

УМОВИ КОНСТРУЮВАННЯ АЛГОРИТМІВ СИНТЕЗУ МОДЕЛЕЙ В СИСТЕМАХ БАГАТОРІВНЕВОГО ПЕРЕТВОРЕННЯ ІНФОРМАЦІЇ

Abstract: The article is devoted research of basic data informativeness influencing on the feature of constructor of models synthesis algorithms functioning with the purpose with the purpose of development of method of informative sufficiency threshold determination and creation technology of constructing models synthesis methods on descriptions of primary data informativeness. The features of the use of intellectual systems approach.

Key words: coordinator of incoming signals, the constructor of algorithms of synthesis models, multi-layer modeling, inductive algorithms, the table of primary description, input data informativeness, the informative parameters, the reflex approach, artificial neural networks.

Анотація: Стаття присвячена дослідженню впливу інформативності вхідних даних на особливості функціонування конструктора алгоритмів синтезу моделей з метою розробки методу визначення межі інформаційної достатності та створення технології конструювання методів синтезу моделей за характеристиками інформативності даних первинного опису. Розглядаються особливості використання рефлекторного підходу розробки інтелектуальних систем та технології штучних нейронних мереж для побудови алгоритму розпізнавання методу синтезу моделі об'єкта за значеннями інформативних параметрів його таблиці первинного опису.

Ключові слова: координатор вхідних сигналів, конструктор алгоритмів синтезу моделей, багатопарове моделювання, індуктивні алгоритми, таблиця первинного опису, інформативність вхідних даних, інформативні параметри, межа інформаційної достатності, рефлекторний підхід розробки інтелектуальних систем, штучні нейронні мережі.

Аннотация: Статья посвящена исследованию влияния информативности исходных данных на особенности функционирования конструктора алгоритмов синтеза моделей с целью разработки метода определения порога информационной достаточности и создания технологии конструирования методов синтеза моделей по характеристикам информативности данных первичного описания. Рассматриваются особенности использования рефлекторного подхода разработки интеллектуальных систем и технологии искусственных нейронных сетей для построения алгоритма распознавания метода синтеза модели объекта по значениям информативных параметров его таблицы первичного описания.

Ключевые слова: координатор входящих сигналов, конструктор алгоритмов синтеза моделей, многослойное моделирование, индуктивные алгоритмы, таблица первичного описания, информативность входных данных, информативные параметры, порог информативной достаточности, рефлекторный подход разработки интеллектуальных систем, искусственные нейронные сети.

1. Вступ

Багатошаровий координатор вхідних сигналів є обов'язковою складовою систем багаторівневого перетворення інформації згідно з методологією створення автоматизованих систем багаторівневого соціоекологічного моніторингу [1]. Одним із головних завдань координатора є формування зв'язків між елементами, які забезпечують їх ефективну взаємодію в процесі реалізації глобальної функції системи. Для координації міжрівневих взаємодій підсистем різного рівня ієрархії використовується синтезатор моделей на нижньому ешелоні координатора та конструктор алгоритмів синтезу моделей (КАСМ) [2] на верхньому його ешелоні. Синтезовані моделі використовуються як алгоритми перетворення інформації за умови, коли характеристики їх якості не гірше наперед заданих.

Координація структури системи забезпечується в процесі висхідного синтезу цих моделей за індуктивними методами. Алгоритми синтезу моделей конструюються у відповідності до інформативності вхідних даних. Було висунуто гіпотезу, що синтез адекватної моделі можливий тільки у випадку, коли різноманітність синтезатора перевищує або рівняється складності об'єкта [3]. Кожен метод синтезу моделі має межу інформаційної достатності (МІД) – мінімальна кількість інформації, що повинна міститись у первинному описі (ПО), яка дає можливість синтезувати

адекватну модель за даним методом. Не дивлячись на існування деяких підходів до визначення МІД [4], універсального методу оцінки інформативності ПО на сьогодні не запропоновано.

Метою даної роботи є дослідження впливу інформативності вхідних даних на особливості функціонування конструктора алгоритмів синтезу моделей з метою розробки методу визначення МІД та створення технології конструювання методів синтезу моделей за характеристиками інформативності даних ПО.

2. Аналіз останніх досліджень і публікацій

При дослідженні широкого кола об'єктів навколишнього середовища звичайно об'єкт дослідження подається у вигляді таблиці ПО [5]. Таблиця містить набір значень визначених параметрів досліджуваного об'єкта, і саме по таблиці ПО здійснюється побудова моделі даного об'єкта.

Всі сучасні індуктивні алгоритми моделювання [6] базуються на використанні таблиць ПО об'єктів як вхідні дані для генерування вихідної моделі. Проте єдиного алгоритму моделювання, який би забезпечував синтез адекватних моделей для будь-яких вхідних даних, не існує, тому задача конструктора – забезпечити автоматизовану систему багаторівневого перетворення інформації моделюючим алгоритмом, який найбільш відповідає вхідним даним з таблиці ПО досліджуваного об'єкта.

Функціонування КАСМ ґрунтується на принципах багат шарового моделювання [7] – поєднанні завершених алгоритмів індуктивного моделювання або окремих їх процедур для створення нових алгоритмів, що вже мають нові властивості і здатні забезпечити більш високий рівень адекватності у порівнянні з типовими алгоритмами, елементи яких лягли в їх основу. КАСМ формує базу шаблонів схем моделюючих алгоритмів. На даному етапі досліджень координатору необхідно визначити, який саме шаблон алгоритму необхідно використати в заданому конкретному випадку.

Пропонується вирішити дану задачу шляхом визначення інформативних параметрів вхідної таблиці ПО та використання значень цих параметрів як критеріїв вибору моделюючого алгоритму системою багаторівневого перетворення інформації.

Оскільки таблиця ПО об'єкта дослідження є матрицею значень статистичних спостережень, то як інформативні параметри було вирішено використати показники статистичного та матричного аналізу.

Одним із значимих розділів математичної статистики є кореляційний аналіз. Побудова кореляційних моделей дає можливість вивчати залежність показників, що не зв'язані між собою функціонально. Кореляційний зв'язок, на відміну від функціонального, проявляється лише взагалі та в середньому і тільки в масі спостережень.

Кореляційний аналіз вирішує два завдання [8]:

1. Визначення форми зв'язку, тобто встановлення математичної формули, яка описує даний зв'язок.

2. Вимірювання щільності зв'язку.

У найпростішому випадку вивчається зв'язок між двома показниками, один з яких розглядається як незалежний показник – факторна ознака (x), а інший – як залежна величина,

результативна ознака (y). Це є так звана “парна кореляція”. В загальному вигляді вона описується функцією $y = f(x)$ [8].

Попередньо вид математичної функції встановлюється за допомогою якісного аналізу зв'язку між явищами та графічного його зображення у вигляді кореляційного поля.

Кореляційне поле – це сукупність точок у прямокутній системі координат, абсциса кожної з яких відповідає значенню факторної ознаки (x), а ордината – значенню результативної ознаки (y) певної одиниці спостереження. Кількість точок на графіку відповідає кількості одиниць спостереження. Напрявленість кореляційного поля вказує на наявність прямого, зворотного зв'язку між ознаками або його відсутність, а також на форму лінії регресії (пряма лінія, парабола, гіпербола тощо) [8].

Найпростішим критерієм, який дає кількісну оцінку зв'язку між двома показниками, є коефіцієнт кореляції (для прямолінійного зв'язку). Він розраховується за формулою [8]

$$r_{xy} = \frac{\frac{1}{n} \sum (x - \bar{x})(y - \bar{y})}{\sqrt{\frac{1}{n} \sum (x - \bar{x})^2 \frac{1}{n} \sum (y - \bar{y})^2}}, \quad (1)$$

де \bar{x} та \bar{y} – середні значення відповідних ознак, n – кількість одиниць спостереження. У чисельнику співвідношення є коефіцієнтом коваріації для заданих ознак x та y , який також визначає зв'язок між певними величинами. Проте коефіцієнт кореляції, на відміну від коефіцієнта коваріації, є вже не абсолютною, а відносною мірою зв'язку між двома ознаками, тому він може набувати значення від -1 до $+1$. Чим ближче значення r до ± 1 , тим щільніший зв'язок. Знак “+” вказує на прямий, а знак “-” – на зворотний зв'язок. При $r = 0$ зв'язок відсутній [8].

Поряд з коефіцієнтом кореляції використовується ще один критерій, за допомогою якого також вимірюється щільність зв'язку між двома або більше показниками та перевіряється адекватність (відповідність) побудованої регресійної моделі реальній дійсності. Тобто дається відповідь на запитання, чи дійсно зміна значення y лінійно залежить саме від зміни значення x , а не відбувається під впливом різних випадкових факторів. Таким критерієм є коефіцієнт детермінації [9].

$$R^2 = 1 - \frac{\sum (y - \hat{y})^2}{\sum (y - \bar{y})^2}. \quad (2)$$

На кореляційному полі коефіцієнт детермінації показує, наскільки добре графіки спостережуваних ознак співпадають. При $R^2 = 1$ графіки співпадають.

Якщо розглядати таблицю первинного опису як звичайну матрицю значень, то можна використати певні показники, які використовуються в матричному аналізі. Серед даних показників можна виділити такий показник, як визначник матриці [10].

Визначником (детермінантом) квадратної матриці A розміру $n \times n$ називається число

$$D(A) = \Delta(A) = \begin{vmatrix} a_{11} & \dots & a_{1n} \\ \dots & \dots & \dots \\ a_{n1} & \dots & a_{nn} \end{vmatrix} = \sum (-1)^{inv(i_1, \dots, i_n)} \cdot a_{i_1} \cdot \dots \cdot a_{i_n} . \quad (3)$$

Сума обчислюється за всіма перестановками (i_1, \dots, i_n) . Величина $inv(i_1, \dots, i_n)$ – це кількість інверсій перестановки (i_1, \dots, i_n) , тобто кількість пар (i_k, i_m) таких, що $i_k > i_m$, проте i_k розташоване лівіше від i_m [10].

Алгоритм обчислення визначника для будь-якої квадратної матриці визначається як сума добутків елементів довільного рядка (стовпця) на алгебраїчні доповнення цих елементів. Зокрема,

$$\begin{vmatrix} a_{11} & \dots & a_{1n} \\ \dots & \dots & \dots \\ a_{n1} & \dots & a_{nn} \end{vmatrix} = a_{11}A_{11} + a_{12}A_{12} + \dots + a_{1n}A_{1n} . \quad (4)$$

Таким чином, обчислення визначників високих порядків можна послідовно зводити до відшукування визначників щораз менших порядків [10].

Алгебраїчним доповненням A_{ij} елемента a_{ij} називається його мінор, узятий зі знаком (+) або (-). Так: якщо сума $(i + j)$ номерів рядка i та стовпця j є парною, то потрібно взяти знак (+), якщо ж ця сума непарна – то знак (-).

Мінором M_{ij} елемента a_{ij} визначника $\Delta(A)$ називається визначник розміру $(n - 1) \times (n - 1)$, який утворюється з визначника викреслюванням i -го рядка та j -го стовпця [10].

Іншим важливим поняттям матричного аналізу є поняття власного числа матриці. Нехай A – квадратна матриця. Власними значеннями (власними числами, характеристичними числами) цієї матриці називаються такі значення параметра λ , які задовольняють рівняння $|A - \lambda \cdot E| = 0$, тобто рівняння (5) [10].

$$\begin{vmatrix} a_{11} - \lambda & a_{12} & \dots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} - \lambda & \dots & a_{2n} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ a_{n1} & a_{n2} & \dots & a_{nn} - \lambda \end{vmatrix} = 0 . \quad (5)$$

Для розробки алгоритму розпізнавання шаблону моделюючого алгоритму координатором вхідних сигналів автоматизованої системи багаторівневого перетворення інформації запропоновано використати рефлекторний підхід до розробки інтелектуальних систем [11] та технологію нейронних мереж [12]. Обидва підходи є біонічними і базуються на моделюванні особливостей функціонування головного мозку людини.

В основі функціонування системи рефлекторного моделювання лежить принцип формування реакції-відповіді (рефлексу) на набір вхідних даних (зовнішній вплив). Згідно з надходженням вхідних даних формується певна база знань, яка накопичує досвід правильних реакцій системи на зовнішні впливи. Потім, на основі накопиченого досвіду, система здатна

сформувавши правильну реакцію-відповідь на нове надходження вхідних даних, яке раніше не зустрічалося системою при формуванні бази знань. В основі алгоритму реагування лежить оцінка умовної імовірності реакції на зовнішні впливи по частинних умовних імовірностях [11].

В [11] представлено особливості застосування даного підходу до розробки систем природномовного спілкування, проте даний підхід є досить гнучким і його можна використати при проектуванні алгоритмів інформаційного моделювання. Принципи побудови рефлекторних інтелектуальних систем [11] були покладені в основу рефлекторної системи інформаційного моделювання [13].

Найбільш розповсюдженим на сьогодні підходом, що використовується в системах розпізнавання образів, є технологія застосування штучних нейронних мереж (ШНМ). ШНМ складаються з елементів, функціональні можливості яких аналогічні більшості елементарних функцій біологічного нейрона. Ці елементи організуються за способом, який може відповідати (або не відповідати) анатомії мозку. Незважаючи на таку поверхневу схожість, ШНМ демонструють велике число властивостей мозку. Наприклад, вони навчаються на основі досвіду, узагальнюють попередні прецеденти на нові випадки і витягують істотні властивості з інформації, що надходить і містить зайві дані [12].

ШНМ можуть змінювати свою поведінку в залежності від зовнішнього середовища. Після пред'явлення вхідних сигналів (можливо, разом з необхідними виходами) вони самоналаштовуються для забезпечення необхідної реакції. Існує багато навчальних алгоритмів, кожен зі своїми сильними і слабкими сторонами. Відгук мережі після навчання може бути до деякої міри нечутливий до невеликих змін вхідних сигналів. Ця внутрішньо притаманна здатність бачити образ крізь шум і спотворення дуже важлива для розпізнавання образів. Вона дозволяє подолати обмеження суворості точності і відкриває шлях до системи, яка може мати справу з недосконалим ПО об'єкта. Важливо зазначити, що ШНМ робить узагальнення автоматично завдяки своїй структурі, а не за допомогою використання "людського інтелекту" в формі спеціально написаних комп'ютерних програм [12].

Постановка завдання

Завдання полягає у виявленні скінченного набору параметрів ПО, які дозволяють визначити метод конструювання алгоритму синтезу моделі для даного об'єкта моделювання або визначити, що МІД не досягнуто. Крім того, необхідно визначити ефективність використання алгоритмів розпізнавання методу синтезу моделі на базі рефлекторного підходу та на основі технології ШНМ.

3. Виклад основного матеріалу дослідження

Проаналізувавши сучасні методи матричного та кореляційного аналізу, було сформульовано гіпотезу, що визначення алгоритму конструювання моделей можливе за технологією розпізнавання образів на основі таких інформативних параметрів таблиць ПО:

1. Кількість спостережень.
2. Кількість незалежних змінних.
3. Кількість параметрів, максимально суміщених [14] з функцією мети.
4. Кількість несуміщених параметрів.

5. Коефіцієнт кореляції незалежних змінних.
6. Коефіцієнт кореляції незалежних змінних та функції мети.
7. Коефіцієнт детермінації незалежних змінних.
8. Коефіцієнт детермінації незалежних змінних та функції мети.
9. Визначник нормованої таблиці первинного опису.
10. Визначник нормованої матриці значень незалежних змінних.
11. Власне число нормованої таблиці первинного опису.
12. Власне число матриці значень незалежних змінних.

Можливим також є використання сумарних, мультиплікативних та максимінних критеріїв. У подальшому даний набір критеріїв може бути змінено та доповнено.

Для проведення досліджень за допомогою програмної системи конструювання алгоритмів синтезу моделей об'єктів було сформовано 20 схем індуктивних алгоритмів, в основу яких лягли елементи таких алгоритмів моделювання:

1. Метод групового урахування аргументів (МГУА) [6].
2. Метод Степаненка [15].
3. Неперервні генетичні алгоритми [16].
4. Метод балансу пар моделей [7].
5. Метод рециркуляції [17].

Опорні моделі мали вигляд:

1. $y = a_0 + a_1x_1 + a_2x_2$.
2. $y = a_0 + a_1x_1 + a_2x_2 + a_3x_1x_2$.
3. $y = a_0 + a_1x_1 + a_2x_2 + a_3x_1^2 + a_4x_2^2 + a_5x_1x_2$.
4. $y = a_0 + a_1x_1 + a_2x_2 + a_3x_1x_2 + a_4x_1^2 + a_5x_2^2 + a_6x_1^2x_2^2$,

де x_1, x_2 – значення вхідних параметрів опорної моделі, $a_i, i = \overline{1,6}$ – коефіцієнти моделі, що визначаються у процесі її навчання.

Дослідження проводились при використанні набору зі 100 таблиць ПО об'єктів моделювання, що являють собою прямокутні таблиці числових даних з поіменованими параметрами. В цьому наборі 50 таблиць являють собою штучно згенеровані дані, утворені шляхом обчислення різних математичних функцій з додаванням значень випадкових величин як штучного забруднення інформації. Інші 50 таблиць – це реальні статистичні дані соціоекологічного моніторингу, що являють собою інформацію про рівень захворюваності населення Черкаської області та дані про викиди шкідливих речовин в атмосферу.

На наступному кроці було сформульовано гіпотезу про ефективність застосування запропонованих технологій розпізнавання образів до вирішення задачі визначення алгоритму синтезу моделі об'єкта, представленого таблицею ПО. Для проведення досліджень було спроектовано та програмно реалізовано інформаційну систему, здатну обчислювати параметри вхідних таблиць первинного опису згідно з вищевказаним списком, а також дві програмні системи розпізнавання образів методів синтезу моделей досліджуваних об'єктів. Перша система реалізує

алгоритм рефлекторної системи інформаційного моделювання, адаптований для розпізнавання моделюючих алгоритмів об'єктів, представлених набором даних у таблиці ПО. Друга базується на технології ШНМ, що навчаються методом зворотного поширення похибки. Результати досліджень представлено у табл. 1 та 2.

Таблиця 1. Дослідження ефективності визначення моделюючого алгоритму при використанні системи рефлекторного розпізнавання на наборах штучно згенерованих даних та наборах даних соціоекологічного моніторингу

Спосіб застосування системи визначення моделюючого алгоритму	Навчальні дані системи розпізнавання	Відсоток правильних реакцій системи
Визначення моделюючого алгоритму для об'єктів, що представлені наборами штучно згенерованих даних	Штучно згенеровані дані	65,51%
Визначення моделюючого алгоритму для об'єктів, що представлені наборами даних соціоекологічного моніторингу	Дані соціоекологічного моніторингу	60,34%
Визначення моделюючого алгоритму для об'єктів, що представлені наборами штучно згенерованих даних	Дані соціоекологічного моніторингу	56,21%
Визначення моделюючого алгоритму для об'єктів, що представлені наборами даних соціоекологічного моніторингу	Штучно згенеровані дані	57,78%
Визначення моделюючого алгоритму для об'єктів, що представлені наборами штучно згенерованих даних	Штучно згенеровані дані та дані соціоекологічного моніторингу	68,16%
Визначення моделюючого алгоритму для об'єктів, що представлені наборами даних соціоекологічного моніторингу	Штучно згенеровані дані та дані соціоекологічного моніторингу	70,23%

Таблиця 2. Дослідження ефективності визначення моделюючого алгоритму при використанні системи нейромережевого розпізнавання на наборах штучно згенерованих даних та наборах даних соціоекологічного моніторингу

Спосіб застосування системи визначення моделюючого алгоритму	Навчальні дані системи розпізнавання	Відсоток правильних реакцій системи
Визначення моделюючого алгоритму для об'єктів, що представлені наборами штучно згенерованих даних	Штучно згенеровані дані	85,77%
Визначення моделюючого алгоритму для об'єктів, що представлені наборами даних соціоекологічного моніторингу	Дані соціоекологічного моніторингу	84,34%
Визначення моделюючого алгоритму для об'єктів, що представлені наборами штучно згенерованих даних	Дані соціоекологічного моніторингу	71,55%
Визначення моделюючого алгоритму для об'єктів, що представлені наборами даних соціоекологічного моніторингу	Штучно згенеровані дані	74,92%
Визначення моделюючого алгоритму для об'єктів, що представлені наборами штучно згенерованих даних	Штучно згенеровані дані та дані соціоекологічного моніторингу	89,27%
Визначення моделюючого алгоритму для об'єктів, що представлені наборами даних соціоекологічного моніторингу	Штучно згенеровані дані та дані соціоекологічного моніторингу	87,14%

Таким чином, система рефлекторного розпізнавання моделюючих алгоритмів забезпечує правильність визначення методу синтезу моделі об'єкта, що представляється таблицею ПО, в середньому у 63% випадків, а система нейромережевого розпізнавання, що базується на алгоритмі навчання методом зворотного поширення похибки, – в середньому у 82% випадків. Це, звичайно, є визначальним фактором, проте варто відмітити, що нейромережева технологія, у порівнянні з

рефлекторною, є більш вимогливою до ресурсів обчислювальної системи, затрачає більше часу на навчання, а також має властивість „забування” образів, чого в рефлекторній системі немає.

4. Висновки

Отримані результати експериментальних досліджень дозволили підтвердити гіпотезу про можливість визначення методу конструювання алгоритмів синтезу моделей за технологією розпізнавання образів. При цьому виявлено, що набір параметрів інформативності таблиці ПО, запропонований у даній роботі, не є остаточним. Подальші дослідження передбачають його доопрацювання та доповнення.

Також результати досліджень показали можливість використання як алгоритму розпізнавання методів синтезу моделей як рефлекторного, так і нейромережевого підходу. Встановлено, що технологія використання ШНМ забезпечує більш високий відсоток правильного розпізнавання вихідних образів у порівнянні з системою рефлекторного розпізнавання. Проте система, побудована на базі нейронних мереж, є більш ресурсоемною і, на відміну від рефлекторної системи, має властивість „забування”. Подальші дослідження передбачають використання інших нейромережевих технологій розпізнавання образів для визначення алгоритму моделювання об’єкта, представленого таблицею ПО.

СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

1. Голуб С.В. Методологія створення автоматизованих систем багаторівневого соціоекологічного моделювання: Автореф. дис. ... доктора техн. наук. – Черкаси: Видавництво ЧНУ. – 2008. – 36 с.
2. Голуб С.В., Колос П.О. Проектування алгоритмів генерації моделей евристичних систем спостереження // Вісник інженерної академії України. – 2007. – № 3–4. – С. 98 – 103.
3. Голуб С.В. Використання аналогії при проектуванні багаторівневих технологій інформаційного моделювання // Вісник Черкаського державного технологічного університету. – 2007. – № 3–4. – С. 69 – 71.
4. Голуб С.В. Визначення інформативності індуктивних моделей евристичних систем спостереження // Вісник Східноукраїнського національного університету імені Володимира Даля. – 2007. – № 5 (111). – Ч. 1. – С. 265 – 269.
5. Перегудов Ф.И., Тарасенко Ф.П. Введение в системный анализ: Учебное пособие для ВУЗов. – М.: Высшая школа, 1989. – 367 с.
6. Ивахненко А.Г. Индуктивный метод самоорганизации моделей сложных систем. – Киев: Наукова думка, 1981. – 296 с.
7. Голуб С.В. Багаторівневе моделювання в технологіях моніторингу оточуючого середовища. – Черкаси: Вид. від. ЧНУ імені Богдана Хмельницького, 2007. – 220 с.
8. Бобик О.І., Берегова Г.І., Копитко Б.І. Теорія ймовірностей і математична статистика. – Львів: ЛБІ НБУ, 2003. – 101 с.
9. Горяинов В.Б. Математическая статистика. – М.: Изд. МГТУ им. Н.Э. Баумана, 2008. – 424 с.
10. Беллман Р. Введение в теорию матриц. – М.: Высшая школа, 1969. – 368 с.
11. Тесля Ю.М. Несиловое взаимодействие. – Киев: Кондор, 2005. – 195 с.
12. Уоссермен Ф. Нейрокомпьютерная техника: Теория и практика / Пер. Ю.А. Зуев, В.А. Точенов. – М.: Мир, 1992. – 250 с.
13. Колос П.О. Проектування алгоритмів інформаційного моделювання на основі рефлекторного підходу // Вісник ЧДТУ. – 2007. – № 3–4. – С. 97 – 102.
14. Голуб С.В. Зниження суміщеності сигналів в методах синтезу індуктивних моделей // Вимірювальна та обчислювальна техніка в технологічних процесах. – 2007. – № 1(29). – С.150 – 152.
15. Голуб С.В. Моделювання об’єктів моніторингу довкілля за алгоритмом Степаненка // Електроніка та системи управління. – 2006. – № 4 (10). – С. 165 – 168.
16. Herrera F., Lozano M., Verdegay J. Tackling real-coded genetic algorithms: operators and tools for the behaviour analysis // Artificial Intelligence Review. – 1998. – Vol. 12, N 4. – P. 265 – 319.
17. Голуб С.В. Використання аналогії при проектуванні багаторівневих технологій інформаційного моделювання // Вісник Черкаського державного технологічного університету. – 2007. – № 3–4. – С. 69 – 71.

Стаття надійшла до редакції 22.06.2009