

УДК 519.68

Лукін В.Є., канд. пед. наук, доцент (Тел.: +380 95 458 99 10. E-mail: lukin2008@ukr.net)
(Державний університет телекомунікацій, м. Київ)

АНАЛІЗ ВИКОРИСТАННЯ ТЕХНОЛОГІЙ ШТУЧНИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ В ЯКОСТІ НОВОГО ПІДХОДУ ДО ОБРОБКИ СИГНАЛІВ

Лукін В. Є. Аналіз використання технології штучних нейронних мереж в якості нового підходу до обробки сигналів. В роботі надано аналіз застосування штучних нейронних мереж для аналізу й обробки даних, отриманих в ході дослідження, експерименту або при моніторингу технологічних процесів, калібрування і подальшого процесу обробки даних біосенсорів, схильних до зміни з часом, а, також для вирішення практичних завдань: розпізнавання образів (процес зберігання інформації як образів, використання образів), виконання прогнозів, оптимізації, асоціативній пам'яті.

Ключові слова: штучні нейронні мережі, інтелектуальні системи, обробка сигналів, розпізнавання образів, виконання прогнозів, оптимізація, асоціативна пам'ять, управління, біологічний нейрон, штучний нейрон.

Лукин В. Е. Анализ использования технологии искусственных нейронных сетей в качестве нового подхода к обработке сигналов. В работе дан обзор применения искусственных нейронных сетей для анализа и обработки данных, полученных в ходе исследования, эксперимента, или при мониторинге технологических процессов. А также данных, полученных в ходе калибровки и процесса обработки информации от биосенсоров, склонных к изменениям параметров во времени. Кроме того, рассмотрены применения для решения практических задач: распознавания образов (процесс сохранения информации как образов, использования образов), прогнозирования и оптимизации, ассоциативной памяти.

Ключевые слова: искусственные нейронные сети, интеллектуальные системы, обработка сигналов, распознавание образов, прогнозирование, оптимизация, биологический нейрон, искусственный нейрон

Lukin V. Ye. Analysis of using of artificial neuron networks technology as a new approach to signal processing. The paper presents a review of the application of artificial neuron networks for analyzing and processing of data obtained during the study, experiment, or the monitoring of technology processes. And also of the data, obtained during calibration and processing information from the biosensor prone to changes in the parameters over time. In addition, the applications to solve practical problems: images recognition (the process of storing information as images, the use of images), forecasting and optimization, associative memories are considered.

Keywords: artificial neuron networks, intelligent systems, signal processing, images recognition, forecasting, optimization, biological neuron, artificial neuron

Вступ. Актуальність теми. Інтелектуальні системи на основі штучних нейронних мереж дозволяють з успіхом вирішувати проблеми розпізнавання образів, виконання прогнозів, оптимізації, асоціативній пам'яті і керування. Традиційні підходи до вирішення цих проблем не завжди дають необхідну гнучкість і багато програм виграють від використання нейромереж. Штучні нейронні мережі (ШНМ) є електронними моделями нейронної структури мозку, який, головним чином, вчиться на досвіді. Природний аналог доводить, що безліч проблем, що не піддаються вирішенню традиційними комп'ютерами, можуть бути ефективно вирішені за допомогою нейромереж.

Тривалий період еволюції додав мозку людини багато якостей, відсутніх у сучасних комп'ютерах з архітектурою фон Неймана. До них відносяться: *розподілене* представлення інформації та паралельні обчислення; *здатність* до навчання і узагальнення; *адаптивність*; *толерантність* до помилок; *низьке* енергоспоживання.

Прилади, побудовані на принципах біологічних нейронів, мають перераховані характеристики, які можна вважати суттєвим досягненням в індустрії обробки даних.

Досягнення в галузі нейрофізіології дають початкове розуміння механізму природного мислення, де збереження інформації відбувається у вигляді складних образів. Процес зберігання інформації як образів, використання образів і вирішення поставленої проблеми визначають нову галузь в обробці даних, яка, не використовуючи традиційного програмування, забезпечує створення паралельних мереж та їх навчання. У лексиконі розробників та користувачів нейромереж присутні слова, відмінні від традиційної обробки даних, зокрема, "вести себе", "реагувати", "самоорганізовуватися", "навчати", "узагальнювати" та "забувати".

Аналіз досліджень і публікацій. Вивченню людського мозку – тисячі років. З появою сучасної електроніки, почалися спроби апаратного відтворення процесу мислення. Перший крок був зроблений в 1943 р. з виходом статті нейрофізіолога Уоррена Маккалоха (Warren McCulloch) і математика Уолтера Піттса (Walter Pitts) про роботу штучних нейронів і представлення моделі нейронної мережі на електричних схемах.

1949 р. – Опублікована книга Дональда Хебба (Donald Hebb) "Організація поведінки", де досліджено проблематику налаштування синоптичних зв'язків між нейронами.

1950-і рр. – з'являються програмні моделі штучних нейромереж. Перші роботи проведено Натаніель Рочестером (Nathaniel Rochester) з дослідної лабораторії ІВМ. І хоча подальші реалізації були успішними, ця модель зазнала невдачі, оскільки бурхливе зростання традиційних обчислень залишило у затінку нейронні дослідження.

1956 р. – Дартмутський дослідний інститут штучного інтелекту забезпечив підйом штучного інтелекту, зокрема, нейронних мереж. Стимулювання досліджень штучного інтелекту розділилося на два напрямки: промислові застосування систем штучного інтелекту (експертні системи) та моделювання мозку.

1958 р. – Джон фон Нейман (John von Neumann) запропонував імітацію простих функцій нейронів з використанням вакуумних трубок.

1959 р. – Бернард Відров (Bernard Widrow) і Марсіан Хофф (Marcian Hoff) розробили моделі ADALINE і MADALINE (Множинні Адаптивні Лінійні Елементи (Multiple ADaptive LINear Elements)). MADALINE діяла, як адаптивний фільтр, що усуває відлуння на телефонних лініях. Ця нейромережа досі в комерційному використанні.

Нейробіолог Френк Розенблатт (Frank Rosenblatt) почав роботу над перцептроном. Одношаровий перцептрон був побудований апаратно і вважається класичною нейромережею. Тоді перцептрон використовувався для класифікації вхідних сигналів у один з двох класів. На жаль, одношаровий перцептрон був обмеженим і зазнав критики у 1969 р., у книзі Марвіна Мінскі (Marvin Minsky) і Сеймура Пейперта (Seymour Papert) "Перцептрони".

Ранні успіхи, сприяли перебільшенню потенціалу нейронних мереж, зокрема в світлі обмеженої на ті часи електроніки. Надмірні сподівання в академічному та технічному світі заразили загальну літературу цього часу. Побоювання, що ефект "мислячої машини" відібується на людині весь час підігрівалися письменниками, зокрема, серія книг Азімова про роботів показала наслідки на моральних цінностях людини у разі можливості інтелектуальних роботів виконувати функції людини.

Ці побоювання, об'єднані з невиконаними обіцянками, викликали безліч розчарувань фахівців, поставили під критику дослідження нейронних мереж. Результатом було припинення фінансування. Період спаду продовжувався до 80-х років.

1982 р. – до відродження інтересу призвело кілька подій. Джон Хопфілд (John Hopfield) представив статтю в національну Академію Наук США. Підхід Хопфілда показав можливості моделювання нейронних мереж на принципі нової архітектури.

У той же час у Кіото (Японія) відбулася Об'єднана американо-японська конференція по нейронних мережах, які оголосили досягненням п'ятої генерації. Американські періодичні видання підняли цю історію, акцентуючи, що США можуть залишитися позаду, що привело до зростання фінансування в галузі нейромереж.

З 1985 р. Американський Інститут Фізики розпочав щорічні зустрічі – "Нейронні мережі для обчислень". У 1989 р. на зустрічі "Нейронні мережі для оборони" Бернард Відров повідомив аудиторії про початок четвертої світової війни, де полем бою є світові ринки та виробництва. У 1990 р. Департамент програм інноваційних досліджень захисту малого бізнесу назвав 16 основних і 13 додаткових тем, де можливе використання нейронних мереж.

Сьогодні, обговорення нейронних мереж відбуваються скрізь. На даний час більшість розробок нейронних мереж принципово працюють, але можуть існувати процесорні обмеження. Дослідження спрямовані на програмні та апаратні реалізації нейромереж. Компанії працюють над створенням трьох типів нейрочіпів: цифрових, аналогових та оптичних, що обіцяють бути хвилею близького майбутнього.

Аналогія с мозком. Точна робота мозку людини – все ще таємниця. Проте деякі аспекти цього дивовижного процесора відомі. Базовим елементом мозку людини є специфічні клітини, відомі як нейрони, здатні запам'ятовувати, думати і застосовувати попередній досвід до кожної дії, що відрізняє їх від інших клітин тіла.

Кора головного мозку людини є плоскою, утвореної з нейронів поверхнею, товщиною від 2 до 3 мм площею близько 2200 см², що вдвічі перевищує площу поверхні стандартної клавіатури. Кора головного мозку містить близько 10¹¹ нейронів, що приблизно дорівнює числу зірок Чумацького шляху. Кожен нейрон зв'язаний з 10³ – 10⁴ іншими нейронами. У цілому мозок людини має приблизно від 10¹⁴ до 10¹⁵ взаємозв'язків.

Сила людського розуму залежить від числа базових компонент, різноманіття з'єднань між ними, а також від генетичного програмування і навчання.

Індивідуальний нейрон є складним, має свої складові, підсистеми та механізми управління і передає інформацію через велику кількість електрохімічних зв'язків. Налічують близько сотні різних класів нейронів. Разом нейрони та з'єднання між ними формують недвійковий, нестійкий і несинхронний процес, що відрізняється від процесу обчислень традиційних комп'ютерів. Штучні нейромережі моделюють лише найголовніші елементи складного мозку, що надихає науковців та розробників до нових шляхів вирішення проблеми.

Біологічний нейрон. Нейрон (нервова клітка) складається з тіла клітини - соми (soma), і двох типів зовнішніх деревоподібних відгалужень: аксона (axon) і дендритів (dendrites). Тіло клітини містить ядро (nucleus), де знаходиться інформація про властивості нейрона, і плазму, яка проводить необхідні для нейрона матеріали (Рис. 1). Нейрон отримує сигнали (імпульси) від інших нейронів через дендрити (приймача) і передає сигнали, згенеровані тілом клітки, вздовж аксона (передавач), що наприкінці розгалужується на волокна (strands). На закінченнях волокон знаходяться синапси (synapses).

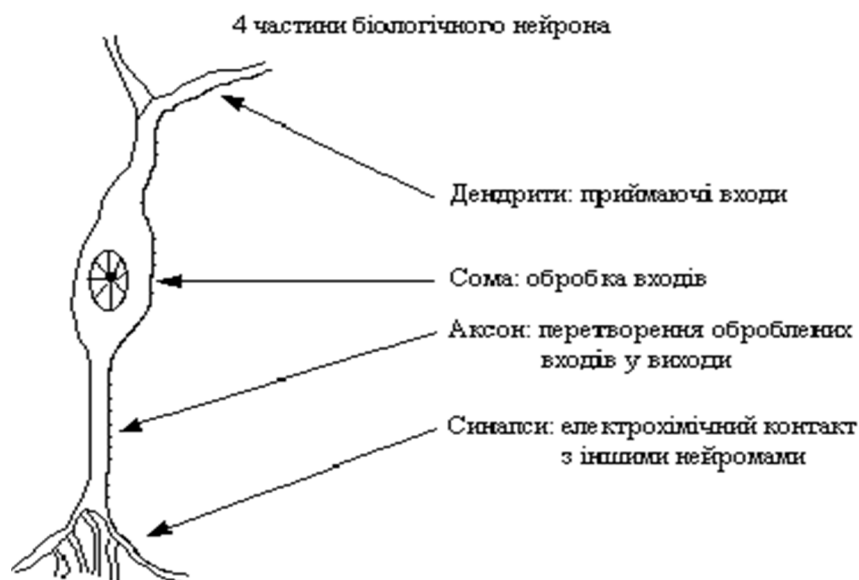


Рис. 1. Схема біологічного нейрона

Синапс є функціональним вузлом між двома нейронами (волокно аксона одного нейрона і дендрит іншого). Коли імпульс досягає синаптичного закінчення, виробляються хімічні речовини, звані нейротрансмітерами. Нейротрансмітери проходять через синаптичну щілину, і в залежності від типу синапсу, збуджуючи або гальмуючи здатність нейрона-приймача генерувати електричні імпульси. Результативність синапсу налаштовується сигналами які через нього проходять, тому синапси навчаються в залежності від активності процесів, у

яких вони беруть участь. Нейрони взаємодіють за допомогою короткої серії імпульсів. Повідомлення передається за допомогою частотно-імпульсної модуляції.

Останні експериментальні дослідження доводять, що біологічні нейрони структурно складніше, ніж спрощене пояснення існуючих штучних нейронів, які є елементами сучасних штучних нейронних мереж. Оскільки нейрофізіологія надає науковцям розширене розуміння дії нейронів, а технологія обчислень постійно вдосконалюється, розробники мереж мають необмежений простір для поліпшення моделей біологічного мозку.

Штучний нейрон. Базовий модуль нейронних мереж – штучний нейрон моделює основні функції природного нейрона (Рис. 2).

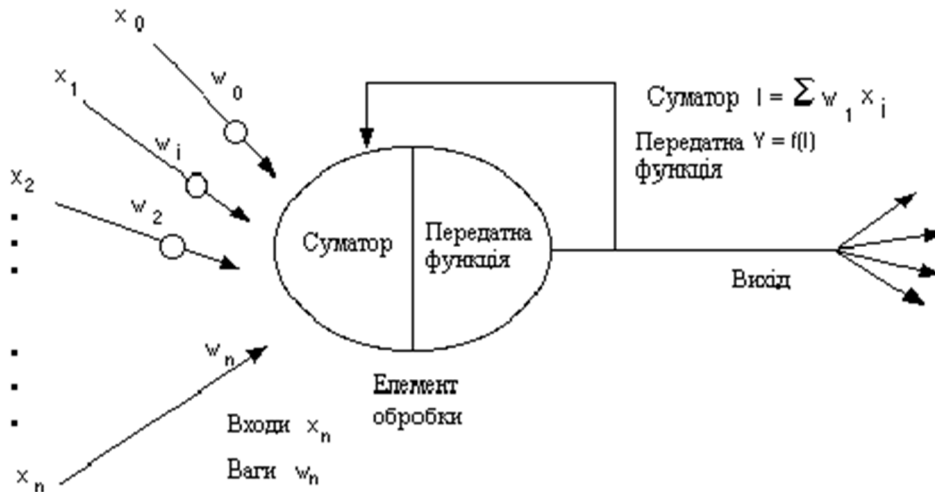


Рис. 2. Базовий штучний нейрон

Вхідні сигнали x_n зважені ваговими коефіцієнтами з'єднання w_n складаються, проходять через передатну функцію, генерують результат і виводяться.

У наявних зараз пакетах програм штучні нейрони називаються "елементами обробки" і мають більше можливостей, ніж простий штучний нейрон, описаний вище. На Рис. 3 зображена детальна схема спрощеного штучного нейрона.

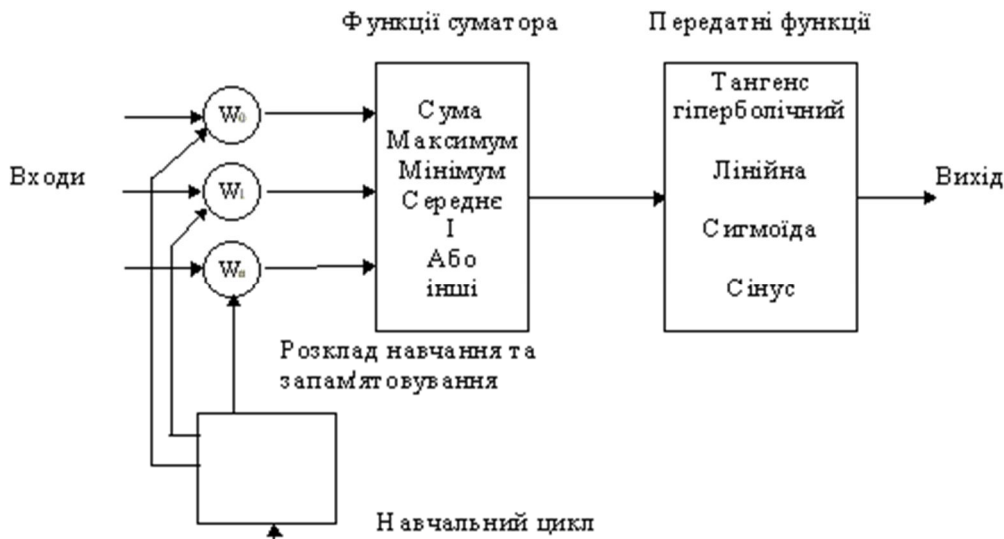


Рис. 3. Модель нейрона

Модифіковані входи передаються на функцію сумування, яка переважно тільки підсумовує твори. Можна вибрати різні операції, такі як середнє арифметичне, найбільше, найменше, OR, AND тощо, що виробляють різні значення. Більшість комерційних програм дозволяють інженерам-програмістам створювати власні функції суматора за допомогою

підпрограм, закодованих на мові високого рівня [1, 2]. Іноді функція підсумовування ускладнюється додаванням функції активації, роздільної функції підсумовування діяти в часі.

У будь-якому з цих випадків, вихід функції підсумовування проходить через передавальну функцію на вихід (0 або 1, -1 або 1, або яке-небудь інше число) за допомогою певного алгоритму. В існуючих нейромережах в якості передатних функцій можуть бути використані сигмоїда, синус, гіперболічний тангенс та ін. Приклад того, як працює передатна функція показаний на (Рис. 4).



Рис. 4. Сигмоїдная передатна функція

Всі штучні нейромережі конструюються з базового блоку – штучного нейрона. Існуючі різноманітності і відмінності, є підставою для мистецтва талановитих розробників при реалізації ефективних нейромереж.

Штучні нейронні мережі. Інша частина створення і використання нейромереж стосується великої кількості зв'язків, що пов'язують окремі нейрони. Групування у мозку людини відбувається так, що інформація обробляється динамічним, інтерактивним та самоорганізуючимся шляхом. Біологічні нейронні мережі створені у тривимірному просторі з мікроскопічних компонентів і здатні до різноманітних сполук, а для створеної людиною мережі існують фізичні обмеження.

Існуючі на даний час, нейромережі є групуванням штучних нейронів, у вигляді з'єднаних між собою прошарків. На (Рис. 5) показано типова структура штучних нейромереж.

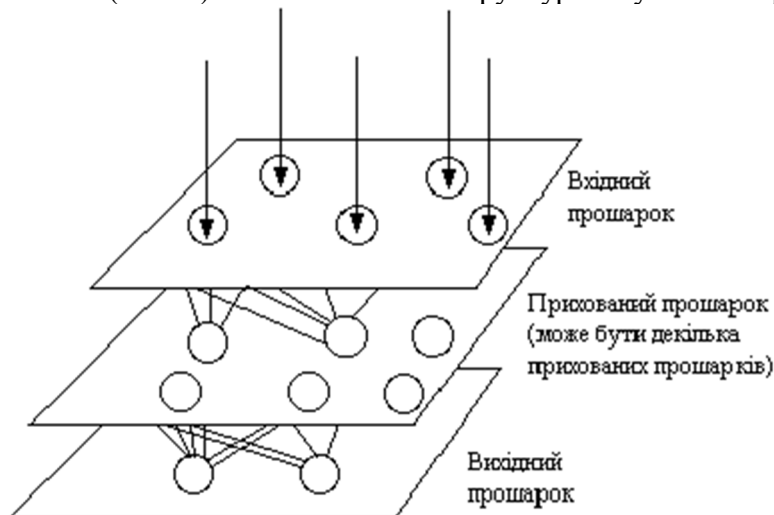


Рис. 5. Діаграма простої нейронної мережі

Хоча існують мережі, які містять лише один шар, або навіть один елемент, більшість реалізацій використовують мережі, що містять як мінімум три типи прошарків: вхідний, прихований та вихідний. Шар вхідних нейронів отримує дані або з вхідних файлів, або безпосередньо з електронних датчиків. Вихідний прошарок пересилає інформацію безпосередньо в зовнішнє середовище, до вторинного комп'ютерного процесу, або до іншого

пристрою. Між цими двома шарами може бути кілька прихованих шарів, що містять багато різноманітно пов'язаних нейронів. Входи і виходи кожного з прихованих нейронів з'єднані з іншими нейронами.

Напрямок зв'язку від одного нейрона до іншого є важливим аспектом нейромереж. У більшості мереж кожен нейрон прихованого шару отримує сигнали від всіх нейронів попереднього шару і звичайно від нейронів вхідного прошарку. Після виконання операцій над сигналами, нейрон передає свій вихід всіх нейронів наступних шарів, забезпечуючи передачу сигналу вперед (feedforward) на вихід.

При зворотньому зв'язку, вихід нейронів прошарку направляється до нейронів попереднього шару (Рис. 6).

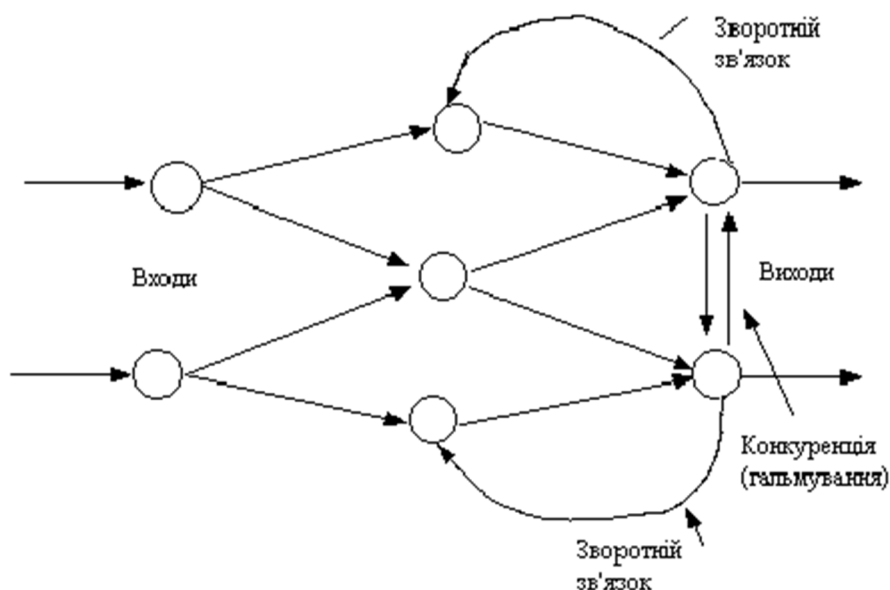


Рис. 6. Схема з'єднання між нейронами простої нейронної мережі

Вид з'єднання між нейронами має великий вплив на роботу мережі [3]. Більшість пакетів програмних реалізацій нейронних мереж дозволяють користувачеві додавати, віднімати і керувати з'єднаннями як завгодно. Постійно кориговані параметри зв'язку можна зробити як збудливими так і гальмівними.

Навчання штучної нейронної мережі. Фундаментальною властивістю мозку є здатність до навчання. Процес навчання може розглядатися як визначення архітектури мережі і налаштування ваг зв'язків для ефективного виконання спеціального завдання. Нейромережа налаштовує ваги зв'язків під наявну навчальну множину.

Для процесу навчання необхідно мати модель зовнішнього середовища, в якій функціонує нейронна мережа – потрібну для вирішення задачі інформацію. По-друге, необхідно визначити, як налаштовуються ваги зв'язків мережі [4...6]. Алгоритм навчання означає процедуру, в якій використовуються правила навчання для настроювання ваг.

Існують три види навчання: "з вчителем", "без вчителя" (самонавчання) і змішане. У першому випадку нейромережа має в своєму розпорядженні правильні відповіді (виходи мережі) на кожен вхідний приклад. Ваги налаштовуються так, щоб мережа виробляла відповіді близькі до відомих правильних відповідей. Навчання без вчителя не вимагає знання правильних відповідей на кожний приклад навчальної вибірки. У цьому випадку використовується внутрішня структура даних та кореляція між зразками в навчальній множині для розподілу зразків за категоріями. При змішаному навчанні частина ваг визначається за допомогою навчання з учителем, у той час як інша визначається за допомогою самонавчання.

Застосування нейромереж для вирішення практичних завдань.

Класифікація образів. Завдання полягає у визначенні приналежності вхідного образу (наприклад, мовного сигналу чи рукописного символу), представленого вектором ознак до одного чи декількох попередньо визначених класам. До відомих додатків ставляться розпізнавання букв, розпізнавання мови, класифікація сигналу електрокардіограми, класифікація клітин крові.

Кластеризація / категоризація. При вирішенні задачі кластеризації, навчальна множина не має міток класів. Алгоритм кластеризації заснований на подібності образів і розміщує схожі образи в один кластер. Відомі випадки застосування кластеризації для отримання знань, стиснення даних і дослідження властивостей даних.

Апроксимація функцій. Припустимо, ϵ навчальна вибірка $((x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n))$ (пари даних вхід-вихід), яка генерується невідомою функцією F , спотвореної шумом. Завдання апроксимації полягає в знаходженні невідомої функції F . Апроксимація функцій необхідна при рішенні численних інженерних і наукових задач моделювання.

Передбачення/прогноз. 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 . Завдання полягає в передбаченні значення $y(t_{n+1})$ в наступний момент часу t_{n+1} . Передбачення/прогноз мають велике значення для прийняття рішень у бізнесі, науці і техніці (передбачення цін на фондовій біржі, прогноз погоди).

Оптимізація. Численні проблеми в математиці, статистиці, техніці, науці, медицині та економіці можуть розглядатися як проблеми оптимізації. Завданням алгоритму оптимізації є знаходження такого рішення, яке задовольняє системі обмежень і максимізує чи мінімізує цільову функцію.

Пам'ять, що адресується за змістом (асоціативна пам'ять. У традиційних комп'ютерах звертання до пам'яті доступно тільки за допомогою адреси, не залежного від змісту пам'яті. Більш того, якщо допущена помилка в обчисленні адреси, то може бути знайдена зовсім інша інформація. Асоціативна пам'ять або пам'ять, що адресується за змістом, доступна за вказівкою заданого змісту. Вміст пам'яті може бути викликано навіть по частковому входу чи в ушкодженому змісті. Асоціативна пам'ять може бути використана в мультимедійних інформаційних базах даних.

Управління. Розглянемо динамічну систему, задану сукупністю $\{u(t), y(t)\}$, де $u(t)$ – вхідний керуючий вплив, а $y(t)$ – вихід системи в момент часу t . У системах управління з еталонною моделлю метою управління є розрахунок такого вхідного впливу $u(t)$, при якому система діє по бажаній траєкторії, заданій еталонною моделлю. Прикладом є оптимальне керування двигуном.

Застосування інтелектуальних навчальних систем (ІНС) для вирішення ряду наукових і практичних завдань в даний час відбувається зі зростаючою інтенсивністю. Причина популярності даного підходу обумовлена тим, що ІНС є ефективним методом моделювання процесів, що відбуваються в нервовій системі, хоча триваючі дослідження показують, що такий підхід занадто спрощений [2]. Більш важливим чинником широкого застосування ІНС є те, що даний підхід представляє потужний і відносно простий метод у вирішенні задач розпізнавання образів, інтерполяції n -мірних функцій і передбачення часових рядів. Існування безлічі топологій нейронних мереж і алгоритмів навчання дозволяє легко адаптувати даний інструмент для вирішення величезної кількості завдань і перш за все, як було показано в огляді, для аналізу й обробки даних, отриманих в ході дослідження, експерименту або при моніторингу технологічних процесів.

Так, для сучасних методів аналізу актуальною є проблема скорочення часу проведення аналітичної процедури та кількості використовуваних реагентів при збереженні необхідної точності і чутливості методу. Беручи до уваги, що сигнали сенсорів, які виробляють моніторинг (для біосенсорів цей ефект може бути виражений найбільш виразно), схильні до зміни з часом, внаслідок процесів, що відбуваються в рецепторному елементі, а також у зв'язку зі зміною параметрів навколишнього середовища, важливим є періодичне виконання калібрування для підтримки параметрів вимірювальної системи в робочому діапазоні.

Одним з можливих варіантів вирішення цієї задачі є спрощення, з точки зору користувача, процедури калібрування і подальшого процесу обробки даних, яке може бути досягнуто за допомогою ШНМ. Аналіз літературних даних показує, що для вирішення подібних завдань в даний час достатньо ефективно може бути використана технологія ШНМ. Згадані вище завдання, а також питання пошуку оптимальних схем застосування ШНМ в багатокомпонентному аналізі актуальні для підвищення ефективності аналізу.

Висновки. Розробка комп'ютерних засобів обробки сигналу дозволяє створювати сучасні біосенсорні системи, здатні оперативно виконувати поставлені завдання.

Найчастіше сигнали біосенсорів мають складний характер залежності від часу і концентрацій досліджуваної речовини, що вимагає застосування спеціальних методів їх обробки. Перспективним напрямком є вивчення можливості застосування для цих цілей ШНМ, що дозволяють вирішувати слабо формалізовані і неформалізовані задачі, пов'язані з необхідністю включення в алгоритм вирішення завдань процесу навчання на реальному експериментальному матеріалі [1]. У першу чергу до таких завдань відносяться завдання апроксимації функцій, які приймають дискретну множину значень (задачі розпізнавання образів). ШНМ ефективні при вирішенні слабко структурованих задач, де невідома зв'язок даних із заданою цільовою функцією. Особливостями самої концепції ШНМ обумовлений і інший клас завдань, які ефективно вирішуються з використанням даного підходу. До них можна віднести задачі з яскраво вираженим природним паралелізмом, це обробка сигналів.

Штучні нейронні мережі представляють порівняно новий напрямок у дослідженнях штучного інтелекту. ШНМ складаються з множини простих процесорів (нейронів), певним чином пов'язаних між собою. Будучи математичними моделями біологічних нейронних систем, вони володіють багатьма якостями, які притаманні живому мозку і відсутні в ЕОМ з традиційною архітектурою. Серед цих якостей головними є паралелізм роботи і здатність до навчання і узагальнення накопичених знань. Розподілене подання інформації робить роботу мережі стійкою до пошкоджень.

Література

1. Горбань А. Н. Нейронные сети на персональном компьютере / А. Н. Горбань, Д. А. Россиев. – Новосибирск: Наука, 1996. – 276 с.
2. Петрушин В. А. Интеллектуальные обучающие системы: архитектура и методы реализации (обзор) / В. А. Петрушин // Техническая кибернетика, вып. № 2. – Киев : ИК, 1993. – С. 164-189.
3. Werbos P. "Beyond Regression: New Tools for Prediction and Analysis in the Behavioral Sciences". Ph.D. Thesis / P. Werbos. Cambridge, Mass. – 1974.
4. Уоссермен Ф. Нейрокомпьютерная техника: Теория и практика / Ф Уоссермен. – Москва : Мир, 1992.
5. Hecht-Nielsen R. Theory of the backpropagation neural network / R. Hecht-Nielsen // International joint conference on neural networks, Sheraton Washington Hotel, Washington D.C., June 18-22, vol. 1, 1989. – PP. 593-606.
6. Lippman R. P. An introduction to computing with neural nets / R. P. Lippman // IEEE ASSP Magazine.– Apr. 1987. – PP. 4-22.

Дата надходження в редакцію: 21.08.2014 р.

Рецензент: д.т.н., проф. Манько О. О.