

УДК 681.518.:004.93.1'

Вікторія Зимовець

Сумський державний університет, Україна

КАТЕГОРІЙНА МОДЕЛЬ ІНФОРМАЦІЙНО-ЕКСТРЕМАЛЬНОГО ФАКТОРНОГО КЛАСТЕР-АНАЛІЗУ ДІАГНОСТИЧНИХ ДАНИХ

Розглядається категорійна модель системи функціонального діагностування, яка функціонує в режимі факторного кластер-аналізу діагностичних ознак. При цьому категорійна модель у вигляді орієнтованого графу розроблена в рамках інформаційно-екстремальної інтелектуальної технології аналізу даних, яка базується на максимізації інформаційної спроможності системи функціонального діагностування в процесі машинного навчання. Застосування режиму факторного кластер-аналізу діагностичних ознак дозволяє системі функціонального діагностування в процесі експлуатації автоматично збільшувати потужність алфавіту класів розпізнавання і перенавчатися.

Ключові слова: інформаційно-екстремальна інтелектуальна технологія, система функціонального діагностування, факторний кластер-аналіз, машинне навчання багатоканатна шахтна підйомна машина

Viktoriya Zimovets

CATEGORY MODEL OF INFORMATION-EXTREME FACTOR CLUSTER ANALYSIS OF DIAGNOSTIC DATA

A categorical model of the system of functional diagnostics, which functions in the mode of factor cluster analysis of diagnostic features, is considered. In this case, the categorical model in the form of a directed graph is developed within the framework of information-extreme intellectual technology of data analysis, which is based on maximizing the information capacity of the system of functional diagnostics in the process of machine learning. The application of the factor factor cluster analysis of diagnostic features allows the system of functional diagnostics in the percentage of operation to automatically increase the power of the alphabet recognition classes and re-engage.

Key words: information-extreme intellectual technology, system of functional diagnostics, factor cluster analysis, machine learning, multichannel shaft lifting machine

Основним перспективним шляхом подальшого розвитку систем функціонального діагностування складних машин і пристроїв є застосування ідей і методів машинного навчання і розпізнавання образів. В праці [1] розглядалася задача інформаційного синтезу здатної навчатися системи функціонального діагностування (СФД) багатоканатної шахтної підйомної машини (ШПМ). В цій праці машинне навчання здійснювалося в рамках інформаційно-екстремальної інтелектуальної технології (ІЕІ- технології) аналізу даних, яка базується на максимізації інформаційної спроможності системи в процесі її навчання [2]. При цьому формування вхідної навчальної матриці здійснювалося для чотирьох класів розпізнавання, які характеризували можливі технічні стани вузлів ШПМ. Але на практиці при функціональному діагностуванні складних машин потужність алфавіту класів розпізнавання може досягати великих значень. Тому актуальною задачею є надання СФД можливості автоматичного формування безпосередньо в робочому режимі алфавіту класів розпізнавання та відповідного перенавчання, тобто система властивості самонавчання. Для розв'язання цієї задачі було в рамках ІЕІ-технології реалізовано метод інформаційно-екстремального машинного навчання СФД в режимі факторного кластер-аналізу (ФКА) діагностичних даних. Ідея полягала в тому, що апріорно навчена

СФД розпізнавати невелику кількість класів розпізнавання при функціонуванні в робочому режимі автоматично розбиває на кластери за агломеративним методом кластер-аналізу не розпізнанні вектори-реалізації інших класів, при досягненні заданого репрезентативного обсягу відповідного кластеру приєднує його до вхідної навчальної матриці і здійснюється перенавчання системи.

На відміну від нейроподібних структур методи ІЕІ-технології розробляються в рамках функціонального підходу, що дозволяє узагальнену схему алгоритму інформаційно-екстремального машинного навчання представляти категорійною моделлю у вигляді орієнтованого графу, в якому множини відображаються одна на одну відповідними операторами. Вхідний математичний опис категорійної моделі представимо у вигляді структури

$$\Delta_B = \langle G, T, \Omega, Z, Y, X; f_1, f_2 \rangle$$

де G – простір вхідних сигналів (факторів); T – множина моментів часу зняття інформації; Ω – простір діагностичних ознак; Z – простір можливих технічних станів СФД; Y – вхідна навчальна матриця; X – бінарна робоча навчальна матриця; f_1 – оператор формування навчальної матриці Y ; f_2 – оператор формування навчальної матриці X . Декартова четвірка $G \times T \times \Omega \times Z$ утворює універсум випробувань, який формує діагностичні дані.

На рис. 1 показано категорійну модель інформаційно-екстремального машинного навчання СФД в режимі факторного кластер-аналізу.

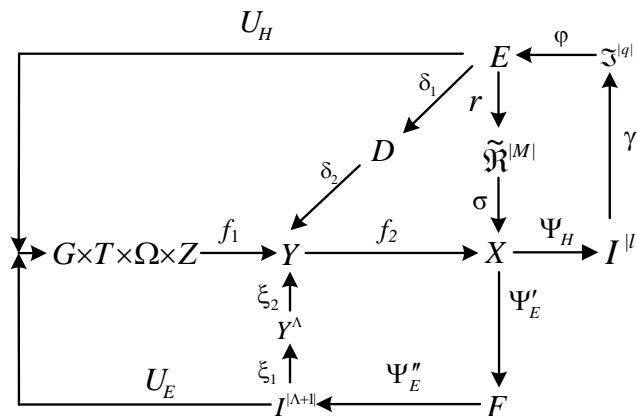


Рис. 1. Категорійна модель інформаційно-екстремального ФКА

Особливість показаної на рис. 1. моделі полягає в наявності паралельних контурів машинного навчання і екзамєну. Контур, який складається із послідовності операторів Ψ_H, γ, ϕ, r і σ оптимізує геометричні параметри контейнерів класів розпізнавання, які відновлюються в процесі машинного навчання в радіальному базисі діагностичних ознак. При цьому оператор класифікації $\Psi_f : X \rightarrow I^{[l]}$ перевіряє основну статистичну гіпотезу про належність реалізації $\{x_i^{(j)} \mid j = \overline{1, n}, i = \overline{1, N}\}$ класу X_m^o , де $I^{[l]}$ – множина l статистичних гіпотез. Оператор γ визначає множину точнісних характеристик діагностичних рішень $\mathfrak{Z}^{[q]}$, де $q = l^2$ – кількість точнісних характеристик, а оператор ϕ обчислює множину значень інформаційного критерію оптимізації параметрів машинного навчання E , якій є функціоналом від точнісних характеристик. Оператор $r : E \rightarrow \tilde{\mathfrak{R}}^{[M]}$ буде на кожному кроці навчання у загальному випадку нечітке розбиття $\tilde{\mathfrak{R}}^{[M]}$ класів розпізнавання, яке відображається оператором σ на розподіл двійкових векторів-реалізацій робочої матриці X .

У контурі, який моделює роботу СФД в режимі екзамену, або безпосередньо в робочому режимі, оператор класифікації екзаменаційного вектору розпізнавання утворює композицію $\Psi_E = \Psi'_E \circ \Psi''_E$, де оператор Ψ'_E обчислює функції належності і формує терм-множину F , а оператор Ψ''_E обчислює вирішальні правила відповідно. За результатами екзамену формується відкрита множина гіпотез $I^{\Lambda+1}$, серед яких гіпотеза $\gamma_{\Lambda+1}$ означає, що екзаменаційна реалізація не належить алфавіту класів розпізнавання $\{X_m^o\}^\Lambda$. Оператор $\xi_1: I^{\Lambda+1} \rightarrow Y^\Lambda$ формує додаткову навчальну матрицю Y^Λ і при досягненні нею мінімального репрезентативного обсягу оператор $\xi_2: Y^\Lambda \rightarrow Y$ доповнює вхідну навчальну матрицю Y і запускає контур навчання СППР. Оператори $U_H: E \rightarrow G \times T \times \Omega \times Z$ і $U_E: I^{\Lambda+1} \rightarrow G \times T \times \Omega \times Z$ регламентують процес навчання й екзамену СФД відповідно. Як інформаційний критерій оптимізації параметрів машинного навчання використовувалася модифікована міра Кульбака у вигляді [2]

$$E_m^{(k)} = \frac{1}{n} \log_2 \left\{ \frac{2n + 10^{-r} - [K_1^{(k)} + K_2^{(k)}]}{[K_1^{(k)} + K_2^{(k)}] + 10^{-r}} \right\} [n - (K_1^{(k)} + K_2^{(k)})1],$$

де $K_{1,m}^{(k)}$ – кількість подій, які означають неналежність “своїх” реалізацій класу розпізнавання X_m^o ; $K_{2,m}^{(k)}$ – кількість подій, які означають належність “чужих” реалізацій класу X_m^o ; n – обсяг репрезентативної навчальної вибірки; 10^{-r} – достатньо мале число, що вводиться для уникнення поділу на нуль, яке на практиці вибирається в інтервалі $1 < r \leq 3$.

За отриманими в процесі машинного навчання оптимальними геометричними параметрами контейнерів класів розпізнавання було побудовано вирішальні правила, які мають вигляд

$$(\forall X_m^o \in \mathfrak{R}^{M1})(x^{(j)} \in \mathfrak{R}^{M1})[if (\mu_m > 0) \& (\mu_m = \max\{\mu_m\}) then x^{(j)} \in X_m^o], \quad (1)$$

де $x^{(j)}$ – вектор-реалізація, що розпізнається; μ_m функція належності реалізації, що розпізнається, контейнеру класу розпізнавання X_m^o .

У виразі (1) функція належності для гіперсферичних контейнерів у вигляді [2]

$$\mu_m = 1 - \frac{d(x^{(j)} \oplus x_m)}{d_m^*};$$

де d_m^* – отриманий в процесі машинного навчання оптимальний радіус

контейнера класу розпізнавання X_m^o .

Таким чином, запропонована категорійна модель інформаційно-екстремального ФКА дозволяє безпосередньо в робочому режимі виділяти нові класи розпізнавання і здійснювати перенавчання СФД.

Література

1. Довбиш А.С. Оптимізація ієрархічної структури даних інтелектуальної системи функціонального діагностування технічного стану складної машини/ А.С. Довбиш, В. І. Зимовець, М. В. Бібик // Вісник НТУ «ХПІ». Серія: Системний аналіз, управління та інформаційні технології. – Харків : НТУ «ХПІ», 2018. – № 48. – С. 45-57.
2. Довбиш А.С. Основи проектування інтелектуальних систем: Навчальний посібник / А.С. Довбиш. – Суми: Видавництво СумДУ, 2009. –172 с.