

СЕКЦІЯ 6 ШТУЧНИЙ ІНТЕЛЕКТ

ПРОБЛЕМИ ПОБУДОВИ ШТУЧНИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ

с.н.с. В.В. Онищенко, НТУ «ХП», м. Харків

Штучні нейронні мережі (ШНМ) є доповненням і розвитком класичних експертних і нечітких систем – основним напрямком створення застосунків теорії штучного інтелекту. Перевага використання ШНМ є очевидною і полягає в самоадаптації до малих змін розв'язуваної задачі. Крім того, нейронні мережі є нелінійними моделями, які використовуються для вирішення завдань складних систем з нечіткою логікою, а також ефективним засобом вирішення складних задач, що погано формалізуються. До цього ж класу традиційно відносяться завдання класифікації, кластеризації, апроксимації багатовимірних відображень, прогнозування часових рядів, нелінійної фільтрації та керування складними технологічними об'єктами.

На даний час методи нейротехнології активно застосовуються для обробки аерокосмічних зображень і гідроакустичних сигналів, керування інтелектуальними робототехнічними системами, розпізнавання зв'язного мовлення, моделювання багатовимірних динамічних об'єктів у реальному масштабі часу, класифікації осколків розпаду при зіткненні частинок високих енергій, моделювання ретини ока, завитка вуха та ін. В цілому цей клас застосунків характеризуються високою розмірністю даних (більш ніж 1000 змінних) і критичністю до часу обробки (до тисячних часток секунди).

Найбільшого поширення в технічних застосунках отримали багатошарові нейронні мережі прямого поширення, що зумовлено винятковою простотою їх алгоритмічної реалізації, наявністю розвинених методів навчання, можливістю паралельного виконання обчислень. Однак в мережах подібного типу обчислювальна складність зростає пропорційно квадрату розмірності даних, що веде або до різкого зниження швидкодії, або до значного збільшення апаратних витрат. Хоча й існує велика кількість моделей ШНМ (багатошарові перцептрони, радіальні базисні мережі, рекурентні мережі, шар Кохонена, що самоорганізується), залишається необхідність у створенні ШНМ, яка враховувала б основні властивості потенціалів дії самого біологічного нейрону. Основні моделі ШНМ враховують структурну складову біологічних нейронних мереж, але при цьому не враховуються закономірності часової залежності потенціалу дії нейронів, що описують їх динаміку.

Спочатку ШНМ були розроблені відповідно до елементарного принципу роботи нервової системи. Базовими компонентами такого роду мереж є штучні нейрони та зв'язки між ними, які в сукупності визначають поведінку мережі і в основному складаються з трьох або більшої кількості шарів. Кращим варіантом є використання моделі, яка описує основні закономірності динаміки біологічних нейронів, однак використання точної моделі

біологічного нейрону передбачає аналіз систем з сотнями диференціальних рівнянь з кількістю параметрів такого ж самого порядку. Тому необхідні шляхи встановлення універсальних, найбільш загальних і простих закономірностей динаміки нейронів. Ще одним актуальним завданням є програмно-апаратна реалізація нейронної мережі. В першу чергу це необхідно для застосування нейронної мережі до реальних прикладних задач, де основними характеристиками є енергоефективність, портативність, малогабаритність, швидкість обробки інформації і т. д.

Незважаючи на те, що останніми роками теорія нейронних мереж набула значного розвитку, до сих пір недостатньо розвинені методи системного проектування та аналізу швидкодіючих нейронних мереж високої розмірності і споріднених до них швидких перетворень, що перебудовуються. Швидкодія може бути досягнута проріджуванням синапсичних зв'язків, але це призводить до зниження рівня «інтелекту» нейронної мережі. Тому основною проблемою проектування великих нейронних мереж є наявність системного протиріччя між швидкодією і якістю нейронної мережі. Інтелект нейронної мережі оцінюється її розділювальною потужністю та кількісно виражає здатність мережі до розпізнавання образів. Методи оцінки розділювальної потужності мереж зі складною топологією зв'язків на даний час не розроблені, що пов'язано з відсутністю математичних моделей для адекватного вираження конекціонізму мережі.

Відомо, що конекціонізм є одним з підходів у сфері штучного інтелекту, когнітивної науки (когнітивістики), нейробиології, психології та філософії свідомості. Він моделює розумові або поведінкові явища процесами становлення в мережах з простими елементами, які пов'язані між собою. Парадигма конекціонізму становить альтернативу класичним уявленням про природу розуму. Вона визначає принципи формування та моделі архітектури мереж, моделі нейроелементів, роль вагових коефіцієнтів синапсичних зв'язків, принципи формування реакції нейроелементів, процедури навчання ШНМ. Однак конекціоністські ШНМ не є адекватними до біологічних нейромереж, що є причиною багатьох проблем таких мереж, серед яких: побудова ефективних алгоритмів навчання та перенавчання мережі; некероване виділення тільки локальних ознак розпізнавання (що особливо яскраво проявляється в згорткових ШНМ); стабільності-пластичності пам'яті; класифікації-ідентифікації в процесі розпізнавання; розмірності мережі і об'єму пам'яті; реалізації асоціативного розпізнавання; інваріантності до афінних перетворень і деформаційних спотворень образів, що розпізнаються; відсутність універсальності (обмеженість кола вирішуваних завдань кожної окремої ШНМ); відсутність зв'язку конекціоністського та символного підходів, що унеможлиблює генерування в ШНМ нових знань, тобто їх використання для інтелектуального аналізу й прийняття рішень та ін.

Більшість з цих проблем мають концептуальний характер, з деякими проблемами намагаються боротися за допомогою спеціальних архітектурних

рішень і алгоритмів навчання. Проте в рамках конекціоністської парадигми не існує загального підходу, що усуває всі ці проблеми. В таких умовах проектування штучної нейронної мережі для вирішення практичного завдання є великою мірою мистецтвом.

Існують загальні рекомендації щодо вибору архітектури мережі для вирішення певного класу задач, існує також відома формула для грубої оцінки кількості елементів прихованого шару за кількістю необхідного числа синапсичних ваг в багатошаровій мережі з сигмоїдальними передавальними функціями. Крім того, отримавши необхідну кількість ваг, можна розрахувати число нейронів у прихованих шарах. Однак це ще не вирішує проблеми, тому що після побудови архітектури нейронної мережі її все одно необхідно навчати. За своєю суттю нейронна мережа є універсальним апроксиматором. Це означає, що в процесі налаштування вона не обчислює цільову функцію, а ніби лише підбирає внутрішній набір функцій, при додаванні яких утворюється функція, яка видає на виході ряд значень, що нагадує вихідний ряд, пред'явлений їй в процесі навчання (апроксимаційний поліном). Звідси можна зробити висновок, що дані на виході працюючої нейронної мережі завжди будуть містити помилку, причому її величина ніколи не буде відомою заздалегідь. Буде відомо тільки, що в процесі навчання дана помилка, можливо, буде зменшена до деякого прийняттого рівня.

У загальному випадку вхідні дані містять шум і деяку кількість малозначної інформації. При спробі змусити мережу розібрати все це за кластерами без попередньої підготовки вхідних даних, існує ризик отримати невірні узагальнення. З іншого боку, якщо внутрішня структура даних є невідомою (завдання кластеризації в чистому вигляді), слід збільшувати число вхідних елементів мережі. Необхідна кількість вхідних нейронів швидко зростає зі збільшенням розмірності простору, що кластеризується, а слідом за збільшенням числа вхідних нейронів неминуче змінюється і число нейронів прихованого шару, тобто процес кластеризації може супроводжуватися втратами значимої інформації. Це ускладнює процес навчання нейронної мережі і робить його менш передбачуваним.

Тобто, для успішного вирішення завдання навчання нейронної мережі необхідно правильно обрати структуру мережі (тобто кількість шарів і кількість нейронів в кожному шарі). Вибір структури мережі повинен відповідати характеру розв'язуваної задачі. Далі слід правильно вибрати параметри навчання, зокрема крок навчання мережі, норму навчання, кількість навчальних прикладів, сам алгоритм навчання. І, нарешті, потрібно правильно підготувати самі вхідні дані. Бажано перед початком навчання уявляти собі структуру вхідних даних, відфільтрувати шум і позбутися від малозначних складових вхідних даних. У деяких випадках попередня обробка даних може передбачати лінійне перетворення, що виділяє з усієї маси вхідних даних деякий набір найбільш значущих напрямків або векторів. Іноді таке перетворення можна доручити додатковій нейронній мережі, яка містить

в прихованому шарі менше нейронів, ніж у вхідному або вихідному шарах, що дозволяє знижувати розмірність вхідних даних.

Таким чином можна зазначити, що навчання нейронної мережі на даний час є нетривіальним і значною мірою творчим завданням, що дуже ускладнює широкомасштабне і повсюдне застосування нейромережових технологій для різних цілей. Зазвичай на практиці проводять попереднє моделювання та навчання мережі у відповідному середовищі, наприклад, в MatCad, а потім експортують отриману матрицю коефіцієнтів до програмної або апаратної реалізації мережі.

ОГЛЯД ІНТЕГРОВАНИХ СЕРЕДОВИЩ РОЗРОБКИ ОНЛАЙН-ПОМІЧНИКА ДЛЯ ОБРОБКИ АКАДЕМІЧНИХ ДАНИХ

к.т.н., доцент, В.В. Усик, магістрант Б.П.Федорчак, НТУ «ХП», м. Харків

Умови існування людства, що вступило в нове тисячоліття, вимагають висування нових пріоритетів, переходу до нової стратегії розвитку суспільства на основі знань та високоефективних технологій.

Останні декілька років популярність систем обміну миттєвими повідомленнями (месенджерів) тільки зростає. Вони перетворилися із засобів для спілкування між людьми у засоби для отримання інформації та у неймовірно потужний маркетинговий інструмент. Чималу роль у цьому відіграли боти. Зараз існує безліч їх варіацій – від ботів для отримання RSS розсилок до ботів для замовлення їжі. Звісно таким корисним інструментом цікавляться власники бізнесу. І хоча боти уже декілька років активно використовуються закордоном, в Україні вони не так поширені та тільки надувають популярності, а отже є перспективною нішею для розробників. Слід враховувати, що для потенційних клієнтів важливим аспектом є досвід користувача при роботі із ботом, який включає те як бот сприймає команди, наскільки добре він виділяє суть запиту користувача та наскільки доречні і зрозумілі його відповіді. Отже, аналіз інтегрованих середовищ розробки та розуміння їх переваг є актуальною задачею, що поліпшить якість та швидкість розробки програмного забезпечення.

Інтегроване середовище розробки (ICP) - це система програмних засобів, яка використовується програмістам для розробки програмного забезпечення. В англійській мові таке середовище називається Integrated development environment або скорочено IDE. ICP зазвичай включає в себе текстовий редактор, компілятор, інтерпретатор, засоби автоматизації розробки і збірки програмного забезпечення і відладчик. Іноді також містить засоби для інтеграції з системами управління версіями і різноманітні інструменти для спрощення конструювання графічного інтерфейсу користувача. Багато сучасні середовища розробки також включають вікно перегляду програмних класів, інспектор об'єктів і діаграму ієрархії класів - для використання при об'єктно-