

## ОСОБЛИВОСТІ РЕАЛІЗАЦІЇ СЕМАНТИЧНОЇ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ СТВОРЕННЯ ГЕНЕРАТОРА НАВЧАЛЬНИХ КРОСВОРДІВ

**В. С. Круглик, В. Ю. Астаф'єв**

Мелітопольський державний педагогічний університет імені Богдана Хмельницького

**ORCID: 0000-0002-5196-7241; 0000-0001-5812-0660**

Сучасний стан розвитку науки та техніки значною мірою акцентує свою увагу на розвитку та автоматизації всіх процесів людської діяльності, що у свою чергу призводить до постійного і інтенсивного зростання обсягів текстової інформації та труднощів пошуку необхідних відомостей серед безлічі доступних текстів значно зменшують її цінність. В освітній діяльності, постійний розвиток призводить до унеможливлення створення актуальних навчальних матеріалів через постійне оновлення освітніх програм. Рішення цієї задачі доцільно вирішувати інноваційними засобами інформатизації та технологією заміни людської праці на машинну. В дослідженні зроблено спробу розробки нейромережевого алгоритму для вирішення поставленої проблеми. Авторами проведено аналіз сучасних наукових розробок, розроблено алгоритм гібридної нейронної мережі, розкрито особливості розробленого алгоритму та описано математичний апарат роботи.

**Ключові слова:** нейронна мережа, алгоритм, класифікація, автоматизація, розпізнавання тексту, гібридна мережа, семантична мережа.

**АКТУАЛЬНІСТЬ РОБОТИ.** Дослідження і розробки в галузі автоматичної обробки тексту в Європі і США привертають увагу найбільших фірм і державних організацій найвищого рівня, в нашій країні ці напрямки активно розвивають різні наукові школи. Особливе значення даних напрямків набуло в зв'язку з активним поширенням глобальних, інформаційних мереж. У зв'язку з цим, пильну увагу привертає також робота пошукових систем, систем класифікації та реферування в загальних системах для обробки інформації з метою підвищення ефективності її використання. Розвиток не тільки глобальних комп'ютерних мереж, але і повних баз даних привів до постійного нарощування інформаційних текстових ресурсів: освітні центри організують в Інтернеті бази наукових статей, авторефератів, багато організацій надають доступ до ресурсів електронних бібліотек, публікуються тисячі повних текстів докладів тощо. При постійному і інтенсивному зростанні обсягів текстової інформації, труднощі пошуку необхідних відомостей серед безлічі доступних текстів значно зменшують її цінність. Тому особливу значимість автоматична класифікація текстових документів має для інформаційно-пошукових систем глобальних мереж, повнотекстових баз даних та автоматизації аналітичних процесів. Виходячи з цього, завдання автоматичної класифікації тексту, представляючи собою окремий випадок завдання розпізнавання сенсу та необхідності використання даного слова, є в наш час актуальною проблемою, що зачіпає різні сфери людської діяльності. Фактично, автоматична класифікація являє собою математичні операції над об'єктами, представленими математично. Виходячи з вищесказаного, незважаючи на принципові відмінності, нейронну і семантичну мережі можна уявити у вигляді математичних перетворень, що дозволяє знайти універсальний математичний апарат для створення ефективного гібрида. В даний час у зв'язку з появою нових можливостей, а також відсутністю нової принципової ідеї, розробка моделей, які суміщають принципово різні підходи, стала одним з найбільш актуальних напрямків. В основному розробляються гібридні моделі, які носять прикладний характер, і спрямовані на найбільш ефективне рішення

будь-якої конкретної задачі в різних сферах діяльності. Все це послугувало передумовами для постановки мети роботи, а саме спроба відійти від традиційної класифікації нейронних мереж, і звернути більшу увагу на смислові одиниці, що містяться в тексті, і зв'язку між ними, що традиційно є прерогативою семантичних мереж.

**МАТЕРІАЛ І РЕЗУЛЬТАТИ ДОСЛІДЖЕНЬ.** Задачі комп'ютерного аналізу тексту на природній мові присвячено безліч теоретичних і практичних робіт [1, 2, 3]. Доступні сьогодні обчислювальні потужності дозволили застосувати широкий спектр математичних методів аналізу неструктурованих даних для обробки великих масивів документів, ефективно вирішуючи завдання пошуку інформації, класифікації, кластерного аналізу, виявлення прихованих закономірностей та інші. Однак, з нарощуванням технічної потужності, рішення задачі автоматичної класифікації текстів не тільки не втрачає своєї актуальності, а навпаки, стає все більш необхідним в зв'язку з постійно зростаючим обсягом текстових даних. Практично кожен великий тимчасовий проект призводить до того, що обсяги даних стають неосяжними та не піддаються аналізу і класифікації вручну. Автоматична класифікація текстів у навісних стрічках, автоматичний тематичний класифікатор в мережевих бібліотеках є прикладом вирішення цього завдання. Одним з напрямків, які активно розвиваються, є рішення завдання автоматичної класифікації застосування штучних нейронних мереж завдяки яким з'явилися можливості використання їх в сферах людської діяльності. В наш час штучні нейронні мережі використовуються для такого широкого класу задач, як прогноз погоди, медична діагностика (аналіз електрокардіограм, штучний зір тощо), економічний аналіз: прогнозування ситуації на ринку, виявлення фальсифікацій, аналіз страхових позовів, банківських операцій тощо; розпізнавання образів; створення експертних систем; нейромережеві класифікатори, та інші задачі, що були описані в роботі [4].

Проблеми, які вирішуються за допомогою штучних нейронних мереж можна розбити на наступні категорії: класифікація, кластеризація, передбачення

(прогноз), оптимізація пам'яті за змістом, управління, апроксимація функцій, яка генерується невідомою функцією, спотвореної шумом. В нашій роботі доцільним є звернення уваги на двох групах класифікації та кластеризація.

**Класифікація.** Завдання полягає у вказівці приналежності вхідного образу, представленого вектором ознак, одному або деяким попередньо визначеним класам.

**Кластеризація.** Алгоритм кластеризації розміщує близькі образи в один кластер. Кластеризація іноді застосовується для з потягу знань, стиснення даних і дослідження властивостей даних.

Нейромережеві класифікатори ефективно працюють в задачах розпізнавання зображень. Описи класів  $F$ , як правило, представляють багатовимірні вектори дійсних чисел, закладені в синоптичних вагах штучних нейронів, а процедура класифікації характеризується способом перетворення аналізованого тексту до аналогічного, видом функції активації нейронів, а так само топологією мережі. Процес навчання класифікатора виданому разі збігається з процедурою навчання мережі і залежить від обраної топології.

Штучний нейрон імітує в першому наближенні властивості, біологічного нейрона. На вхід штучного нейрона надходить незначна безліч сигналів, кожен з яких є виходом іншого нейрона. Кожен вхід множиться на відповідну вагу, аналогічний синоптичної силі, і всі твори підсумовуються, визначаючи рівень активації нейрона.

Безліч вхідних сигналів, позначених  $X \{x_1, \dots, x_n\}$ , поступає на штучний нейрон. Ці вхідні сигнали, в сукупності про значущі вектором  $X$ , відповідають сигналам, що приходять в синапси біологічного нейрона. Кожен сигнал множиться на відповідну вагу  $W \{w_1, \dots, w_n\}$  і надходить на сумуючий блок. Кожна вага відповідає «силі» одного біологічного синоптичного зв'язку. Сумуючий блок, що відповідає тілу біологічного елемента, складає зважені входи алгебраїчно, створюючи вихід, який ми будемо називати  $NET$ . У векторних позначеннях це може бути записано таким чином:  $NET = X$ . Сигнал  $NET$  далі, перетворюється активаційною функцією  $F$  і дає вихідний нейронний сигнал  $OUT$ . Активаційна функція може бути простою лінійною функцією  $OUT = K(NET)$ , де  $K$  - постійна, порогової функції  $OUT = 1$ , якщо  $NET > T$ ,  $OUT = 0$  в інших випадках,  $T$  - деяка постійна порогова величина.  $F$  приймає сигнал  $NET$  і видає сигнал  $OUT$ , вхідний сигнал перетворюється активаційною функцією  $F$ . Якщо блок  $F$  звужує діапазон зміни величини  $NET$  так, що при будь-яких значеннях  $NET$  значення  $OUT$  належать деякому кінцевому інтервалу, то  $F$  «стискає» функцією. В якості активаційної функції часто використовується логістична ( $S$ -образна) функція (1).

$$F(x) = \frac{1}{(1 - e^{-w})} \quad (1)$$

Вагові коефіцієнти синапсів кожного шару зводяться в матрицю, в якій кожен елемент задає величину синаптичного зв'язку  $u$ -го нейрона. Процес, що відбувається в нейронній мережі, може бути записаний в матричній формі:

$$Y = E(x_{I0}) \quad , \quad (2)$$

де  $X$  – вхідний вектор;  $Y$  – вихідний вектор;  $X_{I0}$  – матриця вагових коефіцієнтів синапсів. Таким чином, багатовимірне відображення  $X \rightarrow Y$  – це уявлення його за допомогою математичних операцій над двома (не більше) змінними.

Розглядаючи використання нейронних мереж для автоматичної класифікації текстів, не можна не згадати про такі часто і успішно при змінюваних мережах, як мережа Кохонена і мережу класифікатор Гроссберга. Застосування їх як в чистому вигляді, так і у вигляді різних гібридів і модифікацій широко поширене і виправдано.

Обґрунтовуючи вибір гібридного підходу до автоматичної класифікації тексту, доцільним є наголосити на особливостях семантичних мереж.

До переваг можна віднести простоту опису предметної області, стійкість до протиріччям, критичність вхідних даних, високу швидкість роботи. Семантем етичні мережі фактично є граф, в якому вузли і зв'язки мають імена, а створюються ці вузли і зв'язки, їх упорядкування в структуру згідно смисловим відносинам між іменами. Завдяки цьому мережа дає повне смислове уявлення про предмет дослідження, однак структура мережі є сильно зв'язною. Стосовно до автоматичної класифікації тексту значною гідністю є можливість враховувати лінгвістичні, морфологічні дані.

Основним же недоліком є відсутність самонавчання і автоматичної формалізації знань, тому її застосування більш виправдано в експертних системах. Потрібно також відзначити слабку «шаровість» семантичної мережі, для якої реалізація простого узагальнення є нетривіальним завданням, що є досить великою проблемою з точки зору завдання автоматичної класифікації. Хоча семантична мережа дає найбільш повний і докладний опис предметної області, проте структура мережі є сильно зв'язною, до того ж присутня надмірність опису.

Асоціативна нейронна мережа представляє собою структуру, що складається з вузлів - штучних нейронів, які найчастіше пов'язуються після активації, але таким чином, щоб сигнал, який подається на вхідний шар, був перетворений у вихідний шар, який представляє собою рішення задачі [5]. Кожен зв'язок має вагу, а вузол - функцію активації. Також необхідно відзначити велику значимість процесу навчання, важливість навчальної вибірки, від коректності якої багато в чому залежить те, наскільки ефективно буде працювати мережа. Процес навчання є трудомістким, на його ефективність впливає сукупність багатьох факторів. Створення навчальної вибірки досить суб'єктивне, що впливає на результат навчання. На даний момент практично відсутні чіткі рекомендації вибору алгоритму процесу навчання. Через безліч факторів, що впливають і відсутність загальних закономірностей навчання, настройка параметрів мережі проводиться емпірично. Також недоліком нейронних мереж в контексті вирішення завдання автоматичної класифікації та вилучення сенсу можна вважати те, що вони не враховують лінгвістичних даних, розглядаючи слова і

тексти як формальні послідовності символів, що видається явним процесом [6]. Важливим моментом є те, що нейронні мережі пристосовані обробляти тільки інформацію, представлену числовими векторами, тому для їх застосування, в обробці звичайних документів людською мовою, тексти необхідно представляти у векторному вигляді. Для вирішення цієї проблеми використовуються [7] словники термінів, полеграмні моделі, моделі терм-документів, а також ряд інших методів. Можна коротко сформулювати такі переваги і недоліки асоціативної нейронної мережі.

Огляд різних технологій побудови гібридних систем, які використовують спільно символічне і нейромережеві подання знань, можна знайти в [8]. Нейронні мережі втілюються в основному цифровими процесами. Нейрон фактично являє собою зважену суму його численних входів, а сама нейронна мережа - цифрові обчислення. Семантична мережа обчислює функції структур символів. Однак фактично цифри є символами, і обчислювані функції цифр можуть бути обчислюваних в символічних процесах, семантичні і нейронні мережі виражаються математичними засобами. У дослідженні було вирішено відійти від використання аналогових сигналів і символічного подання до гібридної мережі, виходячи з можливості вираження семантичних властивостей цифровими процесами.

Виходячи з проведеного аналізу, відзначимо, що можливі такі типи гібридних архітектур [9]:

1. Формулювання і перекодування проблеми найбільш придатним чином для алгоритму.

2. Використання різних елементів для різних особистих частин процесу виходячи з найбільшої ефективності.

3. Побудова нового алгоритму або мови, яка містить складові від кожного і використання елементів найбільш доречним чином.

4. Знаходження максимально зручного набору примітивів, наголошуючи на властивості обох складових, і використання їх при побудові нової системи.

Термін «гібридний» використовується, в тому числі, для систем, будь-яким чином комбінуює семантичну і нейронну мережу, до них відносять всі названі вище типи.

Типи 3 і 4, порівняно із 2, і можуть бути більш ефективними, працездатними і витонченими, проте складнішими в реалізації. Так, спроможності обох, семантичної і нейронної мереж можуть бути скомбіновані розривом на частини найбільш істотних компонентів їх значущих процесів і інтегровані так близько, як це можливо.

В розробці гібридної моделі застосований в більшій мірі підхід 3, так як він найбільш легко реалізується програмно. Місце мови займає модель, яка частково реалізує можливості одного підходу (семантичного) методами та інструментами іншого (асоціативного). Представлений в роботі підхід може бути використаний не тільки для автоматичної класифікації, а й для інших завдань, автоматичної рубрикації. Нейронні мережі включають в себе не тільки засоби по обробці градієнтних даних, але і відносин між об'єктами.

Отже, можна сказати, що: по-перше, для створення ефективного гібрида можна знайти якийсь універсальний математичний апарат; по-друге, існує можливість вираження одного підходу через інший. Створення гібридних архітектур має бути направлено на поєднання найбільш сильних сторін кожного з розглянутих вище підходів. Для семантичної мережі це ефективність роботи з поняттями і ієрархічно зв'язками, стійкість до суперечностей. Для асоціативної нейронної мережі - можливість динамічного навчання, побудови нових класів і виявлення прихованих закономірностей.

Для семантичних мереж розроблений математичний апарат, на основі якого робиться висновок і будуються зв'язки. З іншого боку, нейронна мережа, сама по собі, є по суті, матричними перед утвореннями, і працює на основі математики. З цих двох чинників явно йдуть спроби об'єднати ці принципи, створюючи нейронну мережу, в якій будуть реалізовані правила семантичної. Можна умовно уявити вищесказане у вигляді ієрархії з точки зору уявлень такого вигляду:

- нейронна мережа - рівень опису загальної структури системи, що складається з об'єктів;
- семантична мережа - рівень взаємодії, відносин між об'єктами;
- класифікація - рівень математичних операцій над об'єктами, між якими вже встановлені зв'язки.

Фактично, автоматична класифікація являє собою математичні операції над об'єктами. Одним із прикладів реалізації гібридного підходу є підхід, при якому семантична нейронна мережа, як формальна мова, дозволяє обробляти зміст тексту як функцію деякої алгебри. Таким чином, формальною мовою опису сенсу пропозиції на природній мові виступає нейронна мережа. Відзначимо, що теоретично можливо і зворотне - реалізація принципів дії нейронної мережі на семантичну. Цей висновок робить можливим і реалізацію запропонованого в роботі нового підходу уявлення семантичних зв'язків на асоціативної нейронної мережі.

У представленій нами моделі, на відміну від згаданих робіт [8-14], де слабо використовуються властивості саме асоціативної нейронної мережі, активно використовуються можливості до виділення неявних асоціацій, прихованих закономірностей.

В рамках дослідження доцільним є розкриття особливостей розробки основних етапів створення гібридної моделі, тож виділимо окремі під задачі, вирішення яких призводить до досягнення поставленої мети створення гібридної нейромережевої моделі:

1. Виділити найбільш проблемні області кожного підходу.
2. Визначити способи заміни проблемних областей прийомками.
3. Розробити основні етапи створення гібридної моделі.

Розглянемо фактори, що впливають на ефективність процесу навчання. Штучна нейронна мережа з декількома входами і виходами виконує деяке перетворення вхідних сигналів-стимулів у вихідні керувальні сигнали і представляє як деяку багатовимірну функцію, аргументи якої належить простору ознак входів, а значення - вихідного простору ознак (3).

$$P = X \rightarrow Y, \quad (3)$$

де  $X$  – векторний простір, утворене сукупністю всіляких вхідних векторів розмірності  $n$ , зване також при знаковий простір, а  $Y$  – простору ознак, сформований вихідними векторами розмірності  $t$ .

При довільному значенні синоптичних коефіцієнтів нейронів мережі функція, що реалізується мережею, також довільна. Для отримання необхідної функції необхідний специфічний вибір ваг. Безліч всіх таких векторів також формує векторне простір, який називається простором станів або конфігураційним (фазовим). Завдання вектора в конфігураційному просторі повністю визначає всі синоптичні ваги  $i$ , тим самим, стан мережі. Асоціативна нейронна мережа визначена на просторі ознак, і оперує з множинами їх значень. В силу високої розмірності про простору і складності обчислень на ньому, в даній роботі зроблена по катування відійти від роботи з ознаками. Стан, при якому нейронна мережа виконує необхідну функцію, називають навченим станом мережі  $U$ . Навчання нейронної мережі полягає в приведенні всіх векторів стимулів з навчальної вибірки потрібних реакцій шляхом вибору вагових коефіцієнтів нейронів. Завдання навчання формально еквівалентна побудові процесу переходу в конфігураційному просторі від деякого довільного стану до навчального стану. Необхідна функція однозначно описується шляхом завдання відповідності кожному вектору простору ознак  $X$  деякого вектора з про простору  $Y$ .

Підзадачі синтезу необхідної штучної мережі включають в себе вибір істотних для розв'язуваної задачі ознак і формування просторів, що само по собі є важливим моментом, будь-які недоліки в якому приведуть до отримання некоректних відповідей і неправильного навчання мережі. У зв'язку з отриманням навчальної вибірки з найбільш представницьких, на думку експерта, векторів просторів виникає також ряд складнощів:

- створення навчальної вибірки суб'єктивно і залежить від особистих якостей експерта,
- необхідний експертний досвід роботи з нейронними мережами, відсутність вичерпних формальних рекомендацій.

Процес навчання може розглядатися як пошук деякої оптимізації в завданні багатofакторної оптимізації.

Функція, однієї дійсної змінної досягає локального мінімуму в деякій точці  $x_0$ , якщо існує така площа коло точки, що для всіх  $x$  з цієї площини, тобто таких, що  $|x - x_0| < \delta$ , має місце  $f(x) > f(x_0)$ . Без додаткових припущень про властивості гладкості функції з'ясувати, чи є деяка точка достовірної точкою мінімуму, користуючись даним визначенням неможливо, оскільки будь-яка площа тримає континуум точок. Пошук мінімуму для функції багатьох змінних (багатьох факторів) є істотно складнішим завданням, ніж для однієї змінної. При застосуванні чисельних методів для наближеного пошуку мінімуму можна зіткнутися з декількома проблемами: мінімум функції може бути не єдиним; на практиці часто необхідно знайти глобальний, а не лока-

льний мінімум, проте зазвичай не ясно, чи немає у функції ще одного, більш глибокого мінімуму; локальний напрямок зменшення значення функції може не відповідати напрямку руху до точки мінімуму; з ростом розмірності швидко зростають витрати на обчислення. Для ефективного вирішення цих проблем необхідно визначити, виходячи з поставленого завдання, правильну ступінь складності мережі і необхідної точності відповіді мережі, віднісши її з параметрами навчання (кількість ітерацій, швидкість навчання мережі, допустима величина похибки). Для семантичної мережі проблеми навчання не існує, так як мережею повинні оброблятися об'єкти, відносини між об'єктами, непарні чинники впевненості і логічні величини, заздалегідь встановлені та чітко визначені. Окремі елементарні об'єкти представляються у вигляді окремих нейронів. Більш складні об'єкти, утворені від елементарних об'єктів, будуть представлені або сукупністю цих об'єктів, або будуть абстраговані до нового елементарного об'єкта. Елементарні відносини між елементарними об'єктами представляються у вигляді зв'язків між нейронами. Складні відносини або класи відносин між об'єктами фактично є складними поняттями-об'єктами і можуть оброблятися як сукупності елементарних об'єктів, пов'язаних між собою елементарними зв'язками. Фактори впевненості представляються у вигляді градієнтних величин, оброблюваних і переданих нейронами. Сміслом обробленої частини тексту є миттєвий стан частини нейронної мережі, відповідальної за вилучення інформації з вхідного потоку символів. Миттєвий стан нейронної мережі включає в себе миттєвий знімок безлічі нейронів, безлічі зв'язків між нейронами і безлічі внутрішніх станів нейронів. Зв'язки, можуть бути встановлені на основі лінгвістичних, логічних або будь-яких інших відносин. Семантична нейронна мережа [10] уявляється за допомогою алгебри логіки. Згідно до алгебри логіки, формально мова повинна мати можливість обробляти зміст тексту, як функцію алгебри. Операції алгебри логіки представляються в такій мережі окремими нейронами, які виконують логічні операції диз'юнкції, кон'юнкції і інверсії, значення предметних змінних - у вигляді градієнтних значень, обробляються нейронною мережею, а послідовність застосування операцій задається структурою зв'язків між нейронами. Окремі нейрони в розглянутій нейронній мережі є елементарні поняття-оброблюваного сенсу (предикати), а зв'язки між нейронами є елементарні відносини між поняттями. Визначимо окремий нейрон як область визначення такої алгебри буде безліч нейронів (4), що міститься в нейронній мережі.

$$N = \{n_1, n_2, \dots, n_k\}. \quad (4)$$

Кожен нейрон представлений набором  $n_i$  ( $D, R$ ), де  $D$  – внутрішній стан нейрона, а  $R$  – набір його зв'язків. Набір зв'язків нейрона  $R = (L_1, L_2, \dots, L_j)$  складається з окремих зв'язків нейрона  $L_j = (a, n)$ , де  $a$  – тип зв'язку (наприклад, вхід, вихід, синхронізуючий зв'язок),  $n$  – нейрон, з яким встановлений цей зв'язок.

Вхідні зв'язку називаються дендритом, вихідні - аксони. Внутрішній стан нейрона  $I$  включає в себе операцію, виконувану нейроном і результати обробки вхідних даних. В процесі роботи нейрон отримує дані від інших нейронів по дендритам, обробляє деяким образом і передає далі по аксону в нейрони-приймачі. Для вирішення великої кількості завдань досить двох логічних значень: «Істини» і «Брехні». В цифрових нейронних мережах по дендритам і аксонам циркулюють логічні значення «0» і «7». В процесі роботи нейронної мережі, нейрони отримують такі дані, обробляють їх, потім передають далі по аксону. Сенс тексту, представлений станом нейронної мережі, обробляється нейронною мережею як потік градієнтних даних переданих від одного нейрона до іншого. Градієнтні дані представляють собою цілі числа, розташовані в деякому діапазоні, мінімальне значення якого дорівнює  $0$ , а максимальне  $U_{max}$ . Для вилучення і обробки сенсу тексту природною мовою в якості операцій, що виконуються нейронами, використовуються операції нечіткої логіки: диз'юнкцію, кон'юнкцію та інверсію.

Перевагами такої реалізації формального мови у вигляді нейронної мережі є: можливість змодельовати такі нейронні мережі існуючими апаратними засобами; можливість створення спеціалізованих нейронних процесорів; зміст тексту, формальна мова обробки сенсу і засіб ви конання формального мови поєднуються в одну фізичну сутність - нейронну мережу.

Недоліки описаного методу також досить істотні: необхідність синхронізації величезної кількості даних; розробка формальної мови, не враховує всі складності тексту, написаного на природній мові, через що не завжди піддається формалізації.

Було вирішено взяти за основу функціонування, структуру, передачі сигналу асоціативної нейронної мережі. В цілому проблема навчання - відповідність між необхідним питанням і відповіддю. Якщо, минаючи складності в підстроювання коефіцієнтів навчати мережу, навчити її розпізнавати необхідні категорії, і давати у процес потрібну відповідь, можна сказати, що частина, завдання вирішена. Залишається сформулювати, індивідуальний досвід, на основі якого мережа зможе самостійно будувати узагальнення.

У роботі нами пропонується вирішення цієї проблеми шляхом, встановлення семантичних зв'язків між нейронами заздалегідь. Гібридна модель буде на початку свого функціонування використовувати заздалегідь: встановлені, відносини між нейронами. Причому вони будуть встановлені; виходячи, з семантичних (сміслових) відносин.

Далі, заклавши в гібридну нейронну мережу «правильні» відповіді, можна перетворенням гібридної мережі в нормальну асоціативну нейронну мережу, отримати навчену мережу. У ній, в свою чергу, можуть виникнути власні асоціації, засновані на вивчених нею прикладах, сформуватися свої групи пов'язаних нейронів.

На їх основі будуть отримані нові закономірності віднесення тексту до однієї з категорій, а в наслідок, можливо, і розпізнання сенсу. Таким чином, можна сформулювати основні етапи створення гібридної мережі:

1. Створення мережі, де окремі елементарні об'єкти представляються у вигляді окремих нейронів, а відносини між елементарними об'єктами представляються у вигляді зв'язків-між нейронами. Характер відносин можна не уточнювати.

2. Функціонування гібридної мережі за принципом: передача сигналу за встановленими на базі асоціативним зв'язкам, аналогічних асоціативній нейронній мережі.

3. Перетворення гібридної мережі шляхом перетворення окремих нейронів в нейронні групи, пов'язаних між собою і введення нових «пустих» нейронів, тобто, фактично, генерація нової мережі на базі вже створеної.

Зроблено висновок про те, що такий підхід дозволяє частково компенсувати недоліки обох підходів і значно спростити процедуру створення моделі. Вибір структури нейронної мережі здійснюється відповідно до особливостей, і складністю завдання. Для окремих типів завдань існують рішення, що вважаються на даний момент оптимальними. Однак існує досить велике коло питань, для яких такі рішення в наш час не знайдені, наприклад, для завдання розуміння сенсу тексту і автоматичної класифікації тексту.

На основі проведеного аналізу сформульовані основні правила, які застосовуються при створенні нової конфігурації мережі:

- можливості мережі зростають зі збільшенням числа нейронів мережі, щільності зв'язків між ними і числом шарів,

- введення зворотних зв'язків поряд зі збільшенням числа нейронів мережі може призвести до порушення динамічної стійкості нейронної мережі,

- складність алгоритмів функціонування мережі, введення деяких типів синапсів сприяють посиленню потужності нейронної мережі.

Виходячи з поставленого завдання, було вирішено зупинитися на невеликій кількості шарів (3 шари), обмежитися досить невеликою розмірністю, проте ввести високу щільність зв'язків між нейронами в шарі і між шарами. Що стосується різних типів синапсів, то цей прийом (з варіаціями) застосовується на 3 етапі функціонування гібридної мережі. Синоптичні зв'язки між нейронами, встановлені на 1 етапі функціонування мережі; значно вище, ніж додаткові, встановлені на 3 етапі. Це дає можливість скоротити навчання, ввівши семантичні зв'язки, і встановивши додаткові зв'язки, ввівши звичайні асоціативні зв'язки.

Було виділено окремі підзадачі, вирішення яких призводить до досягнення поставленої мети:

1. Вибір істотних для розв'язуваної-завдання ознак і формування просторів властивостей.

2. Розробка архітектури нейронної мережі, адекватного рішення завдання.

3. Отримання навчальної вибірки з найбільш представницьких, на думку експерта, векторів просторів властивостей.

4. Навчання нейронної мережі.

Підзадачі 1-3 багато в чому вимагають експертного досвіду роботи з нейронними мережами, і тут немає вичерпних формальних рекомендацій.

Так як зроблена спроба відійти від класифікації нейронних мереж, як засобу роботи з ознаками [15], це знайшло своє відображення у виборі конфігурації і основних параметрів розроблюваної мережі. Усі обрані характеристики мережі спрямовані на створення гібридної моделі, основні особливості. Виходячи з цього, при розробці представленої гібридної моделі практично не проводився вибір істотних для розв'язуваної задачі ознак і формування просторів властивостей. Пункти 3 і 4 проводилися тільки на 3 етапі створення гібридної мережі, коли основні зв'язки б чи вже встановлені, з метою формування додаткових асоціативних зв'язків. Як навчальна вибірка використовувалися тексти із задалегідь з відомою областю знань. Гібридна модель реалізована у вигляді багат шарової нейронної мережі, однак принцип передачі сигналу з шару на шар дещо змінений, відсутні приховані шари. Реалізуючи принцип гібридності, між шарами існують семантичні відносини. Алгоритмічно хід часу в нейронних мережах задається ітераційним виконанням однотипних дій над нейронами. В ході аналізу існуючих архітектур, була обрана архітектура гібридної нейромережевої моделі.

Узагальнюючи сказане, модель реалізована у вигляді багат шарової нейронної мережі без прихованих шарів з частково повною архітектурою. Структури нейронів є однорідними, а мережа - асинхронною. Мережа без зворотних зв'язків.

**ВИСНОВКИ.** У роботі розкривається проблематика та особливості побудови гібридних нейронних мереж з метою вирішення завдання автоматизованої класифікації текстів на прикладі нейронної мережі створення навчальних кросвордів. Розроблено структуру гібридної нейронної мережі і обрані її параметри. Розроблено її складові, і механізм дії розробленої моделі. Описано спосіб представлення даних для нейронної мережі, відбору термінів та встановлення семантичних зв'язків, принципи формування навчальної вибірки. Запропоновано модель нейронної мережі, що складається з трьох шарів, які збудовані ієрархічно, узагальнюючи початкові одиниці тексту (слова) в поняття і далі в галузі знань. Розроблено математична модель гібридної мережі. Розроблено та відображено узагальнений алгоритм створення гібридної нейромережевої моделі, який реалізує поетапний процес створення гібридної мережі. Також розроблений набір алгоритмів, що включає в себе алгоритм встановлення семантичних відносин і бібліотек; алгоритм роботи гібридної мережі з встановленими семантичними відносинами; алгоритм перетворення гібридної мережі в гібридну асоціативну нейронну мережу.

#### ЛІТЕРАТУРА

1. Галяев В. С., Победа А. П. Интеллектуальные информационные системы. 2007. 25 с.
2. Гольдштейн С. Л., Инюшкина О. Г., Макаров Э. П. Управление знаниями: обзор, аналоги, про-тотип, предлагаемая структура. Интеллектуальные информационные технологии в управленческой деятельности. Материалы III Международной научно-практической конференции. Екатеринбург: ИПК УГТУ. 2001. С. 9.
3. Mustajoki J., Hämmäläinen R. P. Web-NIPRE: Global decision support by value tree and AHP analysis INFOR: *Information Systems and Operational Research*. 2000. №. 38(3). P. 208–220.
4. Осадчий В. В., Круглик В. С., Букреев Д. О. Розробка програмного засобу для прогнозування вступу абітурієнтів до закладів вищої освіти. *Ukrainian Journal of Educational Studies and Information Technology*. 2018. № 6(3). С. 55–69.
5. Букреев Д. О. Прогнозування фондового ринку за допомогою нейромереж. *Інформаційні технології в освіті та науці: зб. наук. пр.* 2018. № 10. С. 36–43.
6. Bukreiev D. Neuro-network technologies as a mean for creating individualization conditions for students learning. *SHS Web of Conferences*. – *EDP Sciences*. 2020. № 75. С. 04013.
7. Пескова О. В. Методы автоматической классификации текстовых электронных документов. Научно-техническая информация. *Серия 2: Информационные процессы и системы*. 2006. № 3. С. 13–20.
8. Ермаков А. Е., Плешко В. В. Синтаксический разбор в системах статистического анализа текста. *Информационные технологии*. 2002. № 7. С. 30–34.
9. Lewis D. D. Applying support vector machines to the TREC-2001 batch filtering and routing tasks. *TREC*. 2001.
10. Мешкова Е. В., Кочковая Н. В. Принципы и апробация гибридного метода классификации текстовой информации. Редакционная коллегия. 2009. С. 54.
11. Чугреев В. Л., Яковлев С. А. Анализ структуры текста и прогнозирование нечисловых величин. ВУЗОВСКАЯ НАУКА - РЕГИОНУ: Материалы 1-й Общероссийской науч.-техн. конф. Вологда: ВоГТУ. 2003. С. 202–204.
12. Чугреев В. Л., Яковлев С. А. Анализ текста, применительно к решению задач поиска документов по образцу. Информатизация процессов формирования открытых систем на основе САПР, АС-НИ, СУБД и систем искусственного интеллекта (ИНФОС-2003): Материалы. С. 49–52.
13. Лебедев Б. К., Лебедев О. Б., Лебедева Е. М. Распределение ресурсов на основе гибридных моделей речевого интеллекта. *Научно-технический вестник информационных технологий, механики и оптики*. 2017. № 17 (6). С. 56–62.
14. Титов Ю. В., Фарсобина В. В. Сравнительное тестирование авторубрикаторов. Труды Института системного анализа Российской академии наук. 2005. № 16. С. 183–196.
15. Мешкова Е. В. Методика построения классификатора текста на основе гибридной нейросетевой модели. *Известия Южного федерального университета. Технические науки*. 2008. № 81 (4). С. 48–54.

## FEATURES OF REALIZATION OF A SEMANTIC NEURAL NETWORK OF CREATION OF THE GENERATOR OF EDUCATIONAL CROSSWORD PUZZLES

V. Kruglik, V. Astafyev

Melitopol State Pedagogical University named after Bohdan Khmelnytsky

ORCID: 0000-0002-5196-7241; 0000-0001-5812-0660

**Purpose.** In educational activities, constant development makes it impossible to create relevant educational materials through constant updating of educational programs. The solution of this problem should be solved by innovative means of informatization and technology of replacement of human labor by machine. An attempt was made to develop a neural network algorithm to solve this problem. **Methodology.** We applied mathematical modeling of the neural network and revealed the apparatus for calculating the layers of the neural network. **Results.** We developed the structure of a hybrid neural network and selected its parameters. Its components and the mechanism of action of the developed model are developed. The method of presenting data for the neural network, selection of terms and establishment of semantic connections, principles of formation of educational sample are described. The model of a neural network consisting of three layers which are constructed hierarchically, generalizing initial units of the text in concepts and further in the field of knowledge is offered. A mathematical model of a hybrid network has been developed. A generalized algorithm for creating a hybrid neural network model that implements a step-by-step process of creating a hybrid network has been developed and displayed. A set of algorithms has also been developed, which includes an algorithm for establishing semantic relationships and libraries; algorithm of hybrid network operation with established semantic relations. **Originality.** For the first time, we conducted a comprehensive study on a set of algorithms, which includes an algorithm for establishing semantic relationships and libraries; algorithm of hybrid network operation with established semantic relations; algorithm for converting a hybrid network into a hybrid associative neural network. **Practical value.** We developed the structure of a hybrid neural network and selected its parameters. Its components and the mechanism of action of the developed model are developed. References 16.

**Key words:** neural network, algorithm, classification, automation, text recognition, hybrid network, semantic network.

### REFERENCES

1. Galyaev, V. S., Victory, A. P. (2007). Intellektual'nyye informatsionnyye sistemy [Intelligent information systems], pp. 73-76. [in Russian]
2. Goldstein, S. L., Inyushkina, O. G., Makarov, E. P. (2001). Upravleniye znaniyami: obzor, analogi, prototip, predlagayemaya struktura. Intellektual'nyye informatsionnyye tekhnologii v upravlencheskoy deyatelnosti [Knowledge management: review, analogs, prototype, proposed structure. Intelligent information technologies in management]. *Materials of the III International Scientific and Practical Conference*, p. 9. [in Russian]
3. Mustajoki, J., Hämmäläinen, R. P. (2000). WebHIPRE: Global decision support by value tree and AHP analysis. *INFOR: Information Systems and Operational Research*, vol. 38(3), pp. 208-220. [in English]
4. Osadchy, V. V., Kruglyk, V. S., Bukreev, D. O. (2018). Rozrobka prohramnoho zasobu dlya prohnozuvannya vstupu abiturientiv do zakladiv vyshchoyi osvity [Development of software to predict the admission of applicants to higher education institutions]. *Ukrainian Journal of Educational Studies and Information Technology*, vol. 6 (3), pp. 55-69. [in Ukrainian]
5. Bukreev, D. O. (2018). Prohnozuvannya fondovoho rynku za dopomohoyu neyromerezh. [Stock market forecasting using neural networks]. *Information technologies in education and science: coll. Science. ex.*, No 10, pp. 36-43. [in Ukrainian]
6. Bukreev, D. (2020). Neuro-network technologies as a mean for creating individualization conditions for students learning. In SHS Web of Conferences (Vol. 75, p. 04013). EDP Sciences. [in English]
7. Peskova, O. V. (2006). Metody avtomaticheskoy klassifikatsii tekstovykh elektronnykh dokumentov [Methods for automatic classification of text electronic documents. *Scientific and technical information. Series 2: Information Processes and Systems*, No 3, pp. 13-20. [in Russian]
8. Ermakov, A. E., Pleshko, V. V. (2002). Sintakhsicheskii razbor v sistemakh statisticheskogo analiza teksta [Parsing in systems of statistical analysis of the text]. *Information Technology*, vol. 7, pp. 30-34. [in Russian]
9. Lewis, D. D. (2001, November). Applying support vector machines to the TREC-2001 batch filtering and routing tasks. In TREC. [in English]
10. Meshkova, E. V., Kochkovaya, N. V. (2009). Printsipy i aprobatsiya gibridnogo metoda klassifikatsii tekstovoy informatsii [Principles and approval of the hybrid method of classification of text information]. *Editorial Board*, pp. 54-55.
11. Chugreev, V. L., Yakovlev, S. A. (2003). Analiz struktury teksta i prognozirovaniye ne-chislovykh velichin [Text structure analysis and prediction of non-numerical quantities]. *Higher education science in the region: Materials*, pp. 202-204. [in Russian]
12. Chugreev, V. L., Yakovlev, S. A. Analiz teksta, primenitel'no k resheniyu zadach poiska dokumentov po obraztsu [Text analysis, applied to the solution of problems of search of documents on a sample]. *Informatization of processes of formation of open systems on the basis of CAD, ASNI, DBMS and systems of artificial intelligence (INFOS-2003): Materials*, pp. 49-52. [in Russian]
13. Lebedev, B. K., Lebedev, O. B., Lebedeva, E. M. (2017). Raspredeleniye resursov na osnove gibridnykh modeley royevogo intellekta [Allocation of resources based on hybrid models of swarm intelligence]. *Scientific and Technical Bulletin of Information Technologies, Mechanics and Optics*, vol. 17 (6). [in Russian]
14. Titov, Yu. V., Farsobina, V. V. (2005). Sravnitel'noye testirovaniye avto rubrikatorov [Comparative testing of car rubrics]. *Proceedings of the Institute of System Analysis of the Russian Academy of Sciences*, No. 16, pp. 183-196. [in Russian]
15. Meshkova, E. V. (2008). Metodika postroyeniya klassifikatora teksta na osnove gibridnoy neyrosetevoy modeli [Method of constructing a text classifier based on a hybrid neural network model]. *Proceedings of the Southern Federal University. Technical Sciences*, vol. 81 (4). [in Russian]

Стаття надійшла 22.03.2021.