

А.С. Довбиш (Сумський державний університет, Україна)

І.В. Шелехов (Сумський державний університет, Україна)

А.В. Чала (Сумський державний університет, Україна)

ІНФОРМАЦІЙНО-ЕКСТРЕМАЛЬНА МОДЕЛЬ ПРОГНОЗУВАННЯ ТЕНДЕНЦІЇ ЗМІНИ ВАЛЮТНИХ КУРСІВ*

У статті запропоновано новий підхід до прогнозування тенденції зміни курсу валют на основі інформаційно-екстремальної інтелектуальної технології, що ґрунтується на максимізації інформаційної спроможності системи підтримки прийняття рішень, яка здатна навчатися. З метою зменшення прогностичної похибки передбачено визначення моменту перенавчання прогностичної системи підтримки прийняття рішень.

Ключові слова: навчання, прогнозування, курс валюти, інформаційний критерій, категорійна модель, перенавчання.

Форм. 4. Табл. 1. Рис. 4. Літ. 11.

А.С. Довбыш (Сумской государственной университет, Украина)

И.В. Шелехов (Сумской государственной университет, Украина)

А.В. Чалая (Сумской государственной университет, Украина)

ІНФОРМАЦІЙНО-ЕКСТРЕМАЛЬНА МОДЕЛЬ ПРОГНОЗУВАННЯ ТЕНДЕНЦІЇ ІЗМЕНЕННЯ ВАЛЮТНИХ КУРСІВ

В статті пропонується новий підхід до прогнозування тенденції зміни курсу валют в рамках інформаційно-екстремальної інтелектуальної технології, основаної на максимізації інформаційної спроможності навчаючої системи підтримки прийняття рішень. С метою зменшення прогностичної похибки передбачено визначення моменту переобучення прогностичної системи підтримки прийняття рішень.

Ключевые слова: обучение, прогнозирование, курс валюты, информационный критерий, категорийная модель, момент переобучения.

A.S. Dovbysh (Sumy State University, Ukraine)

I.V. Shelekhov (Sumy State University, Ukraine)

A.V. Chala (Sumy State University, Ukraine)

INFORMATION EXTREME MODEL FOR FORECASTING THE TRENDS IN EXCHANGE RATES CHANGES

The article offers a new approach to forecasting the trends in the exchange rates changes within the framework of information extreme intelligent technology which is based on maximization of information capacity of a learning system of decision-making support. Aiming at reducing the forecast errors a relearning moment is provided within the forecasting system supporting the decision-making.

Keywords: learning; forecast; exchange rate; informational criterion; categorical model; re-learning moment.

Постановка проблеми. Підвищення точності прогнозування валютних курсів є однією з умов прийняття ефективних рішень у соціально-економічній сфері суспільства і важливою складовою управління як інвестиційними проектами, так і соціальними програмами. На рівні державного планування економічної діяльності особливої актуальності набуває оцінка тенденції зміни валютних курсів, яка відбиває поточний стан як світової, так і вітчизняної економіки. Ігнорування цього інструменту призводить, наприклад, до прийняття

* статтю підготовлено на основі доповіді на XI-му міжнародному науковому семінарі «Сучасні проблеми інформатики в управлінні, економіці, освіті та екології» (2–7 липня 2012 р., Київ – оз. Світязь).

необґрунтованих рішень щодо інвестиційних можливостей, необхідності корекції існуючих інвестиційних проєктів, втрати ринкових позицій тощо.

Аналіз останніх досліджень. Основні дослідження проблеми прогнозування валютних курсів відбуваються при проведенні фундаментального аналізу (В.І. Лиховидов [7] та ін.), який включає в себе соціально-політичний аспект проблеми, та при проведенні технічного аналізу (П.І. Бідюк [2], Т.Р. Демарк [3], Дж. Швагер [11] та ін.), орієнтованого на аналіз ретроспективних даних. Намагання об'єднати переваги цих підходів спостерігається в працях Д.В. Маміна [8] і М. Хаертфельдера [9]. Аналіз існуючих на світовому ринку розробок показує, що невисока функціональна ефективність побудованих на основі як фундаментального, так і технічного аналізу прогностичних систем підтримки прийняття рішень (СППР) обумовлена в основному науково-методологічними причинами. Так, при проведенні фундаментального аналізу все ще не вирішеною залишається проблема шкалювання якісних показників, а при проведенні технічного аналізу спостерігається відсутність ефективних методів аналізу й синтезу прогностичних СППР, які функціонують за довільних початкових умов реальних економічних процесів. Застосування нейромережних технологій (В.І. Андрейчиков [1] та ін.) для економічного прогнозування не усуває вище наведених науково-методологічних недоліків. Крім того, сфера використання нейромережних технологій обмежується через їхню суттєву чутливість до багатовимірності простору ознак.

Одним із перспективних підходів до прогнозування курсів світових валют є використання ідей і методів інформаційно-екстремальної інтелектуальної технології (ІЕІ-технології), що ґрунтується на максимізації інформаційної спроможності СППР, яка здатна навчатися, з метою надання їй властивості адаптивності [4; 6].

Невирішені частини проблеми. Оскільки економічні процеси відбуваються за довільних початкових умов, що обумовлює їхню апріорну невизначеність, то невирішеною частиною проблеми прогнозування валютних курсів є створення основ проєктування прогностичних СППР, адаптивних до неконтрольованих збурюючих чинників.

Метою дослідження є розробка на основі ІЕІ-технології категорійної моделі й алгоритму класифікаційного прогнозування тенденції зміни валютних курсів.

Основні результати дослідження. Розглянемо постановку задачі перспективного прогнозування тенденції зміни курсу валют на основі ІЕІ-технології. Для алфавіту класів розпізнавання $\{X_m^o \mid m = 1, 3\}$, які характеризують функціональні стани економіки, що відповідають періодам ревальвації, девальвації та стабільного курсів валют, розроблено багатовекторну навчальну матрицю $\| | y_{m,i}^{(j)} | \mid j = 1, N, i = 1, n \|$, де N, n – кількість ознак розпізнавання і спостережень з урахуванням валютних курсів щодо долара США й основних показників економічного розвитку України та США за 6 років (2005–2010 рр.). Необхідно на етапі навчання СППР шляхом оптимізації її параметрів функціонування за інформаційним критерієм розробити вирішальні правила, а в режимі іспиту прийняти рішення про належність поточного функціонального стану системи до параметричного класу $X_m^o(t)$, який перебуває у взаємно-однозначній відповідності з функціональним станом системи.

У загальному випадку математичну (категорійну) модель СППР, яка здатна навчатися, показано на рис. 1 у вигляді діаграми відображень множин, що застосовуються в процесі прийняття рішень.

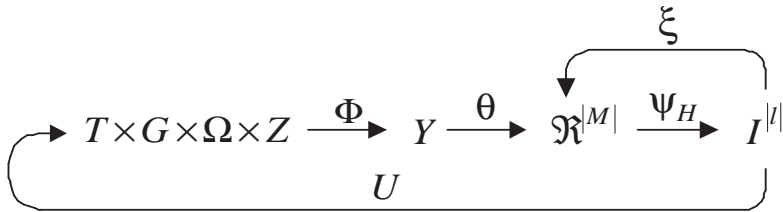


Рис. 1. Узагальнена категорійна модель СППР [6]

На рис. 1 прийнято такі позначення: T – множина моментів часу зняття інформації; G – простір вхідних сигналів (чинників), які діють на СППР; Ω – простір ознак розпізнавання; Z – простір можливих функціональних станів СППР; Y – вибіркова множина (вхідна навчальна матриця); $\Phi: G \times T \times \Omega \times Z \rightarrow Y$ – оператор формування множини Y ; θ – оператор побудови розбиття $\mathfrak{R}^{|M|}$ простору ознак на класи розпізнавання, геометричні параметри якого формують вирішальні правила; ψ – оператор класифікації; $I^{|I|}$ – множина гіпотез (рішень); ξ – оператор корекції розбиття $\mathfrak{R}^{|M|}$; $U: I^{|M+1|} \rightarrow T \times G \times \Omega \times Z$ – оператор регламентації функціонування СППР. На рис. 2 показано категорійну модель прогностичного навчання СППР на основі ІЕІ-технології.

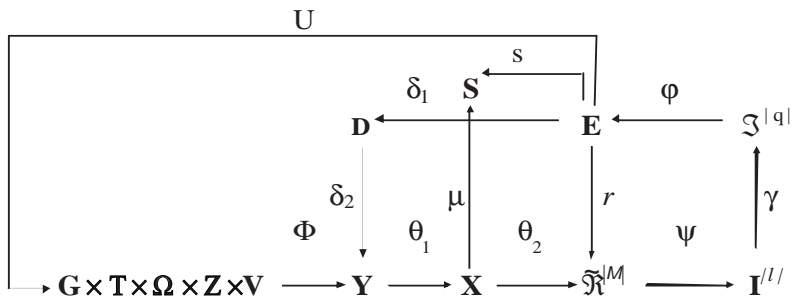


Рис. 2. Категорійна модель навчання СППР, авторська розробка

У діаграмі (рис. 2) прийнято такі позначення: V – множина типів вирішальних правил; X – бінарна навчальна матриця; $Z^{|q|}$ – множина точнісних характеристик, $q = I^2$; E – множина значень інформаційного критерія функціональної ефективності (КФЕ) навчання СППР; D – система контрольних допусків на ознаки розпізнавання і $S = \{S_{m,n}\}$ – множина значень порядкових статистик, які обчислюються на кожному кроці оптимізації параметрів навчання для кожного класу розпізнавання за формулою:

$$S_{m,n} = \sum_{j=1}^n \left(\frac{k_{m,j} - \bar{k}_{m,n}}{s_{m,n}} \right)^2, \quad m = \overline{1, M}, \quad (1)$$

де $k_{m,j}$ – число успіхів при j -му випробуванні; $\bar{k}_{m,n}$ – вибіркоче середнє числа успіхів після n випробувань; $s_{m,n}^2$ – вибіркоче дисперсія числа успіхів після n

випробувань відповідно. Тут під «успіхом» розуміється знаходження ознаки розпізнавання у своєму полі контрольних допусків.

Відомо, що статистика (1) має розподіл χ^2 із ступенем свободи $k = n - 1$ і залежить тільки від обсягу випробувань n . Оскільки елементи терм-множин E і S знаходяться у взаємно-однозначній відповідності $S: E \mapsto S$, то статистика $S_{m,n}$ набуває екстремального значення при випробуванні n^* , за якого КФЕ навчання системи набуває максимального значення в робочій області визначення його функції. Діаграму відображень множин, задіяних у режимі прогностичного іспиту, показано на рис. 3.

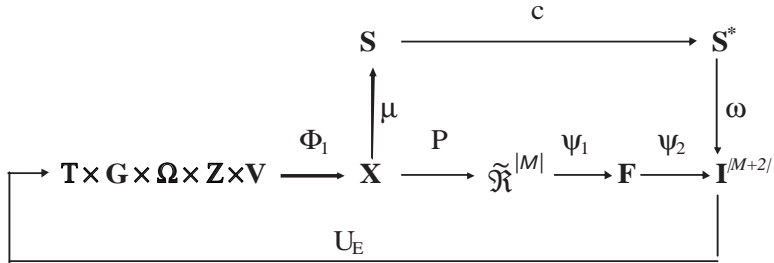


Рис. 3. Категорійна модель прогностичного іспиту, авторська розробка

Діаграма відображень множин (рис. 3) містить паралельний контур, який обчислює поточну порядкову статистику $S_n \in S$ і через оператор порівняння $c: S \mapsto S^*$, де S^* – множина одержаних у процесі прогностичного навчання впорядкованих за збільшенням екстремальних порядкових статистик (ЕПС), визначає її належність одному із блоків варіаційного ряду. Терм-множина F складається зі значень функцій належності, вектора-реалізації, що розпізнається, до контейнера відповідного класу. Для гіперсферичного класифікатора функція належності має простий вигляд [6]:

$$\mu_m = 1 - \frac{d(x_m \oplus x^{(j)})}{d^*}, \tag{2}$$

де $d(x_m \oplus x^{(j)})$ – кодова відстань реалізації $x^{(j)}$, що розпізнається, від еталонного вектора x_m , вершина якого визначає геометричний центр контейнера класу X_m^o , відновленого на етапі навчання в радіальному базисі простору ознак.

Таким чином, процес навчання СППР на основі ІЕІ-технології полягає в організації ітераційної процедури пошуку глобального максимуму інформаційного КФЕ в робочій (допустимій) області визначення його функції.

Для прогнозування тенденції зміни валютних курсів алфавіт класів розпізнавання складався із трьох класів: клас X_1^o відповідав стану економіки із стабільною валютою, клас X_2^o характеризував період ревальвації і клас X_3^o – девальвації. Структурована реалізація функціонального стану СППР складалася із 18 ознак розпізнавання, які характеризували показники інфляції в Україні, в США і в Європейському Союзі; курси світових валют щодо долара США та основні економічні показники України та США (інвестиції в основний капітал, приріст обсягу прямих іноземних інвестицій, обсяги зовнішньої торгівлі, виробництва і рівень безробіття). На етапі навчання здійснювалася

паралельна оптимізація системи контрольних допусків (СКД) на ознаки розпізнавання за ітераційним двоциклічним алгоритмом: $\delta_K^* = \operatorname{argmax}\{\max \bar{E}\}$, де \bar{E} – усереднений за алфавітом класів розпізнавання інформаційний КФЕ навчання СППР; G^δ – область допустимих значень параметра δ симетричного поля контрольних допусків ознаки розпізнавання, який визначає його нижній і верхній допуски; $\{k\}$ – множина кроків навчання, кожний з яких характеризується новим значенням параметра δ_k . Як КФЕ навчання СППР розглядалася модифікована усереднена інформаційна міра:

$$\bar{E} = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M E_m, \quad (3)$$

де E_m – КФЕ навчання СППР розпізнавати реалізації класу X_m^o .

Для двоальтернативної системи оцінок рішень, що приймаються, і рівномірних гіпотез ентропійний нормований КФЕ набуває вигляду [4]:

$$E_m^{(k)} = 1 + \frac{1}{2} \left(\frac{\alpha_m^{(k)}(d)}{\alpha_m^{(k)}(d) + D_{2,m}^{(k)}(d)} \log_2 \frac{\alpha_m^{(k)}(d)}{\alpha_m^{(k)}(d) + D_{2,m}^{(k)}(d)} + \frac{\beta_m^{(k)}(d)}{D_{1,m}^{(k)}(d) + \beta_m^{(k)}(d)} \log_2 \frac{\beta_m^{(k)}(d)}{D_{1,m}^{(k)}(d) + \beta_m^{(k)}(d)} + \frac{D_{1,m}^{(k)}(d)}{D_{1,m}^{(k)}(d) + \beta_m^{(k)}(d)} \log_2 \frac{D_{1,m}^{(k)}(d)}{D_{1,m}^{(k)}(d) + \beta_m^{(k)}(d)} + \frac{D_{2,m}^{(k)}(d)}{\alpha_m^{(k)}(d) + D_{2,m}^{(k)}(d)} \log_2 \frac{D_{2,m}^{(k)}(d)}{\alpha_m^{(k)}(d) + D_{2,m}^{(k)}(d)} \right), \quad (4)$$

де $\alpha_m^{(k)}(d)$ – помилка першого роду прийняття рішення на k -му кроці навчання; $\beta_m^{(k)}(d)$ – помилка другого роду; $D_{1,m}^{(k)}(d)$ – перша достовірність; $D_{2,m}^{(k)}(d)$ – друга достовірність; d – дистанційна міра, яка визначає радіуси гіперсферичних контейнерів, побудованих в радіальному базисі простору Хеммінга.

На рис. 4 показано результати оптимізації СКД за ознакою розпізнавання за паралельним алгоритмом у процесі навчання прогностичної СППР. Подвійною штриховкою позначено робочі області визначення функції (3), в якій перша і друга достовірності перебільшують відповідно помилки першого та другого роду. Аналіз рис. 4 показує, що оптимальне значення параметра поля контрольних допусків дорівнює $\delta = \pm 47$ (у відносних одиницях), а оптимальне значення КФЕ $E^* = 0,69$.

У табл. 1 наведено результати оптимізації геометричних параметрів контейнерів класів розпізнавання, які визначають вирішальні правила.

Через нестаціонарність економічних процесів вершини векторів-реалізацій образів зміщуються в просторі ознак розпізнавання, при цьому геометричні параметри контейнерів класів, а таким чином, і вирішальні правила залишаються незмінними, що призводить до збільшення прогностичної похибки. Тому з метою підтримки належної функціональної ефективності СППР здійснювалося її перенавчання. Для визначення моменту перенавчання СППР оцінювалася ступінь наближення значення визначеної в режимі екзамену СППР поточної статистики (1) до межі відповідного довірчого коридору. Це викликано тим, що вихід будь-якої статистики $S_{m,n}^*$ за межі свого довірчого

коридору призводить до невідмінності в статистичному розумінні векторів-реалізацій класів розпізнавання. Нижню та верхню межі довірчого інтервалу $P\{K_{1-Q/2}^{(m)}(n^* - 1) < S_{m,n}^* < K_{Q/2}^{(m)}(n^* - 1)\} = 1 - Q$, який покриває значення статистики $S_{m,n}^*$ з довірчою ймовірністю $1 - Q$, де Q – рівень значущості, визначають квантили функції розподілу χ^2 . При цьому нижня SN_m та верхня SV_m довірчі межі m -го блоку варіаційного ряду відповідно дорівнюють:

$$SN_m = \frac{S_{m,n}^* - S_{m-1,n}^*}{2} + K_{1-Q/2}^{(m)}(n^* - 1); \quad SV_m = \frac{S_{m+1,n}^* - S_{m,n}^*}{2} - K_{Q/2}^{(m)}(n^* - 1).$$

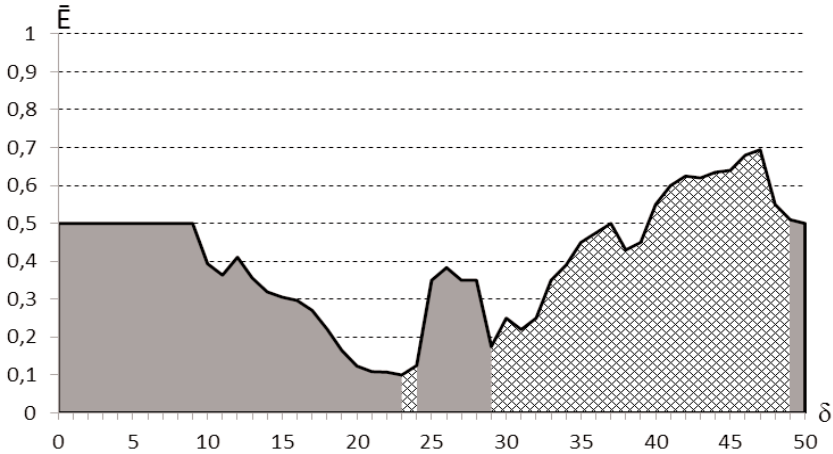


Рис. 4. Графік залежності усередненого КФЕ від параметра поля контрольних допусків на ознаки розпізнавання, авторська розробка

Таблиця 1. Оптимальні параметри контейнерів класів розпізнавання, авторська розробка

Номер класу розпізнавання	Характеристика класу	Максимальне значення КФЕ	Оптимальний радіус контейнера
X_1^0	Стабільний курс гривні (2005–2006 рр.)	0,65	7
X_2^0	Стан ревальвації (2007–2008 рр.)	0,54	9
X_3^0	Стан девальвації (2009–2010 рр.)	0,89	6

Перенавчання прогностичної СППР здійснювалося за ретроспективними даними першого кварталу 2009 р. через вихід за межі верхнього довірчого інтервалу ЕПС $S_{1,n}^* \in X_1^0$, що було обумовлено затяжною світовою фінансово-економічною кризою.

Розроблений на основі категорійних моделей навчання (рис. 2) й іспиту (рис. 3) інформаційно-екстремальний алгоритм було застосовано для прогнозування тенденції зміни курсу гривні за сформованим за результатами першого кварталу 2012 р. вектором-реалізацією функціонального стану економічного розвитку України [5]. За результатами фізичного моделювання реалізацію, що розпізнавалася, було віднесено до класу X_3^0 , який характеризує тенденцію до девальвації. При цьому значення функції належності (2) дорівнювало $\mu_3 =$

0,59, тобто вершина вектора-реалізації, що розпізнавався, була ближче до центру класу, де $\mu_3 = 1$, ніж до поверхні контейнеру цього класу ($\mu_3 = 0$).

Висновки і напрями подальших розробок. Основним чинником вирішення проблеми прогнозування валютних курсів, як і інших економічних процесів, є створення основ для аналізу і синтезу прогностичних СППР на основі ідей і методів машинного навчання та розпізнавання образів, які найбільш адекватно моделюють когнітивні процеси, притаманні людині при прийнятті рішень. Запропоновані категорійні моделі класифікаційного прогнозування, розроблені на основі ІЕІ-технології, дозволяють мінімізувати прогностичну помилку, оскільки вони враховують такі особливості реальних економічних процесів, як довільні початкові умови та перетин класів розпізнавання, що характеризують їхні різні функціональні стани. Враховуючи нестаціонарність у часі економічних процесів, алгоритм класифікаційного прогнозування повинен передбачати можливість перенавчання прогностичної СППР.

Автори, пропонуючи новий інструментарій для вирішення проблеми прогнозування валютних курсів, розроблений на основі ІЕІ-технології, усвідомлюють, що для його практичної реалізації необхідно суттєве підвищення потужностей як словника ознак, так і алфавіту параметричних (залежних від часу) класів розпізнавання й побудови в процесі навчання прогностичної СППР безпомилкових за відповідними багатовимірними параметричними навчальними матрицями вирішальних правил. Для досягнення цієї мети подальші розробки полягають у наданні прогностичній СППР властивості самонавчання шляхом застосування кластеризації вхідних даних і використання ієрархічних структур алгоритмів навчання й іспиту, що дозволить зменшити вплив на функціональну ефективність системи багатовимірності образів

У цілому, прогностична класифікація є одним із перспективних напрямів вирішення проблеми мінімізації прогностичної помилки шляхом накопичення у процесі експлуатації СППР достатньої статистики для формування безпомилкових за навчальними матрицями вирішальних правил.

1. Андрейчиков А.В., Андрейчикова О.Н. Интеллектуальные информационные системы. – М.: Финансы и статистика, 2004. – 424 с.
2. Бідюк П.І., Савенков О.І., Баклан І.В. Часові ряди: моделювання і прогнозування. – К.: ЕКМО, 2003. – 144 с.
3. Демарк Т.Р. Технический анализ – новая наука. – М.: Евро, 2008. – 288 с.
4. Довбиш А.С., Тронь В.А. Оптимізація інвестиційного портфеля за методом функціонально-статистичних випробувань // Вісник Сумського державного університету. 2006. №4. – С. 43–52.
5. Зовнішньоекономічна діяльність // Державна служба статистики України // www.ukrstat.gov.ua.
6. Краснопопаясовський А.С. Інформаційний синтез інтелектуальних систем керування: Підхід, що ґрунтується на методі функціонально-статистичних випробувань. – Суми: СумДУ, 2004. – 261 с.
7. Лиховидов В.Н. Фундаментальный анализ мировых валютных рынков: методы прогнозирования и принятия решений. – Владивосток, 1999. – 341 с.
8. Мамин Д.В., Веретенникова О.Б. Прогнозирование валютных курсов на международном валютном рынке. – Саарбрюккен: LAP LAMBERT Academic Publishing GmbH & Co KG (VDM Publishing), 2011. – 244 с.
9. Хаертфельдер М., Лозовская Е.С., Хануш Е. Фундаментальный и технический анализ рынка ценных бумаг. – СПб.: Питер, 2006. – 234 с.
10. Ханк Д.Э., Уичерн Д.У., Райте А.Дж. Бизнес-прогнозирование. – М.: Вильямс, 2003. – 656 с.
11. Швагер Дж. Технический анализ: Полный курс. – М.: АЛЬПИНА, 2001. – 768 с.

Стаття надійшла до редакції 31.07.2012.