

ТЕХНІЧНІ НАУКИ

Валько В.В.

студент,

Національний технічний університет України

«Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»

ВИКОРИСТАННЯ НЕЧІТКИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ ДЛЯ АНАЛІЗУ ПОВЕДІНКИ ВАЛЮТНИХ КОТИРУВАНЬ

Для даної задачі буде використана нечітка нейромережева архітектура, яка використовує нечіткий логічний вивід Такагі-Сугено ([1; 2]). В результаті нечітких правил вказаної нейронної мережі в якості функціональних залежностей входів мережі від виходів використовуються тригонометричні поліноми ([1; 2]). Навчання мережі виконується не в цілях мінімізації єдиного для всієї мережі критерію якості, а для кожного правила нечіткої системи формується своя підмножина множини точок навчальної вибірки і кожне правило вивчається окремо, з ціллю оптимізації свого критерію якості. Також було досліджено використання мережі такого типу до задачі прогнозу значень котирувань валютних пар на основі їх попередніх показників. В якості вхідних даних були взяті котирування з [3].

В даній роботі проведено порівняльний аналіз застосування нейронної мережі радіального типу та нейромережевої архітектури нечіткого типу до задачі аналізу поведінки валютних котирувань. В роботі буде обґрунтовано проведення порівняльного аналізу радіально базисної нейронної мережі та нечіткої нейромережевої архітектури і наведено результати порівняння даних мереж по ряду параметрів. Не дивлячись на те, що в статті розглядається тільки досить вузький спектр задач прогнозування значень котирування валютних пар, але сфера застосування представленої мережі – це спеціалісти в області аналізу часових рядів, а також аналітики фінансових ринків.

Для оцінки рентабельності практичного застосування порівнюваних нейронних мереж і для порівняльного аналізу різних показників їхньої роботи, радіальна базисна мережа і нечітка нейромережева архітектура застосовувались до задачі аналізу значень валютних котирувань на основі попередніх значень.

Експеримент був поставленим наступним чином: за параметри було взято відношення навчальної вибірки і перевіркової, а також чисто входів мереж. Співвідношення навчальної вибірки приймало значення 10:90, 20:80, 30:70, 40:60, 50:50, 60:40, 70:30, 80:20, 90:10 – де на першому місці відсоток об'єму навчальної вибірки від об'єму всієї вибірки даних, а на другому – відсоток контрольної вибірки від всієї вибірки даних. Входами мереж було значення котирування валюти для 2, 3 і 4 періодів часу до прогнозованого значення, а

виходом мережі було значення котирування валюти, яке потрібно прогнозувати. Експеримент ставився для котирувань валютних пар з [3].

Аналіз значень критеріїв на навчальних вибірках показав, що якість навчання мереж була приблизно однакова, про що свідчить близькість значень критеріїв для обох мереж при однакових значеннях експерименту. Це дає підстави для проведення даного порівняльного аналізу.

Виходячи з значень тих же критеріїв на контрольних вибірках, було продемонстровано однакову їх поведінку при порівнянні обох мереж і значення були дуже близькі при однакових параметрах експерименту – мережі мають однакові прогностичні здібності. Значення всіх критеріїв для обох вибірок (навчальної і контрольної) для обох мереж, при об'ємі навчальної вибірки 10-20% від всієї вибірки даних, значно відрізняються від значень при інших об'ємах навчальної вибірки. Це викликано тим, що при настільки малих об'ємах навчальних вибірок зростає вплив кожної окремої точки на процес навчання. З цього випливає, що в такому випадку збільшується вплив шумів, не зв'язаних з природою процесу на процес навчання.

Дослідження динаміки розглянутих процесів, які базуються на аналізі поведінки значень критеріїв якості і на навчальних та контрольних вибірках, показують незначний приріст якості роботи мереж при збільшенні розмірності простору вхідних даних. Отже, при значенні розмірності вхідного простору для нейронних мереж 3 або 4, значення починають входити в насичення, і значення критеріїв якості дозволяють зробити висновок, що розмірність 4 можна вважати точкою насичення. Однак даний факт все ще потрібно перевірити в наступних дослідженнях з усіченим діапазоном зміни параметру експерименту.

В ході проведених досліджень були відзначені сплески значень критеріїв якості на перевіірочній вибірці при об'ємі навчальної вибірки – 90%. Це пояснюється малим об'ємом контрольної вибірки, і, відповідно, великим впливом кожної окремої точки вибірки на значення критерію. Таким чином, для оцінки правильності результатів мереж в загальному випадку дане співвідношення вибірок не підходить.

Аналіз обох мереж дозволяє зробити висновок про їх відносно стабільну поведінку при співвідношенні навчальної та контрольної вибірки – від 50:50 до 80:20.

Якщо аналізувати швидкість навчання мережі, то базисна мережа радіального типу була навчена набагато швидше нечіткої нейронної мережі, тобто радіальна базисна мережа навчається швидше ніж мережі нечіткого типу.

Тим не менш, застосування мереж в реальному часі означає їх перенавчання при отриманні нової інформації при заданих обмеженнях на час перенавчання (хвилинні котирування, годинні, денні, тощо). Система прогнозування яка не задовольняє задані вимоги є просто непридатною для використання в реальному часі. При отриманні нової вибірки ваговий вектор мережі радіального типу [5] повинен бути перевизначений. Для некерованої мережі визначається лише належність точки вибірки одному з кластерів, які задаються правилами нечіткої системи. Точка належить тому кластеру, для якого виходить максимальна ступінь приналежності нечіткого правила, яке

відповідає даному кластеру. Після цього відбувається корекційне навчання рекурентним методом коефіцієнтів відповідної функціональної залежності в результаті нечіткого правила. Отже, по параметру донавчання, некеровані мережі краще, ніж базисні мережі радіального типу.

Якщо аналізувати об'єм потрібної пам'яті для функціонування системи, то з ростом навчальної вибірки буде рости і об'єм пам'яті. Якщо ж взяти реальну скінченну кількість точок навчальної вибірки, то некеровані мережі будуть займати менше пам'яті, ніж базисні мережі радіального типу.

Отже, порівняльний аналіз застосування обох розглянутих мереж дав наступні результати. Аналіз був досить точним, так як значення результуючих вибірок були близькі, а отже мережі були добре навчені. Звідси випливає, що мереж по якості функціонування приблизно однакові. По часу навчання базисні мережі показують набагато кращі результати по параметру швидкості навчання. А от щодо часу корегуючого навчання вони серйозно відстають, так як мережам некерованого типу потрібно лише перевизначити одне правило рекурентним методом по заданій нульовій точці, в той час як радіальна мережа повинна обчислювати заново весь вектор вихідних значень.

Також було визначено, що в той час, коли зростання об'єму даних супроводжується зростанням об'єму пам'яті обчислювальної системи, яку займає радіальна базисна мережа, ріст об'єму пам'яті, яку вимагає некерована нейронна мережа – обмежений. Дане обмеження зв'язано з заданням верхнього значення порядку часткових описань і кількістю реально існуючих кластерів вибірки даних.

Список використаних джерел:

1. Зайченко Ю.П. Основы проектирования интеллектуальных систем // К.: Издательский дом «Слово», 2004. – 352 с.
2. Зайченко Ю.П. Нечіткі моделі і методи в інтелектуальних системах // К.: «Видавничий Дім «Слово»», 2008 – 344 с.
3. Денні котирування валют за період з 25.03.20015 по 24.03.2016. <http://www.finam.ru/analysis/export/default.asp>.
4. Хайкін С. Нейронні мережі: повний курс, 2-е видання.: Пер. з англ. // М.: Видавничий дім —Вільямс, 2006. – 1104 с.
5. Зайченко Ю.П. Исследования операций // К.: Издательский дом «Слово», 2006. – 816 с.