

## ІНФОРМАЦІЙНІ ТЕХНОЛОГІЇ, СИСТЕМНИЙ АНАЛІЗ ТА КЕРУВАННЯ

УДК 519-866

П.І. Бідюк, О.М. Трофимчук, А.В. Федоров

### ІНФОРМАЦІЙНА СИСТЕМА ПІДТРИМКИ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ ДЛЯ ПРОГНОЗУВАННЯ ФІНАНСОВО-ЕКОНОМІЧНИХ ПРОЦЕСІВ НА ОСНОВІ СТРУКТУРНО-ПАРАМЕТРИЧНОЇ АДАПТАЦІЇ МОДЕЛЕЙ

In this paper, we propose the concept for solving the problem of adaptive forecasting based on the system analysis methodology and combined use of preliminary data processing techniques, mathematical and statistical modeling, forecasting and optimal state estimation of the processes under study. The cyclical adaptation of the structure and model parameters based on a set of statistical characteristics of the process under study ensures high-quality estimates of forecasts provided that data is informative. The study indicates that the methodology proposed can be applied to analyze a wide class of real life processes.

#### Вступ

Інформаційні системи підтримки прийняття рішень (ІСППР) – зручний інструмент обробки статистичних даних і експертних оцінок з метою встановлення взаємозв'язків між змінними, побудови математичних моделей досліджуваних процесів, оцінювання прогнозів для прийняття кращого рішення, вибраного з множини альтернатив [1, 2]. Відмінними рисами ІСППР порівняно з інформаційно-аналітичними системами є такі:

- ІСППР має бути спроектована і реалізована з використанням тих же принципів, на яких ґрунтується методика ухвалення рішень особами, що приймають рішення (ОПР);
- ІСППР має бути спроектована таким чином, щоб вона сприймалась як активний учасник процесу прийняття рішень [1];
- обов'язкова наявність бази знань для збереження процедур обробки даних, обчислення оцінок параметрів моделей, критеріїв якості моделей, оцінок прогнозів і альтернативних рішень, правил вибору кращих моделей і рішень тощо;
- застосування контролю всіх етапів обробки даних і знань за відповідними множинами формалізованих кількісних критеріїв якості;
- створення інтерфейсу високого рівня, який відповідає вимогам адаптивності до користувачів різних ступенів підготовки та вимогам людського фактора й ергономіки;
- модульна структура системи, яка забезпечує її оперативну модифікацію з метою розширення та покращення функціональних можливостей;
- наявність оптимізаційних та адаптивних процедур для оцінювання структури моделі, обчислення оцінок параметрів математичних і

статистичних моделей та для генерування оптимальних траєкторій розвитку досліджуваних процесів і відповідних керуючих впливів (керуючих рішень).

ІСППР, спроектована із врахуванням названих особливостей, буде ефективним інструментом підтримки прийняття об'єктивних обґрунтованих рішень експертом, а також буде реальним учасником процесу прийняття рішень. Стаття присвячена розробці ІСППР для розв'язання задач коротко- і середньострокового прогнозування на основі модельного підходу.

Існуючі методи прогнозування, які ґрунтуються на аналітичних процедурах, логічних правилах та раціональному експертному мисленні не завжди дають можливість отримати бажаний результат стосовно якості оцінок прогнозів, а тому проблема значного підвищення якості оцінок прогнозів практично завжди є актуальною. Розв'язання задачі ефективного високоякісного прогнозування вимагає застосування сучасної методології системного аналізу до існуючих підходів і методів аналізу даних, побудови моделей та оцінювання прогнозів, коректної побудови математичних моделей процесів довільної природи на основі сучасних досягнень у галузі статистичного аналізу даних і теорії оцінювання. Деякі можливості розв'язання задачі адаптивного прогнозування з метою підвищення якості оцінок прогнозів розглядаються в працях [3–7], зокрема адаптивні методи експоненційного згладжування та фільтрації даних. Однак методи, подані в цих працях, не передбачають застосування системного підходу до розв'язання задач прогнозування та керування і фактично не дають відповіді на основне запитання: як організувати процес обробки даних таким чином, щоб отримати кращі оцінки прогнозів в умовах наявності невизна-

ченостей структурного, параметричного і статистичного характеру?

Подібні невизначеності можуть бути зумовлені нестационарністю процесу, розвиток якого прогнозується, пропусками даних, неякісними зашумленими даними, наявністю екстремальних значень, стрибкоподібних переходів тощо. Ефективні (з точки зору якості отриманого результату) методи адаптивного оцінювання і прогнозування станів динамічних процесів за допомогою фільтра Калмана (ФК) подані в [8]. Для адаптації алгоритму оцінювання та прогнозування стану процесу використовуються обчислені в реальному часі оцінки статистичних характеристик збурень стану і шумів (похибок) вимірів. Процедури оптимальної фільтрації мають свої недоліки і переваги. Їхніми перевагами є можливість врахування у явному вигляді статистичних характеристик збурень стану і шумів вимірів, отримання оптимальних оцінок змінних стану та їх прогнозів, можливість оцінювання невимірюваних компонент вектора стану та одночасне оцінювання станів і деяких параметрів моделі. До недоліків можна віднести значне зниження якості оцінок прогнозів у випадку, коли кроків прогнозування більше одного, можливу розбіжність процедури оцінювання станів і прогнозів внаслідок недостатньо високого ступеня адекватності моделі [9], необхідність застосування процедур коректної лінеаризації нелінійних процесів.

Тобто на сьогодні існує необхідність створення нових процедур (схем, підходів) для оцінювання моделей і прогнозів, які гарантовано забезпечать отримання прийнятних оцінок прогнозів в умовах наявності невизначеностей, коротких вибірок і недостатньо високої інформативності статистичних даних. Така задача частково розв'язується в даній статті завдяки створенню інформаційної системи підтримки прийняття рішень на основі сучасних методів обробки статистичних даних, оцінювання структури і параметрів моделей, обчислення оцінок прогнозів та альтернативних рішень і застосування окремих множин статистичних критеріїв якості на кожному етапі обробки даних.

### Постановка задачі

Мета статті:

- розробити концепцію адаптивного моделювання і прогнозування процесів довільної природи, поданих статистичними даними, з використанням методології системного аналізу, яка

передбачає ієрархічний аналіз процесів моделювання та прогнозування, врахування невизначеностей структурного параметричного і статистичного характеру, адаптування структури і параметрів моделей до змін у процесах та застосування альтернативних методів обчислення оцінок прогнозів з метою пошуку кращих оцінок;

- запропонувати нові обчислювальні схеми побудови прогнозуючих систем зі зворотним зв'язком на основі використання кількох множин статистичних параметрів якості моделей та оцінок прогнозів;

- створити і реалізувати проект інформаційної системи підтримки прийняття рішень на основі запропонованої концепції адаптивного моделювання і прогнозування.

### Концепція побудови адаптивної системи для моделювання і прогнозування

На рис. 1 наведено структурну схему, що ілюструє системний підхід до організації процесу прогнозування. Він ґрунтується на аналізі досліджуваного процесу, встановленні типів наявних характерних невизначеностей, оцінюванні структури і параметрів моделі та обчисленні оцінок прогнозів за відповідними функціями. Для розв'язання цього комплексу задач необхідно спроектувати і реалізувати ІСППР. Спрошена концептуальна схема процесу моделювання, прогнозування та керування (як логічного завершення двох попередніх етапів) подана на рис. 2. На рис. 3, 4 зображено розширену схему адаптивного моделювання і прогнозування.

Розглянемо докладніше кожний з етапів побудови ІСППР. Створення системи адаптивного прогнозування починається з вибору процесу, аналізу поточного стану, існуючих моделей та підходів до його математичного опису та прогнозування розвитку. Аналіз спеціальних літературних джерел може істотно допомогти у встановленні факту існування моделі, необхідної для опису поведінки вибраного процесу. Це можуть бути математичні моделі у вигляді систем рівнянь (диференціальних, різницевих або алгебричних), закони розподілу вхідних та вихідних величин (статистичні моделі) або логічні моделі у вигляді наборів правил, які характеризують логіку взаємодії входів і виходів процесу керування. В останні три десятиліття набувають популярності ймовірнісні методи і моделі різноманітних структур та моделі у вигляді правил нечіткої логіки, які мають відносно добре наближення до характеру мислення експерта. Ви-

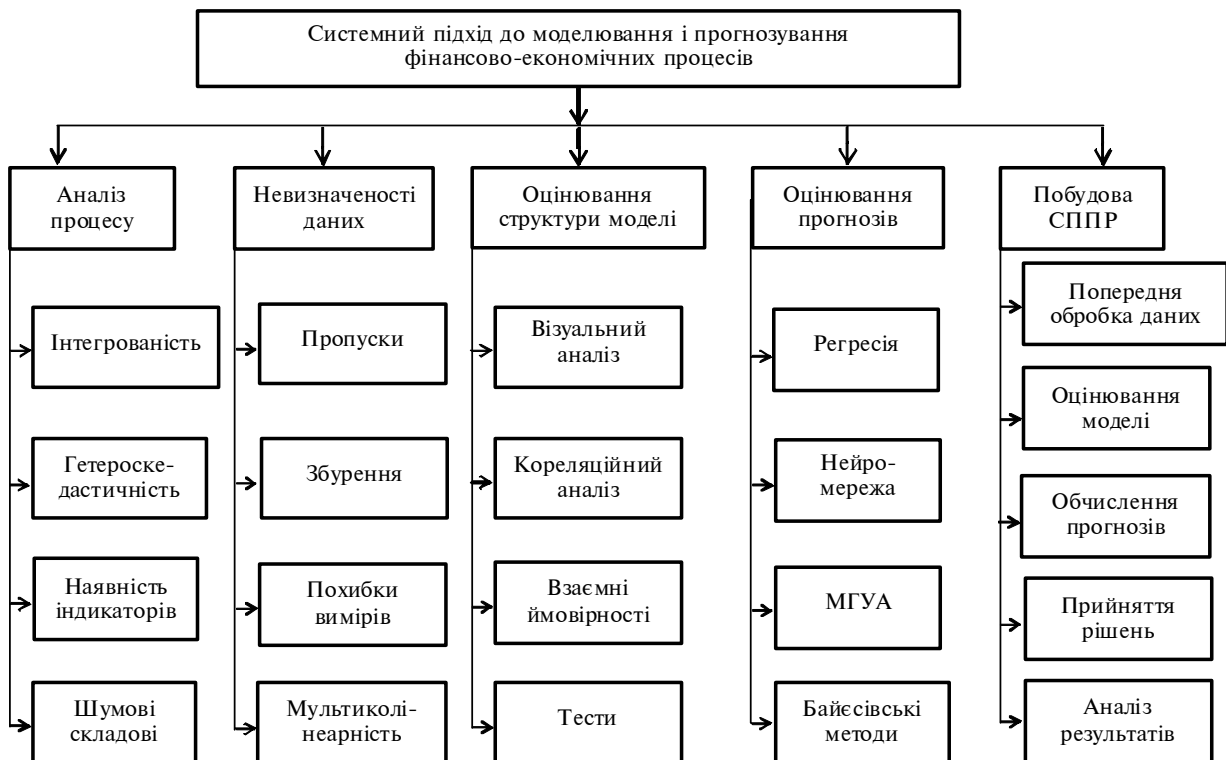


Рис. 1. Етапи реалізації системного підходу при моделюванні і прогнозуванні

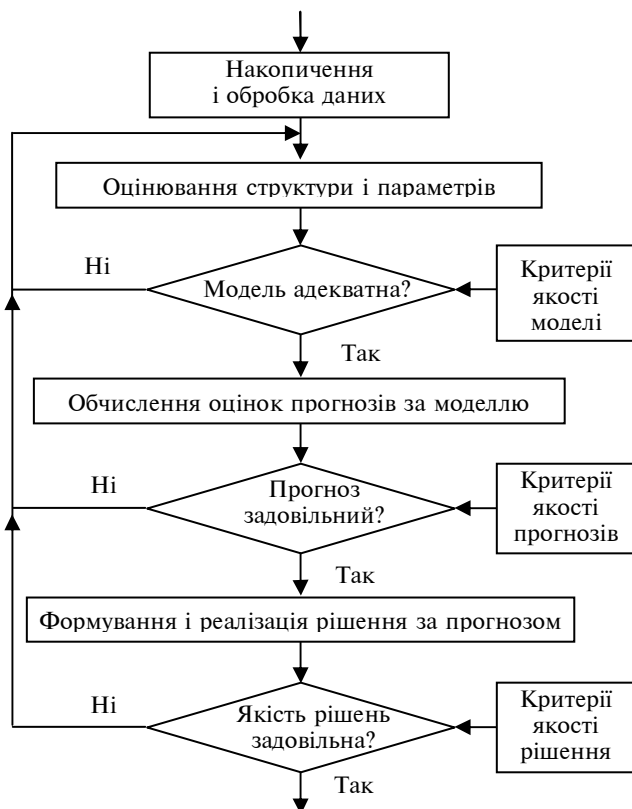


Рис. 2. Узагальнена схема адаптивної процедури моделювання і прогнозування процесів довільної природи

бір 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 ґрунтується 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 оцінювання структури та адаптивного оцінювання параметрів моделі. Кожний метод має свої особливості та межі застосування, а тому необхідно знати ці особливості для його практичного застосування.

ІСППР, яка розглядається у даній статті, ґрунтується на різновидах регресійних моделей, моделях у просторі станів, поліноміальних моделях у класі поліномів Колмогорова–Габора (цей клас моделей будується за методом групового врахування аргументів) та байєсівських мережах (ймовірнісні моделі у вигляді спрямованих ациклічних графів).

Практика створення прогнозуючих систем для процесів довільної природи свідчить про те,

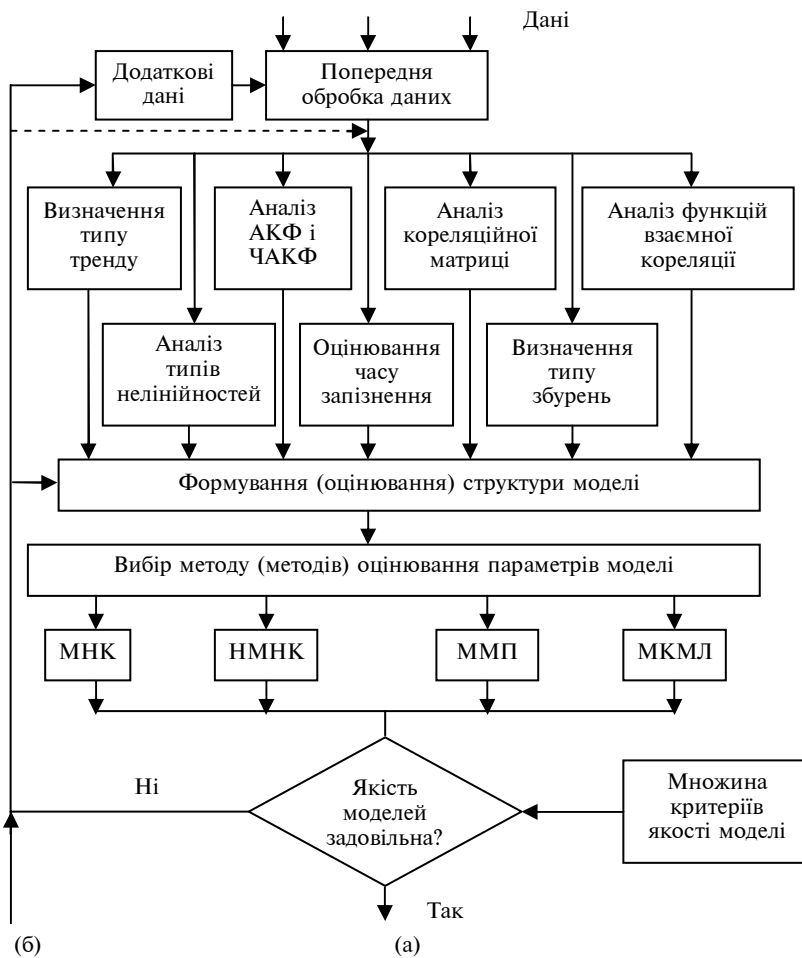


Рис. 3. Схема адаптивного оцінювання моделі процесу

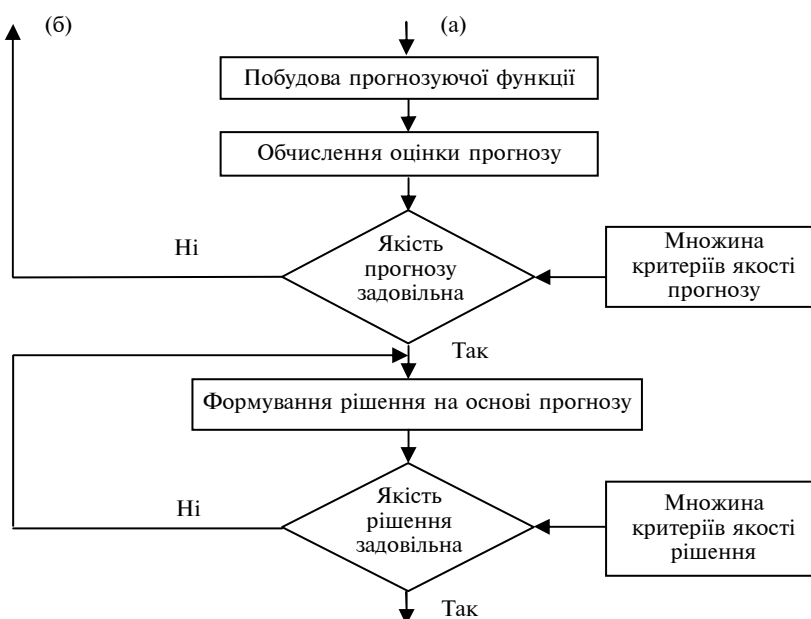


Рис. 4. Схема процедури адаптивного оцінювання прогнозу і формування рішення на його основі

що готові до використання моделі трапляються дуже рідко. Навіть існуючі апробовані моделі потребують коригування їх структури та/або параметрів з метою їх адаптування до конкретних умов використання і даних. Тому в більшості випадків необхідно будувати нову модель на основі поглибленого аналізу процесу та наявних статистичних даних. Якість даних відіграє надзвичайно важливу роль для побудови моделі, а тому при формуванні бази даних необхідно керуватись відомими вимогами до інформативності, синхронності та коректності [4, 6].

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 застосовувати належне нормування вимірів у заданих межах, заповнювати пропуски даних, коригувати значні імпульсні (екстремальні) значення, логарифмувати великі значення та фільтрувати шумові складові. Фільтрація може бути цифровою або оптимальною залежно від конкретної постановки задачі та обсягу наявної інформації про досліджуваний процес (об'єкт).

На основі коректно підготовлених даних оцінюються структури і параметри математичних моделей-кандидатів процесів, вибраних для прогнозування та керування. Вибір (оцінювання) структури моделі – ключовий момент її побудови. Пропонується визначати структуру моделі такою, що складається з шести елементів:

$$S = \{r, p, n, d, z, l\},$$

де  $r$  – розмірність моделі (кількість рівнянь, які утворюють

модель);  $p$  – порядок, тобто максимальний порядок диференціальних або різницевих рівнянь, які утворюють модель;  $n$  – нелінійність та її тип (можливі нелінійності стосовно змінних або параметрів; також необхідно встановити порядок нелінійності стосовно змінних);  $d$  – час затримки (лаг) реакції системи відносно моменту появи вхідного впливу та його оцінка;  $z$  – зовнішнє збурення процесу та його тип (випадкове або детерміноване);  $l$  – можливі обмеження на змінні. Структура оцінюється на основі аналізу особливостей функціонування процесу та відповідних статистичних даних, які характеризують його протікання в часі. Докладно процедуру оцінювання структури розглянуто в [4]. Як правило, для одного процесу оцінюють кілька моделей-кандидатів, а потім вибирають кращу з них за допомогою множини статистичних параметрів якості моделі. Такий підхід істотно підвищує ймовірність побудови кращої моделі для конкретного застосування.

Часові ряди даних у техніці, економіці та фінансах мають детерміновану і випадкову складові. Поява випадкової складової зумовлена наявністю випадкових збурень, похибок вимірів, неточністю структури та обчислень. Тому як статистичну модель будемо розуміти модель процесу у вигляді розподілу випадкових величин. Обґрунтований вибір типу розподілу та оцінювання його параметрів за допомогою експериментальних даних являє собою процес побудови статистичної моделі процесу.

Побудована модель, навіть досить високого ступеня адекватності, ще не гарантує високої якості оцінок прогнозів, оскільки основна мета побудови прогноуючої моделі – це належна високоякісна апроксимація основних статистичних характеристик процесу. Тому після побудови моделі необхідно перевірити на можливість застосування для розв'язання задачі прогнозування. На сьогодні існує широкий спектр методів прогнозування, які застосовуються в економіці та фінансах. Однак далеко не всі методи забезпечують високоякісні прогнози в конкретних випадках їх застосування, що зумовлено різноманітними (згаданими вище) причинами, зокрема наявністю невизначеностей. Тому вибір методу прогнозування – це досить непроста задача, яка може потребувати одночасного застосування кількох альтернативних методів і вибору кращого з них на основі аналізу отриманого результату або створення прак-

тичних схем оцінювання високоякісних комбінованих прогнозів.

Найбільш популярними на сьогодні методами прогнозування розвитку процесів довільної природи є такі: методи на основі регресійних моделей, нечітка логіка, ймовірнісні методи, метод групового врахування аргументів (МГВА), нейронні мережі, нейронечіткі моделі, методи на основі "м'яких" обчислень, метод подібних траєкторій, метод (машина) на основі опорних векторів та деякі інші. Кожен з цих методів тією чи іншою мірою може враховувати невизначеності структурного, статистичного і 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 і прийняття рішень людиною-експертом (ОПР), а тому їх застосування в системах керування та підтримки прийняття рішень можуть дати значний позитивний ефект. Сучасні напрями розвитку ймовірнісних методів моделювання і прогнозування ґрунтуються на використанні узагальнених лінійних моделей, ієрархічних і структурних моделей, статичних і динамічних мереж Байеса (МБ) [5, 6, 10], які мають ряд суттєвих переваг над іншими підходами.

### Формування функцій прогнозування

Необхідно підкреслити деякі корисні особливості моделей авторегресії (АР) та авторегресії з ковзним середнім (АРКС) стосовно обчислення оцінок прогнозів на їх основі. В узагальненому вигляді таку модель можна подати як

$$y(k) = f[y(k-1), \dots, y(k-p), u(k-1), \dots, u(k-q), \theta] + \varepsilon(k),$$

де  $y(k)$  – основна змінна;  $u(k)$  – вхідна (керуюча) змінна;  $p, q$  – порядки авторегресії та ковзного середнього відповідно;  $\theta$  – вектор параметрів моделі;  $\varepsilon(k)$  – випадковий процес, поява якого зумовлена наявністю випадкових зовнішніх збурень, похибками вимірів, неточністю структури і параметрів;  $k = 0, 1, 2, \dots$  – дискретний час, який зв'язаний з неперервним  $t$  через період дискретизації  $T_s$ :  $t = kT_s$ .

Використання в ІСППР моделей АР і АРКС дає можливість будувати функції прогнозування на основі побудованих моделей.

Використання цих функцій дає змогу спростити процедури обчислення оцінок багатокрокових прогнозів. За означенням оцінка прогнозу на  $s$  кроків визначається умовним математичним сподіванням функції, яка дає можливість обчислювати майбутні значення основної змінної за умови, що відома вся необхідна інформація про процес на момент  $k$  включно:

$$\hat{y}(k+s) = E_k[y(k+s)|y(k), y(k-1), \dots, y(0), \varepsilon(k), \varepsilon(k-1), \dots, \varepsilon(0)],$$

а функція прогнозування, отримана на основі моделі АР(1), має вигляд

$$\hat{y}(k+s) = E_k[y(k+s)] = a_0 \sum_{i=0}^{s-1} a_1^i + a_1^s y(k),$$

де  $\hat{y}(k+s)$  – оцінка прогнозу змінної  $y(k)$  на  $s$  кроків;  $E_k$  – умовне математичне сподівання стосовно  $k$ -го моменту часу;  $a_0, a_1$  – коефіцієнти моделі АР(1). Функція прогнозування процесу АРКС(2,1) на три кроки має вигляд

$$\begin{aligned} \hat{y}(k+3) &= E_k[y(k+3)] = \\ &= a_0 + a_1 E_k[y(k+2)] + a_2 E_k[y(k+1)] = \\ &= a_0(1 + a_1 + a_1^2 + a_2) + (a_1^3 + 2a_1 a_2) y(k) + \\ &+ (a_1^2 a_2 + a_2^2) y(k-1) + \beta_1 (a_1^2 + a_2) \varepsilon(k), \end{aligned}$$

де  $a_0, a_1, a_2$  і  $\beta_1$  – коефіцієнти моделі; для обчислення прогнозу використовують  $\hat{\varepsilon}(k) = y(k) - \hat{y}(k)$ ;  $y(k)$  – фактичне значення змінної в момент часу  $k$ ;  $\hat{y}(k)$  – оцінка змінної, обчислена за моделлю, тобто  $\hat{y}(k) = \theta^T \psi(k)$ , де  $\psi(k)$  – вектор вимірів змінних у правій частині моделі. Рекурсивна формула для обчислення оцінок прогнозів процесу АРКС(2,1) на довільну кількість кроків  $s$  може бути записана так:

$$\begin{aligned} \hat{y}(k+s) &= E_k[y(k+s)] = \\ &= a_0 + a_1 E_k[y(k+s-1)] + a_2 E_k[y(k+s-2)]. \end{aligned}$$

Такі обчислювальні схеми забезпечують отримання незміщених оцінок прогнозів, дисперсія похибок яких збігається до скінченної константи при збільшенні кількості кроків прогнозування за умови, що:  $E[\varepsilon(k)] = 0$  і  $E[\varepsilon(k)\varepsilon(j)] = 0$ , якщо  $k \neq j$  [4, 8].

### Одночасне обчислення оптимальних оцінок стану і прогнозів

Задача одночасного оптимального оцінювання стану і прогнозування подальшого руху динамічної системи розв'язується за допомогою зазначених вище методів оптимальної фільтрації, зокрема фільтра Калмана. На сьогодні існує кілька модифікацій ФК, які забезпечують розв'язання задач оптимального згладжування даних, обчислення оцінок прогнозів за допомогою оптимальних оцінок вектора стану, оцінювання невимірюваних компонент вектора стану процесу та деяких параметрів моделей досліджуваних процесів. Основне рівняння фільтрації для вільної динамічної системи, яке ґрунтується на параметрах моделі процесу в просторі станів, можна записати так:

$$\hat{\mathbf{x}}(k) = \mathbf{A} \hat{\mathbf{x}}(k-1) + \mathbf{K}(k)[\mathbf{z}(k) - \mathbf{H} \mathbf{A} \hat{\mathbf{x}}(k-1)],$$

де  $\hat{\mathbf{x}}(k)$  – оптимальна оцінка вектора стану  $\mathbf{x}(k)$  в момент часу  $k$ ;  $\mathbf{A}$  – перехідна матриця станів процесу, яку ми отримуємо з моделі у просторі станів;  $\mathbf{z}(k)$  – вектор вимірів змінних на виході;  $\mathbf{H}$  – матриця (коефіцієнтів) вимірів;  $\mathbf{K}(k)$  – оптимальний матричний коефіцієнт фільтра, який обчислюється за умови

$$J = \min_{\mathbf{K}} E \{ [\hat{\mathbf{x}}(k) - \mathbf{x}(k)]^T [\hat{\mathbf{x}}(k) - \mathbf{x}(k)] \},$$

тобто за умови мінімуму математичного сподівання суми квадратів похибок оцінок вектора стану процесу (значення  $\mathbf{K}$  визначається за допомогою розв'язку відповідного рівняння Ріккаті). Алгоритм оцінювання вектора стану формує також однокроковий прогноз вектора стану

$$\hat{\mathbf{x}}(k+1, k) = \mathbf{A} \hat{\mathbf{x}}(k),$$

за допомогою якого можна отримати оцінки прогнозів на довільну кількість кроків  $s$ :

$$\hat{\mathbf{x}}(k+s, k) = \mathbf{A}^s \hat{\mathbf{x}}(k).$$

Таким чином, цінність фільтра полягає в тому, що він виконує роль пристрою для згладжування і прогнозування, а тому його введення в ІСППР надає системі додаткові корисні функціональні можливості. Крім того, адаптивний фільтр дає змогу оцінювати статистичні характеристики збурення стану і похибок вимірів, які не завжди можна визначити априорно.

### Адаптація байєсівської мережі

Одним із потужних сучасних імовірнісних інструментів розв'язання задач прогнозування та класифікації є графічні моделі причинно-наслідкових зв'язків у вигляді байєсівських мереж (БМ) [10, 11]. Для побудови структури БМ використано алгоритм на основі статистичного аналізу рядів даних, які характеризують еволюцію змінних мережі [10]. В ІСППР реалізовано алгоритм адаптування структури мережі до нових даних, що надходять у реальному часі. Для пояснення процедури адаптації мережі введемо такі позначення:  $Z = \{X_1, \dots, X_n\}$  – множина вузлів БМ, яка визначається числом змінних у базі даних;  $E = \{(X_i, X_j) | X_i, X_j \in Z\}$  – множина дуг мережі;  $X_i$  – вузол БМ, що відповідає спостереженням однієї змінної з бази даних;  $n = |Z|$  – число вузлів БМ;  $r_i$  – число значень, яких може набувати вузол  $X_i$ ;  $v_{ik}$  –  $k$ -те значення змінної  $X_i$ ;  $\Pi_i$  – множина вузлів-предків вузла  $X_i$ ;  $\varphi_i$  – множина можливих ініціалізацій  $\Pi_i$ ;  $q_i = |\varphi_i|$  – число можливих ініціалізацій  $\Pi_i$ ;  $\varphi_{ij}$  –  $j$ -та ініціалізація множини вузлів-предків  $\Pi_i$  вузла  $X_i$ ;  $B_S$  – структура БМ;  $B_P$  – імовірнісна специфікація БМ, тобто частина опису моделі, що представляє імовірнісні характеристики БМ;  $\theta_{ijk} = p(X_i = v_{ik} | \varphi_{ij}, B_P)$ , при цьому сума ймовірностей  $\sum_k \theta_{ijk} = 1$ ;  $f(\theta_{ij1}, \dots, \theta_{ijr_i})$  – щільність розподілу імовірностей для вузла  $X_i$  та ініціалізації  $\varphi_{ij}$ ;  $D_0$  – вихідна база даних спостережень;  $S_0$  – структура БМ, отримана внаслідок попередньої пакетної обробки бази  $D_0$ ;  $D_1$  – база даних нових спостережень, не використаних при побудові  $S_0$ ;  $S_1$  – структура БМ, отримана після адаптації  $S_0$  до нових даних  $D_1$ . Ставилась задача розробки алгоритму адаптування вихідної байєсівської мережі  $G = \langle Z, E \rangle$  зі структурою  $S_0$ , побудованою за вихідною базою спостережень  $D_0$ , до нових спостережень  $D_1$ . Тобто необхідно сформулювати оновлену структуру мережі  $S_1 \Leftrightarrow D_1$ . При цьому експериментальні (статистичні) дані можуть мати довільний розподіл імовірностей, а процеси, які описуються цими даними, можуть мати нестационарний ха-

рактер, тобто математичне сподівання  $M[X_i] \neq \text{const}$  і дисперсію  $M\{X_i - M[X_i]\}^2 \neq \text{const}$ .

Адаптація побудованої мережі до нових даних виконується у такій послідовності.

1. Реалізація процедури коригування структурної частини моделі:

- процедура видалення дуг, що не відповідають множині даних;
- додавання нових дуг.

2. Процедура коригування імовірнісної частини моделі.

Оскільки на початковому етапі навчання БМ імовірнісну складову моделі становлять таблиці умовних розподілів ймовірностей, отримані безпосередньо на підставі частотного аналізу появи значень змінних у спостереженнях, то відразу визначимо зміни в процедурі коригування імовірнісної частини моделі. З метою полегшення проведення коригування імовірнісної частини моделі корисно зберігати не таблиці розподілу умовних ймовірностей, а значення  $N_{ijk}$ . Це дасть змогу швидше оновлювати дані щодо розподілу умовних ймовірностей, а самі значення умовних ймовірностей можна буде обчислити, користуючись формулою Діріхле

$$p(X_i = v_{ik} | \Pi_i = \varphi_{ij}) = \frac{N_{ijk} + 1}{N_{ij} + r_i}.$$

При коригуванні структури БМ порядком входу вузлів визначаємо за вкладом кожного вузла в значення  $p(D_1 | D_0, S_0) =$

$$= \prod_{i=1}^n \frac{\prod_{s=1}^{R_i} \prod_{t=1}^{Q_i} \prod_{u=1}^{m_{its}} (N_{its} + u)}{\prod_{t=1}^{Q_i} \prod_{u=1}^{M_{it}} (N_{it} + r_i - 1 + u)}.$$

Суть аналізу інформаційної важливості дуг полягає в тому, що на етапі перевірки дуг на необхідність видалення для кожного вузла обчислюється значення  $K_{\text{delete}}(S_0)$  для поточної конфігурації множини вузлів-предків, а також значення  $K_{\text{delete}}(S_{-1}^m)$  для конфігурацій, які є результатом видалення однієї з  $M$  ( $1 \leq m \leq M$ ) вхідних дуг з поточного вузла. Якщо виконується умова  $K_{\text{delete}}(S_{-1}^m) \leq K_{\text{delete}}(S_0)$ , то  $m$ -на дуга залишається в структурі мережі, оскільки видалення цієї дуги призводить до зменшення значення локального функціоналу якості (тобто для поточного вузла). Інакше дуга заноситься в список дуг, що

підлягають подальшій перевірці на необхідність видалення. Список може бути відсортований за збільшенням значення  $K_{\text{delete}}(S_{-1}^m)$ . Список (множина) дуг аналізується послідовно. Подальша перевірка полягає в обчисленні значення локального функціоналу якості при вихідній конфігурації і конфігураціях, які ми отримуємо при видаленні однієї з дуг, що залишилися в списку.

Тактика вилучення і додавання дуг застосована в інкрементному варіанті адаптаційного алгоритму, наведеному нижче. Оскільки результатом реалізації байєсівського підходу є вибір стратегії адаптації у вигляді

$$P(S_1 | D_1, D_0, S_0) = \arg \max_S \frac{P(S | D_0)P(D_1 | S, D_0)}{P(D_1 | S_0, D_0)},$$

то процедури вилучення і додавання дуг здійснюються таким чином.

Якщо врахувати вид розв'язку оптимізаційної задачі адаптації БМ, то тактика вилучення дуг повинна приводити до зменшення першої складової чисельника  $P(S | D_0)$ , оскільки вона досягає максимуму при  $S = S_0$  в результаті формування початкової структури БМ. Таким чином, для отримання позитивного ефекту від адаптації необхідно компенсувати втрати від вилучення дуги ефектом від додавання нової дуги. Оскільки вихідною умовою алгоритму К2 є наявність впорядкованої послідовності вузлів, то пошук дуги-претендента на додавання здійснюється саме в такому порядку. Оцінка дуги виконується обчисленням значення локального функціоналу якості. Відповідно, претендент на додавання повинен визначати конфігурацію вхідних дуг, що має найбільше значення локального функціоналу якості.

### Оцінювання якості моделі і прогнозів

Важливим моментом процесу прогнозування є об'єктивне визначення якості отриманого прогнозу. Оскільки оцінки прогнозів – це випадкові величини, то для визначення їх якості необхідно використовувати множину відповідних статистичних критеріїв. Саме множину, а не один критерій, оскільки кожен критерій має своє конкретне призначення, тобто він характеризує одну властивість оцінки прогнозу. Досить часто якість оцінок прогнозів визначається лише за допомогою середньоквадратичної похибки (СКП). Однак значення СКП –

це лише одна із множини можливих статистик, яка залежить від масштабу даних, а тому цієї характеристики явно недостатньо для аналізу якості прогнозу.

Якість лінійних і псевдолінійних моделей оцінюється за допомогою кількох статистичних критеріїв якості, зокрема таких: коефіцієнт множинної детермінації ( $R^2$ ), який характеризує інформативність моделі відносно інформативності даних; статистика Дарбіна–Уотсона ( $DW$ ), що визначає ступінь автокорельованості похибок моделі; інформаційний критерій Акайке ( $AIC$ ) і статистика Байєса–Шварца ( $BSC$ ); сума квадратів похибок моделі ( $\sum e^2(k)$ );  $F$  – статистика Фішера та ін.

Поглиблене оцінювання якості прогнозів досягається за рахунок використання критеріїв, які дають відносні оцінки якості (наприклад, коефіцієнт Тейла) та оцінки якості у процентах (наприклад, середня абсолютна похибка у процентах (САПП)). Переваги їх використання полягають у тому, що вони не залежать від масштабу даних і легко інтерпретуються ОПР. САПП і коефіцієнт Тейла обчислюються за виразами

$$\begin{aligned} \text{САПП} &= \frac{1}{s} \sum_{i=1}^s \frac{|y(k+i) - \hat{y}(k+i, k)|}{|y(k+i)|} \cdot 100\% = \\ &= \frac{1}{s} \sum_{i=1}^s \frac{|e(k+i)|}{|y(k+i)|} \cdot 100\%, \end{aligned}$$

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

де  $s$  – кількість кроків прогнозування;  $y(k+i)$  – фактичні значення даних;  $\hat{y}(k+i)$  – оцінки прогнозів відносно  $k$ -го моменту часу, на який наявна вся інформація про досліджуваний процес. Коефіцієнт Тейла  $U$  – це важлива характеристика якості моделі і прогнозу, за означенням  $0 \leq U \leq 1$ . Якщо  $U \rightarrow 0$ , то оцінки прогнозів наближаються до фактичних значень ряду і модель має високий ступінь адекватності. Тобто  $U$  дає змогу встановити придатність моделі (і методу оцінювання прогнозу на її основі) для можливості оцінювання прогнозу в принципі.



Для автоматизованого вибору кращої моделі можна скористатись інтегральним критерієм якості [9]

$$V_N(\theta, D_N) = e^{1-R^2} + \frac{SSE}{N} + \left\{ \begin{array}{l} \ln(AIC + BSC), \text{ якщо } AIC + BSC > 0 \\ e^{AIC+BSC}, \text{ якщо } AIC + BSC \leq 0 \end{array} \right\} + e^{2-DW} + \ln(\text{СКП}) + \ln(\text{САПП}) + e^U,$$

де  $D_N$  – дані, що використовуються для оцінювання структури і параметрів моделі;  $U \rightarrow 0$ , якщо модель придатна для прогнозування.

Альтернативним варіантом використаного інтегрального критерію є такий:

$$V_N(\theta, D_N) = e^{|1-R^2|} + \ln\left(1 + \frac{SSE}{N}\right) + e^{|2-DW|} + \ln(1 + \text{СКП}) + \ln(1 + \text{САПП}) + e^U,$$

де  $N$  – кількість вимірів часового ряду даних. Потужність цих критеріїв перевірено експериментально і встановлено, що вони дають можливість вибрати кращу модель майже з одиничною ймовірністю.

У багатьох випадках кращих результатів прогнозування можна досягти за рахунок усереднення або комбінування за допомогою вагових коефіцієнтів оцінок прогнозів, отриманих за допомогою різних методів. При цьому необхідно задовольнити такі умови: похибки оцінок прогнозів, отриманих за різними методами, мають бути некорельованими, а дисперсії цих похибок відносно близькими за своїми значеннями.

### Адаптивне обчислення оцінок прогнозів

Для збереження якості оцінок прогнозів в умовах нестационарності 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 і формування адаптивних схем їх оцінювання є значення похибок прогнозів та статистичні характеристики їх якості. Для розв'язання задачі *структурної адаптації* прогнозуючої моделі до змін у досліджуваному процесі та до вимог стосовно якості прогнозу можна скористатись такими обчислювальними можливостями:

– періодичний аналіз типу розподілу даних і його параметрів та врахування отриманого результату при виборі методу оцінювання параметрів моделі;

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

– почергове введення у модель можливих регресорів та аналіз їх впливу на якість прогнозу; особливо корисними для оцінювання прогнозів є регресори, які вводяться в модель з лагами більшими одиниці – це так звані *провідні індикатори*, що дають можливість коректно обчислювати прогнози на ту кількість кроків, що відповідає фактичному лагу;

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

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

– автоматизований аналіз залишків регресійних моделей з метою встановлення їх інформативності та коригування 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.

Задача *параметричної адаптації* моделі до даних розв'язується завдяки застосуванню повторного (рекурсивного) оцінювання параметрів математичних і статистичних моделей з надходженням нових даних, що сприяє уточненню параметрів моделі та підвищенню якості прогнозу. При цьому для оцінювання однакових структур застосовуються різні методи, що дає можливість отримання додаткових моделей-кандидатів для подальшого аналізу.

Застосування тієї чи іншої схеми адаптації залежить від конкретної постановки задачі, якості та наявного обсягу експериментальних (статистичних) даних, сформульованих вимог до якості оцінок прогнозів та часу, який може бути наданий для виконання обчислень. Кожний метод адаптивного формування оцінки прогнозу має свої особливості, які мають бути вра-

ховані при створенні системи адаптивного прогнозування.

### Приклади застосування ІСППР

**Приклад 1.** Прогнозування процесів утворення валового внутрішнього продукту (ВВП) та інфляції. Для автоматичного перебору можливих структур моделей використано алгоритм аналізу порядку моделей авторегресії (АР), авторегресії з ковзним середнім (АРКС), заснований на властивості ЧАКФ відображати істотні зв'язки між елементами вибірки та на зміні порога при аналізі значень цієї функції. Параметри, які задавались раніше експертом, змінювались у заданих межах, забезпечуючи отримання множини моделей. На рис. 5 подано узагальнену структуру ІСППР для адаптивного прогнозування.

З використанням методів дослідження стаціонарності процесу виконано аналіз ВВП та

інфляції України, ВВП США, індексу РТС і побудовано моделі процесів з урахуванням результатів тестів щодо їх нестационарності. Розв'язано задачу автоматичного вибору кращих параметрів моделей за інтегрованим критерієм якості. При цьому для моделей АР обчислено і порівняно близько 120 моделей, а для моделі АРКС – близько 1000.

При оцінюванні ВВП США та індексу РТС тести показали наявність гетероскедастичності процесів. При прогнозуванні змінної дисперсії кращими були моделі: для ВВП США – модель АРУГ(2), обчислена з використанням модифікованого методу максимальної правдоподібності; для моделі індексу РТС – модель АРУГ(3). При цьому для кожного процесу було обчислено і порівняно близько 265 моделей. Ці результати досягнуто з використанням алгоритму автоматичного перебору моделей.

**Приклад 2.** Прогнозування процесів ціноутворення на біржі з використанням індикаторів

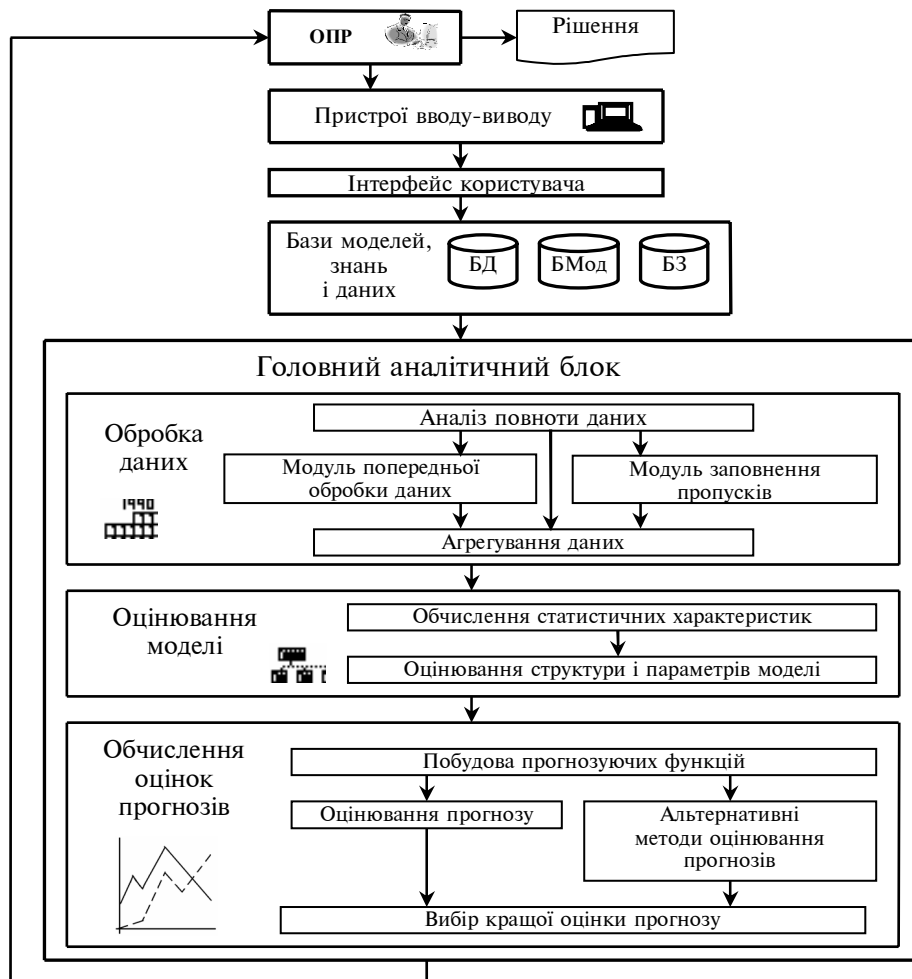


Рис. 5. Узагальнена структура ІСППР для адаптивного прогнозування

технічного аналізу. 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* [12].

Як приклад даних взято мінімальні щоденні ціни валютної пари USD/CAD (273 значення) за 2007 р. За допомогою описаного вище підходу спочатку побудовано модель множинної регресії. Для прогнозування мінімальної ціни на наступний день логічно вибрати як регресори  $S_1$ ,  $S_2$ ,  $S_3$ . Отримано таку модель:

$$y(k) = -0,017 + 2,175 \cdot S_1(k) - 5,487 \cdot S_2(k) + 4,573 \cdot S_3(k), \quad (1)$$

$$R^2 = 0,979; SSR = 0,0035; AIC = -8,269; DW = 1,963,$$

де  $k$  – дискретний час. Кількість збігів напрямків руху оцінок прогнозу для регресійної моделі становить 203 (або 74,35 %).

### Побудова моделей логістичної регресії та дерева класифікації

Оскільки в процесах формування цін біржових активів трапляються ділянки з нелінійностями довільного характеру, то для опису таких даних необхідно використовувати нелінійні моделі. Однією з досить простих моделей такого типу є логістична регресія, яка використана в даній роботі. Для прогнозування напрямку руху ціни побудовано моделі логістичної регресії та дерева класифікації [13–15]. Якщо в момент часу  $k+1$  ціна активу виявляється вищою, ніж в момент часу  $k$ , то позначимо це зростання “1”, а спадання, відповідно, – “0”. Ці значення використано як вхідні для моделі логістичної регресії та класифікаційного дерева. Такі ж позначення використано для зростання і спадання відповідних вихідних значень індикатора *Pivot Point*, які позначимо  $\hat{S}_1$ ,  $\hat{S}_2$ ,  $\hat{S}_3$ ,  $\hat{P}$ ,  $\hat{R}_1$ ,  $\hat{R}_2$ ,  $\hat{R}_3$ .

Для покращення якості прогнозів у модель логістичної регресії та дерева класифікації введено значення прогнозів руху цін, отримані за допомогою регресійної моделі (1). Для мінімальної ціни нова модель логістичної регресії має вигляд

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

$$x_1(k) = -0,751 + 0,134 \cdot \hat{S}_1(k) + 0,415 \cdot \hat{S}_2(k) - 0,403 \cdot \hat{S}_3(k) - 0,251 \cdot \hat{P}(k) + 0,609 \cdot \hat{R}_1(k) + 0,081 \cdot \hat{R}_2(k) - 0,089 \cdot \hat{R}_3(k) + 2,231 \cdot \hat{y}(k),$$

де  $\hat{y}(k)$  – вихідна змінна регресійної моделі, що набуває значення “1” при прогнозі зростання ціни та “0” – при прогнозі спадання. При пороговому значенні ймовірності 0,45 кількість збігів напрямків руху ціни становила 75,6 %. При використанні дерева класифікації і пороговому значенні ймовірності 0,32 похибка першого роду становила 54, другого – 13; кількість збігів напрямків руху ціни дорівнювала 73,92 %. Таким чином, кращою виявилася модель логістичної регресії з використанням оцінок прогнозу за регресійною моделлю.

Крім розглянутих процесів, запропоновану концепцію адаптивного оцінювання моделей і прогнозів апробовано на інших фінансово-економічних процесах. У всіх випадках досягнуто значного (в десятки разів) зменшення часу, необхідного для виконання обчислювальних експериментів, та зроблено аналіз значно більшої множини структур математичних моделей, ніж це можливо в ручному режимі.

### Висновки

Розроблено концепцію розв’язання задачі адаптивного прогнозування на основі методології системного аналізу, яка вирізняється тим, що ґрунтується на комплексному використанні методів попередньої обробки й аналізу даних, математичного і статистичного моделювання, прогнозування та оптимального оцінювання станів процесів довільної природи. Реалізація концепції надає такі переваги при моделюванні і прогнозуванні: швидкість пошуку кращої моделі зростає в десятки разів; автоматизований пошук дає можливість дослідити набагато більше можливих структур, ніж вручну, що збільшує ймовірність досягнення кращого результату; процес пошуку кращої моделі оптимізується завдяки використанню комплексного критерію якості; ІСППР інтегрує ідеологічно різні методи моделювання і прогнозування, що надає змогу подальшого підвищення якості оцінок прогнозів завдяки зваженому об’єднанню оцінок, отриманих за різними методами. На основі запропонованої концепції створено інформаційну систему підтримки прийняття рішень для моделювання і прогнозування фінансово-еко-

номічних процесів, використання якої забезпечує отримання високоякісних оцінок прогнозів для процесів вибраного класу. При цьому середня абсолютна похибка, як правило, не перевищує 6–8 %.

При прогнозуванні напрямку руху ціни біржового активу за моделлю логістичної регресії та класифікаційним деревом забезпечено коректне визначення напрямку руху процесу з імовірністю 0,69–0,75. Найкращий результат досягнуто за симбіозом лінійної регресійної моделі та логістичної регресії. При цьому ймовірність

коректного прогнозування руху мінімальної ціни становила 75,6 %, що є добрим результатом для процесів даного класу.

У подальших дослідженнях доцільно розширити функціональні можливості ІСППР за рахунок введення нових моделей байєсівського типу, використати множину альтернативних методів обчислення оцінок прогнозів і застосувати вдосконалені схеми адаптивного прогнозування з можливістю покращення якості попередньої обробки даних, що використовуються для побудови моделей.

1. *Holsapple C.W., Winston A.B.* Decision support systems. – Saint Paul: West Publishing Company, 1996. – 850 p.
2. *Turban E., Aronson J.E.* Decision support systems. – New Jersey: Prentice Hall, 2001. – 866 p.
3. *Лукашин Ю.П.* Адаптивные методы краткосрочного прогнозирования. – М.: Финансы и статистика, 2003. – 414 с.
4. *Бідюк П.І., Романенко В.Д., Тимощук О.Л.* Аналіз часових рядів. – К.: НТУУ “КПІ”, 2010. – 320 с.
5. *Зельнер А.* Байесовские методы в эконометрии. – М.: Статистика, 1980. – 438 с.
6. *Rossi P.E., Allenby G.M., McCulloch R.* Bayesian statistics and marketing. – New Jersey: John Wiley & Sons, Ltd, 2005. – 348 p.
7. *Chatfield C.* Time series forecasting. – London: Chapman & Hall, 2000. – 268 p.
8. *Згуровский М.З., Подладчиков В.Н.* Аналитические методы калмановской фильтрации. – К.: Наук. думка, 1995. – 286 с.
9. *Бідюк П.І.* Системний підхід до прогнозування на основі моделей часових рядів // Системні дослідження та інформаційні технології. – 2003. – № 3. – С. 88–110.
10. *Zgurovsky M.Z., Bidyuk P.I., Terentyev O.M.* Method of constructing Bayesian networks based on scoring functions // Cybernetics and System Analysis. – 2008. – 44, N 2. – P. 219–224.
11. *Spiegelhalter* Probabilistic networks and expert systems / R.G. Cowell, A.P. Dawid, S.L. Lauritzen, D.J. Spiegelhalter. – New York: Springer, 1999. – 324 p.
12. <http://www.mataf.net/en/tools/home>
13. *Nong Y.* The Handbook of Data Mining. – New Jersey: Arizona State University Publishers, 2003. – 1202 p.
14. *Application of Classification Techniques in Business, Banking and Finance* / E.I. Altman, R.B. Avery, R.A. Eisenbeis, J. Sinkey. – Greenwich: JAI Press, 1981. – 418 p.
15. *Hosmer D.W., Lemeshow S.* Applied Logistic Regression. – New York: John Wiley & Sons, Inc., 2000. – 380 p.

Рекомендована Радою  
Навчально-наукового комплексу  
“Інститут прикладного системного  
аналізу” НТУУ “КПІ”

Надійшла до редакції  
11 листопада 2011 року