

ПІДХІД ДО КЛАСИФІКАЦІЙНОГО ПРОГНОЗУВАННЯ ВАЛЮТНОГО КУРСУ

А. С. Довбиш, д-р техн. наук; А. В. Чала, студентка,
Сумський державний університет
anna.chala@gmail.com

Прогнозування валютного курсу є одним з головних факторів формування стратегії та тактики діяльності фінансових установ, особливо за умов сучасної економічної та політичної глобалізації економіки різних держав, які тісно пов'язані між собою.

Існують чисельні методи прогнозування валютного курсу, які побудовані на ідеях статистичної екстраполяції. Але їх основним недоліком є достатньо велика прогностична похибка, оскільки такі методи є неадаптивними. Розглянемо задачу класифікаційного прогнозування динаміки зміни валютного курсу в рамках прогресивної інформаційно-екстремальної інтелектуальної технології (ІЕІ-технологія), що ґрунтується на ідеях і методах машинного навчання та розпізнавання образів [1].

Формування вирішальних правил у рамках ІЕІ-технології здійснюється на етапі навчання системи підтримки прийняття рішень (СППР). Формалізована постановка задачі навчання СППР полягає в побудові безпомилкових за навчальною матрицею вирішальних правил шляхом ітераційної оптимізації структурованих параметрів функціонування $\langle g_1, \dots, g_\xi, \dots, g_\Xi \rangle$ за інформаційним критерієм функціональної ефективності (КФЕ). При цьому оптимальне в інформаційному розумінні значення параметру функціонування визначається як

$$g_\xi^* = \arg \max_{G_e} E_m,$$

де E_m – значення КФЕ навчання СППР розпізнавати реалізації класу X_m^o ; G_e – область значення критерію E_m .

Як вхідні дані розглядалися курси валют різних країн відносно долара США. При формуванні навчальної матриці як ознаки розпізнавання розглядалися курси валют в банківських установах провідних країн світу, які публікувалися кожного тижня на протязі останніх шести років. Алфавіт класів розпізнавання характеризував три функціональні стани американського долару: стабільний стан, девальвацію і ревальвацію. За структурою вектор-реалізація кожного класу розпізнавання складалася з 47 ознак, які характеризували обмінні курси національних банків США, Європи, Японії та України та провідних американських, європейських і українських комерційних банків валют відносно долара.

У процесі навчання СППР відновлення оптимального контейнера в радіальному базисі простору ознак розпізнавання здійснювалося шляхом його цілеспрямованої послідовної трансформації в гіперсферичний габарит, радіус d_m якого збільшувався на кожному кроці навчання за рекурентною процедурою:

$$d_m(k) = [d_m(k-1) + h \mid d_m(k) \in G_m^d],$$

де k – змінна числа збільшень радіуса контейнера класу X_m^o ; h – крок збільшення радіуса; G_m^d – область допустимих значень радіуса d_m .

Нехай класи X_k^o і X_l^o є “найближчими сусідами”, тобто мають серед усіх класів найменшу міжцентрову відстань $d(x_k \oplus x_l)$, де x_k, x_l – еталонні вектори відповідних класів. Тоді за ІЕІ-технологією з метою запобігання “поглинання” одним класом ядра іншого класу необхідно виконання умови

$$(\forall X_k^o \in \tilde{\mathfrak{R}}^{|M|})(\forall X_l^o \in \tilde{\mathfrak{R}}^{|M|}) [X_k^o \neq X_l^o \rightarrow (d_k^* < d(x_k \oplus x_l)) \& \& (d_l^* < d(x_k \oplus x_l))],$$

де d_k^*, d_l^* – оптимальні радіуси контейнерів K_k^o і K_l^o відповідно.

Алгоритм навчання за ІЕІ-технологією полягає в реалізації багатоциклічної ітераційної процедури оптимізації структурованих просторово-часових параметрів функціонування СППР шляхом пошуку глобального максимуму усередненого за алфавітом $\{X_m^o\}$ значення КФЕ навчання в робочій області визначення його функції.

Ієрархічну ітераційну процедуру оптимізації структурованих просторово-часових параметрів функціонування СППР подамо у вигляді

$$(\forall g_{\xi_1} \in g) (\forall f_{\xi_2} \in g) (\exists g_{\xi_1} \in G_{\xi_1}) \{ \text{if } E^* = \max_{G_E} \bar{E} \text{ then} \\ g_{\xi_1}^* = \arg < [\max_{G_{\xi_1}} \dots [\max_{G_1} [\max_{F_{\xi_2}} [\dots [\max_{F_1} \bar{E}] \dots]]]]] > \text{ else} \\ (\text{if } \xi_1 \leq \bar{\Xi}_1 \text{ then } \xi_1 = \xi_1 + 1 \text{ else } STOP) \}, \xi_1 = 1, \bar{\Xi}_1, \xi_2 = 1, \bar{\Xi}_2,$$

де G_{ξ_1}, \dots, G_1 – області допустимих значень відповідних генотипних параметрів навчання;

$$\bar{E} = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M E_m -$$

усереднене значення КФЕ навчання ІС; G_E – область значень функції інформаційного КФЕ навчання; $g_{\xi_1}^*$ – оптимальне значення параметра навчання, яке визначається у зовнішньому циклі ітераційної процедури оптимізації; F_{ξ_2}, \dots, F_1 – області допустимих значень відповідних фенотипних параметрів навчання.

Глибина циклів оптимізації визначається кількістю параметрів навчання, що оптимізуються. При цьому внутрішні цикли оптимізують фенотипні параметри навчання, які безпосередньо впливають на геометричну форму контейнерів класів розпізнавання. Такими параметрами, наприклад, для гіперсферичних контейнерів класів є їх радіуси. До генотипних відносять параметри навчання, які прямо впливають на розподіл реалізацій класу (наприклад, контрольні допуски на ознаки розпізнавання, рівні селекції координат еталонних двійкових векторів, параметри оптимізації словника ознак, плану навчання, параметри впливу середовища та інше). Послідовна оптимізація кожного із цих параметрів дозволяє збільшувати значення максимуму КФЕ навчання, що підвищує повну ймовірність правильного прийняття рішень на екзамені. Обов’язковою процедурою алгоритму навчання за ІЕІ-технологією є оптимізація контрольних допусків, величина яких безпосередньо впливає на значення відповідних ознак розпізнавання, а так само і на параметри розподілу реалізацій образу.

Програмна реалізація алгоритмів оптимізації таких параметрів навчання як система контрольних допусків на ознаки, еталонні вектори та радіуси контейнерів класів була виконана за допомогою мови програмування Java. А алгоритм екзамену, що використовує оптимізовані параметри навчання виконано у програмі MetaTrader.

Аналіз одержаних результатів вказує на можливість інформаційно-екстремального синтезу СППР для класифікаційного прогнозування курсів валют. Але побудовані вирішальні правила не є безпомилковими за навчальною матрицею, що потребує як оптимізації інших параметрів функціонування СППР, включаючи параметри словника ознак розпізнавання, так і введення нових додаткових специфічних ознак соціально-економічної сфери світового суспільства.

1. Краснопоясовський А. С. Інформаційний синтез інтелектуальних систем керування: Підхід, що ґрунтується на методі функціонально-статистичних випробувань / А.С. Краснопоясовський. – Суми : Вид-во СумДУ, 2004. – 261 с.