

УДК 004.91

Є. Г. ГНАТЧУК,  
А. І. КОРОЛЬЧУК,  
О. В. ІВАНОВ

Хмельницький національний університет

## ФОРМУВАННЯ ПАРАМЕТРІВ КОРИСТУВАЧА В АДАПТИВНИХ СИСТЕМАХ НАВЧАННЯ

*В статті розглянуто принципи формування параметрів користувача в адаптивних системах навчання. На основі проведеного дослідження запропоновано модель формування параметрів користувача в адаптивних системах навчання, що ґрунтується на основі нечіткої логіки та дає можливість враховувати вимоги користувачів, а не тільки розробників курсів та викладачів. Це досягається за рахунок формування профілю користувача та врахування його при організації адаптивного навчання.*

*Ключові слова: адаптивні системи навчання, параметри користувача, нечітка штучна нейронна мережа, лінгвістичний терм, нечіткі правила.*

Y. HNATCHUK,  
A. KOROLCHUK,  
O. IVANOV

Khmelnitsky National University

## FORMATION OF USER PARAMETERS IN ADAPTIVE LEARNING SYSTEMS

*In the article the principles of the formation of user parameters in adaptive learning systems are considered. On the basis of the conducted research, the model of the formation of user parameters in adaptive learning systems is proposed based on fuzzy logic and allows users to take into account the requirements of the users, and not only the course developers and teachers. This is achieved by forming a user profile and taking into account it when organizing adaptive learning. Construction of models of close reflections of a person and their use in computer systems of future generations today represents one of the most important problems of science. The necessity of making decisions in the conditions of limited resources, uncertainty, inaccuracies, and fuzziness in a number of practical applications in most cases leads to problems of applying precise classical approaches. On the basis of the conducted research, the model of the formation of user parameters in adaptive learning systems is proposed based on fuzzy logic and allows users to take into account the requirements of the users, and not only the course developers and teachers. This is achieved by forming a user profile and taking into account it when organizing adaptive learning. The proposed model provides an opportunity to improve the process of collecting information about the user to form his profile in adaptive learning systems. On the basis of the proposed model in future research, it is planned to develop a method for forming user parameters in adaptive learning systems.*

*Keywords: adaptive learning systems, user parameters, fuzzy artificial neural network, linguistic term, fuzzy rules.*

ВСТУП. Адаптивні системи навчання – це системи навчання, які адаптуються під вимоги користувача. Метою адаптивних систем є те, що вони повинні адаптувати традиційний підхід навчання до потреб користувача. Встановлено, що якщо система електронного навчання може адаптуватися до характеристик навчання користувачів, це збільшує ефективність навчання і здобуття знань користувачами. Концепція моделювання системи електронного навчання, яка автоматично адаптується до потреб користувачів в навчанні, складається з того, що система досліджує вподобання щодо стилю навчання користувачів, в той час як користувач вивчає зміст системи.

Будь-яка освітня платформа спрямована на те, щоб надати користувачам необхідну інформацію для підвищення їх активних знань про конкретний предмет. Проте, процес навчання – це змінна, яка залежить від попередніх знань, мотивації та окремих потреб користувачів [1].

При цьому виникає питання важливості розробки адаптивної системи, що враховує індивідуальні потреби користувачів в ефективному процесі навчання і оволодіння знаннями.

Розробка навчальних матеріалів та їх доступність в Інтернеті є недостатньою, більш важливим є те, що матеріали знань повинні бути адаптовані до різних характеристик користувачів, наприклад, їх стилю навчання.

Сучасна тенденція в області вдосконалення технологій – це інтеграція адаптивної освітньої системи в електронне навчання. Адаптація курсів до навчальних особливостей студентів позитивно впливає на процес навчання, а це призводить до підвищення ефективності роботи користувачів [2].

ФОРМУВАННЯ ПАРАМЕТРІВ КОРИСТУВАЧА У ВІДОМИХ АДАПТИВНИХ СИСТЕМАХ НАВЧАННЯ. В даній статті автори розглядають задачу формування параметрів користувачів в адаптивних системах навчання. Параметри користувача – це набір наданої інформації про користувача, засобів та прав щодо користувацької системи.

В останні роки пропонується ряд норм і стандартів для забезпечення взаємодії між середовищами електронного навчання. Стандартизація торкається не тільки навчальних об'єктів, а також окремих відмінностей користувачів. У даній роботі проаналізовано найбільш відомі стандарти, прийняті комп'ютерними системами навчання. Вони складаються зі стандартів PAPI, IMS LIP і IMS RDECEO [3–5].

• PAPI Learner (публічна і приватна інформація для користувачів): цей стандарт визначається IEEE [3]. У ньому описується конкретна підмножина всієї можливої інформації про користувачів. Шість категорій параметрів пропонується за цим стандартом: перша категорія «Персонал PAPI Learner Staff» представляє демографічну інформацію користувача (ім'я, адреса, контакти і т. д.). Друга категорія «PAPI Learner Relations» описує стосунки з іншими користувачами. Третя категорія «PAPI Learner Security» містить інформацію про безпеку користувача, таку як облікові дані і права доступу. Четверта категорія «PAPI Learner Performance» показує майбутні цілі, прогрес у роботі і історію користувача через навчальні матеріали. П'ята категорія «Перевага користувача PAPI» відноситься до переваги користувача для поліпшення взаємодії людини і комп'ютера. Остання категорія «Портфоліо користувачів PAPI» ілюструє попередній досвід користувача.

• IMS-LIP (Інформаційний пакет для користувачів IMS): цей стандарт розділений на одинадцять категорій: ідентифікація (демографічна та біографічна інформація), мета (особисті цілі і прагнення), QcI (кваліфікація, сертифікати, ліцензії), діяльність в будь-якому стані завершення, стінограма (академічні досягнення), інтерес (хобі, розважальні заходи і т. д.), компетентність (навички, досвід, набуті знання і т. д.), доступність (мовні можливості, переваги, інвалідність, право на участь і т. д.), SecurityKey (паролі і т. д.), приналежність (професійні асоціації) і взаємозв'язок між основними елементами даних [4].

• IMS RDCEO (IMS багаторазове визначення компетенції або освітньої мети): цей стандарт надає специфікацію компетенції користувача. Пропонуються [5] п'ять категорій для визначення компетенції: ідентифікатор (він підрозділяється на каталог і запис), назва, визначення, опис (він підрозділяється на джерело і заяву моделі) і метадані (він підрозділяється на схему, версію схеми і додаткові метадані).

У таблиці 1 показана різниця між цими стандартами відповідно до найбільш поширених параметрів персоналізації: особиста інформація, переваги, компетенції, рівень спільної роботи, цілі навчання, успішність і поведінка.

Таблиця 1

**Характеристика стандартів**

	<b>PAPI</b>	<b>IMS-LIP</b>	<b>IMS RDCEO</b>
<i>Особиста інформація</i>	+	+	-
<i>Переваги</i>	+/-	+/-	-
<i>Компетенції</i>	-	+/-	+
<i>Рівень спільної роботи</i>	+/-	-	-
<i>Цілі навчання</i>	+	-	-
<i>Успішність</i>	+/-	+	-
<i>Поведінка</i>	-	-	-

Як показано в таблиці 1, кожен стандарт має деякі недоліки. Ці стандарти недостатньо повні для охоплення всіх даних користувача, які можуть бути передані між системами електронного навчання. Ми відзначаємо, що PAPI більш орієнтований на адміністративні дані. Уподобання, компетенції та успішність не повністю обробляються в PAPI. Стандарт IMS RDCEO ретельно визначає компетенцію користувача, але, тим не менш, розглядає демографічні дані, переваги і рівень спільної роботи. IMS LIP – перша спроба моделювання даних користувача. Lazarinis et al, заблокований за стандартом IMS LIP як розширення моделі PAPI. Незважаючи на ширину охоплення параметрів цього стандарту, мета навчання, поведінка, вподобання і спільна робота користувачів не розглядаються.

Беручи до уваги вищезгадані недоліки, були зроблені різні внески з метою поліпшення цих стандартів. Хадж М'тір поліпшив стандарт PAPI, додавши навчальні цілі для моделювання можливостей користувача. В інших роботах, стандартизована модель користувача була запропонована шляхом об'єднання двох стандартів IMS LIP і PAPI і додавання моделі стилю навчання FLSM. Більш того, Zghibi et al. об'єднали деякі елементи з трьох стандартів, таких як демографічні дані з PAPI, освітні дані IMS LIP і дані про навичках від IMS RDCEO.

Проте, розширені версії цих стандартів включають величезний набір елементів даних. Наприклад, IMS LIP включає одинадцять категорій. Кожна категорія містить велику кількість елементів. Категорія «Спеціальні можливості» охоплює мову, перевагу, право на участь і інвалідність. Таким чином, заповнення профілю користувача призводить до великого обсягу затраченого часу та виснажливим завданням для багатьох людей, зважаючи на кількість інформації для заповнення.

Кожна запропонована модель підкреслює одну інформаційну сторону особливостей користувача і ігнорує інші сторони. Однак запропоновані поведінкові показники недостатні для моделювання індивідуальних розбіжностей кожного користувача.

У представленій роботі, автори прагнуть інтегрувати більш поведінкові показники, такі як сприйняття, звички, метод навчання, прихильність до предметів, інтерактивність та емоційні фактори. Великі обсяги даних взаємодії, вилучені з файлів журналів електронної освіти, будуть важливим вкладом у процес адаптації.

**ФОРМУВАННЯ ПАРАМЕТРІВ КОРИСТУВАЧІВ НА ОСНОВІ ШНМ З НЕЧІТКОЮ ЛОГІКОЮ.**  
Модель користувача – це набір параметрів користувача. Розглянемо різницю між поняттями "модель користувача" та "профіль користувача". Тадлауї та співавт. [6] визначив профіль користувача як "важливу інформацію користувача, такі як пізнавальні здібності, навички, переваги, взаємодія з системою". Однак Кая та Алтун [7] розглянули модель користувача як мету знання, що включає в себе рішення користувача. Виходячи з вищезгаданих визначень, можемо бачити, що модель користувача виведена з даних профілю користувача. Підтвердженням [8] та [9] є те, що модель користувача є основою ключових функцій, включених до профілю користувача для процесу адаптації. Отже, модель користувача розглядається як абстрактний погляд на індивідуальні відмінності користувачів.

З цієї точки зору для досягнення конкретної мети адаптації було запропоновано багато методів моделювання профілю користувачів. Головна відмінність між ними залежить від способів збору інформації про користувачів. В цій роботі розглядаються тільки ті методи, які безпосередньо моделюють профіль користувача. Явний метод спрямований на використання прямого та очевидного способу збору інформації від користувачів шляхом подання деяких анкет [10]. Моделювання профілю користувача може бути зроблено шляхом оцінки відповідей користувачів на початку, під час або наприкінці навчального сеансу [11]. З іншого боку, неявний метод спрямований на те, щоб отримати інформацію про користувачів за прихованим та ненав'язливим способом, аналізуючи поведінку користувача подальшою своєю взаємодією з середовищем електронного навчання [12]. Такі методи можуть бути використані для формування профілю користувачів.

Нейро-нечітка мережа – це подання системи нечіткого виведення у вигляді нейронної мережі, зручної для навчання, аналізу та використання [13]. Структура нейро-нечіткої мережі відповідає основним блокам систем нечіткого виведення.

Типи поєднання нечіткої логіки і нейронних мереж за способом взаємодії виділяють такі:

– нечіткі нейронні системи (fuzzy neural systems). В цьому випадку в нейронних мережах застосовуються принципи нечіткої логіки для прискорення процесу налагодження або поліпшення інших параметрів; за такого [14] підходу нечітка логіка є лише інструментом нейронних мереж і така система не може бути інтерпретована в нечіткі правила, оскільки являє собою «чорну скриню»;

– конкуруючі нейро-нечіткі системи (concurrent neuro-fuzzy systems).

У таких моделях нечітка система і нейронна мережа працюють над однією задачею, не впливаючи на параметри одна одної. Можлива послідовна обробка даних спочатку однією системою, потім іншою;

– паралельні нейро-нечіткі системи (cooperative neuro-fuzzy systems).

У таких системах налагодження параметрів виконується за допомогою нейронних мереж. Далі нечітка система функціонує самостійно [15]. Виділяють такі типи паралельних нейро-нечітких моделей: 1) нечітка асоціативна пам'ять (fuzzy associative memory); 2) системи із виділенням нечітких правил шляхом використання карт, що самоорганізуються (fuzzy rule extraction using selforganizing maps); системи, здатні навчати параметри нечітких множин (systems capable of learning fuzzy set parameters);

– інтегровані (гібридні) нейро-нечіткі системи (integrated neuro-fuzzy systems) – системи з тісною взаємодією нечіткої логіки і нейронних мереж.

Під терміном «нейро-нечіткі мережі» частіше за все мають на увазі системи саме цього типу. Як правило інтегровані системи є системами типу Мамдані або Такагі-Сугено [16]. В даній роботі використовуються нейромережі типу Мамдані, тому що такий алгоритм значно зменшує обсяги обчислень. За характером навчання виділяють такі типи нейро-нечітких мереж:

– самоналагоджуванні нейро-нечіткі мережі – з адаптацією структури та параметрів;

– адаптивні нейро-нечіткі мережі – із жорсткою структурою та адаптацією параметрів мережі.

Адаптивні нейро-нечіткі мережі за видом методу оптимізації поділяють на такі, що використовують детерміновані методи типу градієнтного пошуку, та такі, що використовують стохастичні методи, зокрема еволюційні.

Автори пропонують варіант формування моделі користувача, яка буде формуватись шляхом попереднього збору інформації(параметрів) про користувача та попереднього оцінювання знань користувача. Також буде проводитись тестування після кожної пройденної теми, для кращого засвоєння матеріалу. Під сценарієм адаптивного тестування будемо розуміти індивідуальний набір тестових завдань з різними рівнями складності, кожний тест якого обирається для кожного студента залежно від його відповіді на попереднє запитання. У цілому, алгоритм комп'ютерного адаптивного тестування складається з наступних етапів:

1. З банку завдань вибирається відповідне за параметром завдання.

2. Вибране завдання пред'являється студенту, який відповідає на нього правильно або неправильно.
3. Оцінка тестованої здатності оновлюється на підставі цієї відповіді.

Формування моделі користувача та бази знань буде проводитись за допомогою нейро-нечіткої штучної нейронної мережі. На вхід мережі будуть подаватись початкові параметри користувача, а в результаті відповідей ми маємо отримати профіль користувача. Для формування профілю користувача та бази знань ми використаємо алгоритм нечіткого висновку Мамдані.

Ми пропонуємо наступний набір параметрів користувача, який буде складатись з 6-и блоків:

A = Особиста інформація

a1 - Прізвище

a2 - Ім'я

a3 - Вік

a4 - Електронна пошта

B = Доступність

b1 - Мова (за замовчуванням)

b2 - Стиль навчання (візуальний, кінестичний, аудіальний, вербальний, логічний, соціальний, відокремлений)

b3 - Когнітивний стиль (характеристики особистості)

C = Методи сприйняття навчального матеріалу

c1 - Тільки практика

c2 - Спочатку теорія, а потім практика

c3 - Теорія разом з практикою

c4 - Тільки теорія

D = Компетентність

d1 - Досвід навчання

d2 - Навички

d3 - Набуті знання

d4 - Що бажаєте вивчити?

E = Інтерактивність

e1 - Тестування

e2 - Робота в малих групах

e3 - Діалог з викладачем

F = Успішність

Згідно з методом Мамдані, для прийняття рішень кількісні змінні переводяться в лінгвістичні терми шляхом фазифікації та далі операції з ними проводяться як з якісними показниками.

Для побудови системи прийняття рішень необхідно застосувати методику, згідно з якою фіксованому вектору вхідних змінних  $X = (x_1, x_2, \dots, x_n), x_i \in U_i$ , однозначно ставиться б у відповідність розв'язок  $y \in Y$ . Для формального розв'язання такої задачі необхідною умовою є наявність залежності:

$$y = f(x_1, x_2, \dots, x_n) \quad (1)$$

де  $x_1 \dots x_n$  – набір значень вхідних змінних.

$y$  – відповідне значення результуючої змінної.

Першим етапом побудови нечіткої моделі досліджуваного об'єкта є встановлення функцій належності всіх показників та визначення на їх основі лінгвістичних оцінок цих показників.

Отже, для лінгвістичної оцінки змінних  $x_i, i = \overline{1, n}$  та  $y$  сформуємо терм-множини, що складаються з таких якісних термів:

$A = \{v_i^1, v_i^2, \dots, v_i^{q_i}\}$  – терм-множина вхідної змінної  $x_i, i = \overline{1, n}$

$D = \{d_1, d_2, \dots, d_m\}$  – терм-множина результуючого показника  $y$ .

У цих множинах:

$v_i^q$  –  $q$ -й лінгвістичний терм змінної  $x_i, i = \overline{1, n}, q = \overline{1, q_i}$

$q_i$  – кількість лінгвістичних термів у терм-множині  $A_i$  вхідної змінної  $x_i$

$d_j$  –  $j$ -й лінгвістичний терм змінної  $y, j = \overline{1, m}$

$m$  – кількість лінгвістичних значень результуючої змінної  $y$ .

Розрахунок результуючого показника в теорії нечіткої логіки здійснюється за значеннями вхідних змінних на основі встановлених параметрів їх функцій належності та заданого набору правил прийняття рішень. Нехай для досліджуваного об'єкта відомо  $K$  правил, які пов'язують його входи та вихід за

допомогою векторів типу:

$$V_k = (x_{10}, x_{20}, \dots, x_{n0}, y) \quad K = (1, 0, K) \quad (2)$$

Сукупність нечітких правил роботи об'єкта утворюють базу знань. Кожне правило записується в окремому рядку бази. При цьому вектори  $V_k$  розподіляються за принципом:

$$K = (k_1, \dots, k_j, \dots, k_m) \quad (2.1)$$

де  $K$  – загальна кількість рядків у базі знань (кількість правил);

$k_j$  – кількість правил у базі знань, що відповідають  $j$ -му лінгвістичному терму результуючої змінної  $y$  (причому в загальному випадку  $k_1 \neq \dots \neq k_j \neq \dots \neq k_m$ ).

Отже, загальний вигляд бази знань наведено у табл. 2.

Таблиця 2

Загальний вигляд бази знань

Номер вхідної комбінації	Вхідні змінні				Вага	Результуюча змінна $y$
	$x_1$	$x_2$	$\dots x_i \dots$	$x_n$	$w$	
11	$a_1^{11}$	$a_2^{11}$	$a_i^{11}$	$a_n^{11}$	$w_{11}$	$d_1$
12	$a_1^{12}$	$a_2^{12}$	$a_i^{12}$	$a_n^{12}$	$w_{12}$	
...	...	...	...	...	...	
$1k_1$	$a_1^{1k_1}$	$a_2^{1k_1}$	$a_i^{1k_1}$	$a_n^{1k_1}$	$w_{1k_1}$	...
...	...	...	...	...	...	...
$j1$	$a_1^{j1}$	$a_2^{j1}$	$a_i^{j1}$	$a_n^{j1}$	$w_{j1}$	$d_j$
$j2$	$a_1^{j2}$	$a_2^{j2}$	$a_i^{j2}$	$a_n^{j2}$	$w_{j2}$	
...	...	...	...	...	...	
$jk_j$	$a_1^{jk_j}$	$a_2^{jk_j}$	$a_i^{jk_j}$	$a_n^{jk_j}$	$w_{jk_j}$	...
...	...	...	...	...	...	...
$m1$	$a_1^{m1}$	$a_2^{m1}$	$a_i^{m1}$	$a_n^{m1}$	$w_{m1}$	$d_m$
$m2$	$a_1^{m2}$	$a_2^{m2}$	$a_i^{m2}$	$a_n^{m2}$	$w_{m2}$	
...	...	...	...	...	...	
$mk_m$	$a_1^{mk_m}$	$a_2^{mk_m}$	$a_i^{mk_m}$	$a_n^{mk_m}$	$w_{mk_m}$	...

Сформована в табл. 2 матриця знань визначає систему логічних висловлювань типу «ЯКЩО – ТОДІ, ІНАКШЕ», які пов'язують значення вхідних змінних  $x_1 \dots x_n$  одним із можливих значень виходу  $d_j$ ,  $j = \overline{1, m}$ .

ЯКЩО ( $x_1 = a_1^{11}$ ) ТА ( $x_2 = a_2^{11}$ ) ТА...ТА ( $x_n = a_n^{11}$ )  
 (з вагою  $w_{11}$ ) АБО ( $x_1 = a_1^{12}$ ) ТА ( $x_2 = a_2^{12}$ ) ТА...ТА ( $x_n = a_n^{12}$ ) (з вагою  $w_{12}$ ) АБО...  
 АБО ( $x_1 = a_1^{1k}$ ) ТА ( $x_2 = a_2^{1k}$ ) ТА...ТА ( $x_n = a_n^{1k}$ )  
 (з вагою  $w_{1k}$ ), ТОДІ  $y = d_1$ , ІНАКШЕ...  
 ЯКЩО ( $x_1 = a_1^{21}$ ) ТА ( $x_2 = a_2^{21}$ ) ТА...ТА ( $x_n = a_n^{21}$ )  
 (з вагою  $w_{21}$ ) АБО ( $x_1 = a_1^{22}$ ) ТА ( $x_2 = a_2^{22}$ ) ТА...ТА ( $x_n = a_n^{22}$ ) (з вагою  $w_{22}$ ) АБО...  
 АБО ( $x_1 = a_1^{2k}$ ) ТА ( $x_2 = a_2^{2k}$ ) ТА...ТА ( $x_n = a_n^{2k}$ )  
 (з вагою  $w_{2k}$ ), ТОДІ  $y = d_2$ , ІНАКШЕ...  
 ЯКЩО ( $x_1 = a_1^{m1}$ ) ТА ( $x_2 = a_2^{m1}$ ) ТА...ТА ( $x_n = a_n^{m1}$ )  
 (з вагою  $w_{m1}$ ) АБО ( $x_1 = a_1^{m2}$ ) ТА ( $x_2 = a_2^{m2}$ ) ТА...ТА ( $x_n = a_n^{m2}$ ) (з вагою  $w_{m2}$ ) АБО...  
 АБО ( $x_1 = a_1^{mk}$ ) ТА ( $x_2 = a_2^{mk}$ ) ТА...ТА ( $x_n = a_n^{mk}$ )  
 (з вагою  $w_{mk}$ ), ТОДІ  $y = d_m$ .

Подібну систему логічних висловлювань називають нечіткою базою знань. Після її побудови необхідно ретельно перевірити наявність протилежних за змістом правил, які за однакових умовних частин мають різні виходи. У випадку виникнення подібних суперечностей необхідно внести в структуру бази знань відповідні корективи.

Головною відмінністю нейронних мереж від інших методів є те, що нейромережі не потребують наперед відомої моделі, а будують її самі тільки на основі запропонованої інформації. Саме тому нейронні мережі і генетичні алгоритми зараз широко застосовуються всюди, де є формалізовані і неформалізовані задачі, які дуже важко алгоритмізувати. Властивість приймати правильні рішення в обстановці неповної та нечіткої інформації є очевидною для людського інтелекту. Побудова моделей наближених роздумів людини та використання їх в комп'ютерних системах майбутніх поколінь являє собою сьогодні одну з

найважливіших проблем науки. Необхідність прийняття рішень в умовах обмежених ресурсів, невизначеності, неточності, нечіткості в ряді практичних додатків у більшості випадків приводить до проблем застосування точних класичних підходів.

**ВИСНОВКИ.** На основі проведеного дослідження запропоновано модель формування параметрів користувача в адаптивних системах навчання, що ґрунтується на основі нечіткої логіки та дає можливість враховувати вимоги користувачів, а не тільки розробників курсів та викладачів. Це досягається за рахунок формування профілю користувача та врахування його при організації адаптивного навчання. Запропонована модель дає можливість удосконалити процес збору інформації про користувача для формування його профілю в адаптивних системах навчання.

На основі запропонованої моделі в подальших дослідженнях планується розробити метод формування параметрів користувачів в адаптивних системах навчання.

### Література

1. G. Fischer User Modeling in Human-Computer Interaction / User Model. User-Adapt. Interact. – Mar. 2001. – vol. 11. – is. 1–2. – P. 65–86.
2. K. Colchester A Survey of Artificial Intelligence Techniques Employed for Adaptive Educational Systems within E-Learning Platforms / K. Colchester, H. Hagra, D. Alghazzawi, G. Aldabbagh // J. Artif. Intell. Soft Comput. Res. – 2016. – vol. 7 – is. 1. – P. 47–64.
3. M. Alshammari Adaptivity in E-Learning Systems / M. Alshammari, R. Anane, R. J. Hendley // In 2014 Eighth International Conference on Complex, Intelligent and Software Intensive Systems. – 2014. – P. 79–86.
4. F. Essalmi A fully personalization strategy of E-learning scenarios / F. Essalmi, L. J. B. Ayed, M. Jemni, Kinshuk, and S. Graf // Comput. Hum. Behav. – Jul. 2010 – vol. 26 – is. 4 – P. 581–591.
5. E. Siakas Adaptive learning: mapping personality types to learning styles / E. Siakas, A. Economides // Presented at the INSPIRE – Thessaloniki, 2012.
6. A. C. Martins User Modeling in Adaptive Hypermedia Educational Systems / A. C. Martins, C. V. de Carvalho, E. Carrapatoso // Educational Technology & Society – 2008 – vol. 11 – is. 1 – P. 194–207.
7. P. Brusilovsky User models for adaptive hypermedia and adaptive educational systems / P. Brusilovsky, E. Millan // in The Adaptive Web, Springer Verlag Berlin – 2007 – P. 3–53.
8. S. Graf, Supporting teachers in identifying students learning styles in learning management systems: an automatic student modelling approach / S. Graf, Kinshuk, L. Tzu-Chien // Educational Technology & Society – 2009 – vol. 12 – no. 4 – P. 3–14.
9. S. Bull and J. Kay Open learner models as drivers for metacognitive processes / S. Bull and J. Kay // Azevedo V Alevan Eds Int. Handb. Metacognition Learn. Technol. Springer N. Y. – 2010 – no. 349–3659.
10. Борисов В.В. Нечеткие модели и сети / В.В. Борисов, В.В. Круглов, А.С. Федулов. – М. : Горячая линия-Телеком, 2007. – 284 с.
11. Клебанова Т.С. Нечітка логіка та нейронні мережі в управлінні підприємством : монографія / Клебанова Т.С., Чаговець Л.О., Панасенко О.В. – Х. : ВД «ІНЖЕК», 2011. – 240 с.
12. Meryem Yilmaz-Soylu The Effect of Learning Styles on Achievement in Different Learning Environments / Meryem Yilmaz-Soylu, Buket Akkoyunlu // The Turkish Online Journal of Education Technology – 2002.
13. Q. Jishuang Structure-context based fuzzy neural network approach for automatic target detection / Q. Jishuang, W. Chao and W. Zhengzhi // in Proceedings of the IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium – 2003 – vol. 2 – P. 767–769.
14. C. T Lin A hybridization of immune algorithm with particle swarm optimization for neuro-fuzzy classifiers / C. T Lin, C. T Yang, M. T Su // International Journal of Fuzzy Systems – September 2008 – vol. 10 – is. 3 – P. 139–149.
15. Tahmasebi Comparison of optimized neural network with fuzzy logic for ore grade estimation // Australian Journal of Basic and Applied Sciences – 2010 – is. 4 – P. 764–772.
16. L. N. De Castro The clonal selection algorithm with engineering applications / L. N. De Castro, F. J. Von Zuben // in Proceedings of GECCO 2000 Workshop – 2000.
17. N. M. Korablyov Immune approach for neuro-fuzzy systems learning using multiantibody model / N. M. Korablyov, I. Sorokina // Springer Lecture Notes in Computer Science – 2011 – vol. 6825 – P. 395–405.
18. L. N. De Castro, Artificial Immune Systems: A New Computational Intelligence Approach / L. N. De Castro, and J. Timmis // Springer – Heidelberg, 2002 – P. 357.
19. S. Scardapane Distributed music classification using random vector functional-link nets / S. Scardapane, R. Fierimonte, D. Wang, M. Panella, and A. Uncini // in 2015 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN) – 2015 – P. 1–8.
20. I.-C. Knowledge discovery on rfm model using bernoulli sequence / I.-C. Yeh, K.-J. Yang, and T.-M. Ting // Expert Systems with Applications – 2009 – vol. 36 – is. 3 – P. 5866–5871.

### References

1. G. Fischer User Modeling in Human-Computer Interaction / User Model. User-Adapt. Interact. – Mar. 2001. – vol. 11. – is. 1–2. – P. 65–86.
2. K. Colchester A Survey of Artificial Intelligence Techniques Employed for Adaptive Educational Systems within E-Learning Platforms / K. Colchester, H. Hagra, D. Alghazzawi, G. Aldabbagh // J. Artif. Intell. Soft Comput. Res. – 2016. – vol. 7 – is. 1. – P. 47–64.
3. M. Alshammari Adaptivity in E-Learning Systems / M. Alshammari, R. Anane, R. J. Hendley // In 2014 Eighth International Conference on Complex, Intelligent and Software Intensive Systems. – 2014. – P. 79–86.
4. F. Essalmi A fully personalization strategy of E-learning scenarios / F. Essalmi, L. J. B. Ayed, M. Jemni, Kinshuk, and S. Graf // Comput. Hum. Behav. – Jul. 2010 – vol. 26 – is. 4 – P. 581–591.
5. E. Siakas Adaptive learning: mapping personality types to learning styles / E. Siakas, A. Economides // Presented at the INSPIRE – Thessaloniki, 2012.
6. A. C. Martins User Modeling in Adaptive Hypermedia Educational Systems / A. C. Martins, C. V. de Carvalho, E. Carrapatoso // Educational Technology & Society – 2008 – vol. 11 – is. 1 – P. 194–207.
7. P. Brusilovsky User models for adaptive hypermedia and adaptive educational systems / P. Brusilovsky, E. Millan // in The Adaptive Web, Springer Verlag Berlin – 2007 – P. 3–53.
8. S. Graf, Supporting teachers in identifying students learning styles in learning management systems: an automatic student modelling approach / S. Graf, Kinshuk, L. Tzu-Chien // Educational Technology & Society – 2009 – vol. 12 – no. 4 – P. 3–14.

9. S. Bull and J. Kay Open learner models as drivers for metacognitive processes / S. Bull and J. Kay // Azevedo V Aleven Eds Int. Handb. Metacognition Learn. Technol. Springer N. Y. – 2010 – no. 349–3659.
10. Borisov V.V. Nechetkie modeli i seti / V.V. Borisov, V.V. Kruglov, A.S. Fedulov. – M. : Goryachaya liniya-Telekom, 2007. – 284 s.
11. Klebanova T.S. Nechitka lohika ta neironni mrezi v upravlinni pidpriemstvom : monohrafiia / Klebanova T.S., Chahovets L.O., Panasenko O.V. – Kh. : VD «INZhEK», 2011. – 240 s.
12. Meryem Yilmaz-Soylu The Effect of Learning Styles on Achievement in Different Learning Environments / Meryem Yilmaz-Soylu, Buket Akkoyunlu // The Turkish Online Journal of Education Technology – 2002.
13. Q. Jishuang Structure-context based fuzzy neural network approach for automatic target detection / Q. Jishuang, W. Chao and W. Zhengzhi // in Proceedings of the IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium – 2003 – vol. 2 – P. 767–769.
14. C. T Lin A hybridization of immune algorithm with particle swarm optimization for neuro-fuzzy classifiers / C. T Lin, C. T Yang, M. T Su // International Journal of Fuzzy Systems – September 2008 – vol. 10 – is. 3 – P. 139–149.
15. Tahmasebi Comparison of optimized neural network with fuzzy logic for ore grade estimation // Australian Journal of Basic and Applied Sciences – 2010 – is. 4 – P. 764–772.
16. L. N. De Castro The clonal selection algorithm with engineering applications / L. N. De Castro, F. J. Von Zuben // in Proceedings of GECCO 2000 Workshop – 2000.
17. N. M. Korablyov Immune approach for neuro-fuzzy systems learning using multiantibody model / N. M. Korablyov, I. Sorokina // Springer Lecture Notes in Computer Science – 2011 – vol. 6825 – P. 395–405.
18. L. N. De Castro, Artificial Immune Systems: A New Computational Intelligence Approach / L. N. De Castro, and J. Timmis // Springer – Heidelberg, 2002 – P. 357.
19. S. Scardapane Distributed music classification using random vector functional-link nets / S. Scardapane, R. Fierimonte, D. Wang, M. Panella, and A. Uncini // in 2015 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN) – 2015 – P. 1–8.
20. I.-C. Knowledge discovery on rfm model using bernoulli sequence / I.-C. Yeh, K.-J. Yang, and T.-M. Ting // Expert Systems with Applications – 2009 – vol. 36 – is. 3 – P. 5866–5871.