

Андрій МАТВІЙЧУК

доктор економічних наук,
професор кафедри економіко-математичного моделювання,
директор Інституту моделювання та інформаційних технологій в економіці,
ДВНЗ «Київський національний економічний університет імені Вадима Гетьмана»

Дмитро КОНОНЕНКО

аспірант кафедри економіко-математичного моделювання,
ДВНЗ «Київський національний економічний університет імені Вадима Гетьмана»

МОДЕЛЮВАННЯ РОЗВИТКУ ФІНАНСОВИХ ПОКАЗНИКІВ З ВИКОРИСТАННЯМ ІНСТРУМЕНТАРІЮ НЕЧІТКОЇ ЛОГІКИ ТА УРАХУВАННЯМ ПРАВИЛ ТЕХНІЧНОГО АНАЛІЗУ

Вдосконалено розроблений методологічний підхід до побудови моделей прогнозування розвитку фінансових показників на основі інструментарію нечіткої логіки з використанням правил технічного аналізу ринку. Оптимізовано практичну реалізацію запропонованого підходу, що дозволило підвищити ефективність та зручність моделі під час її експериментального дослідження на реальних даних.

Ключові слова: технічний аналіз, нечітка модель, база знань, нечітка логіка, технічний індикатор, навчання, адаптація, прогноз.

У попередніх роботах було покладено основу для побудови моделі прогнозування динаміки фінансових показників із урахуванням правил технічного аналізу ринку [5; 9]. Коротко нагадаємо передумови дослідження, основні поняття та засади, що були визначені та використовувались у попередніх дослідженнях.

Інтелектуальні методи прогнозування розвитку фінансових показників ґрунтуються на використанні різноманітного математичного інструментарію від класичних економетричних моделей та експертних систем до нечіткої логіки та нейронних мереж. Авторами цієї роботи раніше було розроблено підхід та побудовано моделі на нечіткій логіці задля ідентифікації та прогнозування фінансових показників з урахуванням правил розвитку цінних кривих з теорії хвиль Елліотта [7-8]. У роботі [1] Ахмеда Гаміля, Раафата Ель-фулі та Невіна Дарвіша пропонується алгоритм роботи системи підтримки прийняття рішень на фондовому ринку з використанням мультиагентних технологій та теорії нечіткої логіки.

Варто зазначити, що використання інтелектуальних засобів у процесі моделювання є відносно новим напрямом, тому кожне дослідження в цій сфері має певну новизну та вносить свою частку в загальний процес розвитку теорії прогнозування у фінансовій царині. Таким чином, дослідження моделювання поведінки та розвитку фінансових показників є дуже актуальною темою.

У межах проведеного дослідження було запропоновано методологічний підхід на основі теорії нечіткої логіки, завдяки якому було побудовано низку моделей для підтримки процесу прийняття рішень під час торгівлі фондовими активами. Об'єктом дослідження виступають фінансові часові ряди та процеси, що відбуваються під час торгівлі фондовими активами. Відповідно, предметом дослідження є

математичні методи та моделі прогнозування розвитку фінансових показників. Мета дослідження полягає в розробці методологічного підходу на основі теорії нечіткої логіки та створення на його основі моделей для підтримки процесу прийняття рішень під час торгівлі фондовими активами.

База знань нечітких моделей формувалась на основі правил технічного аналізу ринку. Технічним аналізом називають сукупність інструментів та методів прогнозування майбутніх змін вартості фінансових активів із вивченням змін за минулі періоди. Технічний аналіз застосовується до цінних паперів, індексів, товарів, ф'ючерсів та інших фінансових інструментів, ціна яких залежить від попиту та пропозиції на нього (тут ціною вважають будь-які комбінації найвищої, найменшої ціни або ціни закриття за певний часовий проміжок). До переваг технічного аналізу можна зарахувати фокусування на ціні (аналітики, що використовують технічний аналіз, вважають, що, зосереджуючись на цінних коливаннях, вони фокусуються на майбутньому, оскільки ринок слугує випереджуваним індикатором для всієї економіки та може передбачати стан економіки через 6-9 місяців), урахування попиту та пропозиції (більшість аналітиків враховують ціни відкриття та закриття, а також найвищу та найменшу ціни при аналізі цінних коливань фінансового інструменту. Окремо ці показники не здатні повідомити багато, однак при їх спільному використанні можна отримати дані про взаємодію попиту та пропозиції на фінансовий актив), визначення рівнів опору та підтримки (ці рівні зазвичай визначаються періодами застою (зонами торгівлі), коли ціни рухаються всередині певного діапазону протягом тривалого часу), графічне відображення історії цін (за допомогою графіків історії цін можна визначити: реакцію ринку до та після важливих подій; минулу та поточну волатильність;

історію об'ємів торгів; відносну силу фінансового інструменту порівняно з усім ринком), допомога при визначенні точки входу на ринок (зазвичай аналітики використовують фундаментальний аналіз для визначення об'єкта вкладення коштів, а технічний аналіз – для визначення оптимального часу вкладення).

Запропонований підхід, що ґрунтується на використанні інструментарію нечіткої логіки, дозволяє усунути такі недоліки технічного аналізу як суб'єктивізм у визначенні змін напряму ціни (технічний аналіз фінансових інструментів є вільним для інтерпретації і кожен сигнал може трактуватись по-різному різними аналітиками. Також суб'єктивізм виявляється у психологічному настрої торгівця), одночасна наявність різнопланових сигналів (навіть за наявності чітких та однозначних сигналів певних подій, завжди будуть наявні сигнали, що свідчать про інші, іноді навіть протилежні тенденції), та унікальні властивості окремих фінансових інструментів (через це не можна стверджувати, що певний метод технічного аналізу буде працювати однаково для кожного фінансового інструменту, навіть попри те, що більшість принципів технічного аналізу є універсальними). Оптимізація параметрів системи на реальних даних дозволить урахувати об'єктивні особливості розвитку фінансових показників, а також дозволяє уникнути впливу таких людських рис, як власні уподобання або емоції. Нечітка модель, налаштована на достатній кількості даних, здатна розрізняти сигнали за рівнем значущості, а широкий набір можливостей нечіткої логіки дозволяє побудувати моделі окремо для кожного виду фінансових інструментів та ефективно їх використовувати.

Технічний індикатор – це впорядкований набір даних, сформований шляхом застосування відповідних формул до цінних даних фінансового інструменту. До цінних даних належать ціна відкриття, закриття, максимуму та мінімуму, а також їх комбінації. Технічні індикатори покликані виконувати три основні функції: повідомити, підтвердити, спрогнозувати. Індикатор виконує функцію повідомлення для того, щоб аналітик звернув увагу на ситуацію з певним фінансовим інструментом. Індикатор може використовуватись для підтвердження сигналу іншого індикатора. І, звичайно, індикатори можуть використовуватись для прогнозування майбутнього розвитку ціни.

У дослідженнях були використані такі технічні індикатори: Moving Average Envelopes, Price Channels, Bollinger Band %B, Money Flow Index, Moving Average Convergence-Divergence, MACD-Histogram, Aroon, Commodity Channel Index, Rate of Change, Chaikin Money Flow, Average Directional Index.

Для технічного аналізу притаманна така статистична проблема, як мультиколінеарність. Це означає багаторазове використання інформації одного типу. У технічному аналізі така ситуація стає результатом одночасного використання індикаторів, які продукують схожі результати обчислень та аналізу. Ураховуючи поставлену задачу та специфіку методів прогнозування, які були використані в дослідженнях, обрані індикатори було розбито на наступні категорії:

– Трендові індикатори: Moving Average Envelopes,

Price Channels, Bollinger Bands %B.

- Трендові осцилятори: Moving Average Convergence Divergence, MACD-Histogram.
- Моментні індикатори: Rate of Change, Commodity Channel Index, Aroon.
- Індикатори об'єму торгів: Chaikin Money Flow, Money Flow Index.
- Індикатор підтвердження тренду: Average Directional Index.

На основі правил комбінаторики було визначено, що всього можливо створити понад 2 млн. правил бази знань нечітких моделей. Формування всіх правил могло значно перевантажити базу знань моделі. Процес відбору правил нечіткого висновку з усіх можливих варіантів було автоматизовано з використанням мови програмування Java та інструментарію для розробників JDK (Java Development Kit). Процес автоматизації почався з кодування термів нечітких змінних числовими кодами. Наступним кроком стало формування всіх можливих комбінацій вхідних змінних, щоб отримати їх загальну кількість та почати процес відсіювання. Процес відсіювання залежав від того, для якої комбінації вихідних змінних формується правило. Після цього комбінації вхідних змінних було поєднано з відповідними комбінаціями вихідних змінних. Останнім етапом стала перевірка повноти бази правил.

Реалізація спроектованої моделі та створення тестового програмного засобу, що використовував би побудовану модель у процесі прийняття рішень, здійснювалась у середовищі MATLAB.

Практичну реалізацію підходу можна умовно поділити на два етапи.

Першим етапом було проведення експериментів на основі спроектованої моделі без її удосконалення. За основу для проведення експерименту були взяті статистичні дані компанії Apple за період з 1 лютого 2005 року по 12 червня 2009 року. Найбільша точність прогнозу була продемонстрована системою з високою чутливістю (616 вгадувань напрямку руху ціни закриття з 1099 випадків, що становить 56 % точності передбачення напрямку зміни курсу цінних паперів Apple).

Другим етапом стало навчання нечіткої моделі. Навчання відбувалось засобами середовища MATLAB. За основу був взятий авторський алгоритм, розроблений для навчання моделі прогнозування банкрутства підприємств, який базується на використанні алгоритму мінімізації обмеженої нелінійної функції з багатьма змінними. Оскільки базовий алгоритм був розрахований на модель з меншою кількістю вхідних змінних та правил у моделі – він був адаптований для використання у цій задачі.

Результатом навчання моделі стало зростання точності прогнозу до 75% (825 вгадувань напрямку руху ціни закриття з 1099 випадків) для системи з високою чутливістю.

У результаті експериментального аналізу було визначено слабкі місця розробленої інтелектуальної системи прогнозування. Серед них варто виділити наступні:

- велика кількість можливих комбінацій вхідних параметрів (правил) – при використанні 5 груп з 15 індикаторів кількість правил перевищує 2 млн. записів (при відсутності поділу на групи кількість

- правил зростає на кілька порядків);
- унаслідок ручного відбору правил зростає вагомість людського чинника, що призводить до зниження точності прогнозу;
- тривалий процес навчання моделі – повний цикл навчання займає понад 20 годин;
- можливість використання лише одного, заздалегідь обраного, набору індикаторів;

– неможливість динамічної зміни налаштувань кожного окремого індикатора.
Вирішення зазначених проблем стало об'єктом наступного етапу дослідження.
Пріоритетним завданням стало скорочення часу навчання системи без втрати якості та точності процесу. Після огляду всіх можливих варіантів архітектури моделі було обрано ієрархічну структуру (рис. 1).

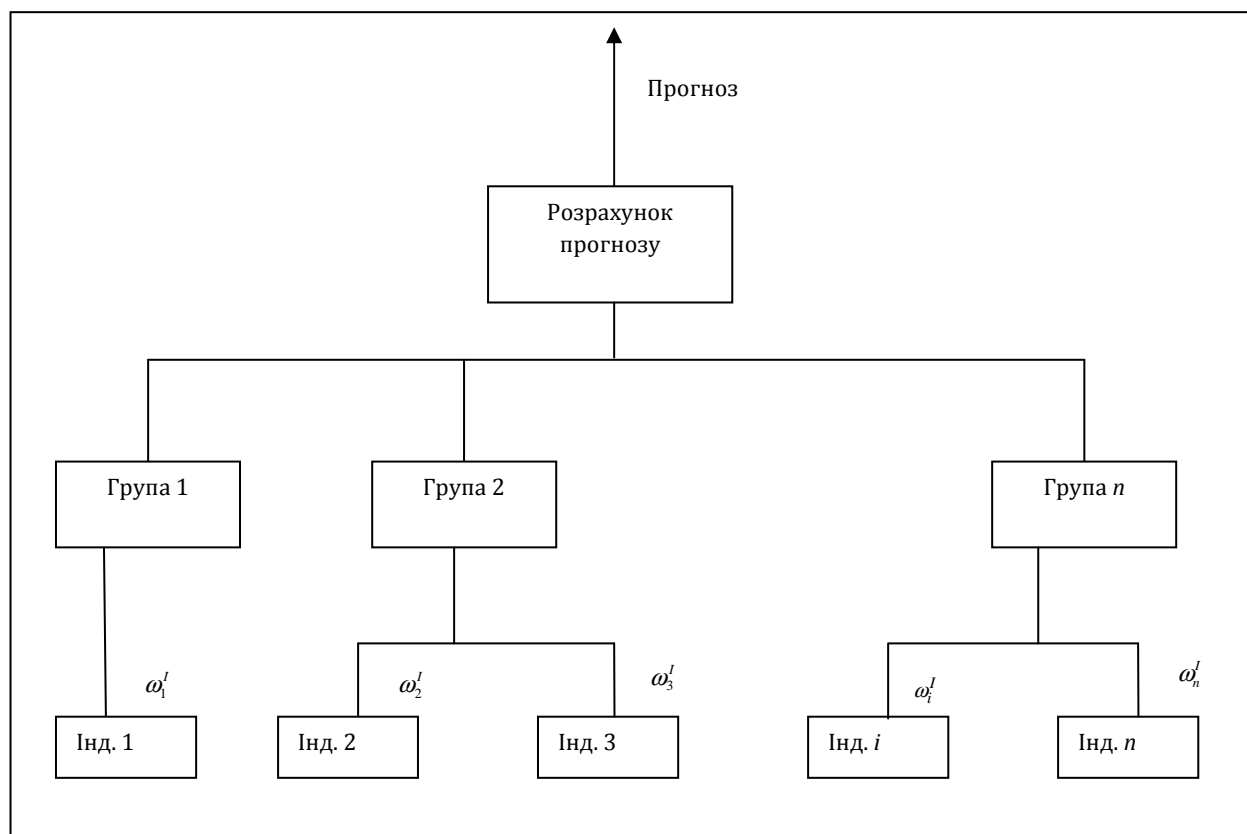


Рис. 1. Ієрархічна структура вдосконаленої моделі

Такий підхід дозволяє використовувати будь-яку кількість індикаторів у процесі прогнозування, а також динамічно змінювати набори індикаторів, їх параметри та ваги. Процес навчання моделі також значно спрощується. Навчання можна поділити на етапи:

1. Навчання кожної окремої групи індикаторів, адаптація параметрів індикаторів у межах своєї групи.
2. Навчання системи загалом, адаптація параметрів груп.
3. Повторення попередніх пунктів до досягнення певного рівня похибки, з урахуванням змін параметрів після попередніх ітерацій.

Розбиття процесу навчання на етапи дозволяє значно зменшити витрати часу на навчання моделі, а також підвищити гнучкість моделі при її налаштуванні. Для досягнення ще більшої гнучкості налаштувань було прийнято рішення вивести параметри індикаторів за межі моделі та передавати їх у якості вхідних параметрів. Це дозволяє редагувати налаштування індикаторів незалежно від роботи моделі, а також у майбутньому налаштувати процес навчання моделі таким чином, щоб адаптувати параметри індикаторів для максимізації точності

прогнозу. На цьому етапі налаштування індикаторів зберігаються у вигляді XML файлів.

Отже, перераховані вище вдосконалення моделі дозволяють:

- ще більше зменшити вагу людського чинника в процесі прогнозування;
- зменшити час навчання системи (орієнтовно на 40%);
- динамічно змінювати налаштування системи, до яких входять кількість використаних індикаторів та їх параметри;
- підвищити точність прогнозу (орієнтовно на 10%).

Розроблений у статті методологічний підхід до побудови економіко-математичної моделі розвитку фінансових показників з використанням інструментарію нечіткої логіки є науковим результатом, що полягає у новій реалізації формування бази знань з урахуванням правил теорії технічного аналізу ринку. У ході роботи було визначено перелік індикаторів технічного аналізу ринку, які найкраще підходять для використання в моделі нечіткого висновку. Було проведено експериментальний аналіз побудованої системи на реальних даних, який засвідчив високий рівень

ефективності та достовірності запропонованого підходу. Також були визначені недоліки побудованої моделі та шляхи їх подолання. Отримані в дослідженні

результати мають практичну цінність у першу чергу для фінансових установ та трейдерів фондового ринку.

Список літератури

1. *Stock Technical Analysis using Multi-Agent and Fuzzy Logic [Text] / Ahmed A. Gamil, Raafat S. El-fouly, Nevil M. Darwish // World Congress on Engineering. – 2007. – № 4. – 6 p.*
2. *Trippi, R. R. Artificial Intelligence in Finance and Investing: State-of-the-Art Technologies for Securities Selection and Portfolio Management [Text] / Robert R. Trippi, Jae Kyu Lee, 1996. – 250 p.*
3. *Trippi, R. R. Neural Networks in Finance and Investing: Using Artificial Intelligence to Improve Real-World Performance [Text] / Robert R. Trippi, Efraim Turban. 1996. – 821 p.*
4. *Про цінні папери та фондовий ринок [Текст] : закон України.*
5. *Кононенко, Д. С. Моделювання розвитку фінансових показників з урахуванням правил технічного аналізу ринку [Текст] / Д. С. Кононенко // Моделювання та інформаційні системи в економіці. – 2011. – №84. – С. 161-180.*
6. *Круглов, В. В. Нечёткая логика и искусственные нейронные сети [Текст] : учеб. пособие / В. В. Круглов, М. И. Дли, Р. Ю. Голунов. – М.: Издательство Физико-математической литературы, 2001. – 224 с.*
7. *Матвійчук, А. В. Прогнозування розвитку фінансових показників із використанням апарату нечіткої логіки [Текст] / А. В. Матвійчук // Фінанси України. – 2006. – № 1. – С. 107-115.*
8. *Матвійчук, А. В. Штучний інтелект в економіці: нейронні мережі, нечітка логіка [Текст] : монографія / А. В. Матвійчук. – К.: КНЕУ, 2011. – 439 с.*
9. *Матвійчук, А. В. Моделювання динаміки фінансових показників на основі нечіткої логіки з урахуванням правил теорії технічного аналізу [Текст] / А. В. Матвійчук, Д. С. Кононенко // Економічна кібернетика. – 2011. – №4-6 (70-72). – С. 17-24.*
10. *Ротштейн, А. П. Интеллектуальные технологии идентификации: нечеткие множества, генетические алгоритмы, нейронные сети [Текст] / А. П. Ротштейн. – Винница: Універсум-Вінниця, 1999. – 320 с.*
11. *Теория прогнозирования и принятия решений [Текст] / Под ред. С. А. Саркисяна. — М.: Высшая школа, 1977. – 351 с.*

РЕЗЮМЕ

Матвійчук Андрей, Кононенко Дмитрий

Моделирование развития финансовых показателей с использованием инструментария нечеткой логики и учетом правил технического анализа

Усовершенствован разработанный методологический подход к построению моделей прогнозирования развития финансовых показателей на основе инструментария нечеткой логики с использованием правил технического анализа рынка. Оптимизирована практическая реализация предложенного подхода, что позволило повысить эффективность и гибкость модели во время ее экспериментального исследования на реальных данных.

RESUME

Matviychuk Andriy, Kononenko Dmytro

Modelling of financial performance index with the help of tools of fuzzy logic and the rules of technical analysis

Methodological approach to construction of forecasting models of financial indicators based on fuzzy logic tools using rules of technical market analysis is considered in the article. It has been optimized the practical implementation of the proposed approach, thus improving the efficiency and flexibility of the model during its experimental study on real data.

Стаття надійшла до редакції 19.10.2012 р.