

УДК 621.3.011.74.005

МОДЕЛЮВАННЯ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ ДЛЯ ЗАДАЧ ПРОГНОЗУВАННЯ ФІЗИЧНИХ ПАРАМЕТРІВ

Мірошник О.О., к.т.н.,

Святобатько А.В., інж.

*Харківський національний технічний університет сільського
господарства ім. П. Василенка*

Тел. (057)-712-35-37

Анотація – запропоновано спосіб прогнозування фізичних параметрів. Розглянутий апарат та проведений аналіз доцільності використання нейронної мережі для задачі прогнозування фізичних параметрів. Проведений аналіз та обрані структури нейронних мереж, які доцільно використовувати для прогнозування фізичних параметрів. Побудована модель нейронної мережі для розв’язання задачі прогнозування. Також наведені математичні вирази для наглядного розуміння структури нейронних мереж та їх роботи.

Ключові слова – нейронна мережа, прогнозування, радіально базисна функція, персептрон, фізичні параметри.

Постановка проблеми. На даний момент стає дедалі актуальніше завдання прийняття рішень оператором автоматизованої системи керування, враховуючи тенденції змін поточних значень параметрів, та заздалегідь відслідковувати значення параметрів, які можуть вийти за межі в майбутньому. Діяти завчасно, щоб не відбулась аварійна ситуація, та попередити вихід даних параметрів за межі допустимих. Дана задача є дуже нечіткою та має багато варіантів рішень.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Сучасні цифрові обчислювальні машини перевищують можливості людини в цифрових чи символічних обчисленнях. Але людина може легко вирішувати складні завдання, пов’язані з сприйняттям зовнішніх даних (наприклад, прогнозування) зі швидкістю та точністю, що на багато перевищує найсучасніші комп’ютери. Архітектура біологічної нейронної системи значно відрізняється від архітектури машин фон Неймона (табл. 1) [1].

Аналогічно біологічним нейронним системам штучна нейронна система є обчислювальною системою з великою кількістю паралельно функціонуючих простих процесорів з великою кількістю зв’язків.

Формулювання мети статті. У даній статті пропонується застосування нейронної мережі для розв'язування прогнозування часовихрядів.

Таблиця 1

Найменування	Машина фон Неймона	Біологічна нейронна система
Процесор	Складний	Простий
	Швидкісний	Повільний
	Один або декілька	Велика кількість
Пам'ять	Віддалена від процесора	Інтегрована в процесор
	Локалізована	Розповсюджена
	Адресація не по складу	Адресація по складу
Обчислення	Централізовані	Розгалужені
	Послідовні	Паралельні
	Зберігаємо програми	Самонавчання
Надійність	Велика вразливість	Живучість
Спеціалізація	Цифрові чи символні обчислення	Проблеми сприйняття
Середовище функціонування	Жорстко задане	Погано задана
	Жорстко обмежене	Без обмежень

Основна частина. На сьогоднішній день можна виділити наступні задачі, які краще вирішуються штучною нейронною мережею ніж комп'ютерними системами, які засновані на машині фон Неймона.

Класифікація образів. Задача складається з вказівки приналежності вхідного образу, представленого вектором ознак, одного або декількох попередньо встановлених класів. До відомих задач належать розпізнання букв, розпізнання мовлення, класифікація кліток крові.

Кластеризація (Категоризація). При вирішенні задачі кластеризації, котра відома також під назвою, як класифікація образів без викладача, відсутня вибірка для навчання з позначками класів. Алгоритм кластеризації, заснований на схожості образів і розміщує схожі образи в один кластер. Використовується для вилучення знань, стиснення та дослідження даних.

Апроксимація функцій. Задача апроксимації складається в знаходженні оцінки невідомої функції X . Необхідна для вирішення численних інженерних та наукових задач моделювання.

Прогнозування. Задача складається в пророкуванні значення виходу в деякий майбутній момент часу. Прогнози мають значний вплив на прийняття рішень в бізнесі, науці та техніці.

Оптимізація. Численні проблеми в математиці, статистиці, науці, техніці, медицині та економіці можуть бути розглянуті як проблеми оптимізації. Завданням алгоритму оптимізації є знаходження такого рішення, яке задовольнить систему обмежень та максимізує або мінімізує цільову функцію. Пам'ять, що адресується за змістом. В моделі обчислень фон Неймона звернення до пам'яті доступне лише за адресою, яка не залежить від змісту пам'яті. Більш того, якщо є помилка при обчисленні адреси, то буде знайдена зовсім інша інформація. Асоціативна пам'ять, або пам'ять, що адресується за змістом, доступна при вказівці заданого змісту. Зміст пам'яті може бути вилучений навіть при частковому вводі або при спотвореному змісті. Даний вид пам'яті надзвичайно важливий при створенні мультимедійних баз даних. Керування. В системах керування з еталонною моделлю метою керування є розрахунок такого вхідного впливу, при якому система слідує за бажаною траєкторією, що диктується еталонною моделлю. Прикладом є оптимальне керування двигуном.

В табл. 2 наведені архітектури мереж та задачі, для яких вони використовуються, а також спосіб їх навчання [1].

Таблиця 2

Архітектура	Алгоритм навчання	Задача
Одношаровий та багатошаровий персептрон	Алгоритм навчання персептрона. Зворотне розповсюдження. Adaline та Madaline	Класифікація образів. Апроксимація функцій. Прогнозування. Керування.
Рекурентна	Алгоритм навчання Больцмана	Класифікація образів.
Багатошарова прямого розповсюдження	Лінійний дискримінантний аналіз	Аналіз даних. Класифікація образів.
Змагання	Векторне квантування	Категоризація всередині класа. Стиснення даних
Мережа АРТ	ARTMap	Класифікація образів.
Мережа Хопфілда	Навчання асоціативної пам'яті	Асоціативна пам'ять.
Мережа Кохонена	SON Кохонена	Категоризація, аналіз даних.
Мережа радіально базисної функції	Алгоритм навчання радіально базисної функції	Класифікація образів. Апроксимація функцій. Прогнозування. Керування.

Прогнозування – це пророкування майбутніх подій. Нехай задані n дискретних відліків $\{y(t_1), y(t_2), \dots, y(t_n)\}$ у послідовні моменти часу t_1, t_2, \dots, t_n . Тоді завдання прогнозування полягає в пророкуванні значення $y(t_{n+1})$ у деякий майбутній момент часу t_{n+1} . Метою прогнозування є зменшення ризику при прийнятті рішень. Прогноз звичайно виходить помилковим, але помилка залежить від використовуваної прогнозуючої системи. Надаючи прогнозу більше ресурсів, можна збільшити точність прогнозу та зменшити збитки, пов'язані з невизначеністю при прийнятті рішень.

При розв'язанні задачі прогнозування часових рядів користувач вибирає довільний часовий ряд, що містить N відліків, і розбиває його на три множини: навчальну, тестуючу та контрольну вибірки, які потім подаються на вхід мережі. Результатом прогнозування є значення часового ряду в необхідний момент часу. Для підвищення якості прогнозу необхідно зробити попередню обробку інформації. Оскільки часовий ряд – це послідовність числових відліків, попередня обробка зводиться до масштабування значень відліків з метою їх приведення в єдиний діапазон. Кожна вибірка – це дискретна функція, задана в точках на інтервалі $[0, N]$ з кроком 1, де N – максимальне значення аргументу цієї функції.

При розв'язанні завдань прогнозування роль нейронної мережі полягає в пророкуванні майбутньої реакції системи за її попередньою поведінкою. Володіючи інформацією про значення змінних у моменти, попередні прогнозуванню $x_{(k-1)}, x_{(k-2)}, \dots, x_{(k-n)}$, мережа виробляє розв'язок, яким буде найбільш імовірне значення послідовності $x_{(k)}$ у теперішній момент k . Для адаптації ваг коефіцієнтів мережі використовуються фактична похибка прогнозування $\varepsilon = x_{(k)max} - x_{(k-1)min}$ і значення цієї погрешності в попередні моменти часу [2].

Архітектура, яка найбільш підходить для нашого завдання багатосаровий перцептрон, або мережа радіально базисної функції. Отже для задачі прогнозування слід використовувати узагальнено-регресійну мережу. Дана мережа повинна складатися з двох прихованих шарів. Шар радіально базисної функції та шар перцептрона. Структура нейронної мережі наведена на рис. 1.

Шар радіально-базисної функції робить попередню обробку інформації, а саме масштабування значень відліків з метою їх приведення в єдиний діапазон. Структурна схема першого проміжного шару наведена на рис. 2.

На вхід радіальних елементів із вхідного шару подається вектор x . Базисні функції цього шару задаються матрицею Q , більш зручно використовувати елементи матриці кореляції S , яка виходить із матриці Q у такий спосіб

$$c = Q^T \cdot Q. \quad (1)$$

Центр i -го нейрона радіального шару позначимо як c_i . У якості радіальної функції застосовується функція Гаусса.

Результат обробки даного шару v_j обчислюється за формулами:

$$S_j^{(t)} = -\frac{1}{2} \sum_{t=1}^n (x_t - c_i^{(t)})^2; \quad (2)$$

$$S_t = \sum_{j=1}^n S_j^{(t)}; \quad (3)$$

$$v_i = \sum_{t=1}^k \exp\left(-\frac{1}{2} \frac{S_t}{\sigma_i^2}\right) \omega_t. \quad (4)$$

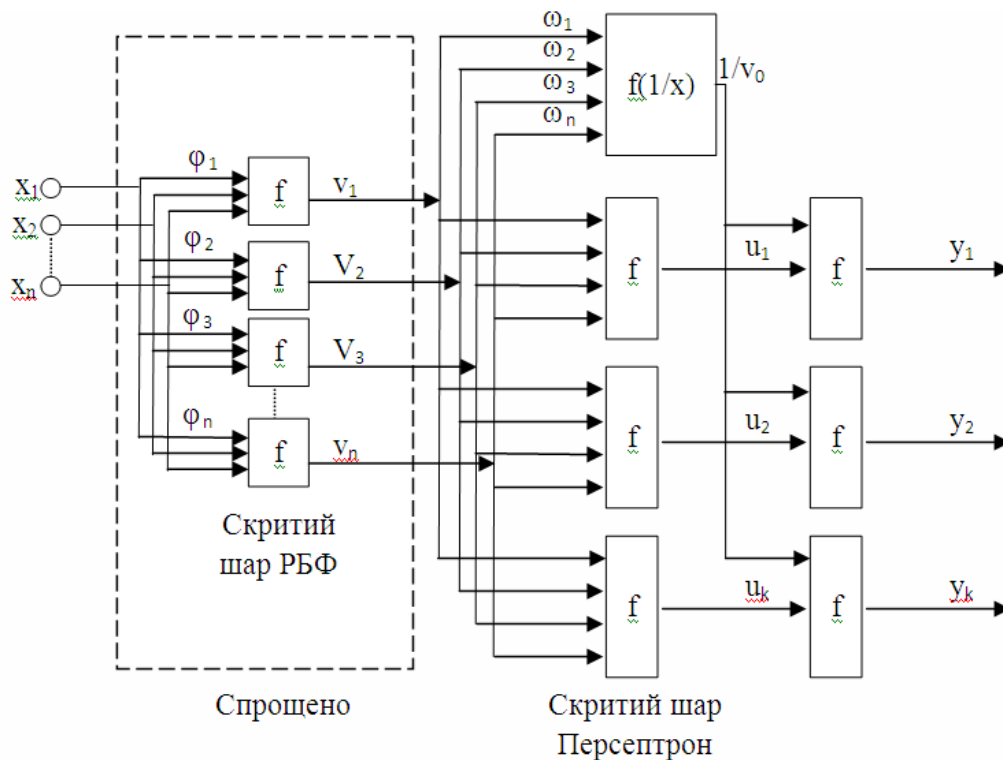


Рис. 1. Структура узагальнено-регресійної нейронної мережі.

Результатом обробки першого шару є інформація про дані навчальних випадків або ж їх кластери. Після отримання результатів, ці дані поступають на вхід другого прихованого шару.

Вихідний сигнал i -го нейрону другого проміжного шару обчислюється за виразом

$$u_i = \sum_{j=1}^k v_j, \quad (5)$$

де k – число нейронів в РБФ-шарі.

Позначивши вагові коефіцієнти i -го нейрона РБФ-шару як ω_i , одержимо вираз для суми ваг

$$v_0 = \sum_{i=1}^k \omega_i. \quad (6)$$

Отже, вихідний шар поділяє зважені суми на суму ваг і видає остаточний прогноз. Позначивши його y_l , одержимо вираз

$$y_l = \frac{u_l}{v_0}. \quad (7)$$

Вихідне значення мережі має імовірнісний вигляд, тому його легше інтерпретувати. При невеликому обсязі вхідних даних мережа дуже швидко навчається. Навчання мережі необхідно виконувати окремо для кожного часового ряду, тому що спроба прогнозування рядка, на якому мережа не була навчена, приведе до помилкового результату [3].

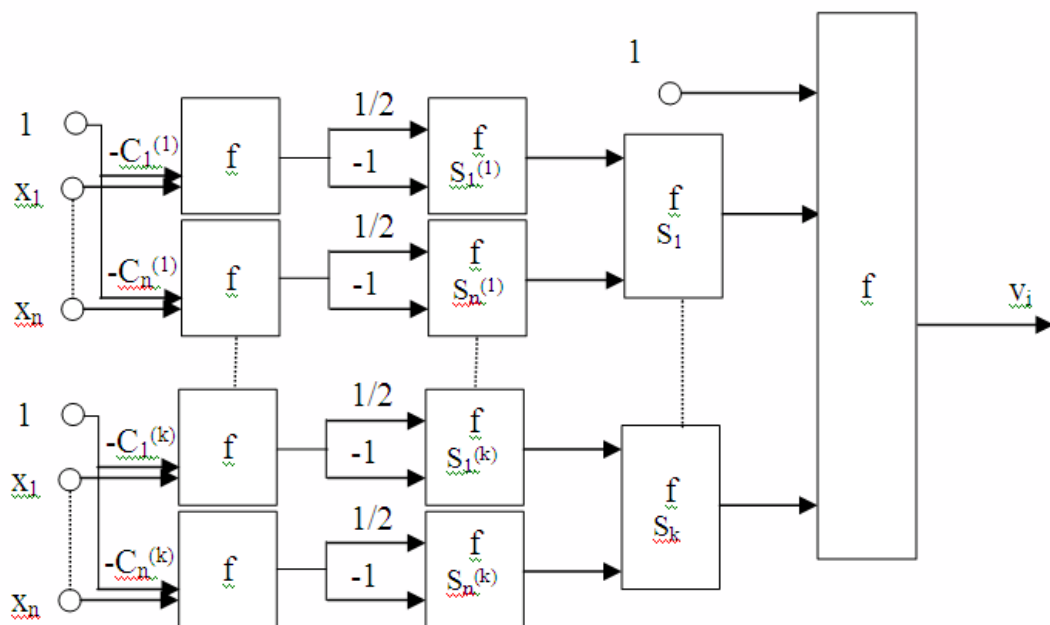


Рис. 2. Структурна схема першого проміжного шару.

Висновки. Таким чином система є інтелектуальною, має змогу прогнозувати значення датчиків, та інших фізичних параметрів, а також мережа може забезпечити зменшення витрат при попередженні аварійних ситуацій. Результати даних досліджень можна використовувати в різних галузях для задач прогнозування параметрів технічних систем та агрегатів, та використовувати для запобігання виникнення аварійних та надзвичайних ситуацій.

Література

1. AnilK. Jain Artificial Neural Networks: A Tutorial, Computer/ AnilK. Jain, JianchangMao, K.M. Mohiuddin.–Vol.29, No.3, March,1996. –

Р. 31-44.

2. Горбань А.Н. Обобщенная аппроксимационная теорема и вычислительные возможности нейронных сетей / А.Н.Горбань // Сибирский журнал вычислительной математики, 1998. – Т.1, №1. – С.12-24.

3. Уоссермен Ф. Нейрокомпьютерная техника: теория и практика / Ф.Уоссермен; Пер. с английского Ю.А. Зувев. – М.: Мир. – 1992. – 240 с.

МОДЕЛИРОВАНИЕ НЕЙРОННОЙ СЕТИ ДЛЯ ЗАДАЧИ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ФИЗИЧЕСКИХ ПАРАМЕТРОВ

Мирошник А.А., Святобатько А.В.

Аннотация

Предложен способ прогнозирования физических параметров. Рассмотрен аппарат и проведен анализ необходимости использования нейронной сети для задачи прогнозирования физических параметров. Проведен анализ и выбраны структуры нейронных сетей, которые целесообразно использовать для прогнозирования физических параметров. Построена модель нейронной сети для решения задачи прогнозирования. Также приведены математические выражения для наглядного понимания структуры нейронных сетей и их работы.

MODELING NEURAL NETWORK FOR TASK OF PHYSICAL FORECASTING PARAMETERS

O. Miroshnyk, A. Svyatobatko

Summary

A method for predicting the physical parameters. Considered the apparatus and the analysis of the need to use a neural network to predict the physical parameters the problem. The analysis of the chosen structure and neural networks, which should be used to predict the physical parameters. A model of a neural network to solve the problem of prediction. Also, the mathematical formula for visual understanding of the structure of neural networks and their work.