
ІНФОРМАТИКА

УДК 681.335:004.891

АДАПТИВНЕ КЕРУВАННЯ ФОРМУВАННЯМ КОНТЕНТУ ДЛЯ ДИСТАНЦІЙНОГО НАВЧАННЯ

T.L. Mazurok

Одеський національний політехнічний університет

Пропонується метод адаптації контенту при автоматизованому навчанні на основі формування індивідуалізованої послідовності навчальних елементів з урахуванням міжпредметних зв'язків. Метод базується на послідовному використанні нечітких нейронних мереж та генетичного алгоритму. Наведено результати експериментів.

ВСТУП

Сучасний етап розвитку освіти невідривно пов'язаний з широким використанням інформаційно-комунікаційних засобів у навченні. Однак, досвід їх використання свідчить про відсутність очікуваної ефективності. Однією з причин цього, на нашу думку, є відсутність єдиної концепції керування цілісним процесом навчання на основі використання сучасних засобів автоматизації з урахуванням дидактичних вимог. Серед основних сучасних дидактичних вимог, які обов'язково повинні бути врахованими, є віображення інтеграційних процесів та створення умов для організації дійсно індивідуалізованого навчання. Як визначено у програмі ЮНЕСКО «Інформація для всіх» [1], професійна підготовка та дослідження у нових сферах знань потребують інтеграції цілої низки дисциплін, що були не зв'язані між собою. Сучасний стрімкий розвиток математичного та програмного забезпечення, розвиток засобів автоматизованого керування, передусім інтелектуального, дозволяють реалізувати складні завдання щодо керування навчальним процесом.

Більшість сучасних навчальних систем представлені бібліотеками статичних гіпертекстових підручників і тестових завдань, яких недостатньо для повноцінної і ефективної організації процесу навчання. Відсутність методів використання прогресивних засобів керування для адаптації процесу навчання до індивідуальних характеристик особи, що навчається, не дозволяє реалізувати дидактичну систему автоматизованого керування, суттєво поліпшити стан освіти. Тому сформувався і розвивається новий напрям в інформаційних комп'ютерних технологіях на основі сучасних дидактичних, психологічних досліджень щодо моделювання процесу навчання як процесу, що управляється, з використанням методів штучного інтелекту.

Підхід до навчання, як до процесу, що управляється, було започатковано у 1977 році [2]. Вагомий внесок у розвиток керування навчанням на основі інформаційних технологій внесли В.М. Глушков, А.М. Довгялло, Д. Джерард, Б.Ф. Скіннер, В.П. Бесpal'ко, Г.О. Атанов, П.Л. Бруслловський, В.І. Гриценко, В.Я. Валах, С.П. Кудрявцева, В.В. Колос, А.Ф. Манако, Ю.К. Тодорцев, А.С. Довбиш, Н.В. Шаронова, В.Є. Ходаков та інші вчені.

Аналіз літературних джерел і практичний досвід використання навчальних систем показав, що ефективність автоматизованих форм навчання значною мірою залежить від рівня індивідуалізації навчального процесу. Адаптація навчання як процесу формування індивідуалізованих траєкторій навчання у вигляді послідовності навчальних елементів, з урахуванням міжпредметних зв'язків є новою частиною задачею адаптації навчання в цілому.

Актуальність цієї задачі обумовлюється неухильною тенденцією до інтеграції як в науці, так, зокрема, і в освіті. Поширення різних форм автоматизованого навчання, зокрема дистанційного, приводить до накопичення значних обсягів частинно структурованого контенту, але відсутність методів керування формуванням інтеграційного контенту з адаптацією до потреб особи стримує ефективність таких навчальних систем. Тому **метою статті** є розроблення методу адаптивного формування контенту на основі урахування міжпредметних зв'язків в автоматизованому навчанні з використанням засобів штучного інтелекту.

МОДЕЛЬ АДАПТИВНОГО КЕРУВАННЯ ПРОЦЕСОМ НАВЧАННЯ

Для формалізованого опису процесу навчання розглянемо його як процес, що управляється. Обов'язковою вимогою до сучасних систем, що навчають, є забезпечення максимального ступеня індивідуалізації процесу навчання, тобто адаптації до індивідуальних характеристик особи, що навчається. Під адаптацією у навчанні розуміють процес зміни параметрів і структури моделі об'єкта та дій, що навчають, на основі поточної інформації, що отримана під час процесу навчання, з метою досягнення оптимального стану об'єкта за його апріорної невизначеності у середовищі, що змінюється [3]. Основною формою дії, що навчає, при автоматизованому навчанні є надання особі, що навчається, відповідного контенту для вивчення наступного навчального елемента. Під навчальним елементом розуміють елементарні частини навчального матеріалу, кожна з яких може належати до однієї з трьох категорій: предмети (штучні або природні); явища або процеси; засоби діяльності [4].

Загальна схема керування процесом індивідуалізованого навчання (рис. 1) відображає логіко-інформаційний зв'язок між процесами, що автоматизують керування навчанням. У загальному випадку фактично усі параметри системи змінюються в процесі навчання за періодичністю, що відрізняється. Тому адаптивні зміни усіх груп параметрів здійснюються в процесі навчання.

Об'єкт керування зв'язує стан середовища X , керування U' та стан об'єкта Y :

$$Y = F(X, U'), \quad (1)$$

де F - оператор реального об'єкта.

Керуюча дія U формується на основі отриманої інформації X' та Y' , а також цілі Z , ресурсу R та алгоритму керування φ :

$$U = \varphi(X', Y', Z, R) \quad (2)$$

Крім дій, що навчає, алгоритм керування визначає множину навчальних елементів, за якими формується зміст діагностики набутих знань, вмінь та навичок:

$$V = G(Y), \quad (3)$$

де G - алгоритм формування діагностики засвоєння матеріалу навчальних елементів.

Структура навчальних елементів формується на основі структурно-параметричної уніфікованої моделі предметних областей n , вивчення

яких є необхідним для формування відповідних компетенцій. Для автоматизації формування структури інтегрованого контенту використовується модель системи міжпредметних зв'язків у вигляді нечіткої нейронної мережі [5]. Навчання нейронної мережі здійснюється на основі використання лінгвістичної змінної, що на основі експертних даних якісно характеризує взаємозв'язок між навчальними елементами різних предметних областей та його вплив на формування відповідних компетенцій.

Керуюча складова системи навчання має забезпечити оптимальну ефективність навчання, при цьому необхідно зменшити інформаційне навантаження користувача за рахунок оптимальної організації його інформаційної взаємодії з системою, що навчає. Індивідуальні особливості особи, що навчається, змінюються в широких межах, тому ця інформаційна взаємодія має бути адаптивною. Адаптація передбачає зміни в структурі надання інтегрованого контенту залежно від індивідуальних особливостей та поточного психофізіологічного стану користувача.

Технічно адаптація в процесі взаємодії користувача і системи, що навчає, реалізується на засобах відображення інформації. Схему керування навчанням показано на рис.1.

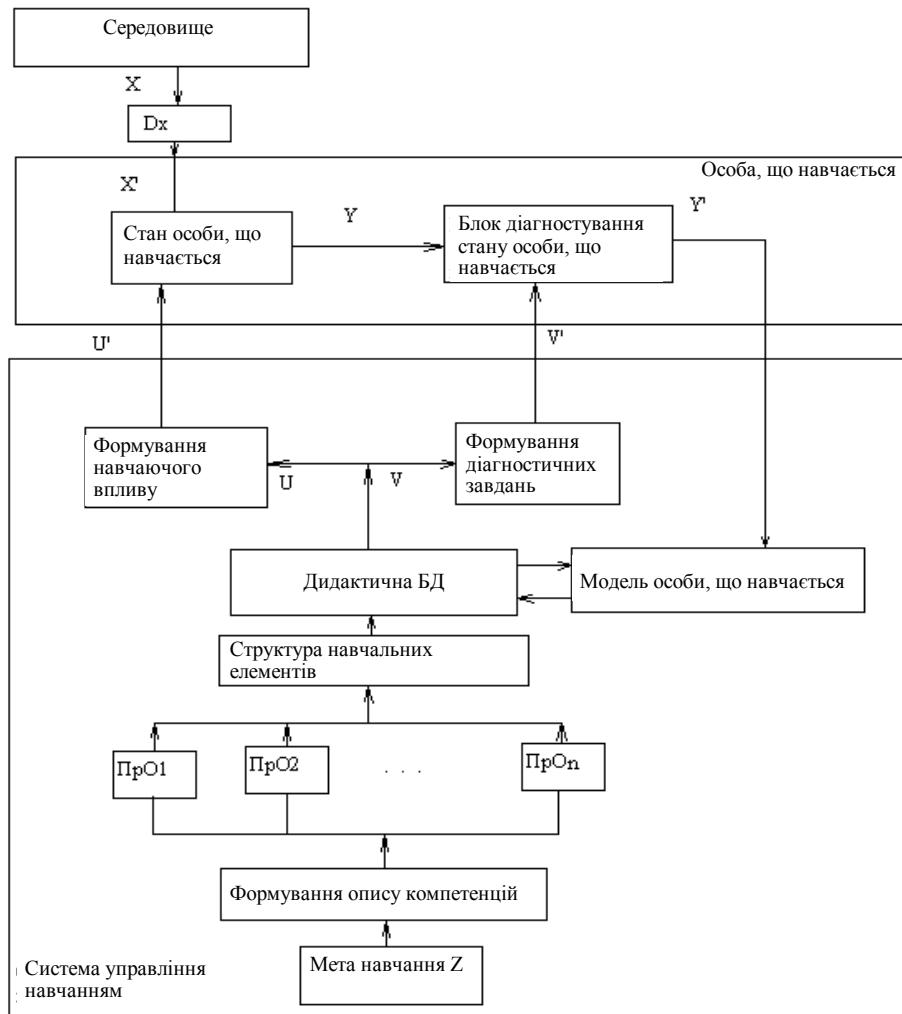


Рисунок 1 – Схема керування навчанням

Позначимо некеровані параметри через $\psi \in \Psi$ – множина параметрів, що характеризують індивідуальні особливості і психофізіологічний стан користувача; а керовані параметри через $h \in H$ – множина можливих варіантів (значень) параметрів інформаційної моделі інтегрованого контенту. Тоді задача реалізації адаптації контенту формулюється так. Знайти сукупність параметрів інтегрованого контенту (множину навчальних елементів та їх послідовність) $h_o \in H$, що забезпечує оптимальне надання інформації P , що навчає, за поточними (заданими) значеннями параметрів, що не підлягають управлінню $\psi \in \Psi_{\text{зад}}$:

$$h_o = \text{opt } P(h, \psi_{\text{зад}}), \quad h_o \in H. \quad (4)$$

Урахування здібностей та характеристик учня дозволяє викладачу за допомогою спеціального блоку керування формувати наступну управляючу дію, яка є частиною цілеспрямованого процесу досяжності цілі навчання. Керування такою системою може здійснюватись як адаптація навчальних впливів на основі вибору оптимальної для даного учня структури та найбільш ефективної послідовності надання контенту з навчальною інформацією, підтримки мотивації навчання, впливу на психоемоційний стан учня.

Особливість об'єкта керування, який являє собою модель особи, що навчається, пов'язана з нелінійним характером залежності цільової функції від керуючого впливу. Чим більш адекватною є модель учня, тим більше проявляються властивості об'єкта керування як складно організованої системи. Таким чином, схематично організацію персоналізованої системи навчання як адаптивної системи керування можна подати у такому вигляді (рис. 2).

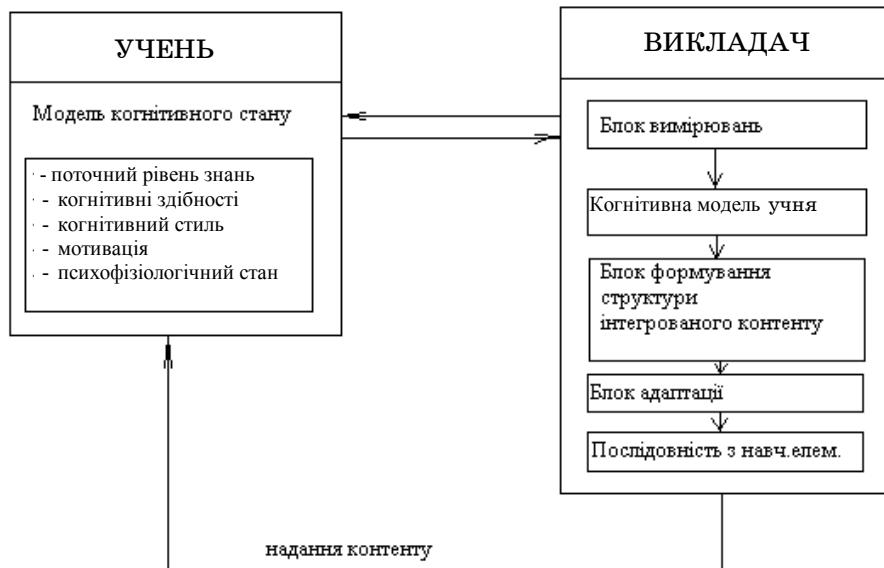


Рисунок 2 – Схема організації адаптивної системи керування

Послідовність вкладеності адаптивних процесів показано на рис. 3.



Рисунок 3 – Послідовність адаптивних процесів

Перший контур адаптації здійснює «налагодження» структури навчального контенту на основі монопредметних моделей тих предметних галузей, що забезпечують досягнення відповідних компетенцій. Ця частина реалізується на основі нейронної мережі системи міжпредметних зв’язків.

Другий контур адаптації здійснює вибір форм надання контенту залежно від індивідуальних характеристик об’єкта.

Третій контур адаптації формує індивідуальну траекторію навчання з урахуванням взаємодії керуючої системи з об’єктом під час вимірювань стану об’єкта (наприклад, поточне або модульне тестування).

Четвертий контур адаптації визначає цілі навчання залежно від змін у агресивному середовищі об’єкта. Агресивність середовища означає наявність певних перешкод для об’єкта в досягненні цілей навчання (наприклад, соціальні фактори).

МОДЕЛЬ СИСТЕМИ МІЖПРЕДМЕТНИХ ЗВ’ЯЗКІВ

Найбільш придатним засобом для реалізації керування системою міжпредметних зв’язків є багатошарова нейронна мережа [6]. Однак особливості процесу її навчання пов’язані з використанням апріорної інформації від експертів – педагогів-предметників – щодо доцільноті міжпредметних зв’язків у вигляді нечітких правил, обумовлюють необхідність об’єднання нечіткої логіки з нейромережним виводом.

Дослідження свідчать про те, що штучні нейронні мережі характеризуються перш за все можливістю паралельної обробки даних, а також унікальною здатністю до навчання та адаптації. Однак класичні нейронні мережі здатні обробляти виключно чисельну інформацію, а також «навчитись» співвідношень між чисельними вхідними та вихідними сигналами. З іншого боку, теорія нечітких множин та нечіткої логіки широко використовується останні майже 40 років як ефективний інструментарій для моделювання нечіткості мислення людини, опису складних процесів, що є погано формалізованими. Суттєвий недолік нечітких систем полягає в тому, що вони не мають здатності до навчання

та адаптації моделей до ситуацій, що змінюються. Тому в дослідженнях для коригування параметрів функцій належності, а також для адаптації нечітких систем у процесі їх роботи використовуються нейронні мережі.

Взагалі поєднання двох незалежних інтелектуальних технологій: штучних нейронних мереж та теорії нечітких множин та логіки дозволяють створювати нову, більш універсальну методологію обробки різних видів знань та моделювання складних процесів. Тому інтеграційна технологія нейронно-нечітких систем має дві важливі властивості: лінгвістичність, тобто здатність використовувати знання не чисельного виду, а також здатність до навчання і адаптації до умов, що змінюються.

Моделювання наявності, виду, напрямку міжпредметних зв'язків – задача слабко структурована та погано формалізована. Однак використання моделі асоціативного мислення дає змогу її реалізації у вигляді штучної нейронної мережі. Структура зв'язків відображає ієрархічну структуру змісту навчання, що утворює шари відповідно до рівнів ієрархії «курс-розділ-підрозділ-тема-поняття». Таким чином, отримуємо багатошарову мережу зі схованими шарами (рис. 4).

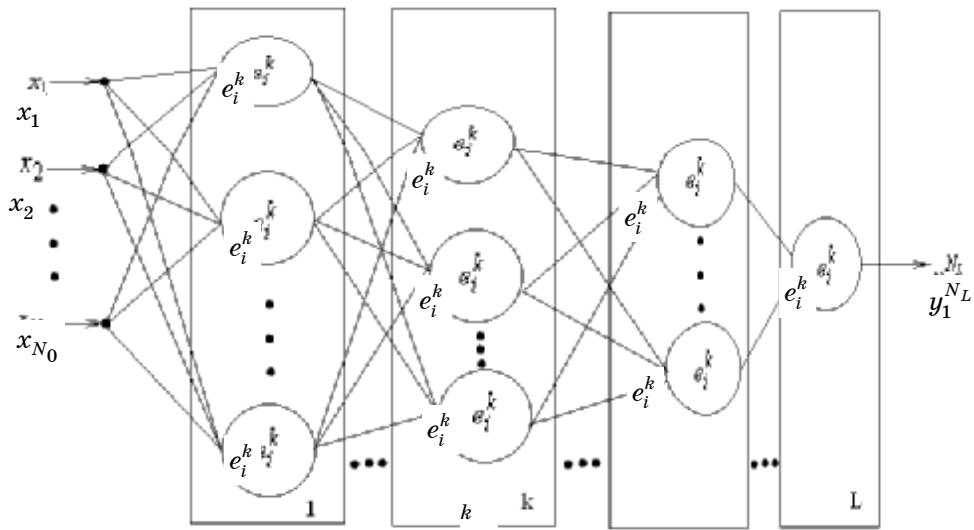


Рисунок 4 – Структура нейронної мережі

Узагальненням та розширенням класичних багатошарових нейронних мереж є нечіткі нейронні мережі на основі багатошарового перцептрона. Вихідні сигнали обчислюються таким чином:

$$\text{у прихованому шарі: } Y_i = f(\sum_{j=1}^N W_{i,j} x_j - \theta_j) \quad (5)$$

$$\text{у вихідному шарі: } Y_i = f(\sum_{j=1}^N W_{i,j} Y_j - \theta_j), \quad (6)$$

де θ_j , θ_j - величини зміщення, $x_j (j = 1, 2, \dots, N)$ - вхідні сигнали;

$f(\sum_{j=1}^N W_{i,j} x_j)$ - функція активації.

Вхідна та відповідна їй вихідна інформація обробляються за допомогою двох інтерфейсів, що складаються на основі теорії нечітких множин та нечіткої логіки.

Ці інтерфейси мають однакову структуру і виконують таке перетворення інформації, яке робить її придатною для подальшої обробки нейронною мережею (в даному випадку – багатошаровою).

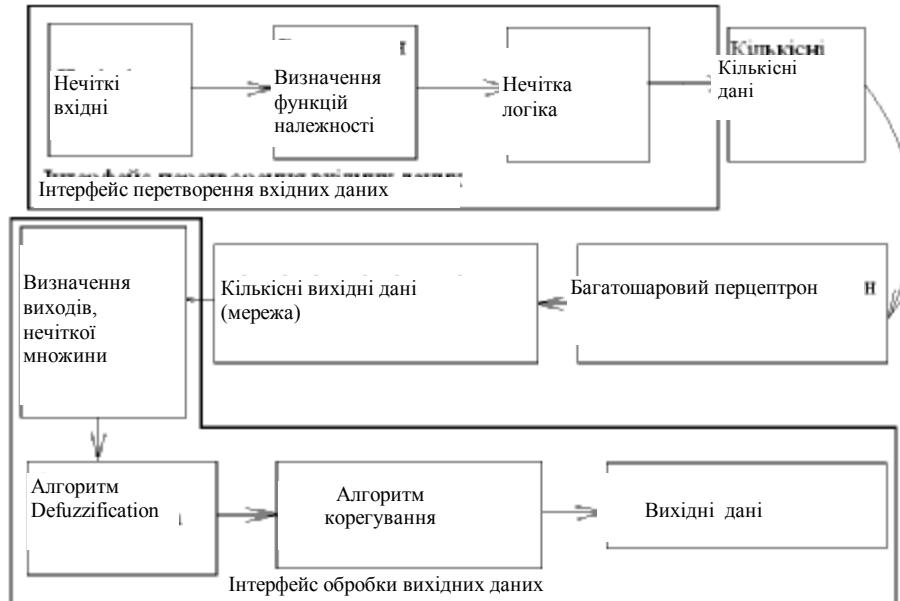


Рисунок 5 – Структура нечіткої нейронної мережі

Лінгвістичні правила відображають думку експертів щодо доцільноти встановлення взаємозв'язків між навчальними елементами монопредметних навчальних дисциплін, що мають вигляд:

$$\text{ЯКЩО } \langle e_1 \in \alpha \rangle \text{ ТА } \langle e_2 \in \beta \rangle \text{ ТО } \langle w \in \varepsilon \rangle, \quad (7)$$

де e_1 і e_2 – змінні, що характеризують монопредметні дисципліни, що підлягають інтеграції (наприклад, e_1 - «інформатика», e_2 – «економіка»); α і β – відповідні значення вказаних змінних; ε – значення лінгвістичної змінної w , яка визначається за допомогою терма «ступінь взаємозв'язку».

Для реалізації даної моделі найкращим інструментом є пакет Fuzzy Logic Toolbox системи Matlab, оскільки він надає можливість побудови адаптивних нечітких нейронних мереж. Як терми було використано такі значення: $T_\varepsilon = \{\langle \text{«відсутній}\rangle, \langle \text{«швидше за все доцільний}\rangle, \langle \text{«напевно доцільна}\rangle\}$, що відображає різні якісні значення ступеня взаємозв'язку між навчальними елементами.

Вихід нечіткої мережі свідчить про ступінь інтеграції монопредметних навчальних дисциплін загалом, відображаючи функціональну ознаку інтеграції (від взаємозв'язку епізодичного через міжпредметний зв'язок до інтеграції як вищого ступеня взаємозв'язків).

Таким чином отримана можливість керування інтегративною функцією навчального контенту. Програмно реалізовано окремі компоненти: редактор міжпредметних зв'язків, механізм логічного

виведення з вбудованою процедурою здійснення бінарної моделі нейронної мережі. Але практичне використання цієї моделі має труднощі, що пов'язані з формуванням архітектури нейронної мережі. Це пов'язано з витратами складного творчого процесу, що здійснюють експерти, або взаємодією когнітолога та експерта, яка є неформалізованою процедурою. Тому пропонується використання еволюційного підходу для налагодження нейронної мережі, що дозволяє суттєво спростити та прискорити процес розроблення інтелектуальних технологій за рахунок його автоматизації.

ФОРМУВАННЯ ІНДИВІДУАЛЬНИХ ТРАЄКТОРІЙ НАВЧАННЯ

Оскільки генетичні алгоритми в процесі пошуку використовують кодування множини параметрів замість самих параметрів, то вони ефективно можуть застосовуватися для розв'язання дискретних задач оптимізації на скінченних множинах довільної природи. Оскільки для роботи алгоритму як інформацію про функцію, що оптимізується, використовуються лише її значення в точках простору пошуку, і немає потреби в обчисленні похідних чи будь-яких інших характеристик, то даний алгоритм можна застосовувати до широкого класу функцій. Зокрема, до тих, які не мають аналітичного опису, як при формуванні контенту навчання.

Алгоритм еволюційних обчислень складається з таких кроків [7]:

- 1 Задається структура об'єктів, функція ціни та умова зупинення.
- 2 Створюється популяція об'єктів P .
- 3 За допомогою функції ціни з популяції P обирається множина кращих об'єктів.
- 4 За допомогою операторів, що підтримують еволюцію, з обраних об'єктів створюються нові – претенденти на включення до наступної популяції.
- 5 Утворюється нова популяція P з тих об'єктів, що вибрані на 4-му кроці.
- 6 Кроки 3-5 повторюються до виконання умови зупинення.
- 7 Якщо ітерації завершенні успішно, то з останньої популяції виділяється об'єкт з найвищою ціною, який є рішенням. Інакше видається повідомлення про неможливість прийняття рішення.

Проекція узагальненого підходу на площину вибору індивідуальних стратегій навчання має такі особливості. Як цільова функція розглядається ступінь досягнення компетенції, який формується відповідними інтегративними вміннями. Умовою зупинення еволюційного обчислення є досягнення найменшого значення розбіжності з еталонним значенням досягнення компетенції ($fe(x)=1$). Структура навчального елемента $x=(x(1), \dots, x(n))$, де кожна змінна $x(i)$ має вигляд хромосом. Кодування здійснюється з використанням коду Грея, який забезпечує однорідність подання. На кожному кроці з популяції відбраковуються особини з найнижчими значеннями пристосованості та особини, що не можуть задоволити потреби груп. Замість них до складу популяції включається особини, сформовані випадковим чином. Таким чином, гарантується вибір такого наступного навчального елемента $zi+1$, для якого $\delta f(i) = |fi(x) - fe(x)| \rightarrow \min$. Схематично процес вибору показано на рис. 6.

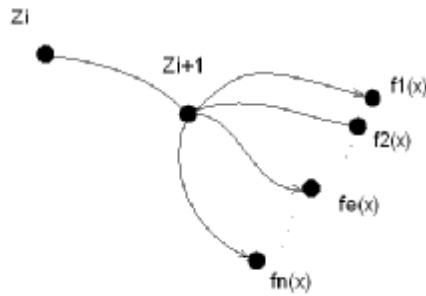


Рисунок 6 – Схема вибору наступного навчального елемента

У процесі роботи генетичного алгоритму використовуються оператори одноточкового кросовера та мутації. На схрещування випадковим чином обираються по 4 особини з популяції. Мутації здійснюються для двох особин також випадковим чином. Якщо у результаті схрещування чи мутації отримано коди, значення яких не відповідають жодній з особин, то вони замінюються найближчою до них особиною з такою самою побітовою сумою. Блок-схему алгоритму наведено на рис.7.



Рисунок 7 – Блок-схема генетичного алгоритму формування поточного навчального елемента

Проведення комп'ютерних експериментів генерації інтегративних стратегій навчання показало, що кількість навчальних елементів приблизно становить близько 100 навчальних елементів. Використання нейромережного та генетичного підходів забезпечують при допустимих параметрах швидкості роботи, отримати рішення складної постановки задачі, що задовільняє сучасні дидактичні вимоги. Засобом реалізації нейрон-нечіткої мережі обрано пакет Fuzzy Logic Toolbox, що використовується у системі Matlab. За допомогою вбудованого редактора ANFIS Editor здійснюється створення структури нечіткої нейронної мережі за вибіркою тестування. Навчання здійснюється за допомогою методу зворотного розповсюдження похибки. У результаті навчання мережі отримуємо відображення нечітко заданих асоціативних зв'язків між навчальними елементами та коефіцієнтом інтегративного потенціалу курсу, що інтегрується. Але зворотна задача – на основі заданого значення інтегративного потенціалу курсу знайти вектор синаптичних важелів – може бути розв'язана до практичного результату тільки з подальшим розв'язанням оптимізаційної задачі з означеними особливостями. Вибір послідовності навчальних елементів пропонується здійснити еволюційними методами на основі використання генетичних операторів схрещення та мутації.

Еталонні значення цільової функції визначаються на основі використання нейромережної моделі системи міжпредметних зв'язків. Вагові коефіцієнти визначаються у результаті опитування експертів з приводу доцільності міжпредметних зв'язків між відповідними парами навчальних елементів предметних областей, що інтегруються, мають вигляд нечітких знань

$$\text{if } x_i \text{ AND } x_j \text{ then } F_k. \quad (8)$$

Асоціативний зв'язок відображається за допомогою нечітких множин, являє собою вектор $\langle i, j, w, t \rangle$, де i – навчальний елемент, від якого виходить асоціативний зв'язок; j – навчальний елемент, до якого спрямовано асоціативний зв'язок, w – сила зв'язку (на основі попередньої експертної оцінки викладачів-предметників), t – тип асоціації (внутрішньопредметні або міжпредметні).

Міра близькості двох точок n -вимірного простору визначається на основі обчислення евклідової відстані між точками, що відповідають еталонному значенню цільової функції та отриманому внаслідок цього кросоверу:

$$d_{ei} = \sum_i^n (x_{ij} - x_{ej})^2. \quad (9)$$

Структура нейронної мережі визначається структурною моделлю інтегрованого навчального курсу, має вигляд ієархії. Виведення вихідного шару мережі відповідає еталонному значенню цільової функції, характеризує «внесок» у формування відповідної компетенції. Пропонується визначення значень вагових коефіцієнтів здійснювати на основі використання генетичного алгоритму у вигляді кросовера, в якому як «батьківські» хромосоми обираються навчальні елементи відповідних монопредметних структур, що інтегруються. Таким чином, процес генерації інтегративного контенту складається з двох основних етапів. На першому етапі на основі сформованих монопредметних контентів здійснюється виведення структур курсів, що поєднуються. На другому етапі на основі дидактичних правил, що стосуються поєднання навчальних елементів монопредметних контентів, генеруються нові знання щодо утворення контенту інтегративного курсу.

У Південноукраїнському педагогічному університеті ім. К.Д. Ушинського (м. Одеса) здійснювались комп'ютерні експерименти щодо використання поєднання еволюційних алгоритмів з нейромережними для адаптивного керування послідовністю навчальних елементів інтегрованих курсів «Автоматизований переклад» для студентів спеціальності «Інформатика – іноземна (англійська) мова» та «Формування економічної культури учнів засобами інформаційних технологій» для студентів спеціальності «Інформатика-економіка». Внаслідок експериментів з налагодження нечітко-нейронної мережі за допомогою пакета Fuzzy Logic Toolbox була визначена кількість циклів навчання – 30 - для загальної кількості нейронів у вхідному шарі 6 (по 3 модулі для кожної дисципліни, що підлягає інтегруванню). Функція активації для вихідного шару – лінійна, для проміжних шарів – гіперболічний тангенс. Проведення експериментів щодо використання генетичного алгоритму на основі використання програми SUGAL показало, що підбір поточного навчального елемента у середньому досягається за 300 ітерацій, що забезпечує $\delta f(i) \leq 0,000115$. За результатами послідовного використання двох запропонованих підходів була згенерована база навчальних елементів інтегративних курсів, яка склала основу для розроблення програмно-методичного комплексу для вивчення названих дисциплін. При використанні даного підходу в системах автоматизованого навчання, наприклад в дистанційних, можлива генерація індивідуальних траекторій вивчення інтегрованого контенту.

ВИСНОВКИ

Таким чином, запропоновано засіб автоматизованого формування адаптивних керуючих дій щодо генерації індивідуальних стратегій з урахуванням міжпредметних зв'язків, що сприяють формуванню необхідних компетенцій. Наукова новизна полягає у використанні засобів адаптованого керування для урахування сучасних дидактичних вимог у автоматизованому навчанні. Практична доцільність визначається підвищеннем ефективності використання інформаційних технологій для керування процесом навчання за рахунок автоматизації таких складних і визначальних процесів, як організація міжпредметних зв'язків та індивідуалізація стратегій навчання. Перспективним напрямком подальших досліджень вважаємо реалізацію наданого підходу у агентних сценаріях електронного навчання.

SUMMARY

ADAPTIVE CONTROL FORMING OF CONTENT FOR THE CONTROLLED FROM DISTANCE TEACHING

T.Mazurok

The method of adaptation of content is offered at the e-Learning on the basis of forming of the individualized sequence of educational elements taking into account intersubject connections. A method is based on the successive use of fuzzy neural networks and genetic algorithm. The results of experiments are resulted.

СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

1. Гриценко В.И. Информационно-коммуникационные технологии в образовании для всех – в ракурсе проблем общества знаний. – К.: МННЦ ИТ и С НАНУ и МОН, 2007. - 28 с.
2. Растигин Л.А., Эренштейн М.Х. Математические модели обучения в задаче обучения запоминанию иностранных слов //Адаптация в системах обработки информации. – Рига, 1977. – С.36-48.
3. Растигин Л.А., Эренштейн М.Х. Адаптивное обучение с моделью обучаемого. – Рига: Зинатне, 1988. – 160 с.
4. Беспалько В.П. Образование и обучение с участием компьютеров (педагогика третьего тысячелетия). – М.: МПСИ, 2002.

5. Сетлак Г. Интеллектуальные системы поддержки принятия решений. – К.: Логос, 2004.
– 251 с.
6. Мазурок Т.Л. Ассоциативный подход к моделированию системы межпредметных связей для АОС //Сборник научных трудов Четвёртого семинара «Информационные системы и технологии». – Одесса: ОГАХ, 2006. - С. 155-161.
7. Курейчик В.М. Теория и практика эволюционного моделирования. – Таганрог, 2003.

Т.Л. Мазурок, доцент, ОНПУ, м. Одеса

Надійшла до редакції 3 грудня 2007 р.