l^* < d(x_k \oplus x_l))];$
- 5) $\bigcup_{X_m^0 \in \mathfrak{R}^{|M|}} X_m^0 \subseteq \Omega; k, m, l = \overline{1, M}.$

Знайти оптимальні значення координат вектора g_i , які забезпечують максимум КФЕ навчання системи

$$E_i^* = \max_G E_i, \quad (2)$$

де E_i – усереднене по класах значення КФЕ на поточному кроці оцінки інформативності словника Σ_i ; G – область допустимих значень параметрів навчання.

Необхідно розробити в рамках ІЕІ-технології гібридний алгоритм навчання СППР із використанням генетичних алгоритмів, що дозволить підвищити оперативність оптимізації просторово-часових параметрів функціонування системи й одержані результати перевірити на практичній задачі керування технологічним процесом виробництва складних мінеральних добрив, що є типовим для багатьох хімічних підприємств України.

Таким чином, задачею дослідження на відміну від праці [3] є не тільки оптимізація в інформаційному сенсі системи контрольних допусків СППР, що навчається, але й оптимізація словника ОР.

МАТЕМАТИЧНА МОДЕЛЬ

Розглянемо математичну модель СППР, яка реалізує в рамках ІЕІ-технології класичну задачу розпізнавання образів за базовим інформаційно-екстремальним алгоритмом навчання, для якого вхідний математичний опис подається у вигляді впорядкованої структури $\Delta_B = \langle G, T, \Omega, Z, Y, \Pi, \Phi \rangle$, де G – простір вхідних сигналів (факторів); T – множина моментів часу зняття інформації; Ω – простір ознак розпізнавання; Z – простір можливих станів; Y – множина сигналів після первинної обробки інформації; $\Pi : G \times T \times \Omega \rightarrow Z$ – оператор

переходів, що відбиває механізм зміни станів під дією внутрішніх і зовнішніх збурень; $\Phi : G \times T \times \Omega \times Z \rightarrow Y$ – оператор формування вибіркової множини Y на вході СППР.

Для чіткого детермінованого розбиття $\mathfrak{R}^{|M|}$ потужності M оператор побудови розбиття η задає відображення $\eta : Y \rightarrow \mathfrak{R}^{|M|}$. Перевірка гіпотези про належність реалізацій образу здійснюється оператором класифікації $\Psi : \mathfrak{R}^{|M|} \rightarrow I^{|M+1|}$, де $I^{|M+1|} = \{\gamma_1, \gamma_2, \dots, \gamma_M, \gamma_{M+1}\}$ – множина допустимих гіпотез (рішень). При цьому гіпотеза γ_{M+1} означає відмову від класифікації. У загальному випадку математичну модель будь-якої СППР, що навчається, подамо у вигляді діаграми відображень відповідних множин:

$$G \times T \times \Omega \times Z \xrightarrow{\Phi} Y \xrightarrow{\eta} \mathfrak{R}^{|M|} \xrightarrow{\Psi} I^{|M+1|} \quad (3)$$

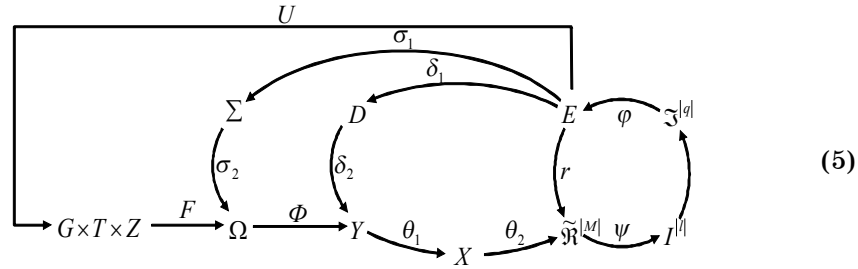
Оператор зворотного зв'язку ξ коригує геометричні параметри розбиття $\mathfrak{R}^{|M|}$ з метою поліпшення точнісних характеристик класифікатора, а спосіб його реалізації породжує різні методи та підходи до вирішення проблеми адаптивного навчання СППР.

Оскільки на практиці має місце нечітке розбиття $\mathfrak{R}^{|M|} \subset \Omega$, то замість оператора η застосуємо оператор θ нечіткої факторизації простору ознак $\theta : Y \rightarrow \tilde{\mathfrak{R}}^{|M|}$. Нехай оператор класифікації $\psi : \mathfrak{R}^{|M|} \rightarrow I^{|M+1|}$ визначає перевірку основної статистичної гіпотези про належність реалізацій $\{x_m^{(j)} \mid j = \overline{1, n}\}$ класу X_m^o . Для обчислення КФЕ навчання СППР за ІЕІ-технологією оператор $\gamma : I^{|M+1|} \rightarrow \mathfrak{Z}^{|q|}$ шляхом оцінки статистичних гіпотез $\{\gamma_l\}$ формує множину точнісних характеристик $\mathfrak{Z}^{|q|}$, де $q = l^2$, а оператор φ обчислює значення інформаційного КФЕ, які є елементами термножини E . Контур ітераційного процесу оптимізації геометричних параметрів розбиття $\mathfrak{R}^{|M|}$ шляхом пошуку максимуму КФЕ (2) реалізується оператором $r : E \rightarrow \mathfrak{R}^{|M|}$. Тоді категорійна модель процесу навчання за базовим алгоритмом ІЕІ-технології подається у вигляді [1]:

$$\begin{array}{ccccccc}
 & & U & & E & \xleftarrow{\varphi} & \mathfrak{Z}^{|q|} \\
 & & \downarrow & & \downarrow r & & \uparrow \gamma \\
 & & \mathfrak{R}^{|M|} & & \mathfrak{R}^{|M|} & \xrightarrow{\psi} & I^{|M+1|} \\
 \Phi & & \downarrow \theta & & \downarrow \psi & & \\
 \mathbf{T} \times \mathbf{G} \times \mathbf{\Omega} \times \mathbf{Z} & \xrightarrow{\Phi} & Y & \xrightarrow{\theta} & \tilde{\mathfrak{R}}^{|M|} & \xrightarrow{\psi} & I^{|M+1|}
 \end{array} \quad (4)$$

Тут оператор $U : E \rightarrow G \times T \times \Omega \times Z$ регламентує процес навчання.

Математичну модель селекції ознак розпізнавання в рамках ІЕІ-технології побудуємо шляхом введення в діаграму відображення множин (4) додаткових контурів оптимізації системи контрольних допусків (СКД) і оптимізації словника ознак Σ :



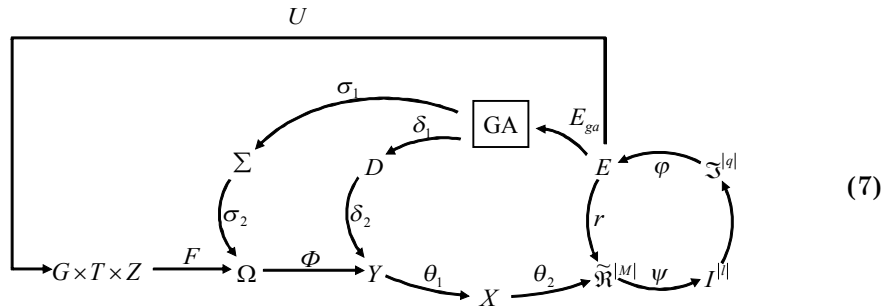
Введення контура оптимізації СКД за ІЕІ-технологією надає можливість здійснення в дискретному просторі ознак розпізнавання допустимих перетворень вхідного математичного опису СППР, що навчається.

Контур $\Phi \rightarrow \theta \rightarrow \Psi \rightarrow \gamma \rightarrow \varphi \rightarrow \sigma_1 \rightarrow \sigma_2$ за допомогою оператора $\sigma_1 : E \rightarrow \Sigma$ змінює потужність словника Σ . Для кожного поточного словника будемо здійснювати навчання СППР за ітераційною процедурою пошуку максимуму цільової функції:

$$\Sigma^* = \arg \max_{\Sigma_i \in \Omega} EK(\Sigma_i), \quad (6)$$

де EK – деяка цільова функція, яка включає як КФЕ, так і додаткові умови, характерні для алгоритму селекції ОР (наприклад, критерій потужності словника).

Математичну модель гібридного алгоритму навчання подамо як композицію додаткових контурів оптимізації



Генетичний алгоритм дозволяє об'єднати кілька контурів оптимізації параметрів функціонування СППР в один, що збільшує оперативність навчання та дозволяє використовувати інші переваги генетичних алгоритмів. Оператор $E_{ga} : E \rightarrow GA$ формує популяцію певних значень параметрів функціонування системи. За діаграмою (7) оптимізація словника ознак та системи контрольних допусків здійснюється оператором E_{ga} паралельно. Крім того, змінюються відповідні оператори, що використовувалися в інших контурах, такі як σ_1 та δ_1 . Вони модифікуються шляхом додавання функції виділення значень відповідних параметрів із популяції.

ОПИС АЛГОРИТМУ

Розглянемо схему гібридного алгоритму оптимізації параметрів функціонування СППР, що навчається.

На першому кроці алгоритму випадковим чином формується початкова популяція, що складається з M істот. $S(0) = \{s_1, s_2, \dots, s_M\}$. Кожна істота представляється геномом, що складається із бінарних генів, які описують словник ОР та дійсночислових генів, що описують СКД на ОР (1).

Далі проводиться навчання за ІЕІ-технологією для словника ОР та СКД, які описуються геномом даної особини та знаходиться для цієї особини значення фітнес-функції:

$$f(s_i) = \overline{E_i^*} - k \frac{|\Sigma_i|}{|\Omega|}, \quad (8)$$

де $\overline{E_i^*}$ – середнє арифметичне значення КФЕ навчання для всіх класів розпізнавання; $|\Sigma_i|$ – кількість ознак розпізнавання у словнику; k – коефіцієнт, що описує пріоритет значення якості навчання над кількістю ознак розпізнавання, що впливає на швидкість усіх процесів оптимізації і $|\Omega|$ – потужність вихідного простору словника ОР.

Як КФЕ навчання СППР може використовуватися будь-який статистичний інформаційний критерій [1].

Далі в роботі алгоритму починається цикл зміни епох. На кожному кроці всі особини популяції впорядковуються у порядку зменшення значення фітнес-функції (8) і гірша половина особин знищується. Далі особини, що залишилися, схрещуються попарно, породжуючи нові особини до заповнення вільних місць у популяції.

Схрещування відбувається за допомогою оператора кросингвера $s_i = \text{Cross}(s_j, s_k)$. При цьому результуюча істота має геном, що формується із геномів батьківських особин таким чином, що кожен бінарний ген може бути як від однієї так і від другої особини рівноймовірно, а кожен дійсно числовий ген результуючої особини є випадковою лінійною комбінацією батьківських:

$$g_c(i) = g_a(i)r + g_b(i)(1-r), r \in [0; 1].$$

Як критерій зупину алгоритму оптимізації СППР, що навчається, розглядається стабільність у часі максимального значення функції пристосованості особин впродовж деякого періоду очікування.

РЕЗУЛЬТАТИ МОДЕЛЮВАННЯ

Розроблений алгоритм перевірено на даних технологічного процесу виробництва складного мінерального добрива НРК (азот, фосфор і калій) у ВАТ “Сумихімпром”. Структурована реалізація функціонального стану технологічного процесу складалася із значень 42 ознак розпізнавання, із яких 22 становили результати хімічного аналізу, а інші – значення відповідних датчиків (електротехнічних параметрів технологічного обладнання, температури, рН-метрів, рівня та інше). Апріорний алфавіт класів складався із трьох класів. Формування навчальної вибірки проводилося протягом періоду серпень-вересень 2005 року. Навчальна матриця складалася із 161-ї реалізації образів. Як критерій функціональної ефективності використовувався ентропійний інформаційний критерій Шеннона [1].

Процес оптимізації словника ОР за розглянутим гібридним алгоритмом показано на рис. 1, де суцільна крива відображає максимум пристосованості популяції, а пунктирна крива – середню пристосованість популяції.

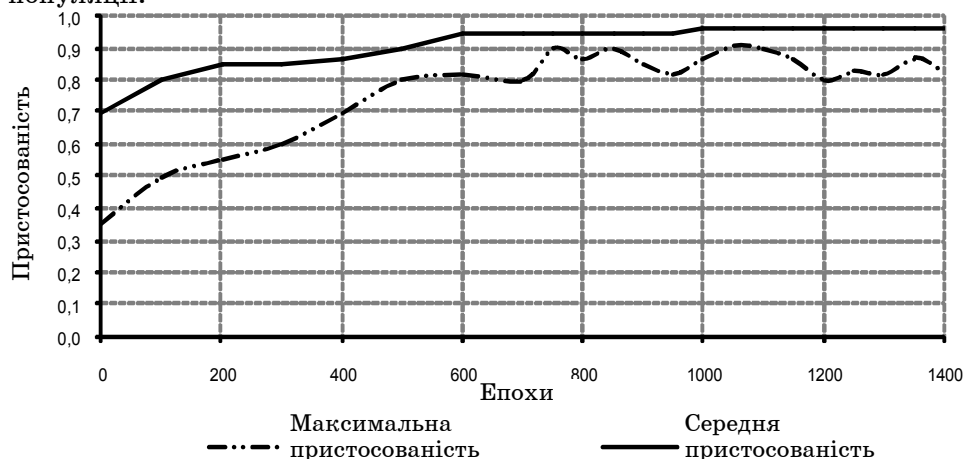


Рисунок 1 – Графік зміни пристосованості в процесі роботи гібридного алгоритму

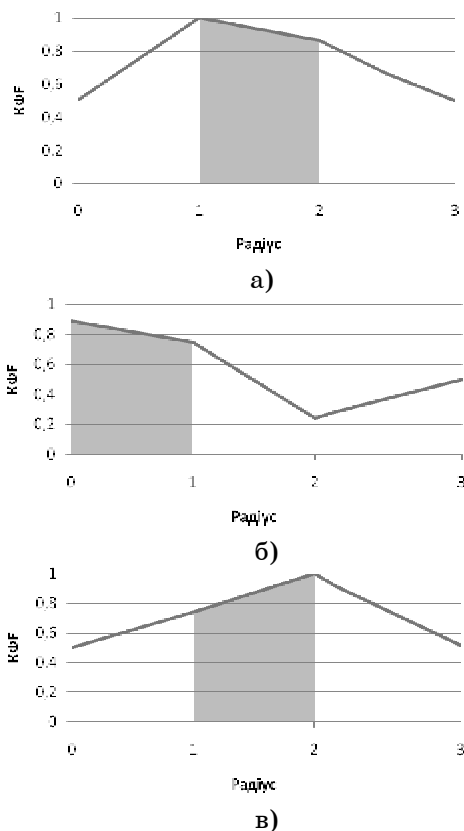


Рисунок 2 – Оптимізація геометричних контейнерів класів розпізнавання для: а) першого класу; б) другого класу; в) третього класу

Аналіз рис. 1 показує, що протягом перших 600 поколінь як середня, так і максимальна пристосованість стрімко зростає, що свідчить про збіжність процесу. Незмінне значення максимуму фітнес-функції (8) впродовж 700 поколінь (період очікування) вважається оптимальним. При цьому стрімке початкове зростання пристосованості пояснюється оптимізацією словника ОР та системи контрольних допусків за інформаційним критерієм, який має в цей період більшу вагу. Надалі невелике зростання максимальної пристосованості пояснюється оптимізацією потужності словника ОР. У результаті було одержано оптимальний словник, що включає п'ять ознак розпізнавання при значенні $\bar{E}_{\max} = 0,962$.

Результати оптимізації гіперсферичних контейнерів класів розпізнавання в процесі реалізації гібридного алгоритму показано на рис. 2.

На рис. 2 темними ділянками графіків позначено робочі (допустимі) області

визначення функції (2), де перша та друга достовірності перевищують помилки першого та другого роду відповідно. Аналіз рис. 2 показує, що оптимальні значення інформаційного критерію для першого класу дорівнюють 0,864, для другого класу дорівнюють 0,887 та для третього класу – одиниці. Оптимальними контейнерами в бінарному просторі ознак для першого та третього класів розпізнавання є гіперсфери із радіусами 2 та 1 (у кодових відстанях Хеммінга) відповідно, а для другого класу оптимальним контейнером є вершина еталонного вектора. Надалі з метою підвищення оперативності реалізації алгоритму навчання планується застосувати генетичні алгоритми для оптимізації більшої кількості параметрів функціонування СК, що навчається. Особливість цього підходу полягає в тому, що оптимізація усіх параметрів може проводитися одночасно.

ВИСНОВКИ

1 Було запропоновано та реалізовано алгоритм синтезу СППР, що навчається, у рамках ІЕІ-технології на базі гібридного алгоритму з використанням модифікованого генетичного алгоритму.

2 У результаті роботи алгоритму навчання було побудовано оптимальний в інформаційному сенсі класифікатор із оптимальним словником ознак розпізнавання та системою контрольних допусків, що не тільки покращує ефективність роботи системи, але й дозволяє підвищити оперативність навчання та перенавчання системи.

SUMMARY

HYBRID ALGORITHM OF LEARNABLE DECISION SUPPORT SYSTEM FUNCTIONING PARAMETERS OPTIMIZATION

Dobrysh A.S., Dzyuba A.A.

Hybrid algorithm of learnable decision support system synthesis has been proposed, using information-extremal method of learning and modification of genetic algorithm.

СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

1. Краснопопсовський А.С. Інформаційний синтез інтелектуальних систем керування, що навчаються. – Суми: Видавництво СумДУ, 2003.
2. Дзюба О.О. Паралельна оптимізація параметрів функціонування системи керування, що навчається // Тези доповідей Першої науково-технічної конференції „Інтелектуальні системи в промисловості і освіті – 2007”. – Суми: Видавництво СумДУ, 2007.
3. Добриш А.С., Козинець М.В., Котенко С.М. Оптимізація контрольних допусків на ознаки розпізнавання в інформаційно-екстремальних методах автоматичної класифікації // Вісник Сумського державного університету. Серія Технічні науки. – 2007.– №1 – С.169-178.
4. Goldberg D. E. Genetic Algorithms in Search, Optimisation and Machine Learning. USA: Addison Wesley Publishing Company, Inc., 1989. – 412 p.
5. Рідкокаша А.А., Голдер К.К. Основи систем штучного інтелекту: Навчальний посібник. – Черкаси: Відлуння-Плюс, 2002. - 240с.
6. Stuart J. Russell, Peter Norvig // Artificial Intelligence: A Modern Approach (2nd Edition); Prentice Hall; 2nd edition, 2002. – 1132 p.

Довбиш А.С., д-р техн. наук, професор;
Дзюба О.О., аспірант.

Надійшла до редакції 17 червня 2008р