УДК 62-50

Бідюк П. І., Федоров А. В., Суворов І. С.

МОДЕЛІ ЦІНОУТВОРЕННЯ НА ВАЛЮТНОМУ РИНКУ ДЛЯ ПРОГНОЗУВАННЯ РУХУ ЦІНИ ВІДНОСНО ЗАДАНОГО РІВНЯ

Побудовано моделі ціноутворення на міжнародному валютному ринку для прогнозування щоденної мінімальної ціни. Досліджено умови вибору границі допустимого інтервалу для заданого рівня. Розглянуто підхід до прогнозування напряму руху ціни за умови її перевищення наперед заданої константи, який дозволяє прогнозувати періоди високої волатильності.

Ключові слова: *модель ціноутворення, валютний ринок, прогнозування ціни.*

Построены модели ценообразования на международном валютном рынке для прогнозирования ежедневной минимальной цены. Исследованы условия выбора границы допустимого интервала для заданного уровня. Рассмотрен поход к прогнозированию направления движения цены при условия превышения ею заданной константы, который позволяет прогнозировать периоды высокой волатильности.

Ключевые слова: *модель ценообразования, валютный рынок, прогнозирование цены.*

The models of price forming at the International stock market are constructed to predict minimum everyday price. The conditions for threshold selection are studied for a given price level. An approach is proposed for forecasting price direction when it overcomes given constant threshold that allows forecast high volatility periods.

Key words: *model of pricing, currency market, prognostication of price.*

Вступ

Задача прогнозування міжнародного валютного ринку знаходиться у полі зору багатьох дослідників на протязі декількох останніх років. Точність прогнозу впливає на збитки та прибутки фінансових інститутів, яким необхідно купувати чи продавати іноземну валюту [1]. Недоліком більшості існуючих методів та підходів до прогнозування процесу ціноутворення на міжнародному валютному ринку є наявність затримки у часі прогнозу на один крок від фактичного значення [2]. Оскільки дуже часто спостерігається різка зміна волатильності, то такі прогнози можуть призводити до суттєвих втрат або недоотримання прибутку. На швидку зміну волатильності валютного ринку зазвичай впливають так звані фундаментальні дані – це публікації значень макроекономічних показників економік відповідних країн. Існують моделі нейромереж з використанням у якості незалежних змінних макроекономічних показників; проте виникають сумніви відносно «прозорості» таких моделей – в явному вигляді вони ніде не наведені, також невідомі горизонти прогнозування за такими моделями.

Підходи, що грунтуються на концепції адаптивного прогнозування, яка у деяких випадках дозволяє покращити прогнозуючі властивості моделі, наведені у роботах [2; 3; 5]. Зроблена спроба покращити якості оцінок прогнозів моделей шляхом об’єднання математичних методів прогнозування та деяких елементів технічного аналізу [2], а саме – введення в модель у якості незалежних змінних значень індикаторів. Запропонована схема адаптивного прогнозування [6] з використанням значень індикаторів технічного аналізу у якості додаткової інформації про процес ціноутворення на міжнародному валютному ринку дала змогу суттєво покращити прогнозуючі властивості існуючих моделей, а саме – прогноз напряму руху ціни. Одним з недоліків роботи [6] є відсутність порівняння різних процедур вибору незалежних змінних в моделях логістичної регресії, що може привести до збільшення кількості моделей, а відтак і до ймовірного покращення прогнозу. Слід зазначити, що прогнозування напряму руху ціни не дає можливості відповісти на запитання стосовно можливого зростання волатильності, а саме – істотного падіння або зростання ціни в наступний проміжок часу, що дуже часто призводить до початку кризових явищ. Тому в даній роботі запропоновано прогнозувати напрям руху ціни відносно наперед заданого рівня шляхом введення у вихідну змінну заданої константи.

Постановка задачі

Побудувати моделі ціноутворення на міжнародному валютному ринку для ефективного прогнозування напряму руху ціни, $\{y(k)\}$, $k = 0, 1, 2, ...$, $\{y(k)\} \sim N(\bar{y}, \sigma_y^2)$, відносно наперед заданого рівня c. При побудові моделей у якості регресорів використати індикатор Pivot Point та процедури Forward Selection і Backward Selection при виборі незалежних змінних у моделях логістичної регресії.

Побудова математичних моделей за статистичними даними

Для прогнозування напряму руху мінімальної ціни побудуємо модель множинної регресії та порівняємо її з найкращою моделлю, отриманою за методом групового врахування аргументів. Оскільки кожний із статистичних критеріїв якості моделей і прогнозів несе певну інформацію про адекватність побудованих моделей, виникає проблема вибору моделі із декількох кандидатів. Тому для порівняння, окрім відомих статистичних характеристик, скористаємось інтегрованим критерієм якості моделей:

$$IK = e^{1-R^2} + \frac{SSE}{N} + e^{2-DW} + \ln(СКП) + \ln(САПП) + e^U,$$

де *СКП* – середньоквадратична похибка однокрокового прогнозу на навчальній (історичній) вибірці; *САПП* – середня абсолютна похибка прогнозу у процентах; *U* – коефіцієнт Тейла (наближається до нуля, якщо модель придатна для прогнозування). Чим менше значення *ІК*, тим краща модель для прогнозування.

Як приклад часового ряду виберемо щоденну мінімальну ціну відношення валютної пари USD/CHF за 2008-2009 роки (519 значень), а у якості регресора моделі – індикатор Pivot Point, який відомий з технічного аналізу. Формули для розрахунку значень індикатора наведено в табл. 1.

Таблиця 1

Індикатор Pivot Points

№ з/п	Позначення	Вираз для обчислення
1	*R*1	2*Pivot* – *L*
2	*R*2	*Pivot* + (*H* – *L*)
3	*R*3	*H* + 2(*Pivot* – *L*)
4	*Pivot*	(*H* + *L* + *C*)/3
5	*S*1	2*Pivot* – *H*
6	*S*2	*Pivot* – (*H* – *L*)
7	*S*3	*L* – 2(*H* – *Pivot*)

Так, для прогнозування мінімальної ціни за допомогою моделі множинної регресії візьмемо значення індикатора *S*1, *S*2, *S*3. Зазначимо, що мультиколінеарність була досліджена у роботі [2]. Побудована така регресійна модель:

$$y(k) = 0{,}0157 + 1{,}9954 \cdot S1(k) - 1{,}3253 \cdot S2(k) + 0{,}3106 \cdot S3(k),$$

де k – дискретний час. В цю модель не включена авторегресійна складова, оскільки це призводить до виродженості матриці вимірів. Побудована модель має такі статистичні характеристики якості:

$$R^2 = 0{,}9861; \quad SSR = 0{,}0065; \quad DW = 2{,}008,$$

де *SSR* – сума квадратів похибок моделі; очевидно, що всі характеристики адекватності задовільні. Статистичні характеристики якості однокрокового (історичного) прогнозу для цієї моделі:

СКП = 0,0065; *САП* = 0,0048; *САПП* = 0,4399 %; *U* = 0,003; *ІК* = – 7,36,

де *САП* – середня абсолютна похибка. Досягнута кількість випадків збіжності напрямів руху оцінок прогнозу з фактичним напрямом для цієї регресійної моделі складає 358 (або 68,98 %).

Використовуючи метод групового врахування аргументів, маємо найкращу модель з точки зору запропонованого інформаційного критерію:

$$y(k) = 2{,}312536 \cdot R1(k) - 1{,}31711 \cdot R2(k).$$

Модель має такі статистичні характеристики:

$$R^2 = 0{,}99144; \quad SSR = 0{,}0223; \quad DW = 2{,}031,$$

Характеристики якості однокрокового прогнозу цією моделлю:

СКП = 0,0066; *САП* = 0,0048; *САПП* = 0,4429 %; *U* = 0,003; *ІК* = – 2,90.

Кількість збіжності напрямів руху оцінок прогнозу з фактичними напрямами також складає 358 (або 68,98 %). Як видно із розрахунків, отримані статистичні характеристики для двох моделей суттєво не відрізняються, проте значення запропонованого інформаційного критерію виявилося кращим для моделі множинної регресії (МР).

При виконанні торгових операцій трейдерами і банками на міжнародному валютному ринку виникає необхідність визначення рівня допустимих втрат (Stop Loss) у період часу $t + 1$. Так, при купівлі валюти необхідно з певною ймовірністю визначити нижню границю допустимого значення мінімальної ціни (тобто те значення, яке з певною ймовірністю не перетне ціна у наступний день). Дана задача вирішується методами технічного аналізу, проте вони не дозволяють однозначно визначити ні рівень допустимих втрат, ні ймовірність з якою це відбудеться. Оскільки прирости більшості валютних пар мають нормальний розподіл,

деякі учасники біржових процесів у якості рівня допустимих втрат використовують нижню границю довірчого інтервалу. Основними критеріями вибору методів для побудови нижньої границі допустимого значення ціни є мінімізація ризикового капіталу та кількості перетинів нижньої границі ціною, що означає втрату всього ризикованого капіталу. Результати побудови нижньої границі для щоденної мінімальної ціни відношення валютної пари USDCHF представлені у табл. 2.

Таблиця 2

	Кількість перетинів	**Ризиковий капітал**
95 % довірчий інтервал (для ряду)	16	9,5243
68 % довірчий інтервал (для ряду)	54	5,5333
68 % довірчий інтервал (за регресійною моделлю)	9	4,805

Таким чином, найкращим методом для побудови нижньої границі ціни виявився метод, оснований на побудові довірчого інтервалу для приростів похибок, отриманих в результаті побудови регресійної моделі.

Оскільки індикатори технічного аналізу несуть додаткову інформацію про часовий ряд, то для визначення прихованих взаємозв'язків між ними та ціною запропоновано використати методи, які прийнято відносити до так званих методів інтелектуального аналізу даних. Для порівняння побудуємо моделі дерев рішень (ДР) та логістичної регресії (ЛР). Якщо у момент часу $t + 1$ ціна активу виявляється вищою ніж в момент часу t, то позначимо це зростання через «1», а спадання відповідно через «0». Ці значення використані як вхідні для моделі логістичної регресії та класифікаційного дерева. Такими ж позначеннями скористаємось для відображення зростання і спадання відповідних вихідних значень індикатора *Pivot Point*, які позначимо $\hat{S}1$, $\hat{S}2$, $\hat{S}3$, $\hat{P}$, $\hat{R}1$, $\hat{R}2$, $\hat{R}3$ і подамо їх на вхід логістичної регресії та класифікаційного дерева. Для вибору значущих змінних в моделі логістичної регресії було використано дві процедури вибору незалежних змінних – Forward Selection (FS) та Backward Selection (BS) [1]. Блок-схеми даних процедур наведено нижче (рис. 1, 2).

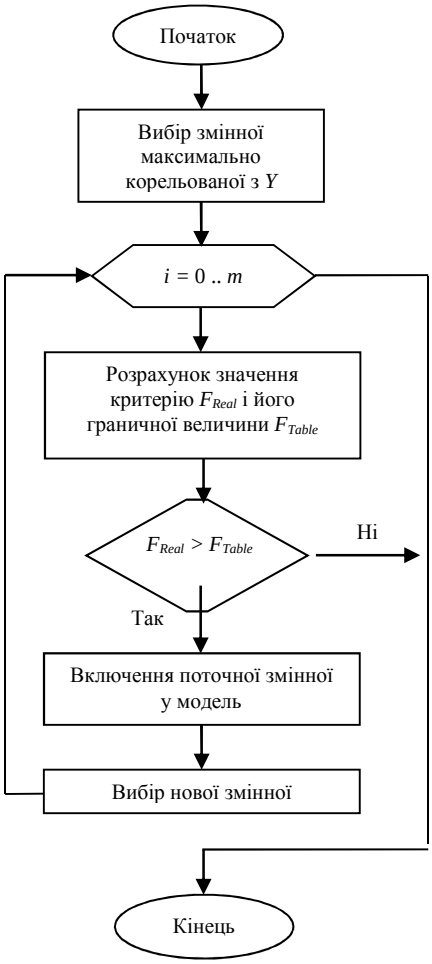

Рис. 1. Блок-схема методу Forward Selection

Результати прогнозування напряму руху мінімальної ціни наведено нижче (табл. 3).

Таким чином, для прогнозування мінімальної ціни найкращою виявилася модель логістичної регресії з методом вибору незалежних змінних Backward Selection із змінною у правій частині, окрім значень індикатора, у вигляді прогнозу за множинною регресією:

$$g_{\min}(x_1) = \frac{e^{x_1(k)}}{1+e^{x_1(k)}},$$

$$x_1(k) = -0{,}626 - 0{,}424 \cdot \hat{S}2(k) - 0{,}616 \cdot \hat{P}(k) - 0{,}81 \cdot \hat{R}2(k) + 0{,}773 \cdot \hat{R}3(k) + 1{,}739 \cdot yf(k),$$

де $yf(k)$ – вихідна змінна моделі множинної регресії, що приймає значення 1 у випадку прогнозу зростання ціни та 0 – у випадку прогнозу спадання ціни.

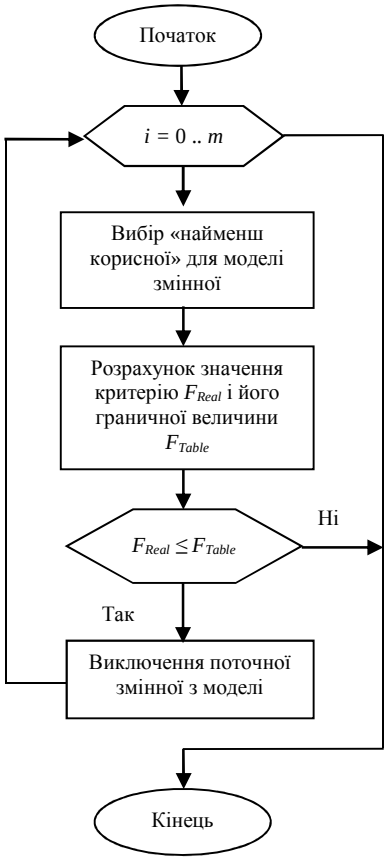

Рис. 2. Блок-схема методу Backward Selection

Таблиця 3

Результати прогнозування напряму руху мінімальної ціни

Модель	Порогове значення ймовірності	Кількість співпадань напряму прогнозу (ймовірність, *P*)
ЛР (FS)	0,47	325 (62,74 %)
ЛР (BS)	0,45	335 (64,67 %)
ЛР (Enter)	0,5	337 (65,06 %)
ДР (CHAID)	0,47	328 (63,32 %)
ЛР (FS) + МР	0,36	363 (70,08 %)
ЛР (BS) + МР	0,49	364 (70,27 %)
ЛР (Enter) + МР	0,51	364 (70,27 %)
ДР (CHAID) + МР	0,35	363 (70,08 %)

Отримана модель з ймовірністю 70,27 % дозволяє прогнозувати зміну мінімальної ціни завтра у порівнянні із сьогоднішнім днем. Проте деякі фінансові інститути, зокрема хедж-фонди, ставлять питання ширше – чи буде ціна вищою або нижчою наперед заданого рівня. Спробуємо відповісти на це запитання ввівши у вихідну змінну деяку наперед задану константу $c \in R$. Тобто тепер залежною змінною буде не $y(k)$, а $y(k) \pm c$, де значення c буде задане наперед в залежності від поставленої задачі. Проробивши вищенаведену процедуру для різних значень c і відібравши найкращі моделі, представимо результати у табл. 4.

Таблиця 4

c	Найкраща модель	Порогове значення ймовірності	Кількість збіжностей напряму прогнозу (ймовірність, *P*)
0,0075	ЛР (Enter) + МР	0,47	450 (86,87 %)
0,007	ЛР (Enter) + МР	0,46	448 (86,49 %)
0,0065	ЛР (Enter) + МР	0,5	445 (85,91 %)

Закінчення таблиці 4

0,006	ЛР (Enter) + МР	0,5	438 (84,56 %)
0,0055	ДР (CHAID)	0,45	431 (83,2 %)
0,005	ЛР (Enter) + МР	0,52	430 (83,01 %)
0,0045	ЛР (Enter) + МР	0,52	429 (82,82 %)
0,004	ЛР (Enter) + МР	0,43	428 (82,63 %)
0,0035	ЛР (Enter) + МР	0,49	429 (82,2 %)
0,003	ЛР (Enter) + МР	0,37	421 (81,27 %)
0,0025	ЛР (Enter) + МР	0,42	419 (80,89 %)
0,002	ЛР (Enter) + МР	0,55	411 (79,34 %)
0,0015	ЛР (Enter) + МР	0,56	397 (76,64 %)
0,001	ЛР (FS) + МР	0,34	379 (73,17 %)
0,0005	ЛР (FS) + МР	0,4	368 (71,04 %)
-0,0005	ЛР (FS) + МР	0,4	354 (68,34 %)
-0,001	ЛР (Enter) + МР	0,48	350 (67,57 %)
-0,0015	ЛР (Enter) + МР	0,46	341 (65,83 %)
-0,002	ЛР (Enter) + МР	0,43	351 (67,76 %)
-0,0025	ЛР (Enter) + МР	0,47	362 (69,88 %)

Необхідно зазначити, що для даного ряду значення *c* знаходиться у межах від – 0,0025 до 0,0075. При виході за даний інтервал (крок дискретизації 0,0005) використані методи інтелектуальної обробки даних (логістична регресія і дерево рішень) перестають працювати. Розглянемо функцію:

$$Z(c) = 100 \cdot \max\left(\frac{I_0}{I_0 + I_1}, \frac{I_1}{I_0 + I_1}\right),$$

де I_0 – кількість значень, які приймає вихідна змінна, що дорівнюють 0; I_1 – кількість значень, що дорівнюють 1. Очевидно, що логістичну регресію та дерево рішень можна використовувати до тих пір, поки $Z(c) < P$. Саме цією умовою зумовлені обмеження на вибір *c*. Діаграма залежності функції $Z(c)$ і P від *c* наведена нижче:

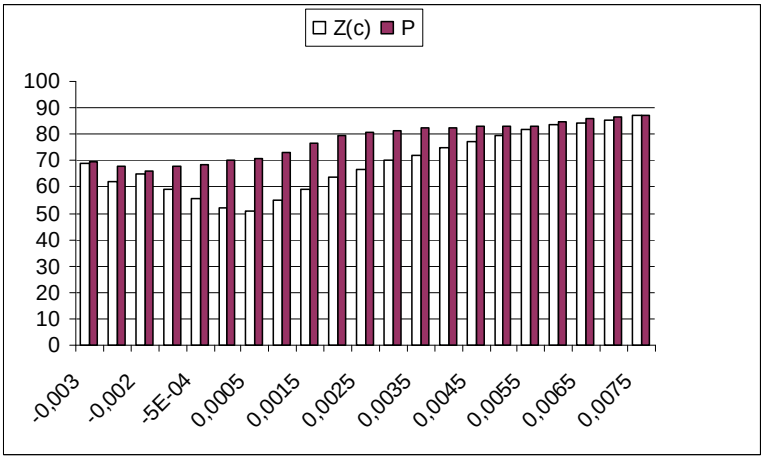

Рис. 3. Діаграма залежності функції $Z(c)$ і P від *c*

Розглянемо випадок, коли $c = -0{,}0025$ більш докладно. Зведемо характеристики прогнозу за отриманою моделлю для $c = -0{,}0025$ у табл. 5.

Таблиця 5

Характеристики прогнозу за отриманою моделлю

		Спрогнозовані за моделлю		Ймовірність
		0	**1**	
Реальні значення	**0**	10	151	6,21 %
	1	5	352	98,60 %
Загальна ймовірність				69,88 %

Як видно з таблиці 5, модель незадовільно прогнозує падіння ціни (вірно класифіковано лише 6,21 % – 10 значень), а саме – ситуацію при якій $c \le -0{,}0025$. Такі падіння можна характеризувати на валютному ринку як результати прогнозування напряму руху мінімальної ціни, так і високу волатильність. Передбачення цих явищ є однією з основних задач, які розв'язують фінансові інститути з метою страхування від можливих ризиків і отримання прибутків від торгових операцій. Неважко помітити, що кількість значень рівних одиниці, які приймає вихідний часовий ряд – 357, а рівних 0 – 161. Для побудови

моделі, яка прогнозує падіння, необхідно зменшити кількість одиниць до кількості нулів. Для того щоб не втратити інформацію, яку несе ряд, використаємо для зменшення кількості одиниць з 357 до 161 кластеризацію, а саме – карти Кохонена [7; 8]. В результаті отримаємо три кластери різної площі. Вибираючи з кожного кластеру кількість векторів, пропорційну площі кластера, отримаємо вихідний ряд, що складається з однакової кількості одиниць та нулів. Використовуючи логістичну регресію, маємо такі характеристики прогнозу (табл. 6).

Таблиця 6

Характеристики прогнозу за логістичною регресією

		Спрогнозовані за моделлю		Ймовірність
		0	**1**	
Реальні значення	**0**	140	21	86,96 %
	1	59	102	63,35 %
Загальна ймовірність				75,16 %

Таким чином маємо модель, що прогнозує істотного падіння ціни (вірно класифіковано 86,96 % – 140 значень).

Висновки

Побудовано моделі ціноутворення на міжнародному валютному ринку для прогнозування щоденної мінімальної ціни. За інтегральним критерієм якості моделі найкращою виявилася модель множинної регресії, на основі якої утворено нижню границю для допустимих значень мінімальної ціни.

Використовуючи методи інтелектуальної обробки даних, побудовано ряд моделей і вибрано найкращі для прогнозування напряму руху ціни відносно наперед заданого рівня (деякої константи). Досліджено умову вибору границі допустимого інтервалу для заданого рівня. При побудові моделей у якості регресорів використано значення індикатора Pivot Point та процедур Forward Selection і Backward Selection при виборі незалежних змінних в моделях логістичної регресії.

Запропоновано підхід до прогнозування напряму руху ціни за умови виходу наперед заданої константи за межі допустимого інтервалу, який полягає у створенні нової (меншої) навчальної вибірки із вже існуючої шляхом використання кластеризації картами Кохонена. Такий підхід дозволяє прогнозувати дні з високою волатильністю.

В подальших дослідженнях доцільно підвищити якість прогнозування руху ціни за рахунок введення нових методів прогнозування та комплексування результатів, отриманих за допомогою різних процедур.

ЛІТЕРАТУРА

1. Ханк Д. Э. Бизнес-прогнозирование [Электронный ресурс] : 7-е изд. / Д. Э. Ханк, А. Дж. Райтс, Д. У. Уичерн ; [пер. с англ.]. – М. : Издательский дом «Вильямс», 2003. – Режим доступу : http://www.basegroup.ru/library/analysis/regression/feature_selection/.
2. Бідюк П. І. Прогнозування фінансових процесів на біржі з використанням індикаторів технічного аналізу / П. І. Бідюк, А. В. Федоров // Наукові вісті НТУУ «КПІ». – 2009. – № 2. – С. 5–9.
3. Лукашин Ю. П. Адаптивные методы краткосрочного прогнозирования. – М. : Финансы и статистика, 2003. – 414 с.
4. Зельнер А. Байесовские методы в эконометрии. – Москва : Статистика, 1980. – 438 с.
5. Chatfield C. Time series forecasting. – London : Chapman & Hall, 2000. – 267 p.
6. Бідюк П. І. Побудова системи адаптивного прогнозування фінансово-економічних процесів та її застосування / П. І. Бідюк, А. В. Федоров // Збірник наукових праць Миколаївського морського університету. – 2009. – Вип. 104. Т. 117. – С. 119–129.
7. Kohonen T. Self-Organizing Maps (Third Extended Edition). – New York, 2001. – 501 p.
8. Дебок Г. Анализ финансовых данных с помощью самоорганизующихся карт / Г. Дебок, Т. Кохонен. – Альпина Паблишер, 2001. – 317 с.

Рецензенти: Кондратенко Ю. П., д.т.н., професор;
Казарєзов А. Я., д.т.н., професор

© Бідюк П. І., Федеров А. В., Суворов І. С., 2010

Стаття надійшла до редколегії 14.12.2010 р.