

УДК 004.8:336.144.36

doi: 10.32620/reks.2020.3.11

М. Я. КУШНІР, К. А. ТОКАРЄВА

Чернівецький національний університет ім. Ю. Федьковича, Чернівці, Україна

ВИКОРИСТАННЯ СИСТЕМ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ У ЗАДАЧАХ ПРОГНОЗУВАННЯ ФІНАНСОВИХ ІНДЕКСІВ: ОГЛЯД НАУКОВИХ ДЖЕРЕЛ

Досліджено використання окремих методів штучного інтелекту у прогнозуванні і аналізі часових рядів фінансових даних. Фінансові часові ряди за своєю суттю володіють високою дисперсією, є складними, динамічними, нелінійними, непараметричними, а також мають хаотичну природу, тому для їх прогнозування повинні використовуватись методи інтелектуального аналізу великих даних та м'яких обчислень. Оскільки в науковій літературі поверхнево описані численні алгоритми штучного інтелекту, які використовуються у прогнозуванні фінансових часових рядів, було проведено детальний аналіз відповідної наукової літератури в наукометричних базах даних Scopus, Science Direct, Google Scholar, IEEEExplore та Springer. Виявлено, що існуючі наукові публікації не містять комплексного аналізу літературних джерел, що присвячені використанню методів штучного інтелекту у прогнозуванні фондових індексів. Крім того, проаналізовані праці, які детально пов'язані з об'єктом нашого дослідження, мають обмежену сферу застосування оскільки зосереджені лише на одному сімействі алгоритмів штучного інтелекту, а саме штучних нейронних мережах. Виявлено, що аналіз використання систем штучного інтелекту повинен базуватися на двох загальновідомих підходах до прогнозування поведінки фінансових ринків: фундаментальному та технічному аналізі. Перший підхід базується на дослідженні економічних факторів, які мають можливий вплив на ринкову динаміку, та частіше зустрічається у довгостроковому плануванні. Представники технічного аналізу, з іншого боку, стверджують, що ціна вже містить в собі всі фундаментальні чинники, які впливають на неї. У зв'язку з цим технічний аналіз передбачає прогнозування динаміки зміни цін на основі аналізу їх зміни у минулому, тобто часових рядів. Не дивлячись на те, що на сьогодні існує певна кількість розроблених моделей прогнозування фондових індексів із використанням алгоритмів штучного інтелекту, у науковій літературі відсутня усталена методологія, яка визначає головні елементи та етапи алгоритму прогнозування фінансових часових рядів. У зв'язку з цим, у даному дослідженні вдосконалено методологію прогнозування фінансових часових рядів.

Ключові слова: штучний інтелект; машинне навчання; часовий ряд фінансових даних; моделювання фондових індексів.

Вступ

На сьогодні фінансові ринки виступають визначальним елементом економічних та соціальних систем сучасного суспільства. Завдяки своєму практичному значенню, аналіз фінансових ринків в останні десятиріччя почав широко вивчатися науковцями з галузі математики, комп'ютерних наук та інженерії. Прогнозування фінансових часових рядів можна вважати однією з основних задач у науковій літературі, метою яких є вивчення часових рядів. Зокрема, одним із фундаментальних досліджень, яке присвячено технічному аналізу фінансових ринків є праця [1].

Відомо, що задача прогнозування фінансових часових рядів полягає у використанні доступних на момент часу t результатів спостереження за часовим рядом для обчислення його значень в момент $t+1$ вивченні ряду даних. З метою розв'язання цієї задачі на сьогодні розроблено велику кількість мо-

делей прогнозування фінансових ринків, які ґрунтуються на використанні статистичних методів: регресійні моделі, вищезгадані авторегресійні моделі, методи експоненційного згладжування, методи максимальної правдоподібності тощо. При цьому всі підходи передбачають моделювання фінансових даних у вигляді часових рядів.

Однак, в останнє десятиріччя виокремились два головних напрямки підходів до прогнозування фінансових фондових індексів та розробки відповідних систем підтримки прийняття рішень [2, 3], - це вищезгадані статистичні моделі та методи машинного навчання. Традиційні статистичні методи передбачають, що досліджувані часові ряди генеруються лінійним процесом [4] та, відповідно, з їх допомогою моделюється процес поведінки часових рядів з метою прогнозування їх майбутніх значень. Одне із фундаментальних досліджень, яке присвячене дослідженню використання систем штучного інтелекту у прогнозуванні часових рядів наведено в

праці [5]. На противагу, методи машинного навчання здатні враховувати нелінійні зв'язки між відповідними факторами без попередніх знань про вхідні дані.

Постановка проблеми

Виявлено, що в оглядових критичних дослідженнях наукових джерел, які присвячені задачам прогнозування фондових індексів, цитуються ранні джерела, які вказують на відносно успішне використання методів штучного інтелекту у прогнозуванні часових рядів. Зокрема, в працях [6, 7] досліджуються штучні нейронні мережі, в працях [8–10] – методи аналізу тексту, опорних векторів тощо. У зв'язку з цим нами був проведений детальний аналіз відповідної сучасної наукової літератури в наукометричних базах даних Scopus, Science Direct, Google Scholar, IEEExplore та Springer з метою відповіді на питання:

- 1) які задачі (фінансових ринків) розв'язувались з допомогою методів штучного інтелекту?
- 2) які методи, моделі, алгоритми штучного інтелекту при цьому використовувались?
- 3) які головні нерозв'язані задачі?

При цьому нами використовувались такі ключові слова: «фінансові ринки», «фондові ринки», «фінансові часові ряди», «прогнозування», «машинне навчання», «штучний інтелект», «нейронні мережі», «метод опорних векторів», «машина екстремального навчання», «нечіткі системи», «кластеризація», «огляд літератури».

Результати дослідження.

Аналіз наукових джерел

В розглянутій літературі присутня мала кількість оглядових статей, які присвячені аналізу використання методів штучного інтелекту у проблематиці фінансового прогнозування. Більшість цих статей досліджують штучні нейронні мережі (*англ. artificial neural networks, ANN*) або генетичні алгоритми (*англ. genetic algorithm, GA*). Зокрема, в праці [11] запропоновано емпіричний метод для побудови автоматичної торговельної системи із використанням ANN; авторами описано ключові кроки використання штучної нейронної мережі, а саме: вибір шару входу та виходу, визначення нейронної архітектури та спосіб обробки вихідних сигналів, згенерованих нейронною мережею, з метою створення правил входу і виходу з торгівлі. В праці [12] розглянуто застосування нейронних мереж на певних типах фінансових ринків. Автори детально дослідили деякі первинні дослідження, які застосовують метод ANN

до прогнозування обмінних курсів, фондових ринків та банківської (фінансової) кризи. Однак, у даному короткому дослідженні відсутній детальний опис методів ANN, які при цьому використовувались. У дослідженні [4] автори використовують метод ANN у прогнозуванні фінансових часових рядів; в даній роботі автори розглянули літературу в двох аспектах: механізми попередньої обробки даних, що застосовуються до вхідних даних, та безпосередня нейронна мережа, що використовується в первинних дослідженнях. С. Соні [7], також досліджував використання методів ANN у прогнозуванні фондових ринків, в якій наводиться короткий опис історії цієї методики, основні поняття фондового ринку, а також перелік деяких первинних досліджень, які використовують підхід ANN для вирішення проблеми прогнозування фондового ринку. Існують, дослідження, в яких здійснюється поєднання декількох методів, зокрема в праці [13] використано методи ANN та нечіткої логіки, а в [14] – штучні мережі для консолідованих фінансових звітів, в [15] – штучні мережі та звичайний методі найменших квадратів.

Деякі первинні дослідження вивчали використання методів, які спираються на якісні дані, що впливають з фінансових новин, фінансових звітів компаній тощо. Зокрема, автори [16] провели аналіз певних первинних досліджень, які реалізують методи так званого інтелектуального аналізу тексту (*англ. text mining*) з метою отримання якісної інформації про компанії та подальшого її використання для прогнозування майбутньої поведінки цін акцій на основі того, наскільки хорошими чи поганими є новини про ці компанії. В роботі автори пропонують порівняння основних методів інтелектуального аналізу даних, запропонованих у літературі, з урахуванням деяких характеристик первинних досліджень, а саме: техніки вибору ознак, підходу до представлення ознак, джерела новин про компанії, використаний класифікатор, кількість категорій або цільових класів. Наш огляд також охоплює оновлений аналіз первинних досліджень, в яких запропоновано підходи інтелектуального аналізу тексту з метою аналізу фінансових ринків.

Важливе дослідження було проведене в статті [16], в якій здійснено аналіз більше 100 наукових публікацій, які використовують методи штучного інтелекту у розв'язанні задач прогнозування фондових ринків. Дані публікації були класифіковані за такими ознаками: розглянутий фондовий ринок, перелік вхідних змінних, методи та параметри, що використовуються для побудови предикторів, результати проведених розрахунків та показники ефективності, що використовуються для оцінки запропонованих методів. Незважаючи на цінний внесок наукової праці [16] в критичний огляд первинних

джерел з даної тематики, вона зосереджена тільки на методах машинного навчання, що застосовуються до прогнозування фінансових ринків; крім того, даний огляд є відносно застарілим, оскільки з 2009 року по сьогодні з'явилась численна кількість нових відповідних методів. Варто також відмітити працю [17], в якій аналізуються системи штучного інтелекту для прогнозування окремих фінансових показників.

Одна з останніх публікацій [18] присвячена аналізу великої кількості методів штучного інтелекту у дослідженні фінансових ринків. Зазначені методи виокремлено у 3 групи: нейронні мережі, опорні вектори та інші методи, зокрема k-середні.

Інші останні публікації [17, 19-20] теж ґрунтуються на аналізі тільки певних методів штучного інтелекту, таких як генетичні алгоритми [21, 22], генетичне програмування, еволюційні алгоритми [23, 24].

Таким чином, існуючі наукові публікації не містять комплексного аналізу літературних джерел, що присвячені використанню методів штучного інтелекту у прогнозуванні фондових індексів. На нашу думку, такий аналіз повинен базуватися на двох загальновідомих підходах до прогнозування поведінки фінансових ринків: фундаментальний та технічний аналіз. Перший підхід базується на дослідженні економічних факторів, які мають можливий вплив на ринкову динаміку, та частіше зустрічається у довгостроковому плануванні. Представники технічного аналізу, з іншого боку, стверджують, що ціна вже містить в собі всі фундаментальні чинники, які впливають на неї. У зв'язку з цим технічний аналіз передбачає прогнозування динаміки зміни цін на основі аналізу їх зміни у минулому, тобто часових рядів. Саме на цих двох підходах має базуватись відповідний комплексний аналіз літературних джерел.

Фундаментальний і технічний аналіз фінансових ринків

Головна особливість фундаментального аналізу полягає в тому, що його украй складно формалізувати. Не дивлячись на те, що методи і моделі цього аналізу є адекватними, великі обсяги інформації, а також різна її інтерпретація учасниками ринку зводять фундаментальний аналіз в суто теоретичний інструмент.

Фундаментальний аналіз бере свій початок в 1928 році з класичних праць Бенджаміна Грехема, який стверджував, що інвестори повинні детально аналізувати фундаментальні властивості компанії перед тим, як здійснювати інвестиції, а саме: її роз-

мір, рівень капіталізації та рентабельності, доходи, витрати, активи, зобов'язання та інші фінансові аспекти компанії. Фундаментальний аналіз передбачає, що ціна акцій компанії формується на основі політичних та економічних факторів, які є внутрішніми або зовнішніми для неї. В праці [25] було розроблено декілька кількісних інструментів та індикаторів, щоб допомогти у вивченні основ компанії, таких як політика управління, маркетингова стратегія, інноваційні продукти, фінансові коефіцієнти. З метою отримання більш якісного аналізу у вивченні фундаментальних властивостей компанії використовувались деякі інші фактори, такі як ринкові тенденції, законодавство і навіть фінансові новини, вебсайти і соціальні мережі. Ціна акцій, яка отримується шляхом аналізу внутрішніх чинників в більшості випадків не збігається з їх ціною на фондовому ринку, де вона визначається співвідношенням попиту і пропозиції. Тому інвестори, які використовують фундаментальний аналіз, оперують в ситуації, коли зазначена внутрішня ціна акцій компанії перевищує таку ціну на фондовій біржі. В такому випадку такі акції стають недооціненими, а отже потенційними об'єктами для інвестування. Здійснюючи купівлю таких недооцінених акцій, інвестори передбачають, що в умовах ефективного фондового ринку ціна такої акції буде наближатися до її внутрішньої ціни, тобто зростатиме.

Прихильниками технічного аналізу розроблено велику кількість методів та моделей, однак всі вони ґрунтуються на аналізі часових рядів та виявленні трендів, на основі яких можна спрогнозувати поведінку ціни в майбутньому. Говорячи про технічний аналіз, варто виділити ґрунтовне дослідження [26], в якому проводиться детальний аналіз наукової літератури, що присвячена даній тематіці. В даній роботі вся література поділена за об'єктами досліджень, що згруповані в 8 груп, які конкретизовані відповідною категорією (табл. 1).

Вибір публікацій на основі критеріїв табл. 1 передбачав, що предметом їх досліджень були методи саме прогнозування фондових індексів. В результаті було відібрано 85 публікацій з найбільш відомих наукометричних баз даних, класифікацію яких наведено в табл. 2.

Аналіз відповідних джерел [20] в табл. 2 дозволив виявити невирішені завдання:

1. В науковій літературі присутня мала кількість досліджень, що присвячені прогнозуванню фондових індексів в країнах, що розвиваються, також країн Центральної та Східної Європи. Оскільки в цих країнах відбуваються важливі ринкові перетворення, а також спостерігається збільшення кількості відповідної інформації, то їх технічний аналіз має бути проведений більш детально.

Таблиця 1
Ознаки класифікації наукової літератури
технічного аналізу фондових ринків [26]

№	Об'єкт	Категорія
1	Економіка	А – розвинена країна, В – країна, що розвивається, С – не визначено.
2	Методологія	А – трейдингова система, В – розрахунки, С – макроекономічна модель, D – паттерн (англ., pattern).
3	Застосування	А – реальний ринок, В – штучний ринок (імітація поведінки), С – не визначено.
4	Транзакційні витрати	А – визначені, В – невизначені.
5	Методи, моделі	А – стохастичні моделі, В – індекс відносно сили RSI, С – генетичний алгоритм, D – еволюційне навчання, Е – статистичний аналіз, F – ковзна середня, G – економетричні моделі (AR, ARMA, ARIMA, GARCHT), H – нейронні мережі, I – інше.
6	Результати	А – передбачає технічний аналіз, В – не передбачає технічний аналіз, С – не визначено.
7	Ризик	А – враховано, В – не враховано, С – не визначено.
8	Корегування ризику	А – включення корегування ризику та транзакційних витрат, В – включення тільки корегування ризику, С – включення тільки транзакційних витрат, D – виключення корегування ризику та транзакційних витрат, Е – не визначено.

2. Чи існує можливість поєднати паттерни з комп'ютерними алгоритмами розпізнавання образів

для визначення торгових стратегій, які можуть генерувати великі прибутки?

3. Чи існує консенсус щодо використання транзакційних витрат у застосуванні технічного аналізу фондових ринків? Як транзакційні витрати у стандартизованому вигляді можуть бути використані для аналізу різних країн? Важливо підкреслити, що країни також можуть мати законодавчі обмеження, як для транзакційних витрат, так і для інших ринкових суб'єктів, таких як податки, обмеження на короткі продажі тощо.

4. Мала кількість математичних методів у поєднанні з технічним аналізом. В проаналізованих публікаціях з допомогою генетичних алгоритмів та нейронних мереж було отримано кращі результати на протигагу статистичним методам аналізу. З іншого боку методи машинного навчання можуть бути використані для отримання відповідних стратегій дій на фондових ринках.

Таблиця 2
Результати аналізу кількості наукових джерел
прогнозування фондових індексів

	Категорії								
	1	2	3	4	5	6	7	8	
Об'єкт	A	53	58	80	43	9	79	37	23
	B	23	31	9	43	10	6	41	14
	C	11	2	1		15	4	7	13
	D		8			4			26
	E					30			9
	F					44			
	G					10			
	H					15			
	I					33			

Важливою перевагою використання технічного аналізу є те, що він зводить проблему прогнозування фондових ринків до проблеми розпізнавання паттернів, в яких вхідні дані формуються з історичних цін та технічних індексів, а виходи оцінюються з цих же минулих даних, тобто здійснюється аналіз часових рядів.

Не дивлячись на те, що на сьогодні існує певна кількість розроблених моделей прогнозування фондових індексів із використанням алгоритмів штучного інтелекту, у науковій літературі відсутня установлена методологія, яка визначає головні елементи та

етапи алгоритму прогнозування фінансових часових рядів [18].

Так, в публікації [27] визначено такі загальні операційні етапи прогнозування всіх часових рядів на основі алгоритмів штучного інтелекту: підготовка даних, визначення алгоритму, навчання та оцінка прогнозу (рис. 1).



Рис. 1. Типові етапи прогнозування часових рядів на основі алгоритмів штучного інтелекту [3, 27]

Перший етап (див. рис. 1) підготовки даних полягає у їх первинній обробці для процесу навчання. Основними напрямками діяльності на цьому етапі є збір даних, їх попередня обробка, нормалізація та структурування, в результаті чого отримується набір навчальних та тестових даних. Другий етап визначення алгоритму полягає у визначенні методів штучного інтелекту, які будуть використовуватися для моделювання та прогнозування даних. Етап навчання полягає у виборі алгоритму навчання, налаштуванні параметрів навчання та виконання процедури навчання з метою створення моделі прогнозування часових рядів. Останній етап оцінки полягає у визначенні метрик оцінки та розрахунку точності результатів, отриманих під час виконання навчання на тестовому наборі даних.

В науковій літературі часто зустрічається використання алгоритму, зображеного на рис. 1, з метою здійснення прогнозів на фінансових ринках. Однак, для того, щоб побудувати якісний метод штучного інтелекту, потрібно детальніше розглядати деякі конкретні питання фінансових ринків. Першим головним питанням фінансових ринків є вибір вхідних змінних, які моделюються методами машинного навчання, та, відповідно, вихідних змінних, які повинні бути спрогнозовані з метою визначення правил входу та виходу з фінансових ринків та розробки стратегій управління ризиками та грошима. Іншим дуже важливим питанням аналізу фінансових

ринків у порівнянні з іншими проблемами машинного навчання є етап оцінки. Оскільки основною метою автоматизованої (інтелектуальної) системи фінансових торгів, яка застосовується на реальних ринках, є максимізація прибутку, то крок оцінки повинен мати здатність отримувати прибутки в реальному або імітованому торговельному середовищі. Ці завдання необхідно розв'язувати уникаючи методів, які не застосовувались на практиці або які можуть завдати суттєвих фінансових збитків інвесторам. Таким чином, для побудови інтелектуального методу фінансових торгів, деякі етапи повинні бути включені в загальноприйнятну методологію (див. рис. 1), а інші - адаптовані.

Як зазначалось вище, на етапі підготовки здійснюється збір та попередня обробка даних з метою їх аналізу та прогнозування на основі методів машинного навчання. У контексті прогнозування фінансових ринків на сьогодні використовується велика кількість технічних та фундаментальних вхідних змінних, а отже вибір конкретних змінних, найбільш прийнятних для даного завдання є непростю задачею; загалом, даний вибір залежить від інвестиційних горизонтів. Технічні змінні, як правило використовуються у випадку здійснення короткострокових торгів, наприклад, щодня, щотижня або щомісяця [28], а фундаментальні – довгострокових [11]. Зокрема, існує велика кількість технічних змінних, які використовуються при аналізі фінансових ринків, опис яких детально наведений в публікації [16]. При цьому з метою автоматизації процесу формування вхідних змінних зазначається про існування методів, які здійснюють вибір та вилучення відповідних ознак з вхідних даних, що покращує якість прогнозів на фінансових ринках. Так, в праці [16] наводяться такі вхідні змінні, які використовуються у прогнозуванні фінансових ринків:

- фондові індекси NASDAQ, S&P 500 тощо;
- ціни відкриття, закриття, найвища та найнижча ціни;
- значення індексів за 5 попередніх днів;
- зміна цін;
- індекс відносної сили RSI;
- обмінний курс;
- відсоткові ставки, ф'ючерси;
- повільний стохастик (%D);
- лагові значення рентабельності фондових індексів;
- щоденна авторегресія рентабельності індексів AR(1);
- загальна рентабельність;
- дохідність по дивідендам;
- пропозиція, попит, прибуток на фондовому ринку;
- та інші.

Іншим важливим підетапом підготовки даних є вибір вихідних змінних, які будуть використовуватися у прийнятті фінансових рішень; при цьому цей підетап виступає тривіальним кроком в інших задачах прогнозування часових рядів, таких як електрокардіограма, споживання електроенергії, продажі, метеорологічні дані тощо. У контексті прогнозування на фінансових ринках є велика кількість змінних, які можуть бути передбачені та використані системою торгів для визначення правил входу та виходу. Найбільш поширеними вихідними змінними, що використовуються в літературі, є ціна на наступний день, ціна на наступні n днів, індекс відносної сили (RSI), зростання-падіння цін, поворотна точка (англ. turning point) тощо.

Після визначення вхідних та вихідних змінних, які будуть використовуватися при прогнозуванні, здійснюється збір, попередня обробка даних, нормалізація та їх структуризація. Ці структуровані дані використовуються алгоритмами штучного інтелекту з метою вивчення ринкової поведінки. Другий, третій і четвертий етапи відповідної методології прогнозування на фінансових ринках можуть бути здійснені подібно до етапів традиційної методології прогнозування (див. рис. 1). На цих етапах повинен бути вибраний і навчений відповідний алгоритм прогнозування. Отримані прогнозовані значення використовуються для оцінки точності прогнозування запропонованого підходу. Така оцінка прогнозування може бути виконана за допомогою звичайних засобів точності машинного навчання, таких як середня абсолютна похибка, середня абсолютна похибка виражена у відсотках, середньоквадратична помилка тощо.

Отже до методології фінансового прогнозування повинно бути додано два додаткових етапи: 1) стратегія торгів та 2) оцінка прибутковості. Стратегія торгів полягає у веденні переговорів на реальних ринках, базуючись на прогнозних значеннях відповідних фінансових змінних. Згідно з [3], успішна торгова стратегія потребує реалізації трьох основних завдань. Перше з них складається з набору правил, що вказує, коли потрібно входити і виходити з торгів. Ці правила використовують спрогнозовані вихідні змінні для визначення кращого моменту для купівлі або продажу акцій. Друге завдання успішної системи торгів – це визначення механізмів контролю ризиків, які являють собою набір правил захисту вкладених фінансових активів, наприклад заявки стоп-лосс [8]. Стратегії управління ризиками повинні визначати мету отримання прибутку, а також визначати момент виходу з неприбуткової позиції. Третє завдання – це визначення механізмів управління фінансовими активами, тобто обсягом

ресурсів, (які будуть використовуватися в торгах) обмеженою доступністю капіталу та ризику.

Інший доданий етап полягає у оцінці прибутковості на реальних ринках, що є надзвичайно важливим у прийнятті управлінських рішень, а також автоматизації процесів здійснення торгів. На рис. 2 зображено модифікований алгоритм прогнозування фінансових часових рядів на основі алгоритмів штучного інтелекту.

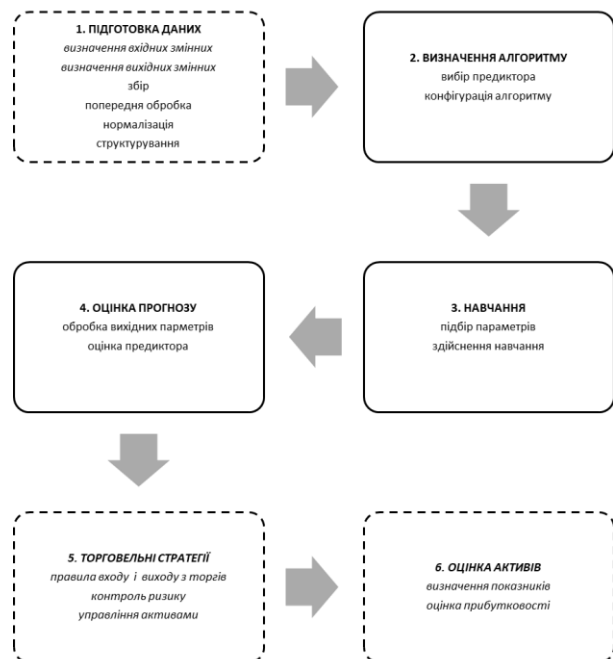


Рис. 2. Етапи прогнозування фінансових часових рядів на основі алгоритмів штучного інтелекту

Відповідно до алгоритму, зображеного на рис. 2, першочерговим є визначення відповідних змінних, які будуть використовуватись у прогнозуванні фінансових ринків. Запропоновані підходи в науковій літературі різняться щодо того, які типи та кількість змінних повинні використовуватись у моделюванні фінансових ринків. Фундаментальний аналіз передбачає використання декількох макро- та мікроекономічних властивостей окремої компанії або ринку в цілому, таких як розмір, рівень капіталізації, співвідношення витрати-прибуток, грошовий потік, співвідношення власного та залученого капіталу, прибутковість. З іншого боку, технічний аналіз передбачає використання технічних атрибутів фінансових індексів, таких як рухоме середнє, волатильність, баланс, динаміка, індекс відносної сили [29]. Однак, у літературі немає єдиної думки щодо того, які вхідні змінні найкраще використовувати.

Зазначимо, що важливим на етапі підготовки даних є вибір ознак, тобто процес вибору підмно-

жини відповідних змінних (ознак, атрибутів) з метою їх використання при побудові моделі. Алгоритм відбору ознак передбачає:

- спрощення моделей з метою їх легшої інтерпретації;
- зменшення тривалості навчання;
- зниження рівня перенавчання.

Головний зміст застосування алгоритму вибору ознак полягає у тому, що для даних, які містять багато ознак (які є або надлишковими, або недоречними) можна усунути ці ознаки без зниження якості інформації. Поняття надлишкових та недоречних ознак є різними, оскільки, наприклад доречна ознака може бути надлишковою за наявності іншої доречної ознаки, з якою вона корелює. В літературі зустрічаються різні способи вибору ознак: метод опорних векторів [30], метод головних компонент, генетичний алгоритм, дерева рішень та ін.

Варто відмітити, що на етапі попередньої обробки даних, потрібно здійснювати виявлення аномалій, тобто знаходження та ідентифікації елементів, даних, спостережень, які не відповідають заданому ряду даних, так званому паттерну (іншим елементам набору даних). Для виявлення аномалій в літературі використовуються різноманітні методи: аналіз незалежних компонент, метод k-найближчих сусідів, нечітка логіка, асоціативні правила та ін.

Відповідна структуризація даних на етапі їх попередньої обробки реалізується через класи методів класифікації та кластерного аналізу. Для цього науковці використовують такі методи: виявлення паралельної динаміки, методи нечіткої логіки, локальне лінійне вкладення (LLE), самоорганізаційна карта Кохонена.

Висновки

Таким чином, нами проведений детальний аналіз наукових джерел в наукометричних базах даних Scopus, Science Direct, Google Scholar, IEEEExplore та Springer, присвячених використанню систем штучного інтелекту у прогнозування фінансових часових рядів. В роботі наведено широкий клас задач фінансових ринків, які розв'язуються методами та моделями штучного інтелекту. Виявлено, що в розглянутій літературі присутня мала кількість оглядових статей, які присвячені аналізу використання методів штучного інтелекту у проблематиці фінансового прогнозування. На нашу думку головна нерозв'язана задача полягає у тому, що такий аналіз повинен базуватися на двох загальновідомих підходах до прогнозування поведінки фінансових ринків: фундаментальний та технічний аналіз. Перший підхід базується на дослідженні економічних факторів, які мають можливий вплив на ринкову динаміку, та

частіше зустрічається у довгостроковому плануванні. Представники технічного аналізу, з іншого боку, стверджують, що ціна вже містить в собі всі фундаментальні чинники, які впливають на неї. У зв'язку з цим технічний аналіз передбачає прогнозування динаміки зміни цін на основі аналізу їх зміни у минулому, тобто часових рядів. Саме на цих двох підходах має базуватись відповідний комплексний аналіз літературних джерел. Крім того, у даному дослідженні вдосконалено методологію прогнозування фінансових часових рядів.

Література

1. Murphy, J. J. *Technical analysis of the financial markets [Text]* / J. J. Murphy. – New York Institute of Finance, New York, 1999.
2. Teixeira, L. A. *A method for automatic stock trading combining technical analysis and nearest neighbor classification [Text]* / L. A. Teixeira, A. L. I. d. Oliveira // *Expert Systems with Applications*. – 2010. – Vol. 37(10). – P. 6885-6890.
3. *Forecasting stock indices with back propagation neural network [Text]* / J.-Z. Wang, J.-J. Wang, Z.-G. Zhang, S.-P. Guo // *Expert Systems with Applications*. – 2011. – Vol. 38(11). – P. 14346-14355.
4. Kumar, D. *Performance analysis of Indian stock market index using neural network time series model [Text]* / D. Kumar, S. Murugan // *IEEE International conference on pattern recognition, informatics and mobile engineering*. – IEEE, 2013. – P. 72-78.
5. Palit, A. K. *Computational intelligence in time series forecasting: Theory and engineering applications (Advances in industrial control) [Text]* / A. K. Palit, D. Popovic. – Springer-Verlag, 2006.
6. Roshan, W. *Financial forecasting based on artificial neural networks. Promising directions for modeling [Text]* / W. Roshan, R. Gopura, A. Jayasekara // *IEEE international conference on industrial and information systems*. – IEEE, 2011. – P. 322-327.
7. Soni, S. *Applications of ANNs in stock market prediction: a survey [Text]* / S. Soni // *International Journal of Computer Science and Engineering Technology*. – 2001. – Vol. 2(3). – P. 71-83.
8. Si, Y.-W. *OBST-based segmentation approach to financial time series Engineering [Text]* / Y.-W. Si, J. Yin // *Applications of Artificial Intelligence*. – 2013. – Vol. 26(10). – P. 2581-2596.
9. Tay, F. E. *Application of support vector machines in financial time series forecasting [Text]* / F. E. Tay, L. Cao // *Omega*. – 2001. – Vol. 29(4). – P. 309-317.
10. Nikfarjam, A. *Text mining approaches for stock market prediction [Text]* / A. Nikfarjam, E. Emadzadeh, S. Muthaiyah // *IEEE International conference on computer and automation engineering*. – IEEE, 2010. – P. 256-260.
11. Vanstone, B. *Enhancing stockmarket trading performance with ANNs [Text]* / B. Vanstone, G. Finnie

// *Expert Systems with Applications*. – 2010. – Vol. 37(9). – P. 6602-6610.

12. Li, Y. *Applications of artificial neural networks in financial economics: a survey [Text]* / Y. Li, W. Ma // *IEEE International symposium on computational intelligence and design*. – IEEE, 2010. – P. 211-214.

13. Tiwari, R. *Investigation of Artificial Intelligence Techniques in Finance and Marketing [Text]* / R. Tiwari, S. Srivastava, R. Gera // *Procedia Computer Science*. – 2020. – Vol. 173. – P. 149-157.

14. *Predicting Audit Opinion in Consolidated Financial Statements with Artificial Neural Networks [Text]* / J. R. Sánchez-Serrano, D. Alamino, F. García-Lagos, A. M. Callejón-Gil // *Mathematics*. – 2020. – Vol. 8(08). – Article ID: 1288.

15. *Using Artificial Neural Network techniques to improve the description and prediction of household financial ratios [Text]* / W. Heo, J. M. Lee, N. Park, J. E. Grable // *Journal of Behavioral and Experimental Finance*. – 2020. – Vol. 25. – Article ID: 100273.

16. Atsalakis, G. S. *Surveying stock market forecasting techniques—Part II. [Text]* / G. S. Atsalakis, K. P. Valavanis // *Soft computing methods Expert Systems with Applications*. – 2009. – Vol. 36(3). – P. 5932-5941.

17. Tadapaneni, N. R. *Artificial Intelligence in Finance and Investments. International Journal of Innovative Research in Science [Text]* / N. R. Tadapaneni // *Engineering and Technology*. – 2020. – Vol. 9(5). – P. 2792-2795.

18. Vats, P. *Study on Machine Learning Techniques In Financial Markets [Text]* / P. Vats, K. Samdani // *IEEE International Conference on System, Computation, Automation and Networking (ICSCAN), 2019. – Pondicherry, India, 2019. – P. 1-5*

19. *Classical versus quantum models in machine learning: insights from a finance application [Text]* / Alcazar Javier et al. // *Machine Learning: Science and Technology*. – 2020. – Vol. 1(3). – P. 2-10.

20. *Forecasting SMEs' credit risk in supply chain finance with an enhanced hybrid ensemble machine learning approach [Text]* / Y. Zhu, L. Zhou, C. Xie, C.-J. Wang, T. V. Nguyen // *International Journal of Production Economics*. – 2019. – Vol. 211. – P. 22-33.

21. Ghoddsi, H. *Machine learning in energy economics and finance: A review [Text]* / H. Ghoddsi, G. G. Creamer, N. Rafizadeh // *Energy Economics*. – 2019. – Vol. 81. – P. 709-727.

22. *Trends and Applications of Machine Learning in Quantitative Finance [Electronic resource]* / S. Emerson, K. Ruairi, O. Luke, O. John // *8th International Conference on Economics and Finance Research ICEFR 2019*. – Available at: <https://ssrn.com/abstract=3397005>. – 12.05.2020.

23. Renault, T. *Sentiment analysis and machine learning in finance: a comparison of methods and models on one million messages [Text]* / T. Renault // *Digit Finance*. – 2019. – P. 1-13.

24. Gan L., Wang H., Yang Z. *Machine learning solutions to challenges in finance: An application to the*

pricing of financial products [Text] / L. Gan, H. Wang, Z. Yang // *Technological Forecasting and Social Change*. – 2020. – Vol. 153. – Article ID: 119928.

25. Aguilar-Rivera, R. *Genetic algorithms and Darwinian approaches in financial applications [Text]* / R. Aguilar-Rivera, M. Valenzuela-Rendón, J. Rodríguez-Ortiz // *A survey Expert Systems with Applications*. – 2015. – Vol. 42(21). – P. 7684-7697.

26. Lam, M. *Neural network techniques for financial performance prediction: integrating fundamental and technical analysis [Text]* / M. Lam // *Decision Support Systems*. – 2004. – Vol. 37(4). – P. 567-581.

27. Chande, T. S. *Beyond technical analysis: How to develop and implement a winning trading system [Text]* / T. S. Chande. – 2nd ed. – John Wiley & Sons, 1999.

28. Evans, C. *Utilizing artificial neural networks and genetic algorithms to build an algo-trading model for intra-day foreign exchange speculation [Text]* / C. Evans, K. Pappas, F. Xhafa // *Mathematical and Computer Modelling*. – 2013. – Vol. 58(5). – P. 1249-1266.

29. Vanstone, B. *An empirical methodology for developing stockmarket trading systems using artificial neural networks [Text]* / B. Vanstone, G. Finnie // *Expert Systems with Applications*. – 2009. – Vol. 36(3). – P. 6668-6680.

30. Lee M.-C. *Using support vector machine with a hybrid feature selection method to the stock trend prediction [Text]* / M.-C. Lee // *Expert Systems with Applications*. – 2009. – Vol. 36(8). – P. 10896-10904.

References

1. Murphy, J. J. *Technical analysis of the financial markets*. New York Institute of Finance, New York, 1999.

2. Teixeira, L. A., Oliveira, A. L. I. d. A method for automatic stock trading combining technical analysis and nearest neighbor classification. *Expert Systems with Applications*, 2010, vol. 37(10), pp. 6885-6890.

3. Wang, J.-Z., Wang, J.-J., Zhang, Z.-G., Guo, S.-P. Forecasting stock indices with back propagation neural network. *Expert Systems with Applications*, 2011, vol. 38(11), pp. 14346-14355.

4. Kumar, D., Murugan, S. Performance analysis of Indian stock market index using neural network time series model. *IEEE International conference on pattern recognition, informatics and mobile engineering*, IEEE, 2013, pp. 72-78.

5. Palit, A. K., Popovic, D. *Computational intelligence in time series forecasting. Theory and engineering applications (Advances in industrial control)*. Springer-Verlag, 2006.

6. Roshan, W., Gopura, R., Jayasekara, A. Financial forecasting based on artificial neural networks. Promising directions for modeling. *IEEE International conference on industrial and information systems*, IEEE, 2011, pp. 322-327.

7. Soni, S. Applications of ANNs in stock market prediction: a survey. *International Journal of Computer*

Science and Engineering Technology, 2001, vol. 2(3), pp. 71-83.

8. Si, Y.-W., Yin, J. OBST-based segmentation approach to financial time series Engineering. *Applications of Artificial Intelligence*, 2013, vol. 26(10), pp. 2581-2596.

9. Tay, F. E., Cao, L. Application of support vector machines in financial time series forecasting. *Omege*, 2001, vol. 29(4), pp. 309-317.

10. Nikfarjam, A., Emadzadeh, E., Muthaiyah, S. Text mining approaches for stock market prediction. *IEEE International conference on computer and automation engineering*, IEEE, 2010, pp. 256-260.

11. Vanstone, B., Finnie, G. Enhancing stockmarket trading performance with ANNs. *Expert Systems with Applications*, 2010, vol. 37(9), pp. 6602-6610.

12. Li, Y., Ma, W. Applications of artificial neural networks in financial economics: a survey. *IEEE International symposium on computational intelligence and design*, IEEE, 2010, pp. 211-214.

13. Tiwari, R., Srivastava, S., Gera, R. Investigation of Artificial Intelligence Techniques in Finance and Marketing. *Procedia Computer Science*, 2020, vol. 173, pp. 149-157.

14. Sánchez-Serrano, J. R., Alaminos, D., García-Lagos, F., Callejón-Gil, A. M. Predicting Audit Opinion in Consolidated Financial Statements with Artificial Neural Networks. *Mathematics*, 2020, vol. 8(08), article id: 1288.

15. Heo, W., Lee, J. M., Park, N., Grable, J. E. Using Artificial Neural Network techniques to improve the description and prediction of household financial ratios. *Journal of Behavioral and Experimental Finance*, 2020, vol. 25, article id: 100273.

16. Atsalakis, G. S., Valavanis, K. P. Surveying stock market forecasting techniques—Part II. *Soft computing methods Expert Systems with Applications*, 2009, vol.36(3), pp. 5932-5941.

17. Tadapaneni, N. R. Artificial Intelligence in Finance and Investments. *IEEE International Conference on System, Computation, Automation and Networking (ICSCAN)*, Pondicherry, India, 2020, pp. 1-5.

18. Vats, P., Samdani, K. Study on Machine Learning Techniques In Financial Markets. *Applied Soft Computing*, 2019, vol. 38, pp. 788-804.

19. Alcazar, Javier. et al. Classical versus quantum models in machine learning: insights from a finance application. *Machine Learning: Science and Technology*, 2020, vol. 1(3), pp. 2-10.

20. Zhu, Y., Zhou, L., Xie, C., Wang, C.-J., Nguyen, T. V. Forecasting SMEs' credit risk in supply chain finance with an enhanced hybrid ensemble machine learning approach. *International Journal of Production Economics*, 2019, vol. 211, pp. 22-33.

21. Ghoddusi, H., Creamer, G. G., Rafizadeh, N. Machine learning in energy economics and finance: A review. *Energy Economics*, 2019, vol. 81, pp. 709-727.

22. Emerson, S., Ruairi, K., Luke, O., John, O. Trends and Applications of Machine Learning in Quantitative Finance. *8th International Conference on Economics and Finance Research ICEFR 2019*. Available at: <https://ssrn.com/abstract=3397005> (accessed 12.05.2020).

23. Renault, T. Sentiment analysis and machine learning in finance: a comparison of methods and models on one million messages. *Digit Finance*, 2019, pp. 1-13.

24. Gan, L., Wang, H., Yang, Z. Machine learning solutions to challenges in finance: An application to the pricing of financial products. *Technological Forecasting and Social Change*, 2020, vol. 153, article id: 119928.

25. Aguilar-Rivera, R., Valenzuela-Rendón, M., Rodríguez-Ortiz, J. Genetic algorithms and Darwinian approaches in financial applications. *A survey Expert Systems with Applications*, 2015, vol. 42(21), pp. 7684-7697.

26. Lam, M. Neural network techniques for financial performance prediction: integrating fundamental and technical analysis. *Decision Support Systems*, 2004, vol. 37(4), pp. 567-581.

27. Chande, T. S. *Beyond technical analysis: How to develop and implement a winning trading system*, 2nd ed. John Wiley & Sons, 1999.

28. Evans, C., Pappas, K., Xhafa, F. Utilizing artificial neural networks and genetic algorithms to build an algo-trading model for intra-day foreign exchange speculation. *Mathematical and Computer Modelling*, 2013, vol. 58(5), pp. 1249-1266.

29. Vanstone, B., Finnie, G. An empirical methodology for developing stockmarket trading systems using artificial neural networks. *Expert Systems with Applications*, 2009, vol. 36(3), pp. 6668-6680.

30. Lee, M.-C. Using support vector machine with a hybrid feature selection method to the stock trend prediction. *Expert Systems with Applications*, 2009, vol. 36(8), pp. 10896-10904.

Поступила в редакцію 26.08.2020, рассмотрена на редколлегии 15.09.2020

ИСПОЛЬЗОВАНИЕ СИСТЕМ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА В ПРОГНОЗИРОВАНИИ ФИНАНСОВЫХ РЫНКОВ: ОБЗОР НАУЧНОЙ ЛИТЕРАТУРЫ

Н. Я. Кушнир, К. А. Токарева

Исследовано использование отдельных методов искусственного интеллекта в прогнозировании и анализе временных рядов финансовых данных. Финансовые временные ряды по своей сути обладают высокой дисперсией, являются сложными, динамическими, нелинейными, непараметрическими, а также имеют хаотичную природу, поэтому для их прогнозирования должны использоваться методы интеллектуального анализа больших данных и мягких вычислений. Поскольку в научной литературе поверхностно описаны мно-

гочисленные алгоритмы искусственного интеллекта, которые используются в прогнозировании финансовых временных рядов, был проведен детальный анализ соответствующей научной литературы в наукометрических базах данных Scopus, Science Direct, Google Scholar, IEEEExplore и Springer. Выявлено, что существующие научные публикации не содержат комплексного анализа литературных источников, посвященных использованию методов искусственного интеллекта в прогнозировании фондовых индексов. Кроме того, проанализированные публикации, подробно связанные с объектом нашего исследования, имеют ограниченную сферу применения, поскольку акцентируются только на одном семействе алгоритмов искусственного интеллекта, а именно искусственных нейронных сетях. Показано, что анализ использования систем искусственного интеллекта должен базироваться на двух общеизвестных подходах к прогнозированию поведения финансовых рынков: фундаментальном и техническом анализе. Первый подход базируется на исследовании экономических факторов, имеющих возможное влияние на рыночную динамику, и чаще встречается в долгосрочном планировании. Представители технического анализа, с другой стороны, утверждают, что цена уже включает в себя все фундаментальные факторы, которые влияют на нее. В связи с этим технический анализ предполагает прогнозирование динамики изменения цен на основе анализа их изменения в прошлом, то есть временных рядов. Несмотря на то, что на сегодня существует определенное количество разработанных моделей прогнозирования фондовых индексов с использованием алгоритмов искусственного интеллекта, в научной литературе отсутствует устоявшаяся методология, которая определяет главные элементы и этапы алгоритма прогнозирования финансовых временных рядов. В связи с этим, в данном исследовании усовершенствована методология прогнозирования финансовых временных рядов.

Ключевые слова: искусственный интеллект; машинное обучение; временной ряд финансовых данных; моделирования фондовых индексов.

ARTIFICIAL INTELLIGENCE SYSTEMS IN THE FINANCIAL MARKET PREDICTIONS: LITERATURE REVIEW

Mykola Kushnir, Kateryna Tokarieva

The paper investigates methods of artificial intelligence in the prognostication and analysis of financial data time series. The usage of well-known methods of artificial intelligence in forecasting and analysis of time series is investigated. Financial time series are inherently highly dispersed, complex, dynamic, nonlinear, nonparametric, and chaotic nature, so large-scale and soft data mining techniques should be used to predict future values. As the scientific literature superficially describes the numerous artificial intelligence algorithms to be used in forecasting financial time series, a detailed analysis of the relevant scientific literature was conducted in scientometric databases Scopus, Science Direct, Google Scholar, IEEEExplore, and Springer. It is revealed that the existing scientific publications do not contain a comprehensive analysis of literature sources devoted to the use of artificial intelligence methods in forecasting stock indices. Besides, the analyzed works, which are related in detail to the object of our study, have a limited scope because they focus on only one family of artificial intelligence algorithms, namely artificial neural networks. It was found that the analysis of the use of artificial intelligence systems should be based on two well-known approaches to predicting the behavior of financial markets: fundamental and technical analysis. The first approach is based on the study of economic factors that have a possible impact on market dynamics and more common in long-term planning. Representatives of technical analysis, on the other hand, argue that the price already contains all the fundamental factors that affect it. In this regard, technical analysis involves forecasting the dynamics of price changes based on the analysis of their change in the past, ie time series. Although today there are many developed models for forecasting stock indices using artificial intelligence algorithms, in the scientific literature there is no established methodology that defines the main elements and stages of the algorithm for forecasting financial time series. Therefore, this study has improved the methodology for forecasting financial time series.

Keywords: artificial intelligence; machine learning; time series of financial data; modeling of stock indices.

Кушнир Николай Ярославович – канд. физ.-мат. наук, доцент, доцент кафедры радиотехники и информационной безопасности, Черновицкий национальный университет им. Ю. Федьковича, Черновцы, Украина.

Токарева Катерина – аспирант кафедры радиотехники и информационной безопасности, Черновицкий национальный университет им. Ю. Федьковича, Черновцы, Украина.

Mykola Kushnir– PhD in Physics and Mathematics, Associate Professor, Department of Radio Engineering and Information Security, Yuriy Fedkovych Chernivtsi National University, Ukraine, e-mail: kushnirnick@gmail.com, ORCID Author ID: 0000-0001-9480-3856, Scopus Author ID: 54417579000, ResearcherID: S-1492-2016.

Kateryna Tokarieva – PhD Student, Department of Radio Engineering and Information Security, Yuriy Fedkovych Chernivtsi National University, Ukraine, e-mail: tokarieva.chnu@gmail.com, ORCID Author ID: 0000-0003-4007-8745.