

Дослідження оптимальних параметрів нейронного модулю для прогнозування часових послідовностей

Гітис В.Б., Аббакумова А.Г.

Донбаська державна машинобудівна академія

У часових рядах, на відміну від випадкових вибірок, дані розглядаються як послідовність вимірів, впорядкованих в невідповідні моменти часу, тобто часовий ряд включає два обов'язкові елементи – час і конкретне значення показника (рівень ряду) [1].

Чергове значення часового ряду прогнозується по деякому числу його попередніх значень (прогноз на один крок вперед в часі). Проте можна виконувати прогноз на будь-яке число кроків (при зниженні точності прогнозування).

Після того, як вичислено чергове прогнозне значення, воно підставляється назад і з його допомогою виходить наступний прогноз. Такий спосіб називається проекцією часового ряду або методом «вікон». Вікно має фіксований розмір і здатне переміщатися по часовій послідовності.

Штучні нейронні мережі є одним з найбільш адекватних інструментів прогнозування часових рядів, що дозволяють за минулими спостереженнями відновлювати нелінійне відображення виду [2]

$$x(t) = F(x(t-1), x(t-2), \dots, x(t-k)) + e(t) = x(t) + e(t), \quad (1)$$

де $x(t)$ – оцінка (прогноз) значення $x(t)$, отримана на виході нейромережі;

$e(t)$ – помилка прогнозування;

k – порядок моделі (ширина вікна).

Нейромережа представляє в даному випадку нелінійну авторегресійну модель (NAR-модель).

Кількість входів мережі дорівнює ширині вікна, а кількість виходів – величині зміщення вікна при ковзанні (числу часових періодів прогнозування). При прогнозуванні на один крок вперед вікно зміщується на одну позицію.

В якості основи для побудови NAR-моделей доцільно використовувати багат шарові мережі з прямою передачею інформації. До прямоспрямованих нейронних мереж відносяться перцептрони та РБФ-мережі.

Проте ефективність застосування тієї чи іншої мережі залежить від умов конкретної задачі. Тому потрібно провести експериментальні дослідження на предмет того, яка з запропонованих архітектур буде більш ефективна у вирішенні задачі прогнозування вибраного показника.

Для тестування мереж були використані дані по продажам продукції одним із металургійних підприємств регіону. При плануванні обсягу продажів металів слід враховувати сезонний фактор, оскільки від нього залежить попит на металеву продукцію. Тому у NAR-моделі доцільно прирівняти порядок моделі до кварталу, тобто ширина вікна буде дорівнювати трьом позиціям. Тоді число входів нейронної мережі також складе 3.

Теоретично найбільш точні результати дасть модель із найменшим періодом планування, тобто величиною у 1 місяць. Тоді число виходів нейронної мережі також складе 1.

Вихідні дані представлені 5 роками, тобто 60 місяцями. Тоді кількість навчальних прикладів складе 57.

Точність, що досягається, залежить від конкретної задачі. Тому можна спробувати розширити горизонт планування на 2 місяці. Проте для компенсації похибки слід також пропорційно розширити величину вікна. Тоді кількість входів нейромережі складе 6, а виходів – 2. Кількість навчальних прикладів при цьому скоротиться до 27.

Для визначення оптимальної архітектури нейромережі було побудовано низку перцептронів і РБФ-мереж для досягнення прийнятної похибки (5 %). При цьому підбір кількості скритих нейронів починався з мінімальних значень (3 та 2 відповідно), тобто використовувався конструктивний підхід.

Результати досліджень побудованих нейромереж наведені у табл. 1.

Таблиця 1 – Результати досліджень побудованих нейромереж

Архітектура нейромережі	Кількість вагів	Кількість нейронів	Середня погрішність першої позиції, %	Середня погрішність другої позиції, %	Загальна погрішність, %
Персептрон 3-3-1	12	4	7,5	8,3	7,9
Персептрон 3-4-1	16	5	3,8	4	3,9
РБФ-мережа 3-3-1	12	4	9,4	10,2	9,8
РБФ-мережа 3-4-1	16	5	6,3	6,7	6,5
Персептрон 6-2-2	16	4	8,1	8,4	8,25
Персептрон 6-3-2	24	5	4,3	4,8	4,55
РБФ-мережа 6-2-2	16	4	8,9	9,2	9,05
РБФ-мережа 6-3-2	24	5	5,5	5,6	5,55

Як видно з таблиці, персептрон з 4 скритими нейронами (рядок 2) задовольняє рівню похибки у 5 % і при цьому має найменшу кількість нейронів.

Література

1. Руденко О.Г. Штучні нейронні мережі: [навч. посіб.] / О. Г. Руденко, Є.В. Бодянский. – Харків : Компанія СМІТ, 2006. – 404 с.
2. Wong F. S. Time series forecasting using backpropagation neural networks / Wong F. S. // Neurocomputing. – 1990/91. – Vol. 2. – P. 147–159.