

УДК 001+378
ББК 72:74
С56

*Утверждено к печати советом
Хмельницкой областной организации СНИО Украины
и президиумом Украинского Национального комитета IFToMM,
протокол № 3 от 10.08.2017*

Представлены доклады XII Международной научной конференции “Современные достижения в науке и образовании”, проведенной в г. Нетания (Израиль) в 17–24 сентября 2017 г.

Рассмотрены проблемы образования, нанотехнологий, динамики и прочности механических систем, информатики и кибернетики, экономики и управления.

Материалы конференции опубликованы в авторской редакции.
Для ученых, инженеров, работников и аспирантов ВНЗ.

Редакционная коллегия:

д. т. н. *Ройзман В. П.* (Украина), д-р *Прейгерман Л. М.* (Израиль),
д. т. н. *Костюк Г. И.* (Украина), д. т. н. *Бубулис А.* (Литва),
д. т. н. *Натриашвили Т. М.* (Грузия), д-р *Петрашек Я.* (Польша),
д. т. н. *Коробко Е. В.* (Беларусь), д. т. н. *Силин Р. И.* (Украина)

С56 **Современные** достижения в науке и образовании : сб. тр.
XII Междунар. науч. конф., 17–24 сент. 2017 г., г. Нетания
(Израиль). – Хмельницкий : ХНУ, 2017. – 169 с. (укр., рус., англ.).
ISBN 978-966-330-296-6

Рассмотрены проблемы образования, динамики и прочности, материаловедения, нанотехнологий, экономики и управления.

Для научных и инженерных работников, специализирующихся в области изучения этих проблем.

Розглянуті проблеми освіти, динаміки і міцності, матеріалознавства,
нанотехнологій, економіки та управління.

Для науковців та інженерних працівників, які спеціалізуються в
області вивчення цих проблем.

УДК 001+378
ББК 72:74

ISBN 978-966-330-296-6

© Авторы статей, 2017
© ХНУ, оригинал-макет, 2017

ЗАСТОСУВАННЯ МЕТРИКИ “INTERSECTION OVER UNION” У НАВЧАННІ ШТУЧНИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ ДЛЯ ЗАДАЧ БІНАРНОЇ КЛАСИФІКАЦІЇ

Бобиль Б. В.

*Computer vision engineer, Ltd “Samsung R&D Institute Ukraine”,
м. Київ, Україна, e-mail: bvbobyl@gmail.com*

Інформаційні технології в даний час охоплюють всі сфери діяльності людини, інформаційне середовище стало сферою життєдіяльності величезної кількості людей. Цьому сприяє прилучення нових поколінь до сучасних інформаційних технологій з самого раннього віку. Інформаційні технології дають великі можливості для людини: інструменти для складних розрахунків, перегляд і збереження різномірної структурованої та неструктурованої інформації, її передача. Тому саме тепер, коли інформаційне середовище стало життєвим середовищем людини і умовою її діяльності та існування, коли програми починають успішно діагностувати хвороби, керувати автомобілями і рекомендувати нам, які фільми дивитися і яку слухати музику, необхідно проводити інтенсивні дослідження в даних областях. Це необхідно для того, щоб знаходити нові методи вирішення задач і вміти аналізувати поведінку і результати роботи того чи іншого методу машинного навчання. Машинне навчання та штучний інтелект породили абсолютно нову парадигму розробки програмного забезпечення – розробку керовану даними (data driven development). Основна ідея цієї парадигми – це фіксування параметричного сімейства алгоритмів, які підлаштовують більшість своїх параметрів під дані. Наша робота присвячена дослідженню методів навчання нейронних мереж. Нейронні мережі – один із найпотужніших інструментів, доступних на даний момент для вченого або інженера, який працює в області машинного навчання. Вони показали себе найкращим чином в багатьох областях: комп’ютерний зір, обробка природніх мов, прогнозування фінансових показників, діагностика хвороб, стиснення інформації.

В багатьох галузях саме нейромережні моделі показують найкращі результати. Величезні темпи розвитку в даній галузі зумовлені перш за все двома причинами:

1. Розвиток обчислювальної техніки та парадигм обробки великих масивів даних.
2. Наявність великої кількості даних у відкритому доступі.

У роботі основна увага була зосереджена на методах навчання нейронних мереж, які спрямовані на вирішення задач бінарної класифікації тому, що існує велика кількість задач, які формулюються як

бінарні, наприклад в задачах комп'ютерного зору (детекція і трекінг об'єктів – більшість детекторів спрямовані на пошук одного типу об'єкта на зображенні, наприклад, детектор облич, детектор пішоходів і т.д. В цьому випадку маємо два класи – об'єкт і фон – “необ'єкт”), задачах медичної діагностики (у пацієнта присутня чи відсутня конкретна хвороба), задачах обробки природніх мов (визначення тональності тексту) і т.д. Більше того, будь-яка задача класифікацій на n класів зводиться до задачі бінарної класифікації. Для цього використовують метод “один проти всіх”: для кожного класу будують свій класифікатор, який вчиться на двох класах – даному і об'єднанню решти класів. Таким чином кожен класифікатор повертає ймовірність належності об'єкта до даного класу після чого обирається той клас, класифікатор якого повернув максимальну ймовірність. На основі вище сказаного можна зробити висновок: більшість задач по своїй природі є бінарними або можуть бути зведеними до таких і якщо метод працює для задач бінарної класифікації, то він може бути узагальнений та використаний і для задач n -ї класифікації. У контексті даного дослідження був розроблений метод навчання, заснований на максимізації лінійної роздільності об'єктів двох класів.

Цей метод може бути застосований трьома способами: самостійний метод навчання мережі; метод передтрениування мережі; метод автоматичного пошуку функції ядра, яка вже в подальшому буде використовуватися іншими класифікаторами.

Було досягнуто значних успіхів у всіх трьох напрямках: уже на поточний момент даний метод може бути безпосередньо використаний другим і третім способом. Перший спосіб застосування дає хороші результати, співставимі з існуючими методами, але вимагає допрацювань для того, щоб перевершити їх. Штучна нейронна мережа (ШНМ) – мережа, що складається з штучних нейронів. ШНМ – предмет дослідження нейроінформатики і одна з гілок вивчення і моделювання штучного інтелекту. Штучні нейронні мережі і нейрони – це математичні моделі біологічних нейронних мереж і нейронів (клітин, з яких складається нервова система людини, рис. 1). Саме спрощена модель біологічного нейрона, зображена на рис. 1, лягла в основу для розробки штучних моделей нейрону.

Математична модель штучного нейрону виглядає наступним чином (рис. 2 – модель у вигляді графа – типове представлення, яке зустрічається в літературі).

Вхід штучного нейрона X – це вектор, що складається з N компонент (x_1, x_2, \dots, x_N). Кожна компонента вхідного вектора x_i – це імпульс, який отримує нейрон (зазвичай це дійсне число). Вихід штучного нейрона – це єдине число X^* .

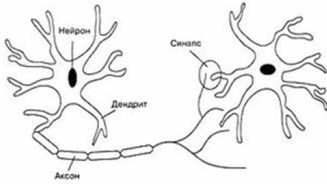


Рис. 1. Спрощена біологічна модель мозку

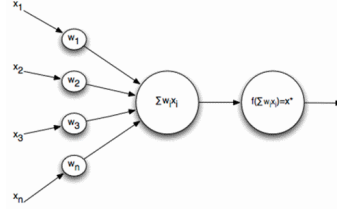


Рис. 2. Модель штучного нейрона

Це означає, що всередині моделі, вхідний вектор повинен бути перетворений і агрегований в скаляр. Далі цей імпульс буде переданий іншим нейронам. Відомо, що при отриманні імпульсу синапс нейрона змінює його. Останніми роками почали використовувати функції активації, які не стискають вихід нейрона. Вони мають багато переваг, наприклад, прискорюють навчання тощо. Основне завдання функції активації – додати нелінійність до моделі. Нейронну мережу можна трактувати як композицію функцій. Якщо модель не використовує жодної нелінійної функції активації, то в результаті ми отримуємо композицію лінійних функцій, яка теж буде лінійною. У контексті штучних нейронних мереж слово “мережа” вживають для позначення зв'язків між штучними нейронами. Також говорять про архітектуру нейронної мережі, коли описують її структуру. Типову архітектуру нейронної мережі можна побачити на рис. 3. Дана архітектура мережі досить поширена і зазвичай рішення задачі з допомогою нейронної мережі починається саме з цієї архітектури, бо вона дає стартове розуміння структури навчальних даних та їх складності.

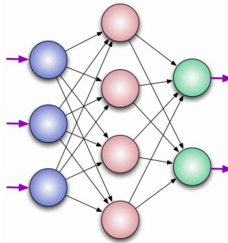


Рис. 3. Модель мережі з одним прихованим шаром

Найчастіше нейрони розташовуються в мережі шарами. На рис. 3 наведено приклад трирівневої нейронної мережі. На першому рівні – вхідні нейрони (відмічені синім), які отримують дані ззовні і передають імпульси нейронів на наступний рівень через синапси. Нейрони на прихованому (другому, рожевому) рівні обробляють отримані

імпульси і передають їх нейронам на вихідному (третьому, зеленому) рівні. Зрозуміло, архітектура мережі може бути більш складною, наприклад, з великою кількістю прихованих рівнів або із змінним числом нейронів на кожному рівні. Моделі нейронних мереж можуть бути класифіковані за трьома різними параметрами: за видами зв'язків між рівнями; за видами активаційної функції; за використанням алгоритмом навчання. У загальному, вибір архітектури мережі – процес нетривіальний. На даний момент не існує загальних ефективних автоматичних методів підбору архітектури мережі. Дослідник зазвичай будує архітектуру мережі методом проб, помилок та експериментів, базуючись на емпіричних даних.

Дослідження проведені в контексті даної роботи показали – нейронні мережі як інструмент відносно мало вивчені. Було проаналізовано багато робіт різних вчених в даній області і взагалі ситуація в даній області. На основі цього можна зробити висновок про те, що існує алгоритм, який дозволяє класифікувати дані для задач бінарної класифікації, таким чином, щоб область між класами була якомога більшою. Нами розроблено новий алгоритм навчання мережі на основі метрики “Intersection over union”. Алгоритм дозволяє запобігти такому явищу як затухання градієнта, дає змогу ефективно переднавчити нейронну мережу, щоб в подальшому довчити модель класичним алгоритмом, що покращує фінальну якість роботи моделі. Метод дозволяє підбирати функції ядра для інших алгоритмів класифікації, які до цього підбиралися евристичними методами.

Література

1. Ясницкий Л. Н. Введение в искусственный интеллект / Л. Н. Ясницкий. – Москва : Академия, 2005. – 176 с.
2. Горбань А. Н. Нейронные сети на персональном компьютере / А. Н. Горбань, Д. А. Россиев. – Новосибирск : Наука, 1996. – 276 с.
3. Bishop, C. M. (2013). Pattern recognition and machine learning / C. M. Bishop. – New Delhi : Springer.
4. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс / С. Хайкин ; пер. с англ. Н. Н. Куссуль, А. Ю. Шелестова. – 2-е изд., испр. – Москва : Вильямс, 2008. – 1103 с.