

Low Cost Hardware and Software Components for Intelligent Information Control Systems // Preprints of 5th IFAC Symp. on Low Cost Automation (LCA'98). - Shenyang, P.R.China. - 1998. - P. TS9-21 - TS9-26. 7. Бучкин Л.В., Безрукий Ю.Л. Дисковая подсистема IBM-совместимых персональных компьютеров. - М., 1993. 8. Фролов А.В., Фролов Г.В. Локальные сети персональных компьютеров. Монтаж сети, установка программного обеспечения. М., 1994. 9. Гудков Ю.И. Базовые модули обработки информации для портативных контрольно-измерительных устройств / Тез. докл. IX науч.-техн. конф. Датчики и преобразователи информации систем измерения, контроля и управления "Датчик-97" // Под ред. проф. Азарова. - М., 1997. с. 318. 10. Нортон П. Персональный компьютер фирмы IBM и операционная система MS-DOS. - М., 1991. 11. Atmel Products. Programmable Logic Devices: ATF16V8B (pp. 1.7-1.22); ATF16LV8CZ (pp. 1.39-1.40) // www.atmel.com. 12. Atmel Products. Nonvolatile Memory: AT29C040A (pp. 4.165-4.175); AT49F040 (pp. 4.209-4.218) // www.atmel.com. 13. Устройство вывода информации экранное "Электроника МС 6208". Техническое описание и инструкция по эксплуатации.

УДК 621.8:681.5

Ткаченко Р.О., Юрчак І.Ю.
ДУ "Львівська політехніка", кафедра АСУ

ПОБУДОВА ВХІДНОГО ТА ВИХІДНОГО ШАРІВ ШТУЧНИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ

© Ткаченко Р.О., Юрчак І.Ю., 2000

Розглядаються питання практичної побудови штучних нейронних мереж на основі моделі ФТФ, попередньої підготовки елементів навчальної множини.

У відомих нейропарадигмах типу "Прямого поширення зі зворотнім поширенням похибки" вихідний шар нейронних елементів (НЕ) будується на основі тих же принципів, що і сховані шари, тобто, вихідними є НЕ з перехідними функціями сигмоїдального виду. При підготовці тренувальних векторів необхідно враховувати обмеження вихідних сигналів НЕ через відповідні перехідні функції, масштабування вихідних сигналів кожного нейрона. Вхідний шар НЕ задається найчастіше як "псевдошар", складається з відповідних елементів, на які покладається функція "кодування", тобто приведення вхідних сигналів до єдиного діапазону, наприклад $-1 \div +1$.

Підходи до побудови ШНМ на основі моделі "Функціонал на множині табличних функцій" (ФТФ) [1] визначаються наявними відмінностями в концепції навчання, зокрема тим що основні функції з опрацювання інформації здійснюють сховані шари нейромережі, для яких ваги синаптичних зв'язків та параметри перехідних функцій визначаються на основі процедури побудови ряду. Елементи вхідного та вихідного шарів відіграють допоміжну роль, тобто варіант ШНМ з лінійним НЕ на вході та виході є придатним для практичного застосування, однак його характеристики, як буде показано, не є оптимальними.

Проаналізуємо необхідні операції попереднього опрацювання даних для навчання нейромережі. Зазначимо, зокрема, що для ШНМ прямого поширення не вводиться жодних обмежень на типи вхідних та вихідних даних. Причому для різних входів та виходів ШНМ

одночасно можуть задаватися дані різних типів, зокрема, цілі, двійкові, дійсні, з різним діапазоном подання.

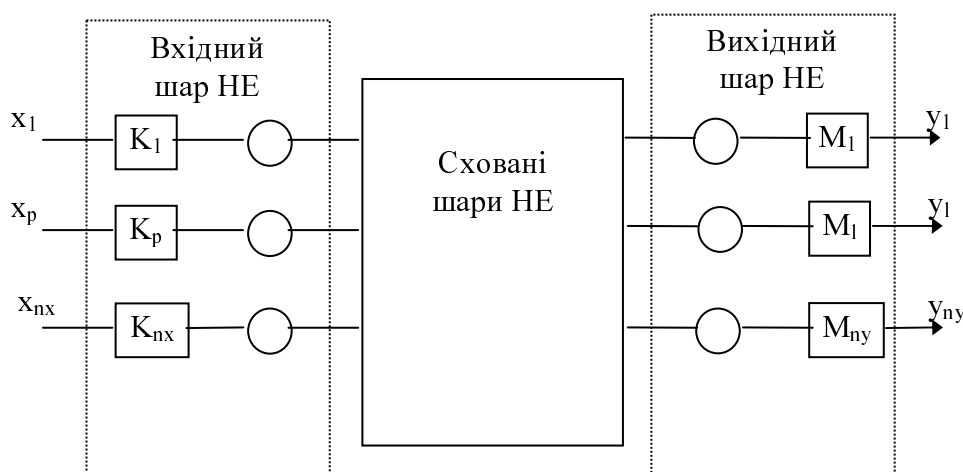


Рис. Структура ШНМ

На основі заданих даних формується матриця навчальної множини, елементи якої слід звести до одного типу чисел (дійсних) з однаковим діапазоном зміни. Структура нейромережі, де показані елементи обробки, з яких складаються вхідний та вихідний шари, показана на рисунку.

Елементи $k_1, \dots, k_p, \dots, k_{nx}$ виконують функції кодування вхідних сигналів, тобто приводять їх до однакового діапазону чисел. В більшості варіантів, розроблених нами ШНМ, задавався діапазон чисел $-1 \div +1$. Елементи $M_1, \dots, M_l, \dots, M_{ny}$ забезпечують приведення сигналів нейромережі на виходи до відповідних в діапазоні $-1 \div +1$ на їх входах. Отже, при навчанні ШНМ здійснюються лінійні перетворення на блоках $M_1, \dots, M_l, \dots, M_{ny}$ виду

$$Y = ay + b \quad (1)$$

а в режимі функціонування ШНМ відповідно

$$y = \frac{1}{a} Y - \frac{b}{a}. \quad (2)$$

Після лінійних перетворень на блоках $k_1, \dots, k_p, \dots, k_{nx}$ кодовані вхідні сигнали подаються на НЕ з перехідними функціями сигмоїдного виду, наприклад,

$$f(x) = \text{th}(px). \quad (3)$$

Проаналізуємо функції нейронів сигмоїдного типу на вході ШНМ. Перша, на яку вказують розробники нейромереж – це обмеження рівнів вхідних сигналів в режимі використання. Погоджуючись з таким твердженням, оцінимо і аспект, що впливає на точність функціонування мережі. Дійсно, задаючи малі величини $p \leq 1$, вхідні сигнали майже не зазнають нелінійних перетворень, а для великих p вплив нелінійності стає відчутним. Природно, виникає питання доцільного вибору параметра p . Дамо трактування впливу величини ступеня нелінійності перетворення вхідних сигналів. Для великих значень p , коли вхідні сигнали зазнають значних обмежень, зменшується розкид їх величин в області

великих значень. Це впливає на вид перехідних функцій нейронів схованого шару в бік “згущення” вузлових точок біля границь інтервалів аргументів, за рахунок чого зростає точність функціонування нейронів для великих рівнів вхідних сигналів. Особливо корисним даний ефект виявляється в режимі функціонування для точок реалізацій, що потрапляють в області екстраполяції перехідних функцій, коли точність відтворення останніх стає надто низькою. Оцінимо одночасно, чим обмежується ріст коефіцієнта p . Для цього проведемо уявний експеримент з приведення похибок функціонування схованого шару НЕ до одного із виходів нейромережі. З врахуванням зворотнього нелінійного перетворення маємо

$$\Delta x = \frac{\partial f^{-1}(x_m)}{\partial x_m} \Delta x_m = \frac{\Delta x_m}{1 - x_m^2}, \quad (3)$$

де Δx – абсолютна похибка, приведена до входу ШНМ; Δx_m – похибка функціонування для схованих шарів нейромережі, приведена до виходу вхідного НЕ; x_m – сигнал на виході вхідного НЕ. Оскільки завжди $|x_m| < 1$, бо $x_m = \text{th}(px)$, то очевидно, що із зростанням p величина абсолютної похибки Δx , приведеної до входу, зростає. Приведені міркування підтверджуються експериментами, в результаті яких встановлені оптимальні значення коефіцієнта p

$$1 \leq p \leq 3,$$

які для різних прикладів та варіантів ШНМ змінюються в досить вузькому діапазоні.

При формуванні n_y стовпців навчальної матриці, що відповідають виходам нейромережі, промасштабовані значення вихідних сигналів (діапазоні $-1 \div +1$) піддаються зворотньому функціональному перетворенню через нейрони вихідного шару

$$Y_M = f^{-1}(Y) = \text{Arth}(P \cdot Y), \quad (4)$$

де Y_M – сигнал на виході схованої частини ШНМ.

Очевидно, що $p < 1$, а із зростанням p ступінь обмеження сигналів (рівень нелінійності), що формуються на виході схованих шарів нейромережі, при передачі їх на вихід збільшується. Якщо абсолютна похибка на виході схованої частини нейромережі дорівнює ΔY_M , то значення абсолютної похибки на виході нейронів вихідного шару відповідно

$$\Delta Y = \frac{\partial f^{-1}(Y_M)}{\partial Y} \Delta Y_M = \frac{\Delta Y_M}{\text{ch}^2 Y_M}, \quad (5)$$

де Y_M – сигнал на вході вихідного нейрона ШНМ. Оскільки Y_M визначається на основі (4), для зменшення похибки (5) слід вибрати максимальні значення $p < 1$.

Збільшення коефіцієнта p приводить одночасно до збільшення величин елементів навчальної матриці, які знаходяться в стовпцях з номерами від $(n_x + 1)$ до $(n_x + n_y)$. Останнє ускладнює форму перехідних функцій нейронів схованого шару, що в свою чергу погіршує прогностичні властивості ШНМ. Вибір даного коефіцієнта суттєво залежить від особливостей даних вирішуваної задачі. Для більшості досліджуваних прикладів оптимальні значення коефіцієнтів знаходилися в межах $0,5 \div 0,99$.

Оптимальний вибір коефіцієнтів можливий за наявності контрольної вибірки, елементи якої не використовувались для навчання ШНМ.

1. Ткаченко Р.О. Модель нейронних мереж // Вісн. ДУ "Львівська політехніка", 1998, №349, с. 83-86.