

В.А. Ситник, П.О. Тесленко, Д.І Бедрій, О.І. Шерстюк

**ПЛАНУВАННЯ ПРОЕКТІВ З УРАХУВАННЯМ ДИНАМІКИ ФІНАНСОВИХ РИНКІВ**

Процеси глобалізації визначають високу залежність реального сектора економіки від процесів, що відбуваються на фінансових ринках. До даної категорії відносяться міжнародні проекти, що мають транскордонне фінансування і залежать від коливань фінансових інструментів. У роботі представлена методика прогнозування котирувань фінансового ринку для формалізації методів управління валютними ризиками проекту. Предметом дослідження є часові ряди фінансових показників. Представлена методика прогнозування випробувана при аналізі ринку цінних паперів. Отримані результати є основою системи прийняття рішення управління фінансовими ризиками проекту. Рис. 7, дж. 19.

Ключові слова: управління проектами прогнозування, технічний аналіз, статистичний аналіз, метод групового урахування аргументів, критерії якості, верифікація, ковзне середнє, стандартне відхилення, інвестиційні ризики.

JEL O22

**Постановка проблеми в загальному вигляді і її зв'язок з важливими науковими або практичними задачами.** Існує значна частина проектів, які чутливі до коливань валютного ринку. Успіх таких проектів безпосередньо залежить від ідентифікації фінансових ризиків і здатності команди розробників ними управляти. Завдання ризик-менеджера або проектного менеджера, по суті, являє собою часовий прогноз (короткостроковий або середньостроковий, в залежності від тривалості проекту) коливань фінансових інструментів на ринку, які задіяні в конкретному проекті. На основі цього розробляється комплекс заходів нівелювання фінансових ризиків, спрямованих на успішне завершення проекту.

У даній роботі розглядаються проекти, які фінансуються в доларах (джерело фінансування: міжнародний консорціум, зовнішній інвестор, МВФ та ін.), а фактичні витрати покриваються в валюті країни реалізації проекту, наприклад в гривнях. При цьому коливання курсу валют безпосередньо впливає на успішне завершення проекту. Така група ризиків проекту класифікується як валютний ризик [15]. Основою управління такими ризиками є прогнозна інформація про коливання і власне засоби прогнозування [16, 17].

Іншим варіантом подібної групи ризиків може вважатися ризик дефолту організації, яка є інвестором, або виконавцем проекту, при цьому її акції котируються на ринку і залежать від біржових коливань [18, с.407; 104].

Метою даної статті є аналіз методів і моделей, які дозволять розробити інтуїтивно простий інструмент проектного менеджера для ефективного управління ризиками, викликаними коливаннями котирувань на фінансових ринках.

**Аналіз досліджень і публікацій та виділення невирішених раніше частин загальної проблеми.** В даний час налічується більше 100 класів моделей [1]. Частина моделей і відповідних методів відноситься до окремих процедур прогнозування. Частина методів представляє набір окремих прийомів, що відрізняються від базових, або один від одного, кількістю приватних прийомів і послідовністю їх застосування. Всі методи прогнозування поділяються на дві групи [1]: інтуїтивні та формалізовані. Інтуїтивне прогнозування застосовується

тоді, коли об'єкт прогнозування або занадто простий або, навпаки, настільки складний, що аналітично врахувати вплив зовнішніх факторів неможливо. Інтуїтивні методи прогнозування не передбачають розробку моделей прогнозування і відображають індивідуальні судження фахівців (експертів) про перспективи розвитку процесу. У статті [2] зазначено, що до таких методів належать методи експертних оцінок, історичних аналогій, передбачення за зразком.

Регресивні моделі і методи. До переваг даних моделей відносять простоту, гнучкість, а також однаковість їх аналізу та проектування. При використанні лінійних регресійних моделей результат прогнозування може бути отриманий швидше, ніж при використанні інших моделей. Крім того, перевагою є прозорість моделювання, тобто доступність для аналізу всіх проміжних обчислень. Основним недоліком нелінійних регресійних моделей є складність визначення виду функціональної залежності [1], а також трудомісткість визначення параметрів моделі. Недоліком лінійних регресійних моделей є низька адаптивність.

Авторегресійні моделі і методи. Важливими перевагами даного класу моделей є їх простота і прозорість моделювання. Ще однією перевагою є однаковість аналізу і проектування. На сьогоднішній день даний клас моделей є одним з найпопулярніших, а тому у відкритому доступі легко знайти приклади застосування авторегресійних моделей для вирішення задач прогнозування часових рядів різних предметних областей. Недоліками даного класу моделей є: велике число параметрів моделі, ідентифікація яких неоднозначна, і ресурсомісткість; низька адаптивність моделей, а також лінійність і, як наслідок, відсутність можливості моделювання нелінійних процесів, часто зустрічаються на практиці.

Моделі і методи експоненціального згладжування. Перевагами даного класу моделей є простота і однаковість їх аналізу та проектування. Даний клас моделей частіше інших використовується для довгострокового прогнозування. Недоліком даного класу моделей є відсутність гнучкості. Нейромережеві моделі і методи. Основною перевагою нейромережевих моделей (ANN) є їх нелінійність, іншими важливими перевагами є: адаптивність, масштабованість (паралельна структура ANN прискорює обчислення) і однаковість їх аналізу та проектування [3,4]. При цьому недоліками ANN є відсутність прозорості моделювання, складність вибору архітектури, високі вимоги до несуперечності навчальної вибірки, складність вибору алгоритму навчання і ресурсомісткість процесу їх навчання [1, р. 122-159].

Простота і одноманітність аналізу і проектування є перевагами моделей на базі ланцюгів Маркова. Недоліком даних моделей є відсутність можливості моделювання процесів з довгою пам'яттю [5]. Моделі на базі класифікаційно-регресійних дерев. Перевагами даного класу моделей є: масштабованість, за рахунок якої можлива швидка обробка надвеликих масивів даних, швидкість і однозначність процесу навчання дерева (на відміну від ANN), а також можливість використовувати категоріальні зовнішні чинники. Недоліками даних моделей є неоднозначність алгоритму побудови структури дерева [6]. Потрібно додатково зазначити, що ні для однієї з розглянутих груп моделей (і методів) в перевагах не зазначена точність прогнозування. Це зроблено у зв'язку з тим, що точність прогнозування того чи іншого процесу залежить не тільки від моделі, але і від досвіду дослідника, від доступності даних, від апаратної потужності, що є в розпорядженні дослідника, і багатьох інших факторів.

Комбіновані моделі. Однією з популярних сучасних тенденцій в

прогнозуванні є створення комбінованих моделей і методів. Подібний підхід дозволяє компенсувати недоліки одних моделей за допомогою інших і спрямований на підвищення точності прогнозування, як одного з головних критеріїв ефективності моделі. В огляді моделей прогнозування [7] розглядається наступні типи комбінацій:

- ANN + нечітка логіка;
- ANN + ARIMA;
- ARIMA + регресія;
- ANN + GA (генетичний алгоритм) + нечітка логіка;
- регресія + нечітка логіка.

У більшості комбінацій моделі на основі ANN застосовуються для вирішення завдання кластеризації, а далі для кожного кластера будується окрема модель прогнозування на основі ARIMA, GA, нечіткої логіки тощо. Застосування комбінованих моделей є напрямом, який при коректному підході дозволяє підвищити точність прогнозування. Головним недоліком комбінованих моделей є складність і ресурсомісткість їх розробки. Ряд дослідників пішли альтернативним шляхом і розробили авторегресійні моделі, в основі яких лежить припущення про те, що часовий ряд є послідовністю повторюваних кластерів (patterns). Однак при цьому розробники не створювали комбінованих моделей, а визначали кластери і виконували прогноз на підставі однієї моделі. В роботі [8] запропонована модель прогнозування напрямку руху індексів ринку (index movement), що враховує кластери тимчасового ряду. У такій моделі передбачається, що якщо в певний момент часу в минулому ринок поведився певним чином, то в майбутньому його поведінку повториться в зв'язку з тим, що часовий ряд є послідовністю кластерів.

Ще в двох роботах [9,10] запропонована модель прогнозування, заснована на моделі авторегресії, яка бере до уваги фрагменти тимчасового ряду. Тут прогнозне значення часового ряду визначається виразом

$$Z(t) = \alpha_0 + \alpha_1 Z(t-1) + \dots + \alpha_M Z(t-M),$$

яка є лінійною авторегресією порядку  $M$ . При цьому коефіцієнти авто регресії

$$\alpha_0, \alpha_1, \dots, \alpha_M$$

визначаються наступним чином. Передбачається, що існує  $K$  векторів довжини  $M$  часового ряду, для яких виконується вираз

$$\begin{pmatrix} Z(i_1) \\ Z(i_2) \\ \dots \\ Z(i_k) \end{pmatrix} = \alpha_0 \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \\ \dots \\ 1 \end{pmatrix} + \alpha_1 \begin{pmatrix} Z(i_1-1) \\ Z(i_2-1) \\ \dots \\ Z(i_k-1) \end{pmatrix} + \dots + \alpha_M \begin{pmatrix} Z(i_1-M) \\ Z(i_2-M) \\ \dots \\ Z(i_k-M) \end{pmatrix}.$$

При визначенні найближчих векторів (closest vectors)

$$Z(i_1-1), Z(i_1-2), \dots, Z(i_1-M), \dots, Z(i_k-1), Z(i_k-2), \dots, Z(i_k-M)$$

в статті [9] використано значення лінійної кореляції Пірсона між усіма можливими

векторами і новітнім вектором (last available vector)

$$Z(t-1), Z(t-2), \dots, Z(t-M),$$

а в статті [10] замість лінійної кореляції розраховується евклідова відстань між векторами.

Розробники розглянутих вище моделей стверджують, що запропоновані моделі прості, прозорі і ефективні для досліджених часових рядів. При цьому очевидно, що головними недоліками даних моделей є:

- неможливість враховувати умови навколишнього середовища;
- неоднозначність критерію визначення схожою вибірки;
- складність визначення ефективної комбінації двох параметрів: (довжина векторів) і (число векторів, що приймаються до розрахунку) в роботах [9,10].

**Мета статті.** Розробка методики прогнозування фінансових ризиків для великих інвестиційних компаній та проектів. В умовах глобалізації ринкових відносин така задача є важливою і своєчасною. Розв'язанням такої задачі є стек методів та методик, що дозволяють отримувати рівень прогнозів фінансових інструментів вищий, ніж описані в літературі та стандартних методах. Все це надасть необхідну основу знань для організацій, які планують, або розробляють проекти суттєвих інвестицій в реальні сектори економіки.

#### **Виклад основного матеріалу дослідження.**

##### ***Технічний аналіз точних меж бічних трендів.***

Дослідження фінансових ринків почнемо з технічного аналізу, а саме з визначення меж бічних трендів. Це дозволить нам відразу відсікти часові проміжки, коли попит і пропозиція врівноважені. Якщо вдасться визначити максимально точно межі бічних трендів, то це значно спростить нам короткострокове прогнозування на частинах часового ряду, де проходить активна торгівля. Надзвичайно корисним технічним індикатором для відтинання бічного тренда є смуга Боллінджера. Без особливого досвіду і праці з її допомогою можна виявити періоди, в які ціна фінансового інструменту вище або нижче його справедливої вартості. При цьому використовуються ковзне середнє, стандартне відхилення, що дозволяє виконувати власноручні обчислення без залучення техніки. Важливим питанням при побудові смуг Боллінджера є визначення періоду ковзної середньої. Зазвичай цей параметр дорівнює 20, але це не обов'язково, значення може бути зовсім іншим. Адже кожен окремий випадок потребує особливого підходу. Зробити правильний вибір допоможе просте спостереження. Потрібно подивитися на поведінку ціни при подвійному дні щодо нижньої лінії. Період вважається коротким, якщо втричі дно виходить за межі нижньої смуги.

Сходження ліній Боллінджера вважається слабким інструментом, тому, як правило, його використовують в якості підтверджуючих сигналів. Разом з тим, цей сигнал можна значно підсилити і зробити визначальним при використанні смуг Боллінджера, якщо точно вказувати межі бічного тренду. В цьому випадку весь тренд чітко розбивається на ведмежий, бічний і бичачий.

Розглянемо застосування методу смуг Боллінджера для цін акцій (наприклад Лукойл) з метою довгострокової торгівлі. Джерелом інформації є сайт Московської міжбанківської валютної біржі. В ході дослідження використовувалися ціни закриття акцій компанії ВАТ «Лукойл» за половину 2017 роки (180 торгових днів). При побудові смуг для різних значень ковзних середніх маємо наступний результат:

1.9-періодове ковзне середнє ( $n=9$ ) - застосування неефективно. Не

спостерігається чітких сигналів купівлі/продажу, тому що ціна безсистемно виходить за межі смуги з огляду на те, що смуга занадто вузька.

2.13, 15, 17-періодове середнє - спостерігалися недостатньо системні стрибки за лінії. Дані порядки можуть бути ефективні для короткотермінового аналізу, а також для внутрішньоденної торгівлі.

3.19-Періодове ковзне середнє. Як показало дослідження, даний порядок середньої привів до кращого результату аналізу: 5% часу акції знаходяться поза діапазону смуг, 95% відповідно всередині. При цьому ширина смуги стабілізувалася.

Формули для розрахунку верхнього і нижнього довірчого інтервалу:

$$U = MA \left( 1 + \frac{x}{180} \right), D = MA \left( 1 - \frac{x}{180} \right),$$

де  $U$  - верхня межа довірчого інтервалу;

$D$  - нижня межа довірчого інтервалу;

$x$  - встановлений трейдером відсоток, що залежить від середньоквадратичних відхилень ціни від ковзної середньої;

$MA$  - змінна середня,

$$MA = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n p_i,$$

$p_i$  - ціна в  $i$ -й момент часу;

$n$  - період часу, на якому проводиться усереднення ціни, порядок середньої.

Для побудови смуг Боллінджера використовується стандартне відхилення - класичний індикатор мінливості з описової статистики. Використовуючи стандартне відхилення в технічному аналізі, ми перетворюємо цей «показник розсіювання» в «індикатор волатильності», зберігаючи сенс, але змінюючи поняття.

Але окрім проміжних допоміжних обчислень, стандартне відхилення цілком прийнятно для самостійного застосування в технічному аналізі. Досі незрозуміло, чому стандартне відхилення не входить в набір стандартних індикаторів дилінгових центрів.

Дійсно, стандартне відхилення може класичним і «чистим» способом виміряти мінливість інструменту. Для будь-якого індикатора нам знадобитися змінна, тобто параметр. В даному випадку нам потрібен тільки параметр  $n$ , який вказує, яку кількість періодів ми будемо включати в обчислення стандартного відхилення. Зазвичай  $n$  визначають дослідним шляхом, але, як правило, в межах від 9 до 20.

Зауважимо, що зі збільшенням періоду, з урахуванням волатильності, значення стандартного відхилення мають тенденцію до збільшення (рис. 1).

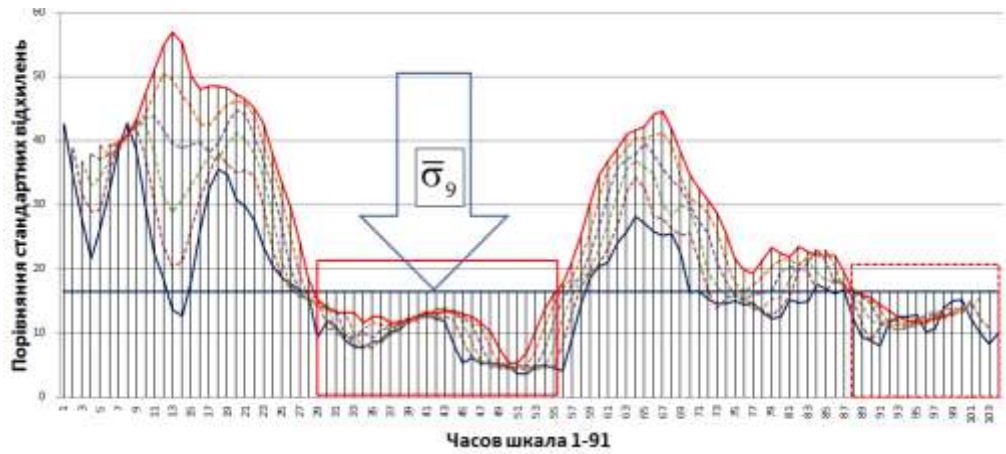


Рис. 1. Порівняння стандартних відхилень

Тут верхній графік відповідає значенню  $\sigma_{19}$ - стандартне відхилення з періодом 19, нижній графік відповідає  $\sigma_9$ - стандартне відхилення з періодом 9. Штрихові лінії відповідно відображають періоди від 11 до 17. Стабілізація ширини смуги Боллінджера відбувається при  $\sigma_{19}$ , до того ж фіксація меж бічного тренду визначається найменшими значеннями  $\sigma_{19}$ . Залишається визначити довірчий інтервал для  $\sigma_{19}$ , який і визначає межі бокового тренду. Оскільки менша волатильність спостерігається при  $\sigma_9$ , його математичне сподівання  $\bar{\sigma}_9$  (пряма лінія на рис.1) розбиває графік на дві частини: верхню ( $\sigma_{19} > \bar{\sigma}_9$ ) і нижню ( $\sigma_{19} \leq \bar{\sigma}_9$ ) відносно  $\bar{\sigma}_9$ . Точки перетину  $\sigma_{19}$  і  $\bar{\sigma}_9$  визначають межі звуження смуг Боллінджера і, відповідно, бічного тренду (рис.2).

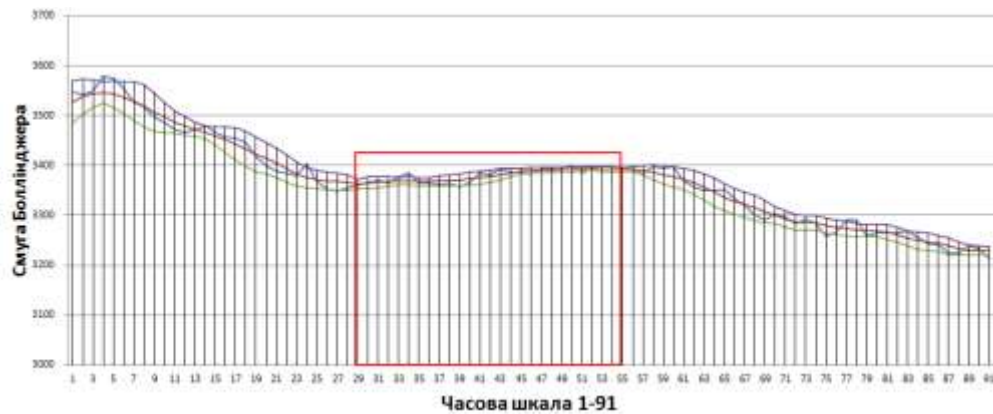


Рис. 2. Визначення меж бокових трендів

Перевірка зроблених висновків дала 100% результат на розглянутих цінах акцій компанії ВАТ «Лукойл» за половину 2017 року (180 торгових днів, 1620 точок часового ряду). На рис. 1, 2 проміжки бічного тренду виділені прямокутником.

Після фіксації бокових трендів і видалення їх із подальшого аналізу часового ряду, для визначення найкращої моделі короткотермінового прогнозування застосуємо метод групового обліку аргументів.

**Індуктивне короткотермінове прогнозування фінансових показників.**

Модель короткотермінового прогнозування на ділянках активної торгівлі сформуємо за допомогою селективного відбору кращих варіантів за методом групового обліку аргументів (GMDH). Принцип самоорганізації моделей, що лежить в основі GMDH, стверджує, що оптимальна модель відповідає мінімуму зовнішнього критерію або цілого ансамблю критеріїв, обраних автором моделі. Іншими підставами застосування методу є теорема неповноти А. Геделя і принцип збереження свободи вибору Д. Габора. Завершує теорію новий принцип багаторівневого моделювання на декількох мовах, що відрізняються рівнем деталізації [14].

Отже, є дані спостережень  $Y_e(x)$ . Для їх опису треба побудувати модель

$$Y_m = F(a_0, a_1, \dots, a_k, x).$$

Тут  $e$  - experiment,  $m$  - model,  $a_0, a_1, \dots, a_k$  - параметри моделі,  $F$  - структура моделі. В якості моделі виберемо поліном:  $Y_m = a_0 + a_1x + \dots + a_kx^k$ . Розглянемо ситуацію, коли модель не задана (не визначено порядок полінома  $k$  і параметри моделі  $a_0, a_1, \dots, a_k$ ). Потрібно знайти  $k, a_0, a_1, \dots, a_k, \min_k K(Y_e, Y_m)$ , де  $K$  - критерій, що відображає прогнозні властивості моделі. Дане завдання є завданням структурної оптимізації по  $F$ .

Коли модель задана, параметри моделі визначаються з внутрішнього критерію якості моделі:

$$\sum (Y_e - Y_m)^2 \rightarrow \min.$$

Відповідн до вимог GMDH, потрібно забезпечити стійкість моделі до нових даних. Для реалізації цього використовується критерій регулярності. Він є зовнішнім критерієм якості моделі. Також необхідно забезпечити добру описову властивість моделі, тобто незалежність опису моделі від даних. Для цього використовуємо критерій незміщеності, який є зовнішнім критерієм якості моделі.

У підсумку, алгоритм застосування МГУА виглядає наступним чином:

1. Визначити клас моделей зростаючої складності.
2. Розділити експериментальні дані на дві частини: Training і Checking.
3. Для заданого рівня складності знайти оцінки параметрів моделі на першому наборі даних. Використовується внутрішній критерій.
4. Отримана модель перевіряється на другому наборі даних. Використовується критерій регулярності.
5. Якщо зовнішній критерій досягає мінімуму, то STOP, інакше збільшуємо складність моделі, і повертаємось на крок 3.

Критерій регулярності ( $K_{reg}$ ) можна взяти у вигляді:

$$K_{reg} = \sum_C (Y_e - Y_m(t))^2,$$

де  $\sum_C$  - обчислення суми по точках набору Checking.

Форми критерію незміщеності.

Критерій, орієнтований на аналіз рішень:

$$K_{unbias} = \sum (Y_m(T) - Y_m(C))^2.$$

Тут:

$Y_m(T)$  - значення моделі, навченої на наборі Training,

$Y_m(C)$  - значення моделі, навченої на наборі Checking,

$\sum$  - підсумовування по всіх точках.

Критерій, орієнтований на аналіз параметрів.

$$K_{unbias} = \frac{1}{|a(T)| \cdot |a(C)|} \sum (a_i(T) \cdot a_i(C)).$$

Тут:

$a_i(T)$  - параметри моделі, побудованої на Training;

$a_i(C)$  - параметри моделі, побудованої на Checking;

$\sum$  - підсумовування по всіх точках.

Верифікація моделі. Для реалізації зовнішніх критеріїв потрібно мати два набори даних.

- У критерії регулярності вони служать для побудови і перевірки моделі, і називаються Training Data і Checking Data.

- У критерії незміщеності вони служать для побудови двох варіантів моделей, які перевіряються на повному наборі.

Однак значення зовнішніх критеріїв не дають об'єктивну оцінку якості моделі, вони служать тільки для відбору моделей. Для оцінки якості потрібно мати ще один незалежний набір даних, т.зв. екзаменаційну (контрольну) вибірку, Verifying Data. Саме на цій вибірці і перевіряється якість (адекватність) моделі. Таким чином, щоб проводити верифікацію моделі, в GMDH слід використовувати не дві, а три вибірки з вихідних даних.

В даній роботі алгоритм селекції був застосований до структури і параметрів регресійної моделі. Спочатку по лінійній моделі була проведена кластеризація всіх торгових днів по кутовому коефіцієнту і зміщенню моделі. Далі, для передостаннього дня торгів методом селекції було встановлена найкраща модель, яка була верифікована моделлю попереднього торгового дня. Подібний підхід дозволив візуалізувати прогноз на останній день торгів (9 точок!). Якість прогнозу для останнього (нового) торгового дня по 9 точках (а не по одній, як робилося до цього) склало 55% (рис.3).



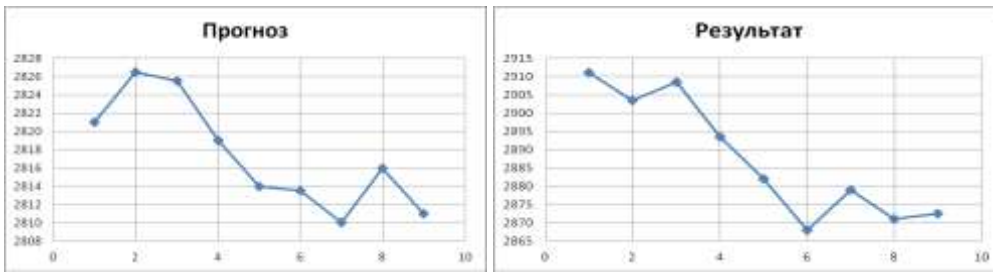


Рис. 3. Порівняння прогнозних та фактичних цін одного торгового дня

**Уточнення моделі прогнозування поліномом високого ступеня для мінімізації інвестиційних ризиків.**

З метою уточнення прогнозу інвестиційного ризику були застосовані статистичні моделі короткотермінового прогнозування. Нехай часовий ряд  $x_\tau$ ,  $\tau = \overline{1, t}$  фінансових показників представлено у вигляді:

$$x_\tau = a_0 + \varepsilon_\tau, \quad (*)$$

де  $a_0$  - невідомий параметр, що не залежить від часу, а  $\varepsilon_\tau$  - випадковий залишок із середнім значенням, рівним нулю, і скінченною дисперсією. Як відомо, експоненціально зважена змінна середня  $\bar{x}_t(\lambda)$  ряду  $x_\tau$  в точці  $t$  з параметром згладжування (параметром адаптації)  $\lambda$  ( $0 < \lambda < 1$ ) визначається формулою

$$\bar{x}_t(\lambda) = \frac{1-\lambda}{1-\lambda^t} \sum_{j=0}^{t-1} \lambda^j x_{t-j}, \quad (1)$$

яка дає розв'язок задачі:

$$\bar{x}_t(\lambda) = \arg \min_a \sum_{j=0}^{t-1} \lambda^j (x_{t-j} - a)^2.$$

Коефіцієнт згладжування  $\lambda$  можна інтерпретувати також, як коефіцієнт дисконтування, що характеризує ступінь знецінення спостереження за одиницю часу. Для рядів з «нескінченим минулим» формула (1) зводиться до вигляду

$$\bar{x}_t(\lambda) = (1-\lambda) \sum_{j=0}^{\infty} \lambda^j x_{t-j} \quad (2)$$

У відповідності до методу експоненційного згладжування, прогноз  $\hat{x}_t^1$  для невідомого значення  $x_{t+1}$  за відомою до моменту  $t$  часу траєкторії ряду  $x_t$ , будується за формулою

$$\hat{x}_t^1 = \bar{x}_t(\lambda), \quad (3)$$

де значення  $\bar{x}_t(\lambda)$  визначено формулою (1) або (2), відповідно для короткого або довгого часового ряду. Формула (3) зручна, зокрема, тим, що при появі наступного  $(t+1)$  спостереження  $x_{t+1}$  перерахунок прогнозуючої функції  $\hat{x}_t^1 = \bar{x}_t(\lambda)$  наступного значення проводиться за допомогою простого співвідношення:

$$\bar{x}_{t+1}(\lambda) = \lambda \bar{x}_t(\lambda) + (1 - \lambda)x_{t+1}.$$

Метод експоненційного згладжування можна узагальнити на випадок поліноміальної невідповідності складової часового ряду, тобто на ситуацію, коли замість (\*) постулюється

$$x_{t+\tau} = a_0 + a_1\tau + a_2\tau^2 + \dots + a_k\tau^k + \varepsilon_\tau, \quad (**)$$

де  $k \geq 1$ . У співвідношенні (\*\*) початкова точка відліку часу зміщена в поточний момент часу  $t$ , що полегшує подальші обчислення. Відповідно, в схемі найпростішого варіанту методу, прогноз  $\hat{x}_t^1$  значення  $x_{t+1}$  буде визначатися співвідношеннями

$$\hat{x}_t^1 = \bar{x}_{t+1}(\lambda) = \hat{a}_0(t, \lambda) + \hat{a}_1(t, \lambda) + \dots + \hat{a}_k(t, \lambda),$$

де оцінки  $\hat{a}_j(t, \lambda)$ ,  $j = \overline{0, k}$  визначаються з рішення оптимізаційної задачі

$$\sum_{j=0}^{\infty} \lambda^j \left( x_{t-j} - a_0 - a_1j - \dots - a_kj^k \right)^2 \rightarrow \min_{a_0, \dots, a_k} \quad (4)$$

Розв'язання завдання (4) зводиться до розв'язку системи  $k+1$  лінійних рівнянь і не представляє принципових труднощів. За допомогою кореляційно-регресійного аналізу ми визначаємо довжину  $t$  і порядок  $k$  вибірки найкращої апроксимації. При цьому розв'язується задача

$$\sum_{j=0}^{t-1} \left( x_{t-j} - a_0 - a_1 j - \dots - a_k j^k \right)^2 \rightarrow \min_{a_0, \dots, a_k} . \quad (5)$$

Тут параметри  $t$  і  $k$  вибираються за максимальним значенням коефіцієнта детермінації.

Наприклад, для ряду цінних паперів компанії ЛУКОЙЛ встановлено, що кращими значеннями є  $t = 9$ ,  $k = 6$  (рис. 4).

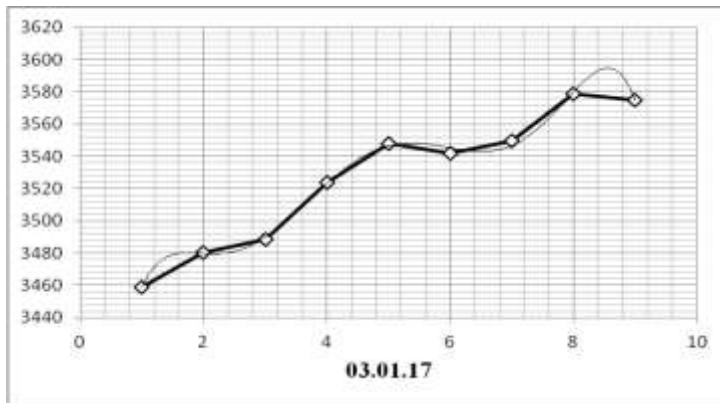


Рис. 4. Поліноміальна апроксимація значень одного торгового дня

В результаті розв'язання задачі (5) отримуємо перші наближення параметрів апроксимаційної моделі  $\tilde{a}_j(t)$ ,  $j = \overline{0, k}$  і модель часового ряду

$$x_{t+\tau} = \tilde{a}_0(t) + \tilde{a}_1(t)\tau + \dots + \tilde{a}_k(t)\tau^k .$$

Далі адаптуємо цю модель для врахування наступної за  $x_t$  точки  $x_{t+1}$ . Для цього розв'язуємо задачу (4). Розв'язання цієї системи дає нам  $\hat{a}_j(t, \lambda)$ ,  $j = \overline{0, k}$  і прогноз

$$\hat{x}_t^1 = \bar{x}_{t+1}(\lambda) = \hat{a}_0(t, \lambda) + \hat{a}_1(t, \lambda) + \dots + \hat{a}_k(t, \lambda)$$

значення  $x_{t+1}$  (рис. 5).

Після отримання істинного значення  $x_{t+1}$  робимо перерахунок прогнозуючої функції  $\hat{x}_{t+1}^1$  за формулою  $\bar{x}_{t+1}(\lambda) = \lambda \bar{x}_t(\lambda) + (1 - \lambda)x_{t+1}$ , тобто проводимо адаптацію моделі під нове значення.

Повторюємо коригування моделі, доки коефіцієнт детермінації моделі залишається більше 0,9. У підсумку отримуємо досить згладжену модель, яка добре апроксимує фрагмент часового ряду в межах  $\tau = \overline{1, t + M}$ .

Для ряду цінних паперів фірми ЛУКОЙЛ, наприклад,  $M = 18$  (рис. 6,7).

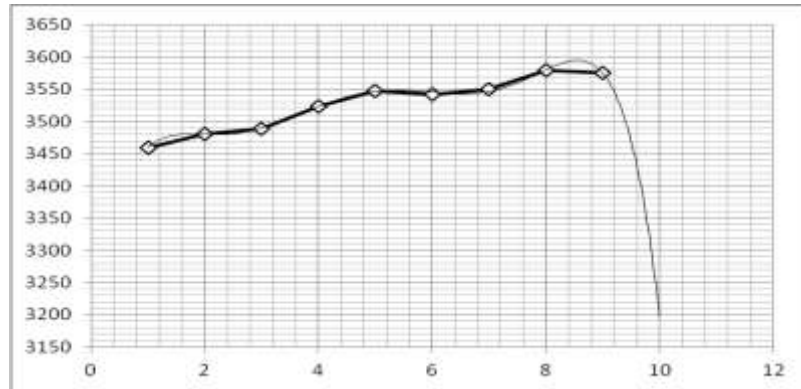


Рис. 5. Адаптивний однокроковий прогноз торгового значення

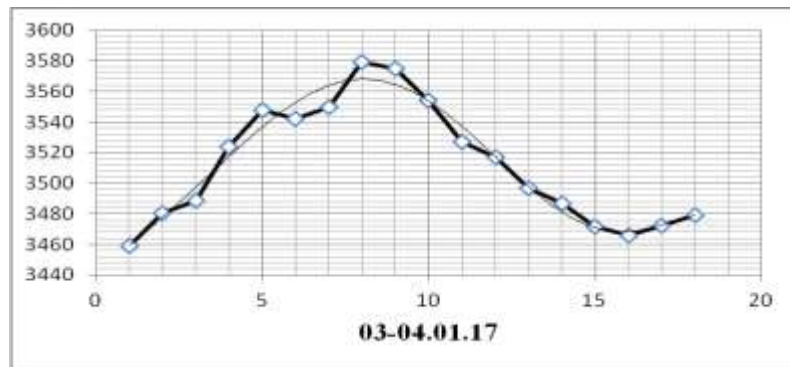


Рис. 6. Поліноміальна апроксимація дводенних торгів

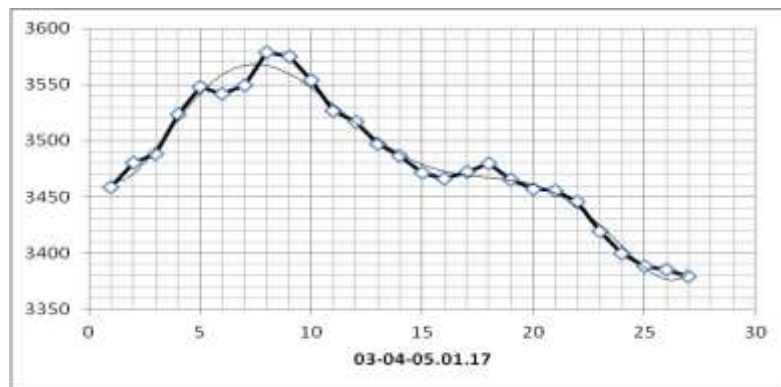


Рис. 7. Поліноміальна апроксимація триденних торгів

У подальшому доцільно застосувати для прогнозування метод ковзного вікна, тобто, не змінюючи довжини вибірки кращої правдоподібності, додавати нове значення з одночасним видаленням самого першого. Іншим варіантом є зменшення параметра адаптації  $\lambda$ , але його зменшення буде погіршувати і основні значення параметрів моделі.

**Висновки та перспективи подальших досліджень в даному напрямку.** У викладеній роботі запропонована методологічна база для управління валютними ризиками проектів, а також іншими ризиками, які пов'язані з коливаннями вартості інструментів фінансових ринків. Отримані результати дозволять розробити систему прийняття рішення для ризик-менеджера команди проекту. Зокрема, запропонований алгоритм визначення частини трендів з врівноваженим попитом і пропозицією. Експериментально встановлено 100% результат застосування запропонованого алгоритму. Методом індуктивного моделювання проведена кластеризація трендів короткотермінового прогнозування, встановлена оптимальна модель з урахуванням внутрішніх і зовнішніх критеріїв якості моделі і проведена верифікація отриманих моделей на аналогах. Отримано результат прогнозу на наступний торговий день (9 торгових точок) в межах 55% якості прогнозу. В якості базису управління ризиком дефолту організації запропонована комбінована методика оцінки фінансових показників ринку цінних паперів, що відноситься до класу регресійних моделей з базою часткового опису в класі поліноміальних. Отримано прогнозні значення фінансових показників ринку цінних паперів, що підтверджують ефективність розробленої моделі на один крок вперед в межах 63% якості.

Перспективою подальших досліджень є розробка системи управління ризиками проекту, які пов'язані з коливаннями показників на валютних ринках [19].

#### ЛИТЕРАТУРА

1. Тихонов, Э.Е. Прогнозирование в условиях рынка [Текст] / Э.Е. Тихонов. — Невинномысск : Издательство СКГТ, 2006. — 221с.
2. Mazengia, D.H. (2008). Forecasting Spot Electricity Market Prices Using Time Series Models: Thesis for the degree of Master of Science in Electric Power Engineering. Gothenburg, Chalmers University of Technology.
3. Pradhan, R.P., Kumar R. (2010). Forecasting Exchange Rate in India: An Application of Artificial Neural Network Model. *Journal of Mathematics Research*. Vol. 2. No. 4. pp. 111 - 117.
4. Yildiz, B., Yalama, A., Coskim, M. (2008). Forecasting the Istanbul Stock Exchange National 100 Index Using an Artificial Neural Network. *An International Journal of Science. Engineering and Technology*. Vol. 46. pp.36 - 39.
5. Zliu, J., Hong, J., Hughes, J.G. (2002). Using Markov Chains for Link Prediction in Adaptive Web Sites. 1st International Conference Computing in Imperfect World. UK. London. pp. 60 - 73.
6. Hannes, Y.Y., Webb, P. (1999). Classification and regression trees: A user manual for identifying indicators of vulnerability to famine and chronic food insecurity. International Food Policy Research Institute. 59 p.
7. Alfares, H.K., Nazeemddin, M. (2002). Electric load forecasting: literature survey and classification of methods. *International Journal of Systems Science*. Vol 33. pp. 23 - 34.
8. Singh, S. (2000). Pattern Modelling in Time-Series Forecasting. *Cybernetics and Systems-An International Journal*. Vol. 31. No. 1. pp. 49 - 65.
9. Scherer, Perlin M. (2007). Nearest neighbor method. *Revista Eletronica de Administracao*. Vol. 13. No. 2. 15 p.
10. Fernandez-Rodriguez, F., Sosvilla-Rivero, S., Andrada-Felix, J. (2002). Nearest-neighbour predictions in foreign exchange markets. *Fundacion de estudios de economia aplicada*. No.5. 36 p.
11. Ивахненко, А.Г. Долгосрочное прогнозирование и управление сложными системами / А.Г. Ивахненко. - Киев : Наукова думка, 1975. - 340 с.
12. Chuchueva, I. A. (2010). Prognozirovanie vremennykh ryadov pri pomoshchi modeli ekstrapolyatsii po vyborke maksimal'nogo podobiya [Forecasting time series using the model of extrapolation from a sample of maximum similarity]. *Proceedings of the Nauka i sovremennost: sbornik materialov Mezhdunarodnoy nauchno-prakticheskoy konferentsii (Russia, Novosibirsk, March 3, 2010) (eds. S.S. Chernova), Novosibirsk: Sibprint, pp. 187 - 192.*

13. Sytnyk, V., Georgalina, O. (2018). Theoretical and practical aspects of the development of modern science: the experience of countries of Europe and prospects for Ukraine: monograph / edited by authors. - 524 p. ISBN: 978-9934-571-30-5 DOI: dx.doi.org/10.30525/978-9934-571-30-5
14. Рутковская, Д. Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы / Д. Рутковская, М. Пилиньский, Л. Рутковский; пер. с пол. И.Д. Рудинского. — М. : Горячая линия -Телеком, 2004. — 383 с.
15. Работа с проектными валютными рисками [Электронный ресурс] — Режим доступа : <http://projectimo.ru/upravlenie-riskami/valyutnye-riski.html>
16. Antoshchuk, S., Sytnyk, V., Sherstyuk, O., Teslenko, P. (2018). Designing of neural networks for financial market forecasting. Project, Program, Portfolio Management. The Proceedings of the International Research Conference «P3M-2018», 07 – 08 Desember. Book 3, Issue 2. pp. 7 – 12.
17. Анатольев, А.А. Проектно-ориентированная направленность процессов управления инвестиционными компаниями на валютном рынке / А.А. Анатольев, П.А.Тесленко, В.И. Чимшир // Вісник національного технічного університету «ХПІ» : Зб.наук.пр. Серія : Стратегічне управління, управління портфелями програмами та проектами. — Х.: НТУ «ХПІ». — 2015. — №1(1110). — С. 80 – 84.
18. Энциклопедия финансового риск-менеджмента / Под ред. А. Лобанов, А. Чугунов. — М. : Изд-во «Альпина Бизнес Букс», 2009. — 878 с.
19. Анатольев, А.А. Проектная сущность процессов управления торговли валютными фьючерсами / А.А. Анатольев, П.А. Тесленко // Тези доповідей XII міжнародної конференції "Управління проектами у розвитку суспільства" // Відповідальний за випуск С.Д. Бушуєв. — К. : КНУБА, 2015. — С. 28 – 29.

Рецензент статті  
д.е.н., проф. Петрова І.Л.

Стаття рекомендована до  
публікації 13.12.2018р.