УДК 658:681.3

КАЛІНІНА І.О.

ВИКОРИСТАННЯ НЕЙРОМЕРЕЖЕВИХ МЕТОДІВ У ЗАДАЧАХ ФІНАНСОВОГО МЕНЕДЖМЕНТУ

У статті розглянуті задачі фінансового менеджменту та представлені методи вирішення цих задач за допомогою нейронних мереж. Розглянуто задачі управління якістю, оцінка кредитоспроможності позичальника, кластеризації, прогнозування. Запропонована узагальнена методика вирішення задач фінансового менеджменту за допомогою нейронних мереж. Розглянуто програмне забезпечення. Наведено приклади вирішення задач за допомогою нейронних мереж.

Вступ. Використання штучних нейронних мереж в різних галузях дозволяє ефективно вирішувати різноманітні задачі обробки данних. Можна назвати багато переваг нейронних мереж над іншими методами в задачах обробки даних та прогнозуванні, з головних можна виділити наступні: При використанні нейронних мереж легко досліджувати залежність прогнозованої величини від незалежних змінних. Та другою перевагою є те, що експерт не залежить від вибору математичної моделі поведінки часового ряду. Побудова нейромережевої моделі відбувається адаптивно під час навчання, без участі експерта, при цьому нейронній мережі пред'являються приклади з бази даних, і вона сама адаптується під ці дані.

Сама нейромережа, як правило, являє собою багатошарову мережну структуру однотипних елементів – нейронів, з'єднаних між собою й згрупованих у шари. Також є вхідний шар, на нейрони якого подається інформація, і вихідний, з якого знімається результат. При проходженні по мережі вхідні сигнали підсилюються або послабляються, що визначається вагами міжнейронних зв'язків. Перед застосуванням нейромережу необхідно навчити на прикладах – за допомогою корекції ваг міжнейронних зв'язків, тобто по відомих вхідних параметрах і результату мережу змушують видавати відповідь, максимально близьку до правильного [5, 9, 11].

Недоліком нейронних мереж є їхня недетермінованість. Мається на увазі те, що після навчання маємо "чорний ящик ", що якимсь чином працює, але логіка прийняття рішень нейромережею зовсім схована від експерта. Існують алгоритми "вилучення знань із нейронної мережі", які формалізують навчену нейронну мережу до списку логічних правил, тим самим створюючи на основі мережі експертну систему. На жаль, ці алгоритми не вбудовуються в нейромережеві пакети, до того ж набори правил, які генеруються такими алгоритмами, досить об'ємні.

При вирішенні задач фінансового менеджменту (керування фінансовими ресурсами) в більшості випадків експерту приходиться вирішувати проблему в умовах недостатніх апріорних знань про середовище, в якому вирішується задача. Традиційні лінійні моделі працюють в цих задачах менш ефективніше, чим моделі на основі штучних нейронних мереж. До задач фінансового менеджменту відносять широкий круг задач,

таких як задачі прогнозування (коливання курсу валют, котировок курсів акцій, макроекономічних та мікроекономічних показників), оцінка плато- та кредитоспроможності, оцінювання і моделювання фінансових потоків при інвестиціях, задачі розподілення ресурсів, технічний аналіз та ін. Найбільш ефективним для вирішення задач фінансового менеджменту є багатошарові мережі, які навчаються за алгоритмом зворотного розповсюдження помилки (*Multilayer BackPropagation Network*) [1, 10, 15].

Найпростіший варіант застосування штучних нейронних мереж у задачах фінансового менеджменту – це використання звичайного персептрона з одним, двома або (у крайньому випадку) трьома схованими шарами [1, 3, 8, 14]. При цьому на входи нейронної мережі звичайно подається набір параметрів, на основі якого (на думку експерта) можна успішно прогнозувати. Виходом звичайно є прогноз мережі на майбутній момент часу. Якщо вхідних параметрів багато, то рекомендується не завантажувати їх відразу в нейронну мережу, а спробувати спочатку провести попередню обробку даних, для того щоб знизити їх розмірність, або представити в правильному вигляді. Взагалі, попередня обробка даних – це ключовий етап у роботі з нейронними мережами.

Постановка задачі. Для надання можливості менеджерам ефективно використовувати інструментарій нейронних мереж розглянемо детально типові особливості задач фінансового менеджменту, які можуть вирішуватися з використанням апарату штучних нейронних мереж.

Рішення задачі. Необхідно виділити дві групи задач, які є головними в використанні штучних нейронних мереж в фінансовому менеджменті, це класифікація і регресія (прогнозування) [1, 3]. Відносно задач менеджменту класифікації можуть піддаватися фірми, підприємства, продукція, що випускається, постачальники та інше, все перераховане можна назвати об'єктами класифікації. До другої області практичного застосування штучних нейронних мереж можна віднести задачі прогнозування об'ємів випуску продукції, об'ємів продажу товарів, зміни курсу акцій, зміни обмінних курсів і т. п., які також з метою спільності назвемо показником. Тут для отримання оцінки прогнозу необхідно мати ретроспективний часовий ряд зміни показника [4].

Розглянемо декілька типових задач фінансового менеджменту.

Управління якістю. У такій задачі виробника цікавить якість продукції, що випускається. Для оцінки якості можна запропонувати систему контролю, побудовану на принципах штучних нейронних мереж. У системі повинна бути використана нейронна мережа прямого розповсюдження, що навчається методом зворотного розповсюдження помилки. Для збільшення обчислювальних можливостей мережа повинна складатися з трьох шарів: вхідного, прихованого та вихідного.

Оцінимо число нейронів в кожному шарі. Кількість нейронів вхідного шару повинна відповідати розмірності вхідного вектора, наприклад, якщо об'єкт характеризується п'ятьма ознаками, то вхідний шар містить таке ж число нейронів. Як перше наближення для прихованого шару встановимо подвоєну кількість нейронів (десять). Число нейронів вихідного шару визначатиметься тією кількістю класів, на які передбачається розділити всю сукупність об'єктів. Покладемо, що таких класів 2 (придатні і браковані вироби). Тоді на виході мережі матимемо 2 вихідних нейрона з кодуванням $(1\ 0)^T$ і $(0\ 1)^T$ (т – знак транспонування). При більшій кількості вихідних класів (категорій продукції) використовується кодування типу 1-з-N. Для зменшення часу навчання пороги ухвалення і відкидання можна встановити рівними відповідно $(0{,}9\ 0{,}1)^T$ та $(0{,}1\ 0{,}9)^T$.

Для навчання мережі методом зворотного розповсюдження необхідно мати достатню кількість пар які навчають: вхідний вектор – необхідний вектор. У ряді випадків у розпорядженні розробника мережі таких даних мало, що приводить до неможливості

навчання мережі до заданого рівня помилки. У цій ситуації слід застосувати метод Монте-Карло для "розмноження" тих даних, яких не вистачає.

Оцінка кредитоспроможності позичальника. При видачі кредиту юридичній або фізичній особі банк зацікавлений в поверненні виданих сум, і кредит видається лише тим суб'єктам, які, на думку банку, повернуть гроші. Бувають ситуації, коли виданий кредит не повертається, незважаючи на надійність позичальника, як здавалося. У такій ситуації завдання банку полягає в тому, щоб на основі кредитної історії минулих позичальників банку знайти оцінку повернення або неповернення кредиту, тобто класифікувати позичальника по ступеню його надійності. У зарубіжній літературі такого роду завдання відносяться до скоринг-аналізу (від англ. слова *to score* – вважати). Поставлене завдання оцінки надійності позичальника також вирішується із застосуванням багатошарового персептрона, що складається, з трьох шарів: вхідного, прихованого і вихідного. На вхідний шар подається вектор вхідних параметрів, який визначається через відомі банку фінансово-економічні характеристики позичальника; число нейронів в прихованому шарі підбирається розробником спочатку інтуїтивно (принаймні в два рази більше розмірності вхідного вектора); кількість нейронів вихідного шару визначається числом класів, на які потрібно розбити сукупність даних.

Для навчання нейронної мережі необхідно мати достатню вибірку прикладів кредитної історії, з якої формуються навчальна і тестова серії. Переважно таких даних у розпорядженні розробника немає, тому слід скористатися методом статистичного моделювання для "розмноження" даних. Розмірність вхідного вектора впливає на архітектуру нейронної мережі, ускладнюючи її при збільшенні числа компонентів, унаслідок чого слід провести попередню обробку даних з метою зниження складових цього вектора. Навчена, наприклад, на два класи, нейронна мережа відноситиме нового потенційного клієнта банку до розрядів "надійних" або "ненадійних" позичальників. Співробітникам банку для ухвалення такого рішення потрібно на вхід мережі пред'явити вектор початкових даних, що характеризують фінансовий стан клієнта. Мережа, орієнтуючись на значення виходу і встановлений поріг ухвалення рішення, віднесе нового клієнта до одного з класів.

За допомогою цієї ж мережі можуть бути визначені ризики при наданні кредиту банком. Для цього потрібно мати базу даних (реальних або розіграних) надійних або ненадійних клієнтів. Частка клієнтів, що невірно класифікуються, дасть кількісну оцінку ризику.

Кластеризація об'єктів. Така задача виникає при необхідності розділити об'єкти на ряд груп (кластерів). При цьому менеджер не володіє достатньою інформацією про об'єкти, щоб сформувати необхідний вихідний вектор. У такій ситуації можна скористатися самонавчающимися мережами Кохонена. Тут нейронна мережа сама, орієнтуючись на структуру вхідних векторів, що подаються, відноситиме черговий об'єкт, що пред'являється на вхід, до певного класу.

Розробник мережі в цьому випадку повинен визначити число нейронів у вхідному і вихідному шарах (мережа Кохонена складається тільки з двох шарів), швидкість навчання і критерій зупинки. Кількість нейронів вхідного шару, як і в попередніх задачах, встановлюється рівною розмірності вектора ознак об'єкту. У вихідному шарі число нейронів визначається кількістю класів, на які передбачається розділити аналізовану сукупність об'єктів. Швидкість навчання вибирається з діапазону 0,5-1, а її зменшення за час навчання до нуля визначає критерій зупинки. Наприклад, при вибраній початковій швидкості навчання, рівній 0,5, і кроці зміни швидкості, що становить 0,05, буде потрібно всього 10 епох для формування нейрона-переможця у вихідному шарі.

Нейрон, який переміг серед всіх нейронів вихідного шару (той нейрон, у якого ваговий вектор найбільш близький до вхідного вектора об'єкту) визначає, по суті, мітку класу, до якого належить пред'явлений об'єкт. Потім на вхід мережі поступає вектор ознак наступного об'єкту, і мережу визначає його приналежність: якщо цей об'єкт схожий на

попередній, то мережа відносить його до того ж класу; інакше – вказує на мітку іншого кластера.

Однією з властивостей мереж Кохонена є можливість стиснення інформації, оскільки в один нейрон-переможець можуть входити декілька об'єктів. Внаслідок цього типовими завданнями, що вирішуються за допомогою мереж Кохонена, є розбиття сукупності підприємств, фірм на ряд класів, формування рейтингів банків (у кожен кластер потрапляють декілька схожих банків), складання бази даних з продажу об'єктів нерухомості (квартири різної площі, різні райони, типи будинків визначають різні цінові кластери).

Прогнозування зміни показників. Подібна задача типова для діяльності менеджера в ситуаціях, коли потрібно оцінити потребу в тій або іншій продукції в наступний часовий проміжок, сформувати вимоги до запасів комплектуючих деталей, з'ясувати характер зміни попиту на продукцію, що випускається. Нейромережева технологія при побудові прогнозних оцінок тут представляється цілком раціональним підходом. Проте не слід забувати про існування традиційних статистичних методів прогнозування і доповнювати нейромережевий прогноз відповідною статистичною моделлю, наприклад класу ARIMA [2, 10].

Як завжди при розробці штучної нейронної мережі, слід визначити архітектуру мережі. Метод ковзних вікон [3, 7], який часто використовується при нейромережевому прогнозуванні, однозначно визначає число нейронів в кожному шарі: вхідний шар містить число нейронів рівне ширині першого вікна; прихований шар – кількість нейронів, в першому наближенні, рівне подвоєній ширині вікна; у вихідному шарі знаходиться тільки один нейрон, який визначає ширину другого вікна. Метод навчання мережі (зворотного розповсюдження помилки) вимагає наявність навчальної пари: вхід – необхідний вихід. Така пара формується із значень ряду, що потрапляють в перше вікно (вхід мережі), і єдине значення ряду, взяте через деяке заздалегідь встановлений зсув по часовій осі (необхідний вихід).

Система з двох вікон, пересуваючись ("ковзаючи") уздовж часової осі, навчає нейронну мережу до тих пір, поки праве вікно не вийде за межі наявного часового ряду. При цьому утворюється так звана проекція часового ряду, отримана як прогноз на інтервалі, що досліджується. На останньому інтервалі таким чином, маємо дві криві: початковий часовий ряд і його проекція як результат нейромережевого прогнозу. За межами інтервалу спостереження отримуємо тільки результат прогнозу, що видається навченою нейронною мережею. Оскільки число значень ряду в першому вікні зменшується при перетині правою стороною вікна межі інтервалу спостереження, то для збереження архітектури мережі і подальшого прогнозу отримані чергові прогнозні величини ряду подаються на вхід мережі.

Слід звернути увагу на вибір горизонту прогнозу. Зазвичай передбачається, що десять точок спостереження дають одне значення прогнозу. Проте тут багато що залежить від характеру початкового часового ряду, наприклад, в нерегулярних, близьких до хаотичних рядах інтервал короткочасного прогнозу визначається як величина, зворотня значенню першого показника Ляпунова [2].

На підставі вищенаведених прикладів задач фінансового менеджменту можна представити узагальнену методику застосування нейронних мереж в задачах фінансового менеджменту. Узагальнена методика вирішення задач фінансового менеджменту за допомогою нейронних мереж представлена на рис. 1. На першому етапі відбувається вибір вхідних факторів та підготовка та попередня обробка даних. На другому етапі відбувається визначення параметрів нейронної мережі. На третьому етапі відбувається навчання нейронної мережі. На останьому етапі відбувається обробка результатів.

Перш ніж перейти до прикладів вирішення конкретних задач фінансового менеджменту за допомогою нейромережевих технологій, розглянемо найбільш потужні програмні пакети

в цій області, що забезпечують можливості вирішення задач керування фінансовими ресурсами [6].

1. Пакет ***BrainMaker*** виробництва американської компанії *California Scientific Software* з'явився в кінці 80-х рокв минулого століття і незабаром став одним з лідерів продажів. У 1990 р. цей пакет отримав приз в номінації "Кращий програмний продукт року", а згодом став найпродаванішим нейропакетом в США. Відзначимо, що спочатку пакет був розроблений за замовленням *NASA,* а потім був адаптованим для комерційних застосувань. Пакет набув широкого поширення в багатьох промислових і фінансових компаніях, на оборонних підприємствах США для вирішення завдань прогнозування, оптимізації і моделювання ситуацій. Пакет ***BrainMaker*** складається з двох компонентів: нейромережевого ядра, яке навчає і тестує нейронні мережі, і середовища для створення нейромереж, аналізу і підготовки початкових даних. Пакет реалізує тільки одну парадигму: навчання з вчителем методом зворотного розповсюдження помилки, але цього виявляється достатньо для більшості задач в області класифікації і прогнозування.
2. Пакет ***AI Trilogy*** американської фірми *Ward Systems Group,* що є набором з трьох самостійних компонентів*: NeuroShell II, Neuro Windows, GeneHunter*. *NeuroShell II* – це засіб створення, навчання і тестування нейромережевих додатків, *Neuro Windows* – нейромережева бібліотека, *GeneHunter* – система оптимізації мереж на основі генетичних алгоритмів. Разом ці компоненти утворюють потужний "конструктор", що дозволяє будувати аналітичні комплекси досить великої складності. Цей пакет адаптований для бізнес-додатків і використовується в більш ніж 150 найбільших банках США. У пакеті ***AI Trilogy*** є можливості обробки текстових даних, завдання правил в явному вигляді, роботи з фінансовими індикаторами і обробки циклічних подій.
3. Пакет ***Statistica Neural Networks*** відноситься до сучасного нейромережевого програмного забезпечення і тому досконаліший в порівнянні з раніше випущеними. Даний пакет – це універсальний пакет нейромережевого аналізу американської фірми *Statsoft.* Він має потужні алгоритми навчання мережі (включаючи методи спряжених градієнтів і Левенберга-Маркара), можливість створення складних комбінацій з мереж різної архітектури. Для цього пакету характерні простота у використанні і аналітичні потужності, наприклад *Automatic Network Desingner* (Автоматичний конструктор мережі) визначить найкращу архітектуру для конкретного завдання, здійснить відбір змінних.

Відзначимо, що сьогодні нейрокомп'ютерный сегмент ринку програмного забезпечення бурхливо розвивається і постійно з'являється нове програмне забезпечення. Більшість фірм, що працюють на ринку аналітичних програм, вже заявили про підготовку або випуск систем на основі нейромережевих технологій. Особливість сучасних нейропакетів – це кращий інтерфейс користувача, включення додаткових алгоритмів навчання мереж, реалізовані можливості взаємодії з іншими програмними комплексами. Більш детальний огляд наведено в [6].

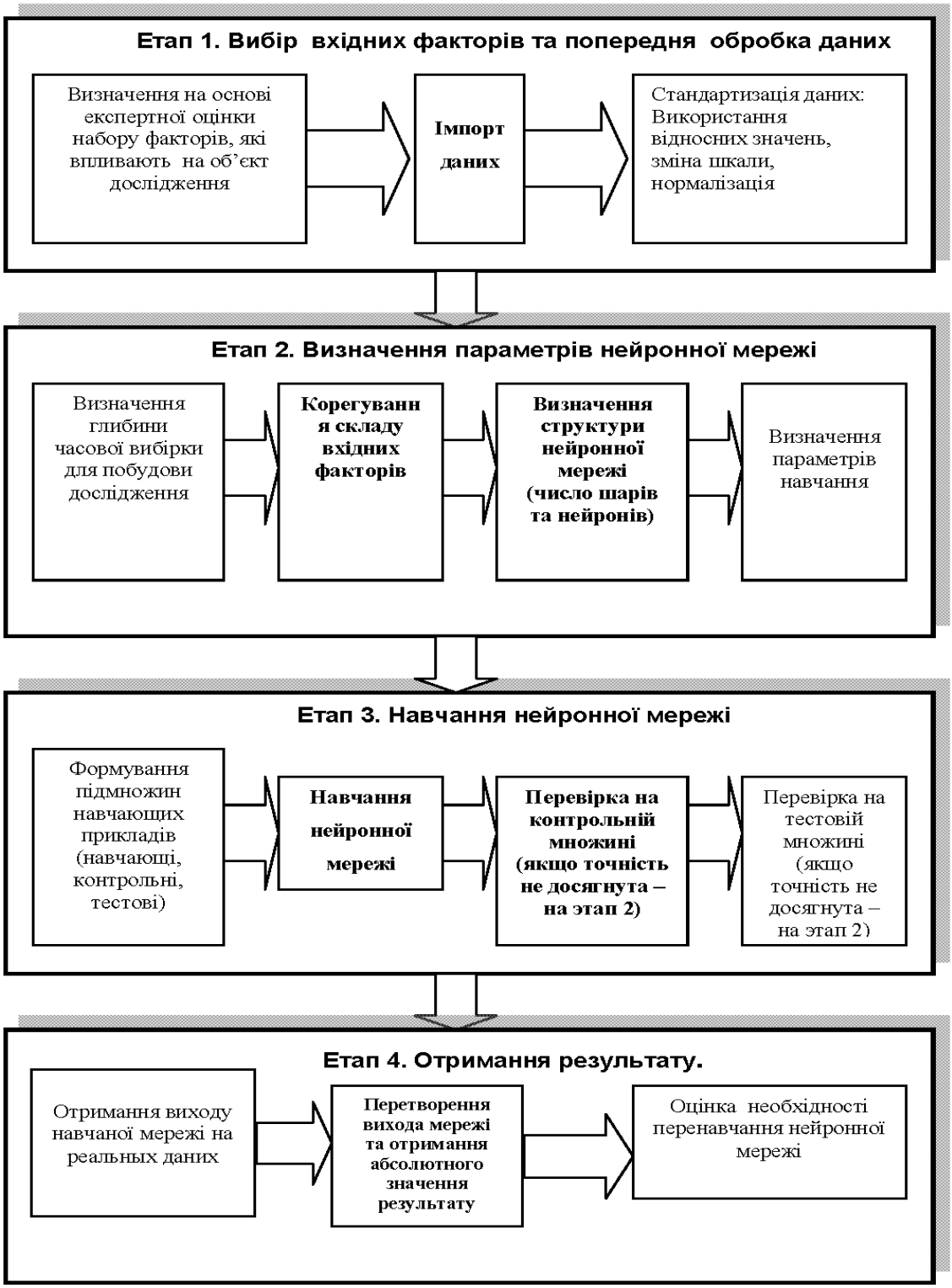

Рис. 1. Методика вирішення задач фінансового менеджменту за допомогою нейронних мереж

В таблиці 1 представлені приклади застосування нейронних мереж для вирішення різноманітних задач фінансового менеджменту.

Таблиця 1

Приклади застосування нейронних мереж для вирішення задач фінансового менеджменту

№	Задача	Тип нейронної мережі	Архітектура нейронної мережі	Метод навчання	Пакет
1.	Класифікація підприємств, "банкрот", або "стабільне підприємство"	Багатошаровий перцептрон	Вхідний шар: 6 нейронів. Прихований шар: 7 нейронів. Вихідний шар: 1 нейрон.	Алгоритм зворотного розповсюдження помилки	*Statistica Neural Networks*
2.	Прогнозування платоспроможності	Багатошаровий перцептрон	Вхідний шар: 5 нейронів. Прихований шар: 10 нейронів. Вихідний шар: 1 нейрон	лгоритм розповсюдження помилки	*Statistica Neural Networks*
3.	Задача кластеризації Класифікація банків по 4 критеріям (активи, власний капітал, балансовий прибуток, портфель комерційних кредитів)	Мережа Кохонена	Вхідний шар: 6 нейронів. Вихідний шар: 4 нейрона	Алгоритми навчання мережі Кохонена	*Statistica Neural Networks*
4.	Прогнозування зміни курсу валюти	Багатошаровий перцептрон	Вхідний шар: 14 нейронів. Прихований шар: 10 нейронів. Вихідний шар: 4 нейрона	Алгоритм зворотного розповсюдження помилки	*Neuro Power*
5.	Прогнозування надходження грошових потоків та податків	Багатошаровий перцептрон	Вхідний шар: 9 нейронів. Прихований шар: 2 нейронів. Вихідний шар: 1 нейрон	Алгоритм зворотного розповсюдження помилки	*AI Trilogy*
6.	Оцінка індексів Ринку акцій	Багатошаровий перцептрон	Вхідний шар: 6 нейронів. Прихований шар: 5 нейронів. Вихідний шар: 1 нейрон	Алгоритм зворотного розповсюдження помилки	
7.	Управление портфелем інвестиций	Багатошаровий перцептрон	Вхідний шар: 10 нейронів. Прихований шар: 3 нейрона. Вихідний шар: 1 нейрон	Алгоритм зворотного розповсюдження помилки	

Продовження табл. 1

8.	Оцінка кредитного ризику на основі інформації нефінансового характеру	Багатошаровий перцептрон	Вхідний шар: 5 нейронів. Прихований шар: 2 нейрона. Вихідний шар: 1 нейрон	Алгоритм зворотного розповсюдження помилки	
9.	Прогнозування банкротства корпорацій	Багатошаровий перцептрон	Вхідний шар: 24 нейронів. Прихований шар: 5 нейронів. Вихідний шар: 1 нейрон	Алгоритм зворотного розповсюдження помилки	

Висновки. Таким чином застосування нейронних мереж в фінансовому менеджменті є потужним та ефективним інструментом для вирішення різноманітних проблем, які виникають при керуванні фінансовими ресурсами.

ЛІТЕРАТУРА

1. Бэстенс Д.-Э., ван ден Берг В.-М., Вуд Д. Нейронные сети и финансовые рынки: принятие решений в торговых операциях. – Москва: ТВП, 1997. – 236 с.
2. Бідюк П.І., Савенков О.І., Баклан І.В. Часові ряди: Моделювання та прогнозування. – К.: ЕКСМО, 2003. – 144 с.
3. Галушкин А.И. Применения нейрокомпьютеров в финансовой деятельности. – http://www.user.cityline.ru/~neurnews/primer/finance.htm.
4. Ежов А.А., Шумский С.А. Нейрокомпьютинг и его применения в экономике и бизнесе (серия “Учебники экономико-аналитического института МИФИ” под ред. проф. В.В. Харитонова). – М.: МИФИ, 1998. – 224 с.
5. Змиртович А.И. Интеллектуальные информационные системы. – Мн.: НТООО “ТетраСистемс”, 1997. – 368 с.
6. Кук А. Обзор условно-бесплатных и бесплатных программ для моделирования нейронных сетей.
7. Кричевский М.Л. Введение в искусственные нейронные сети – СПб.: Изд. СПб. Гос. морск. техн. унив., 1999.
8. Минский М., Пейперт С. Персептроны. – М.: МИР, 1971, 261 с.
9. Руденко О.Г., Бодянский Е.В. Искусственные нейронные сети. – Харьков: ХНУРЕ, 2005. – 556 с.
10. Уошем Т. Дж., Паррамоу К. Количественные методы в финансах: Учебное пособие для ВУЗов / Пер. с англ. под редакцией М. Р. Ефимовой. – М: Финансы: Юнити, 1999. – 527 с.
11. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс, 2-е изд., испр.: – М.: ООО “И.Д. Вильямс”, 2006. – 1104 с.
12. Dayhoff J. Neural network architectures // New-York: Van Nostrand reinhold, 1991.
13. Ф. Уоссермен, Нейрокомпьютерная техника. – М.: Мир, 192.
14. Bernard Widrow, Michael A. Lehr, 30 Years of Adaptive NeuralNetworks: Perceptron, Madaline, and Backpropagation //Artificial Neural Networks: Concepts and Theory, IEEE Computer Society Press, 1992, 327--354.
15. Paul J. Werbos, Backpropagation Through Time: What It Does and How to Do It //Artificial Neural Networks: Concepts and Theory, IEEE Computer Society Press, 1992, pp. 309-319.