

УДК 004.89 (045)

ПОРІВНЯЛЬНИЙ АНАЛІЗ ПІДХОДІВ ДО ВИЗНАЧЕННЯ ЗАЦІКАВЛЕНOSTІ КОРИСТУВАЧА НАВЧАЛЬНИМИ МАТЕРІАЛАМИ В АДАПТИВНИХ НАВЧАЛЬНИХ СИСТЕМАХ

Є. Б. Артамонов, канд. техн. наук,

Національний авіаційний університет

E-mail: eart@ukr.net

Одним із завдань інформатизації вищої школи є підвищення якості підготовки фахівців за рахунок упровадження нового інформаційно-освітнього середовища з можливістю автоматичної адаптивної зміни інформаційних ресурсів. У статті розглядаються методи оцінки зацікавленості користувача навчальними матеріалами, на основі яких здійснюється вибір сценарію надання навчальних ресурсів.

Ключові слова: адаптивні навчальні курси, системи навчання, рівень зацікавленості, програмне забезпечення.

One of the tasks of the higher school informatization is to improve the quality of specialists training through the introduction of information-educational environment with automatic adaptive changes of information resources. This article discusses methods for estimating user interest to learning materials on the basis of which the selection of scenario of the educational materials.

Keywords: adaptive training, learning system, fuzzy sets, interest rate, software.

Вступ

Сучасні тенденції розвитку електронної освіти базуються на потужному підґрунті інформаційних технологій, запроєктованих та об'єднаних з числа існуючих (наприклад, Semantic WEB). Насамперед, це стосується моделей, стандартів, специфікацій і форматів метаданих, таких як RDF, LOM, Dublin Core, SCORM, AICC тощо, в основу яких покладено мову XML. Останнім часом набули популярності мови розмітки Веб-онтологій OWL та логічного виведення SWRL, побудовано значну кількість інструментальних оболонок для контенту Semantic Web. З іншого боку, в мережі Інтернет існує величезна кількість текстових документів в електронній формі, що можуть бути використані з навчальною метою, але не мають заповнених метаданих.

Доступність і масштабність обсягів електронних навчальних курсів (ЕНК) лише поглиблюють складність аналізу якості його змістовного наповнення з точки зору завдань навчального процесу (НП). Як і до появи Інтернету, так і на сьогодні рішення про доцільність застосування певної інформації в навчальному процесі може прийняти лише експерт з предметної області (ПО) знань. Пошук та аналіз потрібного для НП тексту нерідко потребує завеликого часу. Тому якісна інформаційна підтримка всіх форм сучасного НП вимагає значних витрат ресурсів, у тому числі витрат часу кваліфікованих фахівців.

Окремою проблемою при формуванні ЕНК є відсутність попереднього аналізу контингенту користувачів та швидкого зворотного зв'язку щодо засвоєння матеріалу та втрати зацікавленості в проходженні навчального курсу. Дані

недоліки унеможливають гнучко коригувати курс навчання, що призводить до неякісного надання освітніх послуг.

Ідея впровадження адаптивних методик у навчальний процес є відносно новою в сучасній українській освіті, але для закордонних навчальних закладів даний підхід не тільки знайшов застосування, але і достатньо закріпився для накопичення статистичної інформації. Так серед робіт за цією тематикою слід виділити кілька напрямів дослідження:

1) подача інформації адаптивним шляхом: Evidence-Based Educational Methods [1], Adaptive Authoring of Adaptive Educational Hypermedia [2].

2) упровадження адаптивного тестування знань: Adaptive Testing [3], Adaptive assessment of student's knowledge in programming courses [4], Computerized Adaptive Testing for Classifying Examinees into three Categories [5].

Праці [1, 2] присвячені опису процесу створення адаптивних курсів та проблем, які виникають при цьому. Дані курси складаються з тем, пов'язаних між собою, та можливістю подавання в певній послідовності, яка визначається алгоритмами системи ЕНК. У праці [2] описано набір необхідних функціональних можливостей і архітектурних особливостей авторингу систем для адаптивного викладання.

Підхід до формування навчальних матеріалів вже розглядався одним з авторів цієї роботи попередньо [3] та передбачав введення розподілу значимих (підконтрольних) елементів ЕНК до рівня абзаців.

Але сучасні засоби обробки матеріалів ЕНК не дозволяють розв'язати окреслені проблеми,

тому що в них не закладені інтелектуальні можливості людини-експерта, у першу чергу відсутня властивість адаптації контенту у відповідності до вимог та рівня підготовки користувача. Тому є необхідність у реалізації інтелектуалізованих пошукових робіт в межах ЕНК, що здатні забезпечити таку властивість на основі використання загальної бази знань та відрізняються достатнім рівнем розуміння сенсу природно-мовних (ПМ) конструкцій контенту.

Постановка проблеми

Актуальною науково-прикладною проблемою, що підлягає вирішенню, є відсутність у сучасних ЕНК властивості адаптування загальної бази знань НП на основі автоматичного коригування виду та порядку представлення матеріалів ЕНК з можливістю підтримки інтерактивних функцій. Разом з іншими факторами, проблема призводить до значної залежності НП від експерта-викладача. Але у випадку самоосвіти або дистанційного навчання експерт-викладач або відсутній, або зворотний зв'язок з ним відбувається з часовою затримкою. Тому є необхідність у прийнятті системою навчання рішень щодо формування матеріалів ЕНК в автоматичному (а іноді і автономному) режимі.

Одним з елементів системи автоматичного формування навчальних ресурсів є модуль прийняття рішень щодо зацікавленості користувача вже опрацьованим матеріалом, на основі результатів даного модуля система може обирати один з заздалегідь підготовлених сценаріїв подальшого розгортання навчальних матеріалів.

Методи дослідження базуються на використанні системного аналізу, математичного апарата теорії графів, теорії нечітких множин, алгебри логіки та теорії формальних систем.

Але відомі підходи до визначення зацікавленості навчальним матеріалом, які можна розглядати, як елементи експертної системи, мають як певні переваги, так і певні недоліки. Дана робота направлена на пошук методів розв'язку задачі автоматичного визначення рівня зацікавленості користувача навчальним матеріалом.

Байєсівський підхід до задачі визначення рівня зацікавленості навчальним матеріалом

При описуванні байєсівського підходу будемо використовувати матеріали праць [4, 5, 6]. Нехай $P(d_j)$ — апіорна ймовірність значення рівня зацікавленості d_j , $j = \overline{1, m}$; $P(X^*/d_j)$ — умовна ймовірність появи у об'єкта з параметрами реакції користувача $X^* = (x_1^*, x_2^*, \dots, x_n^*)$ рівня зацікавленості d_j ; $P(d_j/X^*)$ — апостеріорна ймовірність рів-

ня зацікавленості d_j у об'єкта, який задано вектором параметрів стану X^* .

Тоді за теоремою Байєса

$$P(d_j/X^*) = \frac{P(d_j)P(X^*/d_j)}{\sum_{j=1}^m P(d_j)P(X^*/d_j)}.$$

За допомогою цієї формули можна перерахувати апіорні ймовірності різних рівнів зацікавленості навчальним матеріалом у апостеріорні ймовірності цих подій при отриманні інформації про об'єкт, який визначається вектором параметрів реакції користувача X^* . Після обчислення апостеріорних ймовірностей усіх можливих рівнів зацікавленості d_j , ($j = \overline{1, m}$) як рішення обирається рівень зацікавленості з найбільшою ймовірністю.

Різним модифікаціям байєсівського підходу, які можуть бути використані у визначенні рівня зацікавленості, властиві такі обмеження:

1. Статистична інформація, що необхідна для застосування теореми Байєса, як правило, відсутня. Її збір, обробка і зберігання пов'язані зі значними організаційними й обчислювальними труднощами.

2. Значною проблемою є внесення в модель нової інформації, що обумовлено необхідністю перерахування усіх ймовірностей.

3. Використання теореми Байєса ґрунтується на припущенні, що кожен з рівнів зацікавленості має свої набори параметрів реакції користувача, що не перетинаються. На практиці це не завжди виконується, оскільки однакові параметри реакції користувача можуть зустрічатися при різних рівнях зацікавленості.

Визначення рівня зацікавленості навчальним матеріалом методом фазового інтервалу

В основі різних модифікацій цього методу [4] лежить ідея віднесення рівня зацікавленості навчальним матеріалом, що характеризується вектором параметрів реакції користувача, до того чи іншого рівня на основі обчислення відстаней між двома точками у фазовому просторі. Розглядається n -вимірний простір, кожна координата x_i , $i = \overline{1, n}$ якого відповідає одному з параметрів реакції користувача. Кожній точці (x_1, x_2, \dots, x_n) фазового простору ставиться у відповідність рівень зацікавленості навчальним матеріалом d_j , $j = \overline{1, m}$.

На основі вивчення експертних оцінок рівня зацікавленості з правильно визначеними причинами їх появи в фазовому просторі можна виділити області (множини точок), що відповідають рівням d_1, d_2, \dots, d_m .

Центри цих областей визначаються точками C_1, C_2, \dots, C_m , відповідно. Нехай X^* - точка у фазовому просторі, що відповідає реакції користувача на окремих елемент ЕНК; $R(X^*, C_j)$ — інтервал або відстань між точками X^* та C_j , $j = \overline{1, m}$. Тоді як рівень зацікавленості навчальним матеріалом, що відповідає вектору $X^* = (x_1, x_2, \dots, x_n)$, обирається точка C^* (або рівень d^*), для якої

$$R(X^*, C^*) = \min_{j=1, m} \{R(X^*, C_j)\}.$$

Для обчислення інтервалу $R(A, B)$ між точками $A = (a_1, a_2, \dots, a_n)$ та $B = (b_1, b_2, \dots, b_n)$ в n -вимірному просторі може використовуватися відстань за Хеммінгом:

$$R(A, B) = \sum_{i=1}^n |a_i - b_i|,$$

або декартова відстань

$$R(A, B) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (a_i - b_i)^2}.$$

У порівнянні з байєсівським підходом метод фазового інтервалу не вимагає накопичення великого статистичного матеріалу і його трудомісткої обробки. Однак застосування цього методу обмежене тільки кількісними або бінарними параметрами реакції користувача.

Визначення рівня зацікавленості навчальним матеріалом методом логічного висновку

Цей метод знаходить зараз широке застосування в діагностичних експертних системах [7] та доволі часто одним з варіантів його програмної реалізації є використання мови програмування Пролог. Основою мови програмування Пролог є апарат логіки предикатів [8], яка дозволяє здійснювати автоматичне доведення теорем. Відповідно до цієї методології рівень зацікавленості навчальним матеріалом d^* може бути поставлено об'єкту з вектором параметрів $(x_1^*, x_2^*, \dots, x_n^*)$, якщо у базі знань існує логічна ланка для доведення вірності твердження:

$$\text{ЯКЩО } x_1^* \wedge x_2^* \wedge \dots \wedge x_n^*, \text{ ТОДІ } d^*.$$

Пролог зручний для пошуку ланок правил, що ведуть від фактів x_i^* до мети d^* , або навпаки, від мети до фактів, що вибираються з бази знань. Це дозволяє не тільки надавати експертну оцінку, але й пояснювати причини прийнятого рішення. Однак існує велика кількість знань, що мають нечітку та лінгвістичну природу. Наприклад, при визначенні рівня зацікавленості навчальним матеріалом це знання типу:

ЯКЩО — позитивне враження від прочитаного матеріалу;

ТА — перерахування окремих визначень;

ТА — пошук додаткових матеріалів;

ТОДІ — рівень зацікавленості високий рівень (вимагає розкриття матеріалів вищої складності).

Для подібних знань у системі необхідно ввести коефіцієнт упевненості зі значеннями від -1 до 1 (від ненадійних до достовірних знань). Цей спосіб досить простий, але якийсь мірою суб'єктивний. До того ж коефіцієнт упевненості визначає все правило, але що ж робити з такими нечіткими поняттями, як значне позитивне враження від прочитаного матеріалу, перерахування окремих визначень і т.п.?

Для реалізації дедуктивного логічного висновку у Пролозі необхідна операція пошуку за зразком. Іншими словами, для висновку за допомогою правила «ЯКЩО $x \in A$, ТОДІ $y \in B$ » необхідно передусім перевірити, чи існує в базі знань факт « $x \in A$ ». Пролог не забезпечує можливості логічного висновку у проміжних точках типу « $x \in$ величина близька до A ». Тому в базі знань необхідно зберігати інформацію про всі допустимі значення параметра x . Це призводить до катастрофічного зростання часу проектування бази знань. Наприклад, якщо стан об'єкта описується десятикоординатним вектором, а кожна координата може приймати одне з чотирьох можливих значень, тоді повна база знань для цього об'єкта повинна складатися з $4^{10} = 1\,048\,576$ правил.

Використання нейронних мереж для визначення рівня зацікавленості навчальним матеріалом

Для того, щоб нейронна мережа правильно оцінювала рівень зацікавленості навчальним матеріалом, її попередньо навчають. Навчання мережі здійснюється шляхом модифікації ваг міжнейронних зв'язків. Зараз використовуються ефективні методи навчання нейронних мереж [9], що стимулює роботи з їх практичного застосування. Але для того, щоб навчити нейронну мережу на достатньому рівні, необхідно мати великий набір еталонних (ідеальних) пар «входи-вихід».

Іншим недоліком нейронних мереж є відсутність можливості пояснення процесу отримання відповіді. Це зумовлено тим, що нейронні мережі як універсальні апроксиматори використовують для різних залежностей «входи-вихід» одні й ті ж самі структурні моделі. Результат залежить від параметрів настроювань — ваг міжнейронних зв'язків, які не піддаються змістовній інтерпретації.

Зазначимо, що нейронні мережі недостатньо пристосовані до роботи з нечіткою лінгвістичною початковою інформацією. Крім того, імплементація експертних лінгвістичних правил в нейронну мережу залишається складним процесом, хоча в останній час намітився деякий прогрес у цій області [9].

Використання нечіткої логіки для визначення рівня зацікавленості навчальним матеріалом

Нечітка логіка — це формальний математичний апарат, який спеціально розроблений для представлення та використання знань у вигляді природно-мовних висловлювань [9]. У системах діагностування, що засновані на нечіткій логіці, визначення діагнозу здійснюється шляхом логічного висновку по нечіткій базі знань. Нечітка база знань являє собою сукупність лінгвістичних знань - правил типу:

ЯКЩО $x_1 = a$ ТА $x_2 = b$ ТА $x_3 = c$, ТОДІ $D = d$, де a, b, c, d — слова або словосполучення природної мови.

Правила, що входять в нечітку базу знань, являють собою концентрацію досвіду експерта та його розуміння зв'язку «входи-вихід». Особливістю нечіткого логічного висновку є можливість встановлення діагнозу для випадку, коли в базі знань відсутній прецедент. Іншими словами, можливо за правилом з нечіткої бази знань формально відповісти на питання: «Яким буде D , якщо $x_1 = \text{більше } a$ та $x_2 = \text{менше за } b$ та $x_3 = \text{трохи більше за } c$?». Спеціально розроблені методи дозволяють проводити нечіткий логічний висновок за якісних (лінгвістичних), кількісних та бінарних параметрах стану об'єкта, який діагностується.

Але для повноцінного використання системи нечіткого логічного висновку її необхідно налаштувати [10], що значно розширює область її практичного застосування. Налаштування систем нечіткого логічного висновку, і навчання нейронних мереж, зводиться до пошуку таких значень параметрів моделі оцінки, які мінімізують розбіжність між бажаним (еталонним) та модельним результатами.

Але на відміну від нейронних мереж необхідний обсяг навчаючої вибірки (еталонних пар «входи-вихід») є значно меншим. Це досягається за рахунок того, що структура моделі діагностування (нечітка база знань) — є для кожної задачі оцінки унікальною, а не універсальною, як для нейронних мереж. Наявність унікальної структури моделі діагностування для кожного класу задач дозволяє не тільки значно скоротити обсяг навчаючої вибірки, але і забезпечити певну робастність, тобто нечутливість моделі до випадкових викидів початкових даних. Підкреслимо, що нечітка база знань може бути легко сформована досвідченим експертом, оскільки вона являє собою сукупність природно-мовних висловлювань.

Порівняльний аналіз методів визначення рівня зацікавленості навчальним матеріалом

Аналіз розглянутих вище методів визначення рівня зацікавленості навчальним матеріалом зведено до таблиці, де А — байєсівський підхід, Б — метод фазового інтервалу, В — метод логічного висновку, Г — нейронні мережі, Д — нечітка логіка, + (–) — наявність (відсутність) труднощів.

Із таблиці видно, що найсуттєвішим обмеженням методів А, Б, В, Г є неспроможність роботи з якісними (нечисловими) параметрами і нечіткими знаннями, тобто знаннями, які задаються природною мовою. Однак саме такі евристичні знання частіше за все використовуються досвідченими фахівцями при визначенні рівня зацікавленості. Із таблиці видно, що метод, який найбільш придатний до подолання труднощів, які виникають при визначенні рівня зацікавленості навчальним матеріалом, є нечітка логіка. Нечітка логіка дозволяє імітувати вербальне перекодування, яке відбувається в людському мозку під час обробки інформації та прийнятті рішень.

Труднощі застосування методів визначення рівня зацікавленості навчальним матеріалом

Труднощі	Методи				
	А	Б	В	Г	Д
Збір і обробка статистичної інформації	+	–	–	–	–
Поповнення моделі	+	–	–	+	–
Забезпечення стійкості моделі до впливаючих факторів	+	–	–	–	–
Врахування якісних параметрів	+	+	–	+/-	–
Врахування кількісних параметрів	–	–	+	–	–
Роботи з нечіткими знаннями	+	+	+	+	–
Адаптації (навчання) моделі	+	+/-	+	–	–

Останнім часом теорія нечітких множин застосовується в таких традиційних задачах САПР, як проектування, управління та прийняття рішень, тому основне завдання, яке необхідно вирішити для визначення рівня зацікавленості

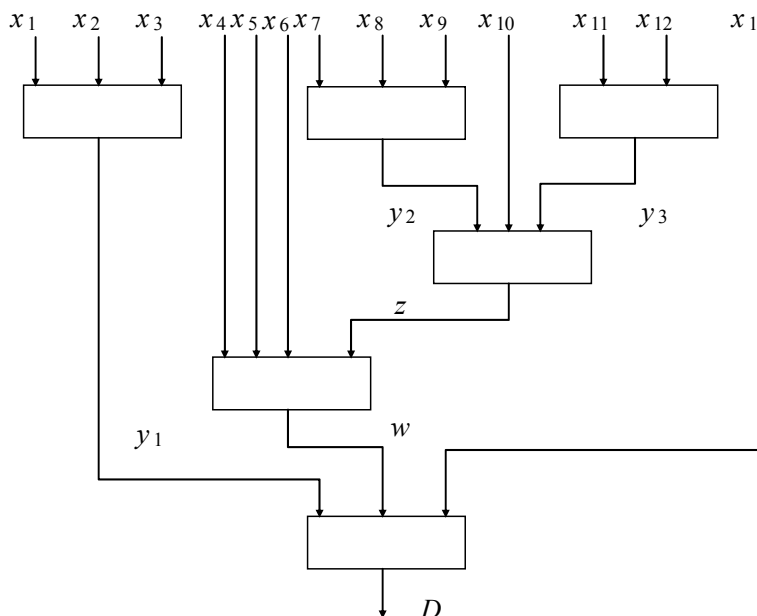
навчальним матеріалом, є апробація вже відомих методів та побудова відповідної математичної моделі зв'язку рівня зацікавленості з реакцією користувача.

Принципи ієрархічності знань в задачах оцінки рівня зацікавленості навчальним матеріалом

Використання цього принципу дозволяє подолати так зване «прокляття розмірності». При великій кількості параметрів стану побудова системи висловлювань про невідому залежність «входи-вихід» стає досить складною. Це зумовлено тим, що в оперативній пам'яті людини од-

ночасно може утримуватись не більше 7 ± 2 понять-ознак [5]. У зв'язку з цим доцільно провести ієрархічну класифікацію входних змінних (параметрів реакції користувача) і по ній побудувати дерево висновку, яке буде визначати систему вкладених одне в одне висловлювань-знань меншої розмірності.

Приклад такого дерева для тринадцяти входних змінних показано на рисунку.



Приклад дерева висновку

З прикладу видно, що знання виду $D = f(x_1, x_2, \dots, x_{13})$, які зв'язують входи $x_1 \div x_{14}$ з виходом D , замінюються послідовністю співвідношень:

$$D = f_1(y_1, w, z);$$

$$y_1 = f_2(x_1, x_2, x_3), y_2 = f_2(x_7, x_8, x_9), y_3 = f_3(x_{11}, x_{12}),$$

$$z = f_4(y_2, y_3, x_{10});$$

$$w = f_5(z, x_4, x_5, x_6),$$

де y_1, y_2, y_3, z, w — проміжні лінгвістичні змінні.

За рахунок принципу ієрархічності можна враховувати практично необмежену кількість параметрів стану, що впливають на оцінку. Під час побудови дерева висновку необхідно намагатися, щоб число аргументів (вхідних стрілок) у кожному вузлі дерева задовольняло числу 7 ± 2 .

Доцільність порівневого представлення експертних знань обумовлена не тільки природною ієрархічністю об'єктів, але й необхідністю врахування параметрів стану у міру накопичення знань про об'єкт. Крім того, використання принципу ієрархічності дозволяє спростити правила та суттєво зменшити їх кількість.

Висновки

Унаслідок розв'язання поставлених завдань дослідження передбачається отримати сукуп-

ність нових наукових результатів, які дозволять послідовно обґрунтувати методи оцінки зацікавленості навчальним матеріалом у межах адаптивного формування системи навчальних ресурсів та побудувати на їх основі формальні засоби моделювання реакції користувачів з метою забезпечення самовдосконалення бази знань та підвищення рівня інтерактивності ЕНК.

На основі проведеного огляду методів оцінки рівня зацікавленості користувача навчальними матеріалами було показано, що дана оцінка неможлива без отримання математичної моделі, яка опише зв'язок рівня зацікавленості з реакцією користувача. Складність отримання математичної моделі зумовлена її розмірністю, багатокритеріальністю управління і невизначеністю ряду станів і, на сьогодні, вирішується за рахунок використання думки експертів або апріорної вимоги до вихідних матеріалів ЕНК.

У статті показано, що найбільш перспективним математичним апаратом для розробки системи визначення рівня зацікавленості користувача навчальними матеріалами є нечітка логіка. Застосування нечіткої логіки дає можливість будувати системи оцінки на базі природно-мовних

експертних висловлювань про причинно-наслідкові зв'язки між реакціями користувача та рівнем зацікавленості.

У даному випадку оцінка рівня зацікавленості користувача навчальними матеріалами пропонується на основі принципів лінгвістичності причини зацікавленості та параметрів реакції користувача на окремі елементи ЕНК, формування структури залежності «входи-вихід» у вигляді нечіткої бази знань, ієрархічності діагностичних знань та настроювання нечітких баз знань.

Для подальших досліджень автор ставить такі завдання:

1) аналіз основних методів визначення реакцій користувача на елементи ЕНК;

2) застосування методів, що аналогічні методам технічного діагностування, для задач визначення рівня зацікавленості користувача навчальними матеріалами;

3) проведення класифікації причин зацікавленості користувача навчальними матеріалами;

4) розробка загального алгоритму визначення рівня зацікавленості користувача навчальними матеріалами в комплексі формування адаптивних матеріалів ЕНК за умови нечіткої або неповної форми оцінки реакції користувача.

Розв'язання перерахованих вище завдань дозволить подолати труднощі, які виникають при побудові адаптованих ЕНК, і дозволять використовувати можливості застосування наукових положень і висновків дослідження у НП для формування адаптивних систем інформаційних навчальних ресурсів, які будуть мати властивість автоматичної зміни порядку та обсягу представлення матеріалів відповідно до рівня знань та характеру засвоєння навчального матеріалу користувачем.

ЛІТЕРАТУРА

1. *Evidence-Based Educational Methods* / J. M. Daniel, W. M. Richard, D. R. Roger and others; Edited by J. M. Daniel and W.M. Richard. — Elsevier Science & Technology Books, 2004. — 408 p.

2. *Cristea A. Adaptive Hypermedia and Adaptive Web-Based Systems* / Cristea Alexandra, Aroyo Lora // Second International Conference, May 29–31, 2002, Málaga, Spain. — P. 122–132.

3. *Artamonov E. B. Concept of creating a software environment for automated text manipulation* // E. B. Artamonov, O. O. Zholdakov. — Scientific journal “Proceedings of the National Aviation University”. — К. : NAU. — 2010. — Вип. 3 (44). — P. 111–115.

4. *Дуда Р. Распознавание образов и анализ сцен* / Р. Дуда, П. Харт; пер. с англ. — М. : Мир, 1976. — 511 с.

5. *Козелецкий Ю. Психологическая теория решений* / Ю. Козелецкий. — М. : Прогресс, 1979. — 504 с.

6. *Ротштейн А. П. Прогнозирование надежности алгоритмических процессов при нечетких исходных данных* / А. П. Ротштейн, С. Д. Штовба // Кибернетика и системный анализ. — 1998. — №4. — С. 85–93.

7. *Литвиненко А. Е. Определение класса истинности логических формул методом направленного перебора* / А. Е. Литвиненко // Кибернетика и системный анализ. — 2000. — № 5. — С. 23–31.

8. *Осуга С. Обработка знаний* / С. Осуга; пер. с япон. — М. : Мир, 1989. — 292 с.

9. *Назаров А. В. Нейросетевые алгоритмы прогнозирования и оптимизации систем* / А. В. Назаров, А. И. Лоскутов. — СПб. : Наука и техника, 2003. — 394 с.

10. *Тененёв В. А. Гибридный генетический алгоритм с дополнительным обучением лидера* / В. А. Тененёв, Н. Б. Паклин // Интеллектуальные системы в производстве. — 2003. — № 2. — С. 181–206.

Стаття надійшла до редакції 29.11.2016