

УДК 004.384

Тіменко А.В.¹, Опара О.С.²

¹ асист. НУ «Запорізька політехніка»

² студ. гр. КНТ-519м НУ «Запорізька політехніка»

НЕЙРОННІ МЕРЕЖІ У СУЧАСНОМУ СВІТІ

Прояв інтересу до штучних нейронних мереж було зумовлено роботами піонерів в цій справі - У. Маккалоха (W. McCulloch) і У. Піттса (W. Pitts). У 1943 році увагу громадськості привернула робота з назвою «Логічне числення ідей, що відносяться до нервової діяльності», в якій вони запропонували математичну модель нейрона і сформулювали принципи побудови штучних нейронних мереж, згідно з розробленою ними моделлю функціонування головного мозку. Багато вчених з ентузіазмом почали пропонувати свої рішення і нові архітектури ШНМ. Так, наприклад, Д. Хебб (D. Hebb) в 1949 році висловив ідеї про характер з'єднань нейронів мозку і їх взаємодії, представивши вперше методи навчання ШНМ, а великий нейрофізіолог Френк Розенблат (F. Rosenblatt) запропонував в 1957 році свою модель нейронної мережі - перцептрон, і архітектуру першої в світі моделі нейрокомп'ютера Mark.

У 1982 році американським біофізиком Дж. Хопфілдом була запропонована архітектура нейронної мережі, яка використовує енергетичний підхід, що моделює асоціативну пам'ять. Це був новий поштовх для розвитку цієї галузі, і в 1986 році Дж. Хінтон (J. Hinton) зі своїми колегами опублікував статтю з описом нової моделі нейронної мережі і алгоритмом її навчання[1].

На схематичному малюнку представлений біологічний нейрон (рис. 1).

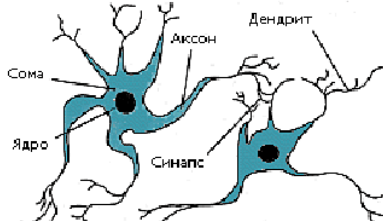


Рисунок 1 – Модель біологічного нейрона

Схема його дії досить проста. Нейрон отримує імпульси від аксонів інших нейронів через дендрити (приймачі) і передає сигнали, що згенеровані тілом клітки, вздовж свого аксона (передавача), який в кінці розгалужується на волокна. На закінченнях цих волокон знаходяться спеціальні утворення -

синапси, які впливають на величину імпульсів. Принцип функціонування нейронної мережі полягає у програмному або апаратному втіленні математичної моделі (рис. 2), що побудована за принципом біологічного нейрона, що був описаний раніше.

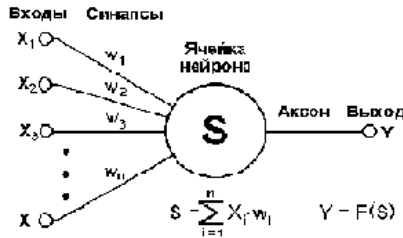


Рисунок 2 – Загальний вигляд штучного нейрону

Під навчанням ШНМ розуміється налаштування коефіцієнтів для ефективного виконання спеціалізованого завдання. Найчастіше пропонується навчальна вибірка (вхід-вихід), і за допомогою ітеративного наближення ШНМ налаштовує свої ваги необхідним чином, що покращує функціонування мережі.

У цьому і полягає перевага систем на основі ШНМ перед системами, в яких функціонування здійснюється за суворо визначеними правилами.

У спрощеному варіанті процес створення та проектування ШНМ можна уявити нижчеописаним способом. Визначається модель процесу, для якого створюється ШНМ, діючі фактори, доступна інформація. Потім, згідно з певних умов, визначаються правила, методи, модифікації вагових коефіцієнтів - з'являється алгоритм навчання. Така мережа вже здатна до навчання і існування.

Для навчання ШНМ використовуються три парадигми навчання: «з учителем», «без вчителя» і змішана.

У першому випадку на входи нейронної мережі подаються значення, необхідні результати яких відомі заздалегідь. Коефіцієнти входів модифікуються таким чином, щоб результатом роботи мережі були відомі заздалегідь результати. Модифікований варіант навчання з учителем передбачає, що відома тільки оцінка правильності виходу нейронної мережі, але не правильні значення виходу. У другому випадку проводиться структурування і розподіл даних за категоріями, згідно з певних зв'язків між входами. Змішаний варіант навчання передбачає під собою навчання деякої частини нейронів з учителем, а інша частина навчається іншим методом.

Можна виділити такі типові задачі для ШНМ:

- Класифікація образів. Завдання полягає у вказівці приналежності

вхідного образу, представленого вектором ознак, одному або декільком попередньо визначеним класам;

- Кластеризація / категоризація. При вирішенні задачі кластеризації, яка відома також як класифікація образів «без вчителя», відсутня навчальна вибірка з мітками класів.;

- Апроксимація функцій. Завдання апроксимації полягає в знаходженні оцінки невідомої функції;

- Передбачення / прогноз. Нехай задані n дискретних відліків $\{y(t_1), y(t_2) \dots, y(t_n)\}$ в послідовні моменти часу $t_1, t_2, \dots, t_n$. Завдання полягає в передбаченні значення $y(t_n + 1)$ в деякий майбутній момент часу $t_n + 1$;

- Оптимізація.

Можна виділити такі популярні архітектури ШНМ як багат шаровий перцептрон, рекурентний перцептрон, асоціативна пам'ять[2].

Багат шаровий перцептрон

Найвідоміша і дуже стара архітектура, в якій йдуть підряд кілька шарів нейронів - вхідний, один або кілька прихованих шарів, і вихідний шар. Майже завжди навчається методом зворотного поширення помилки - що автоматично означає, що ми повинні надати для навчання набір пар «вхідний вектор - правильний вихід». Тоді вхідний вектор відправиться на вхід мережі, послідовно будуть розраховані стану всіх проміжних нейронів, і на виході утворюється вихідний вектор, який порівнюється з правильним. Розбіжність дасть помилку, яку можна поширити назад зі зв'язків мережі, обчислити внесок в підсумкову помилку кожного нейрона, і скорегувати його ваги, щоб її виправити. Повторивши цю процедуру багато тисяч разів, можливо вийде навчити сет

Сильні сторони - вивчена з усіх боків, добре працює на своїх завданнях, якщо на деякій задачі не працює.

Слабкі сторони - невміння працювати з динамічними процесами, необхідність великої навчальної вибірки.

Рекурентний перцептрон

На перший погляд схожий на звичайний перцептрон, єдина істотна відмінність полягає в тому, що його виходи потрапляють йому ж на входи, і беруть участь в обробці вже наступного вхідного вектору. Тобто, в разі поворотного перцептрону має місце не набір окремих, нічим не пов'язаних образів, а певний процес, і значення мають не тільки самі входи, але і те, в якій послідовності вони надходять. Через це виникають відмінності в методи навчання - використовується те ж саме зворотне поширення помилки, але для того, щоб помилка потрапила по рекурентному зв'язку в минуле, використовуються різні хитрощі. В іншому ж ситуація схожа на звичайний перцептрон.

Сильні сторони: мережа дуже хороша для роботи з динамічними

процесами.

Слабкі сторони: якщо мережа не працює, зрозуміти помилку важко, адже у процесі навчання може перейти в режим самозбудження, а якщо рішення отримано – важко зрозуміти, чи можна досягти кращих результатів.

Асоціативна пам'ять

Це широкий клас мереж, які в тій чи іншій мірі нагадують архітектуру Хопфілда, яка складається з одного шару нейронів, виходи якого надходять на його входи в наступний момент часу. Цей шар служить і входом мережі і її виходом - значення на нейронах, що утворилися в кінці роботи, вважаються відповіддю мережі. Ця мережа змінює свої статки з плином часу до тих пір, доки стан не перестане змінюватися. Властивості вагової матриці обрані таким чином, щоб стійкий стан завжди гарантовано досягався (і зазвичай це відбувається за кілька кроків). Така мережа пам'ятає кілька векторів, і при подачі на вхід будь-якого вектору, може визначити, на який із запам'ятали він найбільше схожий. Двошарова модифікація цієї мережі може запам'ятовувати вектори не по-одному, а по парам різної розмірності.

Сильні сторони - дуже швидке навчання (тому що замість градієнтного спуску вирішується система рівнянь), можливість видалити образ з пам'яті або додати в пам'ять, не торкнувшись інші, деякі властивості такої пам'яті нагадують властивості мозку, і їх вивчення цікаво з такої позиції.

Слабкі сторони - дуже вузький клас вирішуваних завдань, невміння узагальнювати приклади, максимальний обсяг пам'яті жорстко пов'язаний з розмірністю вектору, що запам'ятовується.

Нейронні мережі активно використовуються у багатьох сферах сучасного світу, серед яких бізнес та економіка, медицина, інтернет, робототехніка, охоронні системи, обробка інформації та ін.

Розробка ефективних нейронних мереж ведеться вже більше 70 років, але до недавнього часу швидкість роботи нейронних мереж була занадто низькою, щоб вони могли отримати широке поширення, і тому такі системи в основному використовувалися в розробках, пов'язаних з комп'ютерним зором, а в інших областях застосовувалися інші алгоритми машинного навчання, але вже сьогодні велика продуктивність сучасних комп'ютерних систем та велика кількість доступних даних для навчання нейронних мереж зробила їх легкими та доступними у використанні, і популярність використання нейронних мереж тільки збільшується[3].

СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ

1. Зачем нужны нейронные сети? [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <http://md-it.ru/articles/html/article57.html>

2. Краткий обзор популярных нейронных сетей [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <http://habr.com/ru/post/83781/>