

АНАЛІЗ АЛГОРИТМІВ ОПТИМІЗАЦІЇ КОНТРОЛЬНИХ ДОПУСКІВ НА ОЗНАКИ РОЗПІЗНАВАННЯ

Вступ

Подальший розвиток інформаційного суспільства пов’язаний з розробленням та впровадженням інтелектуальних технологій керування, що базуються на машинному навчанні та розпізнаванні образів. Існуючі методи аналізу та синтезу здатної навчатися (самонавчатися) системи підтримки прийняття рішень (СППР), яка є складовою частиною адаптивної автоматизованої системи керування складним технологічним процесом, носять в основному модельний характер, оскільки не враховують апріорно нечітке розбиття простору ознак на класи розпізнавання [1–3].

Однією із перспективних технологій синтезу інтелектуальних систем керування є інформаційно-екстремальна інтелектуальна технологія (ІЕІТ) [4,5], що ґрунтується на максимізації інформаційної спроможності СППР шляхом введення в процесі навчання додаткових інформаційних обмежень. У працях [6,7] у рамках ІЕІТ розроблено гібридні алгоритми навчання СППР на основі генетичних алгоритмів, що дозволило підвищити оперативність процесу оптимізації контрольних допусків на ознаки розпізнавання.

У статті розглядається оцінка оперативності та достовірності інформаційно-екстремального гібридного алгоритму та алгоритму паралельно-послідовної оптимізації контрольних допусків.

Постановка задачі

Дано гібридний і паралельно-послідовний алгоритми оптимізації системи контрольних допусків (СКД) на ознаки розпізнавання (ОР), які мають такий узагальнений вигляд:

$$D^* = \arg \max_{D \in G_D} E(D, \bar{Y}), \quad (1)$$

де E — інформаційний критерій функціональної ефективності (КФЕ) навчання СППР у рамках ІЕІТ; $D = \langle \delta_1, \dots, \delta_i, \dots, \delta_N \rangle$ — впорядкований вектор контрольних допусків; G_D — допустима область значень D ; \bar{Y} — навчальна матриця, що складається із структурованих векторів-реалізацій $\bar{y}_j = \langle y_1^j, \dots, y_i^j, \dots, y_N^j \rangle, j = 1 \dots n$.

Оскільки гібридний і паралельно-послідовний алгоритми у рамках ІЕІТ для оцінки функціональної ефективності навчання СППР за інформаційним критерієм Шеннона використовують базовий алгоритм навчання СППР [4] при заданій СКД, то як оцінку оперативності роботи алгоритму будемо розглядати кількість звернень до базового алгоритму

оптимізації геометричних контейнерів класів розпізнавання в процесі навчання.

Короткий опис алгоритмів

Для алгоритму паралельної оптимізації СКД вхідними даними окрім навчальної матриці є система нормованих допусків, що визначає області значень відповідних контрольних допусків. Даний алгоритм знаходить оптимальні симетричні допуски, поступово звужуючи нормовані допуски для всіх ознак одночасно з деяким кроком.

$$\delta_i(r) = \overline{\delta_{Hi}} \pm \|\delta_{Hi}\| \cdot \frac{r}{2} \quad (2)$$

$$D^* = \arg \max_{r \in [0;1]} E(D(r), \bar{Y}), \quad (3)$$

де $\overline{\delta_{Hi}}$ – центр нормованого допуску i -ї ознаки; $\|\delta_{Hi}\|$ – поле відповідного нормованого допуску i -ї ознаки.

Для алгоритму послідовної оптимізації СКД вхідними даними є навчальна матриця, система нормованих допусків та початкова система контрольних допусків (в даному випадку отримана після оптимізації за паралельним алгоритмом). Алгоритм полягає у послідовному знаходженні оптимального допуску на кожну ознаку розпізнавання для поточних допусків на інші ознаки. Алгоритм закінчується коли жодний із допусків не змінився протягом останнього кола.

$$D^* = \arg \max_{\delta_i \in \delta_{H,i}} E(D, \bar{Y}), i = 1, \bar{N} \quad (4)$$

Гібридний алгоритм використовує генетичний алгоритм для оптимізації параметрів функціонування у рамках інформаційно-екстремальному алгоритмі навчання СППР. Реалізація такого гібридного алгоритму оптимізації СКД для кожної епохи складається з основних етапів:

1. генерація 50 випадкових СКД заданої структурованості і потужності;
2. схрещування половини особин використовуючи багатоточковий кросингвер;
3. мутація особин з ймовірністю 0,1;
4. скорочення популяції до 500 особин за рахунок невдалих рішень.

Алгоритм закінчується, якщо найкраща особина не змінюється протягом 50 поколінь. При цьому мутація гену полягає у невеликій випадковій зміні допуску.

Як фітнес-функція використовується значення ентропійного КФЕ, що обчислюється базовим алгоритмом навчання за формулою [4]:

$$E = 1 + \frac{1}{2} \left(\frac{\alpha}{\alpha + D_2} \log_2 \frac{\alpha}{\alpha + D_2} + \frac{D_1}{D_1 + \beta} \log_2 \frac{D_1}{D_1 + \beta} + \frac{\beta}{D_1 + \beta} \log_2 \frac{\beta}{D_1 + \beta} + \frac{D_2}{\alpha + D_2} \log_2 \frac{D_2}{\alpha + D_2} \right), \quad (5)$$

де α, β, D_1, D_2 – точнісні характеристики – помилка першого та другого роду, перша та друга достовірність відповідно.

Результати моделювання

Для проведення порівняльного аналізу для зменшення впливу різної інформативності ОР здійснювалася випадкова генерація навчальних матриць для двох нечітко компактних класів, кожна з яких мстила по 50 векторів-реалізацій одного класу. При цьому еталонний вектор-реалізація першого класу генерувався як одиничний, а другого класу — як нульовий. Після цього бінарна матриця перетворювалася на дійсно-числову за допомогою тестової СКД.

Порівняння проводилося для навчальних матриць різної розмірності. Результати оптимізації СКД за двома вищенаведеними алгоритмами показано на рис. 1:

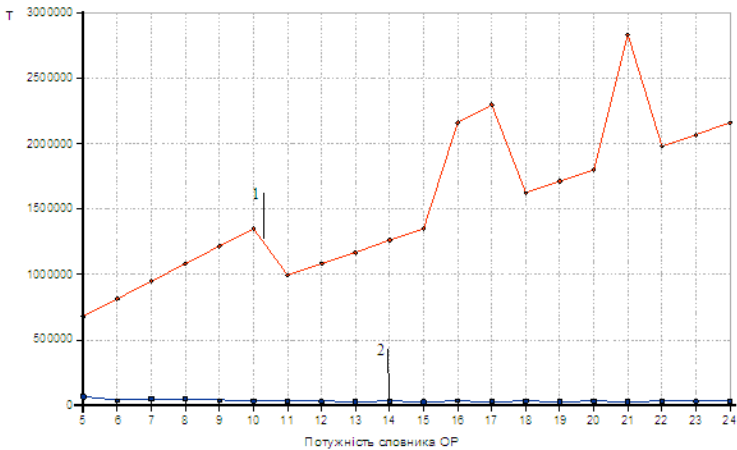


Рис. 1 – Залежність часу роботи алгоритмів від потужності словника ознак:

1 — алгоритм паралельно-послідовної оптимізації; 2 — гібридний алгоритм.

Аналіз рис. 1 показує, що паралельна оптимізація допусків для кожної ознаки за допомогою гібридного алгоритму призводить до суттєвого підвищення оперативності (до двох порядків) у порівнянні із послідовним алгоритмом. Це також пов'язано із тим, що оперативність послідовного алгоритму сильно залежить від кроку оптимізації допуску. Підвищення

цього кроку підвищує точність але сильно знижує оперативність. Розмір цього параметру було вибрано так, щоб точність двох методів, що порівнюються, була достатньо високою.

На рис. 2 показано результати порівняння точності при тестуванні алгоритмів, що досліджуються.

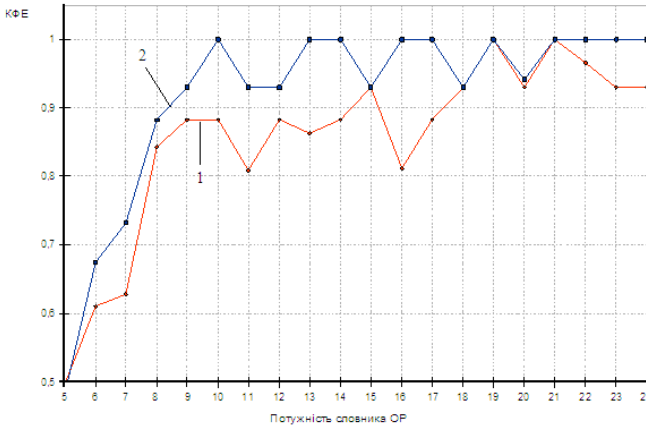


Рис. 2 – Графіки залежності КФЕ від потужності словника ознак: 1 — алгоритм паралельно-послідовної оптимізації; 2 — гібридний алгоритм.

Аналіз рис. 2 показує, що гібридний алгоритм на додачу до вищої оперативності має і більшу точність у порівнянні із алгоритмом послідовної оптимізації. Доволі низькі значення КФЕ для невеликої розмірності простору ознак розпізнавання можна пояснити тим, що у таких невеликих просторах недостатньо інформації для чіткого розрізнення двох класів із заданою дисперсією, що були генеровані випадковим чином.

Аналізуючи результати, наведені на рис. 1 і рис. 2, можна зробити висновок, що оперативність алгоритму паралельно-послідовної оптимізації СКД пропорційна до розмірності простору, що витікає із структури алгоритму. З іншого боку залежність оперативності гібридного алгоритму від потужності простору ОР є значно меншою.

Висновки

1. У результаті порівняльного аналізу гібридного алгоритму та алгоритму паралельно-послідовної оптимізації СКД на ознаки розпізнавання у рамках ІЕПТ доведено, що оперативність гібридного алгоритму суттєво перевищує оперативність паралельно-послідовного алгоритму.
2. Оперативність гібридного алгоритму виявляє значно меншу залежність від розмірності простору ознак у порівнянні із паралельно-

послідовним алгоритмом, що дозволяє очікувати ще більший виграш в оперативності при використанні простору ОР великої розмірності.

Література

1. Обучение машины классификации / Аркадьев А. И., Браверман Э. М. – М.: Наука. Главная редакция физико-математической литературы, 1971.– 192 с.
2. Теория распознавания образов: (статистические проблемы обучения) / Вапник В. Н., Червоненкис А. Я.- М.: Наука, 1974.- 416 с.
3. Advances in Learning Theory: Methods, Models and Application / 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.
4. Інформаційний синтез інтелектуальних систем керування, що навчаються: Підхід, що ґрунтується на методі функціонально-статистичних випробувань. / Краснопопсовський А.С.– Суми: Видавництво СумДУ, 2003. – 264 с.
5. Основи проектування інтелектуальних систем: Навчальний посібник. / Довбиш А.С. – Суми: Видавництво Сум ДУ, 2009.– 171 с.
6. Паралельна оптимізація параметрів функціонування системи керування, що навчається / О.О. Дзюба // Інтелектуальні системи в промисловості і освіті – 2007: матеріали першої наук.-техн. конф., СумДУ, Суми, 2007. – С. 44.
7. Гібридний алгоритм оптимізації параметрів функціонування системи підтримки прийняття рішень, що навчається / О.О. Дзюба // Вісник Сумського державного університету. Технічні науки 2' 2008 – Суми: Видавництво СумДУ, 2008.– С. 70.

Отримано 02.03.2010 р.