



УДК 004.67

СИСТЕМНИЙ АНАЛІЗ МЕТОДІВ ПРОГНОЗУВАННЯ ДЛЯ ФІНАНСОВО-ІНВЕСТИЦІЙНОЇ ДІЯЛЬНОСТІ

П.П. МАСЛЯНКО, Ю.Р. ЗЕМЛЯНСЬКИЙ, А.В. РЯБУШЕНКО

Проведено системний аналіз методів прогнозування, що застосовуються у фінансово-інвестиційній діяльності з метою створення компоненти прогнозування системи управління фінансово-інвестиційною діяльністю. Розроблено критерії та методи автоматизованого вибору моделей прогнозування. Запропоновано алгоритм вибору моделі прогнозування, найкращої серед множини можливих згідно із заданими критеріями.

ВСТУП

Прогнозування широко розповсюджене і нині використовується майже в усіх сферах людської діяльності — від прогнозування складських запасів і до прогнозування складних процесів: кліматичних, економічних, техногенних та ін. У роботі розглядається проблема прогнозування котирувань на фінансових ринках, тобто прогнозування часових рядів цін або дохідності акцій на фондовому ринку України.

Для роботи на фондовому ринку України важливим є ефективне прогнозування змін котирувань з метою оптимізації інвестиційного портфеля та управління ризиками. Відсутність прогнозу діяльності ринку може спричинити різке спадання вартості інвестиційних активів, що призведе до банкрутства компанії.

З метою вибору моделі, яка б здійснювала найкращий прогноз за вибраними критеріями, у роботі досліджено властивості фінансового ринку. Спираючись на результати статті [1], проведено аналіз адекватності моделей прогнозування на фондовому ринку України. Як вхідні дані використано щоденні котирування індексу Першої фондової торговельної системи (ПФТС) на час закриття в період із 03.10.1997 р. по 20.07.2009 р.

Однією із систем, яка використовує прогнозування часових рядів для фінансових ринків, є система управління фінансово-інвестиційною діяльністю [2]. Для створення такої системи застосовується компонентний процес розроблення і поділу об'єктів інформатизації за загальносистемними ознаками [3]. Система містить компоненту «прогнозування», яка і відповідає за прогнозування показників фінансового ринку [4].

Оскільки такі системи мають прогнозувати велику кількість фінансових часових рядів і процесів, прогнозування повинно виконуватись в автоматич-

ному режимі, що є однією з проблем під час створення системи прогнозування. Тому необхідно чітко сформулювати формалізований алгоритм вибору адекватних методів прогнозування.

Авторами запропоновано один із алгоритмів вибору моделі прогнозування фінансових часових рядів, який може бути використано для проектування компоненти прогнозування системи управління фінансово-інвестиційною діяльністю.

ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ

Мета роботи — проаналізувати наявні методи прогнозування та доцільність їх використання на українському фінансовому ринку для створення компоненти прогнозування системи управління фінансово-інвестиційною діяльністю; розробити критерії та методи автоматизованого вибору методів прогнозування.

Об'єкт дослідження — процеси прогнозування та множина моделей прогнозування фінансових часових рядів для фінансово-інвестиційної діяльності.

Предмет дослідження — структурне і динамічне представлення моделей прогнозування для фінансово-інвестиційної діяльності та методи оцінювання точності прогнозу.

ПРИНЦИПИ СИСТЕМНОГО АНАЛІЗУ МЕТОДІВ ПРОГНОЗУВАННЯ

Методи прогнозування утворюють клас моделей із визначеними властивостями та операціями. Визначення множини моделей для створення систем прогнозування в умовах невизначеності, ризиків та конфліктності інтересів потребує системного підходу і вивчення міждисциплінарної взаємодії у будь-яких сферах діяльності людини [5].

Під поняттям «система прогнозування» розуміється множина моделей прогнозування та співвідношень між ними, що є необхідною і достатньою для ефективного прогнозування поведінки часових рядів у фінансово-інвестиційній діяльності [3].

Система прогнозування вважається заданою лише тоді, коли задано специфікацію системи прогнозування.

На системному рівні специфікація системи прогнозування може бути задана діаграмами керування, структурного представлення та динамічного представлення системи.

В основу створення специфікації системи прогнозування часових рядів фінансово-інвестиційної діяльності покладено такі принципи:

- 1) принцип системної спорідненості — здатність моделей прогнозування надати реалізацію забезпечених і затребуваних інтерфейсів у інформаційно-комунікаційній системі із заданою специфікацією;
- 2) принцип динамічної ієрархії — вибір та адаптивна зміна послідовності застосування методів прогнозування залежно від зміни умов проведення прогнозування чи вимог до оцінювання точності прогнозу;
- 3) принцип максимальної ефективності застосування моделей прогнозування для конкретної предметної області.

ОГЛЯД МЕТОДІВ ПРОГНОЗУВАННЯ ДЛЯ ФІНАНСОВО-ІНВЕСТИЦІЙНОЇ ДІЯЛЬНОСТІ

Метод Хольта і Брауна

У середині ХХ ст. Хольт запропонував удосконалений метод експоненціального згладжування (метод двопараметричного експоненціального згладжування) [6]. У такому алгоритмі значення рівня і тренду експоненційно згладжуються, однак параметри згладжування в них різні:

$$\begin{cases} \Omega_t = \alpha Y_t + (1 - \alpha)(\Omega_{t-1} - T_{t-1}), \\ T_t = \beta(\Omega_t - \Omega_{t-1}) + (1 - \beta)T_{t-1}, \\ \hat{Y}_{t+p} = \Omega_t + pT_t, \end{cases} \quad (1)$$

де Y_t — часовий ряд; \hat{Y}_{t+p} — прогноз на p кроків уперед; Ω_t — прогноз, відфільтрований від тренду; T_t — параметр лінійного тренду; α та β — коефіцієнти, які визначають чутливість моделі.

Перше рівняння системи (1) відфільтровує тренд від часового ряду Y_t . Друге рівняння слугує для оцінки тренду, а третє — використовується для визначення прогнозу на p кроків уперед.

Сталі згладжування α та β у методі Хольта відіграють ту ж роль, що і стала в простому експоненціальному згладжуванні. Підбираються вони шляхом перебору з певним кроком. Можна використовувати і менш складні, в контексті кількості підрахунків, алгоритми. Головне, що завжди можна підібрати таку пару параметрів, яка дає найвищу точність на тестовому наборі, а потім використовувати цю пару параметрів при реальному прогнозуванні. Окремим випадком метода Хольта є метод Брауна, коли $\alpha = \beta$ [7].

Метод Вінтерса

Описаний вище метод Хольта не враховує сезонні коливання під час прогнозування. Існує розширення методу Хольта до трьохпараметричного експоненціального згладжування — це метод Вінтерса [8]. Система враховує сезонні коливання в даних. Система рівнянь, що описує метод Вінтерса, має такий вигляд:

$$\begin{cases} \Omega_t = \alpha \frac{Y_t}{S_{t-s}} + (1 - \alpha)(\Omega_{t-1} - T_{t-1}), \\ T_t = \beta(\Omega_t - \Omega_{t-1}) + (1 - \beta)T_{t-1}, \\ S_t = \gamma \frac{Y_t}{\Omega_t} + (1 - \gamma)S_{t-s}, \\ \hat{Y}_{t+p} = (\Omega_t + pT_t)S_{t-s+p}. \end{cases} \quad (2)$$

Параметри системи (2) ті самі, що і в (1), тільки дріб у першому рівнянні слугує для виключення фактора сезонності, який визначається третім рівнянням. Відповідно, S_t — параметр сезонності, γ — коефіцієнт моделі

для сезонних коливань. Після виключення сезонності алгоритм працює з «чистими» даними, в яких відсутні сезонні коливання. Сезонний фактор враховується в останньому рівнянні, коли чистий прогноз, підрахований майже повністю за методом Хольта, множиться на сезонний коефіцієнт.

Методи AR, MA, ARIMA

Тепер розглянемо групу методів прогнозування часових рядів — авторегресійне інтегроване ковзне середнє (autoregressive integrated moving average (ARIMA)), що зараз широко використовується [9]. До цієї групи належать дві більш прості моделі часових рядів — модель авторегресії (autoregressive (AR)) (3) і модель із ковзним середнім (moving average (MA)) (4):

$$X_t = c + \sum_{i=1}^p \varphi_i X_{t-i} + \varepsilon_t, \quad (3)$$

$$X_t = \mu + \varepsilon_t + \sum_{i=1}^q \theta_i \varepsilon_{t-i}, \quad (4)$$

де θ_i та φ_i — параметри моделей; c — константа; ε_t — білий шум; μ — математичне сподівання X_t .

AR і MA поєднуються в одну загальну модель авторегресії з ковзним середнім (autoregressive moving average (ARMA)):

$$X_t = c + \varepsilon_t + \sum_{i=1}^p \varphi_i X_{t-i} + \sum_{i=1}^q \theta_i \varepsilon_{t-i}.$$

Подальше розширення моделі ARMA призвело до виникнення моделі ARIMA:

$$X_t = c + \varepsilon_t + \sum_{i=1}^p \varphi_i X_{t-i} + \sum_{i=1}^q \theta_i \varepsilon_{t-i} + \sum_{i=1}^q \gamma_i u_{t-i}$$

та похідних від неї [10–12].

Однією з модифікацій ARIMA є autoregressive fractionally integrated moving average (ARFIMA). У ній параметр d не обов'язково має бути цілим числом. Це досягається тим, що замість лагового оператора L вводиться зворотній оператор B .

Якщо в моделі ARIMA $B^k X_t = X_{t-k}$, то в ARFIMA використовується такий біноміальний розподіл для забезпечення дробового параметра d :

$$(1-B)^d = \sum_{k=0}^{\infty} \binom{d}{k} (-B)^k = \sum_{k=0}^{\infty} \frac{\prod_{a=0}^{k-1} (d-a)(-B)^k}{k!} = 1 - dB + \frac{d(d-1)}{2} B^2 - \dots$$

Загальна форма моделі ARFIMA має такий вигляд:

$$\left(1 - \sum_{i=1}^p \varphi_i B^i\right) (1-B)^d X_t = \left(1 + \sum_{i=1}^q \theta_i B^i\right) \varepsilon_t,$$

де оператор різниці d може мати дробові значення.

Методи ARCH та GARCH

Модель авторегресії умовної гетероскедастичності (autoregressive conditional heteroskedasticity (ARCH)) узагальнює моделі AR через додаткове врахування гетероскедастичності часового ряду.

Нехай x_t — гетероскедастичний процес, тоді модель ARCH (q) визначається так:

$$\begin{cases} x_t = \sigma_t \varepsilon_t, \\ \sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 x_{t-1}^2 + \dots + \alpha_q x_{t-q}^2, \end{cases}$$

де $\varepsilon_t \sim N(0,1)$, $\alpha_0 > 0$, $\alpha_i \geq 0$, $i > 0$.

Модель ARCH(q) може бути оцінена із використанням методу найменших квадратів. Для оцінювання лага ARCH використовують тест множників Лагранжа, запропонований Робертом Інглом [13].

Узагальненою моделлю ARCH є узагальнена авторегресійна модель умовної гетероскедастичності (generalized autoregressive conditional heteroskedasticity (GARCH)), запропонована Боллерслевом (Bollerslev) у 1986 р. [14]. Модель GARCH (p, q) має такий вигляд:

$$\begin{cases} x_t = \sigma_t \varepsilon_t, \\ \sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 x_{t-1}^2 + \dots + \alpha_q x_{t-q}^2 + \varepsilon_{t-1}^2 + \dots + \beta_p \varepsilon_{t-p}^2, \end{cases}$$

де p — порядок для GARCH елемента σ^2 , а q — порядок елемента ε^2 моделі ARCH.

До цього ж класу моделей можна віднести і похідні моделі, такі, як нелінійна узагальнена авторегресійна модель умовної гетероскедастичності (nonlinear generalized autoregressive conditional heteroskedasticity (NGARCH)), експоненційна узагальнена авторегресійна модель умовної гетероскедастичності (exponential generalizes autoregressive conditional heteroskedasticity — EGARCH), частково інтегрована узагальнена авторегресійна модель умовної гетероскедастичності (fractionally integrated generalized autoregressive conditional heteroskedasticity — FIGARCH) та ін. [15].

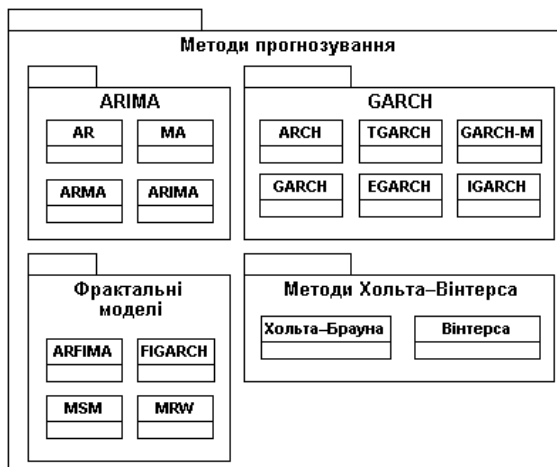


Рис. 1. Методи прогнозування. Діаграма класів у нотатції UML

На рис. 1 зображено розглянуті методи прогнозування, які широко використовуються для прогнозування фінансових даних. Також останні дослідження [16, 17] свідчать про наявність фрактальних властивостей котировань на фінансових ринках розвинених країн, тому широке застосування отримали такі моделі, як ARFIMA та FIGARCH. Великий інтерес становлять нові методи: мультифрактальне випадкове блукання (multifractal random

walk (MRW)) [18] і мультифрактальне перемикання Маркова (Markov-Switching Multifractal model (MSM)) [19]. Під час прогнозування на українському ринку вони також можуть ефективно застосовуватися, але для цього доцільно буде спочатку провести дослідження індексу ПФТС (перша фондова торгівельна система) на самоподібність.

ОБҐРУНТУВАННЯ ВИБОРУ МОДЕЛІ ПРОГНОЗУВАННЯ ДЛЯ УКРАЇНСЬКОГО ФОНДОВОГО РИНКУ

Серед описаних вищих моделей необхідно вибрати модель, яка б надавала найточніший прогноз за вибраними критеріями для українського фондового ринку. Для цього автори пропонують провести статистичний аналіз дохідності та волатильності індексу ПФТС.

З аналізом основних статистичних характеристик дохідності та волатильності фондового ринку України (а саме — індексу ПФТС) можна ознайомитися в [1]. У цій роботі увага зосереджена на додатковому виявленні фрактальних властивостей.

Для дослідження значень дохідності індексу ПФТС на самоподібність застосовуємо такий метод, як аналіз детрендованих флуктуацій (Detrended Fluctuation Analysis (DFA)) та показник Херста [20]. Для дослідження було використано дані за період з 03.10.1997 р. по 20.07.2009 р., довжина ряду — 2840 спостережень (рис. 2). Ряд є набір щоденних неперервно нарахованих дохідностей на час закриття індексу ПФТС. Дохідність розраховується за формулою:

$$R = \ln P_t - \ln P_{t-1},$$

де R — дохідність, P_t — значення індексу ПФТС у точці t .

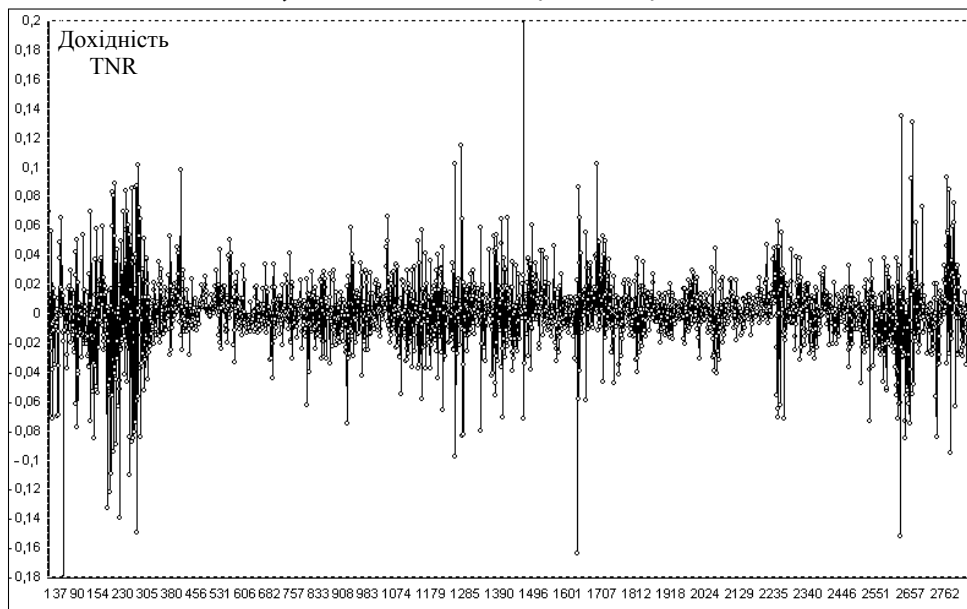


Рис. 2. Дохідність ПФТС за період із 03.10.1997 р. по 20.07.2009 р.

Показник Херста (H) характеризує відношення сили тренду (детермінований фактор) до рівня шуму (випадковий фактор) і є величиною безпо-

середньо пов'язаною з фрактальною розмірністю. Показник Херста може коливатися в діапазоні від 0 до 1. Якщо $H = 0,5$, то часовий ряд є білим шумом. Якщо $H < 0,5$ — ряд антикорельований, якщо $H > 0,5$ — ряд корельований.

Оцінку показника Херста показано на рис. 3. Обчислення показника проведені для значення періоду $N/2$ точок, де N — довжина ряду.

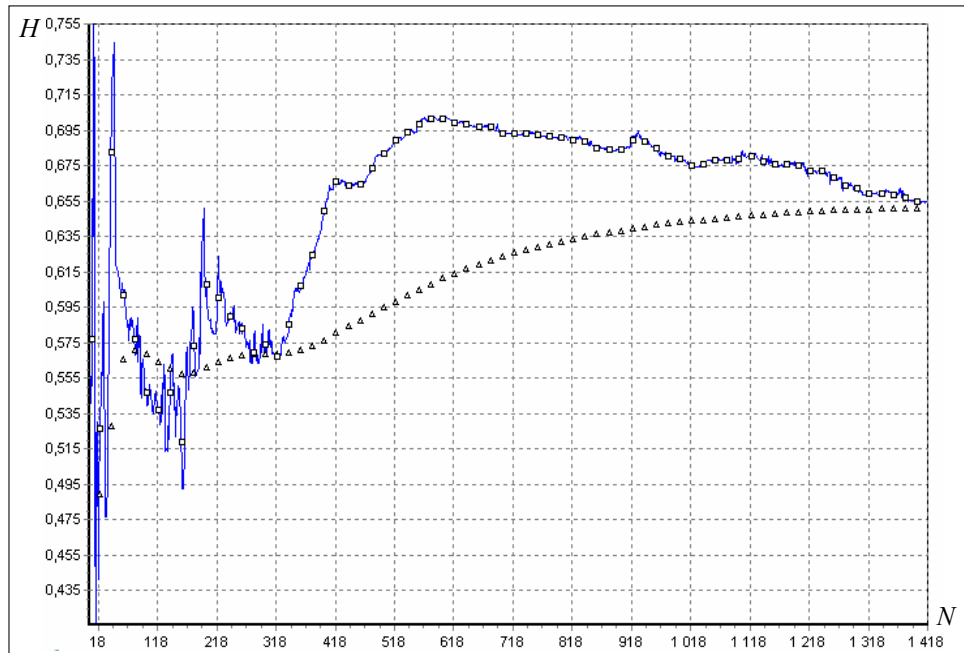


Рис. 3. Показник Херста (неперервна крива), графік усереднення (крива позначена символом Δ), графік усереднення з вікном радіусом 5 (крива позначена символом \square)

Таблиця. Значення показника Херста

Параметр	Значення
Показник Херста (H)	0,655
Усереднена значення H з вікном усереднення $r = 5$	0,655
Усереднене значення H	0,651

Нами запропоновано використати один із універсальних підходів до виявлення самоподібності — метод DFA. Цей метод є варіантом дисперсійного аналізу, який дає можливість досліджувати ефекти довгих кореляцій у нестационарних рядах. Алгоритм ґрунтується на аналізі залежності середньоквадратичної похибки лінійної апроксимації від розміру апроксимуючої ділянки.

За цим алгоритмом спочатку виконується зведення даних ряду до нульового середнього, вираховуванням значення $\langle \xi \rangle$ із часового ряду ξ_i і побудови моделі випадкового блукання:

$$y(k) = \sum_{i=1}^k [\xi_i - \langle \xi \rangle].$$

Далі ряд значень $y(k)$, $k = 1, \dots, N$ розбивається на відрізки довжиною n , що не перетинаються, і в межах кожного з яких визначається рівняння прямої, апроксимуючої послідовність $y(k)$. Потім вираховується середньоквадратична похибка лінійної апроксимації $F(n)$ для кожного значення n :

$$F(n) = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (y(k) - y_n)^2}.$$

Вважається, що залежність $F(n)$ часто має степеневий характер $F(n) \sim n^\alpha$, а наявність лінійної ділянки у подвійному логарифмічному масштабі дає змогу говорити про існування скейлінгу. На практиці α (скейлінгова експонента методу DFA) може бути різною для різних n , що свідчить про зміну властивостей скейлінгу при збільшенні масштабу. У такій ситуації буде доцільним провести аналіз локальних показників α . При класичному випадковому блуканні $\alpha = 0,5$. Якщо $\alpha > 0,5$ — прирости скорельовані позитивно, при $\alpha < 0,5$ — прирости антикорельовані.

Методом DFA (рис. 4) оцінено значення $\alpha = 0,645992$, яке визначається кутом нахилу апроксимуючої прямої на рис. 3. Оцінене значення α майже не відрізняється від отриманого показника Херста.

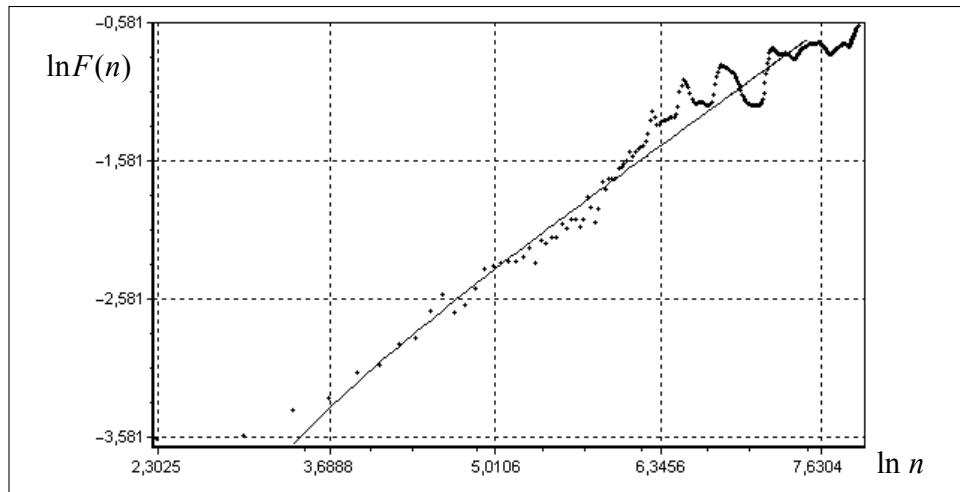


Рис. 4. Графік залежності $\ln F(n)$ від $\ln n$ — крива (позначена символом +) та лінійна апроксимація кривої (неперервна лінія)

При локальному аналізі показників α для різних значень n (рис. 5) на малих періодах (при $\ln n < 6,56$) спостерігається значення $\alpha = 0,787665$. Це свідчить про наявність кореляції, що є характерним для фінансових даних. А при збільшенні періоду (при $\ln n > 6,56$) $\alpha = 0,371542$. Це свідчить про наявність антикореляції у фінансових даних і пояснюється тим, що на ринку діють стабілізуючі механізми. Точка перегину становить $\ln n = 6,56$, $n \approx 710$. Для отриманих даних це свідчить про те, що період стабілізації становить приблизно два роки.

Проведений аналіз дохідності індексу ПФТС на самоподібність за допомогою показника Херста та методу DFA свідчить про наявність фракталь-

них властивостей у часовому ряді ПФТС. Тому варто використовувати моделі прогнозування на фондовому ринку України, які можуть врахувати фрактальні властивості, такі, як MRW, MSM.

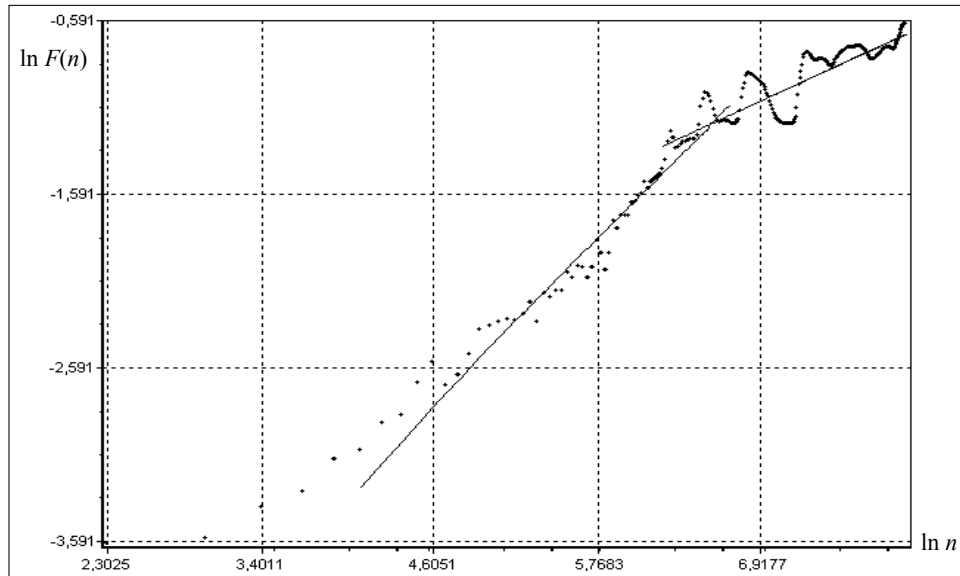


Рис. 5. Дослідження локальних показників скейлінгової експоненти методу DFA α , при різних значеннях періоду n

АЛГОРИТМ ВИБОРУ МОДЕЛІ ПРОГНОЗУВАННЯ

Для створення самодостатньої автоматизованої системи прогнозування на фондовому ринку одних моделей прогнозування недостатньо. Не існує універсальних моделей, які дають найкращий прогноз у всіх випадках.

Тому необхідно також розробити загальний алгоритм вибору моделі прогнозування [21], який би вирішував такі задачі:

- визначення типу статистичного процесу до якого належить часовий ряд із метою відбору моделей, що здатні прогнозувати цей тип процесу;
- визначення необхідності проведення фільтрації та попередньої обробки вхідного часового ряду;
- визначення особливостей часового ряду, наприклад, гетероскедастичність, самоподібність та інші, для того, щоб звузити коло потенційних моделей;
- визначення способу калібрації відібраної моделі;
- порівняння точності прогнозування з іншими моделями.

Для створення алгоритму вибору моделі прогнозування, яка б виконувала найкращий прогноз за вибраними критеріями, застосовується велика кількість найрізноманітніших методів прогнозування, калібрації, оцінки точності прогнозу тощо. Тому, доцільно провести системний аналіз математичних методів прогнозування.

Результат дослідження зображено на рис. 6 в нотації UML. На діаграмі пакетів методи розбито на класи згідно з етапами алгоритму вибору моделі прогнозування.

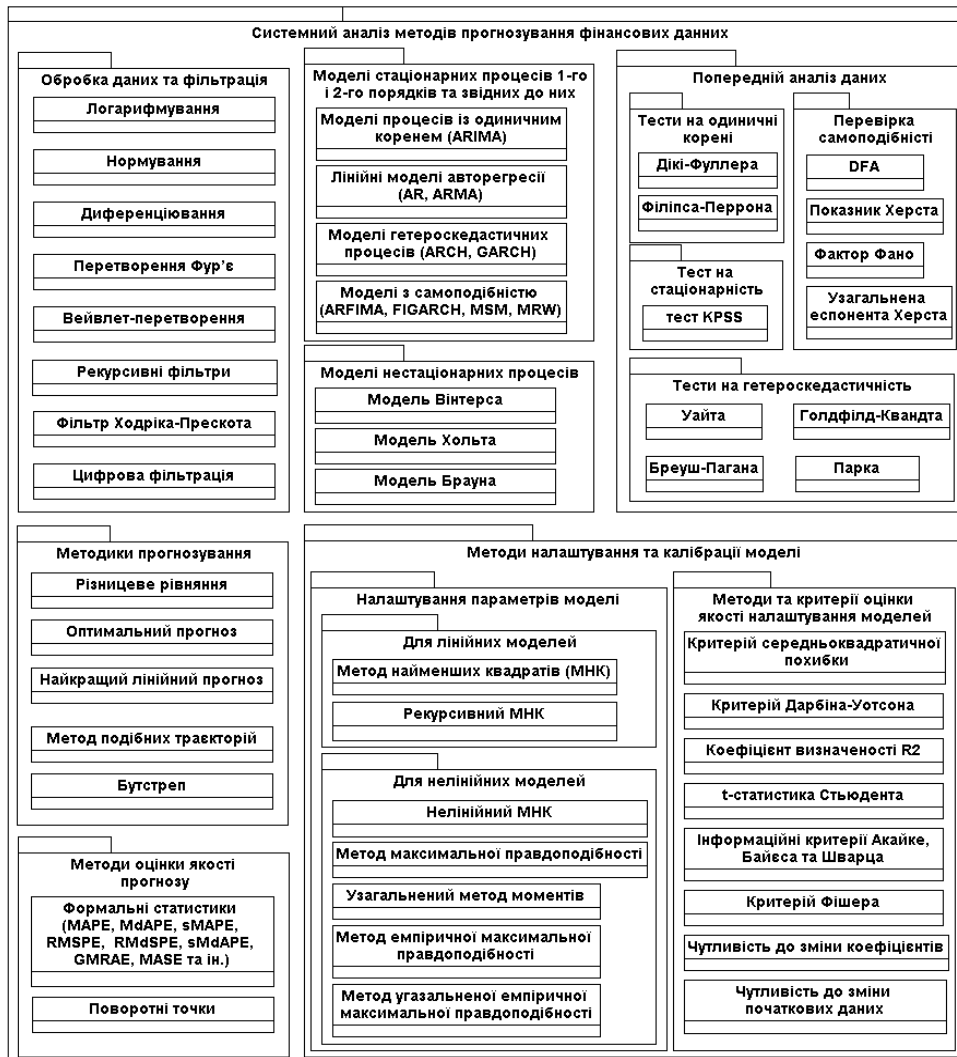


Рис. 6. Системний аналіз методів прогнозування. Діаграма пакетів у нотації UML

Алгоритм вибору моделі прогнозування складається з п'яти етапів (рис. 7).

Перший етап. Аналіз часового ряду. На цьому етапі необхідно визначити статистичний процес, який найкраще описує часовий ряд. Для цього використовуються такі тести:

- тест KPSS (Kwiatkowski–Phillips–Schmidt–Shin) на стаціонарність [22];
- тест Дікі–Фуллера на одиничні корені [23, 24];
- тест Філіпса–Персона на одиничні корені [25];
- тести на гетероскедастичність (White test, Breusch–Pagan test, Goldfeld–Quandt test, Park test);
- тести на самоподібність (DFA та ін.).

Статистичним тестуванням встановлюється наявність стаціонарності часового ряду. При нестационарному процесі також необхідно визначити тип тренду часового ряду.

Моделі – кандидати на опис стаціонарних часових рядів:

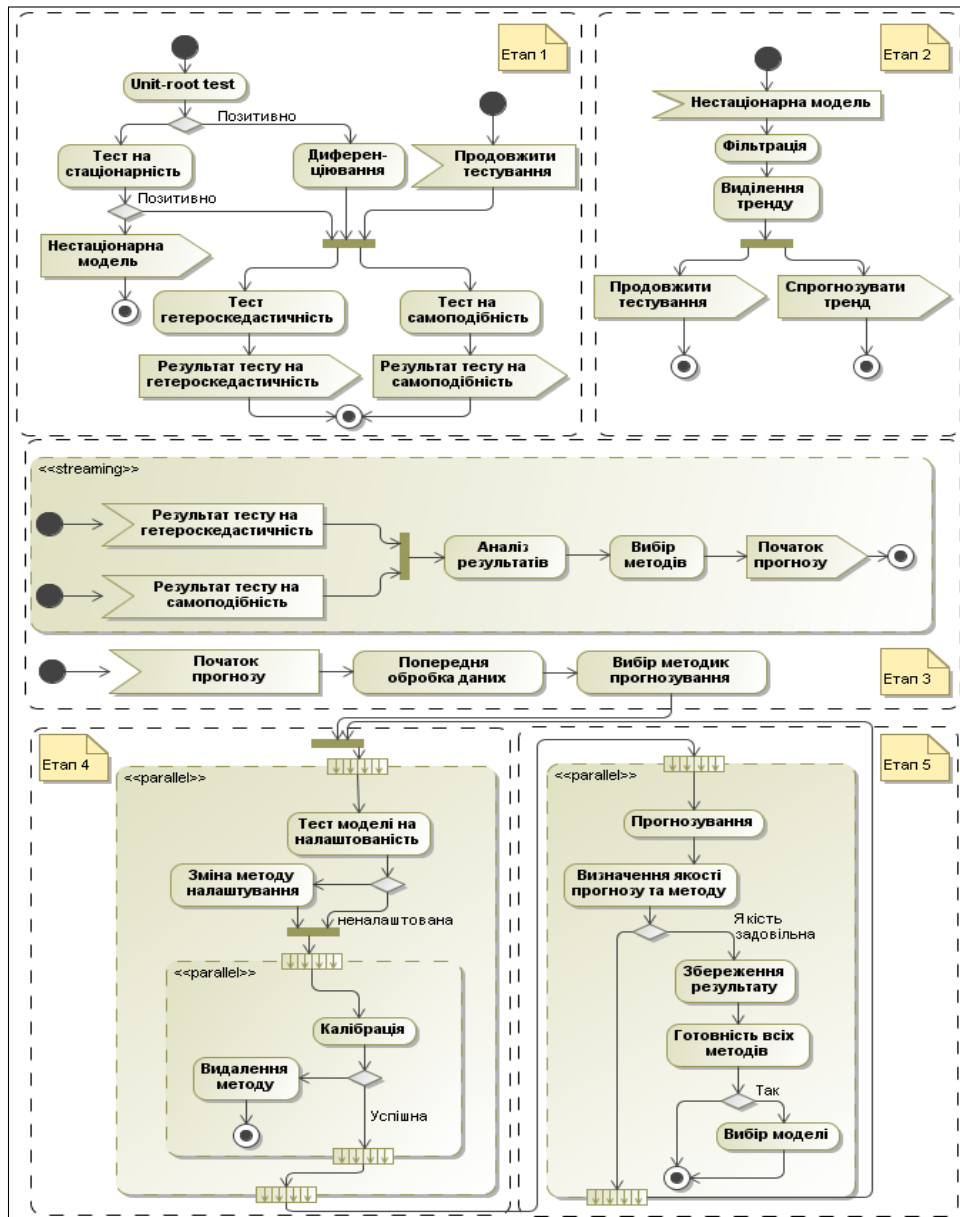


Рис. 7. Алгоритм вибору моделі прогнозування. Діаграма діяльності в нотатції UML

- лінійні моделі авторегресії (AR, ARMA) для стаціонарних рядів порядку 2;
- моделі для процесів із одиничними коренями класу ARIMA;
- ARFIMA у випадку самоподібності та для стаціонарних рядів порядку 2 [26];
- ARCH та GARCH у разі знаходження гетероскедастичності [12] для стаціонарних рядів порядку 1;
- FIGARCH у випадку самоподібності [27] для стаціонарних рядів порядку 1;
- MSM у разі самоподібності [19] для стаціонарних рядів порядку 1;

- MRW у випадку самоподібності [18] для стаціонарних рядів порядку 1.

У випадку нестационарного часового ряду, ряд розкладають шляхом фільтрації на дві компоненти — тренд і стаціонарний випадковий процес порядку 1. Кожна з компонент моделюється окремо із застосуванням різних математичних моделей. Для стаціонарного випадкового процесу порядку 1 підходять моделі AR, ARMA, GARCH та ін.

Моделі – кандидати на опис тренду часового ряду:

- методи розпізнавання образів;
- нейронні мережі;
- суперпозиція декількох випадкових процесів;
- інші моделі для процесів із трендом.

Другий етап. Методи попередньої обробки та фільтрації вхідних даних:

- логарифмування;
- нормування;
- диференціювання;
- пряме та зворотне перетворення Фур'є;
- вейвлет-перетворення;
- рекурсивні фільтри (фільтр Калмана та ін.) [28];
- фільтр Ходріка–Прескота (Hodrick–Prescott) [29];
- цифрова фільтрація.

Третій етап. Вибір методики прогнозування для вибраної моделі. Методики обчислення прогнозу за моделлю прогнозування можуть бути різними й істотно змінюватися від процесу до процесу. Кожен підхід має свої переваги та недоліки. Оптимальний прогноз вирізняється найвищою точністю, але для його підрахунку необхідні умовні ймовірності та умовні математичні сподівання, які не завжди можна оцінити, тому часто доводиться використовувати неоптимальні методи, такі, як найкращий лінійний прогноз і метод подібних траєкторій.

Застосовуються такі методи: на основі різницевого рівняння [30, 31], оптимальний прогноз із використанням умовної ймовірності, найкращий лінійний прогноз (BLF — Best linear forecast), метод подібних траєкторій, бутстреп [32].

Четвертий етап. Налаштування або калібрація моделі та перевірка якості налаштування.

Методи налаштування параметрів моделі:

- для лінійних рівнянь і таких, що зводяться до лінійних: метод найменших квадратів або рекурсивний метод найменших квадратів;
- для нелінійних: нелінійний метод найменших квадратів, метод максимальної правдоподібності [33], узагальнений метод моментів, метод емпіричної максимальної правдоподібності [34], метод узагальненої емпіричної максимальної правдоподібності [35, 36].

Методи та критерії оцінки якості налаштування моделей:

- критерій середньоквадратичної похибки;
- критерій Дарбіна–Уотсона — перевірка на корельованість похибок;
- коефіцієнт визначеності R^2 ;

- t -статистика Стьюдента для перевірки значущості параметрів;
- інформаційні критерії Акайке, Байеса та Шварца;
- критерій Фішера для перевірки адекватності моделі в цілому;
- чутливість до зміни коефіцієнтів;
- чутливість до зміни початкових даних.

П'ятий етап. Завершальний. На цьому етапі оцінюють точність прогнозу та порівнюють її з точністю в інших моделях. Спираючись на отримані результати, приймається остаточне рішення — яка з моделей найбільш адекватна і дає найточніший прогноз за вибраним критерієм. При цьому використовують такі характеристики:

1. Формальні статистики [37]:

- середня абсолютна відсоткова похибка (mean absolute percentage error (MAPE));
- медіальна абсолютна відсоткова похибка (median absolute percentage error (MdAPE));
- симетрична середня відсоткова похибка (symmetric mean absolute percentage error (sMAPE));
- середньоквадратична відсоткова похибка (root mean square percentage error (RMSPE));
- середньоквадратична медіальна відсоткова похибка (root median square percentage error (RMdSPE));
- симетрична медіальна абсолютна відсоткова похибка (symmetric median absolute percentage error (sMdAPE));
- геометрична середня відносна абсолютна похибка (geometric mean relative absolute error (GMRAE));
- середня абсолютна масштабована похибка (mean absolute scaled error (MASE)) та ін.

2. Поворотні точки (точки перегину).

На рис. 7 зображено модель вибору моделі прогнозування. Діаграма діяльності відображає динамічне представлення алгоритму і, разом із статичним представленням на рис. 6, дає необхідний і достатній опис алгоритму вибору моделі прогнозування в системі фінансово-інвестиційної діяльності.

ВИСНОВКИ

У роботі проведено системний аналіз існуючих методів прогнозування для фінансово-інвестиційної діяльності. Методи прогнозування, розбито на три основні групи. До першої групи ми віднесли методи Хольта, Брауна, Вінтерса. До другої групи — моделі утворені за допомогою використання AR та моделі MA. До третьої групи — моделі для гетероскедастичних процесів ARCH і GARCH. Також було розглянуто моделі, які дозволяють враховувати фрактальні властивості часових рядів, такі, як: ARFIMA, FIGARCH, MSM, MRW.

З метою дослідження адекватності розглянутих моделей на українському фондовому ринку було виконано дослідження дохідності індексу ПФТС на самоподібність. У результаті аналізу наявності фрактальних властивостей показником Херста та за допомогою методу DFA було виявлено,

що дохідність індексу ПФТС має ознаки самоподібності. Проведений аналіз довів раціональність використання фрактальних моделей прогнозування. Під час дослідження локальних показників скейлінгової експоненти DFA (α), доведено, що за малих періодах (при $\ln n < 6,56$) спостерігається кореляція спостережень часового ряду ($\alpha = 0,787665$), а при збільшенні періоду ($\ln n > 6,56$) — наявність антикореляції ($\alpha = 0,371542$), яке пояснюється тим, що на ринку діють механізми, які призначені стабілізувати його. Точка перегину становить $\ln n = 6,56$, $n \approx 710$. Це свідчить про те, що період стабілізації становить два роки, що є досить великим періодом для стабілізації ринку. Такий довгий період може бути зумовлений нестабільною поведінкою індексу ПФТС і відносно малим періодом існування самого індексу ПФТС.

Варто зазначити, що індекс ПФТС потребує подальших більш докладних досліджень. Одним із методів подальшого дослідження може бути метод максимумів вейвлет–перетворення.

У роботі запропоновано алгоритм вибору моделі прогнозування, який дає найточніший прогноз за вибраними критеріями для різних фінансових часових рядів. Він використовується для створення автоматизованого процесу вибору моделі прогнозування і проектування компоненти прогнозування в системі управління фінансово-інвестиційною діяльністю.

ЛІТЕРАТУРА

1. Масляно П.П., Рябушенко А.В. Створення компонента стратегічного планування системи управління фінансово-інвестиційною діяльністю // Наукові вісті НТУУ «КПІ». — 2009. — № 4. — С. 53–65.
2. Масляно П.П., Рябушенко А.В. Компонентна модель інформаційно-аналітичної системи і генетичний алгоритм формування оптимального портфеля акцій // Наукові вісті НТУУ «КПІ». — 2009. — № 1. — С. 36–46.
3. Масляно П.П. Системне проектування процесів інформатизації // Наукові вісті НТУУ «КПІ». — 2008. — № 1. — С. 28–36.
4. Масляно П.П., Землянський Ю.Р. Компонентна модель системи прогнозування // Системний аналіз та інформаційні технології: Матер. XII міжнар. наук.-техн. конф. SAIT 2010, 25–29 квітня 2010. — Київ: ННК «ІПСА» НТУУ «КПІ», 2010. — С. 459.
5. Згуровський М.З., Панкратова Н.Д. Системний аналіз: проблеми, методологія, застосування. — Київ: Наук. думка, 2005. — 744 с.
6. Holt C.C. Forecasting trends and seasonals by exponentially weighted moving averages // International Journal of Forecasting. — 2004. — 20. — № 1. — P. 5–10.
7. Brown R.G., Meyer R.F. The fundamental theorem of exponential smoothing // Operations Research. — 1961. — 9. — № 5. — P. 673–687.
8. Winters P.R. Forecasting sales by exponentially weighted moving averages // Management Science. — 1960. — 6. — № 3. — P. 324–342.
9. Бідюк П.І., Меньяйленко О.С., Половцев О.В. Методи прогнозування. Т.1 // Луганськ: Альма-матер, 2008. — 301 с.
10. Box G., Jenkins G.M., Reinsel G.C.I. Time Series Analysis: Forecasting and Control, third edition. Englewood Cliffs. — San Francisco: Prentice-Hall. — 1994. — 592 p.
11. Granger C., Joyeux R. An introduction to long memory time series models and fractional differencing // Journal of Time Series Analysis. — 1980. — № 1. — P. 15–39.
12. Hosking J. Fractional differencing // Biometrika. — 1981. — № 68. — P. 165–176.

13. Engle R. Autoregressive Conditional Heteroscedasticity with Estimates of Variance of United Kingdom Inflation // *Econometrica*. — 1982. — № 50. — P. 987–1008.
14. Bollerslev T. Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity // *Journal of Econometrics*. — 1986. — № 31. — P. 307–327.
15. Baillie R.T., Bollerslev T., Mikkelsen H.O. Fractionally intergrated generalized autoregressive conditional heteroskedasticity // *Ibid.* — 1996. — № 74. — P. 3–30.
16. Peters E.E. *Chaos and Order in the Capital Markets*, second edition // Wiley. — 1996. — 302 p.
17. Peters E.E. *Fractal market analysis: applying chaos theory to investment and economics* // Wiley. — 1994. — 336 p.
18. Bacry E., Delour J., Muzy J.F. Multifractal random walks // *Physical Review Letters*. — 2001. — **64**. — № 2. — 4 p.
19. Bacry E., Muzy J.F. Log-infinitely divisible multifractal process // *Communications in Mathematical Physics*. — 2003. — **236**. — P. 449–475.
20. Peng C.K., Buldyrew S.V., Havlin S. et al. Mosaic organization of DNA nucleotides // *Physical Review Letters*. — 1994. — № 49. — P. 1691–1695.
21. Афанасьєва І.В., Бідюк П.І., Поворознюк А.Н. Особливості проектування і реалізації СППР при прогнозуванні фінансово-економічних процесів // *Наукові вісті НТУУ «КПІ»*. — 2008. — № 2. — С. 97–106.
22. Kwiatkowski D., Phillips P.C.B., Schmidt P., Shin Y. Testing the Null Hypothesis of Stationarity against the Alternative of a Unit Root // *Journal of Econometrics*. — 1992. — № 54. — P. 159–178.
23. Said E., Dickey D. Testing for Unit Roots in Autoregressive Moving Average Models of Unknown Order // *Biometrika*. — 1984. — № 71. — P. 599–607.
24. Dickey D.A., Fuller W.A. Distribution of the Estimators for Autoregressive Time Series with a Unit Root // *Journal of the American Statistical Association*. — 1979. — № 74. — P. 427–431.
25. Phillips P.C.B., Perron P. Testing for a Unit Root in Time Series Regression // *Biometrika*. — 1988. — № 75. — P. 335–346.
26. Hosking J.R.M. Fractional differencing // *Biometrika*. — 1981. — **1**. — № 68(1). — P. 165–176.
27. Baillie R.T., Bollerslev T., Mikkelsen H.O. Fractionally integrated generalized autoregressive conditional heteroskedasticity // *Journal of Econometrics*. — 1996. — № 74. — P. 3–30.
28. Kalman R.E. A New Approach to Linear Filtering and Prediction Problems // *Journal of Basic Engineering*. — 1960. — № 82. — P. 35–45.
29. Hodrick R., Prescott E.C. Postwar U.S. Business Cycles: An Empirical Investigation // *Journal of Money, Credit and Banking*. — 1997. — **29**. — № 1. — P. 1–16.
30. Batchelder P.M. *An introduction to linear difference equations* // Dover Publications, 1968. — 292 p.
31. Miller K.S. *Linear difference equations*. — NY: W.A. Benjamin, 1968. — 105 p.
32. Efron B. Bootstrap Methods: Another Look at the Jackknife // *The Annals of Statistics*. — 1979. — № 7(1). — P. 1–26.
33. Pratt J., Edgeworth F., Fisher R. On the efficiency of maximum likelihood estimation // *The Annals of Statistics*. — 1976. — № 4 (3). — P. 501–514.
34. Kitamura Y. Empirical Likelihood Methods With Weakly Dependent Processes // *The Annals of Statistics*. — 1997. — № 25. — P. 2084–2102.
35. Anatolyev S. GMM, GEL, Serial Correlation and Asymptotic Bias // *Econometrica*. — 2005. — № 73. — P. 983–1002.
36. Newey W., Smith R. Higher order properties of GMM and generalized empirical likelihood estimators // *Econometrica*. — 2004. — № 72. — P. 219–255.
37. Hyndman R.J., Koehler A.B. Another Look at Measures of Forecast Accuracy // *International Journal of Forecasting*, 2006. — **22**. — № 4. — P. 679–688.

Надійшла 16.01.2010