

УДК 681.518:004.93

А.С. КРАСНОПОЯСОВСЬКИЙ, М.В. КОЗИНЕЦЬ

Сумський державний університет, Україна

ФАКТОРНИЙ КЛАСИФІКАЦІЙНИЙ АНАЛІЗ ЗА МЕТОДОМ ФУНКЦІОНАЛЬНО-СТАТИСТИЧНИХ ВИПРОБУВАНЬ

Розглядається задача розширення алфавіту класів розпізнавання в процесі функціонування системи керування та її донавчання за методом функціонально-статистичних випробувань, який ґрунтується на прямій оцінці інформаційної спроможності системи керування, що навчається, за умови нечіткої компактності реалізації образу.

Класифікаційне керування, факторний класифікаційний аналіз, математична модель, навчання, нечітке розбиття, інформаційний критерій, алгоритм оптимізації, функція належності

Вступ

У практичних задачах класифікаційного керування часто виникає необхідність донавчання системи керування (СК), що обумовлено появою в процесі її експлуатації нових функціональних станів об'єкту керування, які не було враховано на стадії апріорного навчання. Ця проблема є актуальною так само при формуванні інформаційних фондів систем розпізнавання образів різної природи. У роботі [1] розглядалася задача факторного класифікаційного аналізу (ФКА), заснованого на відношеннях подоби з метою побудови в просторі ознак розпізнавання нових представництв, що є афінними різноманіттями, навколо яких агрегатуються нові класи. Запропонований у цій роботі підхід до розв'язання задачі ФКА становить певну методологічну цінність, але носить модельний характер, оскільки базується на гіпотезі чіткої компактності реалізації образу і відповідно на дистанційних критеріях подоби. На практиці в задачах контролю та керування через вплив на об'єкти та процеси керування зовнішніх і внутрішніх випадкових факторів має місце гіпотеза нечіткої компактності, що обумовлює необхідність нормалізації "погано організованих образів" для застосування їх у відомих класифікаторах. Одним із ефективних методів автоматичної класифікації є інформаційно-екстремальний метод функ-

ціонально-статистичних випробувань (МФСВ), який дозволяє з метою побудови високо достовірного класифікатора здійснювати адаптацію його вхідного математичного опису безпосередньо в процесі навчання системи шляхом цілеспрямованої ітераційної процедури пошуку глобального екстремуму інформаційного критерію функціональної ефективності (КФЕ) навчання СК [2].

1. Постановка задачі

Нехай дано відкритий алфавіт класів розпізнавання $\{X_m^o \mid m = \overline{1, M}\}$, який здатний змінювати свою потужність, і так само відкрита навчальна матриця $\|y_{m,i}^{(j)}\|$, $i = \overline{1, N}$, $j = \overline{1, n}$, де N, n – кількість ознак розпізнавання та випробувань відповідно. Відомо вихідне оптимальне в ін форма-ційному розумінні нечітке розбиття $\tilde{\mathfrak{R}}^{|M|}$ дискретного простору ознак Ω_B на M класів розпізнавання, яке побудовано на етапі навчання СК за апріорно класифікованими реалізаціями образів. Треба на екзаміні для нового класу X_{M+1}^o сформувати в просторі Ω_B навчальну матрицю

$$\{x_{M+1}^{(j)} \mid j = \overline{1, n}\} \in \|x_m^{(j)} \mid m = \overline{1, M+1}\|^\Lambda,$$

де Λ – символ множини, що збільшила потужність, 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 системи керування

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

де $\{d\}$ – множина кроків навчання;

E_m – інформаційний КФЕ навчання СК розпізнавати реалізації класу X_m^o .

2. Математична модель ФКА

На рівні системного аналізу математична модель ФКА повинна включати як обов'язкову складову частину вхідний математичний опис нечіткого регулятора СК, який подамо у вигляді теоретико-множинної структури

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

де G – простір вхідних сигналів (факторів), які діють на СК;

T – множина моментів часу зняття інформації;

Ω – простір ознак розпізнавання;

Z – простір можливих станів СК;

Y – вибіркова множина (вихідна навчальна матриця $\|y_{mi}^{(j)}\|$);

$\Pi: G \times T \times \Omega \rightarrow Z$ – оператор переходів, що відбиває механізм зміни станів СК;

$\Phi: G \times T \times \Omega \times Z \rightarrow Y$ – оператор формування вибіркової множини Y .

Декартовий добуток наведених в (2) множин $G \times T \times \Omega \times Z$ задає універсум випробувань.

За МФСВ на етапі навчання системи оператор $\theta: Y \rightarrow \tilde{\mathfrak{R}}^\Lambda$ буде відкрите нечітке розбиття $\tilde{\mathfrak{R}}^\Lambda$, яке допускає у загальному випадку перетин класів

розпізнавання, що є характерним для задач керування. Оператор класифікації $\Psi: \tilde{\mathfrak{R}}^\Lambda \rightarrow I^{|L|}$ перевіряє основну статистичну гіпотезу $\gamma_1: y_{m,i}^{(j)} \in X_m^o$, де $I^{|L|}$ – множина статистичних гіпотез. Оператор γ визначає множину точнісних характеристик процесу навчання $\mathfrak{I}^{|q|}$, де $q = l^2$, а оператор ϕ обчислює множину E значень інформаційного критерію оптимізації. Оператор r корегує розбиття $\tilde{\mathfrak{R}}^\Lambda$ шляхом ітераційного пошуку глобального максимуму критерію (1) у робочій області визначення його функції.

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

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

ності; 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 $\gamma_\Lambda \in I^{|L|}$, 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

$\|x_\Lambda^{(j)} | \Lambda = \overline{1, M+1}\|$, 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 такими причинами:

- відносно велика дисперсія значень ознак розпізнавання в екзаменаційній матриці;
- дрейф у часі вершин векторів-реалізацій образів.

Математична модель ФКА за МФСВ має вигляд, наведений на рис. 1.

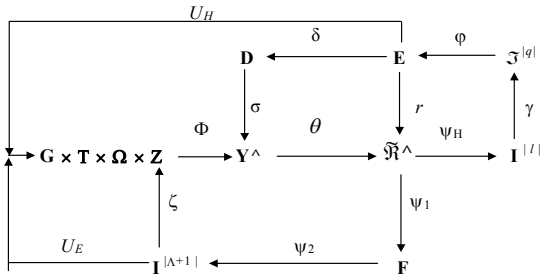


Рис. 1. Математична модель ФКА за МФСВ

Як видно з діаграми рис. 1, алгоритм навчання, крім базового контура оптимізації, який оптимізує геометричні контури контейнерів класів розпізнавання, включає ще контур оптимізації системи контрольних допусків D на ознаки розпізнавання, що підвищує повну асимптотичну достовірність класифікатора.

3. Схема алгоритму ФКА

Вхідними даними алгоритму є оптимальні в інформаційному розумінні параметри навчання, отримані для початкового алфавіту класів розпізнавання: $\{d_m^*\}$ – оптимальні значення радіусів контейнерів класів розпізнавання із заданого алфавіту; $\{x_m\}$ – еталонні вектори-реалізації класів. Розглянемо етапи реалізації алгоритму ФКА у рамках МФСВ:

1. Обнулювання лічильників реалізацій образу для екзаменаційної та додаткової навчальних матриць відповідно: $j := 0$; $j1 := 0$.
2. $j := j + 1$;
3. Для j -ї реалізації $x^{(j)}$ екзаменаційної матриці обчислюється функція належності, яка для сферичного класифікатора за МФСВ дорівнює

$$\mu_m = \left[1 - \frac{d(x_m \oplus x^{(j)})}{d_m^*} \right]^+, \quad (3)$$

де $[\dots]^+$ – знако-позитивна частина функції;

$d(x_m \oplus x^{(j)})$ – кодова відстань реалізації $x^{(j)}$, що розпізнається, від еталонного вектора-реалізації $x_m \in X_m^o$;

d_m^* – оптимальний в інформаційному розумінні радіус контейнера класу X_m^o .

4. Якщо отримано негативні для всіх класів значення функції належності (3), або виконується, наприклад, умова: $\bar{\mu}_m < c$, де $\bar{\mu}_m = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n \mu_{m,j}$ – усереднена функція належності (3); c – порогове значення, що обумовлює прийняття гіпотези $\gamma_{\Lambda+1} \in I^{|\Lambda+1|}$ – відмова від класифікації. то

реалізується пункт 5, інакше виконується пункт 9.

$$5. j1 := j1 + 1;$$

6. Формується масив $\{x_{\Lambda}^{(j1)} \mid j1 = \overline{1, N \min}\}$, де $N \min$ – мінімальний обсяг репрезентативної навчальної вибірки.

7. Якщо вибірка репрезентативна ($j1 > N \min$), то виконується пункт 8, інакше – пункт 1.

8. Приєднання матриці $\|x_{\Lambda}^{(j)}\|$ до вихідної навчальної матриці $\{x_m^{(j)} \mid m = \overline{1, M}\}$.

9. Запуск процесу донавчання за алгоритмом послідовної оптимізації контрольних допусків на ознаки розпізнавання [4]:

$$\{\delta_{k,i}^*\} = \langle \arg \{ \max_{G_{\delta_i}} \{ \max_{G_E} \left[\bigotimes_{l=1}^L \max_{G_{d_1}} E_1^{(l)} \right] \} \} \rangle, \quad i = \overline{1, N},$$

де $l = \overline{1, L}$ – кількість прогонів ітераційної процедури оптимізації контрольних допусків;

$G_{\delta_i}, G_E, G_{d_1}$ – області допустимих значень поля контрольних допусків для i -ї ознаки, критерію оптимізації і кодової відстані d_1 відповідно;

\otimes – символ операції повторення.

10. Класифікація реалізації, що розпізнається, після чого виконується пункт 2 доти, поки не буде розпізнано всі реалізації екзаменаційної матриці, або сформовано нову навчальну матрицю

$$\|x_{\Lambda}^{(j)}\| \Lambda = M + 2 \|.$$

4. Приклад реалізації алгоритму ФКА

Реалізація алгоритму ФКА здійснювалася в процесі функціонування здатної навчатися АСУТП виробництва складних мінеральних добрив у ВАТ «Суміхімпром» [3, 4]. Як інформаційний критерій оптимізації процесу навчання АСУТП розглядалася модифікація критерію Кульбака [2]:

$$\begin{aligned} E_m &= 0,5 \log_2 \left(\frac{D_1 + D_2}{\alpha + \beta} \right) [(D_1 + D_2) - (\alpha + \beta)] = \\ &= \log_2 \left(\frac{2 - (\alpha + \beta)}{\alpha + \beta} \right) [1 - (\alpha + \beta)], \end{aligned}$$

де D_1, D_2, α, β – точнісні характеристики: перша та друга достовірності, помилки першого та другого роду відповідно. На рис. 2 наведено залежність усередненого інформаційного критерія функціональної ефективності (1) за Кульбаком від кількості класів розпізнавання.

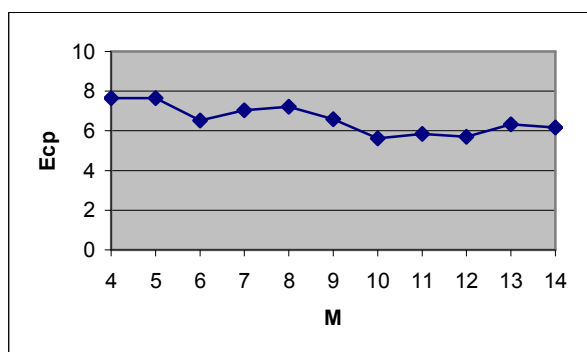


Рис. 2. Залежність усередненого інформаційного КФЕ за Кульбаком від кількості класів розпізнавання

У процесі функціонування АСУТП виробництва складних мінеральних добрив у ВАТ «Суміхімпром» досліджено вплив потужності

алфавіту класів розпізнавання на величину усередненого коефіцієнту нечіткої компактності реалізацій образу, який обчислювався за формулою

$$L_d = \frac{1}{\Lambda} \sum_{m=1}^{\Lambda} \frac{d(x_m \oplus x_c)}{d_m^*}, \quad (4)$$

де $d(x_m \oplus x_c)$ – кодова відстань між центрами контейнерів класу X_m^o і сусіднього (найближчого) класу X_c^o ;

x_c – еталонний вектор-реалізація класу X_c^o .

На рис. 3 наведено залежність коефіцієнту (4) від кількості класів розпізнавання.

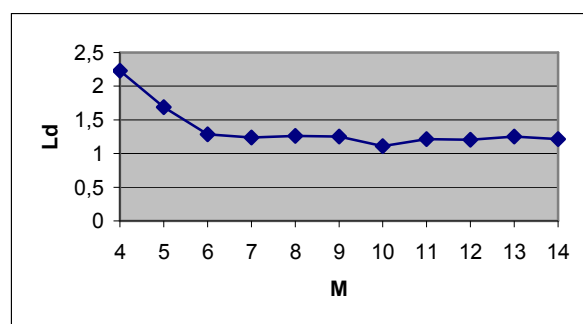


Рис. 3. Залежність коефіцієнту (5) від кількості класів розпізнавання

Аналіз рис. 3 показує, що при зміні функціональних станів технологічного процесу від чотирьох до чотирнадцяти значення критерію функціональної ефективності навчання АСУТП має тенденцію до зменшення. Це пов'язано із зменшенням усередненого коефіцієнта (4), який є відносною характеристикою нечіткої компактності реалізацій образів.

У свою чергу, зменшення значення коефіцієнта L_d обумовлено збільшенням ступеню перетину для пар сусідніх класів розпізнавання за рахунок зменшення їх міжцентрових відстаней.

Тривалість реалізації алгоритму донавчання АСУТП виробництва складних мінеральних добрив у ВАТ «Суміхімпром» для 14 класів розпізнавання вкладалась у період опитування датчиків інформації, який дорівнював 15 с.

5. Перспективи застосування та розвитку запропонованого методу ФКА

Розробка та широке впровадження СК, що навчаються (самонавчаються), є об'єктивною необхідністю подальшого розвитку виробничої сфери українського суспільства в умовах жорсткої конкуренції серед виробників. Практична цінність розглянутого в рамках МФСВ алгоритму ФКА даних, отриманих в процесі керування слабо формалізованими процесами, полягає в тому, що він дозволяє з високою достовірністю класифікувати поточний функціональний стан об'єкту керування з метою вироблення необхідних корегуючих дій. Широка перспектива застосування алгоритмів ФКА відкривається для підвищення точності та оперативності керування в металургійній, нафтохімічній та інших галузях виробництва, де технологічні процеси є, як правило, слабо формалізованими та характеризуються відносно великою тривалістю в часі. Досвід впровадження алгоритмів ФКА у ВАТ «Сумхімпром» показав, що при збільшенні потужності алфавіту класів розпізнавання в процесі неперервного функціонування АСУТП необхідна корекція її параметрів навчання. Одним із шляхів вирішення цієї проблеми є введення штучної надлишковості реалізацій образів за відомими методами завадозахищеного кодування.

Висновки

Реалізація алгоритмів ФКА в рамках МФСВ дозволяє в процесі функціонування СК, що навчається, виділяти нові класи розпізнавання, які характеризують можливі функціональні стани слабо формалізованого об'єкту керування. При цьому досягаються високі показники точності та оперативності керування. Показано, що збільшення потужності алфавіту класів розпізнавання призводить до змен-

шення КФЕ навчання системи, що пов'язано із збільшенням ступеню перетину класів розпізнавання. При цьому так само зменшується коефіцієнт відносної компактності реалізацій образів за рахунок зменшення усередненої міжцентрової відстані для класів розпізнавання. Алгоритм передбачає можливість корекції екстремальних асимптотичних точнісних характеристик процесу навчання при функціонуванні АСУТП шляхом штучного введення надлишковості реалізацій образу.

Література

1. Методы анализа данных: Подход, основанный на методе динамических сгущений: Пер. с фр. / Кол. авт. под рук. Э. Дидэ: Под ред. и с предисл. С.А. Айвазяна и В.М. Бухштабера. – М.: Финансы и статистика, 1985. – 375 с.
2. Краснопоясовський А.С. Інформаційний синтез інтелектуальних систем керування: Підхід, що ґрунтується на методі функціонально-статистичних випробувань. – Суми: Видавництво СумДУ, 2004. – 261 с.
3. Оптимізація параметрів функціонування АСУТП, що навчається / А.С. Краснопоясовський, В.М. Волков, М.М. Гривков, М.В. Козинець, І.В. Шелехов // Вісник Сумського державного університету. – 2003. – № 11 (57). – С. 5 – 12.
4. Класифікаційне управління технологічним процесом виробництва складних мінеральних добрив / А.С. Краснопоясовський, О.М. Кий, В.М. Волков, М.В. Козинець, І.В. Шелехов// Східно-Європейський журнал передових технологій. – 2003. – Вип. 6. – С. 12 – 17.

Надійшла до редакції 5.11.2004

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