

ІЄРАРХІЧНА ТЕМПОРАЛЬНА ПАМ'ЯТЬ, ОСОБЛИВОСТІ ТА ПЕРСПЕКТИВИ ВИКОРИСТАННЯ

В статті розглянуті напрямки в розвитку систем штучного інтелекту. На основі огляду сучасних штучних нейронних мереж показані їх особливості та недоліки. Розглянуті особливості ієрархічної темпоральної пам'яті, яка була створена на основі запозичення принципів роботи кори людського мозку. Проведений детальний огляд принципів її функціонування. Запропоновано шляхи вдосконалення принципів функціонування ієрархічної темпоральної пам'яті.

Ключові слова: паралельні системи, штучний інтелект, штучні нейронні мережі, ієрархічна темпоральна пам'ять.

Вступ. З початку комп'ютерної ери окреслилися два напрямки штучного інтелекту. Перший, який безумовно домінував, використовує доведену Т'юрингом можливість виконання як завгодно складних обчислень за допомогою найпростіших обчислювальних пристроїв. Ця базова ідея послідовної обробки символів, що описують хід обчислень за заданим алгоритмом, лежить в основі переважної більшості сучасних обчислювальних машин. Самі алгоритми обчислень задаються ззовні - програмістами.

На базових принципах цієї ідеї базується семіотичний напрямок штучного інтелекту - створення символічних систем, моделюючих високорівневі психічні процеси: мислення, міркування, мова, творчість (логічний висновок, експертні системи, нечітка логіка і т.д.).

В основі другого підходу штучного інтелекту - біологічного, імітація інтелектуальної поведінки на основі більш дрібних «неінтелектуальних» елементів, за принципами побудови живих організмів. Наприклад, наприкінці 50-х Розенблатт знайшов основну ідею нейрокомп'ютеринга: паралельна структура мережі повинна, як і в живих організмах, формуватися шляхом навчання на прикладах.

Постановка задачі. Штучні нейронні мережі являють собою систему з'єднаних між собою простих процесорів(штучних нейронів), які взаємодіють. Такі процесори зазвичай достатньо прості, особливо в порівнянні з процесорами, що використовуються в персональних комп'ютерах. Кожен процесор схожої мережі має справу тільки з сигналами, які він періодично отримує, і сигналами, які він періодично посилає іншим процесорам. Будучи з'єднаними в досить велику мережу з керованою взаємодією, такі локально прості процесори разом здатні виконувати достатньо складні завдання. З точки зору машинного навчання, нейронна мережа являє собою окремий випадок методів розпізнавання образів, дискримінантного аналізу, методів кластеризації тощо. З математичної точки зору, навчання нейронних мереж – це багатопараметрична задача нелінійної оптимізації. З точки зору кібернетики, нейронна мережа використовується в задачах адаптивного управління і як алгоритми для робототехніки.

Задача нейропрограмістів - забезпечити здатність мережі до навчання, закласти в неї єдиний алгоритм навчання, а далі структура мережі формується самостійно під впливом прикладів, що характеризують ту чи іншу задачу, якій мережі належить навчитися.

Протягом деякого часу здавалося, що штучні нейронні мережі – це ключ до інтелекту і відтворення людського мозку є лише питанням конструювання досить великої мережі. Однак ця ілюзія скоро розсіялася і штучні нейронні мережі були забуті майже на два десятиріччя. Проте декілька найбільш наполегливих вчених, таких як Тейво Кохонен, Стів Гросберг, Джеймс Андерсон поступово розробили теоретичний фундамент, на основі якого сьогодні конструюються сучасні багатопараметричні мережі [1].

Розглянемо основні переваги штучних нейронних мереж:

- гнучкість структури: можна різними способами комбінувати елементи нейромережі (нейрони і зв'язки між ними). За рахунок цього на одній елементній базі і навіть всередині

одного нейрокомп'ютера можна створювати абсолютно різні обчислювальні схеми, підбирати оптимальне для конкретного завдання число нейронів і шарів мережі.

- можливість роботи при наявності великого числа неінформативних, шумових вхідних сигналів - попереднього їх відсіву роботи не потрібно, нейромережа сама визначить їх малоприслужними для вирішення завдання і може їх явно відкинути.

- штучна нейронна мережа одночасно може вирішувати кілька завдань на єдиному наборі вхідних сигналів - маючи кілька виходів, прогнозувати значення декількох показників.

- синтезована і навчена нейромережа має стійкість до відмов окремих елементів і ліній передачі інформації в ній. За рахунок того, що навик вирішення завдання "розмазаний" по мережі, не відбувається катастрофічного падіння точності рішення при виході з ладу кількох елементів системи.

На сьогоднішній день можна визначити такі кола задач, які вирішуються штучними нейронними мережами:

- розподілена асоціативна пам'ять. Нейронна мережа здатна видати на вихід повний образ по пред'явленій на вході його частині ;

- розпізнавання образів. Задачі розпізнавання образів вимагають здібності обробляти великий об'єм вхідної інформації одночасно і видавати категоричну або узагальнену відповідь;

- адаптивне управління;

- прогнозування;

- оптимізація (тобто пошук максимуму функціонала за наявності обмежень на його параметри);

- кластеризація, категоризація.

Нейромережі знаходять застосування в таких областях:

- економіка (проорокування показників біржового ринку, проорокування фінансових часових рядів);

- робототехніка (розпізнавання оптичних або звукових сигналів, самонавчання);

- візуалізація багатовимірних даних;

- оцінка вартості ринкових об'єктів;

- асоціативний пошук текстової інформації.

Як видно по перерахованим напрямкам використання навчені штучні нейронні мережі в основному вирішують задачі класу класифікації об'єктів по деякому набору вхідних параметрів. Відповідно штучні нейронні мережі імітують лише деяку частину функціонування людського мозку.

Також застосування нейромереж вимагає від розробника розуміння базової природи розв'язуваної проблеми. І як наслідок необхідність залучення висококласних фахівців для налаштування мережі, відсутність гарантій успішного вирішення поставленого завдання. Таким чином нейромережі хоч і розроблені для імітування і заміни людського інтелекту, та вимагають високваліфікованого мозку спеціаліста для свого функціонування.

Викладення основного матеріалу. На сьогоднішній день пропонуються пропонуються численні підходи для більш ефективного вирішення задач класифікації: самоорганізуюча карта Кохонена, алгоритми глибинного навчання, нейроалгоритми навчання багатшарових ШНМ (наприклад алгоритм Хінтона).

Один з таких підходів - ієрархічна темпоральна пам'ять (Hierarchical Temporal Memory) розвиває принципи, закладені в архітектурах самонавчаючих і самоорганізованих штучних нейронних мереж Кохонена на основі радіально-симетричних (радіально-базисних) функцій [2]. Ієрархічна темпоральна пам'ять використовує аналогії із структурними та алгоритмічними властивостями кори головного мозку.

Ієрархічна темпоральна пам'ять функціонує з використанням вхідного потоку сенсорних даних. Результат її роботи головним чином визначається тим, що було їй продемонстровано в процесі самонавчання.

В архітектурі ієрархічної темпоральної пам'яті використовується дуже складна структура нейронів і організація зв'язків між ними. Вона включає такі елементи, як колонки, шари, регіони та ієрархії регіонів.

Мережі ієрархічної темпоральної пам'яті (ІТП) навчаються багаторазово на різних наборах вхідних даних, і принцип їх роботи заснований на запам'ятовуванні як множини вхідних векторів, так і їх послідовностей. На відміну від інших архітектур нейронних мереж, спосіб, за допомогою якого вхідні дані зберігаються і відтворюються, заснований на принципово інших методах і підходах. Ієрархічна темпоральна пам'ять пов'язана з параметром часу, а сама інформація зберігається в розподіленому вигляді. Користувач повинен вказати параметри ієрархії і чому вона буде навчатися, а нейронна мережа сама буде контролювати, де і як буде зберігатися інформація.

Нейронна мережа ієрархічної темпоральної пам'яті складається з регіонів, організованих в ієрархію. Регіон - це базовий елемент, будівельний блок, функціональна одиниця пам'яті. Регіон функціонуючої мережі являє собою один рівень або одну зі складових рівня ієрархії, коли таких регіонів на рівні декілька. При взаємодії між собою сусідніх рівнів ієрархії відбувається обмін сигналами (даними) між нижніми (дочірніми) і верхніми (батьківськими) рівнями.

При наявності потоків даних більш ніж від одного масиву сенсорів можна з'єднати кілька мереж ієрархічної темпоральної пам'яті в єдину структуру. В результаті на самих верхніх рівнях відбуватиметься обмін даними не лише між рівнями окремих мереж, а й між самими мережами.

ІТП структурно влаштовані як ієрархія вузлів, де кожен вузол виконує один і той же алгоритм. На рисунку 1 зображено проста ієрархія ІТП. Сенсорні дані надходять знизу. Зверху виходить вектор, в якому кожен елемент становить потенційну причину сенсорних даних. Кожен вузол ієрархії виконує ту ж функцію, що і вся ієрархія цілком. Тобто, кожен вузол розглядає просторово-часові патерни, що надходять в нього і навчається призначати причини вхідним до нього паттернам. Тобто, кожен вузол в незалежності від його місця в ієрархії відкриває причини своєї вхідної інформації. Вихід кожного вузла одного рівня стає входом наступного рівня ієрархії. Самі нижні вузли ієрархії отримують інформацію від маленьких ділянок сенсорної області. Отже, причини, які він відкриває, співвідносяться з маленькими ділянками вхідного сенсорної області. Вищестоячі області отримують інформацію від численних нижчестоящих вузлів, і знову відкривають причини цієї інформації. Ці причини проміжної складності, що виникають на ділянках більшого розміру. Вузол або вузли на верхівці ієрархії представляють високорівневі причини, які можуть виникати в будь-якій частині сенсорного поля. Наприклад, в ІТП, що висуває візуальні гіпотези, вузли внизу ієрархії зазвичай виявляють прості причини, такі як краї, лінії і кути на маленькій частині візуального поля. Вузли на верхівці ієрархії представлятимуть складні причини, такі як собаки, особи, автомобілі, які можуть з'явитися на всьому візуальному просторі або на будь-якій частині візуального простору. Вузли проміжних рівнів ієрархії представляють причини проміжної складності, які виникають автоматично на ділянках проміжного розміру. В ІТП гіпотези існують на всіх рівнях ієрархії, не тільки на верхньому рівні. Гіпотеза - це внутрішній стан кожного вузла. Можна розглядати її як вектор чисел, кожне з яких представляє ймовірність того, що причина активна. Кожен елемент у векторі гіпотези (тобто кожна причина) залежить сам від себе. Кожна причина може бути зрозуміла і інтерпретована сама по собі і має своє власне значення. Значення змінної, що представляє причину, не залежить від того, які інші причини можуть бути активними в тому ж самому векторі. Кілька причин можуть бути активними одночасно.

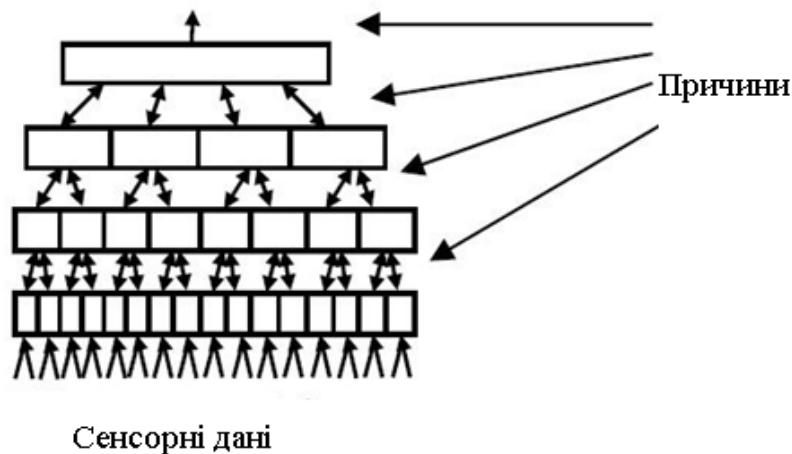


Рис. 1. Загальна структура ієрархічної темпоральної пам'яті

Вихід вузла - також вектор. Вихід аналогічний гіпотезам вузла, і успадковується від вектора гіпотез. Інформація на вході вузла - це гіпотези дочірніх вузлів. Вихід вузла це гіпотези, які стануть частиною інформації, що надходить на вхід батька. Буде коректним розглядати інформацію від сенсорів як гіпотези, що приходять від сенсорної системи. Одною з важливих властивостей ІТП є те, що вона швидко дозволяє усунути конфлікт або неоднозначність вхідної інформації в міру її просування вгору по ієрархії. Кожен вузол ІТП має звичайно фіксовану кількість причин і фіксовану кількість вихідних змінних. Отже, ІТП починає з фіксованої кількості можливих причин, і, в процесі тренування вона навчається присвоювати їм сенс. Вузли не додають причини у міру відкриття, натомість, в процесі навчання, сенс вихідних змінних поступово змінюється. Це відбувається на всіх рівнях ієрархії одночасно. Наслідком такої методики навчання є те, що ненавчена ІТП не може формувати осмислених уявлень на вершині ієрархії до тих пір, поки вузли на нижньому рівні не пройдуть достатнє навчання. Базові операції в кожному вузлі діляться на два кроки. Перший крок - зв'язати вхідний патерн вузла з одною з набору точок квантування (що представляють узагальнені просторові патерни вхідної інформації). Якщо у вузла є 100 точок квантування, вузол призначає кожній з 100 точок квантування ймовірність того, що поточна вхідна інформація відповідає точці квантування. Знову, на цьому першому кроці, вузол визначає, наскільки близько до кожної з точок квантування поточний вхідний патерн, і призначає ймовірність кожній точці квантування. На другому кроці вузол шукає узагальнені послідовності цих точок квантування. Вузол являє собою послідовність змінних. По мірі надходження паттернів в часі, вузол призначає цим змінним ймовірність, що поточна вхідна інформація є частиною кожної з послідовностей. Набір цих змінних для послідовностей є виходом вузла і передається вгору по ієрархії батьківському вузлу або вузлам. Вузол також може посылати інформацію своїм дітям. Повідомлення, що йде вниз по ієрархії, представляє розподіл по точках квантування, тоді як повідомлення, що йде вгору по ієрархії, представляє розподіл за послідовностями. Отже, у міру просування інформації вверх по ієрархії кожен вузол намагається злити серію вхідних паттернів у відносно стабільний вихідний патерн. У міру просування інформації вниз по ієрархії кожен вузол приймає відносно стабільні патерни від своїх батьків і намагається звернути в послідовності просторових паттернів. Шляхом зіставлення причин послідовностям паттернів відбувається природне злиття часу в міру просування паттерна вгору по ієрархії. Швидко змінювані низькорівневі патерни повільно змінюються по мірі їх просування вгору. Відносно стабільні патерни на верхівці ієрархії може розгорнутися в складну темпоральну послідовність паттернів внизу ієрархії.

В результаті використання ієрархічної організації істотно скорочується час навчання нейронної мережі та необхідні обсяги пам'яті, оскільки вхідні вектора, які запам'ятовуються на кожному рівні ієрархії, використовуються багаторазово в комбінаціях на більш високих рівнях.

На самому нижньому рівні ієрархії головний мозок зберігає інформацію про деталі зображення: точках, лініях, кутах і найпростіших геометричних формах. На наступних рівнях вони комбінуються, формуючи дані про більш складних графічних об'єкти і їх властивості: гладких кривих і ламаних лініях, текстурах і колірних градієнтах. Вектора змінних середніх рівнів далі комбінуються, утворюючи високорівневі об'єкти: особи, машини, будинки. При цьому, щоб запам'ятати високорівневий об'єкт, немає ніякої необхідності заново вивчати всі його дрібні деталі.

Таким чином, використання ієрархії призводить до значного скорочення часу навчання і кращому узагальненню вхідних даних. У той же час очевидно, що багато простих завдань можуть бути вирішені за допомогою тільки одного регіону ієрархічної темпоральної пам'яті.

Поняття регіону ієрархічної темпоральної пам'яті запозичено з біології. Кора головного мозку являє собою тонку тканину товщиною приблизно 2 мм, що складається з величезної кількості нервових клітин. В нейрофізіології виділяють різні зони кори головного мозку, що відрізняються своїм функціональним призначенням і зв'язками між собою. Незважаючи на те, що всі області кори головного мозку схожі своєю внутрішнім будовою, вони значно різняться розмірами і місцем розташування в ієрархії. Якщо взяти зріз кори, можна виділити шість шарів: п'ять шарів нейронів і один без них. На кожному рівні нейронів кори головного мозку є своя структурна організація у вигляді колонок. Аналогічно регіони ієрархічної темпоральної пам'яті являють собою шари зв'язаних між собою клітин, схожі на багатшарові перцептрони.

Хоча нейрони в корі мозку пов'язані між собою великою кількістю зв'язків, наявність інгібіторних нейронів гарантує, що в один і той же момент часу буде активна тільки невелика їх частина. Таким чином, інформація представляється в мозку невеликою кількістю активних в певний момент нейронів з усіх наявних там. Відповідно, окрема задача при організації нейронної мережі ієрархічної темпоральної пам'яті - своєчасна активізація потрібних регіонів.

Для розпізнавання образів, інтерпретації вхідних даних і прийняття відповідного рішення найбільшу важливість має фактор часу, а точніше не стільки набір статичних властивостей, отриманих сенсорами, скільки характер їх зміни в часі. Щоб навчити нейронну мережу ієрархічної темпоральної пам'яті, потрібно подати на її входи змінний в часі потік даних. Вхідні дані, які змінюються в часі повинні мати однакове походження і, як наслідок, однаковий кількісний і якісний склад вхідних змінних.

Основне завдання алгоритмів навчання ієрархічної темпоральної пам'яті - витяг часових послідовностей з потоку вхідних даних. Вона ускладнюється тим, що сама послідовність може починатися з довільного проміжного моменту часу і в будь-який момент обриватися. Крім того, можлива присутність шуму різного походження у вхідних даних.

Довільний регіон нейронної мережі вивчає та узагальнює дані про об'єкт знаходженням вхідних векторів та їх пов'язаних послідовностей у вхідному потоці даних. Сам по собі регіон не знає, що собою являють ці дані, а працює на статистичних принципах, виглядаючи часто повторювані комбінації вхідних бітів. Потім регіон визначає, яким чином вони утворюють послідовності в часі.

У той же час один регіон володіє невисокими здібностями до самонавчання. Він автоматично розміщує в собі нову інформацію в залежності від фактично наявного для цієї кількості пам'яті. При зменшенні обсягу доступної регіону пам'яті запам'ятовуються вектора стають простіше за рахунок зниження точності та / або кількості вхідних сигналів. Можлива протилежна ситуація, коли при збільшенні доступної пам'яті, розширенні області допустимих значень окремих сигналів або підвищенні вимог до точності вхідні вектора ускладнюються. Для розпізнавання достатньо складних образів може знадобитися кілька рівнів ієрархії регіонів.

Мережі ієрархічної темпоральної пам'яті навчаються протягом всього свого життєвого циклу, тому стадії розпізнавання і навчання функціонують синхронно. У той же час для окремих задач стадія самонавчання може бути відключена після настройки мережі на

наявному наборі вхідних образів. Також можливе відключення функції самонавчання тільки у нижчих шарів ієрархії регіонів. Якщо мережа вже вивчила базові статистичні структури з навколишнього її світу, основне навчання відбуватиметься тільки на верхніх рівнях ієрархії.

Після вивчення наявних наборів вхідних образів можна проводити розпізнавання нових вхідних даних на стадії регулярного функціонування. При отриманні чергового вхідного набору мережу зіставляє його з вивченими раніше. Внаслідок впливу зовнішніх збурень різної природи вихідні дані, в загальному випадку, точно не повторюються. Регіон повинен вміти відповідним чином обробляти нові вхідні дані. Вже згадана архітектура передбачає можливість виявлення аналогії нового вхідного образу і одного з раніше запам'ятованих тільки по деякій його частині.

Оскільки кожен регіон ієрархічної темпоральної пам'яті зберігає не тільки вхідні образи, але і їх послідовності, регіон може сформулювати прогноз щодо найбільш імовірного наступного входу. Важливо, що результат прогнозування може враховувати дуже великий попередній період, так як основна частина пам'яті відводиться саме для зберігання динамічних змін.

Теоретичні та практичні розробки в описаному напрямку нейроінформатіки ведуться американською компанією Grok, що спеціалізується на програмних розробках, заснованих на принципах штучного інтелекту, для інтелектуального аналізу даних у фінансовому секторі, енергетиці, інформаційних технологіях та інших.

Розробники поклали великі надії на ІТП. Через її більш детальне відображення функціонування кори головного мозку людини здавалось, що знайдено революційний шлях розробки систем штучного інтелекту, які в перспективі можуть зрівнятися з людським мозком. Однак надії не справдилися і на теперішній час проект працює над передбаченням на Web-серверах майбутніх дій користувачів.

Висновок. Розпізнавання сенсорної інформації і вироблення адекватної реакції на зовнішні впливи - ось головна еволюційна задача біологічних комп'ютерів, від найпростіших нервових систем моллюсків до мозку людини. У ІТП, як у класичних нейронних мережах відбувається паралельна обробка інформації, яка супроводжується постійним навчанням, які скеровуються результатами цієї обробки. На нашу думку ІТП ефективно і в правильному напрямку розвивають ідею нейронних мереж. Але нейронні мережі займаються завданням класифікації образів, чим займається права півкуля головного мозку людини.

Якщо розглядати біологічні нейронні мережі, то вони лише поступово в ході еволюції навчилися здійснювати досить довгі логічні ланцюжки - емулювати логічне мислення. Як і ІТП, так і класичні штучні нейронні мережі не припускають логічного обґрунтування. Вони лише імітують роботу правої півкулі мозку людини. Як правило для навчання вони потребують вчителя, функцію якого виконує експерт (вірніше ліва півкуля його мозку).

Підвищення ефективності роботи ІТП ми бачимо у додаванні до штучної нейронної мережі керуючої і обробляючої системи, яка працює за принципами символної і логічної обробки даних, тобто об'єднанні в одній системі двох загальних підходів штучного інтелекту. На теперішній час таких проектів майже немає [3].

Але без сумніву, вирішення завдання об'єднання двох напрямків штучного інтелекту обіцяє нові обнадійливі перспективи в розвитку штучного інтелекту в цілому.

Рецензент: д.т.н., доц. Лисий М.І., начальник кафедри, Національна академія Державної прикордонної служби України імені Богдана Хмельницького

ЛІТЕРАТУРА:

1. Anderson, J. A. An Introduction to Neural Networks, Cambridge, MA: MIT Press. 1995.
2. Сандра Блейкли, Джефф Хокинс Об интеллекте: «Вильямс»; Москва-Санкт-Петербург-Киев; 2007.
3. Chris Eliasmith, Terrence C. Stewart, Xuan Choo, Trevor Bekolay, Travis DeWolf, Yichuan Tang, Daniel Rasmussen A Large-Scale Model of the Functioning Brain Science 30 November 2012: Vol. 338 no. 6111 pp. 1202-1205.

Лигун С.О., к.т.н., доц. Бойчук В.А.

**ИЕРАРХИЧЕСКАЯ ТЕМПОРАЛЬНАЯ ПАМЯТЬ, ОСОБЕННОСТИ ТА
ПЕРСПЕКТИВЫ ИСПОЛЬЗОВАНИЯ**

В статье рассмотрены направления в развитии систем искусственного интеллекта. На основе обзора современных искусственных нейронных сетей показаны их особенности и недостатки. Рассмотрены особенности иерархической темпоральной памяти, которая создана на основе заимствования принципов работы коры человеческого мозга. Проведен детальный обзор принципов ее функционирования. Предложены пути совершенствования иерархической темпоральной памяти.

Ключевые слова: параллельные системы, искусственный интеллект, искусственные нейронные сети, иерархическая темпоральная память.

Lygun S.O., Ph.D. Boychuk V.A.

HIERARCHICAL TEMPORAL MEMORY, THE FEATURES AND USING PROSPECTS

The paper describes trends in the development of artificial intelligence systems. Using modern artificial neural networks review their features and limitations were shown. The hierarchical temporal memory features based on the principles of human brain borrowing cortex were considered. A detailed overview of the their functioning principles was done. The ways of improving the temporal hierarchical networks were suggested.

Keywords: parallel systems, artificial intelligence, artificial neural networks, hierarchical temporal memory.