

МОДЕЛЮВАННЯ ОБ'ЄКТІВ ПРОЕКТУВАННЯ

УДК 681.142.37

І. Юрчак

Національний університет “Львівська політехніка”

ПІДХОДИ ДО МОДЕЛЮВАННЯ СКЛАДНИХ ОБ'ЄКТІВ ЗА ДОПОМОГОЮ НЕЙРОКОМП'ЮТЕРІВ

© Юрчак І., 2004

Аналізуються класи відображення (передбачення), для розв'язання яких використовується програмна нейромережа “Функціонал на множині табличних функцій”. Наводяться результати практичного використання штучних нейронних мереж.

Forecasting types of problems are analysed for which definition programming artificial neural network based on model of functional on table function set is used. The results of forecast using of artificial neural network are shown.

До найтипівіших завдань моделювання складних об'єктів, процесів, агрегатів та систем належать задачі відображення вхідних наборів даних (факторів) у вихідні (відгуки). Значне підвищення якості вирішення подібних завдань можливе за рахунок використання штучних нейронних мереж (ШНМ).

Покажемо особливості застосування для подібних завдань програмної ШНМ, в основі якої нова концептуальна модель “Функціонал на множині табличних функцій” (ФТФ) [1]. В рамках геометричної концепції, що нами використовується, відображення трактується таким чином. Шляхом навчання ШНМ набуває здатності відтворювати тіло об'єкта, для якого здійснюється відображення. Навчання здійснюється на основі обмеженої кількості реалізацій об'єкта, що в більшості випадків забезпечує можливість лише наближеного відтворення. Точки-реалізації, на основі яких здійснюється навчання ШНМ, або належать гіперповерхні, моделі відтворюваній за допомогою останньої, або розташовані достатньо близько (в сенсі прийнятої метрики) від неї. Необхідний рівень близькості навчальних точок до гіперповерхні-моделі забезпечується під час навчання ШНМ. Припускається, що точки-реалізації, які не використовувалися для навчання, достатньо близькі до навчальних точок-реалізацій, отже, вони також достатньо близько розташовуються до гіперповерхні-моделі. Відповідність останнього припущення реальній ситуації оцінюється за допомогою контрольних точок-реалізацій, набір координат-ознак яких є відомим, однак вони не використовувалися для навчання. У режимі використання нейромережі задається частина координат-ознак реалізацій (входи), на основі яких оцінюються величини інших координат-ознак (виходи). Тобто, маючи задану проекцію точки на певну координатну гіперплощину, приймаючи, що дана точка належить гіперповерхні-моделі, визначаються інші, невідомі раніше, її координати. Клас практичних завдань подібного типу є дуже широким – починаючи від апроксимації функції і закінчуючи розпізнаванням образів, з багатьма особливостями та відтінками.

Відволікаючись від змістовної характеристики задач передбачення, розділимо останні на основні класи, приймаючи за основу такого розділення способи отримання і особливості вхідних даних – наборів ознак-реалізацій, що формуються для навчання та використання ШНМ. Зауважимо, що правильне віднесення задачі до відповідного їй класу, а отже, адекватний вибір нейромережних засобів забезпечує отримання оптимальних для наявної інформації результатів [2].

1. Задачі відтворення лише наборів, що використовувалися для навчання. Належать до найпростіших задач. Можуть ускладнюватися накладанням шумів на ознаки реалізацій внаслідок наявності похибок оцінювання або через інші причини. Існують певні відмінності також у способах формування навчальних вибірок. Зокрема, можуть задаватися “чисті” варіанти реалізацій класів, а для відтворення подаватися “зашумлені” вхідні дані. Можуть задаватися послідовності правильних відповідей на “зашумлені”, різних варіантах, вхідні дані.

2. Задачі детермінованого характеру. Характеризуються тим, що вектори-реалізації містять повний набір ознак, що визначають зміст досліджуваного об'єкта. Величини ознак задаються з достатньо високою точністю. У багатьох випадках у постановці таких задач присутня аналітична основа або є доступною достатньо точна модель об'єкта, яка, однак, дає змогу здійснювати моделювання лише в певних режимних точках для всієї сукупності ознак, без розділення останніх на входи та виходи. Можна навести цілу низку задач з подібною постановкою з області електроенергетики, вимірювальної техніки та ін. Існують подібні задачі, для яких дані отримуються експериментальним шляхом. Однак в таких випадках повинні бути задані всі основні ознаки-фактори, вимірювання яких має здійснюватися достатньо точно.

Розділення в межах даного класу може вестися, враховуючи складність форми гіперповерхні-моделі. Існуючі відмінності у складності завдання можуть вимагати різних засобів для вирішення проблеми.

3. Задачі з неповним врахуванням факторів, що визначають зміст досліджуваного об'єкта при можливості достатньо точної оцінки величин факторів. Врахування не всіх факторів вносить імовірнісну компоненту у створювану модель. При достатньо великій кількості навчальних точок-реалізацій неправильно вибрана нейромережа може моделювати переускладнену за формою гіперповерхню, що не відповідає суті об'єкта. Показовим прикладом задач такого типу є економічні, наприклад, здійснення оцінки собівартості продукції підприємства за його основними показниками діяльності. Останні можуть бути задані достатньо точно, однак, на шуканий параметр впливає велику кількість факторів, які в моделі врахувати важко.

4. Задачі з врахуванням всіх діючих факторів, але з неточною оцінкою останніх. Причинами неточності оцінювання можуть бути складності здійснення експериментів, недоліки вимірювальної апаратури, недосконалі методики оцінювання факторів, наприклад, введення шкали з малою кількістю балів, де похибка неправильної оцінки може бути дуже помітною. Одночасно зауважимо, що імовірність постановки подібних задач є невисокою.

5. Задачі з врахуванням частини діючих факторів, що визначають зміст досліджуваного явища, з неточною оцінкою останніх. Зустрічаються значно частіше, ніж задачі попередньої групи. Дуже часто подібні ознаки мають задачі фізичного плану. Зокрема, задачі прогнозування геосейсмічності, де використовується ряд параметрів-ознак та передвісників, знайдених в результаті наявного рівня знань про явище та акумульованого упродовж довгого часу досвіду. Точність оцінювання факторів у більшості знаходяться на якісному рівні. Більшість факторів лише опосередковано дають інформацію про об'єкт. Механізм явища настільки складний, що неможливо сподіватися на врахування всіх його складових.

Програмна ШНМ на основі моделі ФТФ

Отримане експериментальне підтвердження ефективності нових методів неітераційного навчання ФТФ дозволило створити нейрокомп'ютер нового типу, який здібний до прийняття реальних вхідних даних у реальному масштабі часу. Нами створена віртуальна нейромережа, яка призначена для розв'язання задач прогнозування та передбачення великої складності. Віртуальна нейромережа ФТФ визначається модульною структурою, високою швидкістю, можливістю регулювання режиму навчання. Вдосконалений алгоритм ФТФ дає змогу опрацьовувати аналогові та вхідні дискретні величини. Структурно ШНМ зображення у вигляді тришарової нейронної мережі з проєктивно-латеральними нелінійними синаптичними зв'язками між елементами, яка є графом обчислювального процесу, що реалізується програмою. В основі навчання – швидкий неітераційний алгоритм, який базується на процедурі ортогоналізації Грама–Шмідта. Розглянутий

варіант нейромережі Neuro призначений для однокрокового передбачення об'єктів, які представлені дискретним набором даних, і відрізняється від попередньої версії Neuron можливістю регулювання ступеня полінома, який використовується для наближення перехідної функції нейронів, що дозволяє більш адекватно відображати гіперповерхню процесу.

Розглянемо тестову задачу здійснення оцінки собівартості продукції підприємства по виробництву бетону за його основними показниками діяльності [3].

Вхідними параметрами діяльності підприємства є: X_1 середньогодинна продуктивність обертових печей (тонн/год); X_2 – середньогодинна продуктивність печей (тонн/год); X_3 – чисельність промислово-виробничого персоналу, зайнятого у виробництві цементу (осіб); X_4 – фондвіддача на 1 гривню основних виробничих фондів (грн.); X_5 – виробіток цементу на одного працюючого (тонн).

Вихідним параметром, який є відгуком на набір вхідних параметрів, вважаємо Y – середньо-заводська собівартість однієї тонни цементу (грн.).

Дані надані у вигляді 31 пари $(X_1, X_2, X_3, X_4, X_5) \rightarrow (Y)$. Перші 21 реалізації становити навчальну множину, 10 наступних – контрольну.

Таблиця 1

Навчальна множина

	Матриця входів						Матриця виходів
1 реалізація	$X_{1\ 1}$	$X_{2\ 1}$	$X_{3\ 1}$	$X_{4\ 1}$	$X_{5\ 1}$	→	Y_1

21 реалізація	$X_{1\ 21}$	$X_{2\ 21}$	$X_{3\ 21}$	$X_{4\ 21}$	$X_{5\ 21}$	→	Y_{21}

Таблиця 2

Контрольна множина

	Матриця входів						Матриця виходів
1 реалізація	$X_{1\ 22}$	$X_{2\ 22}$	$X_{3\ 22}$	$X_{4\ 22}$	$X_{5\ 22}$	→	Y_{22}

10 реалізація	$X_{1\ 31}$	$X_{2\ 31}$	$X_{3\ 31}$	$X_{4\ 31}$	$X_{5\ 31}$	→	Y_{31}

Інтерфейс програми складається з трьох вікон. Основне вікно програми (рис.1) призначене для конфігурування нейронної мережі, вводу імен вхідних та вихідних файлів даних та керування основними режимами роботи програми. Два інші вікна призначені для контролю за навчанням нейронної мережі на визначеному наборі даних (вікно режиму навчання) (рис. 2) та для виводу результатів роботи нейронної мережі (вікно режиму прогнозування) (рис. 3) відповідно.

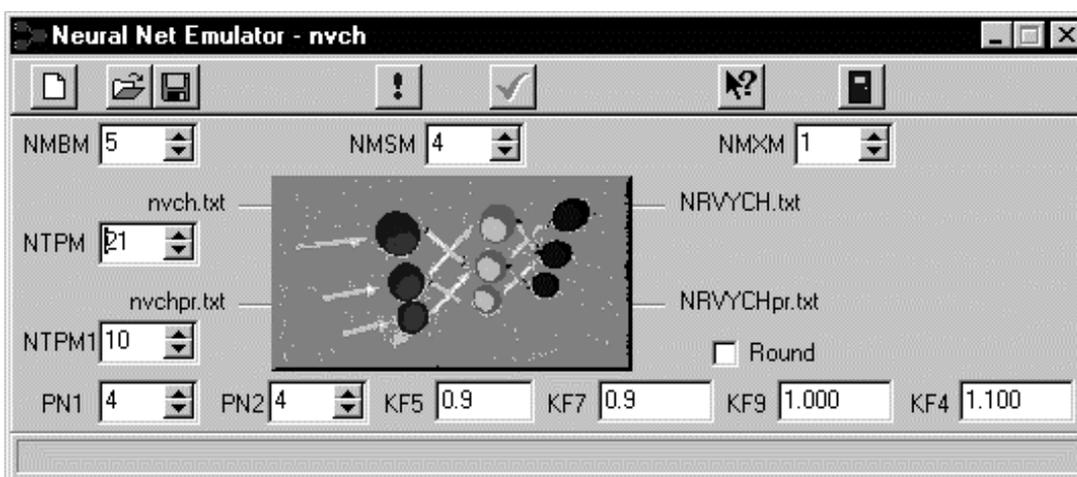


Рис. 1. Загальний вигляд основного вікна програми

При використанні ШНМ ФТФ після навчання мережі, за визначених ваговими коефіцієнтами синаптичних зв'язків, відбувається контрольне відтворення даних, які становили навчальну множину. У вікні режиму навчання нейронної мережі відображаються реальні дані вихідного параметра навчальної множини (червона лінія) та набір даних, відтворених мережею (зелена лінія). У статусному рядку показується абсолютна та середньоквадратична величина відхилення від реальних значень по всій навчальній множині. Якщо точність відтворення задовільна і похибки відхилень знаходяться у допустимих межах, можна вважати підбір параметрів налаштування для навчальної множини оптимальним, що повинно забезпечити високу якість передбачення. Це вікно дає змогу також окремо проглянути вхідні та вихідні набори даних, що використовуються для навчання нейронної мережі у вигляді графіків або таблиць.

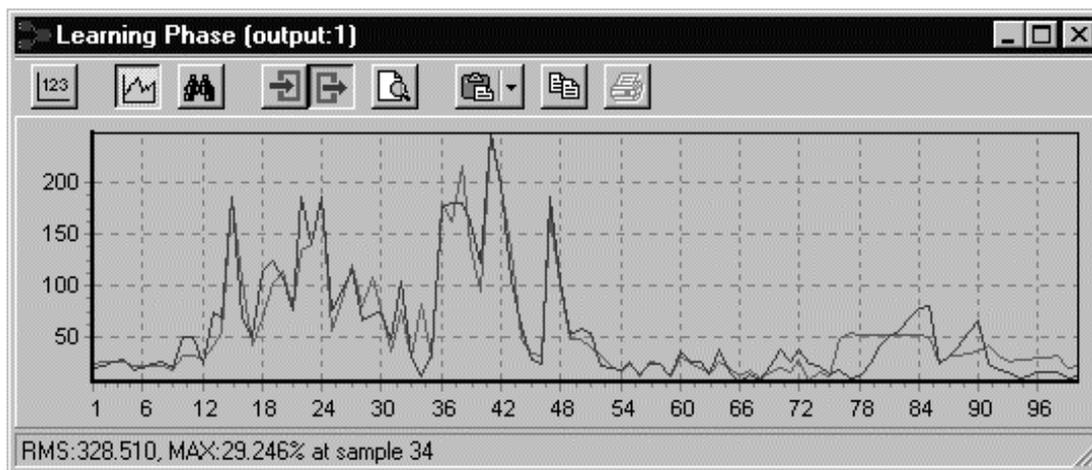


Рис. 2. Загальний вигляд вікна режиму навчання

У режимі використання нейронна мережа функціонує в режимі передбачення (відображення) відповідно до набору даних на її входах. У вікні режиму використання, яке має такі ж функції, що і вікно режиму навчання, можна переглянути результати передбачення. Якщо якість передбачення незадовільна, потрібно внести зміни в основному вікні нейромережі: збільшити степені поліномів, розширити область екстраполяції, застосувати принцип зважування входів (ступінь впливу кожного з входів на вихідний параметр), відкоректувати коефіцієнти нелінійності перехідних функцій нейронів зовнішніх шарів, змінити навчальну множину тощо. Слід зауважити, що після будь-якої зміни основних параметрів нейромережі, процес навчання є обов'язковим.

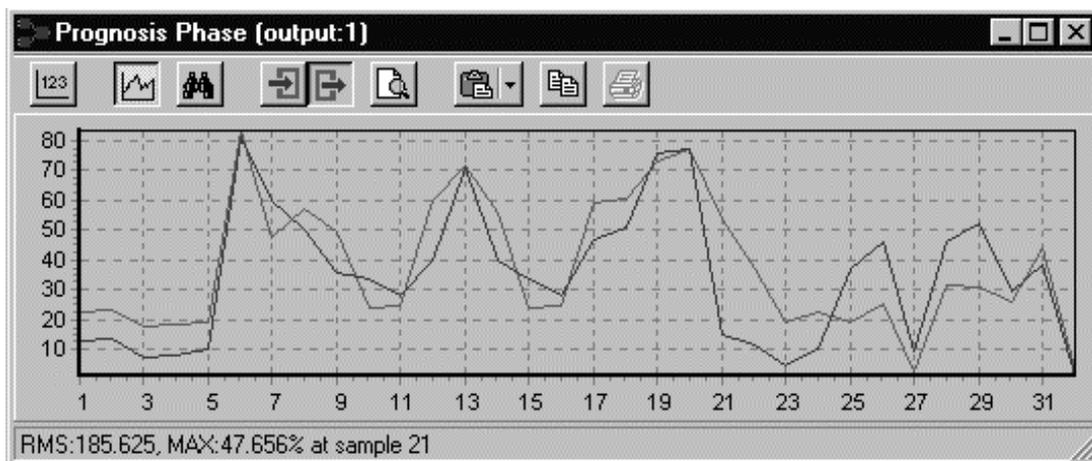


Рис. 3. Загальний вигляд вікна режиму використання

За наявності задовільних результатів передбачення, можна вважати, що мережа для цієї задачі налаштована оптимальним чином і готова для передбачення даних різних контрольних множин.

На рис. 3 показано значення вихідної величини контрольної множини, отримані в результаті декількох кроків підбору параметрів, що зайняло 20–30 хвилин чистого часу. Використання для вирішення аналогічної проблеми складних прийомів регресійного аналізу вимагає значного часу на підготовку даних, а точність відтворення є нижчою принаймні вдвічі–втричі.

1. Ткаченко Р.О. Модель нейронних мереж // Вісник ДУ “Львівська політехніка”. – 1998. – №349. – С. 83–86. 2. Ткаченко Р.О., Юрчак І.Ю., Цимбал Ю.В. Практичне застосування штучних нейронних мереж прямого поширення // Вісник Державного університету “Львівська політехніка”. – 1999. – №370. – С.57–59. 3. Шуранов В.В., Дайитбеков Д.М., Мизрохи С.В., Ясеновский С.В. Автоматизированное рабочее место для статистической обработки данных. – М.: Финансы и статистика, 1990. –190 с.

УДК 681.142.2

О. Кузьмін, Л. Журавчак

Національний університет “Львівська політехніка”

ІМІТАЦІЙНЕ МОДЕЛЮВАННЯ ОБЧИСЛЮВАЛЬНИХ СТРУКТУР

© Кузьмін О., Журавчак Л., 2004

Розглядається методологія побудови імітаційних моделей обчислювальних структур, в основі якої покладено поняття обчислювального процесу. Визначена сукупність параметрів, достатня для опису процесу. Описуються програмні засоби моделювання, які базуються на запропонованому підході.

Consider method construction simulation models of calculation structures on the basis of process. Determine lots of parameters enough for description process. The programing tools for modeling are described.

Вступ

Під обчислювальними структурами (ОС) будемо розуміти апаратно-програмні засоби для реалізації певного кола інформаційно-пошукових, управлінських задач тощо.

Моделювання таких систем є не менш складним завданням, ніж розробка самих систем, оскільки воно повинно відображати всі складові частини цих систем разом із алгоритмами їх функціонування та зв'язками між ними. Необхідність в моделюванні ОС пов'язана із задачами аналізу, оптимізації, прогнозування поведінки як існуючих систем обробки інформації, так і систем, які проектуються.

Методологія і моделювання

В основі методології імітаційного моделювання ОС покладено поняття обчислювального процесу $X(t)$, стан якого характеризується множиною параметрів $\{z_i\}_{i=1,k}$

$$X(t)=(z_1(t), z_2(t), \dots, z_k(t)),$$

де k – кількість параметрів.

Народження процесу пов'язано з певними подіями, які виникають в системі. Оскільки обчислювальний процес є відображенням реалізації окремого алгоритму (програми) у часі, то подіями,