УДК 004.416.3:004.855.5

Пікуляк Микола Васильович
кандидат технічних наук, старший викладач кафедри інформаційних технологій
Прикарпатський національний університет імені В. Стефаника, м. Івано-Франківськ, Україна
ORCID ID 0000-0003-2192-1899
mykola.pikuliak@pnu.edu.ua

Кузь Микола Васильович
доктор технічних наук, професор кафедри інформаційних технологій
Прикарпатський національний університет імені В. Стефаника, м. Івано-Франківськ, Україна
ORCID ID 0000-0002-9875-1579
mykola.kuz@pnu.edu.ua

Ворощук Оксана Дмитрівна
кандидат педагогічних наук, доцентка кафедри соціальної педагогіки та соціальної роботи,
секретарка навчально-методичної ради Педагогічного факультету
Прикарпатський національний університет імені В. Стефаника, м. Івано-Франківськ, Україна
ORCID ID 0000-0003-0835-544X
oksana.voroshchuk@pnu.edu.ua

УДОСКОНАЛЕННЯ ІНФОРМАЦІЙНОЇ ТЕХНОЛОГІЇ ПОБУДОВИ СИСТЕМИ ДИСТАНЦІЙНОЇ ОСВІТИ ІЗ ЗАСТОСУВАННЯМ ГІБРИДНОГО АЛГОРИТМУ НАВЧАННЯ

Анотація. У статті виконано теоретичний аналіз нейро-нечітких систем, узагальнено та систематизовано їх основні характеристики, деталізовано особливості відомих алгоритмів розробки та обґрунтовано актуальність їх використання для побудови комп'ютеризованих навчальних програм. Представлено структурну модель адаптивної навчальної системи та описано систему вхідних навчальних правил, змодельованих за результатами проведеного експерименту. З метою визначення оцінки поточного рівня навченості студента введено ряд якісних показників (глибина навчання, ступінь та якість засвоєння), використання яких дозволило забезпечити повноту бази вхідних правил для здійснення нечіткого логічного виведення. Запропоновано метод на базі нечіткої нейронної мережі для побудови адаптивного модуля дистанційної системи передачі знань, застосування якого дає можливість підвищити швидкість та точність виконання обрахунків на етапі визначення навчального режиму відповідно до поточного рівня знань студента. Реалізовано адаптивний механізм побудови індивідуальної траєкторії навчання у системі дистанційної освіти на основі нечіткої нейронної мережі Мамдані. Розроблено гібридний алгоритм навчання нейро-нечіткої мережі та наведені етапи його функціонування. Досліджено особливості застосування гібридного алгоритму для визначення навчального режиму та встановлено переваги його використання шляхом паралельного й одночасного уточнення параметрів мережі. Запропоновано блок-схему гібридного алгоритму адаптивного навчального модуля, яка дозволяє мережі під час навчання модифікувати правила виведення відповідно до заданої точності навчання. Проведено експериментальне дослідження застосування гібридного алгоритму з використанням нечіткої нейронної мережі ANFIS в програмі MATLAB, що дозволило підтвердити ефективність запропонованої технології. Визначено перспективи використання математичного апарату нейромережевих технологій у дослідженні адаптивних характеристик автоматизованих навчальних систем.

Ключові слова: дистанційне навчання; адаптивний модуль; нейро-нечіткі мережі; навчальна система; гібридний алгоритм.

1. ВСТУП

Сьогодні з огляду на запровадження дистанційної та змішаної форм навчання, а також через проникнення дистанційних онлайн-технологій у всі сфери життєдіяльності

© М. В. Пікуляк, М. В. Кузь, О. Д. Ворощук, 2021.

людини все більшої популярності набувають різноманітні навчальні системи, платформи та технології, що дозволяють удосконалити процес засвоєння нових знань, оволодіти новими вміннями та навичками, а то й просто урізноманітнити життєдіяльність людини.

З одного боку сучасний розвиток апаратних і програмних засобів надає великі можливості для модернізації процесу навчання. Зараз найбільш затребувані на ринку освітніх послуг комп'ютеризовані системи, які характеризуються універсальністю інформаційних навчальних ресурсів, дозволяють функціонування на різних апаратно-програмних платформах та використання різного роду технології дистанційного навчання, з можливістю успішної інтеграції з іншими типами інформаційних систем та середовищ.

З іншого боку, з'являється все більше методичних понять, пов'язаних із застосуванням комп'ютерних технологій у навчанні: єдиний освітній простір, єдине освітнє інформаційне середовище, віртуальний університет, масові відкриті онлайн курси, віртуальний клас. Онлайн зустрічі на платформах типу Zoom, Webex, Meet, Jitsi стали не просто навчальними засобами, а частиною співіснування кожної сучасної людини, дозволяючи організувати не тільки навчальний процес, але й просто провести звичайні онлай зустрічі та онлай спілкування.

У сучасному розумінні термін електронне навчання (Electonic learning, E-learning) не просто відображає процес набуття нових знань на основі застосування різного роду програмних чи технічних засобів реалізації, а в цілому інтегрує поняття, пов'язані з використанням інформаційно-комунікаційних технологій в навчанні (таких, як-от: комп'ютерне навчання, автоматизована навчальна система, адаптивна навчальна система, дистанційне навчання (ДН), інтерактивне навчання, онлайн навчання, інтерактивний урок і т. д.). Як відомо, такі системи мають назву LMS (Learning Management Systems) – системи управління навчанням [1].

У цілому, найбільш перспективний сучасний напрямок у розвитку електронного навчання базується на впровадженні адаптивних технологій навчання, побудованих на основі методів обробки великих даних (Big Date) та штучному інтелекті [2].

Постановка проблеми. Методичну основу розробки автоматизованих навчальних систем складають дослідження П. Я. Гальперіна, В. П. Беспалько, В. М. Глушкова, Т. А. Ільїної, Н. Ф. Тализіної, Н. П. Бруснецова, П. Л. Брусиловского, В. В. Васильєва, Л. А. Растригіна , А. Я. Савельєва.

У розробку методів та моделей систем ДН зробили вагомий внесок такі науковці, як-от: М. З. Згуровський , В. М. Томашевський, В. М. Кухаренко, П. І. Федорук, В. С. Аванесов, О.П. Мінцер , Т. А. Гаврилов, Г. В. Рибіна та інші.

Відома низка навчальних систем (наприклад, BlackBoard, Lotus, WebTutor, Moodle, Прометей, Віртуальний Університет та ін.), для організації функціонування яких використані теорія множин, методи нечіткої логіки, штучних нейронних мереж, математична статистика, генетичні алгоритми та регресійний аналіз.

Однак існуючі на даний час методи автоматизації та оптимізації розробки навчальних курсів характеризуються рядом недоліків, серед яких вузька спрямованість предметної області, недостатність врахування індивідуальних особливостей учасників навчального процесу, вартість таких систем для широкого застосування з навчальною метою, недостатня інтерактивність, тобто низький рівень забезпечення зворотного зв'язку між студентом та навчальною системою, невисокий рівень адаптивності методів та алгоритмів навчання.

На даний момент не існує єдиної запропонованої системи, яка б достатньо конструювала освітню індивідуальну траєкторію та відповідала навчальним здібностям та цілям студента, враховуючи академічні вимоги [3].

Тому розробка нових методів та моделей автоматизованого настроювання алгоритмів машинного навчання в цілому, і в області побудови комп'ютеризованих навчальних систем зокрема, є актуальною науково-прикладною задачею, що потребує глибоких теоретичних та експериментальних досліджень.

Для вирішення поставленої задачі необхідно розв'язати наступні завдання:

- розробити структурну схему адаптивної навчальної системи;
- провести експеримент та змоделювати нечіткі правила виведення бази знань адаптивного модуля, які описують можливі варіанти навчальної траєкторії студента;
- розробити гібридний алгоритм навчання адаптивного модуля;
- провести дослідження параметрів нейро-нечіткої мережі адаптивного модуля із застосуванням пакету Fuzzy Logic Toolbox системи MATLAB.

Предметом дослідження цієї роботи є гібридний алгоритм навчання нейро-нечіткої мережі з функціями приналежності вхідного вектора, параметри якого відображають поточний рівень засвоєних знань студентом. Особливість його застосування полягає в інтеграції двох методів: методом найменших квадратів на основі відомих даних, які поступають на вхід нейронної мережі, розраховуються коефіцієнти четвертого шару, а метод градієнтного спуску дозволяє уточнити параметри першого шару нейромережі, відповідно до заданої похибки. Завдяки цьому зростає точність та швидкість навчання мережі у порівнянні з звичайними статистичними методами.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Область застосування нейронних мереж та нечітких систем належить до методів машинного навчання та є одним з найактуальніших напрямків досліджень сучасних систем штучного інтелекту [4].

Завдяки властивості навчання та узагальнення вихідних даних, нейро-нечіткі системи (ННС) інтенсивно розвиваються та використовуються сьогодні в різних предметних областях. Відомо цілий ряд практичних застосувань даного підходу з метою автоматизації тих чи інших областей. Це, зокрема, стосується прикладної біотехнології [5], технічної діагностики [6], харчової промисловості [7], медицини [8] та звичайно інтелектуальних навчальних систем [9]. Існує багато прикладів застосування нейронних мереж у роботі різноманітних додатків компаній Google та Microsoft [10].

Останні результати стосуються використання нейро-нечітких систем у задачах розпізнавання мови та графічних образів [11], [12]. Активно відбувається розвиток так званих LSTM (Long Short Term Memory) – моделей нейромереж для задач аналізу тексту, аналізу діяльності фінансових ринків та маркетингової сфери [13].

Також відбувається інтенсивне впровадження таких систем у мобільні додатки, від звичайного опрацювання тексту до обробки фото, аудіо та відеодокументів [14], [15].

Як показують результати досліджень, нейронні та нейро-нечіткі мережі можливо використовувати практично в кожній сфері. Вони виявляються більш ефективними, ніж класичні комп'ютерні методи, які застосовувались у цих галузях протягом багатьох років.

З нейронними мережами пов'язана ціла галузь знань – нейроінформатика, завданням якої є об'єднання елементів біокібернетики, електроніки, статистики, прикладної математики і навіть біомедицини [16].

Незважаючи на головну перевагу нейронних мереж, пов'язану з властивістю швидко навчатись та можливістю узагальнення накопичених під час навчання нових знань, системи, що побудовані на основі штучних нейронних мереж, мають також певні недоліки. Зокрема, по-перше, сам процес функціонування такої мережі складний для

розуміння. По-друге, при зростанні кількості вхідних змінних значно зростає складність алгоритму обчислення, яка безпосередньо пов'язана з технічними характеристиками процесора.

З іншого боку, для систем, що базуються на нечітких множинах, характерним є ефективне вирішення задач в умовах невизначеності, більш зрозумілий механізм виведення. Однак їх застосування залежить від правильності формування правил виведення та точності підбору функцій приналежності експертами для відповідної бази правил [17].

Більшість із названих недоліків відсутні в нечітких нейронних мережах, які завдяки використанню різноманітних алгоритмів навчання дозволяють підлаштовувати параметри функцій приналежності до нових даних, тим самим зменшуючи похибку навчання. Також швидкість навчання таких мереж на кілька порядків вища від звичайних нейронних.

Тому використання систем нечіткого логічного виведення і побудованих на їх основі нечітких нейронних мереж сьогодні дозволяє вирішувати багато прикладних задач, зокрема прогнозування, кластерного аналізу, класифікації, розпізнавання образів і т. д.

Фактично сучасне завдання полягає не просто в забезпеченні навчання, а синтезі такої нейронної мережі, яка б дозволяла найбільш раціональним методом вирішити ту чи іншу прикладну задачу.

Процес функціонування нейронної мережі перш за все залежить від налаштування синаптичних зв'язків. Тому, побудувавши певну структуру нейронної мережі відповідно до поставленої задачі, розробник мережі повинен віднайти оптимальні значення вагових коефіцієнтів для всіх змінних. З метою зручнішого проведення математичних розрахунків множину вхідних змінних представляють вектором. Під час навчання мережі шляхом підбору вагових коефіцієнтів відповідно до визначеного алгоритму навчання відбувається формування вихідних векторів. Цей процес і називається навчанням нейронної мережі. І від того, наскільки вдало будуть підібрані вагові коефіцієнти, залежить кінцевий результат вирішення задачі.

Другим важливим параметром під час навчання НМ виступає час навчання, значення якого безпосередньо впливає на якість навчального процесу.

З іншого боку треба пам'ятати, що можливості навчання штучних нейронних мереж обмежені щодо типу та складності виконуваних задач. Тому часто виникає необхідність у попередньому вирішенні низки допоміжних завдань перед безпосереднім застосуванням апарату нечітких множин.

На сьогодні відомо багато алгоритмів навчання нейронних мереж, які прийнято ділити на два класи [18]:

- детерміністичні – у яких налаштування вагових коефіцієнтів відбувається шляхом виконання певної визначеної послідовності дій;
- стохастичні – навчання мережі відбувається шляхом виконання дій, які підвладні деякому випадковому процесу.

Крім того, залежно від правил навчання, що використовуються для налаштування вагових коефіцієнтів, розрізняють три парадигми навчання: «з учителем», «без учителя» (самонавчання) та змішане.

Навчання «з учителем» характеризується тим, що для кожного вхідного вектора існує наперед заданий цільовий вектор. Під час навчання такої мережі обчислюється вихід мережі (вихідний вектор) і його значення порівнюється з відповідним цільовим вектором. Отримана різниця (похибка) за допомогою зворотного зв'язку подається в мережу і ваги підлаштовуються для кожного вектора доти, поки похибка по всьому навчальному масиву не досягне прийнятного рівня.

В алгоритмі навчання «без учителя», на відміну від описаного вище, не існує наперед відомого цільового вектора. Навчальна множина складається тільки із вхідних векторів. Під час навчання мережі алгоритм підлаштовує вагові коефіцієнти так, щоб вхідні вектори, які достатньо близькі між собою, давали однакові виходи. Тобто процес навчання виділяє статистичні властивості навчальної множини і групує подібні вектори в класи.

І хоча навчання «без учителя» є набагато більш правдоподібною моделлю навчання в біологічній системі, сьогодні обидві парадигми досить часто застосовуються для вирішення практичних завдань.

Також все більшої популярності набувають дослідження, у яких застосовуються гібридні адаптивні алгоритми, перевагою яких є можливість поєднання двох і більше підходів при вирішення певного класу задач.

Такі алгоритми дозволяють, з одного боку, використовувати традиційні засоби та методи штучного інтелекту, а з іншого – застосовувати новітні моделі та інструментальні засоби на основі інтеграції вже відомих методик.

Сьогодні відомо багато алгоритмів навчання нейронних мереж, найбільш поширеним з яких є алгоритм зворотного поширення помилки, який ґрунтується на градієнтному методі пошуку екстремуму та використанні властивості нейронних мереж швидко обчислювати висновки за своїми параметрами [19].

Що стосується теорії нечітких множин, то в нашій задачі вводяться функції приналежності, які характеризують ступінь прив’язки окремого правила до відповідного режиму навчання. Даний показник представляється числовим параметром з проміжку [0..1], який відображає ймовірність застосування режиму навчання, донавчання чи перенавчання відповідно до значень вхідних змінних.

Мета дослідження. Оскільки найбільш перспективним напрямком розвитку навчальних програм є розроблення адаптивних систем, що дозволяють враховувати індивідуальні особливості учнів і викладачів при організації занять, тому метою даної роботи є вдосконалення та дослідження побудови адаптивного навчального модуля дистанційної системи навчання з використанням нечітких нейронних мереж.

2. МЕТОДИКА ДОСЛІДЖЕННЯ

Методика дослідження базується на емпіричному методі – вивченні та узагальненні відомих методів та алгоритмів функціонування нейро-нечітких мереж, систематизації достовірних наукових результатів, опублікованих у фахових джерелах та аналізі використання нейро-нечітких мереж у різних прикладних галузях.

Під час роботи з фактичними даними і запропонованими авторами положеннями були використані результати експериментальних досліджень, які проводились на кафедрі інформаційних технологій Прикарпатського національного університету імені В. Стефаника.

За результатами експерименту було змодельовано систему нечітких правил, кожне з яких дозволяє визначити подальшу траєкторію навчання студента в залежності від поточних результатів засвоєння нових знань.

В експерименті взяли участь студенти 4-ох груп другого та четвертого курсів. Дослідження тривало впродовж 2-х семестрів під час вивчення дисциплін «Бази даних та інформаційні системи» та «Комп’ютерні мережі» з використанням системи дистанційного навчання та моніторингу освітньої діяльності Прикарпатського національного університету D-Learn.

За результатами тестового контролю знань для кожного студента були визначені числові значення 5-ти параметрів P_i, які характеризували рівень засвоєння студентом нового матеріалу [20]:

P_1 – загальний рівень засвоєння навчального матеріалу;

P_2 – глибина знань;

P_3 – ступінь засвоєння матеріалу;

P_4 – якість засвоєння матеріалу;

P_5 – час, витрачений на навчання.

Для того, щоб можна було застосовувати в дослідженні методи нечіткої логіки, чіткі змінні P_i перетворюють у нечіткі шляхом прив'язки до множини $\{H, C, B\}$, у межах якої будуються функції приналежності кожної змінної. Водночас множина $\{H, C, B\}$ визначена на проміжку [0..1] (де терми $H \rightarrow$ «низька» – [0..0,4), $C \rightarrow$ «середня» – [0,4..0,8) та $B \rightarrow$ «висока» – [0,8..1]).

Тому вся система нечітких правил буде описуватись сукупністю записів виду:

$$\text{ЯКЩО } P_1 \text{ і } P_2 \text{ і } \dots \text{ і } P_i, \text{ ТО } R_k,$$

де кожен з параметрів студентської моделі P_i – студентські параметри;

а R_k – номер певного режиму навчання, причому $R_k \in \{R_1, R_2, R_3\}$, ($R_1$ – режим перенавчання, R_2 – режим донавчання, R_3 – режим навчання) [21].

У результаті проведення експерименту були досліджені різні групи та студенти різного рівня знань. Кожен параметр P_i було проаналізовано з точки зору впливу на ймовірність вибору навчального режиму та ступінь зв'язку з іншими параметрами. Це дозволило побудувати навчальну вибірку вхідних правил та визначити числові значення, що відображають ймовірності застосування режиму перенавчання R_1, донавчання R_2 чи навчання R_3.

Оскільки для аналізу успішності було обрано 5 параметрів, кожен з яких може приймати одне з трьох нечітких значень H, C, B, тому загальна кількість можливих нечітких правил $N = 3^5 = 243$. Це значення отримано на основі комбінаторного принципу добутку про кількість заповнення 5 місць трьома елементами. З метою скорочення кількості правил використано теорію розбиття натуральних чисел на цілі невід'ємні доданки, яка дозволяє побудувати 21 базове правило та виконати групування по 6 категоріях – табл. 1:

Таблиця 1

Групова класифікація правил з прив'язкою до режиму навчання

№ за/п	Група	$H+C+B=5$	Ймовірність вибору режиму		
			$\varphi(R_1)$	$\varphi(R_2)$	$\varphi(R_3)$
1	1	5 0 0	0,9	0,05	0,05
2		4 1 0	0,8	0,1	0,1
3		3 2 0	0,6	0,3	0,1
4		2 3 0	0,3	0,6	0,1
5		4 0 1	0,8	0,1	0,1
6	2	3 1 1	0,6	0,2	0,2
7		2 2 1	0,4	0,4	0,2
8		2 1 2	0,4	0,2	0,4
9		1 4 0	0,1	0,8	0,1

10		1 3 1	0,2	0,6	0,2
11	3	0 5 0	0,05	0,9	0,05
12		0 4 1	0,1	0,8	0,1
13		0 3 2	0,1	0,6	0,3
14	4	1 1 3	0,2	0,2	0,6
15		1 2 2	0,2	0,4	0,4
16	5	0 0 5	0,05	0,05	0,9
17		0 1 4	0,1	0,1	0,8
18		1 0 4	0,1	0,1	0,8
19		0 2 3	0,1	0,3	0,6
20	6*	3 0 2	0,05	0,05	0,05
21		2 0 3	0,05	0,05	0,05

* – клас неіснуючих (аномальних) правил.

Наприклад, запис 6 означає, що в такому правилі три параметра P_i мають низькі значення ($H=3$), один – середнє ($C=1$) та один – високе ($B=1$). Експериментальними даними доведено, що студент з таким рівнем поточних знань, повинен бути направлений на повторне вивчення навчального матеріалу із залученням додаткових інформаційних одиниць (режим перенавчання R_1), ймовірність настання такої події наближено дорівнює 0.6. Аналогічним чином були визначені числові значення ймовірностей для всіх інших правил, представлених у табл. 1.

Математично вся база правил представлена сукупністю виду:

$$(P_i \mid \mu(P_i) \wedge P_j \mid \mu(P_j)) \rightarrow R_k \mid \varphi(\mathrm{R}_k) \qquad (1)$$

де P_i, P_j – позначення i-ої та j-ої характеристик (параметрів);

$\mu(P_i)$ – числове значення показника достовірності (ПД) i-ої характеристики;

$\mu(P_j)$ – числове значення ПД j-ої характеристики;

R_k – k-ий режим навчання;

$\varphi(R_k)$ – числове значення ПД k-го наслідку.

Тобто антецеденти кожного правила являють собою можливі умови реалізації, представлені термами вхідних лінгвістичних змінних, а консеквенти правила представляють виведення, яке описує ймовірність вибору певного режиму навчання.

Так, вище описаному правилу 6 табл. 1 буде відповідати запис $P_1 \mid \mathrm{H} \wedge P_2 \mid \mathrm{C} \wedge P_3 \mid \mathrm{H} \wedge P_4 \mid \mathrm{H} \wedge P_5 \mid \mathrm{B} \rightarrow R_1 \mid 0.6$, який означає, що при значенні параметрів $P_1 = H$ і $P_2 = C$ і $P_3 = H$ і $P_4 = H$ і $P_5 = B$ ймовірність вибору режиму перенавчання $R_1 = 0.6$.

Водночас з кожним із режимів навчання в системі пов’язана оптимальна послідовність вивчення дидактичних інформаційних одиниць, які відображають зміст окремої теми (уроку). Сукупність таких нечітких правил і нечітких змінних опрацьовується нейро-нечітким регулятором, на виході якого отримуємо числове значення функції $\varphi(R_k)$, яке відображає ймовірність вибору певного режиму навчання відповідно до поданих на вхід регулятора нових значень параметрів P_i.

Оскільки навчальні параметри відображають не тільки загальний рівень успішності, а враховують ще й глибину, ступінь, швидкість, тобто враховують і цілий ряд якісних показників засвоєння нових знань, тому під час експерименту були отримані вибірки з різними комбінаціями параметрів P_i, що дозволило стверджувати про повноту бази вхідних правил.

3. РЕЗУЛЬТАТИ ДОСЛІДЖЕННЯ

У роботі запропонована структура адаптивної навчальної системи, яка складається із взаємодії декількох модулів: навчального, перевірки знань, студентського, статистики та адаптивного – рис. 1 [20]. Перевагою такої моделі є те, що навчальний процес реалізується за рахунок інтерактивного адаптивного зворотного зв'язку, завдяки якому адаптивний модуль залежно від поточних результатів навченості студента індивідуально налаштовує під нього систему.

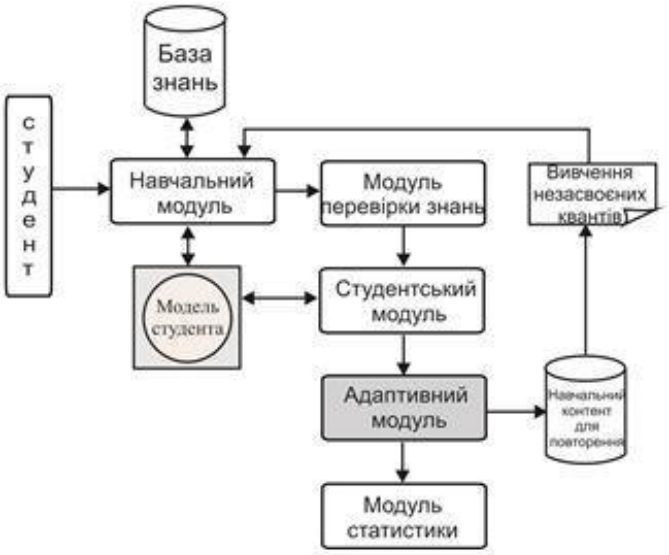


Рис. 1. Структурна схема адаптивної навчальної системи

У процесі побудови індивідуальної траєкторії навчання беруться до уваги не тільки числові значення параметрів P_i, які відображають поточні результати засвоєння нових знань, а також враховується цілий ряд особливостей організації навчального процесу як з боку поведінки студента, так і безпосередньо реакції навчальної системи. Тому при дослідженні інформаційної технології першочергового значення набуває встановлення системних зв'язків між навчальними параметрами та синтезом моделі, яка б забезпечувала гнучке адаптивне управління навчальним процесом та характеризувалась універсальністю щодо вибору предметної галузі.

Нейронна мережа застосовується в цій моделі для побудови блоку налаштування синаптичних ваг нейронів. Завдяки тому, що нейронна мережа має здатність «навчатися», запропонована модель дозволяє швидко налаштувати нейронну мережу в такий спосіб, щоб мінімізувати похибку між значеннями функції приналежності $\varphi'(R_j)$ яке отримане з наперед змодельованих правил (табл. 1) та значенням $\varphi'(R_j)$, отриманим під час навчання нейронної мережі.

Після виконання процедури навчання параметри нейронної мережі заносяться в блок автоналаштування. Відповідно до теорії нейронних мереж, така навчена нейронна мережа поводитиметься так, як і під час звичайного навчання, навіть при тих вхідних значеннях студентських параметрів P_i, які не належать до набору правил, використаних під час навчання.

Застосування даної структури дає можливість побудувати модель для автоматичного визначення навчального режиму для окремого студента залежно від поточних параметрів його успішності. Водночас функції приналежності

налаштовані (навчені) так, щоб мінімізувати відхилення між результатами нечіткого моделювання та експертними даними.

Для моделювання запропонованого підходу в роботі використано структуру ANFIS – адаптивну систему нейро-нечіткого виведення (Adaptive-Network-Based Fuzzy Inference System) [22], яка реалізована в пакеті розширення Fuzzy Logic Toolbox (пакеті нечіткої логіки) системи MATLAB. Це дозволяє поєднати нейромережевий підхід (здатності до навчання) з математичним апаратом нечіткої логіки.

Система нечітких правил, а разом з тим і розроблені на їх основі механізми нечіткого виведення в запропонованій моделі задаються системою Мамдані [23]. Це дозволяє описувати нечіткі правила виведення мовою, максимально наближеною до природної.

Перевагою використання ANFIS-редактора порівняно з іншими методами є висока швидкість навчання мережі та більш спрощений механізм використання алгоритмів. У такій структурі отримання висновків відбувається на основі застосування апарату нечітких множин, а параметри функцій приналежності у проміжних шарах налаштовують за допомогою різноманітних алгоритмів навчання нейронної мережі.

У побудованій нейро-нечіткій моделі, ANFIS-мережа складається з наступних п’яти послідовних шарів:

на першому етапі (1-й шар мережі) використовується нечітка система виводу, у результаті чого для кожного i-го правила визначається значення показника достовірності. На його вхід надходить 5-ти вимірний вектор $P_i(P_1, P_2, P_3, P_4, P_5)$ – рис. 2.

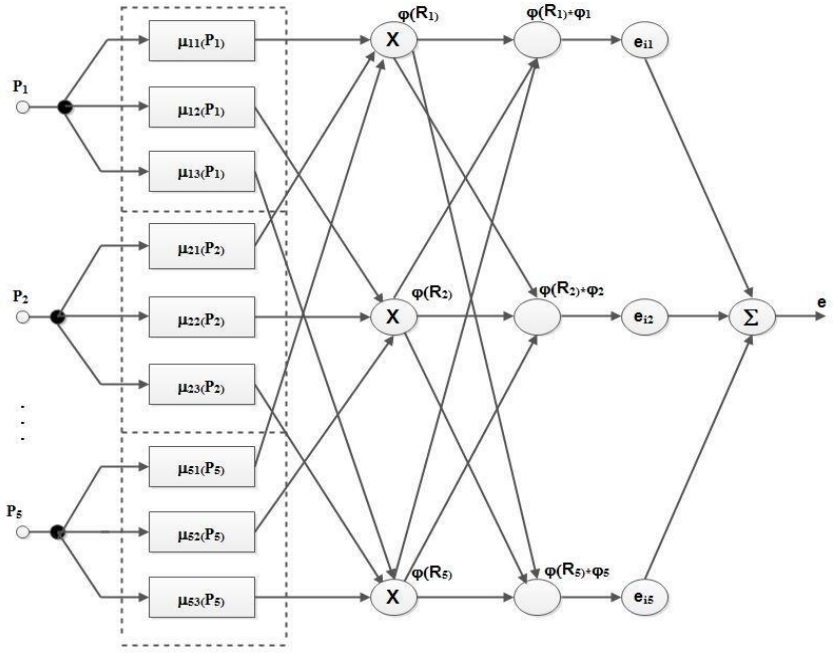


Рис. 2. Структура ANFIS мережі

Тому перший шар містить 5 входів та 5n (n=3 – кількість терм $\{H, C, B\}$) функцій приналежності μ_{ij}, $i = 1,...,5; j = 1,...,3$ і виконує первинне мультиплексування вхідних даних. На виході першого шару отримуємо значення функції приналежності при конкретних значеннях входів P_i. Отже, якщо на вхід мережі подано вектор P_i, то

елементи першого шару проводять його фазифікацію, обчислюючи рівні приналежності $0 < \mu_{ij} \le 1$.

У другому шарі перебувають нейрони, які обчислюють показники істинності вхідних змінних $\mu(P_i)$ при конкретних значеннях сигналів на входах P_i. Кожна вершина цього шару є адаптивною, тобто параметри істинності вхідних змінних $\mu(P_i)$ можуть бути змінені під час навчання мережі.

Кожен вузол другого шару з'єднаний з тими вузлами першого, які формують показники істинності відповідного правила. Для визначення ступеня істинності всього правила застосовується операція, яка відповідає логічній операції, що зв'язує його антецеденти. Оскільки в правилі використана кон'юнктивна форма запису, то в якості операції визначення істинності вибрано функцію мінімуму (min). Отримані показники істинності використовуються для «відсікання» по висоті функцій приналежності всіх термів висновку даного правила. Отже, для кожної терми висновку формується своя нечітка множина. Виходами нейронів цього шару є ступені істинності посилань кожного правила системи, обчислені за формулою:

$$\varphi(R_k) = \min\{\mu_{1k}(P_1), \mu_{2k}(P_2), \mu_{3k}(P_3), \mu_{4k}(P_4), \mu_{5k}(P_5)\}$$

Третій шар виконує нормалізацію ступеня виконання правил другого шару. Інакше кажучи, вихід нейрона цього шару обчислює відносну ступінь (вагу) виконання нечіткого правила за формулою:

$$\bar{\varphi}(R_k) = \frac{\varphi(R_k)}{\sum\limits_{k}^{j} \varphi(R_k)}$$

Адаптивні вузли четвертого шару розраховують внесок кожного нечіткого правила у вихід мережі за формулою:

$$e_{ik} = \bar{\varphi}(R_k) \cdot \varphi_i; i = 1,...,5; k = 1,...,3,$$

де e_{ik} – внесок кожного нечіткого правила у вихід мережі; $\bar{\varphi}(R_k)$ – відносний ступінь виконання k-го висновку; φ_i – чітке число, що задає висновок кожного i-го (отриманого) правила:

$$\varphi_i = \sum_{i=j}^{m} \varphi_j(R_k), i = 1,...,k,$$

де m – кількість правил у навчальній вибірці.

Кожний вузол четвертого шару з'єднаний з одним вузлом третього шару, а також із усіма входами мережі.

І нарешті, п'ятий (вихідний) шар реалізує функцію дефазифікації, у результаті якої визначається сума внесків усіх правил. У даному шарі відбувається генерація результуючого висновку на основі нечітких правил (4-го шару):

$$e = \sum_{j=1}^{m} e_j$$

де e – вихід мережі; $\sum\limits_{j=1}^{m} e_j$ – сумарний внесок всіх нечітких правил.

Запропонована функція адаптивності представляє механізм нечіткого виведення, який для кожного варіанту бази правил будує траєкторію для одного з навчальних режимів або видає повідомлення про неможливість подальшого продовження навчання.

У результаті проведеного аналізу порівняння результатів навчання побудованої мережі різними алгоритмами, було прийнято рішення в доцільності використання в дослідженні гібридного алгоритму, у якому застосовано комбінацію градієнтного спуску у вигляді алгоритму зворотного поширення помилки з рівнем похибки 0 і кількістю циклів 300 та методу найменших квадратів [24] – рис. 3.

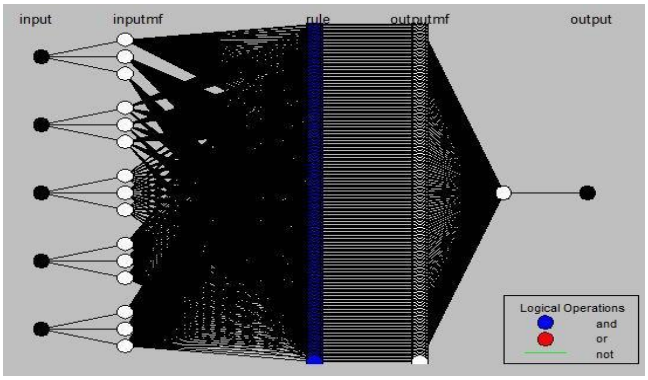


Рис. 3. Архітектура нейро-нечіткої системи виведення ANFIS-редактора

Метод зворотного поширення помилки шляхом аналізу значень відхилення між дійсним та бажаним виходом мережі виконує модифікацію параметрів вузлів першого шару. Методом найменших квадратів оцінюються коефіцієнти висновків правил, тому що вони лінійно пов'язані з виходом мережі. Кожна така ітераційна процедура настроювання виконується в два етапи:

1) на вхід мережі подається навчальна вибірка при зафіксованих значеннях нелінійних параметрів P_1, P_2, P_3, P_4, P_5 першого шару нейронів.

Під час руху по мережі в прямому напрямку послідовно розраховуються значення вихідних сигналів проміжних шарів і вихідного сигналу e_j четвертого шару мережі.

На основі відхилення між бажаною та існуючою (дійсною) поведінкою мережі з використанням ітераційного методу найменших квадратів відбувається пошук значень лінійних параметрів e_j четвертого шару мережі;

2) при використанні методу зворотного поширення помилки вихідна реакція $\varphi_a(R_k)$ порівнюється з еталонним значенням $\varphi_e(R_k)$:

$$E = \frac{1}{2}\sum_{q=1}^{m} (\varphi_e(R_k) - \varphi_a(R_k))^2 ,$$

де m – кількість правил;

$\varphi_e(R_k)$ – бажане (еталонне) значення функції приналежності для вхідного вектора P_i;

$\varphi_a(R_k)$ – обчислене нейронною мережею значення рівня активації k-го правила (результуюче значення функції приналежності для вхідного вектора P_i).

Процес навчання полягає в зміні вагових коефіцієнтів між нейронами так, щоб сумарна середньоквадратична похибка нейронної мережі для вектора P_i була мінімальною. Після уточнення вагових коефіцієнтів знову запускається процес адаптації лінійних параметрів першого шару і нелінійних параметрів другого шару.

Тому ітераційна процедура настроювання продовжується, поки відхилення перевищує заздалегідь установлене значення похибки [21].

Блок-схема запропонованого гібридного алгоритму представлена на рис 4:

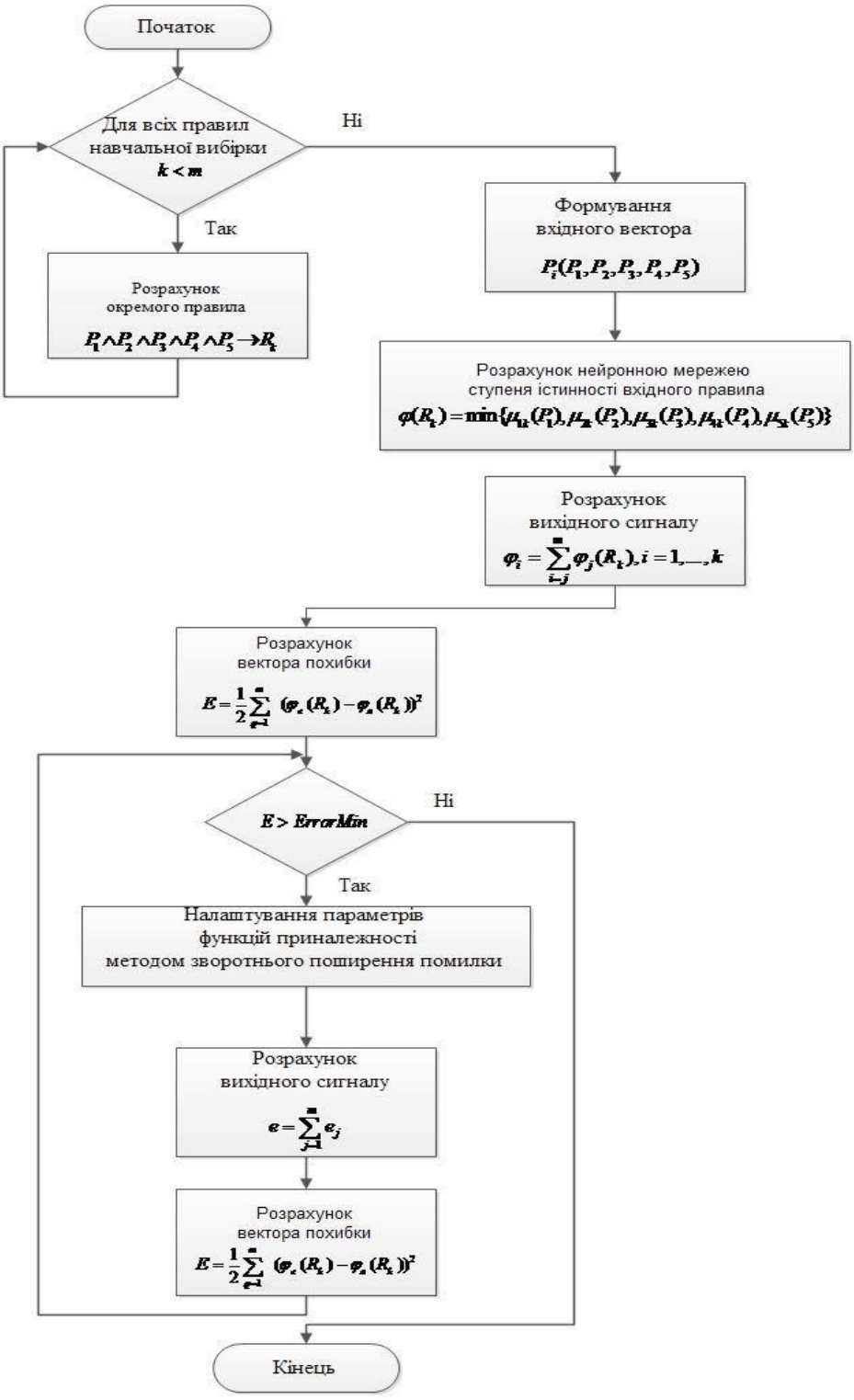


Рис. 4. Блок-схема гібридного алгоритму навчання

Зовнішній вигляд редактора ANFIS із завантаженими правилами вигляду (1) подано на рис. 5.

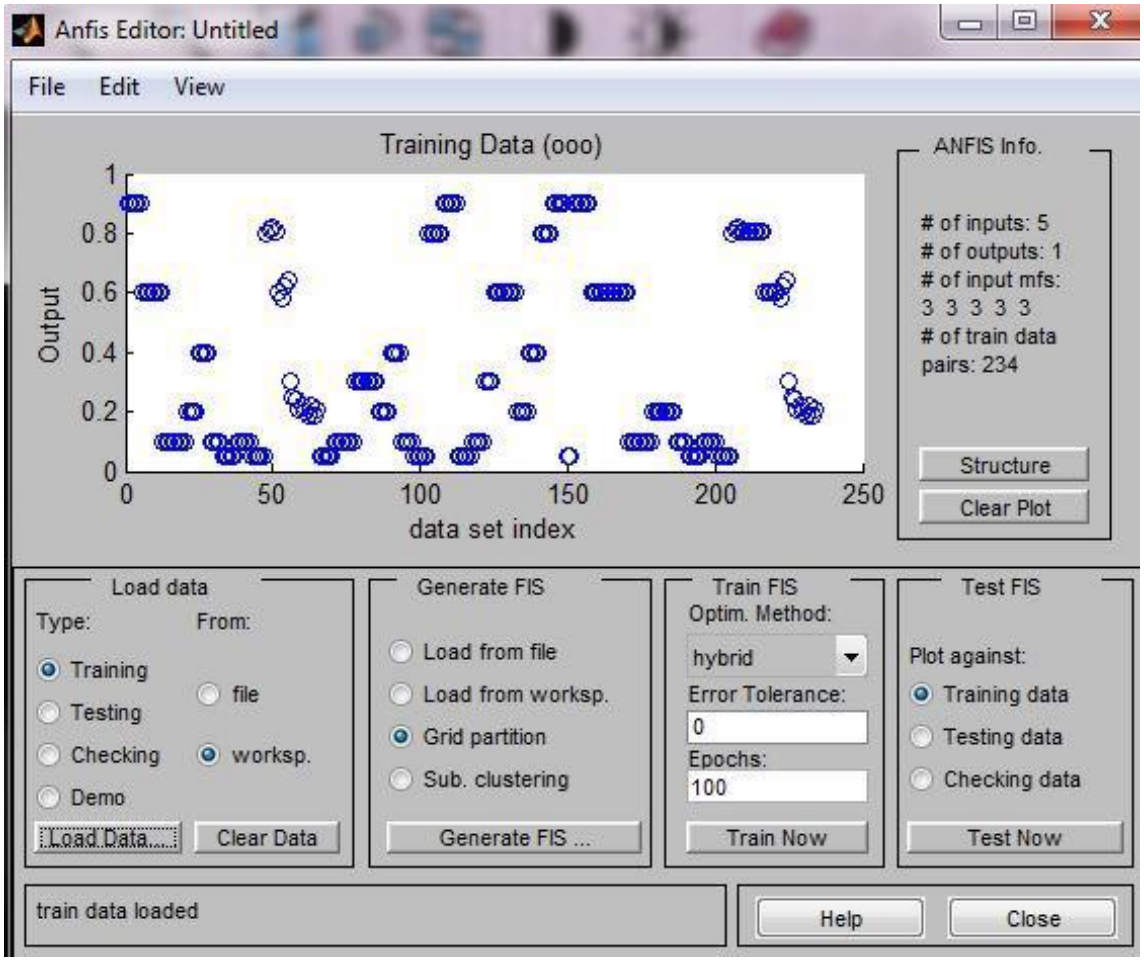


Рис. 5. Графічний інтерфейс редактора ANFIS після завантаження навчальних даних

Результати навчання мережі та інтерфейс вікна згенерованих правил представлено на рис. 6 та рис. 7 відповідно:

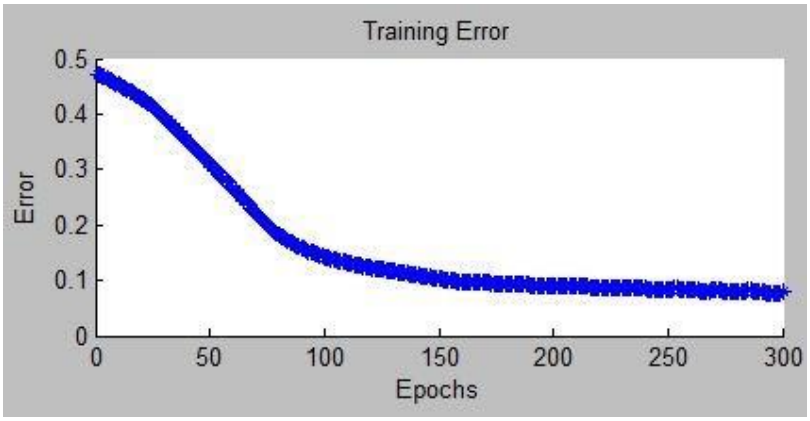


Рис. 6. Графік залежності похибки навчання від кількості циклів навчання

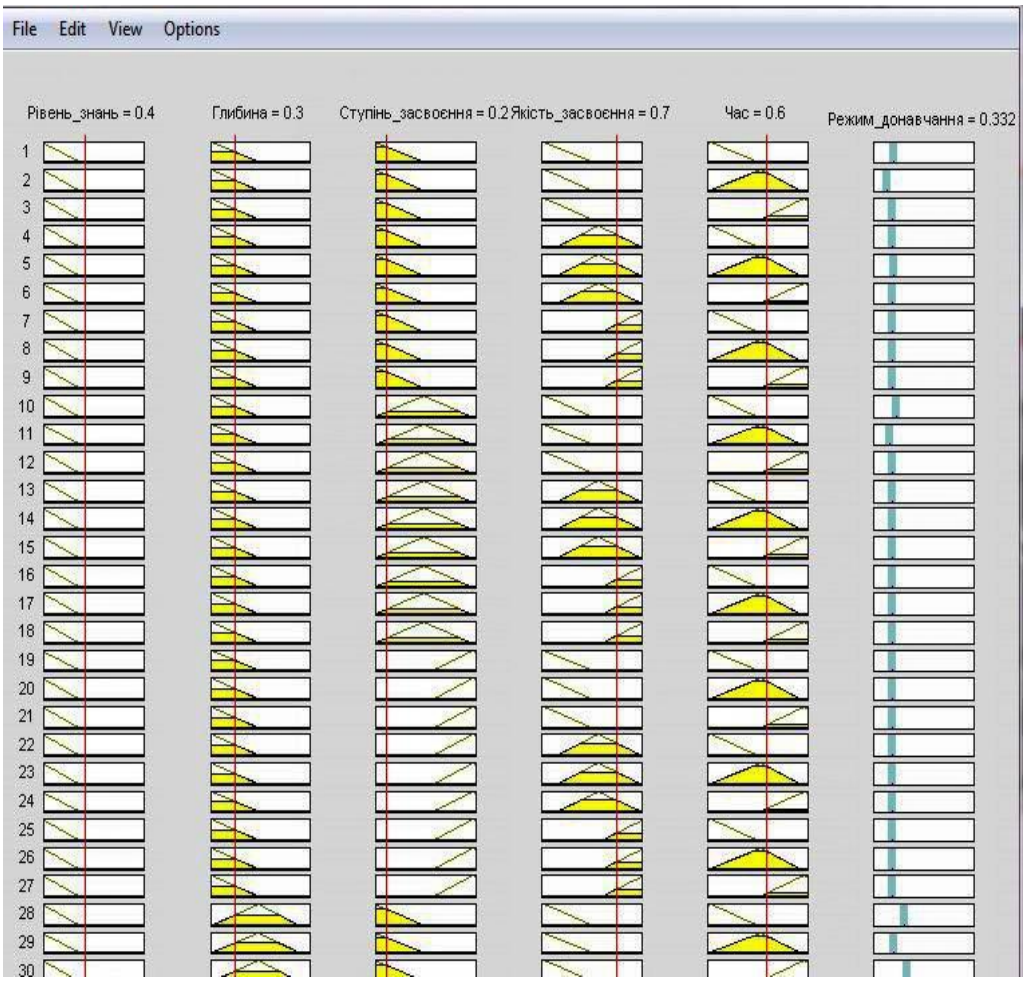
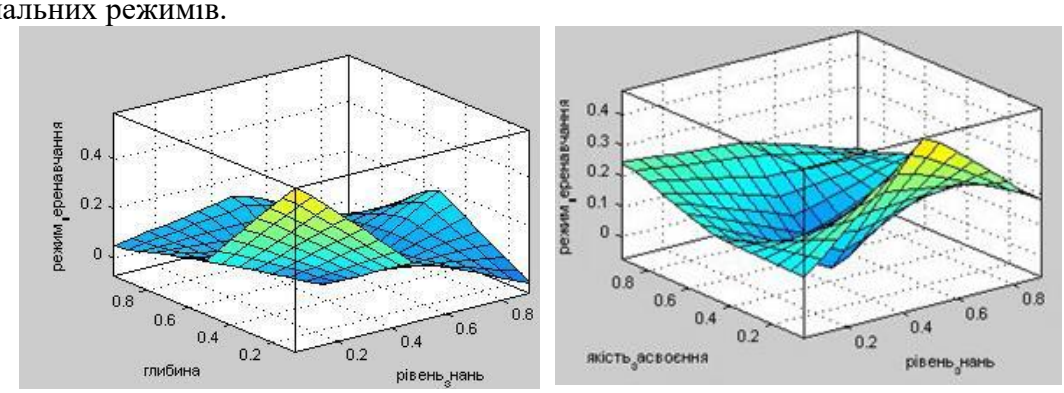


Рис. 7. Інтерфейс вікна згенерованих правил системи ANFIS

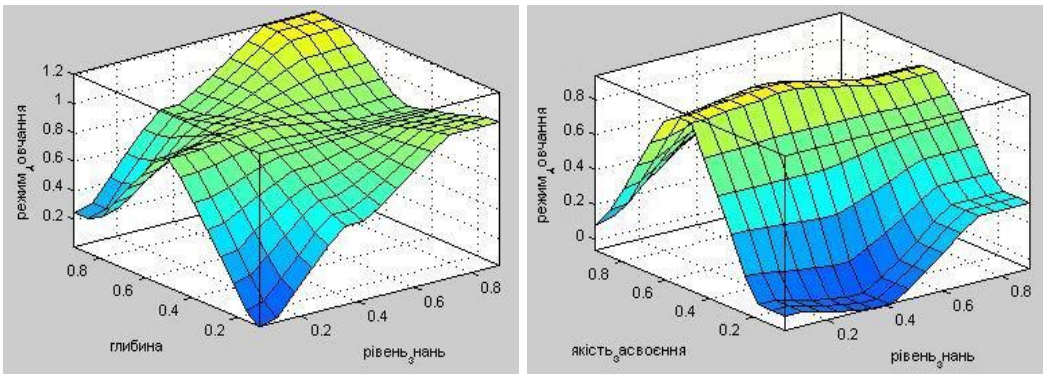
Як показує аналіз графіка похибки, навчання мережі завершилось практично після 100-го кроку, а отримана похибка після 300 епох навчання склала близько 0,023, що практично збігається з існуючим (експериментальним) результатом.

Тому навчена ANFIS забезпечує необхідну точність визначення режиму навчання та використовується для керування адаптивними навчальними траєкторіями.

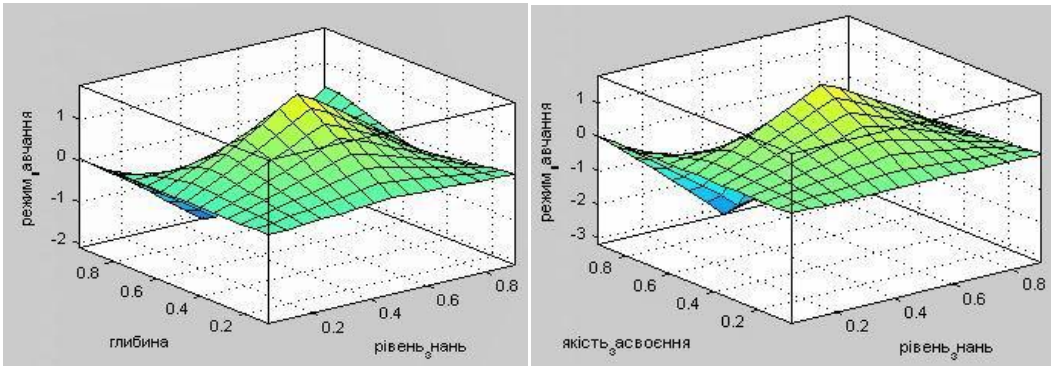
На рис.8 зображені поверхні нечіткого логічного виведення, які дозволяють наочно простежити залежність різних параметрів студентської моделі для кожного із навчальних режимів.



а) режим перенавчання



б) режим донавчання



в) режим навчання

Рис. 8. Поверхні нечіткого виведення ANFIS мережі з використанням гібридного алгоритму для різних навчальних режимів

Як видно із рисунків, рівномірний і монотонний графік залежності наведених поверхонь свідчить про хорошу «якість» механізму виведення та про достатність і несуперечність використаних правил виведення.

Тож запропонована система нейро-нечіткого виводу є ефективним інструментом для моделювання адаптивних траєкторій у навчальних системах, оскільки дозволяє виробляти керуючі впливи системи залежно від різних значень вхідних параметрів студентської моделі.

Позитивною є здатність виявляти різного роду залежності між вхідними змінними і вихідними результатами та виконувати їх узагальнення. А застосування саме гібридного методу дозволяє розподілити процес навчання на два етапи, які відбуваються в різні часові проміжки. Система нечіткого виведення використовується для формування нечіткої бази правил, кожне з яких моделює поведінку студента з різними значеннями вхідних параметрів. Алгоритм зворотного поширення помилки за допомогою градієнтного спуску дозволяє підібрати оптимальні ваги для параметрів мережі. Завдяки цьому скорочується кількість математичних операцій та відповідно зростає швидкість виконання обчислень.

Навчена нейромережа дозволяє для кожного студента, незалежно від обраної дисципліни та курсу навчання, за результатами проміжного тестового контролю знань, на основі числових параметрів студентської моделі $P_1,...,P_5$ визначати числове значення ймовірності вибору певного режиму продовження навчального процесу. Цю інформацію використовує адаптивний модуль, який приймає рішення про подальший вид навчальної траєкторії студента відповідно до вибраного режиму.

Отримані результати дають підставу стверджувати про доцільність практичного застосування запропонованого підходу для побудови адаптивного модуля на етапі моделювання дистанційної навчальної системи.

4. ВИСНОВКИ ТА ПЕРСПЕКТИВИ ПОДАЛЬШИХ ДОСЛІДЖЕНЬ

Описана технологія використання нейро-нечітких систем для побудови адаптивного модуля є, на наш погляд, ефективною, тому що дозволяє підвищити якість навчальних систем за рахунок високої швидкодії обрахунків та можливості інтерактивного навчання під час надходження нових даних про поточні результати успішності студента.

Перевага її застосування в інтелектуальних навчальних системах полягає в тому, що, використовуючи властивість навчання на множині невеликої кількості вхідних правил, вона дозволяє отримати достовірні результати для навчальних ситуацій, для яких невідомі чи неповні дані та залежності між вхідними та вихідними параметрами.

Для побудови системи вхідних навчальних правил введено як числові, так і якісні характеристики показників засвоєння нових знань. Це дозволило досягти повноти бази вхідних правил для визначення режиму навчання відповідно до поточних результатів, що підтверджено результатами дослідження, виконаними в ANFIS-редакторі програми MATLAB.

Запропонований в роботі гібридний алгоритм завдяки поєднанню нейро-нечіткого підходу дозволяє забезпечити паралельне й одночасне уточнення оптимальних вагових параметрів нейронної мережі та забезпечити досягнення необхідної точності за рахунок скінченного числа ітерацій відповідно до заданої похибки. Особливістю використання в навчальному процесі є також його універсальність щодо вибору предметної галузі, тобто навчена нейромережа для однієї дисципліни може бути швидко адаптована для інших навчальних предметів та курсів.

Перспективним напрямком дослідження є використання нейромереж «без учителя» з метою застосування методів класифікації для визначення однотипних уроків (напрямків навчання) для різних груп студентів відповідно до поточних навчальних результатів (параметрів P_i студентського модуля). Це дозволить адаптувати навчальну траєкторію студента не тільки до певного режиму, а й забезпечити адаптивне навчання студентів з переходами по групах, відповідно до таблиці групової класифікації (табл. 1).

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

[1] S. B. Dias, J. A. Diniz, L J. Hadjileontiadis, *Towards an Intelligent Learning Management System Under Blended Learning: Trends, Profiles and Modeling Perspectives*. Springer International Publishing, 2013.

[2] С. М. Ніколаєнко, В. Д. Шинкарук, В.І. Ковальчук, А. Б. Кочарян, "Використання Big Data в освітньому процесі сучасного університету". *Інформаційні технології і засоби навчання*. Т. 60, вип. 4. с. 239-253, 2017. [Електронний ресурс]. Доступно: http://nbuv.gov.ua/UJRN/ITZN_2017_60_4_21. Дата звернення: Бер. 04.2021.

[3] M. Dutchak, M.Kozlenko, I. Lazarovych, N. Lazarovych, M. Pikuliak, I. Savka, "Methods and Software Tools for Automated Synthesis of Adaptive Learning Trajectory in Intelligent Online Learning Management Systems". *BenAhmed M., RakıpKaraş İ., Santos D., Sergeyeva O., Boudhir A.A. (eds) Innovations in Smart Cities Applications Volume 4. SCA 2020. Lecture Notes in Networksand Systems*, vol 183. Springer, Cham. doi:https://doi.org/10.1007/978-3-030-66840-2_16.

[4] Machine Learning – *Машинне навчання* [Електронний ресурс]. Доступно: https://www.it.ua/knowledge-base/technology-innovation/machine-learning. Дата звернення: Бер. 04.2021.

[5] Ю. А. Ивашкин, И. И. Протопопов, "Управление нечеткими объектами в прикладной биотехнологии". *Горный информационно-аналитический бюллетень (научно-технический журнал)*. М.: МГГУ. Вып. 4. с. 1-3, 1999.
[6] С. Осовский, *Нейронные сети для обработки информации.* М.: Финансы и статистика, 2002.
[7] Р. Тадеусевич, Б. Боровик, Т. Гончаж, Б. Леппер, *Элементарное введение в технологию нейронных сетей с примерами программ*. М.: Горячая линия Телеком, 2011.
[8] Л. Н. Ясницкий, "Нейронные сети – инструмент для получения новых знаний: успехи, проблемы, перспективы". *Нейрокомпьютеры: разработка, применение*. № 5, с. 5, 2015.
[9] V. V. Kruglov, V. V. Borysov. *Гибридные нейроновые сети*. Smolensk: Rusych, s. 224. 2001.
[10] Microsoft выпустила приложение для обучения нейросетей без программирования. [Електронний ресурс]. Доступно: https://infostart.ru/journal/news/news/microsoft-vypustila-prilozhenie-dlya-obucheniya-neyrosetey-bez-programmirovaniya_1318344/ Дата звернення: Бер. 04.2021.
[11] Нейросеть Deep Nostalgia оживляет человека на фото. [Електронний ресурс]. Доступно: https://www.popmech.ru/technologies/news-677583-neyroset-deep-nostalgia-ozhivlyaet-cheloveka-na-foto/ Дата звернення: Бер. 03.2021.
[12] A. V. Savchenko, "Adaptive Video Image Recognition System Using a Committee Machine" .*Optical Memory and Neural Networks (Information Optics).*Vol. 21, N 4. pp. 219-226, 2012.
[13] V. B. Nemirovskiy, A. K. Stoyanov, "Near-duplicate image recognition". *Mechanical Engineering, Automation and Control Systems (MEACS): Proceedings of the International Conference*, Tomsk, 2014.
[14] Yan Yuzi, Tan Xu, Li Bohan, Qin Tao, Zhao Sheng, Shen Yuan, Liu Tie-Yan, Ada Speech, "Adaptive Text to Speech with Untranscribed Data". ICASSP 2021.
[15] S. O. Arik, J. Chen, K. Peng, W. Ping, Y. Zhou, "Neu-ralvoicecloning with a fewsamples. In Advances in Neural Information Processing Systems". *Annual Conference on Neural In formation Processing Systems 2018, Neur IPS 2018*, 3-8 December 2018, Montreal, Canada´, pp. 10040–10050, 2018.
[16] Е.М. Миркес, А.Н. Горбань, В.Л. Дунин-Барковский, А.Н. Кирдин, *Логически прозрачные нейронные сети и производство явных знаний из данных*. Новосибирск: Наука. Сибирское предприятие РАН, 1998.
[17] К. Асаи, Д. Ватада, С. Иваи, *Прикладные нечёткие системы*. М.: Мир, 1993.
[18] Е. В. Бодянский, О. Г. Руденко, *Искусственные нейронные сети: архитектуры, обучение, применения.* Харьков: ТЕЛЕТЕХ, 2004.
[19] А.А. Ежов., С.А. Шумский, *Нейрокомпьютин и его применения в экономике и бизнесе.* М.:МИФИ, 1998.
[20] M. Pikulyak, "The method of formalization of adaptive learning model based on precedents matrix". *Досвід розробки та застосування приладо-технологічних САПР в мікроелектроніці: CADSM 2015: матеріали XIII Міжнародної науково-практичної конференції*, Львів: Вид-во Львівської політехніки, с. 189-192, 2015.
[21] M. Pikuliak, "Development of an adaptive module of the distance education system based on a hybrid neuro-fuzzy network", *Proceedings of the 2020 IEEE Third International Conference on Data Stream Mining & Processing (DSMP*). Lviv, Ukraine, August 21-25, 2020, P. 44-49.
[22] Адаптивные нейронечеткие системы инференции (ANFIS). [Електронний ресурс]. Доступно: http://life-prog.ru/1_22027_adaptivnie-neyronechetkie-sistemiinferentsii-NFIS.html Дата звернення: Бер. 06.2021.
[23] В. В. Борисов, В. В. Круглов, А.С. Федулов, *Нечеткие модели и сети.* М.: Горячая линия, 2007.
[24] MATLAB Fuzzy Logic Toolbox User's Guide. The Math Works, Inc. 333, p. 2008.

Матеріал надійшов до редакції 19.03.2021 р

IMPROVEMENT OF INFORMATION TECHNOLOGY OF DISTANCE EDUCATION SYSTEM CONSTRUCTION WITH THE USE OF HYBRID LEARNING ALGORITHM

Mykola V. Pikuliak
PhD of Technical Sciences, Senior Lecturer at the Department of Information Technologies
Vasyl Stefanyk Precarpathian National University, Ivano-Frankivsk, Ukraine
ORCID ID 0000-0003-2192-1899
mykola.pikuliak@pnu.edu.ua

Mykola V. Kuz
Doctor of Technical Sciences, Professor at the Department of Information Technologies

Vasyl Stefanyk Precarpathian National University, Ivano-Frankivsk, Ukraine
ORCID ID 0000-0002-9875-1579
mykola.kuz@pnu.edu.ua

Oksana D. Voroshchuk
PhD of Pedagogical Sciences, Associate Professor at the Department of Social Pedagogy and Social Work, Secretary of the Scientific and Methodological Council of the Pedagogical Faculty
Vasyl Stefanyk Precarpathian National University, Ivano-Frankivsk, Ukraine
ORCID 0000-0003-0835-544X
oksana.voroshchuk@pnu.edu.ua

Abstract. The theoretical analysis of neuro-fuzzy systems is performed in the article, as well as their main characteristics are generalized and systematized, the peculiarities of known development algorithms are detailed and the relevance of their use for construction of computerized educational programs is substantiated. The structural model of the adaptive educational system is presented and the system of input educational rules modeled on the results of the conducted experiment is described. In order to determine the assessment of the current level of student learning, a number of qualitative indicators (depth of study, degree and quality of learning) were introduced, the use of which allowed to ensure the completeness of the base of input rules for fuzzy inference. A method based on a fuzzy neural network for constructing an adaptive module of a remote knowledge transfer system is proposed, the application of which makes it possible to increase the speed and accuracy of calculations at the stage of determining the training mode according to the current level of student knowledge. An adaptive mechanism for constructing an individual learning trajectory in the distance education system based on the fuzzy Mamdani neural network has been implemented. A hybrid algorithm for learning a neural fuzzy network has been developed and the stages of its operation are given. Peculiarities of application of hybrid algorithm for determination of educational mode are investigated and advantages of its use by parallel and simultaneous specification of network parameters are established. A block diagram of a hybrid algorithm of an adaptive training module is proposed, which allows to modify the output rules in the process of network learning according to the given learning accuracy. An experimental study of the application of a hybrid algorithm using a fuzzy neural network ANFIS in the program MATLAB was conducted and its confirmed the effectiveness of the proposed technology. Prospects for the use of mathematical tools of neural network technologies in the study of adaptive characteristics of automated learning systems are determined.

Keywords: distance learning; adaptive module; neuro-fuzzy networks; educational system; hybrid algorithm.

REFERENCES (TRANSLATED AND TRANSLITERATED)

[1] S. B. Dias, J. A.Diniz, L.J. Hadjileontiadis, *Towards an Intelligent Learning Management System Under Blended Learning: Trends, Profiles and Modeling Perspectives*. Springer International Publishing, 2013. (in English)

[2] S. M. Nikolaienko, V. D. Shynkaruk, V. I. Kovalchuk, A. B. Kocharian, Vykorystannia "Use of the Big Data in the educational process of the modern university". *Information Technologies and Learning Tools*. T. 60, issue 4. pp. 239-253, 2017. [Online]. Available: http://nbuv.gov.ua/UJRN/ITZN_2017_60_4_21 doi: https://doi.org/10.33407/itlt.v60i4.1681. Accessed: March 04.2021. (in Ukrainian)

[3] M. Dutchak, M. Kozlenko, I. Lazarovych, N. Lazarovych, M. Pikuliak, I. Savka, "Methods and Software Tools for Automated Synthesis of Adaptive Learning Trajectory in Intelligent Online Learning Management Systems". *BenAhmed M., RakıpKaraş İ., Santos D., Sergeyeva O., Boudhir A.A. (eds) Innovations in Smart Cities Applications Volume 4. SCA 2020. Lecture Notes in Networksand Systems*, vol 183. Springer, Cham. doi:https://doi.org/10.1007/978-3-030-66840-2_16. (in English)

[4] Machine Learning. [Online]. Available: https://www.it.ua/knowledge-base/technology-innovation/machine-learning. Accessed: March 04.2021. (in Ukrainian)

[5] Ju. A. Ivashkin, I. I. Protopopov, "Control of Fuzzy Objects in Applied Biotechnology". *Gornyj informacionno-analiticheskij bjulleten' (nauchno-tehnicheskij zhurnal).* M.: MGGU. Vyp. 4. pp. 1-3, 1999. (in Russian)

[6] S. Osovskij, *Neural networks for information processing*. M.: Finansy i statistika, 2002. (in Russian)

[7] P. Tadeusevich, B. Borovik, T. Gonchazh, B. Lepper, *An elementary introduction to the technology of neural networks with sample programs*. M. :Gorjachaja linija Telekom, 2011. (in Russian)
[8] L. N. Jasnickij, "*Neural networks - a tool for obtaining new knowledge: successes, problems, prospects*". Nejrokomp'jutery: razrabotka, primenenie. no. 5, p. 5, 2015. (in Russian)
[9] V.V. Kruglov, V. V. Borysov. *Hybrid neural networks*. Smolensk: Rusych, p. 224. 2001. (in Russian)
[10] Micr osoft released an application for training neural networks without programming. [Online]. Available: https://infostart.ru/journal/news/news/microsoft-vypustila-prilozhenie-dlya-obucheniya-neyrosetey-bez-programmirovaniya_1318344/ Accessed: March 04.2021. (in Russian)
[11] Deep Nostalgia brings a person to life in a photo. [Online]. Available: https://www.popmech.ru/technologies/news-677583-neyroset-deep-nostalgia-ozhivlyaet-cheloveka-na-foto/ Accessed: March 03.2021. (in Russian)
[12] A. V. Savchenko, "Adaptive Video Image Recognition System Using a Committee Machine". *Optical Memory and Neural Networks (Information Optics). v*ol. 21, no. 4. pp. 219-226. 2012. (in English)
[13] V. B. Nemirovskiy, A. K. Stoyanov, "Near-duplicate image recognition". *Mechanical Engineering, Automation and Control Systems (MEACS): Proceedings of the International Conference*, Tomsk, 2014. (in English)
[14] Yan Yuzi, Tan Xu, Li Bohan, Qin Tao, Zhao Sheng, Shen Yuan, Liu Tie-Yan, Ada Speech, "*Adaptive Text to Speech with Untranscribed Data*". ICASSP 2021. (in English)
[15] S. O. Arik, J. Chen, K. Peng, W. Ping, Y. Zhou, "Neu-ralvoicecloning with a fewsamples. In Advances in Neural Information Processing Systems". Annual Conference on Neural In formation Processing Systems 2018, Neur IPS 2018, 3-8 December 2018, Montreal, Canada´, pp. 10040–10050, 2018. (in English)
[16] E. M. Mirkes, A. N. Gorban', V. L. Dunin-Barkovskij, A. N. Kirdin, *Logically transparent neural networks and the production of explicit knowledge from data.* Novosibirsk : Nauka. Sibirskoe predprijatie RAN, 1998. (in Russian)
[17] K. Asai, D. Vatada, S. Ivai, *Applied fuzzy systems*: M.: Mir, 1993. (in Russian)
[18] E. V. Bodjanskij, O. G. Rudenko, *Artificial neural networks: architectures, training, applications*. Har'kov: TELETEH, 2004. (in Russian)
[19] A.A. Ezhov., S.A. Shumskij, *Neurocomputing and its applications in economics and business*. M.:MIFI, 1998. (in Russian)
[20] M. Pikulyak, The method of formalization of adaptive learning model based on precedents matrix. Dosvid rozrobki ta zastosuvannja prilado-tehnologichnih SAPR v mikroelektronici: CADSM 2015: materiali XIII Mizhnarodnoï naukovo-praktichnoï konferenciï, L'viv: Vid-vo L'vivs'koï politehniki, s. 189-192. 2015. (in English)
[21] M. Pikuliak, Development of an adaptive module of the distance education system based on a hybrid neuro-fuzzy network, Proceedings of the 2020 IEEE Third International Conference on Data Stream Mining&Processing (DSMP). Lviv, Ukraine, August 21-25, p. 44-49. 2020. (in English)
[22] [22] Adaptive neuro-fuzzy systems of inference (ANFIS). [Online]. Available: http://life-prog.ru/1_22027_adaptivnie-neyronechetkie-sistemiinferentsii-NFIS.html. Accessed: March 06.2021 (in Russian)
[23] V.V. Borisov, V. V. Kruglov, A.S. Fedulov, *Fuzzy models and networks*. M.: Gorjachaja linija, 2007. (in Russian)
[24] MATLAB FuzzyLogicToolboxUser'sGuide. TheMath Works, Inc. 333 p. 2008. (in English)

(cc) BY-NC-SA

This work is licensed under Creative Commons Attribution-NonCommercial-ShareAlike 4.0 International License.