УДК 62-50

АДАПТИВНЕ ПРОГНОЗУВАННЯ ФІНАНСОВО-ЕКОНОМІЧНИХ ПРОЦЕСІВ НА ОСНОВІ ПРИНЦИПІВ СИСТЕМНОГО АНАЛІЗУ

Бідюк П.І.

Вступ

Існуючі методи прогнозування, які ґрунтуються на аналітичних процедурах, логічних правилах та раціональному експертному мисленні, у багатьох випадках не дають бажаного результату стосовно якості оцінок прогнозів, а тому виникає проблема значного і прискореного підвищення якості ефективного прогнозування.

Розв'язання задач ефективного прогнозування на новому якісному рівні вимагає застосування сучасних методів системного аналізу до існуючих підходів та методів, коректного використання методів математичного моделювання процесів довільної природи на основі досягнень теорії оцінювання, статистичного аналізу даних і методів моделювання. Деякі можливості розв'язання задачі адаптивного прогнозування розглядаються в роботах [1, 2, 3]. Однак, методи, представлені в цих роботах, не грунтуються на системному підході до розв'язання задач прогнозування та управління і фактично не дають відповіді на основне запитання: як організувати процес обробки даних таким чином, щоб отримати кращі оцінки прогнозів в умовах наявності невизначеностей структурного, параметричного і статистичного характеру? Подібні невизначеності можуть бути зумовлені нестаціонарністю процесу, розвиток якого прогнозується, пропусками даних, неякісними зашумленими даними, екстремальними значеннями та ін. Ефективні методи адаптивного прогнозування за допомогою фільтра Калмана (ФК) представлені в роботі [4]. Для адаптації алгоритму оцінювання та прогнозування стану процесу використовують обчислені в реальному часі оцінки статистичних характеристик збурень стану і шумів вимірів. Однак, застосування ФК має свої недоліки [5].

Постановка задачі

Необхідно розробити концепцію адаптивного прогнозування процесів довільної природи на основі підходів та методів системного аналізу, які передбачають ієрархічний аналіз процесів моделювання та прогнозування, врахування невизначеностей структурного параметричного і статистичного характеру, адаптування моделей до змін у процесах та застосування альтернативних методів оцінювання з метою пошуку кращих оцінок прогнозів за допомогою множини числових критеріїв їх якості. Запропонувати нові обчислювальні схеми побудови прогнозуючих систем із зворотним зв'язком на основі використання статистичних параметрів якості моделей та оцінок прогнозів.

Концепція побудови адаптивної прогнозуючої системи

Спрощена концептуальна схема процесу моделювання, прогнозування та керування (як логічного завершення двох попередніх етапів) наведена на рис. 1, 2. Розглянемо докладніше кожний з етапів. Створення системи адаптивного прогнозування починається з вибору процесу, аналізу його поточного стану, існуючих моделей та підходів до прогнозування його розвитку. Аналіз спеціальних літературних джерел може суттєво допомогти у встановленні факту існування моделі для опису поведінки вибраного процесу. Це можуть бути математичні моделі у вигляді систем рівнянь, закони розподілу вхідних та вихідних величин (статистистичні моделі) або логічні моделі у вигляді наборів правил, які характеризують взаємодію входів і виходів процесу керування. В останні десятиліття набувають популярності ймовірнісні методи і моделі різноманітних структур і моделі у вигляді правил нечіткої логіки, які мають відносно хороше наближення до характеру мислення експерта. Вибір типу та структури моделі відіграє суттєву роль для реалізації подальших етапів створення прогнозуючої та керуючої систем.

Так, модель, створена на основі теоретичних уявлень і закономірностей стосовно конкретного процесу, може потребувати лише деякого уточнення її параметрів за допомогою статистичних даних. А модель, яка повністю грунтується на статистичних дослідженнях, може потребувати значно більших об’ємів інформації та часу для її побудови. Огляд літературних джерел також може бути корисним з точки зору вибору методів адаптивного оцінювання параметрів моделі. Кожний метод має свої особливості та межі застосування, а тому необхідно знати ці особливості до його застосування на практиці.

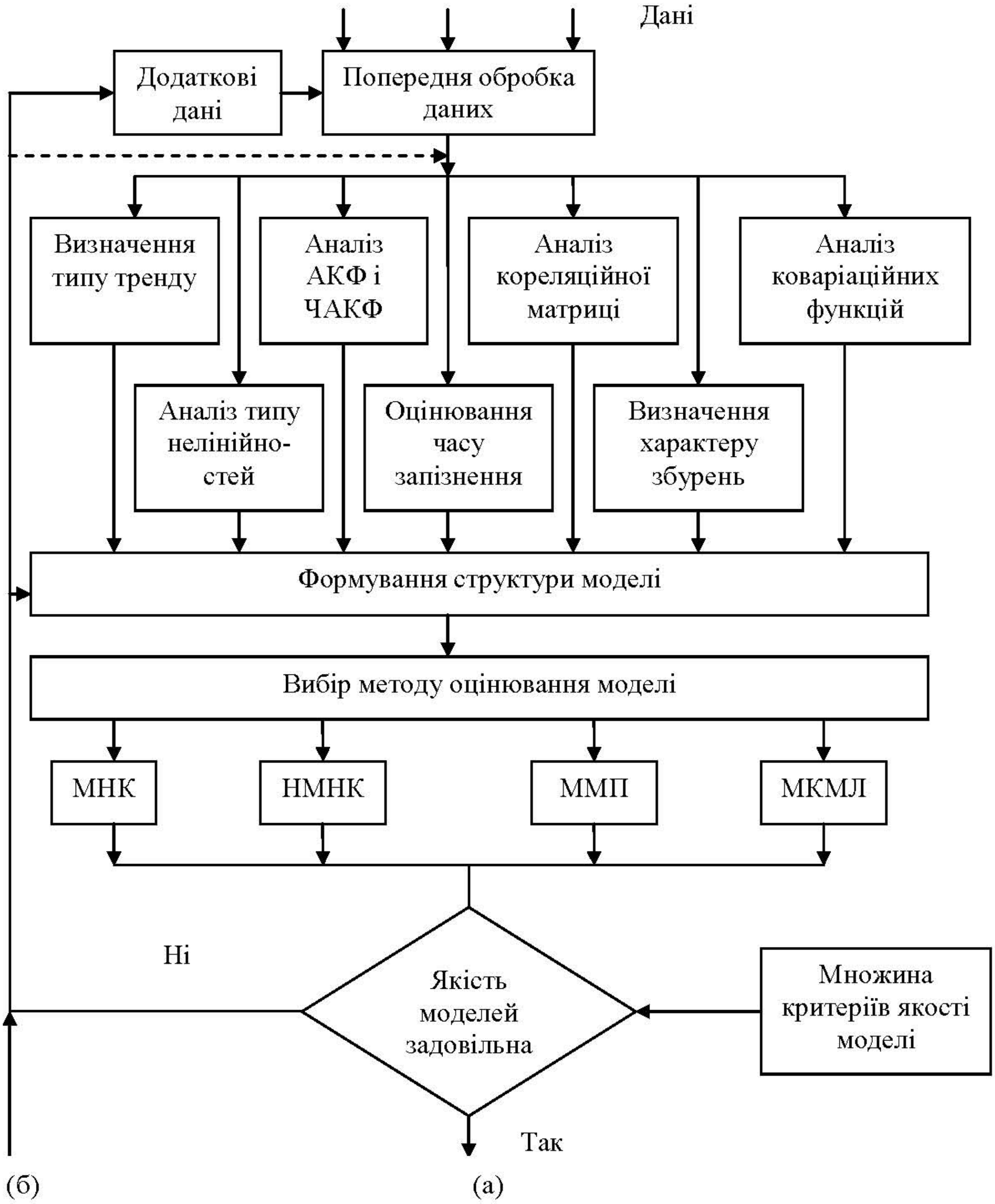

Рис. 1. Схема адаптивного оцінювання моделі процесу

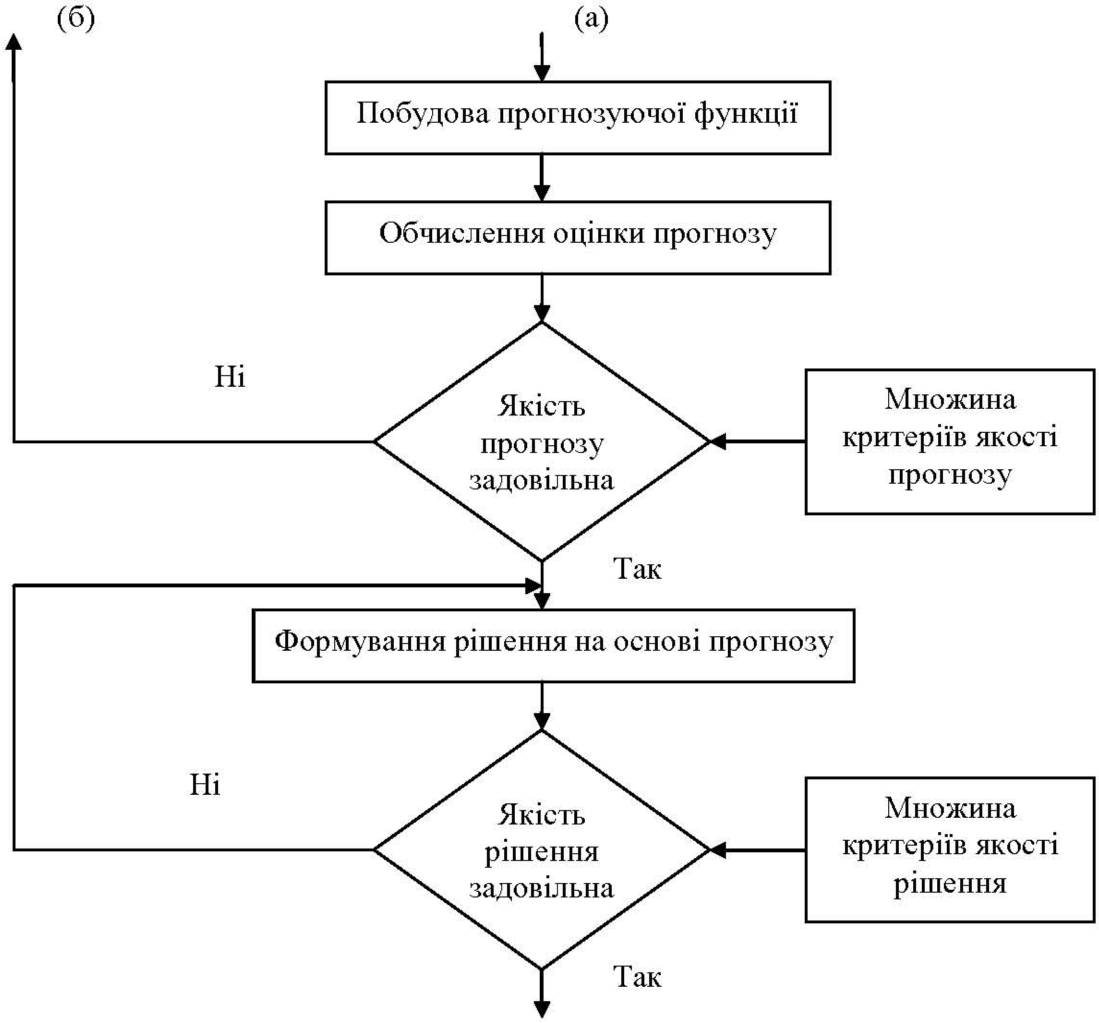

Рис. 2. Схема процедури адаптивного оцінювання прогнозу і формування рішення на його основі

Практика створення прогнозуючих систем для процесів довільної природи свідчить про те, що готові до використання моделі зустрічаються дуже рідко. Навіть існуючі апробовані моделі потребують корегування їх структури та/або параметрів з метою їх адаптування до конкретних умов. Тому у більшості випадків необхідно будувати нову модель на основі наявних статистичних даних. Якість даних відіграє надзвичайно важливу роль при побудові математичної моделі, а тому при зборі даних необхідно керуватись відомими вимогами стосовно їх інформативності, синхронності та коректності [4].

Попередня обробка даних необхідна для приведення їх до форми, яка забезпечить можливості коректного застосування методів оцінювання параметрів моделі та отримання їх статистично значущих оцінок. Так, досить часто необхідно заповнювати пропуски даних, корегувати значні імпульсні (екстремальні) значення, нормувати значення у заданих межах, логарифмувати великі значення та фільтрувати шумові складові.

На основі коректно підготовлених даних оцінюють структури та параметри математичних моделей-кандидатів процесів, вибраних для прогнозування та керування. Вибір (оцінювання) структури моделі – ключовий момент її побудови. Нагадаємо, що структура моделі включає п’ять елементів: (1) вимірність (число рівнянь, які утворюють модель); (2) порядок – максимальний порядок диференціальних або різницевих рівнянь, які входять в модель; (3) нелінійність та її тип (нелінійності відносно змінних або параметрів); (4) час затримки (лаг) реакції відносно входу та його оцінка; (5) зовнішнє збурення процесу та його тип (детерміноване або випадкове) [5]. Як правило, для одного процесу оцінюють декілька моделей-кандидатів, а потім вибирають з них кращу за допомогою множини статистичних параметрів якості моделі.

Більшість процесів в техніці, економіці та фінансах мають детерміновану та випадкову складові. Тому як статистичну модель будемо розуміти модель процесу у вигляді розподілу випадкових величин [5]. Обґрунтований вибір типу розподілу та оцінювання його параметрів за допомогою експериментальних даних представляє собою процес побудови статистичної моделі процесу.

Побудована модель, навіть достатньо високого ступеня адекватності, ще не гарантує високої якості оцінок прогнозів. Тому після побудови модель необхідно перевірити на можливість застосування до розв'язання задачі прогнозування. На сьогодні існує широкий спектр методів прогнозування, які застосовують в економіці та фінансах. Однак, далеко не всі методи забезпечують високоякісні прогнози у конкретних випадках їх застосування. Тому вибір методу прогнозування – це досить непроста задача, яка часто потребує одночасного застосування декількох альтернативних методів і вибору кращого з них на основі аналізу отриманого результату.

Самими популярними на сьогодні методами прогнозування розвитку процесів довільної природи є такі: методи регресійного аналізу, нечітка логіка, ймовірнісні методи, метод групового врахування аргументів (МГВА), нейронні мережі, методи на основі „м'яких" обчислень, метод подібних траєкторій та деякі інші. Кожний із згаданих методів в тій чи іншій мірі може враховувати невизначеності структурного, статистичного або параметричного характеру. Кращі результати прогнозування процесів з невизначеностями можна отримати за допомогою МГВА, ймовірнісних методів та нечіткої логіки. За своєю природою ці методи близькі до способів моделювання ситуацій та прийняття рішень людиною, а тому їх застосування в системах управління та підтримки прийняття рішень (СППР) можуть дати значний позитивний ефект. Одним із сучасних напрямів розвитку ймовірнісних методів моделювання і прогнозування є статичні і динамічні мережі Байєса (МБ) [6].

Оцінювання якості моделі і прогнозу. Якість моделі оцінюють за допомогою декількох статистичних критеріїв якості, зокрема таких: коефіцієнта множинної детермінації (R^2), який характеризує інформативність моделі по відношенню до інформативності даних; статистики Дарбіна-Уотсона (DW), що визначає ступінь автокорельованості похибок моделі; інформаційного критерію Акайке (AIC) і статистики Байєса-Шварца (BSC); суми квадратів похибок моделі ($\sum e^2(k)$); $F-$статистики Фішера та інших. Для автоматизованого вибору кращої моделі можна скористатись інтегральним критерієм якості [5]:

$$IK = e^{1-R^2} + \frac{SSE}{N} + \begin{cases} \ln(AIC + BSC), & якщо\ AIC + BSC > 0 \\ e^{AIC+BSC}, & якщо\ AIC + BSC \le 0 \end{cases} + e^{2-DW} + \\ + \ln(СКП) + \ln(САПП) + e^{U},$$

де $СКП$ – середньоквадратична похибка однокрокового прогнозу на навчальній (історичній) вибірці; $САПП$ – середня абсолютна похибка прогнозу в процентах; U – коефіцієнт Тейла (наближається до нуля, якщо модель придатна для прогнозування).

Важливим моментом процесу прогнозування є об'єктивне визначення якості отриманого прогнозу. Оскільки оцінки прогнозів – це випадкові величини, то для визначення їх якості використовують множину статистичних критеріїв. Досить часто якість оцінок прогнозів визначають лише за допомогою середньоквадратичної похибки (СКП). Однак, значення СКП залежить від масштабу даних, а тому цієї характеристики недостатньо для аналізу якості прогнозу. Поглиблене оцінювання якості прогнозів досягається за рахунок використання критеріїв, які дають відносні оцінки якості (наприклад, коефіцієнт Тейла) та відносні оцінки в процентах (наприклад, $САПП$). Перевагою їх використання є те, що вони не залежать від масштабу даних. $САПП$ і коефіцієнт Тейла обчислюють за виразами:

$$САПП = \frac{1}{s}\sum_{i=1}^{s}\frac{|y(k+i) - \hat{y}(k+i,k)|}{|y(k+i)|} \times 100\% = \frac{1}{s}\sum_{i=1}^{s}\frac{|e(k+i)|}{|y(k+i)|} \times 100\%,$$

$$U = \frac{\sqrt{\frac{1}{s}\sum_{k=1}^{s}[y(k+i)-\hat{y}(k+i)]^2}}{\sqrt{\frac{1}{s}\sum_{i=1}^{s}y^2(k+i)}+\sqrt{\frac{1}{s}\sum_{i=1}^{s}\hat{y}^2(k+i)}},$$

де s - число кроків прогнозування; $y(k+i)$ – фактичні значення даних; $\hat{y}(k+i)$ – оцінки прогнозів. Коефіцієнт Тейла U – це важливий індикатор якості моделі і прогнозу; за означенням, $0 \le U \le 1$. При $U \to 0$ оцінки прогнозів наближаються до фактичних значень ряду і модель має високу ступінь адекватності. Тобто U дає можливість встановити придатність моделі (методу) для оцінювання прогнозу в принципі. У багатьох випадках кращих результатів прогнозування можна досягти за рахунок усереднення (або комбінування за допомогою вагових коефіцієнтів) оцінок прогнозів, отриманих за допомогою різних методів.

Адаптивне обчислення оцінок прогнозів. Для збереження якості оцінок прогнозів в умовах нестаціонарності досліджуваного процесу, а також для підвищення якості прогнозування процесів з довільними статистичними характеристиками необхідно застосовувати адаптивні схеми оцінювання прогнозів. Вихідними величинами для аналізу якості прогнозів та формування адаптивних схем їх оцінювання є значення похибок прогнозів та їх статистичні характеристики якості. Для розв’язання задачі адаптації прогнозуючої моделі до вимог стосовно якості прогнозу можна скористатись такими обчислювальними можливостями:

– рекурсивне (повторне) оцінювання параметрів математичних і статистичних моделей з надходженням нових даних, що сприяє уточненню моделі та підвищенню якості прогнозу з надходженням нових даних;

– автоматизований аналіз часткової автокореляційної функції (ЧАКФ) залежної (основної) змінної з подальшим корегуванням структури моделі шляхом введення/вилучення додаткових лагових значень;

– почергове введення в модель можливих регресорів та аналіз їх впливу на якість прогнозу; особливо корисними є регресори, які вводяться в модель з лагами більшими одиниці – це так звані провідні індикатори, що надають можливість коректно обчислювати прогнози;

– автоматизований аналіз функції часткової взаємної кореляції основної змінної з регресорами з метою корегування лагових значень регресора у правій частині рівняння;

– автоматизований вибір оптимальних вагових коефіцієнтів в процедурах експоненційного згладжування, пошуку подібних траєкторій, регресії на опорних векторах та деяких інших методах;

– автоматизований аналіз залишків регресійних моделей з метою встановлення їх інформативності та корегування структури моделі процесу на основі результатів аналізу;

– адаптивне формування масивів вимірів змінних стану процесу за допомогою методів ієрархічного комплексування (інтегрування) даних, що забезпечує підвищення їх інформативності.

Застосування тієї чи іншої схеми обчислень залежить від конкретної постановки задачі, якості та об'єму експериментальних (статистичних) даних, сформульованих вимог до якості оцінок прогнозів та часу, наявного для виконання обчислень. Кожний метод адаптивного формування оцінки прогнозу має свої особливості, які мають бути враховані при створенні системи адаптивного прогнозування.

Приклад застосування концепції адаптивного прогнозування до процесів ціноутворення на біржі з використанням індикаторів технічного аналізу. Відомо, що досвідчені трейдери на біржах досить успішно використовують індикатори технічного аналізу, які формують на основі даних стосовно фактичного руху цін на протязі визначеного проміжку часу. Створено ряд індикаторів технічного аналізу, які часто використовують трейдери і аналітики фінансових структур, серед них такі: *Pivot Point*, *Woodie's Pivot Points*, *Fibonacci's Pivot Points*, *Camarilla's Pivot Points*. Вирази для розрахунку перших трьох індикаторів наведені в таблицях 1-3 [7].

Таблиця 1

Індикатор Pivot Points

п/п	Позначення	Вираз для обчислення
	R 1	2 Pivot – L
	R 2	Pivot + (H – L)
	R 3	H + 2 (Pivot – L)
	Pivot	(H + L + C)/3
	S 1	2 Pivot – H
	S2	Pivot – (H – L)
	S 3	L – 2 (H – Pivot)

Таблиця 2

Індикатор Woodie's Pivot Points

п/п	Позначення	Вираз для обчислення
	R 1	2 Pivot – L
	R 2	Pivot + (H – L)
	Pivot	(H + L + 2C)/4
	S 1	2 Pivot – H
	S2	Pivot – (H – L)

Таблиця 3

Індикатор Fibonacci's Pivot Points

п/п	Позначення	Вираз для обчислення
	R 1	Pivot + 0,382(H – L)
	R 2	Pivot + 0,618 (H – L)
	R 3	Pivot + 1,0 (H – L)
	Pivot	(H + L + C)/3
	S 1	Pivot – 0,382 (H – L)
	S2	Pivot – 0,618 (H – L)
	S 3	Pivot – 1,0 (H – L)

В таблицях використано такі позначення: H – найвища ціна минулого дня, L – найнижча ціна минулого дня, C – ціна закриття минулого дня, $Pivot$ – “точка” розвороту, $S1$ – перший рівень підтримки, $S2$ – другий рівень підтримки, $S3$ – третій рівень підтримки, $R1$ – перший рівень супротиву, $R2$ – другий рівень супротиву, $R3$ – третій рівень супротиву. Принцип роботи всіх індикаторів однаковий. Якщо ціна відкриття вища за $Pivot$ і рух ціни починається донизу, то з точки зору технічного аналізу існує ймовірність того, що після досягнення значення $Pivot$ ціна піде вгору. У випадку, коли цього не сталося і ціна продовжує прямувати донизу, з точки зору технічного аналізу існує ймовірність розвороту руху ціни або зупинки руху ціни донизу при підході до рівня $S1$. Така ж само ситуація має місце для $S2$ та $S3$. Зазначимо, що до значення $S3$ ціна доходить дуже рідко. Але якщо таке трапляється і ціна опускається нижче рівня $S3$, то ймовірність майбутнього руху вниз є дуже незначною. Аналогічна ситуація у випадку руху ціни угору (тільки замість індикаторів $S1$, $S2$, $S3$ необхідно користуватись $R1$, $R2$, $R3$).

Побудова регресійних моделей. Як приклад даних візьмемо мінімальні щоденні ціни валютної пари USD/CAD (257 значень) за 2007р. Для початку побудуємо модель множинної регресії. Для прогнозування мінімальної ціни на наступний день логічно вибрати у якості регресорів $S1$, $S2$, $S3$. Маємо таку модель:

$$y(k) = -0{,}0164 + 2{,}1724 \cdot S1(k) - 5{,}3885 \cdot S2(k) + 4{,}2251 \cdot S3(k), \qquad (1)$$

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:

$$R^2 = 0{,}9899; \quad SSR = 0{,}0038; \quad AIC = -8{,}277; \quad DW = 1{,}9542,$$

SSR – сума квадратів похибок моделі. Всі характеристики задовільні. Статистичні характеристики якості однокрокового (історичного) прогнозу для цієї моделі:

$$СКП = 0{,}0038; \quad САП = 0{,}003; \quad САПП = 0{,}2525\%; \quad U = 0{,}0016,$$

де *САП* – середня абсолютна похибка. Кількість співпадань напрямів руху оцінок прогнозу для регресійної моделі складає 187 (або 73,05%).

Побудова моделей логістичної регресії та дерева класифікацій. Оскільки в процесах формування цін біржових активів зустрічаються участки з нелінійностями довільного характеру, то для описання таких даних необхідно використовувати нелінійні моделі. Однією з досить простих моделей такого типу є логістична регресія, яка використана в даній роботі. Для прогнозування напряму руху ціни побудуємо моделі логістичної регересії та дерева класифікації [8-10]. Якщо в 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. Такі ж позначення використаємо для 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 і класифікаційного дерева.

Для мінімальної ціни активу побудована така модель логістичної регресії:

$$g_{\min}(x_2) = \frac{e^{x_2(k)}}{1+e^{x_2(k)}},$$

$$\begin{aligned} x_2(k) = -0{,}683 + 0{,}033\cdot\hat{S}1(k) + 0{,}055\cdot\hat{S}2(k) + 0{,}055\cdot\hat{S}3(k) - 0{,}4\cdot\hat{P}(k) + \\ + 1{,}627\cdot\hat{R}1(k) + 0{,}133\cdot\hat{R}2(k) + 0{,}264\cdot\hat{R}3(k) \end{aligned}.$$

Для порогового значення ймовірності 0,44 похибка першого роду склала 53, другого – 28, а кількість коректно спрогнозованих співпадань напряму руху дорівнює 175 (68,36%). Використовуючи для прогнозування дерево класифікацій (за алгоритмом CHAID), для процесу утворення мінімальних цін і вибраного порогового значення 0,35 отримаємо похибку 1-го роду 53, 2-го роду – 28. Кількість співпадань напрямів руху процесу склала 175 (68,36%).

Для покращення якості прогнозів у модель логістичної регресії та дерево класифікації введено значення прогнозів руху цін, отримані за допомогою регресійних моделей (1) і (2) з використанням позначень зростання та спадання, запропонованих вище. Для мінімальної ціни нова модель логістичної регресії має вигляд:

$$g_{\max 2}(x_1) = \frac{e^{x_1(k)}}{1+e^{x_1(k)}},$$

$$\begin{aligned} x_1(k) = {} & -0{,}871 + 0{,}127 \cdot \hat{S}1(k) + 0{,}404 \cdot \hat{S}2(k) - 0{,}36 \cdot \hat{S}3(k) - 0{,}247 \cdot \hat{P}(k) + \\ & + 0{,}616 \cdot \hat{R}1(k) + 0{,}079 \cdot \hat{R}2(k) - 0{,}009 \cdot \hat{R}3(k) + 2{,}159 \cdot \hat{y}(k) \end{aligned}.$$

де $\hat{y}(k)$ – вихідна змінна регресійної моделі, що приймає значення 1 при прогнозі зростання ціни та 0 – при прогнозі спадання. При пороговому значенні ймовірності 0,39 похибка першого роду склала 39, другого – 25. Кількість співпадань напрямів руху ціни склала 192 (75%). При використанні дерева класифікації і пороговому значенні ймовірності 0,32 похибка першого роду склала 54, другого – 13; кількість співпадань напрямів руху ціни дорівнювала 189 (73,83%).

Індикатор Woodie's Pivot Points. Для мінімальної ціни активу побудована така модель логістичної регресії:

$$g_{\min}(x_2) = \frac{e^{x_2(k)}}{1+e^{x_2(k)}},$$

$$x_2(k) = -0{,}742 + 0{,}689 \cdot \hat{S}1(k) - 0{,}231 \cdot \hat{S}2(k) -{,}57 \cdot \hat{P}(k) + \\ + 1{,}288 \cdot \hat{R}1(k) + 0{,}679 \cdot \hat{R}2(k).$$

Для порогового значення ймовірності 0,61 похибка першого роду склала 62, другого – 18, а кількість коректно спрогнозованих співпадань напряму руху дорівнює 176 (68,75%). Використовуючи для прогнозування дерево класифікацій (за алгоритмом CHAID), для процесу утворення мінімальних цін і вибраного порогового значення 0,35 отримаємо похибку 1-го роду 53, 2-го роду – 28. Кількість співпадань напрямів руху процесу склала 175 (68,36%).

Для покращення якості прогнозів у модель логістичної регресії та дерево класифікації введено значення прогнозів руху цін, отримані за допомогою регресійних моделей (1) і (2) з використанням позначень зростання та спадання, запропонованих вище. Для мінімальної ціни нова модель логістичної регресії має вигляд:

$$g_{\max 2}(x_1) = \frac{e^{x_1(k)}}{1+e^{x_1(k)}},$$

$$x_1(k) = -0{,}907 + 0{,}412 \cdot \hat{S}1(k) - 0{,}124 \cdot \hat{S}2(k) - 0{,}299 \cdot \hat{P}(k) + \\ + 0{,}362 \cdot \hat{R}1(k) + 0{,}342 \cdot \hat{R}2(k) + 2{,}092 \cdot \hat{y}(k).$$

де $\hat{y}(k)$ – вихідна змінна регресійної моделі, що приймає значення 1 при прогнозі зростання ціни та 0 – при прогнозі спадання. При пороговому значенні ймовірності 0,38 похибка першого роду склала 43, другого – 20.

Кількість співпадань напрямів руху ціни склала 193 (75,39%). При використанні дерева класифікації і пороговому значенні ймовірності 0,32 похибка першого роду склала 54, другого – 13; кількість співпадань напрямів руху ціни дорівнювала 189 (73,83%).

Індикатор Fibonacci's Pivot Points. Для мінімальної ціни активу побудована модель логістичної регресії:

$$g_{\min}(x_2) = \frac{e^{x_2(k)}}{1 + e^{x_2(k)}},$$

$$\begin{aligned} x_2(k) = {} & -0{,}622 + 1{,}624 \cdot \hat{S}1(k) - 1{,}615 \cdot \hat{S}2(k) + 0{,}408 \cdot \hat{S}3(k) - 0{,}294 \cdot \hat{P}(k) + \\ & + 0{,}249 \cdot \hat{R}1(k) + 0{,}698 \cdot \hat{R}2(k) + 0{,}528 \cdot \hat{R}3(k) \end{aligned}.$$

Для порогового значення ймовірності 0,48 похибка першого роду склала 58, другого – 31, а кількість коректно спрогнозованих співпадань напряму руху дорівнює 167 (65,23%). Використовуючи для прогнозування дерево класифікацій (за алгоритмом CHAID), для процесу утворення мінімальних цін і вибраного порогового значення 0,38 отримаємо похибку 1-го роду 58, 2-го роду – 31. Кількість співпадань напрямів руху процесу склала 167 (65,23%).

Для покращення якості прогнозів у модель логістичної регресії та дерево класифікації введено значення прогнозів руху цін, отримані за допомогою регресійних моделі (1) з використанням позначень зростання та спадання, запропонованих вище. Для мінімальної ціни нова модель логістичної регресії має вигляд:

$$g_{\max 2}(x_1) = \frac{e^{x_1(k)}}{1+e^{x_1(k)}},$$

$$x_1(k) = -0{,}906 + 1{,}592 \cdot \hat{S}1(k) - 1{,}634 \cdot \hat{S}2(k) + 0{,}486 \cdot \hat{S}3(k) - 0{,}362 \cdot \hat{P}(k) - \\ -0{,}015 \cdot \hat{R}1(k) + 0{,}343 \cdot \hat{R}2(k) + 0{,}22 \cdot \hat{R}3(k) + 2{,}271 \cdot \hat{y}(k).$$

де $\hat{y}(k)$ – вихідна змінна регресійної моделі, що приймає значення 1 при прогнозі зростання ціни та 0 – при прогнозі спадання. При пороговому значенні ймовірності 0,42 похибка першого роду склала 45, другого – 21. Кількість співпадань напрямів руху ціни склала 190 (74,22%). При використанні дерева класифікації і пороговому значенні ймовірності 0,32 похибка першого роду склала 54, другого – 13; кількість співпадань напрямів руху ціни дорівнювала 189 (73,83%). Результати прогнозування напряму руху мінімальної ціни представлено в табл. 2.

Таблиця 2

Результати прогнозування напряму руху максимальної ціни

Тип моделі	Ймовірність співпадінь напряму прогнозу
Регресійна модель з індикаторами	73,05%
Логістична регресія з індикатором Pivot Point	68,36%
Дерево класифікації з індикатором Pivot Point	68,36%
Логістична регресія з індикатором Pivot Point та прогнозом за регресійною моделлю	75%
Дерево класифікації з індикатором Pivot Point та прогнозом регресійною моделлю	73,83%
Логістична регресія з індикатором Woodie’s Pivot Point	68,75%
Дерево класифікації з індикатором Woodie’s Pivot Point	68,36%
Логістична регресія з індикатором Woodie’s Pivot Point та прогнозом за регресійною моделлю	**75,39%**
Дерево класифікації з індикатором Woodie’s Pivot Point та прогнозом регресійною моделлю	73,83%
Логістична регресія з індикатором Fibonacci’s Pivot Point	65,23%
Дерево класифікації з індикатором Fibonacci’s	65,23%

Pivot Point	
Логістична регресія з індикатором Fibonacci's Pivot Point та прогнозом за регресійною моделлю	74,22%
Дерево класифікації з індикатором Fibonacci's Pivot Point та прогнозом регресійною моделлю	73,83%

Таким чином, в обох випадках найкращою виявилася модель логістичної регресії з використанням оцінок прогнозу за регресійною моделлю. Статистичні характеристики прогнозів свідчать про їх високу якість і можливість використання у правилах торгівлі.

Висновки

Запропонована концепція формулювання та розв'язання задач адаптивного прогнозування на основі методології системного аналізу ґрунтується на комплексному використанні методів попередньої обробки і аналізу даних, математичного і статистичного моделювання, прогнозування та оптмального оцінювання станів процесів довільної природи. Циклічне адаптування моделі до процесу на основі застосування множини статистичних характеристик процесу, зокрема, кореляційних та автокореляційних функцій забезпечує отримання високоякісних коротко- та середньострокових прогнозів за умови наявності інформативних даних. Виконані дослідження запропонованої методики свідчать про можливості її застосування до аналізу широкого класу процесів довільної природи.

Побудовано математичні моделі високого ступеня адекватності для процесів формування максимальної та мінімальної цін американського долара по відношенню до канадського долара. Запропоновано метод побудови регресійних моделей з використанням схеми адаптивного прогнозування та індикаторів технічного аналізу. Для прогнозування напрямів руху ціни використані моделі, які прийнято відносити до інтелектуального аналізу даних – логістична регресія та дерево класифікації. Найкращими моделями виявилися ті, що представляють собою симбіоз регресійної моделі та логістичної регресії. Зокрема, ймовірність коректного прогнозування руху мінімальної ціни склала 75,39%, що представляє хороший результат для процесів даного класу.

В подальших дослідженнях доцільно розглянути індикатори інших типів, а також застосувати удосконалені схеми адаптивного прогнозування з можливістю покращення якості попередньої обробки вхідних даних, що використовуються для побудови моделей.

Література

1. Лукашин Ю.П. Адаптивные методы краткосрочного прогнозирования. – М.: Финансы и статистика, 2003. – 414 с.

2. Зельнер А. Байесовские методы в эконометрии. – Москва: Статистика, 1980. – 438 с.

3. Chatfield C. Time series forecasting. – London: Chapman & Hall, 2000. – 267 p.

4. Згуровский М.З., Подладчиков В.Н. Аналитические методы калмановской фильтрации. – Київ: Наукова думка, 1995. – 285 с.

5. Бідюк П.І. Системний підхід до прогнозування на основі моделей часових рядів // Системні дослідження та інформаційні технології, 2003, № 3, с. 88-110.

6. Zgurovsky M.Z., Bidyuk P.I., Terentyev O.M. Method of constructing Bayesian networks based on scoring functions // Cybernetics and System Analysis, 2008, Vol. 44, No.2, pp. 219-224.

7. http://www.mataf.net/en/tools/home

8. Nong Y. The Handbook of Data Mining. – New Jersey: Arizona State University Publishers, 2003. – 1201 p.

9. Altman E.I., Avery R.B., Eisenbeis R.A., Sinkey J. Application of Classification Techniques in Business, Banking and Finance. – Greenwich: JAI Press, 1981. – 418 p.

10. Hosmer D.W., Lemeshow S. Applied Logistic Regression. – New York: John Wiley & Sons, Inc., 2000. – 380 p.

Бідюк П.І. Адаптивне прогнозування фінансово-економічних процесів на основі принципів системного аналізу / Запропоновано концепцію створення адаптивних прогнозуючих систем на основі принципів системного аналізу, яка надає можливість врахування невизначеностей різного типу і підвищити оцінки прогнозів. Прогнозуюча система має два контури адаптації, функціонування яких спрямовується на підвищення якості моделі та оцінок прогнозів, відповідно. Наведено приклад застосування прогнозуючої системи.

Bidyuk P.I. Adaptive forecasting of financial and economic processes on the principles of system analysis / Concept of development and implementation of adaptive forecasting systems is proposed that is based on the system analysis principles. The approach proposed provides a possibility for taking into consideration the uncertainties of various types and to increase the quality of forecast estimates. The forecasting system includes two adaptation loops the functioning of which is directed towards improvement of model quality and forecast estimates respectively. An example of the system application is given.

Бидюк П.И. Адаптивное прогнозирование финансово-экономических процессов на основе принципов системного анализа / Предложена концепция создания адаптивных прогнозирующих систем на основе принципов системного анализа, которая дает возможность учитывать неопределенности различного вида и улучшить оценки прогнозов. Прогнозирующая система имеет два контура адаптации, функционирование которых направлено на повышение качества моделей и прогнозов, соответственно. Приведен пример применения прогнозирующей системы.