

СИСТЕМА ПІДТРИМАННЯ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ ДЛЯ ПРОГНОЗУВАННЯ ФІНАНСОВИХ ПРОЦЕСІВ НА ОСНОВІ ПРИНЦИПІВ СИСТЕМНОГО АНАЛІЗУ

В.Я. ДАНИЛОВ, В.Г. ГУСЬКОВА, П.І. БІДЮК, О.Л. ЖИРОВ

Анотація. Запропоновано концепцію розв'язання задач адаптивного прогнозування на основі методології системного аналізу, що ґрунтується на комплексному використанні методів попереднього оброблення даних, математичного і статистичного моделювання, прогнозування та оптимального оцінювання станів досліджуваних процесів. Циклічне адаптування структури і параметрів моделі на основі множини статистичних характеристик процесу забезпечує отримання високоякісних коротко- та середньострокових оцінок прогнозів за умови наявності інформативних даних. Для ідентифікації і врахування можливих стохастичних, структурних і параметричних невизначеностей запропоновано використовувати оптимальну та цифрову фільтрацію і методи інтелектуального аналізу даних, такі як байєсівські мережі, адаптивні байєсівські мережі, гранулярні фільтри та інші інструменти. Можливі параметричні невизначеності мінімізуються шляхом застосування альтернативних методів оцінювання параметрів, таких як МНК, РМНК, ММП та Монте-Карло для марковських ланцюгів. Виконані дослідження запропонованої методики свідчать про можливість її застосування до аналізу широкого класу процесів довільної природи включаючи нелінійні нестационарні процеси у фінансах, економіці, екології та демографії.

Ключові слова: фінансові процеси, невизначеності, системний аналіз, адаптація, прогнозування.

ВСТУП

Системи підтримання прийняття рішень (СППР) — зручний сучасний інструмент оброблення статистичних/експериментальних даних і експертних оцінок для встановлення взаємозв'язків між змінними, побудови математичних моделей досліджуваних процесів, оцінювання прогнозів [1, 2]. Позитивними властивостями СППР порівняно з іншими інформаційно-аналітичними системами є такі: 1) має бути спроектована і реалізована з використанням принципів системного аналізу, на яких ґрунтується методика прийняття рішень особами, що приймають рішення (ОПР); 2) повинна бути активним учасником процесу прийняття рішень [1]; 3) у системі обов'язкова наявність бази знань для збереження чисельних процедур оброблення даних, обчислення оцінок параметрів моделей, критеріїв якості моделей, оцінок прогнозів і альтернативних рішень (альтернатив), правил вибору кращих моделей і рішень і т. ін.; 4) застосування активного контролю всіх етапів оброблення даних і знань за відповідними множинами формалізованих кількісних критеріїв якості; 5) модульна структура системи, яка забезпечує її оперативну модифікацію з метою розширення та поліпшення функціональних можливостей; 6) 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 керувальних впливів (управлінських рішень); 7) розроблення інтерфейсу високого рівня, який відповідає вимогам адаптивності до користувачів різних ступенів підготовки та вимогам людського фактора і ергономіки. Система підтримання прийняття рішень спроектована з урахуванням названих властивостей та елементів, буде ефективним інструментом підтримання прийняття обґрунтованих рішень експертом і реальним учасником процесу прийняття рішень. Роботу присвячено розробленню СППР для розв'язання задач коротко- і середньострокового прогнозування нелінійних нестационарних фінансових процесів на основі модельного підходу.

Існуючі методи прогнозування, що ґрунтуються на аналітичних процедурах, логічних правилах та раціональному експертному мисленні, не завжди дозволяють отримати бажаний результат з якості оцінок прогнозів, а тому проблема значного підвищення їх якості завжди є актуальною. Ефективне високоякісне прогнозування потребує застосування сучасної методології системного аналізу до існуючих підходів та методів аналізу даних, побудови моделей і оцінювання прогнозів, коректної побудови математичних моделей процесів довільної природи на основі сучасних досягнень у галузі статистичного аналізу даних і теорії оцінювання. Деякі можливості адаптивного прогнозування з метою підвищення якості оцінок прогнозів розглядаються у працях [3–7], зокрема адаптивні методи експоненційного згладжування та фільтрації даних. Однак методи, подані в цих працях, не передбачають застосування системного підходу до прогнозування та управління і не дають відповіді на основне запитання, як організувати процес оброблення даних, щоб отримати більш точні оцінки прогнозів в умовах наявності невизначеностей структурного, параметричного і статистичного характеру.

Згадані невизначеності зумовлені передусім значною нестационарністю досліджуваного процесу, пропусками вимірювань, зашумленими даними, наявністю екстремальних значень, стрибкоподібних переходів між режимами і т. ін.. Ефективні (щодо якості остаточного результату) методи адаптивного оцінювання і прогнозування станів динамічних процесів за допомогою фільтра Калмана подані у праці [8]. Для адаптації алгоритму оцінювання та прогнозування стану процесу використовують обчислені в реальному часі оцінки статистичних характеристик збурень стану і похибок вимірювань. Процедури оптимальної фільтрації мають свої недоліки і переваги. Їх перевагами є можливість врахування у явному вигляді статистичних характеристик збурень стану і шумів вимірювань, отримання оптимальних оцінок змінних стану та їх прогнозів, 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 кількість кроків прогнозування більша ніж один, можлива розбіжність процедури оцінювання станів і прогнозів унаслідок недостатньо високого ступеня адекватності моделі [9], необхідність застосування процедур коректної лінеаризації нелінійних процесів.

Тобто натепер існує необхідність створення нових методів і підходів до оцінювання моделей і прогнозів, які гарантовано забезпечать отримання ви-

сокоякісних оцінок прогнозів в умовах наявності невизначеностей, коротких вибірок та недостатньо високої інформативності статистичних даних. Така задача частково розв'язується в цій роботі за допомогою створення інформаційної СППР на основі системного підходу, який ґрунтується на використанні сучасних методів попереднього оброблення статистичних даних, адаптивного оцінювання структури і параметрів моделей, обчислення оцінок прогнозів та альтернативних рішень і застосування окремих множин статистичних критеріїв якості проміжних та остаточних результатів.

ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ

Мета роботи: 1) 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, урахування 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; 2) запропонувати нові обчислювальні схеми побудови прогнозних систем зі зворотним зв'язком на основі використання кількох множин статистичних параметрів якості моделей та оцінок прогнозів; 3) створити і реалізувати проект інформаційної СППР на основі запропонованої системної концепції адаптивного моделювання і прогнозування.

КОНЦЕПЦІЯ ПОБУДОВИ АДАПТИВНОЇ СИСТЕМИ ДЛЯ МОДЕЛЮВАННЯ І ПРОГНОЗУВАННЯ

Структурну схему, що ілюструє системний підхід до організації процесу прогнозування, зображено на рис. 1. Підхід ґрунтується на детальному аналізі досліджуваного процесу, установленні 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 СППР. Деталізовану схему адаптивного моделювання і прогнозування показано на рис. 2.

Розглянемо більш детально кожний з етапів побудови СППР. Створення системи для адаптивного моделювання і прогнозування починається з вибору процесу, аналізу поточного стану, існуючих моделей і підходів до його математичного опису та прогнозування подальшого розвитку. Аналіз спеціальних літературних джерел може суттєво 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 множин правил, що 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 хороше наближення до характеру мислення експерта. Вибір типу та структури моделі відіграє вагомий роль для реалізації подальших етапів створення прогнозної та керувальної систем.

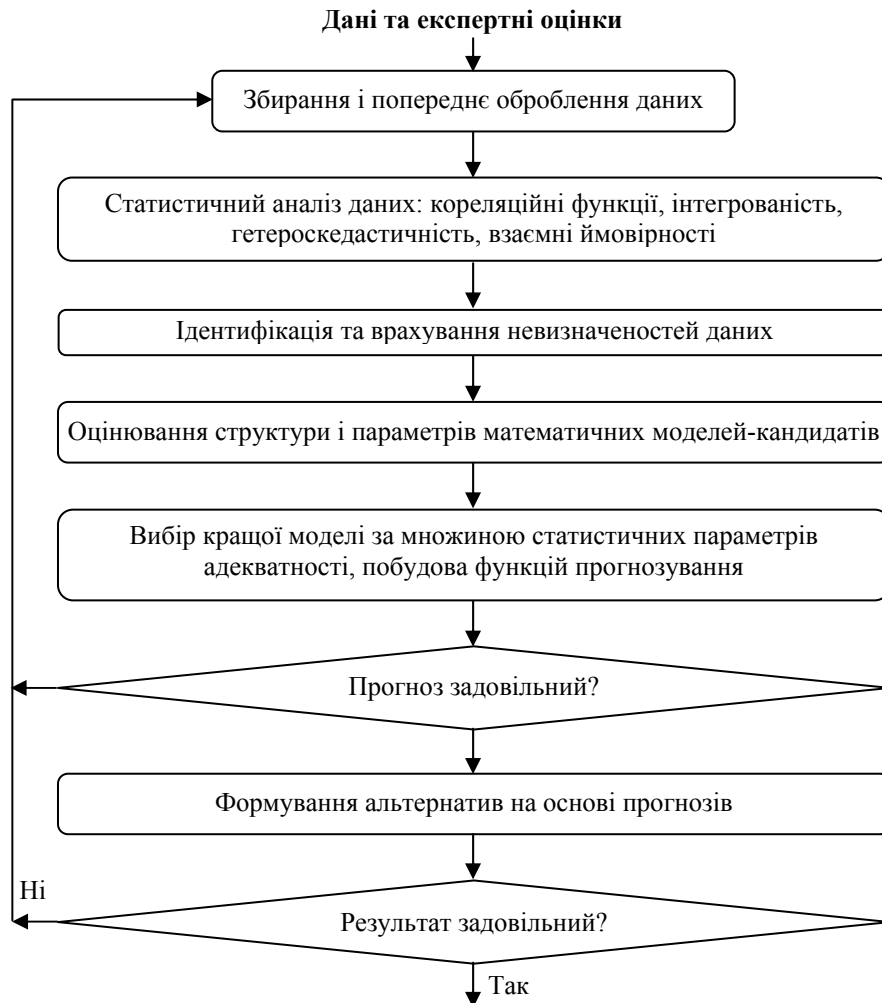


Рис. 1. Етапи реалізації системного підходу до моделювання і прогнозування

Так, модель, створена на основі теоретичних уявлень і закономірностей стосовно конкретного процесу, може потребувати лише деякого подальшого уточнення її параметрів за допомогою статистичних даних. А модель, яка повністю ґрунтується на статистичних дослідженнях, може потребувати значно більших обсягів інформації та часу для її побудови. Огляд літературних джерел також може бути корисним для оцінювання структури та адаптивного оцінювання параметрів моделі. Кожний метод має свої особливості та межі застосування, а тому необхідно знати ці особливості до його практичного застосування.

Система підтримання прийняття рішень ґрунтується на різновидах регресійних моделей, моделях у просторі станів, поліноміальних моделях у класі поліномів Колмогорова–Габора (моделі, що будуються за методом групового врахування аргументів) та байєсівських мережах (імовірнісні моделі у вигляді напрямлених ациклічних графів). Практика створення прогнозних систем для процесів довільної природи свідчить про те, що готових до використання моделей дуже мало. Навіть існуючі апробовані моделі потре-

бують коригування їх структури та/або параметрів з метою їх адаптування до конкретних умов використання і даних. Тому у більшості випадків необхідно будувати нову модель на основі поглибленого аналізу процесу та наявних даних. Якість даних відіграє надзвичайно важливу роль для побудови моделі, а тому під час формування бази даних необхідно керуватись відомими вимогами щодо їх інформативності, синхронності та коректності [4, 6].

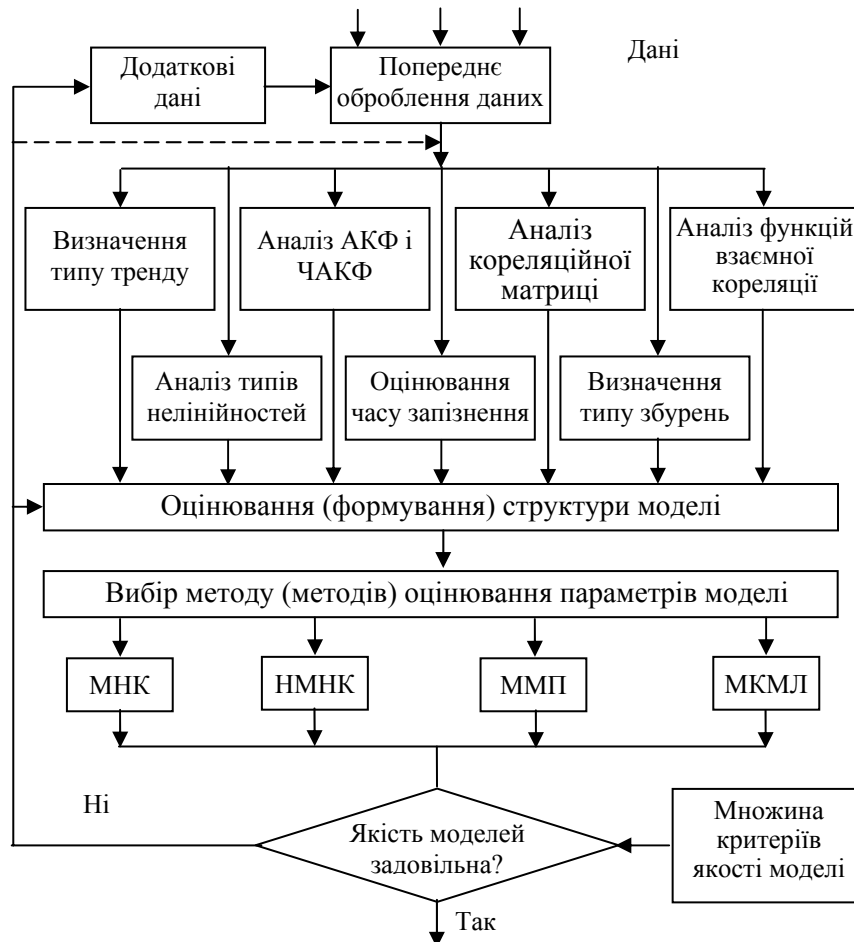


Рис. 2. Схема процесу адаптивного оцінювання моделі на основі статистичних (експериментальних) даних: АКФ — автокореляційна функція; ЧАКФ — часткова автокореляційна функція; МНК — метод найменших квадратів; НМНК — нелінійний метод найменших квадратів; ММП — метод максимальної подібності; МКМЛ — Монте-Карло для марковських ланцюгів

Попереднє оброблення даних потрібне для надання їм форми, яка забезпечить можливість коректного застосування методів оцінювання параметрів моделі та обчислення їх статистично значущих оцінок. Так, досить часто необхідно застосовувати належне нормування вимірювань у заданих межах, заповнювати пропуски даних, коригувати значні імпульсні (екстремальні) значення, логарифмувати великі значення, фільтрувати шумові складові та розв’язувати задачу мультиколінеарності. 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 оцінюють структури і параметри математичних моделей-кандидатів вибраних процесів. Формування (оцінювання) структури моделі — ключовий момент її побудови. Пропонується визначати структуру моделі такою, що складається із семи елементів:

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

де r — розмірність моделі (кількість рівнянь, які створюють модель); p — порядок, тобто максимальний порядок диференціальних або різницьових рівнянь, які формують модель; m — кількість незалежних змінних у правій частині моделі; n — нелінійність та її тип (це нелінійності стосовно змінних або параметрів; також необхідно встановити порядок нелінійності стосовно змінних); d — час затримки (лаг) реакції системи стосовно моменту подачі вхідного впливу та його оцінка; z — зовнішнє збурення процесу та його тип (випадкове або рідкісно детерміноване); l — можливі обмеження на змінні. Структура оцінюється на основі аналізу особливостей функціонування процесу та відповідних статистичних даних, які описують його перебіг у часі. Детально процедуру оцінювання структури розглянуто у праці [4]. Для одного процесу оцінюють кілька моделей-кандидатів, а потім вибирають кращу з них за допомогою множини статистичних параметрів адекватності моделі. Такий підхід відчутно підвищує ймовірність побудови адекватної (кращої) моделі для конкретного застосування.

Часові ряди даних у техніці, економіці та фінансах мають детерміновану та випадкову складові. Поява випадкової складової зумовлена наявністю випадкових збурень, похибок вимірювань, неточністю оцінювання структури та обчислень. Тому під статистичною 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 прогнозу моделі — це належна високоякісна апроксимація основних статистичних характеристик процесу: математичного сподівання, дисперсії та коваріації. Тому після побудови моделі необхідно перевірити її на можливість застосування для розв'язання задачі прогнозування. Натепер існує широкий спектр методів прогнозування, які застосовують в економіці та фінансах. Однак далеко не всі методи забезпечують високоякісні прогнози у конкретних випадках їх застосування через різні причини, зокрема наявність невизначеностей та особливостей перебігу досліджуваних процесів. Тому вибір методу прогнозування не є простим; він потребує одночасного застосування кількох альтернативних методів і вибору кращого з них на основі аналізу отриманого результату або створення практичних схем оцінювання високоякісних комбінованих прогнозів.

Найпоширенішими сьогодні методами прогнозування розвитку процесів довільної природи є такі: методи на основі регресійних моделей, нечітка логіка, імовірнісні та ймовірнісно-статистичні методи, метод групового врахування аргументів (МГВА), нейронні мережі, нейронечіткі моделі, методи на основі «м'яких» обчислень (генетичні та імунні алгоритми), метод подібних траєкторій, метод (машина) на основі опорних векторів та деякі інші.

Кожний із 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, імовірнісних методів та нечіткої логіки. За своєю природою ці методи близькі до способів моделювання ситуацій та прийняття рішень людиною-експертом (ОПР), а тому їх застосування у системах управління та підтримання прийняття рішень зазвичай дають значний позитивний ефект. Сучасні напрями розвитку ймовірнісних методів моделювання і прогнозування ґрунтуються на використанні узагальнених лінійних моделей, ієрархічних і структурних моделей, гранулярних фільтрів, статичних і динамічних мереж Байєса [5, 6, 10, 15], які мають ряд істотних переваг перед іншими підходами.

Побудова функцій для багатокрокового прогнозування. Необхідно зазначити деякі корисні особливості моделей авторегресії (АР) та авторегресії з ковзним середнім (АРКС) для обчислення оцінок прогнозів на їх основі. В узагальненому вигляді таку модель можна подати таким чином:

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

де $y(k)$ — основна змінна; $u(k)$ — вхідна (керувальна) змінна; p, q — порядок АРКС відповідно; θ — вектор параметрів моделі; $\varepsilon(k)$ — випадковий процес, поява якого зумовлена наявністю випадкових зовнішніх збурень, похибками вимірювань, неточністю структури і параметрів; $k = 0, 1, 2, \dots$ — дискретний час, який зв'язаний з неперервним t періодом дискретизації вимірювань T_s : $t = k T_s$.

Використання у СППР моделей АР і АРКС дає змогу будувати функції прогнозування на основі побудованих моделей. Використання цих функцій спрощує процедури обчислення оцінок багатокрокових прогнозів. За означенням оцінка прогнозу на s кроків стосовно деякого моменту k 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 [4, 9]

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

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:

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

$$+ (a_1^2 a_2 + a_2^2) y(k-1) + \beta_1 (a_1^2 + a_2) \varepsilon(k),$$

де a_0, a_1, a_2 і β_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 вимірювань змінних у правій частині моделі. Рекурсивну формулу для обчислення оцінок прогнозів процесу АРКС(2,1) на довільну кількість кроків s можна записати так:

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

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

Однчасне обчислення оптимальних оцінок стану і прогнозів. Однчасне оптимальне оцінювання стану і прогнозування подальшого руху динамічної системи виконуються за допомогою згаданих вище методів оптимальної фільтрації, зокрема фільтра Калмана. Натепер існує декілька модифікацій фільтра Калмана, 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 у просторі станів, має вигляд:

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

де $\hat{\mathbf{x}}(k)$ — оптимальна оцінка вектора стану $\mathbf{x}(k)$ у момент часу k ; \mathbf{A} — перехідна матриця станів процесу; $\mathbf{z}(k)$ — вектор вимірювань змінних на виході об'єкта; \mathbf{H} — матриця (коефіцієнтів) вимірювань; $\mathbf{K}(k)$ — оптимальний матричний коефіцієнт фільтра, який обчислюється за умови мінімізації функціонала:

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

тобто за умови мінімуму математичного сподівання суми квадратів похибок оцінок вектора стану процесу (значення \mathbf{K} визначається розв'язком 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, значущість фільтра полягає у тому, що він виконує роль пристрою для згладжування і прогнозування, а тому його введення у СПІР

надає системі додаткові корисні функціональні можливості. Крім того, адаптивний фільтр дає змогу оцінювати статистичні характеристики збурення стану і похибок вимірювань, які не завжди можна визначити апріорно [7, 8, 12].

Адаптація байєсівської мережі. Одним з потужних сучасних імовірнісних інструментів розв'язання задач прогнозування, класифікації та підтримання прийняття рішень є графічні моделі причинно-наслідкових зв'язків у формі байєсівських мереж (БМ) [10, 15]. Для побудови структури БМ використано алгоритм на основі статистичного аналізу рядів даних, які характеризують еволюцію змінних мережі [10]. У СППР 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 кількістю 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; $n = |Z|$ — кількість вузлів БМ; r_i — кількість значень, що можуть прийматися вузлом X_i ; v_{ik} — k -е значення змінної X_i ; Π_i — множина вузлів-предків вузла X_i ; Φ_i — множина можливих ініціалізацій Π_i ; $q_i = |\Phi_i|$ — кількість можливих ініціалізацій Π_i ; ϕ_{ij} — j -а ініціалізація множини вузлів-предків Π_i вузла X_i ; B_S — структура БМ; B_P — імовірнісна специфікація БМ, тобто частина опису моделі — імовірнісні характеристики БМ; $\theta_{ijk} = p(X_i = v_{ik} | \phi_{ij}, B_P)$, 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 ϕ_{ij} ; D_0 — вихідна база даних спостережень; S_0 — структура БМ, отримана внаслідок попереднього пакетного оброблення бази D_0 ; D_1 — база даних нових спостережень, не використаних у побудові S_0 ; S_1 — структура БМ, отримана після адаптації S_0 до нових даних D_1 . Ставилось завдання розроблення алгоритму адаптування вихідної БМ $G = \langle Z, E \rangle$ зі структурою S_0 , побудованого за вихідною базою спостережень D_0 , до нових спостережень D_1 . Тобто потрібно 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, — нестационарний характер, 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:
 - 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 задають таблиці умовних розподілів імовірностей, отримані безпосе-

редньо на підставі частотного аналізу появи значень змінних у спостереженнях, тому відразу визначимо зміни в процедурі коригування імовірнісної частини моделі. Щоб полегшити коригування імовірнісної частини моделі, корисно зберігати не таблиці розподілу умовних імовірностей, а значення N_{ijk} . Це дає змогу швидше оновлювати дані про розподіл умовних імовірностей, а самі значення умовних імовірностей можна обчислювати за формулою Діріхле

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

Коригуючи структуру БМ, порядок обходу вузлів визначаємо за внеском кожного вузла у значення умовної ймовірності $p(D_1 | D_0, S_0) =$

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

Суть аналізу інформаційної важливості дуг по-

лягає у такому. 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 являють собою результат 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 -а дуга залишається у структурі мережі, оскільки видалення цієї дуги призводить до зменшення значення локального функціонала якості (тобто для поточного вузла). Інакше дуга заноситься в список (множину) дуг, що підлягають подальшій перевірці на необхідність видалення. Список відсортовується за збільшенням значення $K_{\text{delete}}(S_{-1}^m)$. Список дуг аналізується послідовно. Подальша перевірка полягає в обчисленні значення локального функціонала якості за вихідної конфігурації і конфігурацій, які отримуємо з видалення однієї з дуг, що залишилися в списку. Тактика вилучення і додавання дуг застосована в інкрементному варіанті адаптаційного алгоритму. Оскільки результатом реалізації байєсівського підходу є вибір стратегії адаптації на основі функціонала

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

то процедура вилучення і додавання дуг здійснюється таким чином.

Якщо врахувати вид розв'язання оптимізаційної задачі адаптації БМ, то тактика вилучення дуг повинна приводити до зменшення першої складової чисельника $P(S | D_0)$, оскільки вона досягає максимуму за умови $S = S_0$ у 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 K2 є наявність упорядкованої послідовності вузлів, то пошук дуги-претендента на додавання здійснюється саме в такий спосіб. Оцінка

дуги виконується шляхом обчислення значення локального функціонала якості. Відповідно претендент на додавання повинен визначати конфігурацію вхідних дуг, що має найбільше значення локального функціонала якості [9].

Оцінювання адекватності моделей і якості 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 характеризує одну властивість оцінки прогнозу. Іноді якість оцінок прогнозів визначають лише за допомогою середньоквадратичної похибки (СКП). Однак значення СКП — це лише одна з множини можливих статистик, яка залежить від масштабу даних, а тому цієї характеристики явно недостатньо для аналізу якості прогнозу.

Якість лінійних та псевдолінійних моделей оцінюють за допомогою декількох статистичних критеріїв якості, зокрема таких, як 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 відсотках (наприклад, середня абсолютна похибка у відсотках (САПВ)). Переваги їх використання полягають у тому, що вони не залежать від масштабу даних і легко інтерпретуються ОПР. Середню абсолютну похибку у відсотках і коефіцієнт Тейла обчислюють за виразами:

$$САПВ = \frac{1}{s} \sum_{i=1}^s \frac{|y(k+i) - \hat{y}(k+i, k)|}{|y(k+i)|} \cdot 100 = \frac{1}{s} \sum_{i=1}^s \frac{|e(k+i)|}{|y(k+i)|} \cdot 100;$$

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

де s — кількість кроків прогнозування; $y(k+i)$ — фактичні значення даних; $\hat{y}(k+i)$ — оцінки прогнозів відносно k -го момент 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 метод оцінювання прогнозу на її основі) для оцінювання прогнозу в принципі.

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

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

де D_N — дані, що використовуються для оцінювання структури і параметрів моделі; СКП — середньоквадратична похибка однокрокового прогнозу на навчальній (історичній) вибірці; U — коефіцієнт Тейла (наближається до нуля, якщо модель придатна для прогнозування).

Альтернативний варіант використаного інтегрального критерію такий:

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

де N — кількість вимірів часового ряду даних. Потужність цих критеріїв перевірено експериментально і встановлено, що вони дають можливість вибрати кращу модель 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 — близькими за своїми значеннями.

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 статистичні характеристики їх якості. Для розв'язання задачі *структурної адаптації* прогнозної моделі до змін у досліджуваному процесі та до вимог щодо якості прогнозу можна скористатись такими обчислювальними можливостями:

- періодичний аналіз типу розподілу даних і його параметрів та врахування отриманого результату під час вибору методу оцінювання параметрів моделі;
- автоматизований аналіз часткової автокореляційної функції (ЧАКФ) залежної (основної) змінної з подальшим коригуванням структури моделі шляхом уведення/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 за одиницю, — це так звані *провідні індикатори*, що надають можливість коректно обчислювати прогнози на ту кількість кроків, що відповідає фактичному лагу; формування додаткових індикаторів на основі регресорів;
- 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 та 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 дозволяє отримувати додаткові моделі-кандидати 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 повинні бути враховані під час створення системи адаптивного прогнозування.

ПРИКЛАДИ ЗАСТОСУВАННЯ СИСТЕМИ ПІДТРИМАННЯ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ

Приклад 1. Прогнозування процесів утворення валового внутрішнього продукту (ВВП) та інфляції. Для автоматичного перебирання можливих структур моделей використано алгоритм аналізу порядку моделей AP, APKC, заснований на властивості ЧАКФ відображати істотні зв'язки між елементами вибірки та на зміні порога під час аналізу значень цієї функції. Параметри, які задавались раніше експертом, змінювались у заданих межах, забезпечуючи отримання множини моделей. Інтерактивне вікно системи у побудові моделі APKC показано на рис. 3. Для оцінювання параметрів моделі передбачено такі методи: МНК, рекурсивний МНК, модифікований рекурсивний МНК та метод максимальної правдоподібності (ММП)); автоматизовано аналізується наявність тренда та оцінюються порядки обох складових моделі.

Виконано аналіз процесів ВВП та інфляції України, ВВП США, індекс РТС. Використано методи аналізу стаціонарності процесу і побудовано моделі процесів з урахуванням результатів тестів щодо їх нестаціонарності. Виконано автоматичний вибір кращих параметрів моделей за інтегрованим критерієм якості модельно-прогнозних характеристик. Так, для ВВП України кращою виявилася модель 7-го порядку з використанням методу оцінювання параметрів МНК (САПВ = 6,8%); ці результати досягнуто із застосуванням автоматичного перебирання. Для процесу рівня інфляції кращою виявилася модель AP(3) з використанням тренду, описаного поліномом 3-го

порядку (САПВ = 7,3%); цих результатів також досягнуто із застосуванням автоматичного перебирання. При цьому для моделей АР обчислено і порівняно близько 120 моделей, а для моделі АРКС — близько 1000.

Тести оцінювання процесів ВВП США і індексу РТС показали наявність гетероскедастичності процесів. Під час моделювання і прогнозування змінної дисперсії кращими були моделі: для ВВП США — модель АРУГ(2), обчислена з використанням модифікованого методу максимальної правдоподібності (САПВ = 15,7%); для моделі індексу РТС — модель АРУГ(3) (САПВ = 13,4%). При цьому для кожного процесу було обчислено і порівняно близько 265 моделей. Ці результати досягнуто з використанням алгоритму автоматичного перебирання моделей.

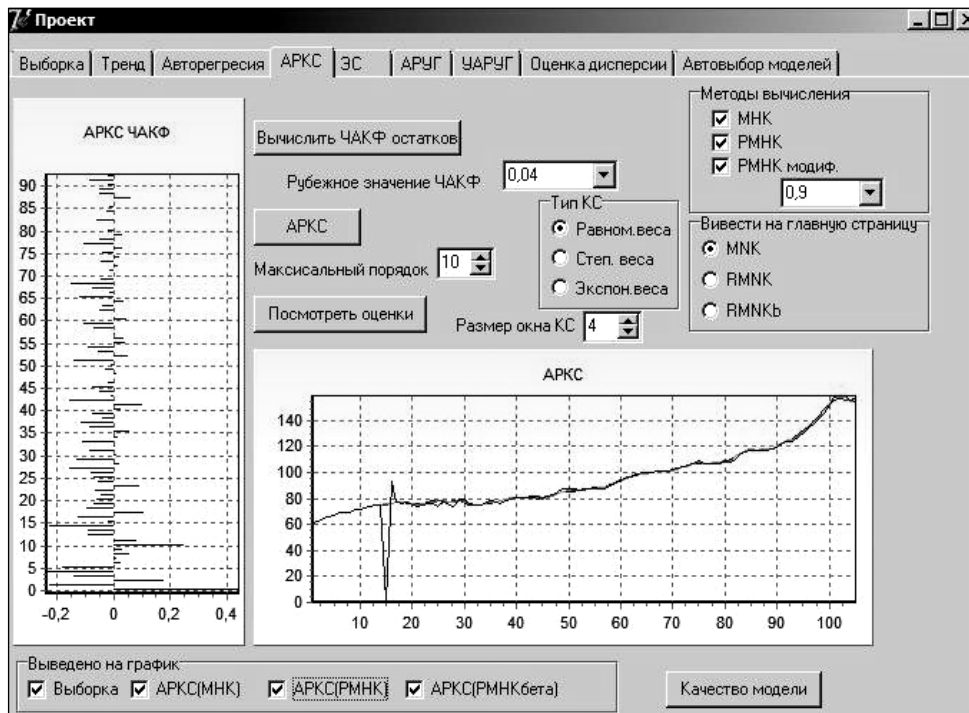


Рис. 3. Вікно програми для оцінювання АРКС

Приклад 2. Прогнозування 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 про фактичний рух цін протягом визначеного проміжку часу. Створено ряд індикаторів технічного аналізу, які часто використовують трейдери, і аналітики фінансових структур, серед яких: *Pivot Point*, *Woodie's Pivot Points*, *Fibonacci's Pivot Points*, *Camarilla's Pivot Points* [11].

Спочатку були побудовані регресійні моделі. Як приклад даних взято мінімальні щоденні ціни валютної пари USD/CAD (273 значення) за 2007р. 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:

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

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

де k — дискретний час. Кількість збігів напрямів руху оцінок прогнозу для регресійної моделі складає 203 (або 74,35 %).

Побудова моделей логістичної регресії та дерева класифікацій.

Оскільки в процесах формування цін біржових активів є участки з нелінійностями довольного характеру, то для описання таких даних необхідно використовувати нелінійні моделі. Однією з досить простих моделей такого типу є логістична регресія, яку використано в роботі. Для прогнозування напрямку руху ціни побудовано моделі логістичної регресії та дерева класифікації [12–14]. Якщо у момент часу $t + 1$ ціна активу виявляється вищою ніж у момент часу t , то позначаємо це зростання через 1, а спадання відповідно через 0. Ці значення застосовано 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 через $\hat{S}_1, \hat{S}_2, \hat{S}_3, \hat{P}, \hat{R}_1, \hat{R}_2, \hat{R}_3$ і подамо їх на вхід логістичної регресії і класифікаційного дерева.

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

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

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

де $\hat{y}(k)$ — вихідна змінна регресійної моделі, що набуває значення 1 за прогнозу зростання ціни та 0 — за прогнозу спадання. За порогового значення ймовірності 0,45 кількість збігів напрямів руху ціни становила 75,6%. У разі використання дерева класифікації та порогового значення ймовірності 0,32 похибка першого роду склала 54, другого – 13; кількість збігів напрямів руху ціни дорівнювала 73,92%. Таким чином, кращою виявилася модель логістичної регресії з використанням оцінок прогнозу за регресійною моделлю. Статистичні характеристики прогнозів свідчать про їх високу якість і можливість використання у правилах виконання операцій на біржі.

Окрім розглянутих процесів, запропоновано концепцію адаптивного оцінювання моделей та прогнозів апробовано до інших фінансово-економічних процесів. У всіх випадках досягнуто значне (у десятки разів) зменшення часу, необхідного для виконання обчислювальних експериментів та проаналізованого значно більшу множину структур математичних моделей, ніж це можливо у ручному режимі.

ВИСНОВКИ

Розроблено концепцію розв'язання задачі адаптивного прогнозування на основі методології системного аналізу, яка відрізняється тим, що ґрунтується на комплексному використанні методів попереднього оброблення і аналізу даних, адаптивного статистичного моделювання, прогнозування та оптимального оцінювання станів процесів довільної природи. Реалізація концепції надає такі переваги під час моделювання і прогнозування: швидкість пошуку кращої моделі зростає у десятки разів; автоматизований пошук дає можливість дослідити набагато більшу множину можливих структур ніж вручну, що збільшує ймовірність досягнення кращого результату; процес пошуку кращої моделі оптимізується завдяки використанню комплексного критерію якості; СППР інтегрує ідеологічно різні методи моделювання і прогнозування, що дає змогу подальшого підвищення якості оцінок прогнозів завдяки зваженому об'єднанню оцінок, отриманих за різними методами. На основі запропонованої концепції створено інформаційну СППР для моделювання і прогнозування фінансово-економічних процесів, використання якої забезпечує отримання високоякісних оцінок прогнозів для процесів вибраного класу. При цьому САПВ, як правило, не перевищує 8% для рівня процесу, а для дисперсії 16%.

За прогнозування 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 хорошим результатом для процесів даного класу.

У подальших дослідженнях доцільно розширити функціональні можливості СППР за рахунок уведення нових моделей байєсівського типу, використати множину альтернативних методи обчислення оцінок прогнозів і застосувати вдосконалені схеми адаптивного (на основі адаптації структури і параметрів моделі) та комбінованого прогнозування з можливістю підвищення якості попереднього оброблення даних, що використовуються для побудови моделей.

ЛІТЕРАТУРА

1. *Holsapple C.W.* Decision support systems / C.W. Holsapple, A.B. Winston. — Saint Paul (USA): West Publishing Company, 1996. — 850 p.
2. *Turban E.* Decision support systems / E. Turban, J.E. Aronson. — New Jersey: Prentice Hall, 2001. — 865 p.
3. *Лукашин Ю.П.* Адаптивные методы краткосрочного прогнозирования / Ю.П. Лукашин. — М.: Финансы и статистика, 2003. — 414 с.
4. *Бідюк П.І.* Аналіз часових рядів / П.І. Бідюк, В.Д. Романенко, О.Л. Тимошук. — К.: НТУУ «КПІ», 2013. — 600 с.
5. *Press S.J.* Subjective and objective Bayesian statistics / S.J. Press. — Hoboken (New Jersey): John Wiley & Sons, Inc., 2013. — 560 с.
6. *Rossi P.E.* Bayesian statistics and marketing / P.E. Rossi, G.M. Allenby, R. McCulloch. — New Jersey: John Wiley & Sons, Ltd, 2005. — 348 p.

7. *Diebold F.X.* Forecasting / F.X. Diebold. — Pennsylvania: University of Pennsylvania, 2018. — 800 p.
8. *Згуровский М.З.* Аналитические методы калмановской фильтрации / М.З. Згуровский, В.Н. Подладчиков. — К.: Наук. думка, 1995. — 285 с.
9. *Ng B.M.* Adaptive dynamic Bayesian networks / B.M. Ng // Joint Statistical Meetings, Salt Lake City (USA), July 29 – August 2, 2007. — P. 1–7.
10. *Zgurovsky M.Z.* Method of constructing Bayesian networks based on scoring functions / M.Z. Zgurovsky, P.I. Bidyuk, O.M. Terentyev // Cybernetics and System Analysis. — 2008. — Vol. 44, N 2. — P. 219–224.
11. <http://www.mataf.net/en/tools/home/> Database.
12. *Nong Y.* The Handbook of Data Mining / Y. Nong. — New Jersey: Arizona State University Publishers, 2003. — 1201 p.
13. *Altman E.I.* 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.
14. *Hosmer D.W.* Applied Logistic Regression / D.W. Hosmer, S. Lemeshow. — New York: John Wiley & Sons, Inc., 2000. — 380 p.
15. *Cowell R.G.* Probabilistic networks and expert systems / R.G. Cowell, A.P. Dawid, S.L. Lauritzen, D.J. Spiegelhalter. — New York: Springer, 1999. — 323 p.

Надійшла 26.01.2019