

**МУЛЬТИАГЕНТНА МОДЕЛЬ РЕАЛІЗАЦІЇ ЗВ'ЯЗКІВ
"ПРИКЛАДНА ЗАДАЧА–ТОПОЛОГІЯ НЕЙРОСІТОК"**

На основі розробленого реляційного класифікатора запропонований універсальний підхід до вибору топології нейросіток, що задовольняють критерії обслуговування прикладної проблеми/задачі.

Постановка проблеми. *Хронологія розвитку нейротехнологій.* На початку 40-х років минулого століття з'явилися дві фундаментальні роботи, в яких вперше формалізується поняття *штучного нейрону* (ШН) і *штучної нейронної сітки* (ШНС) – це робота У.Мак-Каллоха та У.Піттса [43] про логічне числення ідей і нервової активності та фундаментальна праця Н.Вінера [4] і його колег про подання складних біологічних процесів математичними моделями (в подальшому закріпленому у терміні "кібернетика"). З появою запропонованого Ф.Розенблаттом *одношарового перцептрона* [50] (який використовують для розпізнавання образів, прогнозування погоди тощо), а в подальшому, розробленої на основі дельта-правила – формули Уїдроу і побудованого на принципово нових засадах адаптивного лінійного елемента – *Адаліни* Б.Уїдроу і М.Хоффа [54] значно підвищується зацікавленість на комерційному рівні у підтримці розробок в галузі нейротехнологій (НТ). Цьому значною мірою сприяв запропонований Д.Хеббом перший *алгоритм навчання нейрона* [31].

Проте вже проведені у 1963 році під керівництвом А.П. Петрова в Інституті проблем передачі інформації АН СРСР дослідження задач, "важких" для перцептрона [10], були відправною точкою для Н.Н. Бонгарда [3], щоб "порівняно невеликою переробкою алгоритму (перцептрона) виправити його недоліки". Саме ці дві роботи і стали запорукою того, що перша хвиля ейфорії відносно ШНС була пригальмована в СРСР.

Наприкінці 60-х і майже до середини 70-х років минулого століття спостерігається вже різке спадання активності у розвитку НТ та їх прикладного застосування, яке було викликано спостереженнями М.Мінським і С.Пайпертом [44] обмеженнями у роботі (модельовання виключно найпростіших логічних функцій, складності у навчанні та перенавчанні тощо) і пов'язаними з інваріантністю подання (так звана проблема "парності" та "один у блоці") штучного нейрона (ШН) У.Мак-Каллоха і У.Піттса, а також перших моделей одношарового перцептрона Ф.Розенблатта і адаліни Б.Уїдроу і М.Хоффа. І хоча у дослідників НТ було розуміння можливості будувати багатошарові сітки з, очевидно, більш широкими властивостями, але залишалось нез'ясованим питання щодо навчання схованих шарів. Проте окремі дослідження в галузі НТ продовжувалися і серед них, в першу чергу, треба зазначити самоорганізуючу НС – *конгнітрон* (та *неокогнітрон*), запропонований К.Фукушимой [24, 25] і призначений для інваріантного розпізнавання образів (досягається при запам'ятовуванні практично всіх станів образу), а також фундаментальні розробки Д.Хопфілда [34, 35] з перспективною і надзвичайно важливою для просування НТ на комерційний ринок ідеєю створення моделі НС з *оберненими зв'язками*, є мінімізуючою енергетичною системою. Крім того, необхідно виділити ряд праць Т.Кохонена [37, 38], де обґрунтовується можливість створення моделей НС, які *навчаються без учителя* (*самоорганізуючі карти Кохонена*) і використовуються в задачах кластеризації, візуалізації та інших для попередньої обробки даних. Ці дослідження набули значного розвитку в реалізації можливості відтворення спотворених даних і базуються на природній властивості мозку використовувати асоціативні зв'язки при пошуку інформації за допомогою ключа – послідовності бітів, яка зрівнюється зі всіма ключами інформації, що зберігається. Такий вид пам'яті дістав назву *пам'яті, що адресується за змістом*. Якщо в моделі обчислень фон Неймана звертання до пам'яті є доступним тільки за допомогою адреси, яка не залежить від вмісту пам'яті, і більш того, якщо допущена помилка в обчисленні адреси, то може бути знайдена зовсім інша інформація і асоціативна пам'ять (що адресується за змістом) є доступною за вказівкою заданого змісту. Значний внесок у вирішення проблеми асоціативного навчання і створення *гетеро- авто-* і *двоспрямованої асоціативної пам'яті*, а також відтворення принципів конкурентного навчання зробили також Дж.Андерсен [17], С.Гроссберг [26] і Б.Коско [39]. Двоскерована асоціативна пам'ять розширює можливості моделі Хопфілда, надаючи асоціації між векторами, які мають у загальному випадку різні розмірності; сітка швидко збігається в процесі функціонування.

Тільки з появою запропонованого в дисертації П.Вербоша [53] і паралельно в роботі О.І. Галушкіна [5], але залишеного поза увагою дослідників, а в подальшому розвиненого Д.Румельхартом, Г.Хінтоном і Р.Уільямсом. [51] та незалежно і одночасно С.І. Барцевим, В.О. Охоніним [2, 18] методу навчання з використанням *алгоритму зворотного поширення похибки* (АЗПП) з'явився потужний теоретичний фундамент для конструювання ефективних багатошарових ШНС. Розпочався період вибухової зацікавленості до ШНС, які навчаються.

Нарешті, великого значення набувають *сітки з радіально-базисними функціями* (РБФ-сітки), що є спеціальним типом ШНС з прямими зв'язками і основне призначення яких – апроксимація та інтерполяція багатомірних функцій для розв'язання, зокрема, задач прогнозування. Вони запропоновані М.Повеллом [49] і спираються на математичну основу теорії апроксимації та інтерполяції багатовимірних функцій, раніше розробленої М.А. Айзерманом, Е.М. Браверманом і Л.І. Розоноером [1]. Суть математичної основи базується на тому, що скільки завгодно точна апроксимація функцій досягається шляхом комбінації радіально симетричних функцій.

Метою даної роботи є викладення запропонованого універсального підходу до вибору топології нейросіток, які задовольняють критеріям обслуговування прикладної задачі.

Аналіз останніх досліджень та публікацій. Сьогодні важко уявити область досліджень, будь-то технічне або технологічне проектування, діагностування, генетика, біоніка, авіоніка, економіка, ергономіка, комунальне господарство, транспортні задачі і багато інших застосувань, де б не впроваджувалися НТ. Саме ця зацікавленість з боку користувачів спонукає дослідників в області НТ до створення численних топологій ШНС як спеціального, так і універсального призначення. Проте багатоваріантність вибору ШНС, в свою чергу, створює складнощі у прийнятті адекватного рішення у користувача, а це, на наш погляд, і складає *основну проблему використання НТ*.

Ускладнення проблеми. Вище наголошувалося на тому, що після “перевідкриття” і суттєвого доопрацювання Д.Румельхартом, Г.Хінтоном і Р.Уільямсом і незалежно та одночасно С.І. Барцевим й В.О. Охоніним методу навчання з використанням АЗПП наприкінці минулого – початку теперішнього століть створилися підстави до “ренесансу” НТ із всезростаючою зацікавленістю з боку користувачів і задоволенням попиту новими розробками у топологіях ШНС. Останнє відбувається двома шляхами:

1. За рахунок використання сполучень, модифікацій і розширень вже існуючих моделей ШНС;
2. Створенням моделей ШНС на нових архітектурних, структурних і топологічних принципах побудування і методах навчання або використання їх для обслуговування інших оптимізаційних алгоритмів, зокрема, генетичних.

Яскравим представником *першого* може служити сполучення двох ШНС: Т.Кохонена і С.Гроссберга з новим методом навчання – “зустрічного поширення” (ЗП), запропонованим та розвиненим Р.Хехт-Нільсеном [30]. Такий симбіоз різних ШНС дозволив покращити властивості результуючої сітки (зменшення часу навчання; можливість роботи як з неперервними, так і з двійковими сигналами; блокове побудування сітки шляхом каскадування спеціалізованих модулів тощо) і розширити сфери застосування (апроксимація функцій, розпізнавання, обробка і відновлення зображень, класифікація). Існує два різновиди двошарових ШНС ЗП: *шар Кохонена – шар Гроссберга* та *самоорганізуюча карта Кохонена – шар Гроссберга* (різниця в організації схованого шару і в способі навчання його нейронів) [27].

Розширенням за рахунок модифікації вузлів на вхідному шарі стандартної архітектури багатошарового спрямованого прямо перцептрона з методом зворотного поширення похибки стали *функціонально пов'язані сітки*, розроблені Йох-хан Пао і детально описані в його роботі [56]. Входи комбінуються зрозумілим математичним шляхом за допомогою функцій вищого порядку (квадрати, куби, синуси, косинуси, функції LOG, MAX тощо). Із назв цих функцій вищого порядку або функціонально пов'язаних входів і впливає назва НС. В *тензорній топології таких сіток* у модель додаються перехресні добутки вхідних елементів і кожна компонента вхідного образу перемножується зі всіма компонентами вхідного вектора. В *топології НС функціонального розширення* додаються вхідні вузли з наведеними вище функціями. Повний ефект забезпечують сітки з об'єднанням обох топологій. Ніякої нової інформації не додається, але розширене представлення входів робить сітку простішою для навчання при не занадто великій кількості входів. В іншому випадку зростає час навчання.

Іншим прикладом розробок першого шляху розвитку ШНС є створення на базі ідеї сітки Хопфілда з додаванням спеціального модуля нелінійного перетворення нової парадигми, що працює з аналоговими сигналами – “*синергетичного комп'ютера*” (СК), запропонованого засновником синергетики Х.Хакеном [28]. Цей комп'ютер належить до асоціаторів з інтерпретацією образів, які в ньому зберігаються, як локальні енергетичні мінімуми. Перевага над сіткою Хопфілда – відсутність нестійких станів завдяки наявності динамічного модуля, що збігається до одного з базових векторів.

Суттєве скорочення витрат на пам'ять і об'єм необхідних обчислень досягається в *сітці Хеммінга* [42], в якій замість образу, що зберігається у пам'яті, на виході видається тільки його номер. Тому, на відміну від сітки Хопфілда, місткість сітки Хеммінга визначається не розмірністю вхідного сигналу N , а кількістю нейронів шару L на виході. Крім того, перевагою сітки Хеммінга є те, що залежність між кількістю нейронів і кількістю з'єднань у сітці Хеммінга лінійна, тоді як у Хопфілда – квадратична і при однаковій ємності з сіткою Хопфілда перша буде містити значно менше сполучень між нейронами.

Ще одним прикладом створення нової топології за рахунок використання базової моделі багатошарового перцептрона прямого поширення є *ШНС з елементами затримки сигналу* (ШНС ЗС). Основне призначення – краще опрацювання (класифікація) зсунених у часі образів (як правило, мовних сигналів), які надходять на вхідний шар із згасанням у часі. Так, оскільки корисна мовна інформація

часто подається згасаючою у часі в середовищі перешкод (паузи між фонемами, що надходять, зашумлення тощо), а тривалість окремих фонем дуже коливається, ШНС ЗС повинна однаково ефективно опрацьовувати такі фонемні, тобто бути *робастною* до зовнішнього зсуву образів, що надходять на їх сітку [41, 52]. Відмінність такої сітки полягає в наявності можливості створення за рахунок елементів затримки або у самих нейронах, або між схованими шарами тимчасових копій сигналів, що надходять, через що на нейрони наступного шару подаються не тільки самі образи, але й їх копії. Цього принципу дотримуються всі шари ШНС ЗС, завдяки чому і досягається робастність сітки до часових спотворень у вхідних образах.

Представник *другого шляху* – ШНС, що отримала назву *машини Больцмана* [15, 32]. Якщо сітка Хопфілда збігається до локального мінімуму, то в новому різновиді ШНС збіжність має відбуватися у глобальному мінімумі, а оскільки на шляху до цього сітка проходить локальні мінімуми, то існує ймовірність “зависання” в них. Тому за мірою просування до глобального мінімуму на кожному локальному мінімумі алгоритмічно задається збільшення “умовної енергії”, достатньої для подолання локального максимуму. Надалі енергія “розгойдування” сітки поволі зменшується за мірою наближення до глобального мінімуму. Ця ідея і реалізована в машині Больцмана, сполучаючи детерміновану сітку Хопфілда з ймовірнісним/стохастичним правилом навчання, яке дістало назву *відпалу*. Найчастіше цей різновид ШНС застосовується в задачах класифікації/розпізнавання невідомих або спотворених образів. Серед переваг – можливість виходу з локальних екстремумів, серед недоліків – трудомісткість пов’язаних з алгоритмом обчислень і, як наслідок, суттєві обчислювальні та часові витрати.

Трохи зменшує цей недолік *машина Коші* [46], в якій за рахунок використання в алгоритмі розподілу Коші можна скоротити час навчання; проте, порівняно з перцептроном, цей час залишається занадто великим.

Класом ШНС, які яскраво доводять свою причетність до другого шляху розвитку суттєвими відмінностями від сіток Хопфілда як структурно (може мати декілька шарів з наявністю власних зворотних зв’язків у нейронів), так і особливостями навчання (матриця ваг може бути несиметричною, а навчання є контрольованим шляхом використання АЗПП), слугують неперервні і дискретні *динамічні рекурсивні сітки* (ДРС) [48, 16, 15, 50]. Наявність зворотних зв’язків між нейронами різних шарів і шару на виході включно забезпечує цьому класу ШНС додаткові позитивні властивості, яких не можна досягти в статичних багатшарових ШНС прямого поширення: можливість роботи з образами, параметри яких змінюються в часі. Дискретні ДРС поділяються на:

- *повнозв’язні* [48, 15] (застосування: аналіз та опрацювання послідовностей, ідентифікація нелінійних динамічних об’єктів);
- *частково-рекурсивні* – багатшарові перцептрони, доповнені контекстним шаром, кількість нейронів якого співпадає з кількістю виходів ШНС. Це має місце в сітці М.Джордана [36] (застосування: розпізнавання і класифікація образів, прогнозування часових рядів, а також більш ефективно, порівняно з ШНС прямого поширення, асоціювання образів, що надходять на вхід образів з послідовностями на виході – так зване “проковзне” вікно; недолік – повільна збіжність і проблеми сталості, що через це виникають) або в модифікованій версії цієї ШНС – *сітці Дж.Елмана* [22] з сигналами зворотних зв’язків невихідного шару, а з виходів нейронів контекстного шару з кількістю нейронів, співпадаючою з кількістю нейронів схованого шару;
- *локально-рекурсивні* з лінійною структурою як багатшаровий перцептрон, або як сітка радіальної основи, в яких рекурсивність завжди обмежується одним нейроном і інтерпретується як фільтр із скінченною або нескінченною імпульсними характеристиками [45].

Представниками нового класу ШНС прямого поширення з можливістю за необхідності розширювання своєї архітектури в процесі функціонування є *каскадно кореляційні сітки* (ККС) з лінійними або/та нелінійними активаційними функціями нейронів і використанням алгоритму навчання з будь-яким правилом (дельта-правило, АЗПП тощо), запропоновані С.Фалманом і К.Леб’єром [23]. Навчання ККС повторюється до досягнення бажаної точності для всіх пар образів і базується на: покроковому інкрементному введенні нейронів у сховані шари, які з’являються тільки після введення нових нейронів; навчанні знов введених нейронів при зберіганні ваг нейронів, що вже до того були у сітці. Переваги ККС: відсутність апріорного вибору архітектури сітки, бо як вихідна береться найпростіша з вхідним та вихідним шарами, а далі нарощується, поки сітка не визначить задовольняючу критеріям архітектуру; відсутність конкуренції між нейронами через їх незв’язність значно скорочує процес навчання, порівняно з іншими топологіями сіток; з поданням нових образів може не відбуватися перенавчання всієї сітки, а тільки шляхом корекції зв’язків нейронів вхідного та схованого шарів; процес навчання сітки значно спрощується в обчислювальному сенсі, бо коректуються ваги тільки одного шару і сигнали у сітці проходять тільки в одному напрямі. Призначення: основні переваги ККС виявляються повною мірою при застосуванні в обчислювальних середовищах з використанням паралельних обчислень.

Розв’язання “дилеми стабільності–пластичності” (за С.Гроссбергом), запропонованою

Г.Карпентером і С.Гроссберогом [20] двошаровою НС *адаптивної резонансної теорії* (АРТ) дозволяє адаптивно навчатися при надходженні нових даних із збереженням *стабільності* щодо гарантії неруйнування попередньо накопичених даних, з одного боку, і достатньої *пластичності* відносно визначення суттєвості нових надходжень, з другого. Основне призначення АРТ – моделювання володіючих високим ступенем паралелізму архітектур самоорганізованих ШНС розпізнавання образів, відтворюючих їх біологічний і поведінковий контексти. Основні властивості сіток АРТ – стабілізація і стійкість процесу навчання (який є скінченим) і сталість процесу пошуку. Залежно від виду вхідних змінних і способу їх опрацювання розрізняють АРТ: з двійковими вхідними векторами (АРТ-1); з двійковими та неперервними вхідними векторами (АРТ-2); для моделювання біологічних процесів (АРТ-3), з двійковими вхідними векторами з використанням нечіткої логіки (Fuzzy-АРТ) [21].

Вважається, що *генетичні алгоритми* (ГА) були запропоновані та досліджені Дж.Холландом в 1975 році [33]. Проте, майже 10-ма роками раніше, розроблений О.Г. Івахненко *метод групового врахування аргументів* (МГУА) [7–9] базувався на використанні одно- та багаторядних фільтруючих за певними критеріями алгоритмів саме для визначення “моделей оптимальної складності”, що і є ніщо інше, як процедура генетичного добору за певними ознаками якості. Відмінності МГУА від ГА полягають лише в тому, що родинні хромосоми останнього у МГУА мають вигляд складових поліноміальних попарних сполучень (“батьки”), а нові хромосоми (“діти”) – відібрані на етапах алгоритмування (кросовер, мутація) проміжні моделі складності в МГУА. Сітки, основані на МГУА [47], при складанні з m шарів можуть реалізовувати поліном степеня 2^m . “Просіюючи” на кожному з етапів багаторядного алгоритму через “решето” критерії, в отримані на попередньому етапі моделі (“особини” за термінологією ГА), можна керувати відбиранням найкращих. Більш того, МГУА є кращим методом для розв’язання задач ідентифікації та короткострокових прогнозувань, а для довгострокового прогнозування є не тільки найкращим, а й, можливо, унікальним методом, який забезпечує точність прогнозування за великим часом його випередження. Таким чином, як ГА, так і алгоритми МГУА є оптимізаційними і в ШНС можуть застосовуватися для пошуку оптимальних синаптичних ваг сіток зворотного поширення обмеженої розмірності [55], а також для визначення оптимальної структури ШНС під конкретну задачу [29]. Крім того, заслуговують на увагу дослідження, пов’язані з використанням ГА-підходу до *генетичного програмування* [40]. В загальному вигляді ГА можна подати наступною послідовністю кроків:

1. Подання всіх змінних, які оптимізуються, у вигляді бінарного або дійсного (залежно від модифікації методу) ланцюжка параметрів – “хромосоми” і далі випадковим чином створюється “популяція хромосом”;
2. Оцінювання кожної хромосоми з популяції за цільовою функцією;
3. Сортування всіх оцінювань. Якщо кількість виконаних ітерацій не перевищує заздалегідь задане значення, то перехід до наступного кроку. Інакше рішенням є найкраща хромосома за результатами сортування на цьому кроці;
4. Відібрані на попередньому кроці найкращі представники популяції складають основу (“хромосом-батьків”) для створення за допомогою генетичних операцій (“кросовера” і “мутації”) нових хромосом (“хромосом-дітей”). Кросовер визначає рекомбінацію, за якою різні найкращі “хромосоми-батьки” даної популяції обмінюються деякими частинами бінарних ланцюжків. При цьому довільні двійкові розряди довільних хромосом можуть інвертуватися з малою ймовірністю цього процесу;
5. Оцінювання “хромосом-дітей” цільовою функцією і розміщення їх у популяцію на місця “гірших” її представників. Далі – перехід до пункту 3.

Позитивна якість ГА полягає в його універсальності – він дозволяє працювати як з неперервними, так і дискретними параметрами і можливість його застосування не залежить від виду цільової функції; крім того, ГА спроможний знайти глобальний екстремум, тоді як інші алгоритми “зависають” на локальному екстремумі. Нарешті, ГА можна застосовувати на будь-якому етапі синтезу нечітких моделей, особливо у тих випадках, коли використання градієнтних методів неможливе.

До недоліків слід віднести досить низьку швидкодію, яка значно знижується із зростанням кількості параметрів, що оптимізуються; крім того, ГА має велику кількість своїх параметрів – розмір популяції, довжина хромосоми, ймовірності кросовера і мутації, кількість “хромосом-дітей” тощо. Істотним недоліком є також явище “стогнації” як наслідок “невдалого” вибору параметрів з виродженням популяції або відсутністю прогресу.

Отже розширення інструментального “асортименту” різновидів ШНС, дозволяючи більш “тонко” і професійно підходити до вибору моделі/топології, адекватної умовам вибору прикладної задачі, разом з тим ускладнюють цей процес через його багатоваріантність. За недостатньої професійної підготовленості користувача це може призводити до значних додаткових матеріальних (апаратних, обчислювальних) і/або часових витрат.

Викладення основного матеріалу. Як і у будь-якій іншій галузі знань, інтелектуальний прорив у широкому використанні НТ став можливим, тільки коли для його реалізації були дотримані *необхідні* і *достатні* умови (рис. 1):

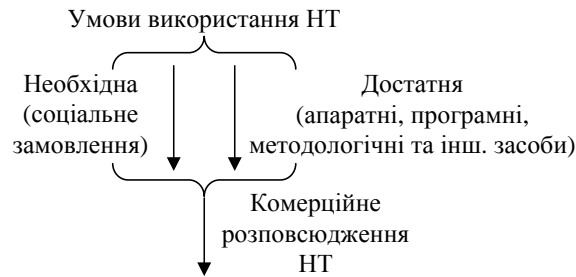


Рис. 1. Умови комерційної реалізації ШНС

Ця умова виконується як завдяки зацікавленості прикладних користувачів у нових підходах до розуміння функцій природного (біологічного) інтелекту шляхом створення математичної моделі самосвідомості та усвідомлення своїх можливостей у розв'язанні складних інтелектуальних задач (*необхідна умова*), так і досягненням в області інструментальних (апаратних, програмних, методологічних тощо) засобів для побудування ефективних за швидкістю, точністю моделювання і потужності (розмірності) ШНС (*достатня умова*).

Означення 1. Штучні нейронні сітки – математичні моделі та їх програмні і/або апаратні реалізації, виконані за принципом організації біологічних нейросіток, є системою з'єднаних і взаємодіючих простих процесорів (штучних нейронів).

Клас задач, які можна розв'язувати за допомогою ШНС, визначається тим, як працює сітка і як вона навчається. При роботі НС приймає значення вхідних змінних і видає значення змінних на виході. Отже ШНС можна застосовувати за двох умов:

- коли є визначена відома інформація і треба отримати деяку, поки що невідому інформацію;
- коли між відомими вхідними значеннями і невідомими виходами є зв'язок. Залежність між входом і виходом визначається в процесі навчання НС.

Роль і уявлення про ШНС, які й визначають зростаючий попит на застосування ШНС в різних сферах життєдіяльності людини, багатогранні [6]. З точки зору:

- *машинного навчання* – ШНС є окремим випадком методів розпізнавання образів, кластеризації, дискримінантного аналізу тощо;
- *математичного навчання* – ШНС є багатопараметричною задачею нелінійної оптимізації;
- *кібернетики* – ШНС використовуються в задачах адаптивного управління і прогнозування;
- *розвитку обчислювальної техніки* – програмування ШНС є способом вирішення проблеми ефективного паралелізму;
- *штучного інтелекту* – ШНС є основою філософської течії конективізму та основним напрямком у структурному підході по вивченню можливостей побудування або моделювання природного інтелекту за допомогою комп'ютерних алгоритмів.

Отже обчислювальні системи на основі ШНС володіють якостями, яких позбавлені машини з архітектурою фон Неймана, проте притаманих мозку людини: масовий паралелізм; розподілене подання інформації та обчислень; здібність до навчання та узагальнення; адаптивність; властивість контекстуального оброблення інформації; толерантність до похибок; низьке енергоспоживання.

Апаратна реалізація ШНС – *нейрокомп'ютер* – має суттєві позитиви для широкого впровадження відмінності (як за структурою, так і за класами розв'язуваних задач) від обчислювальних машин, виконаних відповідно до традиційної архітектури фон Неймана. Порівняльні характеристики нейрокомп'ютерів і традиційних комп'ютерів наведено у таблиці 1.

Основні тези, які складають підґрунтя використання ШНС і нейромоделювання, полягають у наступному:

- НС відтворює структуру і властивості нервової системи живих організмів – складається з великої кількості простих обчислювальних елементів (нейронів) і володіє більш складною поведінкою по відношенню до можливостей кожного окремого нейрона;
- нейросітка отримує на вході набір вхідних сигналів і видає відповідну до них відповідь (сигнали на виході НС), яка і є розв'язком задачі;
- як і природна біологічна нейросітка, ШНС може навчатися розв'язанню задач через наявність внутрішніх адаптивних параметрів нейронів і своєї структури та, змінюючи їх, може міняти свою

- поведінку;
- місце програмування займає навчання, тренування НС і для розв'язання задачі не треба програмувати алгоритм;
 - нейросітка навчається розв'язанню задачі на деякому “асоціаторі” – наборі ситуацій, кожна з яких описує значення вхідних сигналів НС і бажану для них відповідь. При цьому “асоціатор” задає набір еталонних ситуацій з відомими розв'язками, а НС при навчанні сама знаходить залежності між вхідними сигналами та відповідями.

Саме широка варіативність ШНС, наявність тонких відмінностей у принципах побудови і функціонування, відсутність строгих класифікаційних ознак і чітких рекомендацій щодо сфер застосування і розв'язуваних задач вимагають високої усвідомленості в питаннях вибору топологій ШНС у прикладного користувача, що виявляється не завжди виконуваним, перш за все, через його професійну непідготовленість у галузі сучасних НТ. Отже розрив між *об'єктивною доцільністю* використання новітніх досягнень в НТ для розв'язання прикладних задач і *суб'єктивною непоінформованістю* кінцевого користувача обмежує можливості ефективнішого використання ШНС. Через це ШНС використовуються в двох варіантах: будується нейросітка, яка розв'язує певний клас задач; під кожний екземпляр задачі будується деяка нейросітка, яка знаходить квазіоптимальний розв'язок цієї задачі. Проте в обох випадках прийняття рішення покладається на користувача.

Таблиця 1

Порівняльні характеристики традиційних ЕОМ і нейрокомп'ютерів

Категорія порівняння	ЕОМ традиційної архітектури	Нейрокомп'ютер
Процесор	Складний Високошвидкісний Один або декілька	Простий Низькошвидкісний Велика кількість
Пам'ять	Відокремлена від процесора Локалізована Адресація не за змістом	Інтегрована у процесор Розподілена Адресація за змістом
Обчислення	Централізовані Послідовні Програми, що зберігаються	Розподілені Паралельні Самонавчання
Надійність	Висока уразливість	Живучість
Спеціалізація	Чисельні та символічні операції	Проблеми сприйняття
Середовище функціонування	Суворо визначене Суворо обмежене	Без обмежень

Покращання ситуації нам уявляється в наступному:

- формуванні *набору вирішних класифікаційних ознак* (НВКО) і створенні класифікатора ШНС;
- побудуванні чіткої *логічної моделі поетапного синтезу* (МПС) ШНС;
- створенні строгої *узагальненої моделі вибору типових топологій* (УМВТТ) ШНС для конкретних прикладних задач, що базується на формалізованих моделях подання знань [2] з використанням НВКО та *агентно-орієнтованого підходу* [19].

Означення 2. Набір вирішних класифікаційних ознак ШНС – така їх мінімально допустима сукупність, яка є *необхідною* для формалізації процесу подання основних властивостей і вибору задовольняючих топологій нейросіток і *достатньою* для адекватного обслуговування вимог (критеріїв оцінки) з боку прикладної розв'язуваної задачі.

Означення 3. Модель поетапного синтезу ШНС – така послідовність їх перебирання в просторі НВКО, яка, будучи виконана користувачем і/або *мультиагентною підсистемою автоматизованого вибору* (МАПВ), відтворює принципи агентно-орієнтованого підходу та автономно дозволяє виокремити топологію/топології ШНС, здатну/здатні задовольнити критерії обслуговування властивостей розв'язуваної задачі.

Означення 4. Агент/мультиагент – це програмно-апаратний чи програмно-емуляційний автономний компонент мультиагентної підсистеми, який функціонує за певним сценарієм/алгоритмом на основі *конкретної унікальної послідовності дій* в інтересах досягнення поставленої користувачем перед нею мети.

Твердження 1. Алгоритм дії агента може мінятися і коректуватися по ходу виконання завдання заради досягнення мети.

Твердження 2. Конкретна унікальна послідовність дій (КУПД), що призводить до мети, шукається агентом кожного разу з урахуванням відповідних критеріїв обслуговування властивостей даної розв'язуваної задачі.

Означення 5. Мультиагентна підсистема (МАП) – це складна система, в якій функціонують два чи більше інтелектуальних агента.

Формування набору вирішених класифікаційних ознак. Проведений аналітичний перегляд основних напрямків розвитку НТ, а також результати численних досліджень в інших джерелах, присвячених даній проблемі, дозволяють сформулювати НВКО і запропонувати класифікатор ШНС, які в сукупності сприятимуть послідовності обґрунтування вибору відповідностей “розв’язувана прикладна задача – топологічна модель ШНС”.

Досвід роботи по створенню агентно-орієнтованого інтерпретатора ШНС дозволяє стверджувати, що наведений нижче перелік НВКО є необхідним і достатнім для розв’язання поставленої задачі та містить:

- тип вхідної інформації – аналогові і двійкові;
- модель інтелектуального нейрона – Мак-Каллоха–Піттса, одношаровий перцептрон, Адаліна, Фукушіма, сігма-пі-нейрон, Хопфілда, Гроссберга;
- структуру – прямоспрямовані, зворотного поширення (з прямими, непрямими, латеральними зв’язками, повнозв’язні);
- архітектуру – одношарові (одношаровий перцептрон, Адаліна, Н-Адаліна), багатошарові (багатошаровий перцептрон, Мадаліна, сітка на основі МГУА тощо);
- методи навчання – з вчителем, без вчителя, шляхом самоорганізації, конкурентні, стохастичні, градієнтні;
- настроювання ваг – фіксоване і динамічне;
- критерії оцінки – простота реалізації, швидкість та ефективність алгоритму навчання, точність апроксимації, потужність/розмірність при розв’язанні задачі, кваліфікація користувача, наявність локальних мінімумів, можливість фільтрації та відновлення.

Класифікація штучних нейронних сіток. Структурна схема класифікації ШНС з бажаним НВКО надана на рисунку 2.

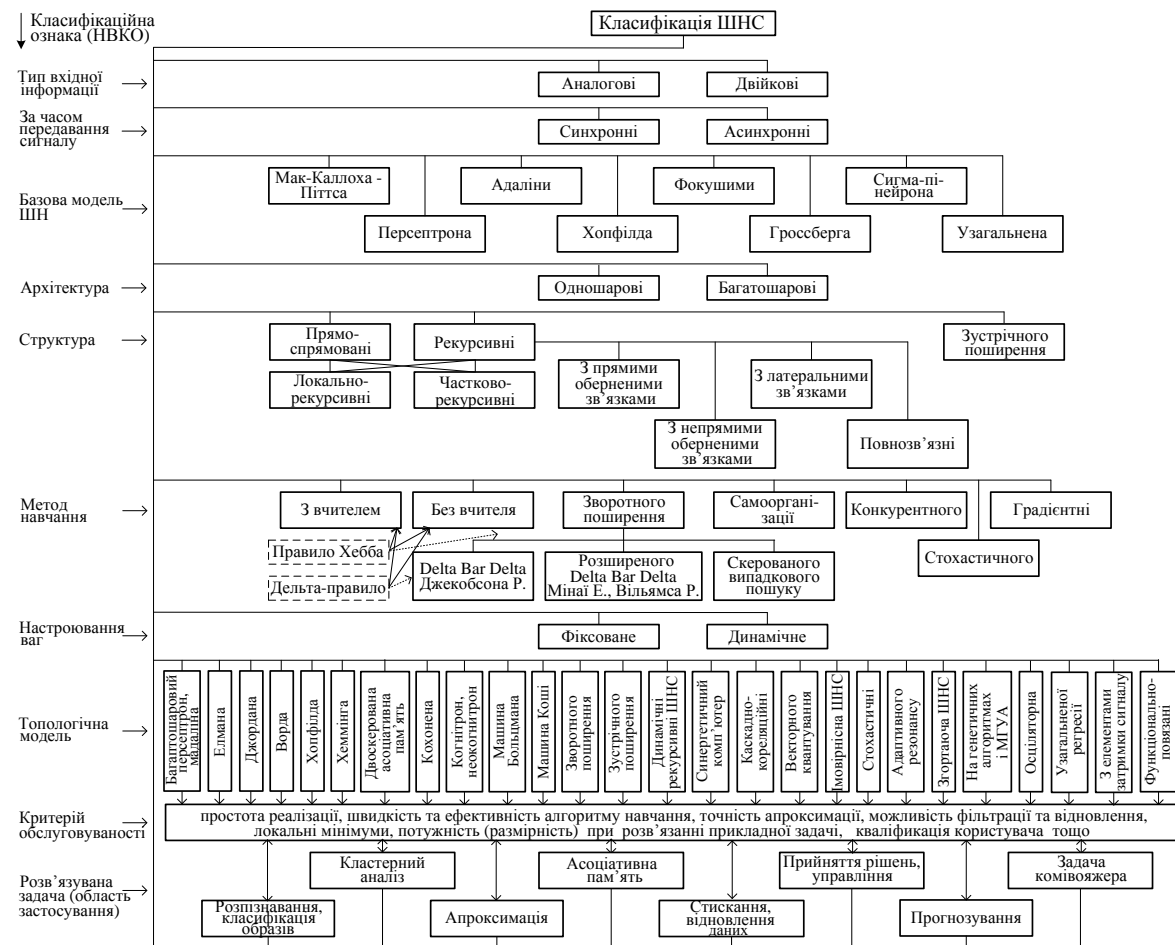


Рис. 2. Класифікація ШНС з бажаним НВКО

Запропонований НВКО потребує уточнення деяких тверджень, означень:

Означення 6. Аналогова вхідна інформація – інформація на вході ШНС, надана у формі дійсних чисел.

Означення 7. Двійкова вхідна інформація – інформація на вході ШНС у вигляді нулів та одиниць.

Отже можна виділити два основних підходи до реалізації НС: *цифровий* та *аналоговий*. Перевагою аналогових реалізацій є: *висока швидкодія, надійність та економічність*. Проте сфера можливого масового використання навчаючих аналогових нейронів досить вузька. Це обумовлене великою складністю апаратної реалізації високоефективних навчаючих алгоритмів і необхідністю спеціальної підготовки потенційних користувачів для оптимальної організації адаптивного процесу. У той же час, широке розповсюдження можуть отримати аналогові нейрокомп'ютери/нейросітки з фіксованою або незначно підналагоджуваною структурою зв'язків – *нейропроцесори*.

Твердження 3. Задача створення нейропроцесорів зводиться до навчання цифрової нейросіткової моделі необхідній поведінці на звичайному цифровому комп'ютері.

Означення 8. Базова модель ШНС – математична та її програмна і/або апаратна реалізація, на основі яких будується ШНС.

Твердження 4. Архітектура ШНС визначається кількістю шарів і нейронів у шарі.

З позицій архітектурного побудування ШНС важливу роль відіграє *нелінійність активаційної функції* через те, що, якби вона не володіла даною властивістю або не належала алгоритму роботи кожного нейрона, результат функціонування будь-якої n -шарової НС зводився б до добутку вхідного вектора X сигналів x_i на матрицю вагових коефіцієнтів. Тобто фактично така НС була б еквівалентна одношаровій НС з ваговою матрицею W єдиного шару.

Означення 9. Активаційна функція – функція $f_a(*)$, яка визначає правило переходу нейрона, що знаходиться в момент часу t у стані $g(t)$, в новий стан $g(t+1)$ при надходженні вхідних сигналів x_i .

В ряді НС активаційна функція може залежати не тільки від вагових коефіцієнтів зв'язків w_{ij} , але й від часу t_{ij} передавання сигналу по каналах зв'язку. Тому в загальному випадку активаційна/передавальна функція зв'язку C_{ij} від елемента u_i до u_j має вигляд: $C_{ij}^* = f[w_{ij}(t), u_i^*(t - t_{ij})]$. Тоді для *синхронної нейросітки* час t_{ij} передавання кожного зв'язку або дорівнює нулю, або фіксований сталій t . В *асинхронній нейросітці* час t_{ij} передавання для кожного зв'язку між елементами u_j та u_i свій, але також сталій.

Твердження 5. Структура ШНС визначається напрямом та охопленням зв'язків між шарами та окремими нейронами, тобто характером зв'язків.

Визначення кількості проміжних шарів і кількості нейронів у них є важливим при моделюванні сітки. Зазвичай, застосовуючи архітектуру до визначених проблем, використовують загальні правила, зокрема:

1. Кількість входів та виходів сітки визначаються кількістю вхідних та вихідних параметрів досліджуваного об'єкта. На відміну від зовнішніх шарів, у прихованому шарі $n_{\text{прих}}$ кількість нейронів обирається емпірично. В більшості випадків достатня кількість нейронів становить $n_{\text{прих}} \leq n_{\text{вх}} \leq n_{\text{вих}}$, де $n_{\text{вх}}$, $n_{\text{вих}}$ – кількість нейронів у вхідному і у вихідному шарах.

2. Якщо складність у відношенні між отриманими та бажаними даними на виході збільшується, кількість нейронів прихованого шару повинна також збільшитись.

3. Якщо процес, що моделюється, може поділятися на багато етапів, потрібен додатковий прихований шар/шари. Якщо процес не поділяється на етапи, то додаткові шари можуть призвести до невірною загального рішення.

Оскільки всі ШНС базуються на концепції функціонування нейронів, правил та механізмів їх з'єднань, а також передатних функцій щодо процедури активації, існує подібність між різними структурами або архітектурами НС. Більшість змін походить з різних правил навчання. Таким чином, після того, як визначено кількість шарів і число нейронів в кожному з них, потрібно знайти значення для синаптичних ваг і порогів сітки, які спроможні мінімізувати похибку спродукованого результату. Саме для цього існують *алгоритми навчання*, де відбувається пригонка моделі сітки до наявних навчальних даних.

Твердження 6. Штучні нейронні сітки не програмується у звичайному сенсі – *вони навчаються*.

Означення 10. Навчання з вчителем таке навчання ШНС, яке припускає існування цільового вектора – бажаного виходу ШНС для кожного вхідного вектора і виконується із залученням правил навчання: Хебба, дельта-правила/його модифікацій, алгоритму зворотного поширення похибки тощо.

Твердження 7. Разом вхідний та цільовий вектори утворюють навчаючу пару, і зазвичай сітка навчається на деякому сполученні таких пар.

Означення 11. Навчання без вчителя – таке навчання, яке відбувається за відсутності цільового

вектора, а *навчаючий алгоритм* при цьому підналагоджує ваги таким чином, щоб отримати узгоджені вектори на виході ШНС, причому подання досить близьких вхідних векторів дає однакові вектори на виході.

Означення 12. Навчання з використанням алгоритму зворотного поширення похибки – це навчання, яке, використовуючи поширення принципів дельта-правила, реалізує градієнтний метод опуклого функціоналу похибки в багат шарових ШНС із структурою прямого поширення на моделях ШН з диференційованими функціями активації.

*Твердження 8. Похибка для конкретної топології ШНС з варійовуваними значеннями синаптичних ваг і порогів сітки (так званих *вільних параметрів топології ШНС*) визначається шляхом проходження через неї всієї навчальної множини і порівняння спродукованих на виході значень з цільовими/бажаними. Множина похибок утворює їх *функцію*, яку можна розглядати як похибку сітки. Як функцію похибок найчастіше використовують *суму квадратів похибок*.*

Твердження 9. Мета навчання ШНС за алгоритмом АЗПП полягає в знаходженні на багатовимірній поверхні найнижчої точки, яка відповідатиме глобальному мінімуму.

Для кращого розуміння навчання за алгоритмом АЗПП потрібно роз'яснити поняття *поверхні станів*. Кожному значенню синаптичних ваг і порогів сітки (вільних параметрів моделі кількістю N) відповідає один вимір у багатовимірному просторі. Вимір $N+1$ -ий відповідає похибці сітки. Для різноманітних сполучень ваг відповідну похибку сітки можна зобразити точкою в $N+1$ -вимірному просторі, всі ці точки утворюють деяку поверхню станів.

Поверхня станів має складну будову і досить неприємні властивості, зокрема, наявність локальних мінімумів (точки, найнижчі в своєму певному околі, але вищі від глобального мінімуму), пласкі ділянки, сідлові точки і довгі вузькі яри. Аналітичними засобами неможливо визначити розташування глобального мінімуму на поверхні станів, тому навчання нейросітки по суті полягає в дослідженні цієї поверхні. Відштовхуючись від початкової конфігурації ваг і порогів (від випадково обраної точки на поверхні), алгоритм навчання поступово відшукує глобальний мінімум. Обчислюється вектор градієнта поверхні похибок, який вказує напрямком найкоротшого спуску по поверхні з заданої точки. Якщо трошки просунутись по ньому, похибка зменшиться. Зрештою алгоритм зупиняється в нижній точці, що може виявитись лише локальним мінімумом (в ідеальному випадку – глобальним мінімумом). Складність застосування АЗПП полягає у виборі довжини кроків переходу вектора градієнта поверхні похибок, через що або зростає кількість ітерацій і разом з тим час пошуку (при замалих кроках, або *epoch*), або зростає ймовірність “перестрибування” оптимального розв'язку чи руху в невірному напрямку (при занадто великих кроках). Ітеративний процес навчання припиняється або коли *пройдена визначена кількість epoch*, або коли *похибка досягає визначеного рівня малості*, або коли вона *перестає зменшуватись* (користувач сам обирає потрібний критерій зупинення процесу).

Означення 13. Навчання шляхом самоорганізації – таке навчання, за яким аналогічні вхідні сигнали збуджують сусідні нейрони і такий “колективізм” може здійснюватися завдяки оберненним зв'язкам. Ваги змінюються на кожному кроці навчання і їх змінювання залежить як від сусідніх вхідних образів, так і ймовірного розподілення, за яким пропонуються для навчання допущені вхідні образи.

Означення 14. Сітки з фіксованими зв'язками такі, у яких вагові коефіцієнти W призначаються відразу, виходячи з умов задачі, і $dW/dt = 0$.

Означення 15. Сітки з динамічними зв'язками такі, в яких у процесі навчання відбувається налагодження синаптичних ваг, причому $dW/dt \neq 0$.

Означення 16. Топологія ШНС – це модель нейросітки з певними архітектурою, структурою, методами навчання і настроювання ваг і побудовані на основі певних моделей ШН.

Твердження 10. Топологічні властивості (ТВ) ШНС не змінюються за будь-яких структурно-архітектурних перетвореннях без втрати суттєвості певного виду нейросіток. Прикладом ТВ ШНС є розмірність/потужність останніх, що визначається кількісною характеристикою: шарів, нейронів у шарі, а також зворотних зв'язків, входів та виходів сітки.

Означення 17. Топологічний простір ШНС – множина моделей сіток будь-якої топології, в якій через НВКО в той чи інший спосіб визначені граничні значення ТВ ШНС.

Логічна схема поетапного синтезу ШНС. Наведена на рисунку 3 схема містить, з урахуванням запропонованого НВКО, відображення послідовності їх урахування при ітераційній процедурі синтезу ШНС на основі КУПД інтелектуальних агентів у процесі функціонування МАПАВ.

Остання процедура поетапного синтезу ШНС зводиться до перевірки інтелектуальними агентами умов виконання критеріїв обслуговуваності поточним вектором можливостей конкретної топології ШНС вимог задачі.

Твердження 11. В мультиагентній системі функції інтелектуалізованих агентів можуть реалізуватися певними топологіями ШНС.

Означення 18. Критерій обслуговуваності – показник задоволення топологією ШНС вимог з боку розв'язуваної задачі і професійної відповідності користувача.

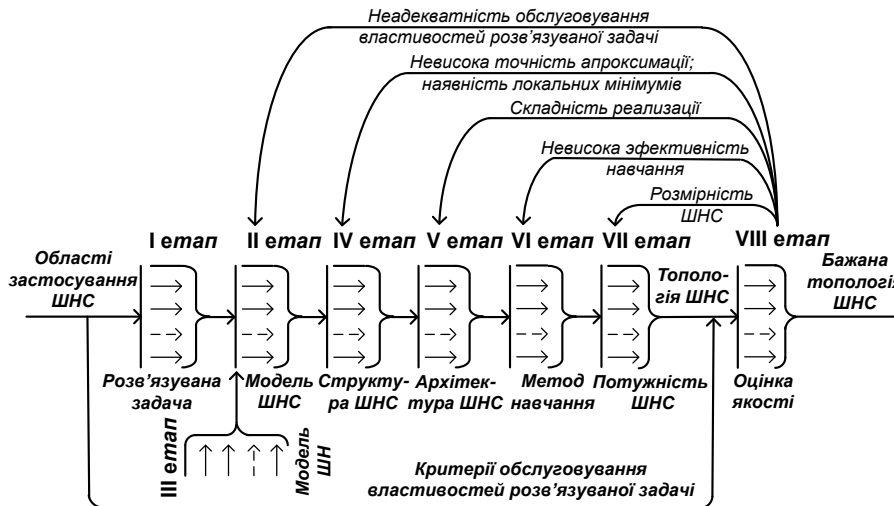


Рис. 3. Логічна схема поетапного синтезу ШНС

Агентно-орієнтований вибір умов “розв’язувана задача – топологія ШНС”. На рисунку 4 наведена УМВТТ, заснована на реляційних відношеннях [12] між окремими компонентами НРКП, формування якого є перша складність реалізації моделі [13].

Друга складність полягає у кількісному визначенні вагомості реляційних зв’язків між вирішеними класифікаційними ознаками і реалізується експертним рейтинговим оцінюванням альтернативних варіантів із застосуванням методів ранжування та попарних порівнянь [14]. Відповідні дослідження потребують глибоких і ретельних проробок щодо однозначності розв’язання цієї частини задачі адекватного вибору ШНС. На рисунку 4 наведені умовні кількісні результати попередніх обробок джерельних даних, які, не претендуючи на строгість експертного оцінювання, можна розглядати як приклад загальної постановки при розв’язанні задачі адекватного вибору ШНС в інтерпретаційній моделі.

Висновки. Можна констатувати, що з найпоширеніших сфер застосування ШНС є *розпізнавання образів*. Це тим важливіше враховувати через те, що у більшості інших застосувань задача розпізнавання, навіть не будучи метою використання у явному вигляді, все ж припускає цю процедуру при образах, що надходять на вхід з наступною їх класифікацією, кластеризацією тощо. Під кластеризацією розуміють розбиття множини вхідних образів на класи, коли ані кількість, ані ознаки класів невідомі. Сітка може констатувати, що вхідний образ не належить до жодного з виділених класів – це свідчить про те, що з’явилися нові образи з відмінними ознаками від тих, що визначають належність до певного класу. Тобто сітка виявляє нові, невідомі раніше класи образів, виконуючи функції *кластеризатора*.

З іншого боку, будь-яке застосування ШНС для розв’язання прикладних задач асоціюється з механізмом *прийняття рішень при керуванні*, рівно як і прийняття рішень, в свою чергу, базується на перебиранні можливих варіантів і виборі задовольняючого заданий показник ефективності. А це і є визначенням такого стану ШНС, яке відповідає “образу” ефективного керування [11].

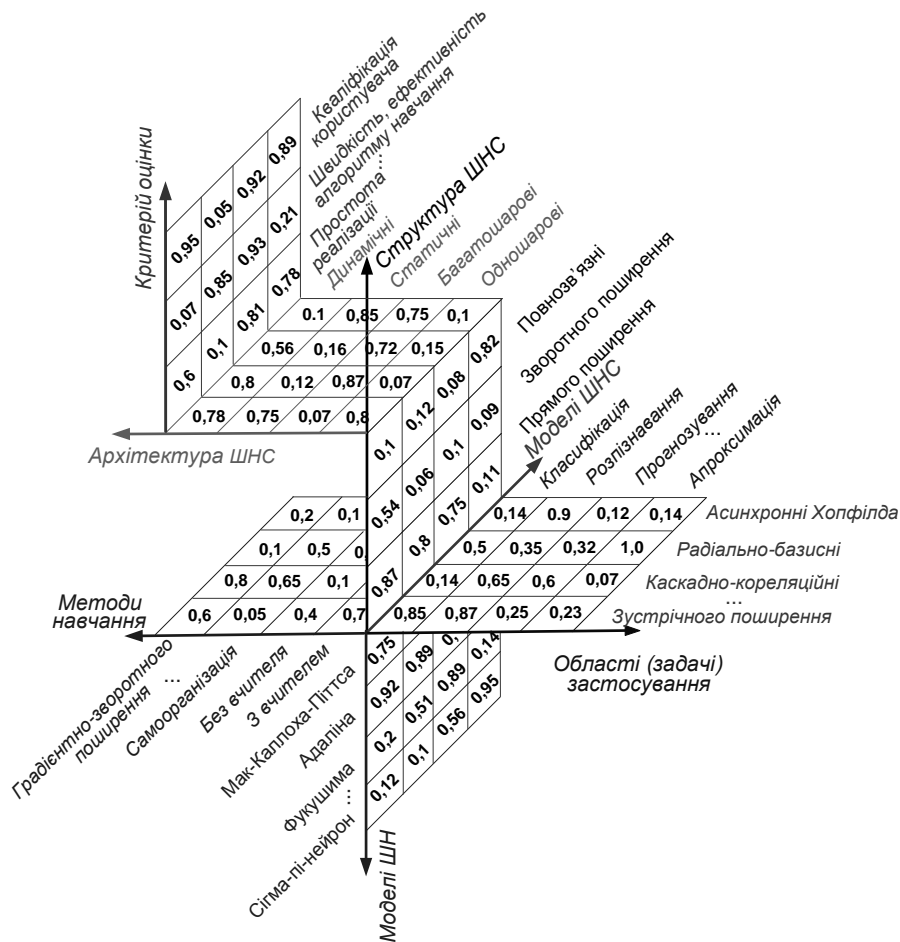


Рис. 4. Інтерпретаційна УМВТТ ШНС

Прогнозування можна віднести до так званої “імпровізуючої” властивості ШНС у вигляді узагальнення і виокремлення схованих взаємозв’язків між даними на вході і виході. Інакше кажучи, якщо у вхідній вибірці даних є сховані закономірності їх впливу на змінювання даних на виході, то можна використовувати ШНС як прогнозуючий інструмент. А вже далі, на підставі цієї прогнозуючої функції, ШНС може приймати рішення при керуванні.

В багатьох випадках буває необхідно підібрати для функції, заданої тільки таблично або графіком, що відображує результати експериментальних даних, аналітичний вираз, що відбиває ці залежності. Формула ж може виявитися досить складною і некоректною для вимаганої мети (наприклад, функція має бути проінтегрованою, а інтеграл від неї не виражається через елементарні функції). Тоді емпіричними формулами для зображення необхідної функції $f(x)$ обирають наближену функцію $g(x)$ як набір з функцій певного виду, вимагаючи, щоб вона якомога ближче співпадала з $f(x)$ на деякому інтервалі ($a \leq x \leq b$). Нелінійна характеристика при цьому може бути довільною. Від вибору нелінійної функції може залежати складність ШНС, але з будь-якою нелінійністю сітка залишається універсальним апроксиматором і при коректному виборі структури може досить точно апроксимувати функціонування будь-якого неперервного автомата.

Здатність ШНС до виявлення взаємозв’язків між різними параметрами дозволяє подавати дані великої розмірності більш компактно, якщо останні тісно взаємопов’язані одне з одним. Нейросітки із зворотним процесом – відновлення вихідного образу з його частини або з його спотвореного (зашумленого/пошкодженого) оригіналу – дістали назву *автоасоціативної пам’яті*. Створення на ШНС *гетероасоціативної пам’яті* дозволяє реалізовувати пам’ять, яка адресується за вмістом.

Отже, наведений в статті класифікатор ШНС, побудований на НВКО, а також запропонована інтерпретаційна модель вибору адекватної топології ШНС є основою для автоматизації цього процесу, що дозволить усунути суб’єктивний фактор некомпетентності користувача і реалізувати в автоматизованому вигляді логічну схему поетапного синтезу ШНС.

Список використаної літератури:

1. Айзерман М.Ф. Метод потенциальных функций в теории обучения машин / М.Ф. Айзерман, Э.М.

- Браверман, Л.И. Розноэр.* – М. : Наука, 1970.
2. *Барцев С.И.* Адаптивные сети обработки информации / *С.И. Барцев, В.А. Охонин.* – Красноярск : Ин-т физики СО АН СССР, 1986. – 20 с.
 3. *Бонгард М.М.* Проблемы узнавания / *М.М. Бонгард.* – М. : Физматгиз, 1967.
 4. *Винер Н.* Кибернетика или управление и связь в животном и машине / *Н.Винер.* – М. : Сов. радио, 1968. – 326 с.
 5. *Галушкин А.И.* Синтез многослойных систем распознавания образов / *А.И. Галушкин.* – М. : Энергия, 1974.
 6. *Горбань А.Н.* Нейроинформатика: кто мы, куда мы идём, как путь наш измерить? / *А.Н. Горбань* // Вычислительные технологии. – М. : Машиностроение, 2000. – № 4. – С. 10–14.
 7. *Ивахненко А.Г.* Метод группового учета аргументов – конкурент метода стохастической аппроксимации / *А.Г. Ивахненко* // Автоматика. – 1968. – № 3. – С. 58–72.
 8. *Ивахненко А.Г.* Самообучающиеся системы распознавания и автоматического управления / *А.Г. Ивахненко.* – К. : Техніка, 1969. – 392 с.
 9. *Ивахненко А.Г.* Системы эвристической самоорганизации в технической кибернетике / *А.Г. Ивахненко.* – К. : Техніка, 1971. – 372 с.
 10. *Петров А.П.* О возможностях перцептрона / *А.П. Петров* // Известия АН СССР, Техническая кибернетика. – 1964. – № 6.
 11. *Чернодуб А.Н.* Обзор методов нейроуправления / *А.Н. Чернодуб, Д.А. Дзюба* // Проблемы программирования. – 2011. – № 2. – С. 79–94.
 12. *Ямпольский Л.С.* Автоматизированные системы технологической подготовки робототехнического производства / *Л.С. Ямпольский, О.М. Калинин, М.М. Ткач.* – К. : Вища шк., 1987. – 271 с.
 13. *Ямпольский Л.С.* Объектно-ориентированный выбор топологии нейросетей при решении прикладных задач / *Л.С. Ямпольский, О.И. Лисовиченко* // Стратегия качества в промышленности и образовании : матер. VIII Междунар. конф., 8–15 мая 2012. – Варна : Технический ун-т, 2012. – С. 475–478.
 14. *Ямпольский Л.С.* Системы искусственного интеллекта в планировании, моделировании и управлении / *Л.С. Ямпольский, Б.П. Ткач, О.И. Лисовиченко.* – К. : ДП «Вид. Дім «Персонал», 2011. – 544 с.
 15. *Ackley D.H.* A Learning Algorithm for Boatman Machines / *D.H. Ackley, G.E. Hinton and T.J. Sejnowski* // Cognitive Science. – 1985. – № 9. – Pp. 147–169.
 16. *Almeida L.B.* A Learning Rule for Asynchronous Perceptrons with Feedback in a Combinatorial Environment / *L.B. Almeida* // Proc. of the First IEEE International Conference on Neural Networks, USA, SanDiego, 1987. – Vol. 2. – Pp. 609–618.
 17. *Anderson J.A.* Two Models for Memory Organization / *J.A. Anderson* // Mathematical Biosciences. – 1970. – № 8. – Pp. 137–160.
 18. *Bartsev S.I.* The algorithm of dual functioning (back-propagation): general approach, versions and applications / *S.I. Bartsev, V.A. Okhonin.* – Krasnoyarsk : Biophysics Institute SB AS USSR of, 1989. – Preprint, № 107B. – 16 p.
 19. *Bellifemine F.L.* Developing Multi-Agent Systems with JADE / *F.L. Bellifemine, G.Caire and D.Greenwood.* – Wiley, 2007.
 20. *Carpenter G.A.* The ART of Adaptive Pattern Recognition by a Self-Organizing Neural Networks / *G.A. Carpenter and S.Grossberg* // Computer. – 1988, March. – Pp. 77–88.
 21. *Carpenter G.A.* Fuzzy ART: Fast Stable Learning and Categorization of Analog Input Patterns by an Adaptive Resonance System / *G.A. Carpenter, S.Grossberg and D.B. Rosen* // Neural Networks. – 1991. – № 4. – Pp. 759–771.
 22. *Elman J.L.* Finding Structure in Time / *J.L. Elman* // Cognitive Science. – 1990. – 14. – Pp. 179–211.
 23. *Fahlman S.E.* The Cascade-Correlation Learning Architecture / *S.E. Fahlman and C.Lebiere* // Carnegie Mellon Report. Nr. CMU-CS-88-162, 1990.
 24. *Fukushima K.* Neocognitron: A Self-organizing Neural Network for a Mechanism of Pattern Recognition Unaffected by Shift in Position / *K.Fukushima* // Biological Cybernetics. – 1980. – 36. – Pp. 193–202.
 25. *Fukushima K.* Cognitron: A Self-organizing Multiplayered Neural Network / *K.Fukushima* // Biological Cybernetics. – 1975. – 20. – Pp. 121–136.
 26. *Grossberg S.* Competitive Learning: From Interactive Activation do Adaptive Resonance / *S.Grossberg* // Cognitive Science. – 1987. – 11. – Pp. 23–63.
 27. *Grossberg S.* Nonlinear Neural Networks: Principles, Mechanism and Architectures / *S.Grossberg* // Neural Networks, 1988. – Vol. 1. – № 1. – Pp. 17–62.
 28. *Haken H.* Mustererkennung durch synergetische Computer. Teil 1. Und 2 / *H.Haken, A.Fuchs, W.Banzhatt* // Design and Elektronik, 1989.

29. *Harp S.* Genetic Optimization of Neural Networks Architectures for Electric Utility Applications / *S.Harp and T.Samad* // Final Report. Electric Power Research Institute, Research Project № 8016-04, Palo Alto, CA. March. – 1994.
30. *Hecht-Nielsen R.* Theory of the Backpropagation Neural Network / *R.Hecht-Nielsen* // Proc. of Int. Joint. Conf. on Neural Networks. – Washington : D.C., 1989. – 1. – Pp. 593–606.
31. *Hebb D.* The Organization of Behavior / *D.Hebb*. – New York : Willey Publications, 1949.
32. *Hinton G.E.* Connectionist Learning Procedures / *G.E. Hinton* // Artificial Intelligence. – 1989. – 40. – Pp. 185–234.
33. *Holland J.L.* Adaptation in Natural and Artificial Systems / *J.L. Holland* // An Introductory Analysis with Application to Biology, Control and Artificial Systems. – The University of Michigan Press, Ann Arbor. – 1975.
34. *Hopfield J.J.* Neural Networks and Physical Systems with Emergent Collective Computational Abilities / *J.J. Hopfield* // Proc. of the National Academy of Science. – 1982. – 79. – Pp. 2554–2558.
35. *Hopfield J.J.* Neurons with Graded Response Have Collective Computational Properties Like Those of Two-State Neurons / *J.J. Hopfield* // Proc. of the National Academy of Science. – 1982. – 81. – Pp. 3088–3092.
36. *Jordan M.I.* Attractor Dynamics and Parallelism in a Connectionist Sequential Machine / *M.I. Jordan* // Proc. of the Eight Annual Conference of the Cognitive Science Society, Erlbaum, Hillsdale NJ, 1986. – Pp. 531–546.
37. *Kohonen T.* Associative Memory / *T.Kohonen* // A System Theoretic Approach. – Berlin : Springer, 1977.
38. *Kohonen T.* Self-Organized Formation of Topologically Correct Feature Maps / *T.Kohonen* // Biological Cybernetics. – 1982. – 43. – Pp. 59–69.
39. *Kosko B.* Adaptive Bidirectional Associative Memories / *B.Kosko* // Appl. Optics. – 1987. – 26. – № 33. – Pp. 4947–4960.
40. *Koza J.P.* Genetic Programming / *J.P. Koza* // Programming of Computers by Means of Natural Selection. – Cambridge, MA, MIT Press, 1992.
41. *Lang K.J.* A Time-Delay Neural Network Architecture for Isolated Word Recognition / *K.J. Lang, A.H. Waibel and G.E. Hinton* // Neural Network. – 1990. – 3. – № 1. – Pp. 23–43.
42. *Lippman R.P.* An Introduction to Computing with Neural Nets / *R.P. Lippman* // IEEE ASSP Magazine. – 1987. – № 4. – Pp. 4–22.
43. *Mc Culloch W.S.* A Logical Calculus of the Ideas Immanent in Nervous Activity / *Mc W.S. Culloch and W.Pitts* // Bulletin of Mathematical Biophysics. – 1943. – 5. – Pp. 115–133.
44. *Minsky M.L.* Perceptrons / *M.L. Minsky and S.A. Papert* // Cambridge (Mass): MIT press, 1969. – 321 p.
45. *Nelles O.* Neuronale Netze zur Identifikation nichtlinearer dynamischer Systeme: Ein Überblick / *O.Nelles, S.Ernst and R.Isermann* // Automatisierungstechnik. – 1997. – 45. – № 6. – S. 251–262.
46. *Patterson D.* Artificial Neural Networks / *D.Patterson* // Theory and Application. – Singapore : Prentice Hall Inc., 1996.
47. *Pham D.T.* Modelling and Prediction using GMDH Networks of Adalines with Nonlinear Preprocessors / *D.T. Pham and X.Liu* // Intern. Journal System Science. 1994. – 25. – № 11. – Pp. 1743–1759.
48. *Pineda F.J.* Dynamic and Architectures for Neural Computation / *F.J. Pineda* // Journal of Complexity. – 1988. – 4. – Pp. 216–245.
49. *Powell V.J.D.* Radial Basis Functions for Multivariable Interpolation: A review / *V.J.D. Powell* // Proc. of IMA Conf. on Algorithms for the Approximation of Functions and Data, Shrivensham, UK. – 1985. – Pp. 143–167.
50. *Rosenblatt F.* The Perceptron: A Probabilistic Model for Information Storage and Organization in the Brain / *F.Rosenblatt* // Psychological Review. – 1958. – 65. – Pp. 386–408.
51. *Rumelhart D.E.* Learning Internal Representations by Error Propagation / *D.E. Rumelhart, G.E. Hilton and R.J. Williams* // In Parallel Distributed Processing: Explorations in the Microstructure of Cognition. D.E. Rumelhart, J.L. Mc Clelland (Eds). – Cambridge: MIT Press, 1986. – Vol. 1. – Chapt. 8. – Pp. 318–364.
52. Phoneme Recognition using Time-Delay Neural Network / *A.Waibel, T.Hanazava, G.Hinton et al.* // IEEE Trans. on Acoustics, Speech and Signal Processing, 1989. – 37. – № 3. – Pp. 328–339.
53. *Werbos P.J.* Beyond regression: New Tools for Prediction and Analysis in the Behavioral Sciences. Ph.D thesis / *P.J. Werbos*. – Cambridge, MA, Harvard University, 1974.
54. *Widrow B.* Adaptive Switching Circuits / *B.Widrow and M.E. Hoff* // IRE WESCON Convention Record. – New York : IRE, 1960. – Pp. 96–104.
55. *Whitley D.* Genetic Reinforcement Learning with Multilayer Neural Networks / *D.Whitley, S.Dominic and R.Das* // In Belew and Booker. – 1991. – Pp. 562–570.
56. *Yoh-han Pao.* Adaptive Pattern Recognition and Neural Networks / *Pao Yoh-han* // Reading Massachusetts. – Addison ; Wesley, 1989. – 309 p.

ЯМПОЛЬСЬКИЙ Леонід Степанович – кандидат технічних наук, доктор філософії, професор Національного технічного університету України “КПІ”.

Наукові інтереси:

- проблеми штучного інтелекту;
- нейротехнології та нейрокомп’ютерні системи в задачах прийняття рішень.

Стаття надійшла до редакції 17.10.2012