

## 6. Використання нейромереж

Після того, як мережа навчена, ми можемо застосовувати її для вирішення різних задач (рис. 6.1).



Рис. 6.1. Етапи нейромережевого проекту

Найважливіша особливість людського мозку полягає в тому, що, одного разу навчившись певному процесу, він може вірно діяти і в тих ситуаціях, в яких він не бував у процесі навчання.

Наприклад, ми можемо читати майже будь-який почерк, навіть якщо бачимо його перший раз в житті. Так само і нейромережа, грамотним чином навчена, може з великою вірогідністю правильно реагувати на нові, не пред'явлені їй раніше дані. Наприклад, ми можемо намалювати букву «А» іншим почерком, а потім запропонувати нашій мережі класифікувати нове зображення.

Вага навченої мережі береже достатньо багато інформації про схожість і відмінності букв, тому можна розраховувати на правильну відповідь і для нового варіанту зображення.

**6.1. Класифікація.** Відзначимо, що задачі класифікації (типу розпізнавання букв) дуже погано алгоритмізуються. Якщо у разі розпізнавання букв вірна відповідь очевидна для нас наперед, то в складніших практичних задачах навчена нейромережа виступає як експерт, що володіє великим досвідом і здатний дати відповідь на важке питання.

Прикладом такої задачі служить медична діагностика, де мережа може враховувати велику кількість числових параметрів (енцефалограма, тиск, вага і т.д.). Звичайно, «думку» мережі в цьому випадку не можна вважати остаточною.

Класифікація підприємств за ступенем їх перспективності – це вже звичний спосіб використання нейромереж у практиці західних компаній (розподіл компаній на перспективні і збиткові). При цьому мережа також використовує безліч економічних показників, складним чином зв'язаних між собою.

Нейромережевий підхід особливо ефективний у задачах експертної оцінки по тій причині, що він поєднує в собі здібність комп'ютера до обробки чисел і здатність мозку до узагальнення і розпізнавання. Говорять, що у хорошого лікаря здібність до розпізнавання у своїй області така велика, що він може провести приблизну діагностику вже за зовнішнім виглядом пацієнта.

Можна погодитися також, з тим що досвідчений трейдер відчуває направлення руху ринку за видом графіка. Проте в першому випадку всі чинники наочні, тобто характеристики пацієнта миттєво сприймаються мозком як «бліде обличчя», «блиск в очах» і т.д. У другому ж випадку враховується тільки один

чинник, показаний на графіку – курс за певний період часу. Нейромережа дозволяє обробляти величезну кількість чинників (до декількох тисяч), незалежно від їх наочності – це універсальний «хороший лікар», який може поставити свій діагноз в будь-якій області.

**6.2. Кластеризація і пошук залежності.** Крім задач класифікації, нейромережі широко використовуються для пошуку залежності в даних і кластеризації.

Наприклад, нейромережа на основі методики МГОА (метод групового обліку аргументів) дозволяє на основі навчальної вибірки побудувати залежність одного параметра від інших у вигляді полінома. Така мережа може не тільки миттєво вивчити таблицю множення, але і знайти складну приховану залежність в даних (наприклад, фінансових), які не виявляються стандартними статистичними методами.

Кластеризація – це розбиття набору прикладів на декілька компактних областей (кластерів), причому число кластерів наперед невідоме. Кластеризація дозволяє представити неоднорідні дані в більш наочному вигляді і використати далі для дослідження кожного кластера різними методами. Наприклад, таким чином можна швидко виявити фальсифіковані страхові випадки або нечесні підприємства.

**6.3. Прогнозування.** Задачі прогнозування особливо важливі для практики, зокрема, для фінансових пропозицій, тому пояснимо способи вживання нейромереж в цій області більш детально.

Розглянемо практичну задачу, відповідь в якій невідома – задачу прогнозування курсу акцій на 1 день вперед.

Нехай у нас є база даних, що містить значення курсу за останні 300 днів. Найпростіший варіант у даному випадку – спробувати побудувати прогноз завтрашньої ціни на основі курсів за останні декілька днів. Зрозуміло, що прогноуюча мережа повинна мати всього один вихід і стільки входів, скільки попередніх значень ми хочемо використовувати для прогнозу – наприклад, 4 останніх значення. Скласти навчальний приклад дуже просто: вхідними значеннями будуть курси за 4 останні днів, а бажаним виходом – відомий нам курс на наступний день за цими чотирма, тобто кожний рядок таблиці з навчальною послідовністю (вибіркою) є навчальним прикладом, де перші 4 числа – вхідні значення мережі, а п'яте число – бажане значення виходу.

Зазначимо, що об'єм навчальної вибірки залежить від вибраної кількості входів. Якщо зробити 299 входів, то така мережа потенційно могла б будувати кращий прогноз, ніж мережа з 4 входами, проте у цьому випадку ми маємо справу з величезним масивом даних, що робить навчання і використання мережі практично неможливим. При виборі числа входів слід враховувати це, вибираючи розумний компроміс між глибиною прогнозу (число входів) і якістю навчання (об'єм тренувального набору).

Взагалі кажучи, залежно від типу вирішуваної задачі, доцільно застосовувати нейронну мережу найбільш підходящу для такої задачі структури.