

Математичні методи та моделі в економіці

УДК 336.761-047.72+ 004.032.26

Овсяннікова Наталія Володимирівна

кандидат економічних наук, доцент

Національний авіаційний університет

Овсянникова Наталья Владимировна

кандидат экономических наук, доцент

Национальный авиационный университет

Ovsyannikova Natalya

Candidate of Economic Sciences, Associate Professor

National Aviation University

Желага Александр Васильевич

Національний авіаційний університет

Желага Александр Васильевич

Национальный авиационный университет

Zhelaga Alexander

National Aviation University

**МЕТОДОЛОГІЧНІ ЗАСАДИ ВИКОРИСТАННЯ НЕЙРОННИХ
МЕРЕЖ ДЛЯ ПРОГНОЗУВАННЯ ФОНДОВОГО РИНКУ
МЕТОДОЛОГИЧЕСКИЕ ПРИНЦИПЫ ПРИМЕНЕНИЯ НЕЙРОННЫХ
СЕТЕЙ ДЛЯ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ФОНДОВОГО РЫНКА
A METHODOLOGY FOR BUILDING NEURAL NETWORKS FOR
STOCK MARKET PREDICTIONS**

Анотація. У статті розглянуто інструменти побудови прогнозних моделей для передбачення розвитку фондових ринків. В якості інструментальних засобів прогнозних моделей розглядаються нейронні мережі, надається оцінка специфіки їх використання для вирішення задач

прогнозування, зокрема фінансових часових рядів. Узагальнення методологічних засад охоплює процеси вибору архітектури мережі з урахування значимих факторів досліджуваної системи, взаємозв'язку способів навчання мережі з топологією мережі, процесів формування навчальної вибірки та обґрунтування способів визначення початкових умов для навчання, що разом обумовлює якість процесу навчання мережі та прогнозні властивості побудованої моделі.

Дослідження методологічних засад застосування моделей на основі нейронних мереж виявило зміщення акцентів в способах налаштування мережі, зокрема від обґрунтування вибору типу архітектури мережі до оцінки наявності взаємозв'язку між параметрами налаштування мережі та властивостями об'єкта дослідження, привалювання в способах навчання мережі адаптивних алгоритмів покликаних збільшити гнучкість нейронних мереж у навчанні для відображення специфіки взаємозв'язків у досліджуваних системах.

Перспективними напрямками в області застосування нейронних мереж для прогнозування фінансових ринків є поєднання методології дослідження фінансових часових рядів, процесів прийняття рішень економічними суб'єктами з можливостями відображення нейронною моделлю сукупності ринкових чинників через процеси вибору архітектури мережі, навчання мережі та оцінки ефективності побудованої моделі, забезпечених адекватним вибором часових інтервалів при формування навчальної множини згідно специфіки ринка і задач прогнозування, належною якістю даних, способів їх представлення.

Ключові слова: *фондовий ринок, часові ряди, нейронна мережа.*

Анотація. *В статье рассмотрены инструменты построения прогнозных моделей для фондовых рынков. В качестве инструментария прогнозных моделей рассматриваются нейронные сети, дается оценка*

специфики их использования для прогнозирования финансовых временных рядов. Обобщение методологии построения нейронной сети для прогнозирования фондового рынка охватывает процессы выбора архитектуры сети с учетом значимых факторов исследуемой системы, взаимосвязи способов обучения с топологией сети, процессов формирования обучающей выборки и определения начальных условий обучения, что в результате обуславливает качество обучения сети и прогнозные свойства построенной модели.

Исследование методологических основ применения моделей на основе нейронных сетей выявило смещение акцентов в способах настройки сети, в том числе от обоснования выбора типа архитектуры сети к оценке наличия взаимосвязи между параметрами настройки сети и свойствами объекта исследования, преобладание в способах обучения сети адаптивных алгоритмов призванных увеличить гибкость нейронной модели в процессе обучения для отображения специфики взаимосвязей исследуемых систем.

Перспективными направлениями изучения нейронных сетей для прогнозирования финансовых рынков является сочетание методологии исследования финансовых временных рядов, процессов принятия решений экономическими субъектами в комплексе с анализом возможностей нейронных моделей отражать совокупность рыночных факторов по средствам подбора архитектуры сети, алгоритмов обучения и оценки эффективности полученной модели, адекватного выбора временных интервалов при формировании обучающей выборки, учитывая специфику рынка и задачи прогнозирования, надлежащее качество данных и способы их представления.

Ключевые слова: *фондовый рынок, временные ряды, нейронная сеть.*

Summary. *The article discusses the tools for constructing forecast models for stock markets. The prediction tool is neural networks. An assessment of the features of the use of neural networks for predicting financial time series is given. The methodology for constructing a neural network for stock market forecasting includes the processes of choosing the network architecture taking into account the significant factors of the system under study, the relationship of learning methods with the network topology, the formation of the training sample and determining the initial learning conditions. These factors together determine the quality of training of the neural network and the predictive properties of the model.*

Research into the practice of using neural networks in financial forecasts revealed changes in approaches to setting up a neural network:

the transition from substantiating the choice of the type of network architecture to assessing the existence of a relationship between network settings and properties of the object of study;

the use of adaptive algorithms for learning neural network. This allows you to make the neural model more flexible in the learning process and better reflect the relationship of the system under study.

Promising areas for studying neural networks for forecasting financial markets are a combination of research methodology, financial time series, economic decision-making processes, together with an analysis of the capabilities of neural models to reflect the totality of market factors due to the selection of network architecture, learning algorithms and evaluating the effectiveness of the model, Formation of the training sample, proper data quality and presentation methods are given.

Key words: *stock market, time series, neural network.*

Постановка проблеми. Актуальність обраної теми дослідження зумовлена активним розвитком теоретико-прикладних підходів до

застосування нейронних мереж у прогнозуванні фінансових часових рядів. Поширення набувають дослідження методології нейронних мереж, зокрема процесів побудови і навчання, визначення архітектури нейронних мереж та ключових факторів, які забезпечать ефективність одержаних прогнозних моделей для конкретних ринків, управлінських рішень, періоду планування.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Задачам прогнозування присвячено широке коло робіт вітчизняних та зарубіжних вчених. Застосування аналітичних та прогнозних моделей для дослідження фінансових даних на основі нейронних мереж розглядається зокрема у роботах Г. Дебок [4], Т. Кохонена [8], М. Реста [11], Bin Yang [9], L. Maciel [10]. Взаємозвязки між параметрами мережі та поставленими дослідницькими задачами вивчали А. Lasfer [1], А. Кононюк [2], А. Ghezelbash [3], G. Khirbat [12], досліджуючи специфіку вивчення часових рядів спиралися на роботи Ф. Такенса [7], проблематику репрезентативності даних для прогнозування фінансових ринків висвітлено в роботах Ф. Грегори [5], Э. Бодта [5], М. Коттрелла [5], С. Головачева [6].

Формулювання цілей статті (постановка завдання). Відсутність єдиного підходу до побудови нейронних мереж для дослідження фондового ринку, який би забезпечил поєднання методології дослідження з топологією ефективної мережі зумовили **мету статті** – узагальнення досвіду використання нейронних мереж для прогнозування фінансових ринків.

Виклад основного матеріалу. Використання нейронних мереж для прогнозування фінансових часових рядів ґрунтується на виявленні закономірностей у ретроспективних даних для екстраполяції поточних даних на основі одержаних залежностей.

Механізм нейронних мереж дозволяє «впізнавати» шаблони після навчання нейронної мережі. Здатність нейронної мережі до узагальнення й виділення залежностей між входами і виходами забезпечує ідентифікацію шаблонів. Нейронна мережа являє математичний апарат здатний моделювати лінійні та нелінійні зв'язки шляхом апроксимації функцій:

- для прогнозування часового ряду нейрона мережа вирішує типову задачу нейроаналізу – апроксимацію функцій багатьох змінних по заданому набору даних;
- для динамічних систем, спираючись на теорему Такенса [7], нейронну мережу можна використовувати для знаходження невідомої функції набору даних заданих історією часового ряду.

Таким чином, «в нелінійному прогнозуванні часових рядів, нейронні мережі інтерпретуються як нелінійні авторегресійні моделі, оскільки в якості вхідних даних вони використовують попередні значення часового ряду» [1].

Важливою рисою нейронних мереж є їх здатність до адаптації. Налаштування мережі вхідними даними та здатність до виявлення прихованих залежностей між ними дозволяє прогнозній системі самоадаптуватися при аналізі складних даних та інтерпретувати одержані результати без формулювання попередньої гіпотези щодо виду досліджуваної функції.

Завдяки самоадаптації нейронні мережі можуть бути корисними для прогнозування нестійких ринків, що перебувають у стадії становлення.

Придатність нейронних мереж для прогнозування фондового ринку пояснюється їх властивостями обробки даних: по-перше прогнозування замінюється розпізнаванням шаблонів отриманих на основі ретроспективних даних, що підтверджує достовірність виявлених залежностей та враховує моделі поведінки суб'єктів ринку в процесі прийняття рішень; виявлення закономірностей в наборах різномірних

даних дозволяє об'єднати переваги технічного й фундаментального аналізу фондового ринку для підвищення обґрунтованості рішення; особливості математичного апарату нейронних мереж дозволяють працювати в умовах невизначеності та з даними в умовах інформаційного шуму, що є важливим на фінансових ринках.

Здатність нейронних мереж до налаштування залежно від поданої на вхід інформації та різноманітності даних, які описують об'єкт дослідження за певних ринкових умов, вимагають застосування різних конструкцій для апроксимації ринкових залежностей.

Побудова нейронної мережі залежатиме від конкретних задач дослідження та наявних даних для навчання мережі. Застосував класифікацією А.Ю. Кононюка [2] можна прослідити залежність підходів до побудови нейронної мережі від дослідницьких задач (табл. 1).

Таблиця 1

Архітектура мережі зумовлена типом дослідницької задачі

Типи дослідницьких задач	Особливості побудови нейронної мережі
Розпізнавання образів і класифікація	<ol style="list-style-type: none">1. Дані, що характеризують об'єкт дослідження описуються вектором ознак (до кількох тисяч факторів для об'єкта);2. Сукупність ознак об'єкта має однозначно визначати клас, до якого він належить;3. Топологія мережі: кількість нейронів вихідного шару дорівнює кількості класів.
Прогнозування і апроксимація	<ol style="list-style-type: none">1. Після навчання мережі - виділення прихованих залежностей між вхідними та вихідними даними моделі, на основі кількох попередніх даних прогнозується наступний стан;2. Топологія мережі і розмір вибірки: прогнозування часового ряду вимагає досягнення певного компромісу між кількістю входів мережі та розміром вибірки для навчання й тестування мережі.

Джерело: складено автором за джерелом [2]

Так, вирішення задач класифікації передбачає застосування алгоритму навчання мережі «з вчителем», де за заздалегіть відомими зразками - класифікаційними ознаками, які повною мірою описують певний клас об'єктів, мережа обирає вихід - клас. Мережа повинна за

сукупністю усіх ознак об'єкта однозначно віднести його до певного класу, для цього при заданні параметрів мережі кількість нейронів вихідного шару має дорівнювати кількості класів та між виходом мережі і класом об'єкта має бути встановлена відповідність (при подачі на вхід мережі вектору даних, що описує об'єкт спостереження, на одному з виходів має з'явитися його приналежність класу, на інших виходах у той же час - відсутність приналежності). Чим більшу кількість виходів мережі запроектовано під час її побудови, тим більшу відстань між класами отримуємо та тим складніше для мережі їх переплутати.

Особливістю побудови нейроної мережі для вирішення задач прогнозування і апроксимації є специфіка вхідних даних при прогнозуванні часових рядів. Визначені тенденції в попередніх даних часового ряду можуть визначати стан об'єкта в наступний проміжок часу. Виявлення тенденцій та можливих комбінацій розвитку подій вимагає розширення меж попереднього часового періоду для аналізу даних, тобто збільшення кількості входів мережі за рахунок збільшення кількості елементів часового ряду, які описують стан об'єкта дослідження за певний проміжок часу. Входи нейроної мережі характеризуються необхідною глибиною пророкування - повнотою прикладів, що описують розмаїття часового ряду; кількість входів відповідає кількості часових інтервалів, що передують прогнозу – виходу.

Якість навчання мережі характеризується достатнім розміром навчальної вибірки. Збільшуючи інтервал послідовності для опису входів, тим самим зменшуємо кількість спостережень у часовому ряді. Узгодження кількості входів нейроної мережі з достатнім розміром навчальної вибірки, залежним від параметру глибини пророкування, є особливістю побудови мереж для прогнозування часових рядів.

Результати моделювання залежать також від підбору параметрів мережі: алгоритми і правила навчання, будова мережі, зокрема кількість

скритих шарів, навчальні приклади зумовлюють зв'язки між нейронами, тим самим обумовлюючи здатність мережі до ефективного відтворення взаємозв'язків досліджуваної системи.

Серед типів архітектур з доведеною ефективністю прогнозування та апроксимації часових послідовностей необхідно відзначити багат шаровий перцептрон та рекурентні мережі. Архітектура мережі пов'язана зі способом її навчання. Так, для прогнозування часового ряду за допомогою багат шарового перцептрону переважно усі сховані нейрони обирають одного типу, а функцію вихідного шару приймають лінійною (значно рідше тип функції такий як у скритому шарі) [2].

Рекурентні мережі, зі зворотнім зв'язком та затримкою у часі дозволяють мережі набувати власних нелінійних динамічних властивостей, що дозволяє використовувати їх для апроксимації часових послідовностей. За такої будови мережі, кожен елемент прихованого шару отримує не лише сигнали зі входу мережі але й усі вихідні сигнали, що пояснює наявність елемента затримки у часі.

З точки зору розвитку методології побудови нейронних мереж для прогнозування фінансових ринків, цікавим є дослідження А. Ласфер присвячене визначенню найбільш значущих факторів продуктивності мережі та визначенню ступеня впливу факторів при роботі мережі на різних фінансових ринках – розвинутих країн та тих, для яких фондові ринки перебувають на етапі становлення. Описуючи парадигму нейронної мережі для прогнозування фінансових часових рядів автор до ключових факторів, що формують архітектуру мережі відносить:

- Кількість вхідних нейронів, яка відповідає кількості вхідних сигналів мережі. В якості вхідних сигналів використовуються технічні індикатори в поєднанні з цінами закриття попередніх періодів. Зокрема використовується значення експотенціального ковзаного середнього, яке надає найбільшу вагу недавнім цінам та при зміні значення ціни у часі

його вплив на результат експотенціально зменшується. Перший вхідний нейрон характеризується ціною закриття, другий нейрон – для експотенціального ковзаного середнього.

- Кількість прихованих шарів зумовлюється кількістю та характером вхідних даних. Враховуючи ризики перенавчання нейронної мережі оптимальна кількість складає 1-2 прихованих шарів та визначається дослідним шляхом.

- Кількість нейронів прихованого шару є функцією від кількості вхідних даних. У дослідженні Ласфер, при двох нейронах вхідного шару кількість нейронів прихованого шару коливається від двох до шести. Цікавим для обчислення достатньої кількості нейронів прихованого шару є узагальнення існуючих практик наведене у роботі [3], про те на сьогодні акцент зміщується в бік можливості використання таких мереж які дозволяють у процесі навчання змінювати адаптувати кількість нейронів у процесі навчання мережі.

- Наступним фактором за А. Ласфер, що визначає архітектуру мережі для прогнозування фінансових ринків є кількість нейронів вихідного шару – один, для прогнозу ціни закриття, що характеризуватиме систему в наступний проміжок часу.

- Заключним в аналізі чинників розглядається вплив передатних функцій – рекомендовані лінійні та неперервні нелінійні сигмоїдальні функції.

Найбільш впливовими факторами продуктивності нейроної мережі для прогнозування фінансових часових рядів визначено кількість нейронів прихованого шару, передатну функцію вихідного шару, а також їх взаємодію. Названі фактори виявилися значимими для усіх типів ринків.

Обмеженнями моделей прогнозування фінансових часових рядів є відсутність гнучкості факторних залежностей при дослідженні динаміки ціни та її чинників, ступінь впливу яких в ринкових умовах змінюються з часом. Таким чином, процес моделювання потребує інструментів, що

дозволяють оцінити функціональну залежність між прогнозованим показником та факторами, дія яких змінюються з часом і залежить від конкретних умов, що склалися у визначений проміжок часу.

Нейронні мережі дозволяють узагальнити динамічні властивості об'єкта дослідження, але чутливі до початкових умов, оскільки за результатами ретроспективних спостережень мають пророкувати майбутнє значення прогнозованого показника. При використанні на вході мережі емпіричних даних часового ряду постає завдання отримання бажаних виходів, розпізнання яких можливе лише за умов виявлення і використання прихованих закономірностей в даних. Це зумовлює актуальність формування «репрезентативних рядів і факторів, значущих з точки зору характеристики вхідних даних» [4].

Викладені посилки задачі моделювання фінансових часових рядів вимагають застосування інструментів здатних адаптуватися до змін середовища, до узагальнення закономірностей на основі виявлення прихованих залежностей у даних, таких, що реалізують алгоритм навчання без вчителя. При вирішенні таких завдань поширення набули карти Кохонена, що дозволяють аналізувати, кластеризувати вхідні дані без формулювання гіпотези про вихідні дані. Вузькі місця карт самоорганізації при моделюванні часових рядів пов'язані зі способом завдання розмірності мережі до початку процесу навчання, що знижує «гнучкість» роботи інструменту; визначаючи на початковому етапі кількість нейронів, тим самим, обмежуючі потенціал мережі в аналізі даних. Для подолання названого вузького місця при моделюванні фінансових ринків поширення отримали генетичні алгоритми [4; 6].

Виключне значення для коректної роботи прогнозовної моделі фінансових ринків з використанням карт Кохонена мають процеси попередньої обробки даних і вибору вектора ознак при формуванні навчальної вибірки. Одним з інструментів підготовки даних є

кластеризація, яку використовують для знаходження різних типів залежностей в даних часового ряду з метою вивчення ступеня їх впливу на прогнозований показник. Так, у роботі [5] було проведено оцінку впливу структури даних на зміну прогнозованого показника. Кластеризація даних часового ряду дозволила виявити типи кореляційних зв'язків в динаміці змін короткострокової і довгострокової процентних ставок, що істотно вплинуло на якість прогнозованої моделі при пророкуванні короткострокової процентної ставки.

Формування навчальної вибірки та обґрунтування способів визначення початкових умов для навчання (початкових значень синоптичних ваг) обумовлює якість процесу навчання мережі. Так, при вирішенні задачі прогнозування фондового ринку в період кризи для формування навчальної вибірки у роботі [6] було використано значення часового ряду, що передували викидам часового ряду - максимальним та мінімальним значенням протягом досліджуваних проміжків часу. Такий підхід до формування навчальної вибірки узгоджується з процесом прийняття рішення щодо торгової стратегії брокера.

Порівнюючи різні способи задавання початкових параметрів карт Кохонена дослідниками було здійснено перехід від використання генератора випадкових чисел, методики головних компонент до визначення синоптичних ваг виходячи зі змісту даних на вході мережі. Визначення початкових ваг відображають взаємозв'язки нейронів на вході керуючись аналізом змісту самих даних - більшу вагу отримує нейрон, який має більше відхилення (дисперсію). Обґрунтованість детермінованого системою способу визначення початкових синоптичних ваг доведено підвищенням якості навчання мережі та як наслідок задовільними результатами прогнозування за допомогою отриманої моделі [5; 6].

Використання комбінованих нейронних мереж на основі карт Кохонена, зокрема з включенням мережі Хакена зі зворотнім зв'язком [6]

забезпечує виділення ключового чинника в процесі навчання мережі та підвищення якості навчання мережі на даних довгострокового періоду, що включає кризи фондового ринку та етапи відносної стабільності. Такий підхід дозволяє врахувати специфіку прогнозованого показника – необхідність передбачити переламний момент в тенденції ринку для визначення виграшної торгової стратегіїю та отримати інструмент, який ефективно працює як в умовах кризи фондового ринку, так і в періоди відносної стабільності з низькою волатильністю ринку, коли передбачити зміну тенденції складніше і значимість прийняття рішення щодо обрання виграшної стратегії підвищується.

Висновки з даного дослідження і перспективи подальших розвідок у даному напрямі. Аналіз напрямів дослідження в області прогнозування фінансових часових рядів виявив зміни в підходах до застосування моделей на основі нейронних мереж та зміщення акцентів в способах налаштування мережі, зокрема від обґрунтування вибору типу архітектури мережі до оцінки наявності взаємозв'язку між параметрами налаштування мережі та властивостями об'єкта дослідження (різними типами фондового ринку).

Необхідно відзначити зміщення тенденцій в способах навчання мережі на користь адаптивних алгоритмів з використанням, зокрема карт Кохонена, генетичних алгоритмів. Трансформація способів навчання від навчання з вчителем за даними часового ряду (подаючи на вхід передісторію часового ряду та на вихід – стан системи в наступний інтервал часу) до карт самоорганізації, які дозволяють кластеризувати тенденції часового ряду, тим самим виявляючи нові закономірності в даних і надаючи можливість пояснення нових факторів, вплив яких на результати прогнозу не було враховано в існуючих гіпотезах дослідження. Поширення застосування комбінованих нейронних мереж на основі генетичних

алгоритмів покликані збільшити гнучкість нейронних мереж у навчанні для відображення специфіки взаємозв'язків у досліджуваних системах.

Зміщення акцентів з будови мережі на відбір і попередню підготовку даних активізувало діяльність в області планування методології дослідження при використанні нейронних мереж.

Перспективними напрямками в області застосування нейронних мереж для прогнозування фінансових ринків є поєднання методології дослідження фінансових часових рядів, процесу прийняття рішень економічними суб'єктами, специфіки фінансових інструментів та можливостей відображення нейронною моделлю сукупності ринкових чинників через процеси вибору архітектури мережі, навчання мережі та оцінки ефективності побудованої моделі, забезпечених адекватним вибором часових інтервалів при формування навчальної множини згідно специфіки ринка і задач прогнозування, належною якістю даних, способів їх представлення.

Література

1. Lasfer A. Performance analysis of artificial neural networks in forecasting financial time series. Sharjah, 2013. 115 p.
2. Кононюк А.Ю. Нейронні мережі та генетичні алгоритми. К., 2008. 446 с.
3. Ghezelbash A., Keynia F., Mozaffari Legha M. A new intelligent method base on neural network for stock price index prediction // Technical and Physical Problems of Engineering. 2014. №6. P 24-30.
4. Реста М. Гибридные нейросетевые системы для финансовых рынков. Анализ финансовых данных с помощью самоорганизующихся карт / Г.Дебок, Т. Кохонен. М., 2001. С.158-170.
5. Грегори Ф., Бодт Э., Коттрелл М. Прогнозирование долгосрочных процентных ставок с помощью самоорганизующихся карт. Анализ

- финансовых данных с помощью самоорганизующихся карт / Г. Дебок, Т. Кохонен. М., 2001. С. 63-78.
6. Головачев С.С. Прогнозирование доходности на фондовом и валютном рынках на основе моделей искусственных нейронных сетей. М., 2014. URL: www.hse.ru/data/2014/06/05/1323456130/Golovachev-Thesis%23Revised.pdf
 7. Takens F. (1981) Detecting strange attractors in turbulence. In: Rand D., Young LS. (eds) *Dynamical Systems and Turbulence*, Warwick 1980. *Lecture Notes in Mathematics*, vol 898. Springer, Berlin, Heidelberg. URL: dx.doi.org/10.1007/bfb0091924
 8. Кохонен Т. Самоорганизующихся карты. М., 2014. 615 с.
 9. Bin Yang, Wei Zhang, Haifeng Wang. Stock Market Forecasting Using Restricted Gene Expression Programming. URL: www.hindawi.com/journals/cin/2019/7198962/
 10. Maciel L., Ballini R. Neural Networks Applied to Stock Market Forecasting: An Empirical Analysis. URL: <http://abricom.org.br/lnlm-en/publications/vol8-no1/vol8-no1-art1/>
 11. Mahmoud H., F., Resta M. Hubs and Communities Identification in Financial Networks. URL: www.researchgate.net/publication/264541474_Hubs_and_Communities_Identification_in_Financial_Networks
 12. Khirbat G., Gupta R., Singh S. Optimal Neural Network Architecture for Stock Market Forecasting URL: www.researchgate.net/publication/236164660.

References

1. Lasfer A. Performance analysis of artificial neural networks in forecasting financial time series. Sharjah, 2013. 115 p.

2. Kononjuk A.Ju. Nejrinni merezhi ta ghenetychni alghorytmy. K., 2008. 446 s.
3. Ghezelbash A., Keynia F., Mozaffari Legha M. A new intelligent method base on neural network for stock price index prediction // Technical and Physical Problems of Engineering. 2014. №6. P 24-30.
4. Resta M. Gibridnye neyrosetevye sistemy dlya finansovykh rynkov. Analiz finansovykh dannykh s pomoshchyu samoorganizuyushchikhsya kart / G.Debok, T. Kokhonen. M., 2001. S.158-170.
5. Gregori F., Bodt E., Kottrell M. Prognozirovanie dolgosrochnykh protsentnykh stavok s pomoshchyu samoorganizuyushchikhsya kart. Analiz finansovykh dannykh s pomoshchyu samoorganizuyushchikhsya kart / G.Debok, T. Kokhonen. M., 2001. S.63-78.
6. Golovachev S.S. Prognozirovanie dokhodnosti na fondovom i valyutnom rynkakh na osnove modeley iskusstvennykh neyronnykh setey. URL: www.hse.ru/data/2014/06/05/1323456130/Golovachev-Thesis%23Revised.pdf
7. Takens F. (1981) Detecting strange attractors in turbulence. In: Rand D., Young LS. (eds) Dynamical Systems and Turbulence, Warwick 1980. Lecture Notes in Mathematics, vol 898. Springer, Berlin, Heidelberg.
8. Kokhonen T. Samoorganizuyushchikhsya karty. M., 2014. 615 s.
9. Bin Yang, Wei Zhang, Haifeng Wang. Stock Market Forecasting Using Restricted Gene Expression Programming. URL: www.hindawi.com/journals/cin/2019/7198962/
10. Maciel L., Ballini R. Neural Networks Applied to Stock Market Forecasting: An Empirical Analysis. URL: <http://abricom.org.br/lnlm-en/publications/vol8-no1/vol8-no1-art1/>
11. Mahmoud H., F., Resta M. Hubs and Communities Identification in Financial Networks. URL:

www.researchgate.net/publication/264541474_Hubs_and_Communities_Identification_in_Financial_Networks

12. Khirbat G., Gupta R., Singh S. Optimal Neural Network Architecture for Stock Market Forecasting URL:
www.researchgate.net/publication/236164660.