

УДК 519.876.5 : 004.032.26

Н.Я.САВКА

Тернопільський національний економічний університет

ЗАСТОСУВАННЯ ШТУЧНИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ З РАДІАЛЬНО-БАЗИСНИМИ ФУНКЦІЯМИ ДЛЯ РОЗВ'ЯЗУВАННЯ ЗАДАЧ ПРОГНОЗУВАННЯ

Розглядаються особливості застосування штучних нейронних мереж з радіально-базисними функціями для задач прогнозування. Описано процедуру прогнозування. Проведено порівняння якості прогнозування за допомогою нейромереж з радіально-базисними функціями, які навчені за однокроковим і багатокроковим алгоритмами навчання.

Рассматриваются особенности применения искусственных нейронных сетей с радиально-базисными функциями для задач прогнозирования. Описана процедура прогнозирования. Проведено сравнение качества прогнозирования с помощью нейросетей с радиально-базисными функциями, которые обучены по одношаговому и многошаговому алгоритмами обучения.

In the article discusses features of the application of artificial neural networks with radial basis functions for forecasting problems. We describe the prediction procedure. A comparison of quality prediction using neural networks with radial basis functions are trained by a one and manystepper learning algorithm.

Ключові слова: штучні нейронні мережі з радіально-базисними функціями, прогнозування, точність прогнозу, однокроковий алгоритм навчання ШНМ з РФФ, багатокроковий алгоритм навчання ШНМ з РФФ.

Сучасні наукові дослідження характеризуються, перш за все, впровадженням сучасних математичних методів, а також появою новітніх комп'ютерних технологій, що робить можливим дослідження складних явищ і процесів. На сьогодні, зважаючи на швидкий процес розвитку і впровадження новітніх технологій, задача прогнозування є ще більш актуальною.

Прогнозування – це одна із найнеобхідніших і водночас найскладніших задач інтелектуального аналізу даних. Часто у процесі прогнозування виникають труднощі, пов'язані з недостатньою кількістю й якістю вхідних даних, неоднорідністю середовища, в якому протікає процес, впливом тих чи інших суб'єктивних факторів. Прогнозування, зазвичай, здійснюється з деякою похибкою, оскільки вхідні дані можуть бути неповними і неточними, а від цього й залежить, у свою чергу, модель прогнозу.

Сьогодні існує чимало праць, в яких вирішується задача побудови прогнозу на основі ймовірнісних методів і суб'єктивних знань експертів. Дослідження в даній галузі проводили такі відомі науковці, як Дж.Бокс, В.П.Боровіков, Г.І.Івченко [1, 2] та ін.

Проте вищезгадані методи мають ряд недоліків, зокрема [3, 4]:

- відсутність у моделі уявлень щодо структури й системи зв'язків реального об'єкта;
- трудність побудови моделей за умови, що дані мають зміщення стосовно один одного;
- велика чутливість одержаних результатів до недостатньої інформації (неповних вхідних даних) та їх зашумленості;
- недостатня точність прогнозу;
- залежність результату прогнозу від компетентності аналітика в тій чи іншій предметній області.

Зазначені недоліки породжують необхідність постановки і вирішення задачі, що полягає у використанні нових математичних моделей на основі методів штучного інтелекту, алгоритмів та спеціалізованого програмного забезпечення, які підвищують точність і надійність прогнозу, можуть працювати у випадку недостатньої інформації чи її зашумленості, що дає можливість отримати бажаний результат за короткий час.

Вибір і основа математичної моделі є центральним моментом задачі прогнозування. На практиці нерідко трапляється, що внаслідок тих чи інших причин одержати математичну модель, яка адекватно відбиває властивості досліджуваного об'єкта, надзвичайно складно. Одним із методів вирішення задачі прогнозування є застосування математичних моделей, які засновані на використанні апарата штучних нейронних мереж (ШНМ) з радіально-базисними функціями (РБФ). Даний апарат ШНМ з РБФ має добре розвинену методологію структурного моделювання й методів навчання, які базуються на добре розвиненій теорії програмування.

Дослідженням у сфері ШНМ з РБФ присвячено праці таких відомих науковців, як Є.В.Бодяньський, О.Г.Руденко, А.І.Галушкін, В.І.Литвиненко, А.О.Фефелов, О.О.Дідик, Є.Горшков, В.Колодяжний [5-8] та ін.

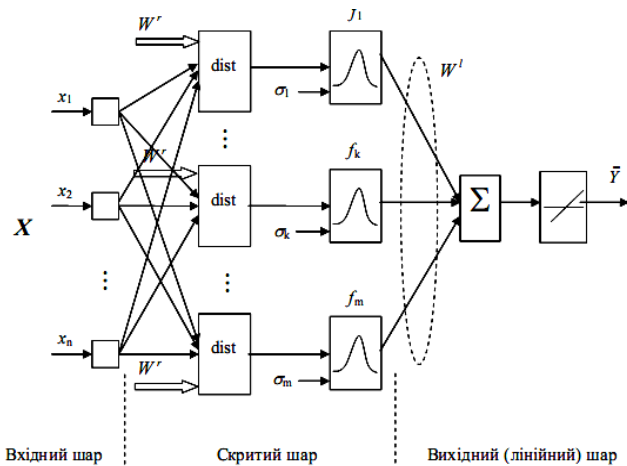
Штучні нейронні мережі з радіально-базисними функціями володіють достатніми прогностичними властивостями, що дає можливість моделювати системи з глибокою нестабільністю, будувати моделі динаміки нестационарних об'єктів та прогнозувати випадкові процеси.

Зазвичай прогноз виходить помилковим, та похибка залежить від прогнозуючої системи, яка використовується. Чим більше надано ресурсів для прогнозу, тим кращий і точніший результат прогнозу слід очікувати і тим менші втрати, які пов'язані з невизначеністю. ШНМ з РБФ мають ряд переваг у порівнянні з іншими математичними методами прогнозування.

ШНМ з РБФ мають більш гнучку структуру порівняно зі штучними нейронними мережами персептронного типу. Штучні нейронні мережі з радіально-базисними функціями є універсальними апроксиматорами, та в силу того, що в них присутній лише один нелінійний прихований шар, а налаштовуються параметри лінійного вихідного шару, для їх навчання можуть використовуватися стандартні процедури, яким притаманна висока швидкість та фільтруючі засоби, що дуже важливо для задач опрацювання „зашумлених” даних [5]. У межах визначеної архітектури ШНМ з РБФ для зміни структури достатньо визначити кількість нейронів прихованого шару. Додаткову перевагу надає можливість зміни функції активації. Лише деякі незначні перетворення роблять можливим повністю змінити структуру ШНМ з РБФ, що дозволяє якнайкраще пристосувати обрану архітектуру, що розв’язується, та мінімізувати похибку навчання мережі (підвищити точність та якість прогнозу).

Ще одна не менш вагома перевага ШНМ з РБФ – експерт не залежить від вибору математичної моделі поведінки часового ряду. Побудова моделі ШНМ з РБФ відбувається адаптивно, під час навчання, без участі експерта. ШНМ з РБФ надаються конкретні приклади із бази даних, і вона сама налаштовується під ці дані.

Структура ШНМ з РБФ наведена на рисунку [7], з якого видно, що в мережі є вхідний шар, лише один прихований (радіально-базисний) шар і вихідний лінійний шар.



Узагальнена архітектура штучної нейронної мережі з радіально-базисними функціями [3, 4]

Навчання ШНМ з РБФ найчастіше проводиться за однокроковим або багатокроковим алгоритмом навчання. Для навчання мережі та формування її структури використано середовище MATLAB, оскільки воно дозволяє швидко опрацьовувати великі обсяги статистичних даних і забезпечено широким набором програм і функцій для проектування та дослідження штучних нейронних мереж даного типу.

Однокроковий алгоритм навчання створює ШНМ з РБФ похибною нульового значення на навчальній вибірці. Мережа вчиться за одним кроком, структура мережі формується автоматично в процесі навчання. Даний алгоритм формує штучну радіально-базисну нейромережу з такими вагами і зміщеннями, що її виходи рівні бажаному виходу й структура даної штучної нейромережі формується таким чином, що кількість нейронів прихованого (радіально-базисного) рівня рівна числу елементів навчальної вибірки. Єдиною умовою, яку слід виконати – це вибрати достатньо великим значення параметра впливу, але не настільки великим, щоб значення входів були рівнозначимими.

Навчання мережі за даним алгоритмом відбувається досить швидко, проте структура моделі є загромодженою, не оптимізованою, оскільки кількість нейронів прихованого шару рівна кількості елементів навчальної вибірки. Отже, за допомогою вищеописаної структури ШНМ з РБФ неможливо одержати якісний прогноз у випадку великих розмірів навчальної вибірки, що характерно для реальних задач.

При навчанні ШНМ з РБФ за багатокроковим алгоритмом навчання структура штучної нейромережі радіального типу формується, використовуючи ітеративну процедуру, яка додає по одному нейрону на кожному кроці. Створюється дворівнева мережа. Перший рівень складається з радіально-базисних нейронів і обчислює свої зважені входи за допомогою функції евклідової відстані dist , а також свої питомі входи. Другий рівень складається з простих лінійних нейронів ($y = f(x) = x$) і обчислює свій зважений вхід за допомогою відповідної функції, а також свої питомі входи. Обидва рівні мають зміщення.

Функція dist виконує обчислення за формулою

$$d_i = \sqrt{\sum_j (x_j - w_{i,j})^2}, \quad i = \overline{1, S},$$

де $w_{i,j}$ – елемент матриці ваг W ; W – матриця ваг, що має розмірність $(S \times R)$; x_j – значення j -го входу, $j = \overline{1, R}$.

На початку роботи алгоритму радіально-базисний рівень не містить нейронів. Нейрони додаються до прихованого шару до тих пір, поки сума квадратів середньоквадратичних похибок мережі не стане

меншою за задане значення або не буде використано максимальної кількості нейронів. Обчислюється прогноз штучної нейронної мережі радіального типу. Знаходиться вхідний вектор з найбільшим значенням середньоквадратичної похибки. Додається радіально-базисний нейрон з вагами, що дорівнюють цьому вектору. Ваги простого лінійного рівня реорганізуються в такий спосіб, щоб мінімізувати середньоквадратичну похибку.

В процесі навчання ШНМ з РБФ за багатокроковим алгоритмом формується оптимальна структура нейромережі (з оптимальною кількістю нейронів прихованого рівня), яка даватиме точніший прогноз із мінімальною похибкою навіть тоді, коли об'єм навчальної вибірки значно великий. Структура моделі спрощується завдяки апроксимації вхідних даних із заданою точністю.

Отже, із проведеного аналізу випливає, що найбільш ефективним кількісним методом прогнозування є використання ШНМ з РБФ. Оскільки для реальних задач сьогодення характерна велика кількість факторів впливу, то в результаті дослідження встановлено, що саме алгоритм багатокрокового навчання доцільно застосовувати для навчання ШНМ з РБФ, який здатний працювати з великою вибіркою даних і в процесі навчання формувати структуру штучної нейронної мережі радіального типу, яка володіє прогностичними властивостями.

1. Бокс Дж., Дженкінс Г. Анализ временных рядов. Прогноз и управление. – М.: Мир, 1974. – 406 с.
2. Боровиков В.П., Ивченко Г.И. Прогнозирование в системе STATISTICA в среде Windows. Основы теории и интенсивная практика на компьютере. – М.: Финансы и статистика, 2000. – 320 с.
3. Калініна І.О. Дослідження нейромережевих методів у задачах прогнозування // Наукові праці. Вип.93. Т.106. – К., 2009 // <http://www.nbuu.gov.ua>.
4. Калініна І.О. Дослідження алгоритмів навчання нейронних мереж у задачах прогнозування // Наукові праці. Вип.104. Т.117. – К., 2009 // <http://www.nbuu.gov.ua>.
5. Руденко О.Г., Бодяньський Є.В. Штучні нейронні мережі: – Харків: ТОВ “Компанія СМІТ”, 2006. – 404 с.
6. Галушкин А.И. Теория нейронных сетей. Кн.1. – М.: ИПРЖР, 2000. – 416 с.
7. Литвиненко В.І., Фелелов А.О., Дідик О.О. Методологія синтезу колективу радіально-базисних мереж для розв'язання задач класифікації за допомогою алгоритму кластерного відбору // Наукові праці. Вип.93. Т.106. – К., 2009. – С.114-126 // <http://www.nbuu.gov.ua>.
8. Bodyanskiy Y., Gorshkov Y., Kolodyazhnyi V., Pliss I. Rough Sets-Based Recursive Learning Algorithm for Radial Basis Function Networks – Berlin: Springer-Verlag, 2005. – pages 59-65.

Отримано 30.09.2010