

БОЙЧУК А. А.

к. е. н., доцент
ПВНЗ "Хмельницький економічний університет"

ЛИГУН С. О.

магістрант
Хмельницький національний університет**ВИКОРИСТАННЯ ІЄРАРХІЧНОЇ ЧАСОВОЇ ПАМ'ЯТІ В ЕКОНОМІЦІ**

В статті на основі огляду сучасних штучних нейронних мереж показані їх особливості і недоліки в ході використання в економіці. Розглянуті особливості ієрархічної часової пам'яті та проведений огляд принципів її функціонування. Мережі ієрархічної часової пам'яті базуються на запам'ятовуванні як множини вхідних векторів даних, так і їх послідовностей. Запропоновано принципи використання ієрархічної часової пам'яті в економіці.

Ключові слова: нейронні мережі, ієрархічна часова пам'ять, ланцюг Маркова.

БОЙЧУК А. А.

к. э. н., доцент
ПВУЗ "Хмельницкий экономический университет"

ЛЫГУН С. О.

магістрант
Хмельницкий национальный университет**ИСПОЛЬЗОВАНИЕ ИЕРАРХИЧЕСКОЙ ВРЕМЕННОЙ ПАМЯТИ В ЭКОНОМИКЕ**

В статье на основе обзора современных искусственных нейронных сетей показаны их особенности и недостатки при использовании в экономике. Рассмотрены особенности иерархической временной памяти и проведен обзор принципов ее функционирования. Сети иерархической временной памяти базируются на запоминании как множества входных векторов данных, так и их последовательностей. Предложены принципы использования иерархической временной памяти в экономике.

Ключевые слова: нейронные сети, иерархическая временная память, цепь Маркова.

BOYCHUK A. A.

candidate of economical sciences, associate professor
Private Institution of Higher Education "Khmelnysky Economical University"

LYGUN S. O.

student of master's degree
Khmeltyski National University**A HIERARCHICAL TEMPORAL MEMORY USING IN ECONOMICS**

The features and drawbacks of the modern artificial neural networks in the economy were shown in the article using reviews. It has been considered the features of hierarchical temporal memory. The complex structure and organization of neuronal connections between them are used in architecture of hierarchical temporal memory that mimics elements of the human cerebral cortex. The hierarchical temporal memory networks are based on memorizing a set of input data vectors and their sequences. The principles of the hierarchical temporal memory use in the economy have been proposed.

Keywords: neural networks, hierarchical temporal memory, Markov chain.

bo_antonina@ukr.net, gorboy_88@yahoo.com

Постановка проблеми. Завданнями економіко-статистичного моделювання та прогнозування є виявлення перспективи в досліджуваній області на основі результатів діяльності і вироблення перспективних планів та оцінки прийнятого рішення.

Хоча побудова моделей складних сучасних економічних, фінансових та соціальних

систем з деякими обмеженнями може здійснюватися і за допомогою традиційних математичних методів, та все частіше використовуються нетрадиційні технології, однією з яких є нейромережеві технології.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Нейронні мережі – це адаптивні системи для обробки та аналізу даних, які являють собою математичну структуру, яка імітує деякі аспекти роботи людського мозку і демонструють такі його можливості, як здатність до неформального навчання, здатність до узагальнення і кластеризації інформації [1].

Головною їх відмінністю від інших методів є те, що нейромережі не потребують заздалегідь відомої моделі, а будують її тільки на основі пропонованої інформації. Саме тому нейронні мережі увійшли в практику всюди, де потрібно розв'язувати задачі прогнозування, класифікації, управління. Для неформалізованих задач нейромережеві моделі можуть за ефективністю значно перевершувати традиційні методи вирішення. Застосування нейронних мереж доцільне, коли накопичені достатні обсяги даних про попередню поведінку системи і не існує традиційних методів або алгоритмів для вирішення проблеми, дані частково перевернені або не повні. Нейронні мережі найкращим чином проявляють себе там, де є велика кількість вхідних даних, між якими існують неявні взаємозв'язки і закономірності. Якщо між вхідними та вихідними даними існує зв'язок, то нейронна мережа здатна автоматично налаштуватися на неї із заданим ступенем точності.

Нейронні мережі моделі використовуються для прогнозування часових рядів (оцінка вартості нерухомості, прогнозування поведінки клієнта, прогнозування та оцінка ризику майбутньої угоди, обсягів оборотних коштів, прогнозування економічних параметрів і фондових індексів, оцінка ризиків неповернення кредитів, передбачення банкрутств, курсів валют, цін на сировину, обсягів продажів, встановлення рейтингу, оптимізація товарних і грошових потоків). В областях виявлення фальсифікацій і оцінки ризику вони стали безперечними лідерами серед використовуваних методів.

Постановка завдання. Приступаючи до розробки нейромережевої моделі, як правило, стикаються з проблемою вибору структури нейронної мережі. Створення найбільш ефективної нейронної мережі, розробка алгоритму її навчання вимагає розуміння різних видів архітектур нейронних мереж, включає в себе багато дослідницької та аналітичної роботи, і може зайняти досить багато часу.

Більшість застосовуваних нейронних мереж представляють мережі зворотного поширення – найбільш популярного сучасного алгоритму. Але під час його використання не існує гарантії, що нейронна мережа буде навчена за кінцевий час. Повторне навчання також може бути неефективним. Алгоритм зворотного поширення також може потрапити в так званий локальний мінімум помилки, і найкраще рішення не буде отримано.

Більшість нейронних мереж не здатні масштабуватися до великого завдання. Кількість пам'яті і часу, необхідного для навчання, зростає експоненційно в міру зростання простору завдання, що робить непрактичним побудову великих систем.

Виклад основного матеріалу. Під час використання традиційних моделей нейронних мереж не враховується часова складова вхідних даних, що не дає можливості динамічно оцінювати економічні дані. Тому автори пропонують використовувати для реалізації нейромережевих моделей економічних процесів ієрархічну часову пам'ять [2], яка базується на архітектурах самонавчальних і самоорганізованих штучних нейронних мереж Кохонена на основі радіально-симетричних (радіально-базисних) функцій. Ці мережі найбільш прості й ефективні для апроксимації економічних даних.

В архітектурі ієрархічної часової пам'яті використовується складна структура нейронів і організація зв'язків між ними, які імітують елементи кори головного мозку людини. Мережі ієрархічної часової пам'яті навчаються багаторазово на різних наборах вхідних даних, і принцип їх роботи заснований на запам'ятовуванні як множини вхідних векторів, так і їх послідовностей. На відміну від інших архітектур нейронних мереж ієрархічна часова пам'ять пов'язана з параметром часу.

Нейронна мережа ієрархічної часової пам'яті складається з вузлів, організованих в

ієрархію. Вузол функціонуючої мережі являє собою один рівень і одну зі складових рівня ієрархії, коли таких вузлів на рівні декілька. При взаємодії між собою сусідніх рівнів ієрархії відбувається обмін сигналами (даними) між нижніми (дочірніми) і верхніми (батьківськими) рівнями. Вузли ієрархічної часової пам'яті являють собою шари зв'язаних між собою клітин, схожі на багатошарові перцептрони.

Для інтерпретації вхідних даних та прийняття відповідного рішення в економіці найбільшу важливість має характер зміни статичних властивостей в часі. Щоб навчити нейронну мережу ієрархічної часової пам'яті, потрібно подати на її входи змінний в часі потік даних. Основне завдання алгоритмів навчання ієрархічної часової пам'яті – витяг часових послідовностей з потоку вхідних даних. Вона ускладнюється тим, що сама послідовність може починатися з довільного проміжного моменту часу і в будь-який момент обриватися. Крім того, можлива присутність шуму різного походження у вхідних даних. Довільний вузол нейронної мережі вивчає та узагальнює дані про об'єкт знаходженням вхідних векторів та пов'язаних послідовностей у вхідному потоці даних. Вузол працює за статистичними принципами, підбираючи часто повторювані комбінації вхідних бітів. Потім вузол визначає, яким чином вони утворюють послідовності в часі. Для розпізнавання досить складних вхідних даних може знадобитися кілька рівнів ієрархії вузлів. Мережі ієрархічної часової пам'яті навчаються протягом усього свого життєвого циклу, тому стадії розпізнавання і навчання функціонують синхронно. Якщо мережа вже вивчила базові статистичні структури з навколишнього її світу, основне навчання буде відбуватися тільки на верхніх рівнях ієрархії. В разі отримання чергового вхідного набору мережа зіставляє його з вивченими раніше. Внаслідок впливу зовнішніх збурень різної природи вихідні дані, в загальному випадку, точно не повторюються. Архітектура передбачає можливість виявлення аналогії нового набору вхідних даних і одного з вже існуючих в пам'яті тільки за деякою його частиною. Оскільки кожен вузол ієрархічної часової пам'яті зберігає не тільки вхідні образи, але й їх послідовності, вузол може сформулювати прогноз щодо найбільш ймовірного наступного входу.

На вхід вузлів першого рівня подається послідовність економічних даних, які змінюються у часі. Таким чином враховується часова складова сигналу. В першу чергу, навчаються нижні рівні, а на основі їх даних навчаються наступні рівні. Вхідною інформацією для вузла, незалежно від рівня ієрархії, є бінарний вектор. Для вузлів першого рівня це вектор, який відображає деякі економічні дані. Кожен вузол містить набір груп. Задача вузла – вибрати групу, якій найбільше відповідає вхідній послідовності. Вибір групи відбувається в два етапи. На першому етапі порівнюється просторове розташування елементів у векторі (просторове об'єднання), в результаті чого вибирається найбільш підходящий просторовий центр. На другому етапі вибирається часова група, в якій об'єднані близькі за часом появи просторові центри (часове об'єднання). Просторове об'єднання необхідне для фільтрації та компресії вхідних даних і їх первинного узагальнення. На етапі навчання у вузлі з вхідних бінарних векторів формуються просторові центри. Щоб визначити, чи був даний центр вже збережений, розраховується евклідова відстань d_i між вхідним вектором та існуючими центрами. Якщо $d_i < \epsilon$, де ϵ – задана похибка розпізнавання, то такий центр уже присутній у вузлі, інакше додаємо в вузол новий центр. Навчання відбувається до тих пір, поки швидкість появи нових центрів не знизиться до деякого малого значення. Якщо вузол не є вузлом вхідного рівня, його просторові центри являють собою вектор з індексів часових груп попереднього рівня.

У процесі навчання мережі, крім запам'ятовування просторових центрів, відбувається їх об'єднання в часові групи. В одну групу потрапляють просторові центри, які часто приходять на вхід вузла один за одним. Для цього складається матриця суміжності T , що зберігає в себе кількість надходжень одного центру за іншим. За матрицею T будується ланцюг Маркова, де номери просторових центрів є вершинами, а частота їх взаємних переходів – вагою ребер. Після того, як навчальний сигнал закінчився, з вершин ланцюга Маркова формуються часові групи. В одну часову групу відбираються вершини, з'єднані ребрами з найбільшими вагами.

Ключовим елементом у роботі мережі, який зв'язує етапи просторового часового об'єднання, є матриця $P(C|G)$, рядки якої відповідають часовим групам, а стовпці – просторовим центрам. Якщо будь-який з центрів не міститься в певній часовій групі, то на перетині відповідного стовпця і рядка матриці $P(C|G)$ буде міститись "0", інакше цей елемент матриці містить відносну нормовану ймовірність, рівну відношенню частоти виникнення даного просторового центру у вхідному сигналі до частоти виникнення всіх просторових центрів даної часової групи. Навчання вузла верхнього рівня мережі може проводитися з учителем-елементом, який правильно розбиває просторові центри вузла за часовими групами на основі ярликів, присвоєних навчальним даним. У цьому випадку кожна часова група верхнього вузла однозначно відповідає певному класу об'єктів у вхідному сигналі.

Висновки та пропозиції. Отже, в результаті використання ієрархічної організації нейромереж істотно скорочується час навчання та необхідні обсяги пам'яті, оскільки вхідні вектора запам'ятовуються на кожному рівні ієрархії, використовуються багаторазово в комбінаціях на більш високих рівнях.

Також використання ієрархічної часової пам'яті дозволяє враховувати часову складову вхідних даних, що важливо під час динамічної зміни економічної інформації.

Спрощується конфігурація і навчання мережі, користувач тільки повинен вказати параметри ієрархії і чому вона буде навчатися, а нейронна мережа сама буде контролювати, де і як буде зберігатися інформація.

Тому даний напрямок є перспективним і потребує розробки відповідних прикладних систем і прикладного програмного забезпечення.

Список використаних джерел

1. Anderson J. A. An Introduction to Neural Networks, Cambridge. MA: MIT Press, 1995. 645 p.
 2. Блейкли С. Об интеллекте / С. Блейкли, Д. Хокинс. – М. : «Вильямс», 2007. – 240 с.
 3. Рідкокаша А.А. Основи систем штучного інтелекту : навчальний посібник / А.А. Рідкокаша, К.К. Голдер. – Черкаси : Відлуння-Плюс, 2002. – 240 с.
 4. Савельев С.В. Происхождение мозга / С.В. Савельев. – М. : ВЕДИ, 2005. – 368 с.
 5. Физиология человека : в 3 т. Т. 2 / [Циммерман М., Ениг В. и др.]. – М. : Мир, 2005. – 320 с.
-