

УДК 681.518:004.93

М.В. КОЗИНЕЦЬ

Сумський державний університет, Україна

КОРЕКЦІЯ ФУНКЦІОНАЛЬНОЇ ЕФЕКТИВНОСТІ СИСТЕМИ ПІДТРИМКИ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ ПРИ ЗБІЛЬШЕННІ ПОТУЖНОСТІ АЛФАВІТУ КЛАСІВ РОЗПІЗНАВАННЯ

Розглядається задача підвищення асимптотичної точності розпізнавання системи керування при розширенні алфавіту класів розпізнавання у процесі функціонування та донавчання системи в рамках методу функціонально-статистичних випробувань, який ґрунтується на прямій оцінці інформаційної спроможності системи керування, що навчається, за умови нечіткої компактності реалізації образу.

класифікаційне керування, кластер-аналіз, факторний класифікаційний аналіз, математична модель, навчання, нечітке розбиття, інформаційний критерій, алгоритм оптимізації, функція належності.

Вступ

Збільшення потужності алфавіту класів розпізнавання призводить на етапі навчання до зниження асимптотичної точності системи підтримки прийняття рішень (СППР), що обумовлює зменшення достовірності розпізнавання на етапі екзамену. Тому задача донавчання СППР у процесі її функціонування набуває важливого значення і є однією з основних задач верифікації інформаційного та програмного забезпечення. Особливої актуальності ця проблема набуває при функціонуванні СППР у режимі кластер-аналізу [1]. Основним недоліком традиційних методів кластер-аналізу є ігнорування перетину класів розпізнавання, що має місце в практичних задачах контролю та керування. Це обумовило значне зростання уваги до розробки методів нечіткого кластер-аналізу [2 – 4]. Але для вирішення проблеми оптимізації просторово-часових параметрів функціонування СППР природним є поєднання нечіткого підходу із теоретико-інформаційним підходом, що дозволяє використовувати як критерії оптимізації статистичні інформаційні критерії функціональної ефективності (КФЕ) навчання. Ця ідея реалізується в інформаційно-екстримальному методі функціонально-статистичних випробувань (МФСВ),

який ґрунтується на прямій оцінці інформаційної спроможності системи і гіпотезі нечіткої компактності реалізації образу [4]. Цей метод дозволяє здійснювати адаптацію вхідного математичного опису СППР у процесі цілеспрямованої трансформації апріорного нечіткого розбиття простору ознак розпізнавання в чітке розбиття, що забезпечує побудову на етапі навчання безпомилкового за навчальною матрицею класифікатора. Розглянемо в рамках МФСВ алгоритм корекції асимптотичних точнісних характеристик класифікатора, що характеризують функціональну ефективність навчання СППР.

Постановка задачі. У рамках МФСВ виділяються такі три задачі кластер-аналізу, які становлять практичний інтерес у задачах керування складними об'єктами:

1) кластер-аналіз першого роду – класифікація реалізацій образу при частково невизначеному алфавіті класів розпізнавання, яка допускає, принаймні, завдання базового класу X_1^o – це факторний класифікаційний аналіз (ФКА);

2) кластер-аналіз другого роду – класифікація реалізацій образу при повністю невизначеному алфавіті класів розпізнавання і незмінній структурі та потужності словника ознак розпізнавання;

3) кластер-аналіз третього роду – самонавчання.

Розглянемо постановку задачі ФКА в рамках МФСВ. Нехай дано $\{X_m^o \mid m = \overline{1, M}\}^\Lambda$ – відкритий алфавіт класів розпізнавання, який в процесі функціонування СППР, що навчається, здатний змінювати свою потужність, і так само відкрита навчальна матриця $\|y_{m,i}^{(j)}\|^\Lambda$, $i = \overline{1, N}$, $j = \overline{1, n}$, де N , n – кількість ознак розпізнавання та випробувань відповідно, Λ – символ відкритості множини. На етапі навчання СППР за апріорно класифікованими реалізаціями образів побудовано оптимальне в інформаційному розумінні нечітке розбиття $\tilde{\mathfrak{R}}^{|M|}$ дискретного простору ознак Ω_B на M класів розпізнавання. Треба на етапі екзамену для нового класу X_{M+1}^o сформуувати в просторі Ω_B навчальну матрицю $\{x_{M+1}^{(j)} \mid j = \overline{1, n}\} \in \|x_m^{(j)} \mid m = \overline{1, M+1}\|^\Lambda$ за таким предикатним виразом:

$$(\forall x^{(j)} \in \tilde{\mathfrak{R}}^\Lambda) [if\ x^{(j)} \notin \{X_m^o\}\ then\ x^{(j)} \in X_{M+1}^o],$$

де $x^{(j)}$ – двійкова реалізація-вектор образу, що розпізнається, та здійснити донавчання системи так, щоб максимізувати усереднене значення інформаційного КФЕ навчання СППР:

$$\bar{E}^* = \frac{1}{M+1} \sum_{m=1}^{M+1} \max_{\{d\}} E_m, \quad (1)$$

де $\{d\}$ – множина кроків навчання; E_m – інформаційний КФЕ навчання СППР розпізнавати реалізації класу X_m^o .

Оскільки достовірність рішень СППР за умови сталої розмірності простору ознак розпізнавання залежить від потужності алфавіту класів розпізнавання $\{X_m^o \mid m = \overline{1, M}\}^\Lambda$, то як один із шляхів підвищення асимптотичної достовірності розглянемо штучне введення надлишковості векторів-реалізацій образу, наприклад, методами завадозахищеного кодування. При цьому як критерій корекції навчання за МФСВ може виступати результат порівняння

КФЕ: $\bar{E}^* < E_{\text{дон}}$, де $E_{\text{дон}}$ – наперед задане порогове значення КФЕ.

Математична модель ФКА

Математичну модель ФКА на рівні системного аналізу зручно розглядати у вигляді категорійної моделі, яка включає як обов'язкову складову частину вхідний математичний опис нечіткого регулятора СППР, який подано у вигляді теоретико-множинної структури [4]:

$$\Delta_B = \langle G, T, \Omega, Z, V, Y; \Phi \rangle, \quad (2)$$

де G – простір вхідних сигналів (факторів), які діють на СППР; T – множина моментів часу зняття інформації; Ω – простір ознак розпізнавання; Z – простір можливих станів СППР; V – множина вирішальних правил; Y – вибіркова множина (вихідна навчальна матриця $\|y_{mi}^{(j)}\|$); $\Phi: G \times T \times \Omega \times Z \times V \rightarrow Y$ – оператор формування вибіркової множини Y на вході СППР. Декартовий добуток наведених в (2) множин $G \times T \times \Omega \times Z \times V$ задає універсум випробувань.

За МФСВ у режимі ФКА оператор $\theta_1: Y^\Lambda \rightarrow X^\Lambda$ утворює бінарну матрицю $\|x_i^{(j)} \mid i = \overline{1, N}, j = \overline{1, n}\|$, аналогічну за структурою та параметрами формування навчальній матриці $\|y_{m,i}^{(j)}\|$, $i = \overline{1, N}$, $j = \overline{1, n}$.

Оператор $\theta_2: Y^\Lambda \rightarrow \tilde{\mathfrak{R}}^\Lambda$ буде відкрите у загальному випадку нечітке розбиття $\tilde{\mathfrak{R}}^\Lambda$, яке є характерним для задач керування. Оператор класифікації $\Psi_H: \tilde{\mathfrak{R}}^\Lambda \rightarrow I^{|H|}$ перевіряє основну статистичну гіпотезу $\gamma_1: x_{m,i}^{(j)} \in X_m^o$, де $I^{|H|}$ – множина статистичних гіпотез. Оператор γ визначає множину точнісних характеристик процесу навчання $\mathfrak{S}^{|q|}$, де $q = \ell^2$, а оператор ϕ обчислює терм-множину E значень інформаційного критерію оптимізації. Оператор r корегує розбиття $\tilde{\mathfrak{R}}^{|A|}$ шляхом ітераційного пошуку глобального максимуму критерію (1) у робочій об-

ласті визначення його функції. Серед генотипних параметрів навчання суттєво впливає на достовірність класифікатора величина поля контрольних допусків $\{\delta_{k,i} \mid i = \overline{1, N}\}$ на значення ознак розпізнавання. Контур оптимізації системи контрольних допусків (СКД), яка утворює множину D , замикається послідовно оператором $\delta_1 : E \rightarrow D$ і оператором $\delta_2 : E \rightarrow Y^\wedge$, який змінює двійкові реалізації образу в процесі максимізації критерію $E_m \in E$. Призначенням операторів U_H і U_E є регламентація навчання та екзамену відповідно. Оператор $\Psi_E' : \tilde{\mathfrak{R}} \rightarrow F$ обчислює терм-множину F функцій належності. Оператор дефазифікації $\Psi_E'' : F \rightarrow I^{|\Lambda+1|}$ вибирає гіпотезу за максимальним значенням функції належності.

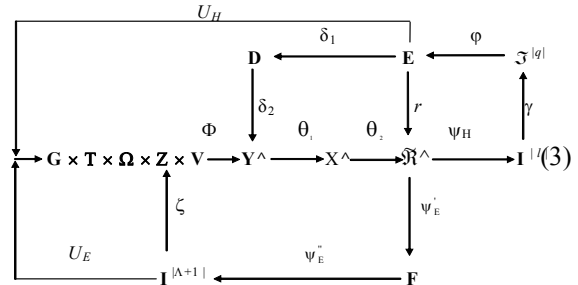
Необхідною та достатньою умовою реалізації ФКА за МФСВ є, наприклад, виконання для всього алфавіту класів розпізнавання нерівності $\bar{\mu}_m \leq c$, де

$$\bar{\mu}_m = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n \mu_{m,j} - \text{усереднена функція належності};$$

c – деяке знако-додатне ($c \geq 0$) порогове значення, яке вибирається особою, що приймає рішення, й обумовлює повідомлення: «Клас не визначено». При цьому класифікатор у режимі екзамену вибирає гіпотезу $\gamma_\Lambda \in I^{|\Lambda|}$, що потребує донавчання системи з метою розширення алфавіту $\{X_m^o\}$. Ідея агрегування нового класу при незмінному словнику ознак розпізнавання за МФСВ полягає у формуванні додаткової навчальної матриці $\|x_\Lambda^{(j)} \mid \Lambda = \overline{1, M+1}\|$, яка складається з реалізацій екзаменаційної матриці, що дали для всіх класів значення функції $\bar{\mu}_m \leq c$. При досягненні необхідної репрезентативності матриці $\|x_\Lambda^{(j)}\|$ оператор ζ запускає процес донавчання системи з метою побудови нового розбиття простору ознак. Таким чином, приводом для реалізації алгоритму ФКА є низька достовірність класифікації на екзамені, яка може бути обумовлена як відносно

великою дисперсією значень ознак розпізнавання в екзаменаційній матриці, так і дрейфом у часі вершин векторів-реалізацій образів.

Категорійна математична модель ФКА за МФСВ має такий вигляд:



Як видно з діаграми (3), процеси навчання та екзамену при ФКА за МФСВ відбуваються паралельно. При цьому алгоритм навчання, крім базового контуру оптимізації, який оптимізує геометричні контури контейнерів класів розпізнавання, включає ще контур оптимізації СКД на ознаки розпізнавання, що підвищує повну асимптотичну достовірність класифікатора.

Схема алгоритму ФКА

Вхідними даними алгоритму корекції асимптотичної достовірності СППР, що навчається, є оптимальні в інформаційному розумінні параметри навчання системи, отримані для початкового алфавіту класів розпізнавання: $\{d_m^*\}$ – значення радіусів контейнерів класів розпізнавання; $\{x_m^*\}$ – двійкові еталонні вектори-реалізації класів. Розглянемо кроки алгоритму корекції асимптотичних точнісних характеристик навчання:

1. Обнуління лічильника кроків оптимізації СКД: $z:=0$.
2. $z:=z+1$.
3. Реалізація процедури послідовної оптимізації СКД LEARNING_1 [4], яка обчислює середнє значення КФЕ \bar{E}_z^* за формулою (1), здійснює пошук глобального максимуму КФЕ в робочій області визначення його функції і визначає оптимальні в інформаційному розумінні значення радіусів контей-

нерів класів для поточного алфавіту та контрольні допуски на ознаки розпізнавання.

4. Порівняння: якщо $\bar{E}^*(l) = \bar{E}^*(l-1)$, де l – кількість прогонів ітераційної процедури оптимізації СКД, то виконується п. 12, інакше п. 5.

5. Порівнюється оптимальне середнє значення КФЕ $\bar{E}^*(z)$ з наперед заданим пороговим значенням ε : якщо ТАК, то виконується п. 2, якщо НІ – то п. 6.

6. Вводиться надлишковість для всіх еталонних векторів класів розпізнавання за допомогою, наприклад, циклічного метода БЧХ [5].

7. Обчислюється $r = \text{round}(\log_2 M)$, де M – кількість класів розпізнавання.

8. Кожний еталонний вектор-реалізація представляється у вигляді поліному $Q(x) = \sum_{i=1}^N a_{N-i} x^{N-i}$ від змінної x , де коефіцієнти – цифри двійкового коду.

9. Здійснюємо циклічний зсув полінома $Q(x)$ на r координат вліво шляхом його множення на одночлен x^r і виконуємо ділення поліному $Q(x)x^r$ на утворюючий поліном $P(x)$ степені r за правилом ділення степеневих функцій, при якому операція від'ємності замінюється операцією додавання за модулем два.

10. Формується надлишковий еталонний вектор шляхом дописування справа до відповідного поліному $Q(x)x^r$ залишку від ділення $R(x)$.

11. Виконується алгоритм оптимізації СКД.

12. Зупин.

Приклад реалізації алгоритму ФКА

Реалізація алгоритму корекції асимптотичної достовірності СППР здійснювалася в процесі функціонування АСКТП виробництва складних мінеральних добрив у ВАТ «Сумхімпром». Як інформаційний критерій оптимізації процесу навчання АСКТП роз-

глядалася модифікація критерію Кульбака [3]:

$$E_m^{(k)} = 0,5 \log_2 \left(\frac{D_{1,m}^{(k)} + D_{2,m}^{(k)}}{\alpha_m^{(k)} + \beta_m^{(k)}} \right) [(D_{1,m}^{(k)} + D_{2,m}^{(k)}) - (\alpha_m^{(k)} + \beta_m^{(k)})] = \log_2 \left(\frac{2 - (\alpha_m^{(k)} + \beta_m^{(k)})}{\alpha_m^{(k)} + \beta_m^{(k)}} \right) \times [1 - (\alpha_m^{(k)} + \beta_m^{(k)})], \quad (4)$$

де $E_m^{(k)}$ – значення КФЕ, обчислене на k -му кроці навчання АСКТП розпізнавати реалізації класу X_m^o ; $D_{1,m}^{(k)}, D_{2,m}^{(k)}, \alpha_m^{(k)}, \beta_m^{(k)}$ – точнісні характеристики: перша та друга достовірності, помилки першого та другого роду відповідно, обчислені на k -му кроці навчання.

При навчанні СППР здійснювалося відновлення оптимального гіперсферичного класифікатора ($V = 1$) за алгоритмом послідовної оптимізації СКД [4] для 56 ознак розпізнавання. На рис. 1 показано залежність усередненого інформаційного КФЕ (1) за Кульбаком від кількості класів розпізнавання після використання наведеного вище алгоритму корекції.

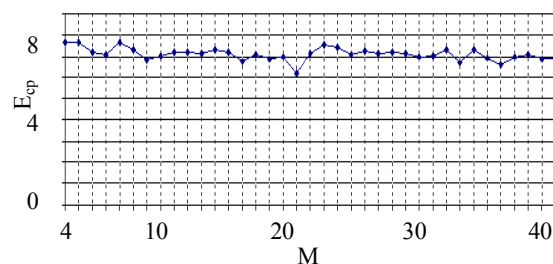


Рис. 1. Залежність усередненого інформаційного КФЕ (1) за Кульбаком від кількості класів розпізнавання після використання алгоритму корекції

У процесі реалізації алгоритму ФКА за МФСВ кількість класів розпізнавання збільшувалася від чотирьох до 40. Алгоритм корекції виконувався два рази (при $M = 7, M = 22$) коли $\bar{E}^*(z) < 6,1$. Після останньої корекції довжина реалізації образу збільшилась на дев'ять координат. Так само досліджено вплив потужності алфавіту класів розпізнавання на величину усередненого коефіцієнту нечіткої компактності реалізацій образу, який обчислювався за

формулою

$$L_{\delta} = \frac{1}{\Lambda} \sum_{m=1}^{\Lambda} \frac{d_m^*}{d(x_m \oplus x_c)}, \quad (5)$$

де $d(x_m \oplus x_c)$ – кодова відстань між центрами контейнерів класу X_m^o і сусіднього класу X_c^o ; x_c – еталонний вектор-реалізація класу X_c^o .

На рис. 2 наведено залежність коефіцієнту (5) від кількості класів розпізнавання після використання алгоритму корекції.

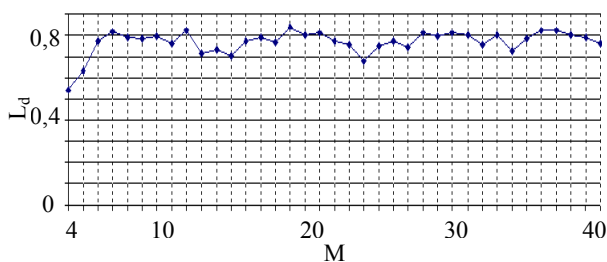


Рис. 2. Залежність коефіцієнту (5) від кількості класів розпізнавання після використання алгоритму корекції

Аналіз рис. 1 показує, що при зміні функціональних станів технологічного процесу від чотирьох до шести значення КФЕ навчання АСКТП має тенденцію до зменшення. Після появи нового сьомого класу розпізнавання виконується процедура донавчання системи ($\bar{E}^*(z) < 6,1$). Це пов'язано із збільшенням усередненого коефіцієнта (5), який є відносною характеристикою нечіткої компактності реалізацій образів. Збільшення значення коефіцієнта L_{δ} (рис. 2) обумовлено збільшенням ступеню перетину для пар сусідніх класів розпізнавання за рахунок зменшення їх міжцентрових відстаней. Після корекції значення $\bar{E}^*(z) = 7,09$, а при $M = 22$ $\bar{E}^*(z) = 7,12$.

Підсумок

Використання здатної навчатися (самонавчатися) СППР у складі АСКТП забезпечує прийнятну з практичних міркувань функціональну ефективність системи при збільшенні потужності алфавіту класів розпізнавання у відносно широкому діапазоні. Так,

застосування СППР у режимі ФКА при виробництві складних мінеральних добрив дозволило усунути вплив суб'єктивних факторів на технологічний режим і цим підвищити продуктивність праці та відсоток виходу конденційного продукту на рівні світових стандартів. І, нарешті, впровадження інтелектуальних ресурсозберігаючих інформаційних технологій керування виробничими процесами є найбільш ефективним способом зменшення негативного техногенного впливу на природне середовище.

Література

1. Прикладная статистика: Классификация и снижение размерности. Справ. изд. / С.А. Айвазян, В.М. Бухштабер, И.С. Енюков, Л.Д. Мешалкин; под ред. С.А. Айвазяна. – М.: Финансы и статистика, 1989. – 607 с.
2. Краснополюсовський А.С., Козинець М.В. Факторний класифікаційний аналіз у рамках методу функціонально-статистичних випробувань // Радіоелектронні та комп'ютерні системи. – 2004. – № 4. – С. 46 – 50.
3. Краснополюсовський А.С., Кий О.М., Волков В.М., Козинець М.В., Шелехов І.В. Класифікаційне управління технологічним процесом виробництва складних мінеральних добрив // Східно-Європейський журнал передових технологій. – 2003. – Вип. 6. – С. 12 – 17.
4. Краснополюсовський А.С. Інформаційний синтез інтелектуальних систем керування: Підхід, що ґрунтується на методі функціонально-статистичних випробувань. – Суми: Сумський державний університет, 2004. – 261 с.
5. Кодирование информации / Березюк Н.Г., Андрущенко А.Г., Мощицкий С.С. и др. – Х.: Вища школа, 1978. – 252 с.

Надійшла до редакції 14.07.2005

Рецензент: д-р техн. наук, проф. О.Ю. Соколов, Національний аерокосмічний університет ім. М.С. Жуковського «ХАІ», Харків.