

# БИОНИКА ИНТЕЛЛЕКТА

ИНФОРМАЦИЯ, ЯЗЫК, ИНТЕЛЛЕКТ

---

---

№ 2 (79)

2012

---

---

НАУЧНО-ТЕХНИЧЕСКИЙ ЖУРНАЛ

**Основан в октябре 1967 г.**

Учредитель и издатель  
*Харьковский национальный университет радиоэлектроники*

Периодичность издания – *3 раза в год*

## СОДЕРЖАНИЕ

**МАТЕМАТИЧЕСКОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ. СИСТЕМНЫЙ АНАЛИЗ. ПРИНЯТИЕ РЕШЕНИЙ**

<i>Пуятин Е.П., Орбинский П.А.</i> Статистический анализ многофакторной модели человеческого лица.....	3
<i>Гребенник И.В., Литвиненко А.С., Титова О.С.</i> Оптимизация линейной функции на множестве циклических перестановок.....	8
<i>Гінзбург М.М., Пуятин Є.П.</i> Порівняльний аналіз прямокутної та гексагональної ґраток для дискретизації кривих.....	13
<i>Литвин О.О.</i> Одна теорема про інтерполяційно-апроксимаційні оператори в інтегральній формі методу найменших квадратів.....	19
<i>Калита Н.И.</i> Математические модели управления поведением индивидуумов однородной социальной группы в нестационарных условиях.....	23
<i>Синельникова О.И., Перепелкина Л.В.</i> Модели и методы при многофакторном моделировании цены на нефть.....	28

**ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНАЯ ОБРАБОТКА ИНФОРМАЦИИ. РАСПОЗНАВАНИЕ ОБРАЗОВ**

<i>Кораблев Н.М., Иващенко Г.С., Кушнарев М.В.</i> Агентно-ориентированный подход на основе искусственных иммунных систем для решения задачи коммивояжера.....	33
<i>Довбиш А.С., Стадник Г.А., Босенко Г.А.</i> Оптимізація системи контрольних допусків на діагностичні ознаки розпізнавання.....	38
<i>Зайцев С.А., Субботин С.А.</i> Синтез нейро-нечеткого аппроксиматора Мамдани на основе принципов отрицательного отбора для решения задач диагностирования с вещественным представлением признаков.....	43
<i>Москаленко В.В.</i> Прогнозування моменту перенавчання інформаційно-екстремального унімодального класифікатора.....	47
<i>Зайко Т.А., Олейник А.А., Жихарева Н.В., Субботин С.А.</i> Диагностирование нейро-артритических аномалий на основе ассоциативных правил.....	53

**ИНФОРМАЦИОННЫЕ ТЕХНОЛОГИИ И ПРОГРАММНО-ТЕХНИЧЕСКИЕ КОМПЛЕКСЫ**

<i>Танянский С.С.</i> Языковые средства декларативного описания неоднородных баз данных.....	58
<i>Высоцкая Е.В., Солошенко Э.Н., Печерская А.И.</i> Оптимизация диагностических коэффициентов для дифференциальной диагностики распространенных дерматозов путем применения эволюционной стратегии.....	63
<i>Страшненко А.Н.</i> Метод выбора оптимального лечения первичной открытоугольной глаукомы.....	68
<i>Чайников С.И., Солодовников А.С.</i> Принципы организации вычислений на базе граф-модели предметной области.....	72
<i>Ляховец А.В.</i> Модификация алгоритма выбора $k$ при построении графа, использующегося в алгоритме кластеризации хамелеон.....	76
<i>Афанасьев В.А., Ильин М.А., Наталуха Ю.В., Токарев В.В.</i> Реставрация изображений на основе финитных деконволюционных окон.....	80

**СТРУКТУРНАЯ, ПРИКЛАДНАЯ И МАТЕМАТИЧЕСКАЯ ЛИНГВИСТИКА**

<i>Вечірська І.Д., Четвериков Г.Г.</i> Математичні аспекти побудови ланцюгів лексичних одиниць.....	84
<i>Борисова Н.В., Канищева О.В.</i> Модели и методы синтаксического анализа.....	89
<i>Потапова Е.В.</i> Модель лингвистической онтологии предметной области с нечеткими семантическими состояниями терминов.....	95
Об авторах.....	103
Правила оформления рукописів для авторів науково-технічного журналу «Біоніка інтелекту».....	105



Е.П. Путятин<sup>1</sup>, П.А. Оробинский<sup>2</sup>

<sup>1</sup>ХНУРЭ, г. Харьков, Украина, informatika@kture.kharkov.ua

<sup>2</sup>ХНУРЭ, г. Харьков, Украина, orbp@mail.ru

## СТАТИСТИЧЕСКИЙ АНАЛИЗ МНОГОФАКТОРНОЙ МОДЕЛИ ЧЕЛОВЕЧЕСКОГО ЛИЦА

В работе рассмотрены теоретические аспекты возникновения простейших геометрических преобразований на изображении, построение их математических моделей. Произведено исследование ненормализованной 12-факторной модели (12ФМ), описывающей человеческое лицо, на инвариантность к ряду простейших геометрических преобразований. Проанализировано поведение 12ФМ при воздействии на изображение различных шумов, для чего были построены соответствующие вероятностные модели. Установлены зависимости вероятностной модели от различных типов шумов. На основе полученных результатов сделаны выводы о помехозащищенности 12ФМ.

НОРМАЛИЗАЦИЯ ИЗОБРАЖЕНИЯ, 12-ФАКТОРНАЯ МОДЕЛЬ, ВЕРОЯТНОСТНАЯ МОДЕЛЬ, МАТЕМАТИЧЕСКАЯ МОДЕЛЬ ВОСПРИЯТИЯ ИЗОБРАЖЕНИЯ, ГАУССОВ ШУМ, РАСЧЕТНАЯ ТОЧКА

### Введение

**Актуальность темы.** Проблемам построения математических моделей систем компьютерного зрения и вопросам цифровой обработки изображений в настоящее время уделяют большое внимание многие исследователи. Это объясняется большим количеством практических задач, в которых используются изображения либо их анализ. На сегодняшний момент обработка и анализ изображений широко используются в робототехнике, анализе космических снимков, в медицине, дистанционном зондировании и т.д.

При решении практических задач актуальным является выбор математической модели, которая наиболее точно отображала бы все изменяющиеся процессы восприятия в поставленной задаче. Усилия, направленные на создание универсальной модели восприятия, способствовали построению математических моделей функций зрения, основанных на исследованиях психофизических реакций глаза человека. При моделировании зрения обычно не рассматривают вопросы об анатомических структурах и физиологических механизмах, реализующих соответствующие функции зрения. Анализ зрительной системы восприятия человека показал, что вполне адекватно описывает реальные процессы восприятия изображений трехмерных объектов математическая модель, использующая принципы проективной геометрии, и в литературе часто встречается такая постановка задачи.

Другой, не менее актуальной проблемой является наличие различных шумов на изображении, повсеместно возникающих в реальных условиях – например, блики от солнца, дождь, снег, град, недостаточная светочувствительность техники и др. Поэтому проблемам нормализации изображений, подверженных воздействию различного рода шумов, уделено особое внимание в современной робототехнике.

**Цель и задачи исследования.** Целью работы является анализ на инвариантность 12-факторной модели к ряду простейших геометрических преобразований, а также исследование поведения 12-ФМ при воздействии на изображение различных шумов.

Достижение поставленной цели потребовало решения следующих основных задач:

- анализ и построение простейших математических моделей восприятия изображений;
- исследование 12-ФМ на инвариантность при использовании различных математических моделей представления изображений объекта;
- построение вариантностной модели (ВМ);
- исследование зависимости ВМ от зашумленности изображения.

### 1. Инвариантность 12-ФМ к простейшим геометрическим преобразованиям

Объектом исследования работы является человеческое лицо – трехмерный объект, не изменяющий своих абсолютных размеров в евклидовом пространстве и построенная после его анализа 12-факторная модель человеческого лица [8]. Однако при получении фото или видео лица (на экране) мы получаем двумерное изображение, которое впоследствии и обрабатываем. В зависимости от того, где расположено лицо относительно камеры, изображение получается с различными геометрическими искажениями.

Рассмотрим процесс возникновения этих искажений. Предположим, что человек движется относительно неподвижной камеры, т. е. его лицо находится относительно камеры на любой дистанции, под любым углом, с различным смещением. В зависимости от этого получаемые снимки будут отличаться теми или иными геометрическими параметрами [1, 3]. Основными простейшими искажениями изображения будут смещение, сжатие и поворот [2, 4]. Произведем доказательство того, что 12ФМ модель инвариантна к данным искажениям.

В дальнейшем под изображением будем понимать отсегментированный снимок  $B$  человеческого лица  $O$  в некотором поле зрения  $D$ ,  $B_0$  – заранее заданное эталонное изображение. Под эталонным изображением будем понимать такое, на котором изображение наиболее удобно для восприятия и распознавания человеком или СТЗ.

**Математическая модель смещения** заключается в том, что изображение объекта, не меняя своих геометрических размеров и ориентации, смещается относительно координатных осей в поле зрения  $D$ . В координатной зависимости это можно представить [5] в виде:

$$B_0(x, y) = B(x - n, y - m), \quad (1)$$

где  $B_0$  – исходное (эталонное изображение);  $B$  – смещенное изображение;  $n, m$  – параметры смещения вдоль координатных осей.

Очевидно, что предложенная 12-факторная модель является инвариантной к данному смещению. Поскольку все факторы 12-ФМ представляют собой отношения расстояний и размеров исследуемых объектов, то смещение этих объектов относительно координатных осей не приведет к изменению значений этих отношений. Покажем это на примере одного из признаков. Для доказательства возьмем признак  $k_1 = \frac{l_{E4}}{d_{E4}}$  – отношение высоты эллипса  $E4$  к его ширине, где  $l_{E4}$  – высота эллипса  $E4$ ,  $d_{E4}$  – ширина эллипса  $E4$  [8]. Применив формулу (1) к  $k_1$ , получим  $k_1'$ :

$$k_1' = \frac{\sqrt{((x_{L4_2} - n) - (x_{L4_1} - n))^2 + ((y_{L4_2} - m) - (y_{L4_1} - m))^2}}{\sqrt{((x_{D4_2} - n) - (x_{D4_1} - n))^2 + ((y_{D4_2} - m) - (y_{D4_1} - m))^2}} = \frac{\sqrt{(x_{L4_2} - x_{L4_1})^2 + (y_{L4_2} - y_{L4_1})^2}}{\sqrt{(x_{D4_2} - x_{D4_1})^2 + (y_{D4_2} - y_{D4_1})^2}} = \frac{l_{E4}}{d_{E4}} = k_1.$$

Аналогично доказывается инвариантность для остальных 11 признаков.

**Преобразования сжатия.** Пусть объект  $O$  удаляется от камеры (точки наблюдения) таким образом, что все точки объекта удаляются на одинаковое расстояние:  $A'A = B'B = C'C = D'D$  (рис. 1). Получаемые изображения  $B$  объекта  $O$ , находящиеся на плоскости  $\alpha$ , будут отличаться только коэффициентом масштаба.

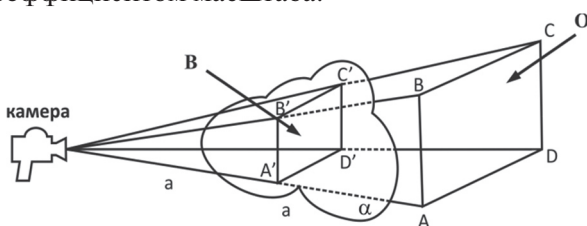


Рис. 1. Схема возникновения преобразования сжатия

Математическая модель зрения в этом случае представляет собой преобразование равномерного

сжатия (в литературе встречается термин «гомоте́тия» [3]) и имеет вид:

$$B_0(x, y) = B(kx, ky), \quad (2)$$

где  $k$  – параметр сжатия.

Неравномерное сжатие – преобразование более сложное, чем гомоте́тия, поскольку оно имеет два параметра, математическая модель которого:

$$B_0(x, y) = B(k_1x, k_2y), \quad (3)$$

где  $k_1, k_2$  – коэффициенты сжатия вдоль координатных осей.

Покажем это на примере признака  $k_1$  [8]. Применив формулу (1) к  $k_1$ , получим  $k_1'$ :

$$k_1' = \frac{\sqrt{(kx_{L4_2} - kx_{L4_1})^2 + (ky_{L4_2} - ky_{L4_1})^2}}{\sqrt{(kx_{D4_2} - kx_{D4_1})^2 + (ky_{D4_2} - ky_{D4_1})^2}} = \frac{\cancel{k} \sqrt{(x_{L4_2} - x_{L4_1})^2 + (y_{L4_2} - y_{L4_1})^2}}{\cancel{k} \sqrt{(x_{D4_2} - x_{D4_1})^2 + (y_{D4_2} - y_{D4_1})^2}} = \frac{l_{E4}}{d_{E4}} = k_1. \quad (4)$$

Аналогично доказывается инвариантность к равномерному сдвигу для остальных 11 признаков. 12-ФМ инвариантна только лишь к равномерному сжатию. Однако на практике, например при стационарно установленной камере в аэропорту, возможно лишь равномерное сжатие и нормализация 12-ФМ для неравномерного сжатия имеет в основном лишь теоретический смысл либо узконаправленное практическое применение.

**Преобразование поворота.** Пусть объект  $O$  не удаляется от камеры (точки наблюдения), т.е. все получаемые изображения рассматриваются в одной плоскости  $\beta$  (рис. 2), и вращается вокруг оси, совпадающей с направлением оси камеры. В этом случае получаемые изображения  $B_1$  (изображение сплошной линией) и  $B_2$  (изображение пунктирной линией) рассматриваемого объекта  $O$  будут отличаться только углом поворота  $\alpha$ . Угол поворота  $\alpha$  является единственным параметром в этой модели зрения. Удобно рассматривать поворот в двух системах: полярной и евклидовой. В полярной системе координат поворот представляет собой смещение по углу, математическая модель в этом случае представляется аналогично обычному параллельному перемещению вдоль оси ординат.

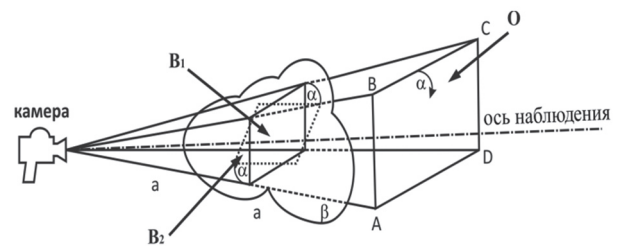


Рис. 2. Схема возникновения преобразования поворота

Если  $(\rho, \phi)$  – координаты точки изображения в полярной системе ( $\rho$  – расстояние,  $\phi$  – угол),

тогда координатная зависимость эталонного и входного изображений  $B(\rho, \phi) = B_0(\rho, \phi + \alpha)$ , где  $\alpha$  — угол смещения. В декартовой системе координат эталонное и входное изображения связаны зависимостью

$$B_0(x, y) = B(x \cos \alpha + y \sin \alpha, -x \sin \alpha + y \cos \alpha). \quad (5)$$

Легко доказать, что предложенная 12ФМ является инвариантной к данному преобразованию. Рассмотрим доказательство этого на примере параметра  $k_7 = \frac{R(O_{E1}, O_{E3})}{R(O_{E1}, O_{E2})}$  — отношения расстояния

между центрами эллипсов  $E_1$  и  $E_3$  к расстоянию между центрами эллипсов  $E_1$  и  $E_2$ , где  $R$  определяется по формуле  $R(X, Y) = \sqrt{(x_2 - x_1)^2 + (y_2 - y_1)^2}$ ,  $O_{E1}, O_{E2}, O_{E3}$  — центры эллипсов  $E_1, E_2, E_3 \in B_0$  соответственно [8]. Применяв формулу (5) к  $k_7$ , получим  $k'_7$ :

$$\begin{aligned} k'_7 &= \frac{\sqrt{(x_3 \cos \alpha + y_3 \sin \alpha - x_1 \cos \alpha - y_1 \sin \alpha)^2 + (-x_3 \sin \alpha + y_3 \cos \alpha + x_1 \sin \alpha - y_1 \cos \alpha)^2}}{\sqrt{(x_2 \cos \alpha + y_2 \sin \alpha - x_1 \cos \alpha - y_1 \sin \alpha)^2 + (-x_2 \sin \alpha + y_2 \cos \alpha + x_1 \sin \alpha - y_1 \cos \alpha)^2}} = \\ &= \frac{\sqrt{(\cos \alpha (x_3 - x_1) + \sin \alpha (y_3 - y_1))^2 + (\cos \alpha (y_3 - y_1) - \sin \alpha (x_3 - x_1))^2}}{\sqrt{(\cos \alpha (x_2 - x_1) + \sin \alpha (y_2 - y_1))^2 + (\cos \alpha (y_2 - y_1) - \sin \alpha (x_2 - x_1))^2}} = \begin{matrix} x' = x_3 - x_1 \\ y' = y_3 - y_1 \\ x'' = x_2 - x_1 \\ y'' = y_2 - y_1 \end{matrix} = \\ &= \frac{\sqrt{x'^2 \cos^2 \alpha + 2x'y' \cos \alpha \sin \alpha + y'^2 \sin^2 \alpha + y'^2 \cos^2 \alpha - 2x'y'' \cos \alpha \sin \alpha + x''^2 \sin^2 \alpha}}{\sqrt{x''^2 \cos^2 \alpha + 2x''y'' \cos \alpha \sin \alpha + y''^2 \sin^2 \alpha + y''^2 \cos^2 \alpha - 2x''y' \cos \alpha \sin \alpha + x'^2 \sin^2 \alpha}} = \\ &= \frac{\sqrt{x'^2 (\cos^2 \alpha + \sin^2 \alpha) + y'^2 (\cos^2 \alpha + \sin^2 \alpha)}}{\sqrt{x''^2 (\cos^2 \alpha + \sin^2 \alpha) + y''^2 (\cos^2 \alpha + \sin^2 \alpha)}} = \frac{\sqrt{(x_3 - x_1)^2 + (y_3 - y_1)^2}}{\sqrt{(x_2 - x_1)^2 + (y_2 - y_1)^2}} = \frac{R(O_{E1}, O_{E3})}{R(O_{E1}, O_{E2})} = k_7. \end{aligned}$$

Аналогично доказывается инвариантность к повороту для остальных 11 признаков 12-ФМ.

## 2. Вероятностная модель 12-ФМ и ее зависимость от различных шумов

При получении изображений объектов на них могут возникать различного рода искажения. Такими являются: случайные помехи, локальные помехи, яркостные. Рассмотрим некоторые наиболее часто встречающиеся из них (шум типа «соль-перец», помехи фиксированного размера, помехи произвольного размера и гауссов шум), а также их влияние на построение 12-ФМ. Для этого нам необходимо построить вероятностную модель.

При вычислении 12 факторов используются данные о четырех эллипсах, отвечающих за глаза, лоб и лицо, и одного треугольника, отвечающего за нос [8]. Пусть вероятность верного построения 12-ФМ модели на незашумленном изображении равна  $P(X)$ , вероятность определения любой из точек, использующихся для расчета 12 факторов, равна  $p(x_{ij})$ . Тогда вероятность определения эллипса

будет вероятностью определения 4 точек, концов главных осей эллипса, вероятность определения треугольника будет вероятностью нахождения трех его вершин. Введем определение для точек, участвующих при построении 12-ФМ, назовем их расчетными точками (РТ). Вероятность одновременного определения  $n$ -зависимых точек будет вычисляться по формуле:

$$P_n = p^n. \quad (6)$$

Используя формулу (6), запишем вероятности нахождения эллипса и треугольника:

$$P_{Ei} = p^4, \quad (7)$$

$$P_N = p^3, \quad (8)$$

где  $p$  — вероятность определения точки;  $P_{Ei}$  — вероятность нахождения эллипса  $E_i$ ;  $P_N$  — вероятность нахождения треугольника.

Используя формулы (7) и (8), определим зависимость построения 12-ФМ от вероятности определения РТ:

$$\begin{aligned} P(p(x_{ij})) &= \\ &= P_{E1} P_{E2} P_{E3} P_{E4} P_N = \\ &= p^{19}. \quad (9) \end{aligned}$$

Основываясь на результатах исследований построения 12-ФМ [8], вероятность верного нахождения 12-ФМ составляет 0,95. Тогда

из формулы (9) найдем вероятность  $p$  нахождения РТ на незашумленном изображении, а также среднеквадратическое отклонение ошибки:

$$\begin{cases} p^{19} = 0,95 \\ 0 < p < 1 \\ \sigma = \sqrt{1-p} \end{cases} \Rightarrow \begin{cases} p \approx 0,997 \\ \sigma \approx 0,05 \end{cases} \quad (10)$$

Сформулируем общую задачу зависимости построения 12-ФМ от шума. Предположим, что после нормализации изображения удаляются все помехи, тогда для определения вероятности построения 12-ФМ необходимо найти вероятность того, что будет обнаружена РТ и в ней не будет помехи. Пусть  $A$  — вероятность нахождения РТ,  $B$  — вероятность помехи в точке, тогда вероятность того, что будет найдена РТ и в ней не будет помехи, определяется следующим образом:

$$\begin{aligned} P(A\bar{B}) &= P(A(1-B)) = P(A-AB) = \\ &= P(A) - P(AB) = P(A) - P(A)(B). \end{aligned} \quad (11)$$

Введем понятие двух случайных помех.



**Определение 1.** Будем считать, что на изображении присутствуют две помехи А и В, если существует хотя бы одна точка, принадлежащая А и не принадлежащая В.

Найдем вероятности возникновения различных помех в точке на изображении размерности  $n \times m$ , с коэффициентом зашумления  $\alpha$ .

1. Вероятность возникновения в точке случайной помехи типа «соль-перец» фиксированного размера  $l$  обозначим  $q_l$ , где  $q_l = \frac{l}{nm}$ . Вероятность этой помехи с коэффициентом зашумления  $\alpha$  задается формулой (12) [6]:

$$q_l(\alpha) = \frac{l}{n \cdot m} + \frac{l}{n \cdot m - 1} + \dots + \frac{l}{n \cdot m - (\alpha \cdot n \cdot m - 1)} = \sum_{i=0}^{\alpha nm - 1} \frac{l}{nm - i}. \quad (12)$$

2. Вероятность возникновения в точке случайной помехи нефиксированного размера  $s \in [1, l]$  обозначим  $q_s$ , где  $q_l = \frac{l}{2nm}$ . Вероятность этой помехи с коэффициентом зашумления  $\alpha$  задается формулой (13):

$$q_s(\alpha) = \frac{l}{2 \cdot n \cdot m} + \frac{l}{2(n \cdot m - 1)} + \dots + \frac{l}{2(n \cdot m - (\alpha \cdot n \cdot m - 1))} = \frac{1}{2} \sum_{i=0}^{\alpha nm - 1} \frac{l}{nm - i}. \quad (13)$$

3. Вероятность возникновения в точке гауссова шума с  $\sigma = 0,05$ ,  $\mu = 1$  и коэффициентом  $\alpha$  задается формулой (14):

$$q_g = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} e^{-\frac{(\alpha-1)^2}{2\sigma^2}}. \quad (14)$$

Подставив вероятности (10), (12), (13), (14) в формулу (11), получим вероятностные модели зависимости построения 12-ФМ от помех. Построим соответствующие графики зависимости.

$j:=200$

$$Ps_1(\alpha) = p - p \cdot \sum_{k=0}^{\alpha \cdot i \cdot j - 1} \frac{1}{|i \cdot j - k|},$$

$$Ps_2(\alpha) = p - p \cdot \sum_{k=0}^{\alpha \cdot i \cdot j - 1} \frac{2}{|i \cdot j - k|},$$

$$Ps_3(\alpha) = p - p \cdot \sum_{k=0}^{\alpha \cdot i \cdot j - 1} \frac{3}{|i \cdot j - k|},$$

$$Pn(\alpha) = p - p \cdot 0,5 \sum_{k=0}^{\alpha \cdot i \cdot j - 1} \frac{3}{|i \cdot j - k|},$$

где  $Ps_1, Ps_2, Ps_3$  – вероятностные модели для шумов с фиксированной площадью помехи 1,2,3 пикселя соответственно.  $Pn$  – вероятностная модель для шума с произвольным размером помехи ( $max\ 3$ ),  $i, j$  – размеры изображения,  $p$  – вероятность определения РТ.

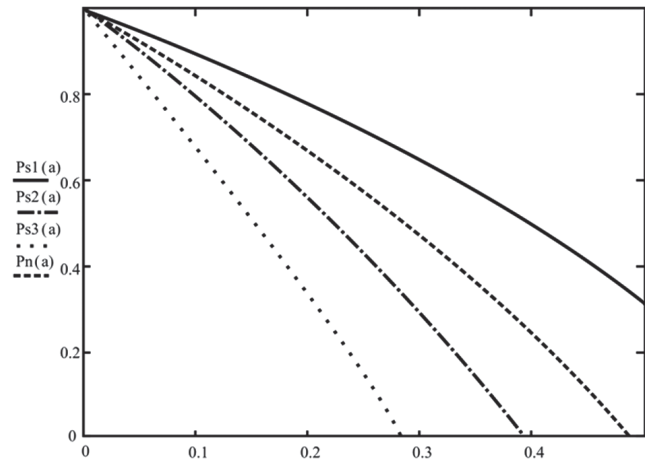


Рис. 3. График зависимости вероятности удачных вычислений параметров 12-ФМ от случайных шумов фиксированного и нефиксированного размеров

Вероятностная модель построения 12-ФМ при гауссовом шуме имеет следующий вид:

$$Pg(\alpha) = p - p \cdot \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} e^{-\frac{(\alpha-1)^2}{2\sigma^2}},$$

где  $Pg$  – вероятностная модель для гауссова шума;  $i, j$  – размеры изображения;  $p$  – вероятность определения РТ.

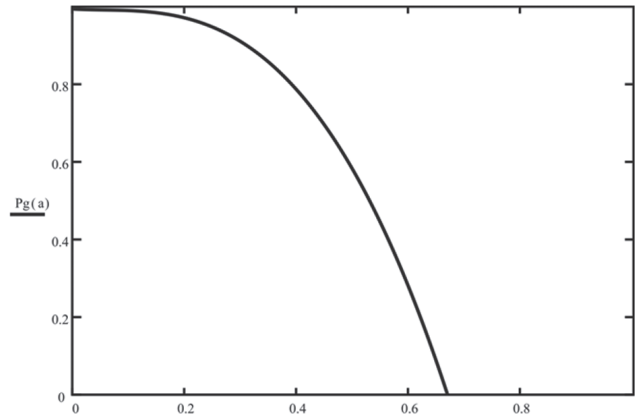


Рис. 4. График зависимости вероятности удачных вычислений параметров 12-ФМ от гауссова шума

### 3. Анализ результатов

Для исследования были взяты изображения, на которых выделен контур лица, но он был заранее искажен одним или несколькими из рассмотренных выше геометрических преобразований. Кроме этого, на изображение воздействовали различные шумы с коэффициентом зашумления 10%. Согласно исследованиям вероятностной модели (рис. 3 и рис. 4) именно этот процент зашумления является таковым, при котором вероятность верного построения 12-ФМ является достаточно высокой (85% и выше). Целью исследования было проверить 12-ФМ модели на инвариантность к простейшим преобразованиям в сочетании с различными шумами. Испытания проводились на 100 различных изображениях, на которых контур человеческого лица был смещен, повернут или сжат

относительно центра изображения, при этом на изображение добавлялись различные шумы. Ниже приведена таблица полученных результатов. Все изображения бинарные, имеют размер  $200 \times 200$  пикселей и сохранены в формате jpeg.

**Таблица 1**

Зависимость удачных вычислений параметров 12-ФМ от шумов и простейших геометрических преобразований

Геометрическое преобразование	Шум «соль-перец», %	Помехи плавающего размера (max 3 пикселя), %	Гауссов шум, %
Смещение	98	96	98
Поворот	96	92	98
Сжатие	96	94	98
Смещение, поворот	98	94	98
Смещение, сжатие	94	94	98
Поворот, сжатие	94	92	98
Смещение, сжатие, поворот	92	90	98

На основании приведенных в табл. 1 результатов можно с уверенностью говорить о целесообразности применения 12-ФМ на изображениях с зашумленностью до 10%, где присутствуют простейшие геометрические преобразования без дополнительной нормализации.

Опираясь на близость данных, полученных в результате эксперимента (табл. 1) и аналитических данных (рис. 3, 4), можно сделать вывод о практической применимости использования вероятностной модели при оценке зашумленности изображения.

Также следует отметить, что вероятность построения 12-ФМ обратно пропорциональна отношению размера помехи к площади изображения.

### Выводы

В ходе проведенного анализа простейших математических моделей восприятия изображений было показано, что 12-ФМ инвариантна к таким простейшим преобразованиям, как смещение, сжатие и поворот. Так как данные преобразования повсеместно встречаются при решении практических задач, то очевидна практическая целесообразность применения 12-ФМ в СТЗ. В частности, инвариантность 12-ФМ к смещению решает такую важную проблему, как погрешность при центрировании.

Проведен анализ на устойчивость к различным шумам с помощью исследования вероятностной модели. Установлена практическая целесообразность применения 12-ФМ на изображениях с простейшими геометрическими искажениями и зашумленностью до 10% без дополнительной нормализации.

Так, в качестве примера практичности применения метода распознавания, основанного на 12-ФМ модели, можно привести движущийся конвейер с предметами в помещении с низкой освещенностью, над которым установлена под прямым углом камера.

Конечно, на сегодняшний день существуют методы для обеспечения инвариантности к смещениям, поворотам, преобразованиям сжатий. Одними

из наиболее распространенных являются методы, основанные на моментах высших порядков [9]. Однако в ходе проведенных исследований было установлено, что временные затраты на реализацию таких методов значительно превосходят время, необходимое для вычислений 12-ФМ.

Следует отметить необходимость исследования 12-ФМ на инвариантность к общей математической модели однопараметрических изменений, поскольку рассмотренные простейшие преобразования не отражают весь набор возможных геометрических изменений в практических задачах.

**Список литературы:** 1. Борель, А. Линейные алгебраические группы [Текст] / А. Борель. – М.: Мир, 1972. – 269 с. 2. Бронников, А.Б. Комбинированные алгоритмы нелинейной фильтрации зашумленных сигналов и изображений [Текст] / А.Б. Бронников, Ю.Е. Воскобойников // Новосибирск.: Автометрия. – 1990, – №1. – С. 21–26. 3. Бондарев, В.Н. Искусственный интеллект: Учебное пособие для вузов [Текст] / В.Н.Бондарев, Ф.Г. Аде // Севастополь: СевНТУ, 2002. – 615 с. 4. Воробель, Р.А. Сприйняття сюжетних зображень та кількісна оцінка їх контрасту на основі лінійного опису визначення контрастності елементів [Текст] / Р.А. Воробель // Доповіді НАН України. – 1998. – № 9. – С. 103–108. 5. Глаголев, Н.А. Проективная геометрия [Текст] / Н.А. Глаголев. – М.: Высшая школа, 1963. – 343 с. 6. Гмурман, В.Е. Теория вероятностей и математическая статистика [Текст] / В.Е. Гмурман. – М., Высш.шк., 2003. – 479 с. 7. Путятин, Е.П. Экспериментальное исследование алгоритмов нормализации изображений [Текст] / Е.П. Путятин, А.В. Липанов, Д.О. Прокопенко // Автоматизированные системы управления и приборы автоматики: Сб. научн. тр. – Харьков: ХТУРЭ, 1997. – Вып 104. – С. 34–41. 8. Путятин, Е.П. Построение 12-факторной модели человеческого лица [Текст] / Е.П. Путятин, П.А. Оробинский // Бионика интеллекта. – 2010. – №1 (72). – С. 12–17. 9. Martinez Marroquin E. Non linear image analysis for fuzzy classification of breast cancer / E. Martinez Marroquin, C. Vos, H. Santamaria, X. Jove, J.C. Socoro // SPIE. – 1995. – Vol. 2492. – P. 612-623.

Поступила в редколлегию 25.04.20012

УДК 681.3.07

**Статистичний аналіз багатофакторної моделі людського обличчя** / Є.П. Путятін, П.А. Оробінський // Біоніка інтелекту: наук.-техн. журнал. – 2012. – № 2 (79). – С. 3–7.

У статті розглянуто теоретичні аспекти виникнення простіших геометричних перетворень на зображенні та побудова їхніх математичних моделей. Проаналізовано поведінку 12ФМ при дії на зображення різних шумів, для чого були побудовані відповідні ймовірнісні моделі. Встановлено залежності ймовірнісної моделі від різних типів шумів.

Табл. 1. Іл. 4. Бібліогр.: 9 найм.

UDK 681.3.07

**Statistical analysis of multivariate model of the human face** / E.P. Putyatin, P.A. Orobinski // Bionics of Intelligence: Sci. Mag. – 2012. – № 2 (79). – P. 3–7.

In the article the theoretical aspects of the elementary geometrical conversions occurrence on the image are considered and their mathematical models creation. The behavior of 12FM with different noise is analyzed, probabilistic models are constructed. Dependences of probabilistic model from different types of noise are propose.

Tabl. 1. Fig. 4. Ref.: 9 items.

УДК 519.854.2



И.В. Гребенник<sup>1</sup>, А.С. Литвиненко<sup>2</sup>, О.С. Титова<sup>3</sup>

<sup>1</sup> ХНУРЕ, м. Харків, Україна, grebennik@onet.com.ua;

<sup>2</sup> ХНУРЕ, м. Харків, Україна, litvinenko1706@gmail.com

<sup>3</sup> ХНУРЕ, м. Харків, Україна, titovaolga90@gmail.com

## ОПТИМИЗАЦИЯ ЛИНЕЙНОЙ ФУНКЦИИ НА МНОЖЕСТВЕ ЦИКЛИЧЕСКИХ ПЕРЕСТАНОВОК

Рассмотрена задача оптимизации линейной функции на множестве циклических перестановок. Исследованы некоторые свойства задачи, доказаны соответствующие теоремы. Предложены алгоритм нахождения точного решения задачи в классе методов ветвей и границ и эвристический алгоритм решения задачи. Приведены результаты вычислительных экспериментов.

КОМБИНАТОРНАЯ ОПТИМИЗАЦИЯ, МНОЖЕСТВО ЦИКЛИЧЕСКИХ ПЕРЕСТАНОВОК, ЛИНЕЙНАЯ ФУНКЦИЯ, МЕТОД ВЕТВЕЙ И ГРАНИЦ

### Введение

Математические модели многих научных и прикладных задач проектирования, планирования, размещения, управления могут быть адекватно представлены на основе различных моделей комбинаторной оптимизации [1–4]. В классе задач комбинаторной оптимизации исследованы многие задачи на перестановках, полиперестановках, сочетаниях и размещениях. Среди них задача коммивояжера, линейная и квадратичная задачи о назначениях, задача балансирования вращающихся деталей и т. д. [3, 4].

Для создания адекватных математических моделей комбинаторных задач построения оптимальных циклических маршрутов, математического моделирования и решения ряда задач планирования и управления возникает необходимость в решении задач оптимизации на множестве циклических перестановок.

Анализ литературы по комбинаторной оптимизации показывает, что задачи оптимизации на циклических перестановках не исследованы в достаточной степени. Для решения задач данного класса предлагается использование известных методов, не учитывающих специфику комбинаторного множества циклических перестановок.

**Целью** настоящей работы является решение некоторых классов задач оптимизации функций на множестве циклических перестановок.

### 1. Постановка задачи

Рассмотрим задачу комбинаторной оптимизации в следующей постановке:

$$L(\alpha) = \sum_{i=1}^n c_i \alpha_i \rightarrow \min; \quad (1)$$

$$\alpha = (\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n) \in P_n^C, \quad (2)$$

где  $c_i \in R$ ,  $i \in J_n = \{1, 2, \dots, n\}$ ,  $P_n^C$  — множество циклических перестановок без повторений из  $n$  действительных чисел  $a_1 < a_2 < \dots < a_n$  [5, 6].

Рассмотрим подробнее понятие перестановки. Далее будем использовать следующее определение перестановки [6].

*Определение.* Линейное упорядочение элементов некоторого порождающего множества  $A = \{a_1, a_2, \dots, a_n\}$  называется перестановкой

$$\begin{aligned} \pi &= \pi(a_1, a_2, \dots, a_n) = \\ &= (\pi(a_1), \pi(a_2), \dots, \pi(a_n)) = (a_{i_1}, a_{i_2}, \dots, a_{i_n}), \end{aligned}$$

или, если необходимо подчеркнуть тот факт, что она содержит  $n$  элементов,  $n$ -перестановкой.

Множество перестановок, порожденное элементами  $a_1 < a_2 < \dots < a_n$ , обозначим  $P_n$ .

Рассмотрим некоторую перестановку  $\pi = (\pi(a_1), \pi(a_2), \dots, \pi(a_n)) \in P_n$ , и её элемент  $\pi(a_i) = a_j$ ,  $\forall i, j \in J_n$ . Тогда можно записать:  $\pi(a_j) = \pi(\pi(a_i)) = \pi^2(a_i)$ . Обобщенно можно эту формулу представить в таком виде:

$$\pi^{k-1}(a_j) = \pi(\pi^{k-1}(a_i)) = \pi^k(a_i), \quad \forall i, j \in J_n, k \leq n.$$

Таким образом [5], если для некоторого  $l \geq 1$  имеем  $\pi^l(a_i) = a_i$ ,  $i \in J_n$ , и элементы  $a_i, \pi(a_i), \pi^2(a_i), \dots, \pi^{l-1}(a_i)$  все различны, то последовательность  $(a_i, \pi(a_i), \pi^2(a_i), \dots, \pi^{l-1}(a_i))$  называется циклом длины  $l$ .

Циклической является такая перестановка  $\pi$  из  $n$  элементов, которая содержит единственный цикл длины  $n$ , то есть  $\pi^n(a_i) = a_i$ ,  $\forall i \in J_n$ . Такие перестановки будем обозначать  $\pi_C$ .

Приведем пример циклической перестановки:

$$\begin{aligned} &\begin{pmatrix} 1 & 2 & 3 & 4 & 5 & 6 & 7 & 8 \\ 4 & 5 & 7 & 6 & 8 & 2 & 1 & 3 \end{pmatrix} = \\ &= \begin{pmatrix} 1 & 4 & 6 & 2 & 5 & 8 & 3 & 7 \\ 4 & 6 & 2 & 5 & 8 & 3 & 7 & 1 \end{pmatrix} = (14625837). \end{aligned}$$

Обозначим множество циклических перестановок, порожденных числами  $a_1 < a_2 < \dots < a_n$ , через  $P_n^C(a_1, a_2, \dots, a_n)$  или, для краткости,  $P_n^C$ . Отметим, что  $P_n^C$  является евклидовым комбинаторным множеством, или е-множеством [3, 4]. Рассмотрим



отображение множества  $P_n^C$  в арифметическое евклидово пространство. В работах [3,4] понятие евклидова комбинаторного множества введено следующим образом.

**Определение.** Множество  $E$  называется евклидовым комбинаторным множеством, если обладает следующим свойством: два элемента  $\bar{e}, \bar{e} \in E$  различны, если они независимо от других особенностей отличаются порядком следования элементов.

Один из подходов к исследованию евклидовых комбинаторных множеств основан на их отображении (погружении) в арифметическое евклидово пространство [3, 4].

Пусть  $E$  — евклидово комбинаторное множество, а  $e = (j_1, j_2, \dots, j_n)$  — элемент  $E$ , где  $j_i \neq j_t \forall j_i, j_t \in J_n, \forall i, t \in J_n$ . Отображение  $f: E \rightarrow E_f \subset R^n$  называется погружением  $E$  в арифметическое евклидово пространство, если  $f$  ставит множеству  $E$  во взаимнооднозначное соответствие множество  $E_f$  согласно правилу: для любого  $e = (j_1, j_2, \dots, j_n) \in E, x = f(e), x = (x_1, x_2, \dots, x_n) \in E_f$  где  $x_i = j_i, \forall i \in J_n$ .

Обозначим  $E_n^C = f(P_n^C)$  образ множества циклических перестановок  $P_n^C$  при отображении  $f$ .

В результате погружения множества  $P_n^C$  в арифметическое евклидово пространство может быть сформулирована эквивалентная (1)-(2) задача оптимизации линейной функции в пространстве  $R^n$ :

$$L(x) = \sum_{i=1}^n c_i x_i \rightarrow \min; \quad (3)$$

$$x = (x_1, x_2, \dots, x_n) \in E_n^C \subset R^n, \quad (4)$$

где  $c_i \in R, i \in J_n$ .

Множество  $E_n^C$  обладает всеми комбинаторными свойствами множества  $P_n^C$ , следовательно, дальнейшие выкладки справедливы как для задачи (1)-(2), так и для (3)-(4).

Отметим, что задача поиска минимумов линейных функций на евклидовых комбинаторных множествах перестановок, размещений без дополнительных ограничений решена, например, в [3, 7].

Решение этой задачи на множестве перестановок  $P_{nk}$ , порожденном элементами  $a_1 \leq a_2 \leq \dots \leq a_n$ , имеет следующий вид [3,7]:

$$x^* = (x_1^*, x_2^*, \dots, x_n^*) = \arg \min_{x \in P_{nk}} \sum_{j=1}^n c_j x_j, c_j \in R^1, \forall j \in J_n,$$

где

$$x_{m_i}^* = a_i, \forall i \in J_n,$$

а последовательность  $\{m_1, m_2, \dots, m_n\}$  такова, что  $c_{m_1} \geq c_{m_2} \geq \dots \geq c_{m_n}$ .

Отметим, что комбинаторные свойства множества циклических перестановок  $P_n^C$  не позволяют решить задачу (1)-(2) путем простого упорядочивания.

Известно [3, 7], что к задаче минимизации функции (1) на множестве перестановок  $P_{nk}$  сводится следующая задача комбинаторной оптимизации:

$$g(\alpha) = \|\alpha - d\|^2 \rightarrow \min,$$

где  $\alpha = (\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n) \in P_n, d = (d_1, d_2, \dots, d_n) \in R^n$ .

Имеем

$$\begin{aligned} \|\alpha - d\|^2 &= \sum_{i=1}^n (\alpha_i - d_i)^2 = \sum_{i=1}^n \alpha_i^2 - 2 \sum_{i=1}^n \alpha_i d_i + \sum_{i=1}^n d_i^2 = \\ &= \sum_{i=1}^n a_i^2 - 2 \sum_{i=1}^n \alpha_i d_i + \sum_{i=1}^n d_i^2; \end{aligned}$$

$$\min_{\alpha \in P_n} \|\alpha - d\|^2 = \sum_{i=1}^n a_i^2 + \sum_{i=1}^n d_i^2 - 2 \min_{\alpha \in P_n} \left( \sum_{i=1}^n \alpha_i d_i \right).$$

Поскольку множество циклических перестановок  $P_n^C$  является подмножеством множества перестановок  $P_{nk}$ , для любого  $\alpha = (\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n) \in P_n^C$  справедливо соотношение  $\sum_{i=1}^n \alpha_i^2 = \sum_{i=1}^n a_i^2$ .

Следовательно,

$$\min_{\alpha \in P_n^C} \|\alpha - d\|^2 = \sum_{i=1}^n a_i^2 + \sum_{i=1}^n d_i^2 - 2 \min_{\alpha \in P_n^C} \left( \sum_{i=1}^n \alpha_i d_i \right).$$

Рассмотрим некоторые свойства задач (1)-(2), (3)-(4).

## 2. Свойства задачи

**Определение 1.** Пусть существуют порождающие элементы  $a_1 < a_2 < \dots < a_n$ , и  $k$  из них ( $k < n$ )  $a_{i_1}, a_{i_2}, \dots, a_{i_k}$  определяют первые  $k$  элементов в некоторой перестановке:

$$x = (x_1, x_2, \dots, x_n) \in P_n^C,$$

$$x_j = a_{i_j}, j = 1, 2, \dots, k, k < n,$$

$$\{i_1, i_2, \dots, i_k\} \subset J_n.$$

Тогда  $y^k = (a_{i_1}, a_{i_2}, \dots, a_{i_k})$  назовем частичной перестановкой для перестановки  $x \in P_n^C$ .

Пусть частичная перестановка  $y^k = (a_{i_1}, a_{i_2}, \dots, a_{i_k})$  не содержит циклов длины  $1, 2, \dots, k$ . И пусть в перестановке  $x \in P_n^C$  фиксируется  $k+1$ -й элемент  $a_{i_{k+1}}, i_{k+1} \in J_n$ . Тогда образуется частичная перестановка  $y^{k+1} = (a_{i_1}, a_{i_2}, \dots, a_{i_k}, a_{i_{k+1}})$ . Элемент  $a_{i_{k+1}}$  в зависимости от индекса  $i_{k+1}$  может образовывать (замыкать) либо не образовывать цикл длины  $k+1$ .

**Утверждение 1.** Если

—  $i_{k+1} > k+1$ , то частичная перестановка  $y^{k+1}$  не будет содержать циклов длины  $1, 2, \dots, k, k+1$ ;

—  $i_{k+1} = k+1$ , то частичная перестановка  $y^{k+1}$  будет содержать неподвижную точку  $y_{k+1}^{k+1} = a_{i_{k+1}}$ .

**Доказательство.**

Если  $i_{k+1} > k+1$ . Проведем доказательство от противного. Предположим, элемент  $a_{i_{k+1}}$  в частичной перестановке  $y^{k+1}$  образует цикл длины не более  $k+1$ .

Тогда в множестве элементов  $y^k = (a_{i_1}, a_{i_2}, \dots, a_{i_k})$  должен содержаться элемент  $a_{i_j}$ , такой что  $i = i_{k+1}$ .

Так как  $l_{k+1} > k+1$ , представим  $l_{k+1}$  в виде:  $l_{k+1} = k+1 + \sigma$ , где  $\sigma$  — некоторое целое положительное число. Тогда  $i = k+1 + \sigma$ , что невозможно, так как  $i$  принимает значения  $1, 2, \dots, k$ . Получаем противоречие, следовательно, исходное предположение неверно.

Если  $l_{k+1} = k+1$ . Если  $l_{k+1}$  — номер соответствующего порождающего элемента, а  $k+1$  — порядковый номер в перестановке, то при их равенстве элемент образует неподвижную точку согласно определению.

Рассмотрим ситуацию, когда  $l_{k+1} < k+1$ . При этом условии элемент  $a_{l_{k+1}}$  может замыкать циклы длиной от 2 до  $k+1$  (т.к. цикл длины 1 — неподвижная точка). При этом циклы длины 2 охватывают позицию  $k+1$  и все позиции от 1 до  $k$ . Циклы длины 3 охватывают позицию  $k+1$  и каждую пару позиций от 1 до  $k$ . Таким образом, элемент  $a_{l_{k+1}}$  может замыкать  $C_k^1 = k$  циклов длины 1,  $C_k^2$  циклов длины 2, ...,  $C_k^k = 1$  цикл длины  $k$ , всего  $2^k - 1$  циклов. Каждый из таких циклов длины  $m \in \{2, \dots, k+1\}$  содержит позицию  $k+1$  и позиции  $i_1, i_2, \dots, i_{m-1} \in \{1, 2, \dots, k\}$ .

Например, при  $k=2$  элемент  $a_{i_3}$  может замыкать 2 цикла длины 2, содержащих позиции 1 и 3, 2 и 3, то есть циклы [31] и [32]. Также  $a_{i_3}$  может замыкать циклы, содержащие позиции 1, 2, 3, то есть циклы [213] = [132].

Из определения циклических перестановок следует, что цикл длины  $m$ , охватывающий позиции  $i_1, i_2, \dots, i_m$ , имеет место в том случае, когда на этих позициях в соответствующем порядке стоят элементы  $a_{i_1}, a_{i_2}, \dots, a_{i_m}$ , иначе говоря, позиции  $i_1, i_2, \dots, i_m$  содержат любую циклическую перестановку элементов  $a_{i_1}, a_{i_2}, \dots, a_{i_m}$ .

Следуя [5], примем для простоты  $a_i = i$  для всех  $i \in \{1, 2, \dots, n\}$ . Тогда можно сказать, что позиции  $i_1, i_2, \dots, i_m$  содержат цикл, если на этих позициях в соответствующем порядке стоят элементы  $i_1, i_2, \dots, i_m$ .

Из вышеизложенного следует справедливость следующего утверждения.

**Утверждение 2.** При  $l_{k+1} < k+1$  элемент  $a_{l_{k+1}} = l_{k+1}$  замыкает цикл длины  $m$ , содержащий позиции  $i_1, i_2, \dots, i_{m-1}, k+1$ , тогда, когда все предыдущие позиции  $i_1, i_2, \dots, i_{m-1} \in \{1, 2, \dots, k\}$  заняты  $m-1$  элементами из множества  $\{i_1, i_2, \dots, i_{m-1}, k+1\}$ . Если на позициях  $i_1, i_2, \dots, i_{m-1}$  есть хотя бы один элемент, не принадлежащий множеству  $\{i_1, i_2, \dots, i_{m-1}, k+1\}$ , то цикл не сможет быть замкнут элементом  $a_{l_{k+1}}$ .

Например, элемент  $a_{i_3} = a_2 = 2$  может замкнуть цикл [312], если на позициях 1 и 2 уже стоят элементы  $a_{i_1} = a_3 = 3$  и  $a_{i_2} = a_1 = 1$ . Если же, к примеру, на позиции 1 стоит элемент  $a_{i_1} = a_4 = 4$ , то  $a_{i_3} = a_2 = 2$  не замкнет цикл.

Утверждения 1 и 2 позволяют сформулировать следующие условия, при соблюдении которых

новый элемент  $a_{l_{k+1}}$  не будет образовывать в частичной перестановке  $y^{k+1}$  циклов длины  $1, 2, \dots, k, k+1$ :

- 1)  $l_{k+1} > k+1$ ;
- 2) при  $l_{k+1} < k+1$  на позициях  $i_1, i_2, \dots, i_{m-1}$  должен быть элемент, не принадлежащий множеству  $\{i_1, i_2, \dots, i_{m-1}, k+1\}$ . Условие должно соблюдаться для всех  $m \in \{2, \dots, k+1\}$ ,  $i_1, i_2, \dots, i_{m-1} \in \{1, 2, \dots, k\}$ .

Приведенные условия будем использовать при точном и эвристическом решениях поставленной задачи оптимизации.

### 3. Алгоритм поиска точного решения задачи

Для точного решения задачи применим метод ветвей и границ. Основными составляющими стратегии метода ветвей и границ являются правило ветвления и правило выбора [1].

При решении задачи (1)-(2) ветвление на каждом шаге алгоритма, т. е. генерация дочерних вершин, основано на фиксации различных порождающих элементов из числа еще не занятых относительно  $i$ -ого коэффициента  $c_i$  целевой функции  $L(x)$ , соответствующего данному уровню дерева.

Построение оценки для каждой вершины состоит из двух этапов. Первый этап — подсчет произведений уже зафиксированных порождающих элементов на соответствующие коэффициенты исходной функции:

$$L_1(x) = \sum_{i=1}^k a_{i_j} \cdot c_i,$$

где  $c_i$  — коэффициенты  $L(x)$ ,  $a_{i_j}$  — такие, что  $x = (x_1, x_2, \dots, x_n) \in P_n^C$ ,  $x_j = a_{i_j}$ ,  $j = 1, \dots, k$ ,  $k < n$  элементы  $y^k = (a_{i_1}, a_{i_2}, \dots, a_{i_k})$ .

При этом используются все вершины, для которых данная вершина является дочерней. Второй этап — подсчет остатка. Свободные порождающие элементы перемножаются с оставшимися коэффициентами исходной функции согласно правилу поиска минимума линейной функции на множестве  $P_n$ , используя (1):

$$L_2(x) = \sum_{i=k}^n a_{i_j} \cdot c_i,$$

где  $c_i$  — коэффициенты  $L(x)$ ,  $a_{i_j}$  — такие, что  $x = (x_1, x_2, \dots, x_n) \in P_n^C$ ,  $x_j = a_{i_j}$ ,  $j = k, \dots, n$ ,  $k < n$ , причем  $c_k \geq c_{k+1} \geq \dots \geq c_n$ ,  $a_{i_k} < a_{i_{k+1}} < \dots < a_{i_n}$

Таким образом, оценка вершины:

$$L_E(x) = L_1(x) + L_2(x).$$

При построении дочерних вершин новый элемент не должен образовывать цикла длины меньше  $n$  (в том числе неподвижной точки — цикла длины 1). Чтобы циклов не возникало, проверяются сформулированные в п.2 условия.

После получения какого-либо промежуточного решения задачи (рекорда) происходит проверка, является ли текущее решение задачи (значение рекорда) оптимальным. Если существует хотя бы

одна “висячая” вершина, то есть вершина, не породившая еще дочерних, с лучшей оценкой, то она принимается как текущая, и алгоритм продолжает построение вершин дерева. Работа алгоритма заканчивается, если полученное решение (рекорд) для конечной вершины наилучшее из всех возможных.

С помощью этого алгоритма возможно получить точное решение исходной задачи. Но ввиду того, что мощность множества циклических перестановок равняется  $(n - 1)!$ , нахождение точного решения становится трудно осуществимым, а иногда и невозможным в конечных временных промежутках.

Таким образом, актуальным становится вопрос о нахождении приближенного или эвристического решения задачи комбинаторной оптимизации в приведенной выше постановке.

#### 4. Алгоритм поиска эвристического решения задачи

Решение задачи о поиске эвристического решения состоит из двух этапов. Первый этап – построение всех частичных перестановок длины  $k$ , задаваемой выборочно. В результате этого получается дерево частичных перестановок с  $k$  уровнями, каждым листом которого является частичная перестановка  $y^k$ .

Затем на основании заданного эвристического правила из всех частичных перестановок выбирается некоторое количество «лучших», то есть перестановок с лучшим значением оценки целевой функции. Эвристические правила могут быть, например, такими:

1) выбор в качестве «лучших» первых  $p\%$  перестановок с лучшими значениями оценок;

2) выбор всех перестановок, оценка которых отклоняется от  $L_{opt}$  не более чем на заданную величину  $q$ .

$L_{opt} = L_{min} \vee L_{max}$  в зависимости от исходной задачи, где  $L_{min}$  и  $L_{max}$  – соответственно минимальная и максимальная оценки, полученные для всех рассматриваемых перестановок;

3) выбор всех перестановок, оценка которых отклоняется от  $L_{opt}$  не более чем на заданную долю  $0 \leq v < 1$  от всего динамического диапазона оценок, т.е. перестановок с оценкой  $L(x)$  такой, что  $L(x) - L_{min} \leq v \cdot (L_{max} - L_{min})$ , где  $L_{min}$  и  $L_{max}$  – соответственно минимальная и максимальная оценки, полученные для всех рассматриваемых перестановок.

Все перестановки, не удовлетворяющие выбранному правилу, исключаются из дальнейшего рассмотрения.

Второй этап решения заключается в том, что для каждой оставшейся вершины дерева строятся дочерние вершины, на основании утверждений 1 и 2. Таким образом, получается дерево частичных перестановок длины  $k + 1$ . Из этих перестановок снова выбирается некоторое количество «лучших»,

а все остальные отбрасываются. Процесс продолжается, пока перестановки не достигнут длины  $n$ . Если в конце итераций осталось несколько перестановок, в качестве конечного решения выбирается перестановка с лучшим значением целевой функции. Если на некотором шаге алгоритма останется лишь одна перестановка, она достраивается до длины  $n$  и выбирается в качестве решения.

Таким образом, получается некоторое эвристическое решение задачи оптимизации линейной функции на циклических перестановках. Степень точности такого решения зависит от размерности  $n$ , уровня  $k$ , на котором происходит остановка (при  $k = n$  получается точное решение), эвристического правила выбора «лучших» перестановок и коэффициентов целевой функции.

#### 5. Вычислительные эксперименты

В качестве тестовых параметров эвристического алгоритма было выбрано значение  $k = 3$  при  $n = 7$ , правило выбора состояло в выборе в качестве «лучших» тех перестановок, оценка которых превышает минимальную не более, чем на  $v = 10\%$  от всего динамического диапазона оценок.

В качестве коэффициентов целевой функции были взяты  $c_1 = 5, c_2 = 2, c_3 = 3, c_4 = 4, c_5 = 1, c_6 = 9, c_7 = 7$ . Результат приближенного решения совпал с результатами для точного решения:  $x^{opt} = (3645712)$  с оценкой  $L(x^{opt}) = 89$ .

Результаты работы программы по нахождению точного решения исходной задачи с различными коэффициентами целевой функции представлены в табл. 1.

В экспериментах рассматривались линейные функции с коэффициентами, сгенерированными случайным образом в диапазоне  $[-30; 30]$ .

Таблица 1

Результаты работы программы

Размерность	20	30	40
Среднее время работы, в секундах	3,32	19,17	30,25
Среднее кол-во построенных вершин	825,9	3665,2	7659,2
Кол-во циклических перестановок	1,2E+17	8,84E+30	2,04E+46
Кол-во всех вершин дерева	6,6E+18	7,20E+32	2,22E+48
Среднее отношение кол-ва построенных вершин к кол-ву циклических перестановок	6,80E-15	4,15E-28	3,75E-43
Среднее отношение кол-ва построенных вершин к кол-ву всех вершин дерева	1,25E-16	5,08E-30	3,45E-45

Результаты сравнения работы программ по нахождению точного и эвристического решений исходной задачи с одними и теми же коэффициентами целевой функции представлены в табл. 2. Обе программы запускались на одном компьютере,



поэтому корректным было также включать в сравнение время работы программ.

В ходе вычислительных экспериментов по применению точного метода решения задачи была обнаружена значительная зависимость скорости получения решения от коэффициентов целевой функции, в частности, от их дисперсии. При невысокой дисперсии коэффициентов (менее 10–15) оценки всех вершин слабо отличаются друг от друга, и для нахождения точного решения алгоритму необходимо перебрать тем больше вершин, чем меньше дисперсия. Применение метода ветвей и границ гарантированно сводится к полному перебору при нулевой дисперсии.

**Таблица 2**

Результаты вычислительных экспериментов

n	Точное решение			Эвристическое решение			Отношение количества вершин	Относительная погрешность
	Знач. целевой функции	Построено вершин	Время работы	Знач. целевой функции	Построено вершин	Время работы		
10	169,2	12290	6 с	172	1782	16 мс	0,145	1,65%
15	309,3	33990	12 с	319,3	4642	47 мс	0,137	3,23%
20	525,2	523760	102 с	571,3	3817	62 мс	0,007	8,78%
30	804,5	1600350	244 с	915,8	21540	485 мс	0,013	13,83%
40	1621,1	6105360	1074 с	1889,2	6662	203 мс	0,001	16,54%

Эвристический метод, наоборот, позволяет получить более точные результаты при небольшой дисперсии коэффициентов, а погрешность результатов увеличивается с увеличением дисперсии.

Для получения результатов из табл. 1 были использованы коэффициенты целевой функции с дисперсией, приблизительно равной 7, поэтому эвристическое решение позволило получить довольно точные результаты за значительно меньшее время.

### Выводы

Для точного решения задачи комбинаторной оптимизации на множестве циклических перестановок предлагается использование метода ветвей и границ. При проведении численных экспериментов по применению метода ветвей и границ проявляются следующие тенденции:

1) экспоненциальный рост трудоемкости при увеличении размеров задачи;

2) существенная зависимость трудоемкости решения как от способа ветвления, так и от способа вычисления оценок.

Если нахождение точного решения задачи по любым причинам невозможно, предлагается алгоритм построения эвристического решения. Его преимущество состоит в возможности регулирования трудоёмкости получения результатов и их точности с помощью применения различных эвристических правил выбора «лучших» перестановок.

При проведении численных экспериментов по применению эвристического метода выявлена

значительная зависимость точности решения как от правила выбора «лучших» вершин, так и от коэффициентов целевой функции. При этом лучшие результаты достигаются при коэффициентах целевой функции, имеющих небольшую дисперсию, а также тогда, когда большие по модулю коэффициенты имеют меньшие индексы, то есть соответствуют первым элементам перестановки.

Данные алгоритмы показали свою работоспособность в процессе проведения вычислительных экспериментов. При небольшой дисперсии коэффициентов целевой функции эвристический алгоритм позволяет получать приемлемое решение задачи за сравнительно короткое время, при большей дисперсии целесообразней применять точный алгоритм. Предложенный эвристический алгоритм может быть улучшен с помощью новых эвристических правил выбора «лучших» перестановок либо применением иного правила построения или ветвления дерева.

**Список литературы:** 1. Сергиенко, И. В. Математические модели и методы решения задач дискретной оптимизации [Текст] / И. В. Сергиенко – К.: Наук. думка, 1988. – 472 с. 2. Пападимитриу, Х. Комбинаторная оптимизация: Алгоритмы и сложность [Текст] : пер. с англ. – В. Б. Алексеев ; М.: Мир, 1985. – 512 с. 3. Стоян, Ю.Г. Теорія і методи евклідової комбінаторної оптимізації [Текст] / Ю.Г. Стоян, О.О. Ємець – К.: Інститут системних досліджень освіти, 1993. – 188 с. 4. Стоян, Ю.Г. Математические модели и оптимизационные методы геометрического проектирования [Текст] / Ю.Г. Стоян, С.В. Яковлев – К.: Наук. думка, 1986. – 268 с. 5. Стенли, Р. Перечислительная комбинаторика [Текст] : пер. с англ. – А. И. Барвинка ; М.: Мир, 1990. – 440 с. 6. Vona, M. Combinatorics of permutations. / M. Vona – Chapman & Hall/CRC, 2004. – 337 с. 7. Стоян, Ю.Г. Свойства выпуклых функций на перестановочном многограннике [Текст] / Ю.Г. Стоян, С.В. Яковлев – ДАН УССР, Сер. А. 1988. – №3, с.238–240. 8. Липский, В. Комбинаторика для программистов [Текст] / В. Липский – М.: Мир, 1988. – 213 с.

Поступила в редколлегию 12.05.2012

УДК 519. 854. 2

Оптимізація лінійної функції на множині циклічних перестановок / І. В. Гребенник, О. С. Литвиненко, О. С. Тітова // Біоніка інтелекту: наук.-техн. журнал. – 2012. – № 2 (79). – С. 8–12.

У статті розглядаються задачі оптимізації деяких класів функцій на комбінаторних множинах. Запропоновано метод розв'язання задачі в класі методів гілок і меж та евристичний метод. Виконані обчислювальні експерименти.

Бібліогр.: 8 найм.

UDK 519. 854. 2

Optimization of a linear function on the set of cyclic permutations / I. V. Grebennik, A. S. Litvinenko, O. S. Titova // Bionics of Intelligense: Sci. Mag. – 2012. – № 2 (79). – P. 8–12.

The article considers the optimization problem of some classes of functions on combinatorial sets. A method of solving problems in the class of the branch-and-bound algorithms and a heuristic method are proposed. Computational experiments are performed.

Ref.: 8 items.



УДК 004.932



М.М. Гінзбург, Є.П. Путятін

ХНУРЕ, м. Харків, Україна, mariia.ginzburg@gmail.com

## ПОРІВНЯЛЬНИЙ АНАЛІЗ ПРЯМОКУТНОЇ ТА ГЕКСАГОНАЛЬНОЇ ГРАТОК ДЛЯ ДИСКРЕТИЗАЦІЇ КРИВИХ

У статті наведено результати експериментального та теоретичного аналізу порівняння прямокутної та гексагональної ґраток в контексті дискретизації та векторизації зображень для задач комп'ютерного зору. Аналіз було проведено для кривих Безьє третього порядку, що є основою сучасної векторної комп'ютерної графіки. Дослідження показали значні переваги гексагонального растру над прямокутним.

ГЕКСАГОНАЛЬНА ГРАТКА, ПРЯМОКУТНА ГРАТКА, РАСТР, КРИВІ БЕЗЬЄ, КОМП'ЮТЕРНИЙ ЗІР, ВЕКТОРИЗАЦІЯ, ДИСКРЕТИЗАЦІЯ, ЗОБРАЖЕННЯ

### Вступ

На сьогоднішній день ї досі триває дискусія щодо необхідності переходу від прямокутного до гексагонального растру для задач комп'ютерного зору. Багато дослідників уже понад 50 років зазначають переваги гексагональної ґратки, а в багатьох джерелах, що стосуються висвітлення теми оброблення зображень, їх згадують як альтернативний підхід. Мерсеро (Mersereau) показав, що для зображень з однакою частотним розподілом деякі аналогічні алгоритми працюють на гексагональній ґратці на 25-50% ефективніше, аніж на прямокутній [1]. Також використання гексагональних алгоритмів докладно досліджували такі автори, як Хартман (Hartman), Фитц (Fitz), Грін (Green), Хью (Her) та інші [1-3]. Сьогодні провідні виробники фототехніки вже почали втілювати гексагональні матриці в нові професійні фотоапарати.

Проте історично більшість технічних засобів отримування зображень та алгоритми їх оброблення мають в своїй основі прямокутний растр. **Мета цієї статті:** відповісти на питання щодо ефективності переходу на гексагональний растр для розв'язування задач комп'ютерного зору. Це питання практично важливе, адже такий перехід у майбутньому вимагатиме великих витрат на заміну технічного обладнання та програмного забезпечення (ПЗ).

У статті наведено запропонований нами метод аналізу використання прямокутної та гексагональної ґратки для дискретизації кривих Безьє та його результати.

### 1. Дискретизація та векторизація в комп'ютерному зорі

Для подавання графічної інформації на двовимірній площині використовують два основні підходи: векторний та растровий.

Перший підхід, що його найчастіше використовують у поліграфії, реалізується через опис об'єктів як набір абстрактних геометричних фігур: прямих, відрізків, кривих та інше.

Другий підхід, що його найчастіше використовують у комп'ютерних пристроях введення-ви-

ведення зображення, реалізують за допомогою дискретизації зображення, тобто розбивання його на однакові одиничні елементи (пікселі).

Оскільки вхідне зображення, отримане будь-якими технічними засобами (відео-, фотокамери тощо), зазвичай має саме дискретний вигляд, величезною стає задача перетворення растрового зображення на векторне (векторизація) для оброблення спеціальним ПЗ та зворотного перетворення штучно створеного векторного зображення на растрове (дискретизація) для відображення зображення за допомогою пристроїв виведення.

У цій статті ми приділимо більшу увагу саме дискретизації зображення. На практиці для отримання з реальної сцени дискретного зображення використовують засоби введення (сканер, фотокамера, тощо). Коли ж маємо справу зі штучно створеними векторними зображеннями за допомогою спеціального ПЗ (наприклад, Corel Draw), дискретизацію також виконують програмно, адже для візуального виведення (на дисплей та ін.) необхідно мати дискретизоване представлення, що підлягає реконструкції.

Саме на етапі дискретизації виникає запитання, який растр – прямокутний чи гексагональний – ефективніше використовувати. У цій роботі порівняно ефективність дискретизації кривої – кривої Безьє, що лежить в основі сучасних програм векторної графіки, – на прямокутну та гексагональну ґратки.

### 2. Криві Безьє як основа комп'ютерної графіки

Один з найпоширеніших методів творення кривих та поверхонь будь-якої форми, використовуваних у комп'ютерній графіці, є побудова кривих Безьє. Цю теорію розробили Пол де Кастельє у 1959 році та, незалежно від свого попередника, П'єр Безьє у 1962 році. Дослідження Кастельє приховувались, тому ці криві отримали ім'я Безьє, а ім'ям Кастельє назвали рекурсивний спосіб їх визначання.

Крива Безьє має такий вигляд:

$$B(t) = \sum_{i=0}^n b_{i,n}(t) P_i, \quad t \in [0,1],$$

де  $P_i$  – опорні точки,  $b_{i,n}(t) = \binom{n}{i} t^i (1-t)^{n-i}$  – базисні функції кривої Безьє (поліноми Бернштейна).

Найбільше у комп’ютерній графіці використовують кубічні криві Безьє, тобто криві третього порядку. Вони зручніші, аніж криві вищих порядків, адже останні потребують доволі великого обсягу обчислень.

Для визначення кубічних кривих Безьє необхідно обрати чотири опорні точки  $P_0, P_1, P_2, P_3$ . Лінія починається з першої точки та обов’язково закінчується у четвертій. Проміжні точки вказують лише на напрямок руху, але на кривій не лежать. Отже, крива Безьє третього порядку має такий вигляд:

$$B(t) = (1-t)^3 P_0 + 3t(1-t)^2 P_1 + 3t^2(1-t) P_2 + t^3 P_3, \quad t \in [0,1].$$

### 3. Математичне обґрунтування запропонованого методу порівняння ґраток

Розглянемо систему  $\{G_i\}$ , що містить зліченну множину розташованих на площині довільним чином однозв’язних фігур, які можливо частково перекривають одна одну. Нехай  $\varphi$  – деякий функціонал, що ставить у відповідність кожній фігурі  $G_i$  невід’ємне число  $\varphi_i = \varphi(G_i)$ .

Також будемо розглядати деяке коло з радіусом  $R$  та центром у початку координат  $O$ . Позначимо  $\sum_R$  – суму фігур системи  $\{G_i\}$ , які повністю лежать усередині нашого кола з радіусом  $R$ . Вважатимемо, що кількість фігур у цій сумі для кожного фіксованого радіуса  $R < \infty$  буде скінченною, а також існуватиме:

$$D(\varphi) = \lim_{R \rightarrow \infty} \frac{\sum_R \varphi_i}{\pi R^2}.$$

У такому випадку називатимемо  $D(\varphi)$  – щільністю функціонала  $\varphi$  для системи фігур  $\{G_i\}$ .

У [4] наведено доказ такої теореми: Якщо  $d$  – щільність будь-якої системи однакових кіл, що не перетинаються, то  $d \leq \frac{\pi}{\sqrt{12}}$ . З цієї теореми випливає, що однаковими колами, що не перетинаються, можна вкрити не більш ніж 90,69% усієї площини, що виконується тільки в тому випадку, якщо кожне коло дотикається шести сусідніх кіл в середині сторін правильного описаного шестикутника, тобто розташовується у гексагональній комірці. Якщо ж кола перебувають у квадратній комірці, тобто вписані в квадрат, то такими колами можна буде вкрити лише 78,53% поверхні.

Зважаючи на це, можна припустити, що щільніше розташування світлочутливих сенсорів для отримання зображення (наприклад, сенсорів на матриці цифрового фотоапарата) має дати чіткіше зображення, тобто точніше передавати форму та площу об’єкта на площині, а, отже, кращі

показники повинні мати саме гексагональна ґратка. Щоб експериментально перевірити це припущення, використаємо такі міркування.

Розглянемо множину деяких кривих  $\omega$  в декартовій системі координат. Вкриємо координатну площину гексагональною сіткою  $\Omega$  та прямокутною сіткою  $\Psi$  таким чином, щоб кожна точка площини була вкрита елементом сітки (рис. 1). За одиничний елемент гексагональної сітки приймемо правильний шестикутник, одиничним елементом прямокутної сітки буде квадрат, причому шестикутник та квадрат матимуть однакову властивість: радіус вписаного в них кола дорівнює 1.

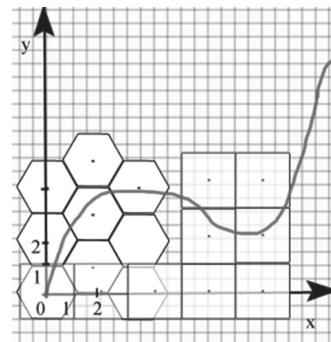


Рис. 1. Покриття площини гексагональною та прямокутною сітками. Деяка вихідна крива

Вважатимемо, що кожна точка  $A(x,y)$  деякої кривої  $\delta$  переходить в елемент  $A_\Omega$  ( $A_\Psi$ ) системи координат  $\Omega$  ( $\Psi$ ), якщо вона міститься в шестикутнику  $A_\Omega$  (квадраті  $A_\Psi$ ). Тобто графічно ми ніби замальовуємо у колір кривої ті елементи, що містять у собі її точки. Тепер деяку множину точок вихідної кривої описує одна точка – центр відповідного гексагона (для  $\Omega$ ) або центр квадрата (для  $\Psi$ ). Тобто для кривої на рис. 1, нове представлення буде мати такий вигляд, як показано на рис. 2.

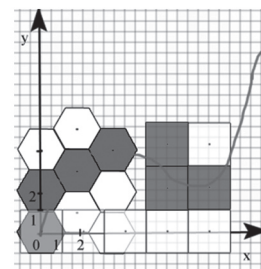


Рис. 2. Опис вихідної кривої на гексагональній –  $\Omega$  та прямокутній –  $\Psi$  сітках

Розглянемо правило переходу точки  $A(x,y)$  кривої  $\delta$  в елемент  $A_\Omega$ . Кожен одиничний елемент  $A_\Omega$  системи  $\Omega$  описується координатами його центра  $(x^\Omega, y^\Omega)$  в декартовій системі координат. З основних властивостей правильних шестикутників випливає, що центри одиничних елементів сітки  $\Omega$  мають такий вигляд:

$$P_\Omega(x^\Omega, y^\Omega) = \begin{cases} (3R \cdot i, 2R \cdot j), \\ \left(\frac{3}{2}R + 3R \cdot i, 2R \cdot j + 1\right), \end{cases} \quad i, j = 0, 1, \dots, N,$$

де  $R$  – сторона шестикутника (або радіус описаного навколо гексагона кола),  $r$  – радіус вписаного кола.

Відомо, що  $R = \frac{2r}{\sqrt{3}}$ . Отже, з цього випливає, що при  $r = 1$  координати центрів матимуть вигляд:

$$P_{\Omega}(x^{\Omega}, y^{\Omega}) = \begin{cases} \left( \frac{6}{\sqrt{3}}i, 2j \right), \\ \left( \frac{3}{\sqrt{3}} + \frac{6}{\sqrt{3}}i, 2j+1 \right), \end{cases} \quad i, j=0,1,\dots,N. \quad (1)$$

Використовуючи аналогічні міркування, отримуємо координати центрів квадратної сітки  $(x^{\Psi}, y^{\Psi})$ . Сторони таких квадратів дорівнюватимуть 2. Вони матимуть простіший вигляд через наближення прямокутної ґратки до декартової системи, а саме:

$$P_{\Psi}(x^{\Psi}, y^{\Psi}) = (2i, 2j), \quad i, j = 0, 1, \dots, N. \quad (2)$$

Таким чином, будь-яка точка  $A(x, y)$  деякої кривої  $\delta$  на гексагональній сітці переходить в точку  $A^{\Omega}$ , координати якої у декартовій системі належать множині з (1), та на прямокутній сітці – у  $A^{\Psi}$  з координатами у (2).

Припустимо, що кожену криву  $\delta$  ми описуємо точками  $A_i$  з координатами  $(x_i, y_i)$ , де  $i = \overline{1, n}, n \in \mathbb{N}$ . Тоді при переході на гексагональну (прямокутну) сітку, ці точки перейдуть у деякі  $A_i^{\Omega}$  ( $A_i^{\Psi}$ ), причому деякі точки можуть переходити в ті самі одиничні елементи, тому може виконуватись  $A_N^{\Omega} = A_M^{\Omega}, A_N \neq A_M$  ( $A_N^{\Psi} = A_M^{\Psi}, A_N \neq A_M$ ), де  $N, M \in \overline{1, n}, n \in \mathbb{N}, N \neq M$ .

Для проведення порівняльного аналізу будемо розглядати для кожної кривої  $\delta$  вибірки  $\Omega\Theta_{\delta}$  та  $\Psi\Theta_{\delta}$ , де

$$\Omega\Theta_{\delta} = \{Dist(A_i, A_i^{\Omega}), i \in \overline{1, n}\},$$

де  $Dist(A_i, A_i^{\Omega}) = \sqrt{(x_i - x_i^{\Omega})^2 + (y_i - y_i^{\Omega})^2}$ , причому  $(x_i^{\Omega}, y_i^{\Omega})$  – координати точки  $A_i^{\Omega}$  – центра гексагона, – що є перетворенням точки  $A_i$ , у декартовій системі координат;

$$\Psi\Theta_{\delta} = \{Dist(A_i, A_i^{\Psi}), i \in \overline{1, n}\},$$

де  $Dist(A_i, A_i^{\Psi}) = \sqrt{(x_i - x_i^{\Psi})^2 + (y_i - y_i^{\Psi})^2}$ , причому  $(x_i^{\Psi}, y_i^{\Psi})$  – координати точки  $A_i^{\Psi}$  – центра квадрата, відповідного до точки  $A_i$ , в вихідній системі координат.

#### 4. Проведення експерименту та його результати

Дослідження було проведено за допомогою спеціальної програми, реалізованої у студії .NET мовою програмування C#. Експеримент проведено для кривих Безьє третього порядку, що є найпоширенішими у векторній графіці. На площину було накладено гексагональну та прямокутну сітки, для кожної кривої було отримано множини відстаней

$\Omega\Theta_{\delta}$  та  $\Psi\Theta_{\delta}$ . Для кожної вибірки було визначено величину діапазону відхилів  $\eta$ :

$$\eta_{\Omega} = \max_{\Omega\Theta_{\delta}} \theta_i - \min_{\Omega\Theta_{\delta}} \theta_i,$$

$$\eta_{\Psi} = \max_{\Psi\Theta_{\delta}} \psi_i - \min_{\Psi\Theta_{\delta}} \psi_i,$$

де  $\max_{\Omega\Theta_{\delta}} \theta_i$  – максимум множини  $\Omega\Theta_{\delta}$ ;  $\min_{\Omega\Theta_{\delta}} \theta_i$  – мінімум множини  $\Omega\Theta_{\delta}$ ;  $\max_{\Psi\Theta_{\delta}} \psi_i$  – максимум множини  $\Psi\Theta_{\delta}$ ;  $\min_{\Psi\Theta_{\delta}} \psi_i$  – мінімум множини  $\Psi\Theta_{\delta}$ .

Також отримано сумарний відхил:

$$S_{\Omega} = \sum_i |\theta_i|, \quad \theta_i \in \Omega\Theta_{\delta},$$

$$S_{\Psi} = \sum_i |\psi_i|, \quad \psi_i \in \Psi\Theta_{\delta}.$$

Розглянемо деякі отримані результати. Основним критерієм будемо вважати діапазон відхилів, а додатковим – величину сумарного відхилю.

Так, для прямої, побудованої за допомогою кривої Безьє, а саме з опорними точками (10, 10), (20, 20), (30, 30), (40, 40) (тобто під кутом  $45^{\circ}$  до осі X) результат для 20 точок, взятих з рівномірним кроком, матиме вигляд:

$$\eta_{\Omega} = 1,7943, \quad S_{\Omega} = 21,5551,$$

$$\eta_{\Psi} = 2,0011, \quad S_{\Psi} = 16,221.$$

Хоча діапазон відхилів на гексагональній ґратці менший за діапазон на прямокутній, з рис. 3-4 та показника сумарного відхилю видно, що гексагональна ґратка гірше відтворює таку пряму. Отже, прямокутна сітка здатна краще відтворити форму прямої, проте щільність гексагональної сітки відтворює точки з меншим діапазоном відхилів, що свідчить про більшу близькість точок між собою, а, отже, краще передає реальні відстані між точками.

У кращому відтворенні прямих ліній під кутом  $45^{\circ}$  на прямокутній ґратці немає нічого дивного, адже прямокутна ґратка здатна краще передавати форму прямої завдяки своїй ортогональній структурі. Проте з теоретичної точки зору однаково добре повинна передаватися пряма, що лежить на або паралельно осі Y.

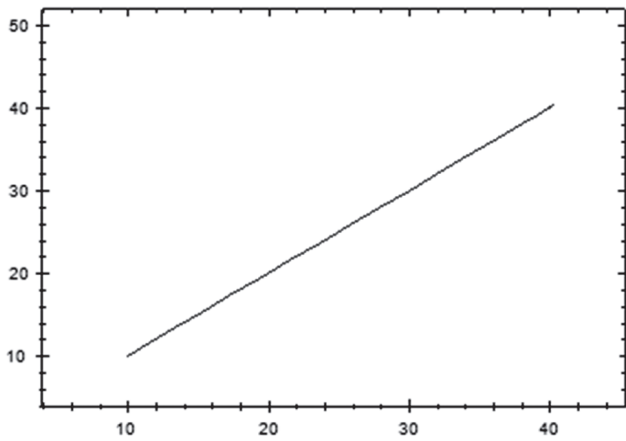
Проведемо експеримент для відрізка на осі Y, який побудуємо також за допомогою кривої Безьє. Отже, опорні точки матимуть вигляд: (0, 0), (0, 15), (0, 25), (0, 40). Результат для 20 точок, взятих з рівномірним кроком, матиме вигляд:

$$\eta_{\Omega} = 0,94, \quad S_{\Omega} = 9,5,$$

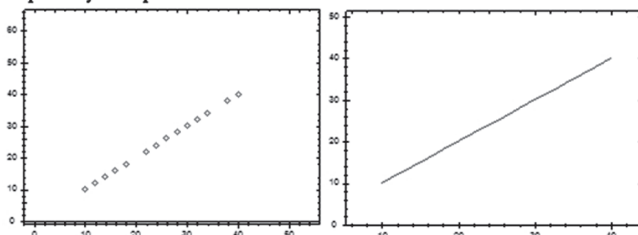
$$\eta_{\Psi} = 1,46, \quad S_{\Psi} = 15,2625.$$

В цьому випадку видно, що всі точки лежать на осі, а, отже, форма прямої відтворена ідеально на обох ґратках. Проте діапазон відхилів та сумарний відхил для гексагональної ґратки менший, а, отже, точки на ній ближчі до початкових (рис. 5-6). Таким чином, гексагональна ґратка краще описує

задані точки прямої, що лежить на осі  $Y$  та відстані між ними, аніж прямокутна.



Прямокутна ґратка



Гексагональна ґратка

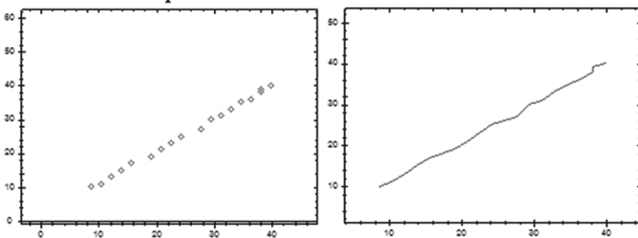


Рис. 3. Пряма під кутом  $45^\circ$ , побудована за допомогою кривої Безьє, та її дискретні представлення на прямокутній та гексагональній ґратках

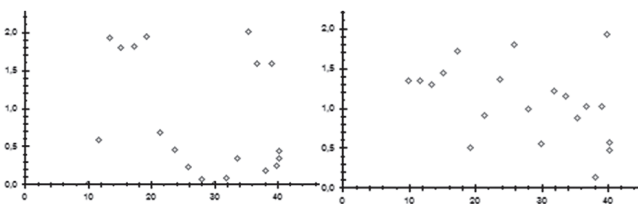


Рис. 4. Відхили від заданих точок до центрів квадратів (справа) та центрів гексагонів (зліва) для прямої під кутом  $45^\circ$

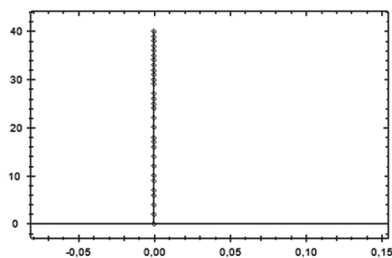


Рис. 5 Відрiзок на осі  $Y$ , побудований за допомогою кривої Безьє, та її дискретні представлення на прямокутній та гексагональній ґратках

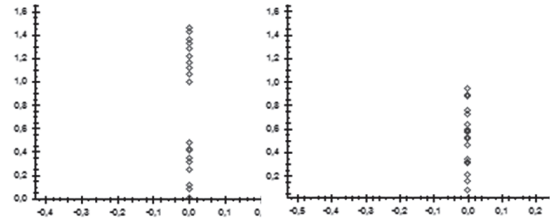


Рис. 6. Відхили від заданих точок до центрів квадратів (справа) та центрів гексагонів (зліва) для відрізка на осі  $Y$

Аналогічно розглянемо півколо з радіусом 30. Наближено ми можемо задати його за допомогою наступних опорних точок:  $(0, 30)$ ,  $(30, 50)$ ,  $(50, -30)$ ,  $(0, -30)$ .

Результат для 30 точок, взятих з рівномірним кроком, на півколі матиме вигляд:

$$\eta_\Omega = 1,9386, \quad S_\Omega = 29,8169,$$

$$\eta_\Psi = 2,0127, \quad S_\Psi = 34,1149.$$

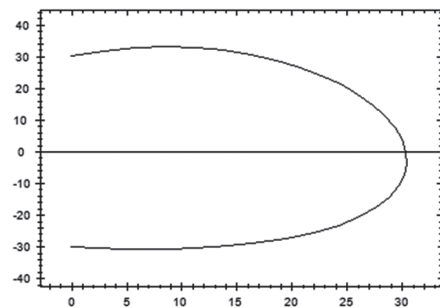


Рис. 7. Півколо радіусом 30, побудоване за допомогою кривої Безьє. Масштаби на осях абсцис та ординат різний

З результатів видно, що гексагональна ґратка краще відтворює коло, аніж прямокутна. Окрім меншого накопичення помилки (сумарний відхил), меншим є і діапазон відхилів, тобто більш вдало описується контур кола. Графічно видно, що в разі повторного переведення на декартову площину множин отриманих точок навіть після апроксимації гексагональні центри утворюють гладкішу криву, аніж прямокутні (рис. 8).

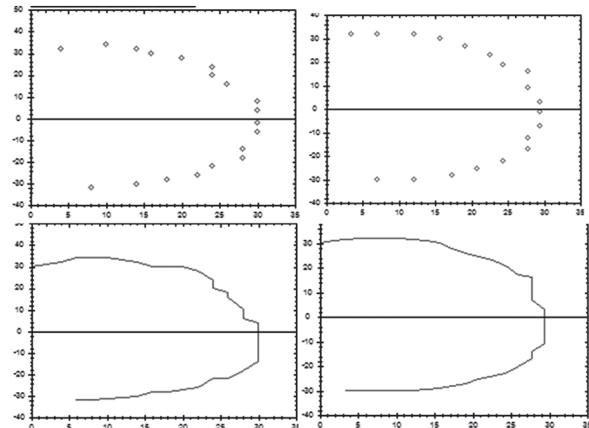


Рис. 8. Дискретні представлення півкола з радіусом 30 на прямокутній (зліва) та гексагональній (справа) ґратках. Масштаби на осях абсцис та ординат на цих графіках не збігаються



Наведемо деякі результати для довільно вибраних опорних точок та кількості точок на кривій ( $k$ ).

**Таблиця 1**

Результати для довільно вибраних точок

Опорні точки кривих Безьє	$k$	Гексагональна гратка		Прямокутна гратка	
		$\eta_{\Omega}$	$S_{\Omega}$	$\eta_{\Psi}$	$S_{\Psi}$
(15, -70) (-64, -14) (88, 98) (-96, -13)	42	1,5023	41,7837	1,9482	43,8349
(15, -70) (-64, -14) (88, 98) (-96, -13)	37	1,577	41,2354	1,8548	47,9821
(73, 8) (10, 48) (45, -21) (-77, -75)	16	1,4295	14,5486	2,0608	16,0264
(59, -21) (-100, -8) (-46, 32) (42, -37)	61	1,8158	70,0361	1,8427	72,7668
(2, -39) (81, 37) (78, 99) (70, 38)	44	1,7976	45,0016	1,9522	46,1749
(-11, -85) (-42, 31) (-98, -67) (-36, -91)	50	1,7104	53,3673	1,6665	64,5701
(40, 0) (-65, 84) (-6, 39) (28, -61)	27	1,5096	29,2762	1,8356	28,258
(-9, -83) (51, 5) (-20, -67) (-55, -66)	6	1,3992	5,7576	0,8921	8,2891
(67, 93) (-58, 95) (-100, 45) (-81, 44)	96	1,7854	104,465	1,9191	114,1897
(-58, 22) (11, 13) (15, 51) (-18, 62)	42	1,6041	39,835	2,0147	54,98
(16, -84) (30, 97) (-15, 39) (-87, 87)	18	1,4921	17,5535	1,9223	17,1889

З табл. 1 видно, що у більшості випадків гексагональна гратка показує кращі результати. Також важливим показником є кількість точок дискретизації. Так, для кривої Безьє з опорними точками (-9, -83), (51, 5), (-20, -67), (-55, -66) для 6 точок діапазон відхилень на гексагональній гратці більший, аніж на прямокутній, проте вже для 10 ситуація змінюється:  $\eta_{\Omega} = 1,3501$ ,  $S_{\Omega} = 10,084$ ,  $\eta_{\Psi} = 1,5821$ ,  $S_{\Psi} = 10,6733$ .

Зі збільшенням кількості точок для цієї кривої результати залишаються кращими для гексагональної гратки.

Розглянемо криву Безьє з опорними точками (-39, 35), (-90, 99), (-76, 77), (-84, -94). Для 21 точки дискретизації показник діапазону відхилень трошки кращий на прямокутному растрі. Проте для 20 та 22 точок цей показник знов кращий на гексагональній гратці.

**Таблиця 2**

Результати експерименту для кривої Безьє з опорними точками (-39, 35), (-90, 99), (-76, 77), (-84, -94)

$k$	Гексагональна гратка		Прямокутна гратка	
	$\eta_{\Omega}$	$S_{\Omega}$	$\eta_{\Psi}$	$S_{\Psi}$
20	1,4783	21,774	1,5397	26,2413
21	1,7861	21,734	1,6176	26,0985
22	1,4718	22,6279	2,0158	26,0828
99	1,6585	101,3664	1,9191	116,2484

Якщо й надалі збільшувати кількість точок дискретизації, то у переважній більшості випадків гексагональна гратка дає кращі результати за обома показникам. Цей приклад доводить, що переваги прямокутної гратки для кривих третього порядку є скоріш винятком, а не правилом, які у більшості таких випадках обумовлюються якимось конкретним вибором точок дискретизації для заданої кривої, а не перевагами самої сітки.

Експеримент показав, що у 80-85% випадків гексагональна гратка дає кращі результати, аніж прямокутна для довільно заданих кривих Безьє та довільно вибраної кількості точок на графіку. Наприклад, для 1000 експериментів у 84,2% випадків гексагональна гратка дала менший діапазон відхилів, та у 79,5% – менший сумарний відхил.

### Висновки

У статті наведено результати порівняльного аналізу використання гексагональної та прямокутної ґраток для дискретизації кривих Безьє. Для довільно заданих кубічних кривих Безьє проведено дискретизацію на прямокутній та гексагональній ґратках, одиничні елементи яких (гексагон та квадрат) поєднує спільна умова, а саме радіус вписаного кола дорівнює 1. Проведений експеримент, підтвердивши теоретичні відомості про більшу щільність гексагональної ґратки, показав, що дискретне представлення кривих на гексагональному растрі краще передає форму та наближує розміри об'єкта до реальних у 80-85% випадках. Отже, з цього можна зробити висновок, що довжину контуру та площу об'єкта, який можна описати кривими Безьє третього порядку, точніше буде передавати дискретизація на гексагональному растрі, аніж на прямокутному. Треба зазначити, що кількість точок дискретизації має особливо значення для точності відтворення кривої. Якщо ж кількість точок дискретизації значно мала, особливо менша за

10 точок, достовірність висновків падає, тому важко визначати, яка ґратка дає кращі результати.

На нашу думку, ці результати довели необхідність розробки цифрової техніки з гексагонально розташованими сенсорами на чутливій площині. Вважаємо, що не дивлячись на історично зумовлену поширеність прямокутного растру, для задач, які вимагають високої точності обчислень на зображенні, треба використовувати дискретизацію на гексагональному растрі, що менш досліджений та потребує розроблення нових та модифікації наявних алгоритмів оброблення зображень.

**Список літератури:** 1. *Mesereau, R. M.* The processing of hexagonally sampled two-dimensional signals [Текст] / R. M. Mersereau // *Proceedings IEEE*. — Vol. 67, No. 6. — 1979. — P.930-949. 2. *Middleton, L.* Hexagonal Image Processing [Текст] / L. Middleton, J. Sivaswamy — London: Springer-Verlag London. — 2005. — 254 p. 3. *Xiangjian He, Wenjing Jia.* An Approach to Edge Detection on a Virtual Hexagonal Structure [Текст] / Xiangjian He, Wenjing Jia, Jianmin Li and others // *Digital Image Computing Techniques and Applications, 9th Biennial Conference of the Australian Pattern Recognition Society on. 01/2008.* — DOI: 10.1109/DICTA.2007.4426816. — 2008. 4. *Тот Л.Ф.* Расположение на плоскости, на сфере и в пространстве [Текст] / Л.Ф. Тот — М.: 1958. — 364 с. 5. *Путятин Е.П.* Обработка изображений в робототехнике [Текст] / Е.П.Путятин, С.И. Аверин. — М.: Машиностроение. — 1990. — 320 с.

*Поступила в редколлегию 05.06.2012*

УДК 004.932

**Сравнительный анализ прямоугольной и гексагональной решеток для дискретизации кривых** / М.М. Гинзбург, Є.П. Путятин // *Бионика интеллекта: науч.-техн. журнал.* — 2012. — № 2 (79). — С. 13–18.

В статье приведена математическая модель для сравнительного анализа эффективности использования гексагональной и прямоугольной решеток для дискретизации кривых. Представлены результаты теоретического и экспериментального анализа дискретизации кривых Безье третьего порядка на прямоугольный и гексагональный растр. Сделан вывод, что в 80-85% случаев гексагональная решетка показывает лучшие результаты, что говорит об перспективности перехода на гексагональный растр для решения задач компьютерного зрения.

Табл. 2. Ил. 8. Библиогр.: 5 назв.

UDK 004.932

**Comparative analysis of square and hexagonal lattice for curve discretization** / M.M. Ginzburg, Y.P. Putyatin // *Bionics of Intelligence: Sci. Mag.* — 2012. — № 2 (79). — P. 13–18.

Mathematical model of use efficiency comparative analysis of the hexagonal and the square lattice for curve discretization is shown in the article. Results of theoretical and experimental analysis for cubic Bezier curve discretization on hexagonal and square lattice show that in 80-85% the hexagonal lattice gives better results than the square lattice, which means that transition to hexagonal sampling must be promising for Computer Vision problems solving.

Tabl. 2. Fig. 8. Ref.: 5 items.

УДК519.6



О.О. Литвин

Українська інженерно-педагогічна академія, м. Харків, Україна, loo71@bk.ru

## ОДНА ТЕОРЕМА ПРО ІНТЕРПОЛЯЦІЙНО-АПРОКСИМАЦІЙНІ ОПЕРАТОРИ В ІНТЕГРАЛЬНІЙ ФОРМІ МЕТОДУ НАЙМЕНШИХ КВАДРАТІВ

Розглянуто аналітичне представлення інтерполяційно-апроксимаційних операторів, частина параметрів у яких виражається через інші методом найменших квадратів. Ці інші параметри можуть бути сталими або функціями від деякої множини змінних. Розглянуто приклади.

АПРОКСИМАЦІЯ МЕТОДОМ НАЙМЕНШИХ КВАДРАТІВ (ІНТЕГРАЛЬНА ФОРМА), ІНТЕРПОЛЯЦІЯ

### Вступ

Класичні оператори поліноміальної інтерполяції Лагранжа і Ерміта являють собою приклади операторів, у яких всі вхідні дані  $x_k, y_k^{(s)}, k = \overline{1, M}, 0 \leq s \leq r$  входять як символи, тобто визначено місця, у які потрібно підставляти їх числові значення. Такі формули зручні для використання в системах комп'ютерної математики Mathcad, Maple тощо. При розв'язанні задачі апроксимації в деяких випадках такі формули відсутні. В даній роботі пропонується загальний метод побудови аналогічних формул для операторів інтерполяції ермітового типу, похідні у яких знаходяться методом найменших квадратів, що зводиться до мінімізації відповідного функціоналу, залежного від наближуючої функції. В цьому випадку практика часто не дає значення похідних в точках інтерполяції. Тому для збереження ізогеометричних властивостей наближуючої функції, а також для отримання наближень з більш високою точністю природним є бажання знайти похідні наближено. Ця ідея покладена в основу даної роботи.

### 1. Формулювання і доведення основної теореми

В області  $D \subset R^n, n = 1, 2, \dots$  задано  $M \geq 2$  точок

$$X^{(k)} = (X_1^{(k)}, \dots, X_n^{(k)}) \in D, k = \overline{1, M}.$$

Для функції  $f(x) \in C^N(\overline{D})$  задано її значення та множину значень її частинних похідних (наприклад, до порядку  $N \geq 1$  включно),

$$D^\alpha f(X^{(k)}) = f_{k,\alpha}, k = \overline{1, M}, 0 \leq |\alpha| \leq N, \alpha = (\alpha_1, \dots, \alpha_n),$$

$$D^\alpha f = \frac{\partial^{|\alpha|} f}{\partial x_1^{\alpha_1} \dots \partial x_n^{\alpha_n}}, |\alpha| = \alpha_1 + \dots + \alpha_n.$$

Побудуємо інтерполяційні базисні функції (поліноміальні, тригонометричні, сплайн-функції тощо)

$$h_{l,\beta}(x), l = \overline{1, M}, \beta = (\beta_1, \dots, \beta_n), 0 \leq |\beta| \leq N$$

з властивостями

$$(0 \leq |\alpha|, |\beta| \leq N, k, l = \overline{1, M}):$$

$$D^\alpha h_{l,\beta}(X^{(k)}) = \delta_{\alpha,\beta} \delta_{k,l}.$$

Тоді оператор

$$O(x, f) = \sum_{k=1}^M \sum_{0 \leq |\alpha| \leq N} f_{k,\alpha} h_{k,\alpha}(x)$$

є оператором інтерполяції з властивостями

$$D^\beta O(X^{(l)}, f) = f_{l,\beta}, l = \overline{1, M}, 0 \leq |\beta| \leq N.$$

Задача, яку ми розв'язуємо у даній роботі, формулюється так. Відомі лише  $f_{l,\beta}, l = \overline{1, M}, |\beta| = 0$ .

Знайти  $f_{l,\beta}, l = \overline{1, M}, 1 \leq |\beta| \leq N$  для довільного набору точок  $X^{(k)} \in D \in R^n, k = \overline{1, M}$  з умови

$$J(f_{l,\beta}) \rightarrow \min_{f_{l,\beta}, 1 \leq |\beta| \leq N} \quad (1)$$

$$J(f_{l,\beta}) = \int_D \left[ \sum_{k=1}^n \left( \frac{\partial O(x, f)}{\partial x_k} \right)^2 \right] dx$$

у символічному вигляді, тобто вважаючи  $f_{l,\beta}, l = \overline{1, M}$  і  $X^{(k)}, k = \overline{1, M}$  невідомими. Якщо  $f_{l,\beta}, l = \overline{1, M}$  і  $X^{(k)}, k = \overline{1, M}$  — відомі числа, то сформульована мінімізаційна задача може бути розв'язана одним з методів обчислювальної математики в системі комп'ютерної математики. Якщо ж  $f_{l,\beta}, l = \overline{1, M}$  та  $X^{(k)}, k = \overline{1, M}$  — невідомі, то автору даної публікації невідомий загальний метод розв'язання поставленої мінімізаційної задачі, зручний для використання в СКМ. В той же час успішне розв'язання такої мінімізаційної задачі може знайти важливі застосування.

По-перше, важливою є задача наближеного знаходження всіх похідних ермітової  $M$ -точкової інтерполяції з умови (1), якщо  $f(x)$  є невідомою функцією.

По-друге, важливою для практики є задача побудови операторів

$$O(x, f) = \sum_{k=1}^M \sum_{\alpha \in \Xi} f_{k,\alpha} h_{k,\alpha}(x)$$

з властивостями

$$D^\alpha O(X_q, f) = f_{q,\alpha}, q = \overline{1, M}, \alpha \in I \subset \Xi,$$

де  $I, \Xi$  — задані підмножини мультиіндексів, тобто для того частинного випадку, коли відома лише частина чисел  $f_{k,\alpha}$ . Як приклади, наведемо випадки

$$I = \{\alpha = (\alpha_1, \dots, \alpha_n) : \alpha = 0\},$$

$$\Xi = \{\alpha = (\alpha_1, \dots, \alpha_n) : 0 \leq |\alpha| = \alpha_1 + \dots + \alpha_n \leq N\},$$

або

$$I = \{\alpha = (\alpha_1, \dots, \alpha_n) : \alpha = 0\},$$

$$\Xi = \{\alpha = (\alpha_1, \dots, \alpha_n) : 0 \leq \alpha_s \leq N, s = \overline{1, n}\}.$$

**Теорема 1.** Якщо записати оператор  $O(x, f)$  у матричній формі

$$O(x, f) = F_0^T \cdot H_0(x) + F^T \cdot H(x),$$

то для матриці-стовпця  $F$  справедливе аналітичне представлення через  $F_0$

$$F = -A^{-1} F_0^T \left( \int_D \text{grad} H_0(x)^T \cdot \text{grad} H(x) dx \right),$$

$$A_{p,q} = \int_D \text{grad} h_p(x) \cdot \text{grad} h_q(x) dx.$$

*Доведення.* Перейдемо у формулі  $O(x, f)$  до матричного запису, ввівши лінійну нумерацію індексів функцій і параметрів.

Нехай  $Q = Q(n, N)$  — загальне число похідних порядків  $\beta, 0 \leq m(\beta) \leq Q(n, N), 0 \leq |\beta| \leq N$ . Наприклад, при

$$n = 2, Q(2, N) = \frac{(N+1)(N+2)}{2}.$$

$$F_{0,k} = f_{k,0}, k = \overline{1, M}, H_{0,k}(x) = h_{k,0}(x), k = \overline{1, M},$$

$$(H(x))_{m(\beta)} = h_{1,\beta}(x),$$

$$1 \leq m(\beta) \leq Q(n, N) - 1, 0 \leq |\beta| \leq N;$$

$$(H(x))_{Q-1+m(\beta)} = h_{2,\beta}(x),$$

$$1 \leq m(\beta) \leq Q(n, N) - 1, 0 \leq |\beta| \leq N;$$

$$(H(x))_{(M-1)(Q-1)+m(\beta)} = h_{M,\beta}(x),$$

$$1 \leq m(\beta) \leq Q(n, N) - 1, 0 \leq |\beta| \leq N.$$

Таким чином, матриці-стовпці  $F_0$  і  $H_0(x)$  мають  $M$  елементів, матриці-стовпці  $F$  і  $H(x), x = (x_1, \dots, x_n)$  мають  $(Q(n, N) - 1)M$  елементів. Тому для оператора  $O(x, f)$  можна написати наступний матричний вираз

$$\begin{aligned} O(x, f) &= F_0^T \cdot H_0(x) + F^T \cdot H(x) = \\ &= H_0(x)^T F_0 + H(x)^T F. \end{aligned}$$

Введемо лінійну нумерацію індексів у  $F$  і будемо цією ж буквою позначати матрицю-стовпець  $F$ . Знаходимо невідомі елементи матриці-стовпця  $F$  з умови [1]

$$J(F) \rightarrow \min_F.$$

$$\begin{aligned} J(F) &= \int_D \left[ \sum_{p=1}^n \left( \sum_{k=1}^M f_{k,0} \frac{\partial}{\partial x_p} h_{k,0}(x) + \right. \right. \\ &\quad \left. \left. + \sum_{j=1}^{M(Q(n, N)-1)} F_j \frac{\partial}{\partial x_p} H_j(x) \right)^2 \right] dx. \end{aligned}$$

Прирівнюючи до нуля частинні похідні за параметрами  $F_i, i = 1, \dots, M(Q(n, N) - 1)$ , отримаємо

$$\begin{aligned} \frac{\partial}{\partial F_i} J(F) &= \int_D \left[ \sum_{p=1}^n \left( \sum_{k=1}^M f_{k,0} \frac{\partial}{\partial x_p} h_{k,0}(x) + \right. \right. \\ &\quad \left. \left. + \sum_{j=1}^{M(Q(n, N)-1)} F_j \frac{\partial}{\partial x_p} H_j(x) \right) \frac{\partial}{\partial x_p} H_i(x) \right] dx = 0, \\ &\quad i = 1, \dots, M(Q(n, N) - 1). \end{aligned}$$

Перепишемо цю систему рівнянь у вигляді

$$\begin{aligned} \int_D \left[ \sum_{p=1}^n \sum_{j=1}^{M(Q(n, N)-1)} F_j \frac{\partial}{\partial x_p} H_j(x) \frac{\partial}{\partial x_p} H_i(x) \right] dx = \\ = - \int_D \sum_{p=1}^n \sum_{k=1}^M (F_0)_k \frac{\partial}{\partial x_p} h_{k,0}(x) \frac{\partial}{\partial x_p} H_i(x) dx, \\ i = 1, \dots, M(Q(n, N) - 1). \end{aligned}$$

Для подальшого цю систему рівнянь зручно написати у вигляді

$$\begin{aligned} \sum_{j=1}^{M(Q(n, N)-1)} \int_D \left[ \sum_{p=1}^n \frac{\partial H_j(x)}{\partial x_p} \frac{\partial H_i(x)}{\partial x_p} \right] dx F_j = \\ = - \sum_{k=1}^M (F_0)_k \sum_{p=1}^n \int_D \frac{\partial h_{k,0}(x)}{\partial x_p} \frac{\partial H_i(x)}{\partial x_p} dx, \\ i = 1, \dots, M(Q(n, N) - 1). \end{aligned}$$

Якщо ввести позначення

$$\begin{aligned} A_{i,j} &= \int_D \left[ \sum_{p=1}^n \left( \frac{\partial H_j(x)}{\partial x_p} \frac{\partial H_i(x)}{\partial x_p} \right) \right] dx; \\ &\quad i, j = 1, \dots, (Q(n, N) - 1)M, \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} B_{i,k} &= \sum_{p=1}^n \int_D \frac{\partial}{\partial x_p} h_{k,0}(x) \frac{\partial}{\partial x_p} H_i(x) dx; \\ &\quad i, k = 1, \dots, (Q(n, N) - 1)M, \end{aligned}$$

то в результаті написана вище система може бути записана у вигляді

$$\begin{aligned} \sum_{j=1}^{M(Q(n, N)-1)} A_{i,j} F_j = - \sum_{k=1}^M B_{i,k} (F_0)_k, \\ i = 1, \dots, (Q(n, N) - 1)M \end{aligned}$$

або у матричному вигляді

$$AF = -BF_0.$$

Звідси отримуємо

$$F = -A^{-1}BF_0.$$

Підставляючи цей вираз у формулу

$$O(x, f) = F_0^T \cdot H_0(x) + F^T \cdot H(x),$$

отримаємо

$$O(x, f) = F_0^T \cdot H_0(x) - (A^{-1}BF_0)^T \cdot H(x).$$



Враховуючи, що  $(AB)^T = B^T A^T$ , останню формулу можна написати у вигляді

$$O(x, f) = F_0^T \cdot H_0(x) - F_0^T B^T (A^{-1})^T \cdot H(x).$$

Тобто,

$$O(x, f) = F_0^T \cdot (H_0(x) - B^T (A^{-1}) \cdot H(x)).$$

Враховуючи симетричність матриці  $A$  маємо

$$O(x, f) = F_0^T \cdot (H_0(x) - B^T A^{-1} \cdot H(x)).$$

Записуючи цей вираз в покоординатній формі, отримаємо

$$O(x, f) = \sum_{k=1}^M f_{k,0} \cdot (H_0(x)_k - (B^T A^{-1} \cdot H(x))_k),$$

$$O(x, f) = \sum_{k=1}^M f_{k,0} \cdot \Phi_k(x),$$

$$\Phi_k(x) = H_0(x)_k - (B^T A^{-1} \cdot H(x))_k,$$

$$k = 1, \dots, M.$$

Теорема 1 доведена.

Ця формула є узагальненням класичної інтерполяційної формули Ерміта на випадок апроксимації функції  $f(x)$  методом найменших квадратів при умові, що відомими є лише значення функції, а значення частинних похідних невідомі.

Планується її використання при наближенні вектора прискорення  $\vec{W}(x, y, z, t)$ , якщо дані про цей вектор відомі лише як функції  $\vec{W}_k(z, t), k = \overline{1, M}$ .

## 2. Приклади

**Приклад 1.**  $N = 1, n = 1, M = 2$ . Вважаємо, що точками інтерполяції є точки  $X_1 = 0, X_2 = 1$ . Оператор поліноміальної двоточкової ермітової інтерполяції в цьому випадку має вигляд

$$O(x, f) = \sum_{k=1}^2 f(X_k) h_{k,0}(x) + \sum_{k=1}^2 C_k h_{k,1}(x),$$

де базисні поліноми  $h_{k,s}(x), k = 1, 2; s = 0, 1$  визначаються формулами

$$h_{1,0}(x) = \frac{(x - X_2)^2}{(X_1 - X_2)^2} \left( 1 - \frac{2(x - X_1)}{(X_1 - X_2)} \right),$$

$$h_{2,0}(x) = \frac{(x - X_1)^2}{(X_2 - X_1)^2} \left( 1 - \frac{2(x - X_2)}{(X_2 - X_1)} \right),$$

$$h_{1,1}(x) = (x - X_1) \frac{(x - X_2)^2}{(X_1 - X_2)^2},$$

$$h_{2,1}(x) = (x - X_2) \frac{(x - X_1)^2}{(X_2 - X_1)^2}.$$

В цьому прикладі оператор  $O(x, f)$  має властивості

$$O(X_p, f) = f_{p,0} = f(X_p), p = 1, 2;$$

$$\left. \frac{dO(x, f, C)}{dx} \right|_{x=X_p} = C_p \forall C_p \in R, p = 1, 2.$$

В результаті мінімізації функціоналу

$$J(F) = \int_0^1 \left( \frac{dO(x, f, C)}{dx} \right)^2 dx \rightarrow \min_C$$

для невідомих  $C_p, p = 1, 2$  отримані формули, які дозволяють написати

$$O(x, f) = \sum_{k=1}^2 f(X_k) \Phi_k(x),$$

$$\Phi_1(x) = h_{1,0}(x) - C_k h_{1,1}(x) - C_k h_{2,1}(x);$$

$$\Phi_2(x) = h_{2,0}(x) + h_{1,1}(x) + h_{2,1}(x).$$

**Приклад 2.**  $N = 1, n = 2, M = 4$ . Вважаємо, що точками інтерполяції є точки

$$X^{(1)} = (0, 0), X^{(2)} = (1, 0),$$

$$X^{(3)} = (0, 1), X^{(4)} = (1, 1).$$

Шукаємо інтерполяційний оператор у вигляді

$$O(x, y, F_0, c) = \sum_{k=1}^m \sum_{l=1}^m F_{0_{k,l}} h_{k,0}(x) h_{l,0}(y) + z(x, y, c), F_{0_{k,l}} = f(k-1, l-1)$$

$$z(x, y, c) = \sum_{k=1}^m \sum_{l=1}^m (c_{k,l} h_{k,1}(x) h_{l,0}(y) + c_{k,l+m} h_{k,0}(x) h_{l,1}(y) + c_{k,l+2m} h_{k,1}(x) h_{l,1}(y))$$

$$F_{0_{k,l}} = f(k-1, l-1)$$

$$z(x, y, c) = \sum_{k=1}^m \sum_{l=1}^m (c_{k,l} h_{k,1}(x) h_{l,0}(y) + c_{k,l+m} h_{k,0}(x) h_{l,1}(y) + c_{k,l+2m} h_{k,1}(x) h_{l,1}(y)).$$

Введемо лінійну нумерацію функцій і невідомих параметрів

$$f_{0_{(k-1)M+l}} = F_{0_{k,l}}$$

$$\Phi_{0_{(k-1)M+l}}(x, y) = h_{k,0}(x) h_{l,0}(y), k, l = \overline{1, m}$$

$$\Phi_{(k-1)M+l}(x, y) = h_{k,1}(x) h_{l,0}(y),$$

$$C_{(k-1)M+l} = c_{k,l}$$

$$\Phi_{(k-1)M+l+M}(x, y) = h_{k,0}(x) h_{l,1}(y),$$

$$C_{(k-1)M+l+M} = c_{k,l+m}$$

$$\Phi_{(k-1)M+l+2M}(x, y) = h_{k,1}(x) h_{l,1}(y),$$

$$C_{(k-1)M+l+2M} = c_{k,l+2m}, k, l = \overline{1, m}.$$

Тоді

$$O(x, y, F_0, C) = \Phi_0(x, y)^T f_0 + \Phi(x, y)^T C$$

у випадку  $m = 2$  для матриці

$$A = \int_0^1 \int_0^1 F(x, y)^T \cdot F(x, y) dx dy$$

і для матриці  $B = \int_0^1 \int_0^1 F(x,y)^T F_0(x,y) dx dy$  у цьому прикладі отримано результати, які дозволяють написати

$$Z = A^{-1}B = \begin{bmatrix} 7 & 0 & -2 & 0 \\ 0 & 7 & 0 & -2 \\ 2 & 0 & -7 & 0 \\ 0 & 2 & 0 & -7 \\ 7 & -2 & 0 & 0 \\ 2 & -7 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 7 & -2 \\ 0 & 0 & 2 & -7 \\ -49 & 14 & 14 & -4 \\ -14 & 49 & 4 & -14 \\ -14 & 4 & 49 & -14 \\ -4 & 14 & 14 & -49 \end{bmatrix}.$$

Тобто шуканий оператор має вигляд

$$O(x,y,f_0) = (\Phi_0(x,y)^T - \Phi(x,y)^T A^{-1}B) f_0,$$

$$f_0^T = (f(X^{(1)}) \quad f(X^{(2)}) \quad f(X^{(3)}) \quad f(X^{(4)})).$$

### Висновки

Таким чином, в даній роботі запропоновано загальний метод представлення системи базисних функцій інтерполяційно-апроксимаційних операторів, у якому всі параметри, як і в класичних інтерполяційних формулах, задаються символами. Такі формули є зручними для реалізації в системах комп'ютерної математики Mathcad, Maple.

Пропонується використовувати їх для побудови сейсмічної міжсвердловинної акселерометричної математичної моделі структури кори Землі на основі даних  $\vec{w}_k(z,t), k=1, M$  про вектор прискорення  $\vec{w}(x,y,z,t)$  у кожній прямій — свердловині  $\Gamma_k$  даної системи свердловин, отриманих акселерометрами при сейсмічному зондуванні кори Землі. При розв'язанні цієї задачі з використанням допоміжних функцій у вигляді кубічних інтерполяційних сплайнів, які є поліномами третього

ступеня, в кожному із трикутників триангуляції області дослідження потрібно знати і значення функції і значення їх частинних похідних першого порядку. Оскільки акселерометри вимірюють лише прискорення, то його частинні похідні потрібно знаходити наближено. Запропонований метод дозволяє ефективно розв'язати цю задачу.

**Список літератури:** 1. *Веселов, В.В.* Вариационный подход к задачам интерполяции физических полей [Текст] / В.В. Веселов, Д.П. Гонтов, Л.М. Пустыльников. — М.: Наука, 1983. — 120 с. 2. *Айвазян, С.А.* Прикладная статистика. Основы эконометрики. [Текст] / С.А. Айвазян. — Том 2. — М.: Юнити-Дана, 2001. — 432 с. 3. *Доугерти, К.* Введение в эконометрику: Пер. с англ. [Текст] / К. Доугерти. — М.: ИНФРА-М, 1999. — 402 с. 4. *Кремер, Н.Ш.* Эконометрика [Текст] / Н.Ш. Кремер, Б.А. Путко. — М.: Юнити-Дана, 2003-2004. — 311 с. 5. *Литвин, О.М.* Методи обчислень. Додаткові розділи. [Текст] / О.М. Литвин. — К.: Наукова думка, 2005. — 333 с.

Поступила в редколлегию 26.06.2012

УДК 519.6

**Одна теорема об интерполяционно-аппроксимационных операторах в интегральной форме метода наименьших квадратов** / О.О.Литвин // Бионика интеллекта: науч.-техн. журнал. — 2012. — № 2 (79). — С. 19–22.

Сформулирована и доказана теорема об аналитическом представлении интерполяционно-аппроксимационных операторов, часть параметров в которых выражается через другие методом наименьших квадратов. Эти параметры могут быть константами или функциями от нескольких переменных. Рассмотрены примеры.

Библиогр.: 5 назв.

UDC 519.6

**One theorem for interpolation-approximation operators in the integral form of the method of the least squares** / O.O.Lytvyn // Bionics of Intelligense: Sci. Mag. — 2012. — № 2 (79). — P. 19–22.

The theorem of analytical representation interpolation-approximation operators is formulated and proved. The part of parameters of these operators is expressed through others by a method of the least squares. These other parameters can be constants or functions of several variables. Examples are considered.

Ref.: 5 items.

УДК 519.81



Н.И. Калита

ХНУРЭ, г. Харьков, Украина, kalita.nik@gmail.com

## МАТЕМАТИЧЕСКИЕ МОДЕЛИ УПРАВЛЕНИЯ ПОВЕДЕНИЕМ ИНДИВИДУУМОВ ОДНОРОДНОЙ СОЦИАЛЬНОЙ ГРУППЫ В НЕСТАЦИОНАРНЫХ УСЛОВИЯХ

В статье предложены математические модели управления поведением однородной социальной группы индивидуумов в условиях нестационарной внешней среды как задачи выбора оптимальной стратегии распределения ресурсов. Нестационарность внешней среды моделируется на основе сценарного подхода. Предложена двухэтапная процедура оценки эффективности опорных решений и выбора устойчивого решения на полученном множестве.

ОДНОРОДНАЯ СОЦИАЛЬНАЯ ГРУППА, УПРАВЛЕНИЕ ПОВЕДЕНИЕМ, ТЕОРИЯ ПОЛЕЗНОСТИ, РАСПРЕДЕЛЕНИЕ РЕСУРСОВ, МЕТОД СЦЕНАРИЕВ, ОЦЕНКА ЭФФЕКТИВНОСТИ РЕШЕНИЙ

### Введение

Компьютеризация и развитие формальных подходов в теории принятия решений обусловили автоматизацию информационных процессов во всех сферах деятельности, в том числе и в управлении социально-экономическими, или организационными, объектами и системами [1, 2]. Проблема управления в общем случае интерпретируется как задача перевода объекта из некоторого начального состояния в заданное или требуемое конечное (целевое) состояние. Трудности управления организационными системами обусловлены их характерными свойствами [2], в том числе и такими как: 1) наличие различных социальных групп индивидуумов в структуре социально-экономической системы; 2) нестационарность – объект эволюционирует во времени, меняются его характеристики и параметры, что приводит к некоторой неопределенности в момент принятия решения. Поэтому наряду со стабильными ситуациями необходимо рассматривать и нестационарные режимы функционирования таких объектов, т.е. в условиях изменения факторов внешней среды. Основным средством успешной адаптации сложной системы к неопределенности и быстро меняющимся условиям внешней среды являются решения, устойчивые к вариациям параметров модели этой системы и среды. За последнее десятилетие сформировался новый подход к адаптивному управлению в условиях неопределенности внешней среды, основанный на методе сценариев [3, 4].

Для достижения собственных целей всякая социально-экономическая система осуществляет управление своими функциональными подсистемами, которые образуют производственный и обслуживающий комплексы. При этом возникает, в том числе, и задача управления группами людей – социальными и профессиональными, которые являются производителями всевозможных благ и услуг и потребителями этих же благ и услуг [1]. С позиций системного анализа в обоих случаях каждый индивидуум и группы индивидуумов

являются элементами управляемой системы, причем обладающими собственным активным поведением для реализации личных целей. Формализация проблемы управления поведением основана на теории полезности и принятия решений, и с этой позиции управление группой осуществляется как управление поведением однородной социальной группы, т.е. члены которой стремятся к достижению одной и той же цели [1]. Под поведением индивидуума понимается свободный осознанный выбор альтернативы  $x \in X$ , имеющей наибольшую полезность (привлекательность)  $x^0 = \arg \max_{x \in X} P(x)$  в данной ситуации выбора. В [5] представлены математические модели задач управления поведением однородной группы индивидуумов в стационарных условиях как задач распределения ограниченного количества моноресурса, выделенного на улучшение объективных частных характеристик альтернатив  $k_i(x)$ ,  $i = \overline{1, n}$ , и коррекцию предпочтений индивидуумов (весовых коэффициентов важности этих характеристик)  $a_i$ ,  $i = \overline{1, n}$ , с целью увеличения привлекательности заданной альтернативы  $P(x) = \sum_{i=1}^n a_i k_i^H(x)$ ,  $k_i^H(x)$  – нормированное значение частной характеристики.

Целью статьи является разработка математических моделей управления поведением однородной социальной группы в условиях нестационарности внешней среды и выбор оптимальной стратегии управления на основе оценки эффективности (устойчивости) решений.

### 1. Постановка задачи

Будем полагать, что внешняя среда  $Q$  характеризуется множеством параметров  $Q = \{q_m\}$ ,  $m = \overline{1, M}$ , где  $q_m$  определяются особенностями предметной области и решаемых задач. Компоненты  $q_m$  могут быть: случайными событиями; случайными величинами; случайными функциями; детерминированными переменными.

Изменения внешней среды проявляются в том, что предпочтения индивидумов  $a_i$ , частные характеристики альтернатив  $k_i(x)$  и их нормированные значения являются случайными функциями переменных  $q_m$  и могут изменяться во времени:  $a_i = \psi_{ai}(Q, t)$ ,  $k_i^H(x) = \psi_{ki}(x, Q, t)$ . В этом случае математические модели задач управления предпочтениями и частными характеристиками альтернатив имеют вид:

1. Задача управления предпочтениями как задача определения минимального количества ресурса и стратегии его распределения для достижения наибольшей привлекательности заданной альтернативы  $x^3 \in X$  по сравнению с другими альтернативами множества  $X$ :

$$\sum_{i=1}^n r_{i1} \rightarrow \min_{r_{i1} \in R}, \quad (1)$$

$$P(x^3, Q, t) > P(x_j, Q, t), \forall x_j \in X, j = \overline{1, N}, \quad (2)$$

$$\sum_{i=1}^n a_i(r_{i1}, Q, t) = 1, a_i(r_{i1}, Q, t) \geq 0. \quad (3)$$

2. Задача управления частными характеристиками заданной альтернативы как задача определения стратегии использования ограниченного ресурса для максимизации привлекательности заданной альтернативы  $x^3 \in X$ :

$$\sum_{i=1}^n a_i(Q, t) k_i^H(x, r_{2i}, Q, t) \rightarrow \max_{r_{2i} \in R}, \quad (4)$$

$$\sum_{i=1}^n r_{2i} \leq R. \quad (5)$$

3. Общая задача – комбинированное управление:

$$\sum_{i=1}^n a_i(r_{1i}, Q, t) k_i^H(x, r_{2i}, Q, t) \rightarrow \max_{r_{1i}, r_{2i} \in R}, \quad (6)$$

$$\sum_{i=1}^n (r_{1i} + r_{2i}) \leq R, \quad (7)$$

$$\sum_{i=1}^n a_i(r_{1i}, Q, t) = 1, a_i(r_{1i}, Q, t) \geq 0, \quad (8)$$

где  $r_{1i}$ ,  $r_{2i}$  – ресурсы, выделяемые на изменение предпочтений  $a_i$  и частных характеристик альтернатив  $k_i(x)$ ,  $i = \overline{1, n}$  соответственно.

В математических моделях (1)-(3), (4)-(5), (6)-(8) необходимо задавать временные сценарии поведения внешней среды  $Q(t)$ , и при этом каждой реализации сценария будет соответствовать некоторое оптимальное решение. Внешняя среда для лица, принимающего решение, не является управляемой и полностью контролируемой, и поэтому точный сценарий ее изменения неизвестен. Для элементов внешней среды можно получить лишь вероятностные оценки, а нестабильность экономики не позволяет получить достоверные прогнозы. В такой ситуации любое из оптимальных решений может оказаться неприемлемым как для

сценария  $Q(t)$ , так и любого другого  $Q'(t)$ . В таком случае для принятия решения в будущем необходимо разработать процедуру выбора эффективного решения, устойчивого к изменению параметров внешней среды  $Q$  [3].

## 2. Разработка процедуры выбора эффективного решения

Для генерации сценариев изменения внешней среды возможно использовать два подхода: эвристический и формальный. Эвристический подход основан на анализе предметной области и позволяет сформировать ограниченное множество наиболее достоверных сценариев:

- изменяются предпочтения индивидумов однородной социальной группы  $a_i(t)$ ;
- улучшаются значения частных характеристик  $k_i(x, t)$  одной или нескольких альтернатив;
- одновременно изменяются  $a_i(t)$  и  $k_i(x, t)$ ;
- появляется новая характеристика альтернатив  $k_{n+1}(x, t)$ ;
- появляется новая альтернатива  $x_{N+1}$ , и соответственно изменяются  $a_i(t)$  и  $k_i(x, t)$ .

Формальный подход позволяет сформировать любой сценарий  $Q_\zeta(t)$ , который может произойти под действием одного из приведенных факторов или их комбинации и смоделировать каждую из эвристических ситуаций. Параметры сценария  $Q_\zeta(t)$  формируются методом Монте-Карло.

Каждому конкретному состоянию внешней среды  $Q_\zeta(t)$ ,  $\zeta = \overline{1, \Sigma}$ ,  $t \in [t_0; t_\zeta]$ , где  $t_0$ ,  $t_\zeta$  – начальный и конечный моменты интервала планирования, соответствует некоторое оптимальное решение  $r$ . Поэтому для каждой из задач 1, 2 и 3 используется двухэтапная процедура принятия решения [3]. На первом этапе формируется множество опорных решений  $R_\zeta = \{r_\zeta\}$  и оценивается их эффективность (устойчивость) в условиях изменения сценариев внешней среды. Задачей второго этапа является выбор стратегии распределения ресурсов  $r_\zeta(t_0)$  в момент времени  $t_0$  на основе анализа множества возможных решений  $R_\zeta$ .

Целевая установка на момент принятия решения  $t_0$  является неизменной и не зависит от сценария поведения внешней среды  $Q(t)$ . Внешняя среда влияет на количественные значения важности частных характеристик  $a_i$ , структуру и параметры модели вычисления  $k_i^H(x)$ . В ограничениях внешняя среда может повлиять на значение свободного члена  $R$  и количество ограничений вида (2).

Вариации сценария  $Q(t)$  могут привести к следующим ситуациям:

- 1) изменение параметров целевых функций без изменения ограничений, определяющих область допустимых значений управляемых переменных;
- 2) изменение параметров ограничений при неизменных целевых функциях;



3) одновременное изменение целевых функций и ограничений.

Рассмотрим математические модели оценки последствий вариаций  $Q(t)$  для задач распределения ресурсов в каждом случае.

*Задача управления предпочтениями* (1)-(3).

1. Изменение целевой функции.

Поскольку целевая установка на момент принятия решений остается неизменной, будем полагать, что вид целевой функции не зависит от сценария внешней среды  $Q(t)$ . Внешняя среда может повлиять на количество моноресурса  $R$ : его увеличение не отразится на решении задачи, а в случае его уменьшения, возможно, что задача не имеет решения.

2. Изменение ограничений.

В этом случае полагаем, что сценарий внешней среды  $Q(t)$  определяет изменения ограничений (2)-(3), а именно, могут измениться количественные оценки начальных значений  $a_i^0$  до управления и параметры формирования нормированных значений частных критериев  $k_i^H(x)$ . Изменение  $a_i^0$  может повлиять на стратегию распределения ресурсов  $\{r_{li}\}$ , а это в свою очередь на ограничение (2). Для сценария  $Q_0(t)$  ограничение (2) примет вид:

$$\sum_{i=1}^n a_i(r_{li}^0)k_i^H(x^3, Q_0, t) > \sum_{i=1}^n a_i(r_{li}^0)k_i^H(x_l, Q_0, t), \quad \forall x_l \in X, l = \overline{1, N-1} \quad (9)$$

и  $\Delta P_l(x_l, Q_0, t) = P(x^3, Q_0, t) - P(x_l, Q_0, t)$ . Для любого другого конкретного сценария  $Q_j(t)$  получим

$$\sum_{i=1}^n a_i(r_{li}^0)k_i^H(x^3, Q_j, t) > \sum_{i=1}^n a_i(r_{li}^0)k_i^H(x_l, Q_j, t), \quad \forall x_l \in X, l = \overline{1, N-1} \quad (10)$$

и  $\Delta P_l(x_l, Q_j, t) = P(x^3, Q_j, t) - P(x_l, Q_j, t)$ . Здесь возможны ситуации: 1) выполняются все условия  $\Delta P_l(x_l, Q_j, t) > 0$ , и тогда это означает, что при сценарии  $Q_j(t)$  достаточное количество ресурсов

$\sum_{i=1}^n r_{li}^j \leq \sum_{i=1}^n r_{li}^0$ ; 2) часть условий (10) не выполняется, следовательно, количество ресурсов  $r_{li}^0$  в условиях сценария  $Q_j(t)$  не является достаточным. Оценка последствий изменения сценария внешней среды определится выражением  $\Delta P_l = \Delta P_l(x_l, Q_0, t) - \Delta P_l(x_l, Q_j, t)$ .

3. Одновременное изменение целевой функции и ограничений.

Анализ предыдущих ситуаций позволяет сделать вывод, что в случае изменения как целевой функции, так и ограничений задача распределения ресурсов: 1) не будет иметь решения (при уменьшении количества моноресурса  $R$ ); 2) решение  $r_{li}^0$  будет допустимым, но не оптимальным.

*Задача управления характеристиками альтернатив* (4)-(5).

1. Изменения целевой функции.

Целевая функция в общем виде представляется как:

$$P = F[a_i, k_i(x, r_i, t), Q, t] \quad (11)$$

и на момент принятия решения остается неизменной. Поэтому будем полагать, что оператор  $F$  не зависит от  $Q(t)$ , а внешняя среда может изменить количественные оценки  $a_i$  и нормированные значения частных критериев  $k_i^H(x)$ . При этом значения управляемых переменных остаются неизменными, т.е.  $\{r_i\} = \{r_i^0\}$ . Значение целевой функции (11) для конкретного сценария  $Q_0(t)$  при оптимальном решении  $r_{2i}^0$  равно:

$$P^0 = \sum_{i=1}^n a_i(Q_0)k_i^H(x, r_{2i}^0, t), \quad (12)$$

а для любой другой конкретной реализации сценария  $Q_j(t)$ , получим

$$P_j = \sum_{i=1}^n a_i(Q_j)k_i^H(x, r_{2i}^0, t). \quad (13)$$

Тогда оценка последствий определяется как  $\Delta P_j = P^0 - P_j$ .

2. Изменение ограничений.

Будем полагать, что целевая функция (12) является стабильной, не зависящей от вариаций параметров внешней среды  $Q(t)$ . В ограничении (5) может изменяться правая часть, т.е. общее количество моноресурса  $R$ . Это означает, что изменение вектора внешних условий приводит к деформации области допустимых решений  $r_{2i} \in R, R = Z[Q]$  в то время, как опорное решение  $r_{2i}^0$  по определению остается неизменным. В результате возможны две ситуации. В первом случае опорное решение  $r_{2i}^0$  удовлетворяет новому ограничению, и потерь нет. Вторая ситуация означает, что ограничение не удовлетворяется, и это связано с финансовым риском. Потери за счет нарушения ограничения равны

$$\Delta P_h = H^R(R, Q_j), \quad (14)$$

где  $H^R$  – оператор штрафа за нарушение ограничения на  $R$ .

3. Оценка комплексных последствий.

С учетом (12)-(13) математическая модель комплексных последствий изменения сценария поведения внешней среды  $Q_j(t)$  примет вид:

$$\Delta P_{kj} = \sum_{i=1}^n a_i(Q_0)k_i^H(x, r_{2i}^0, t) - \sum_{i=1}^n a_i(Q_j)k_i^H(x, r_{2i}^0, t) + H^R(R, Q_j). \quad (15)$$

Для выполнения условия сравнимости результатов устойчивости опорных решений  $r_{2i}^0$  расчеты по (15) проводятся при одних и тех же значениях  $Q_j(t)$ . В итоге получим матрицу, аналогичную

матрице платежей (табл. 1), которая используется при принятии решений в условиях риска и неопределенности.

На диагонали находятся значения функции цели для каждого опорного решения  $r_j^0$ , соответствующего реализации внешних условий  $Q_j(t)$ , а все остальные элементы являются оценками последствий вариаций,  $j = \overline{1, m}$ . Исходя из этой информации, необходимо выбрать единственное решение.

**Таблица 1**

Оценка последствий вариации опорных решений для задачи управления частными характеристиками альтернатив

Опорные решения $r_{2j}^0$	Вариации внешних условий $Q_j(t)$			
	$Q_1(t)$	$Q_2(t)$	...	$Q_m(t)$
$r_{21}^0$	$P_{11}^0[r_1^0, Q_1(t)]$	$\Delta P_{12}[r_1^0, Q_2(t)]$	...	$\Delta P_{1m}[r_1^0, Q_m(t)]$
$r_{22}^0$	$\Delta P_{21}[r_2^0, Q_1(t)]$	$P_{22}^0[r_2^0, Q_2(t)]$	...	$\Delta P_{2m}[r_2^0, Q_m(t)]$
...	...	...	...	...
$r_{2m}^0$	$\Delta P_{m1}[r_m^0, Q_1(t)]$	$\Delta P_{m2}[r_m^0, Q_2(t)]$	...	$P_{mm}^0[r_m^0, Q_m(t)]$

Общая задача (6)-(8).

1. Изменение целевой функции.

Внешняя среда может изменить начальные значения количественных значений  $a_i^0$  и нормированные значения частных критериев  $k_i^H(x)$ . Значение целевой функции для конкретного сценария  $Q_0(t)$  при оптимальном решении  $(r_{1i}^0, r_{2i}^0)$  определяется как

$$P^0 = \sum_{i=1}^n a_i(r_{1i}^0, Q_0, t) k_i^H(x, r_{2i}, t, Q_0), \quad (16)$$

а при любом другом сценарии  $Q_j(t)$ :

$$P_j = \sum_{i=1}^n a_i(r_{1i}^0, Q_j, t) k_i^H(x, r_{2i}, t, Q_j). \quad (17)$$

Оценка последствий определяется как  $\Delta P_j = P^0 - P_j$ .

2. Изменение ограничений.

Изменение ограничений (7)-(8) имеет последствия, аналогичные задачам 1 и 2.

3. Оценка комплексных последствий.

С учетом (16)-(17) оценка последствий изменения целевой функции и ограничений имеет вид:

$$\Delta P_{kj} = \sum_{i=1}^n a_i(r_{1i}^0, Q_0, t) k_i^-(x, r_{2i}, t, Q_0) - \sum_{i=1}^n a_i(r_{1i}^0, Q_j, t) k_i^-(x, r_{2i}, t, Q_j) + H^R(R, Q_j) \quad (18)$$

Результаты расчетов представим в таблице, аналогичной табл. 2.

Выбор единственного решения, что является сутью второго этапа, осуществляется на основе анализа последствий вариации опорных решений.

Поскольку в условиях нестационарности внешней среды решение должно удовлетворять не только требованиям эффективности, но и устойчивости к изменению условий, то необходимо использовать подходы к принятию решений в условиях риска и неопределенности [3].

**Таблица 2**

Оценка последствий вариации опорных решений для общей задачи управления

Опорные решения $(r_{1i}^0, r_{2j}^0)$	Вариации внешних условий $Q_j(t)$			
	$Q_1(t)$	$Q_2(t)$	...	$Q_m(t)$
$r_{11}^0, r_{21}^0$	$P_{11}^0[r_1^0, Q_1(t)]$	$\Delta P_{12}[r_1^0, Q_2(t)]$	...	$\Delta P_{1m}[r_1^0, Q_m(t)]$
$r_{12}^0, r_{22}^0$	$\Delta P_{21}[r_2^0, Q_1(t)]$	$P_{22}^0[r_2^0, Q_2(t)]$	...	$\Delta P_{2m}[r_2^0, Q_m(t)]$
...	...	...	...	...
$r_{1m}^0, r_{2m}^0$	$\Delta P_{m1}[r_m^0, Q_1(t)]$	$\Delta P_{m2}[r_m^0, Q_2(t)]$	...	$P_{mm}^0[r_m^0, Q_m(t)]$

Принятие решения в условиях риска предполагает, что известны вероятности реализации различных состояний природы  $V_j, j = \overline{1, m}$ , т.е. сценариев поведения внешней среды  $Q_j(t)$ . Поэтому решение в такой ситуации принимается на основе критерия ожидаемого значения, согласно которому альтернативные решения сравниваются с точки зрения максимизации ожидаемого выигрыша или минимизации ожидаемых потерь. В рассматриваемой задаче в качестве критерия оценки различных решений используется математическое ожидание значения целевой функции

$$M(P_i^0) = \sum_{j=1}^m V_j (P_{ij} + \Delta P_{ij}), \quad i = \overline{1, m}, \quad (19)$$

а правило выбора наилучшего решения имеет вид:

$$r^0 = \arg \max_{r_{2i}^0} \sum_{j=1}^m V_j (P_{ij} + \Delta P_{ij}). \quad (20)$$

Использование вероятностного подхода целесообразно, когда имеется возможность определить вероятности  $V_j$  реализации различных сценариев внешней среды. В противном случае необходимо использовать подход к принятию решения в условиях неопределенности с учетом степени консерватизма лица, принимающего решение.

**Выводы**

В работе предложены математические модели задачи управления поведением однородной социальной группы в условиях нестационарной внешней среды как задачи распределения ресурсов, необходимых для изменения предпочтений индивидуумов и частных характеристик альтернатив. Для моделирования нестационарности используется сценарный подход, который реализован эвристическим и формальным методами.

Получены оценки эффективности опорных решений, соответствующих различным сценариям

внешней среды, из которых формируются матрицы, аналогичные матрицам платежей. Выбор единственного устойчивого решения осуществляется с помощью критериев принятия решений с учетом степени неопределенности в ситуации выбора.

Разработанные математические модели и процедуры выбора эффективных решений предназначены для использования в системах поддержки принятия решений по управлению организационными системами.

**Список литературы:** 1. *Петров, Э.Г.* Организационное управление городом и его подсистемами (методы и алгоритмы) [Текст] / Э.Г. Петров. – Х.: Выща школа, 1986. – 144с. 2. *Бурков, В.Н.* Введение в теорию управления организационными системами [Текст] / В.Н. Бурков, Н.А. Коргин, Д.А. Новиков. – М.: Либроком, 2009. – 264 с. 3. *Овезгельдыев, А.О.* Синтез и идентификация моделей многофакторного оценивания и оптимизации [Текст] / А.О. Овезгельдыев, Э.Г. Петров, К.Э. Петров. – Киев: Наукова думка, 2002. – 163 с. 4. *Переверза, Е.В.* Сценарный подход в задачах анализа сложных социальных систем [Текст] / Е.В. Переверза // Системні дослідження та інформаційні технології. – 2011. – № 1. – С. 133-143. 5. *Петров, Э.Г.* Модели управления поведением индивидуумов однородной социальной группы в стационарных условиях [Текст] / Э.Г. Петров, Н.И. Калита // Вестник ХНТУ. – 2005. – №1(21). – С. 73-77.

*Поступила в редколлегию 11.07.2012*

УДК 519.81

**Математичні моделі управління поведінкою індивідуумів однорідної соціальної групи у нестационарних умовах** / Н.І. Калита // Біоніка інтелекту: наук.-техн. журнал. – 2012. – № 2 (79). – С. 23–27.

Запропоновані математичні моделі управління поведінкою однорідних соціальних груп у нестационарних умовах через управління перевагами індивідуумів, частинними характеристиками альтернатив та комбінованим способом. Оптимізаційні задачі сформульовані як задачі розподілу моноресурсу. Нестационарність зовнішнього середовища моделюється методом сценаріїв з використанням евристичного та формального підходів. Розглянуто оцінку наслідків варіації опорних рішень та обрані критерії вибору ефективного рішення.

Табл. 2. Бібліогр.: 5 найм.

UDC 519.81

**Mathematical models of behaviour control uniform social groups of individuals in nonstationarity** / N.I. Kalita // Bionics of Intelligense: Sci. Mag. – 2012. – № 2 (79). – P. 23–27.

The mathematical models of control uniform social groups in nonstationary by control individuals preferences, partial characteristics of alternatives and the combined. The optimization tasks were formulated as the distribution of monore-source tasks. The nonstationarity environment is modelled by scenarios using heuristic and formal approaches. The assessments of the effects of variation of reference solutions was considered and were selected criteria for making an efficient solution.

Tabl. 2. Ref.: 5 items.

УДК 519.233.5, 519.254

О.И. Синельникова<sup>1</sup>, Л.В. Перепелкина<sup>2</sup>ХНУРЭ, г.Харьков, Украина, <sup>1</sup>ol.sinelnikova@gmail.com, <sup>2</sup>ludapv@mail.ru

## МОДЕЛИ И МЕТОДЫ ПРИ МНОГОФАКТОРНОМ МОДЕЛИРОВАНИИ ЦЕНЫ НА НЕФТЬ

В статье исследуются модели и методы многофакторного моделирования цены на нефть. В ходе численных экспериментов на двух классах моделей подтвердилась целесообразность включения в модель факторов, отражающих резонанс в СМИ. Во всех моделях была учтена упреждающая зависимость, рассчитанная с помощью кросскорреляции. Также в ходе экспериментов был проведен сравнительный анализ приемлемости этих моделей для поставленной задачи, в результате которого, квадратичная модель оказалась адекватнее линейной.

**МНОГОФАКТОРНОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ, МЕТОД ГРУППОВОГО УЧЕТА АРГУМЕНТОВ, КРОССКОРРЕЛЯЦИЯ, МАКРОЭКОНОМИЧЕСКИЕ ПОКАЗАТЕЛИ, РЕЗОНАНС В СМИ.**

### Введение

Нефть — это сырье, одно из наиболее стратегически важных для подавляющего числа государств. Модель ценообразования нефти интересует не только участников торгов на фондовых рынках или инвесторов и акционеров в нефтедобывающем секторе [1],[2]. Планирование бюджета государства невозможно представить без учета цен на нефть так же, как и составление долгосрочных бизнес-проектов в любой отрасли: будь то энергетика или сельское хозяйство, металлургия или легкая промышленность, не говоря уже о химической, в которой полимеры давно завоевали лидирующие позиции.

И во всех этих сферах деятельности менеджерам крупного звена необходимо принимать решения с учетом котировок на нефть, что делает область многофакторного моделирования цены на нефть актуальной для исследований.

Ранее уже были предложены модели подобного рода [2], однако они включали в себя данные, собранные до 2008 г., когда наблюдался относительно устойчивый положительный тренд, и не включали данные стремительного падения цены на нефть во второй половине 2008 г. Также период, в котором были построены модели зависимости, был поделен на две части, что может говорить о неуниверсальности модели.

В данной работе предполагается, что для построения моделей цены на нефть следует учитывать такие показатели, как: индексы производства, задействованных мощностей производства, деловой активности, экономической уверенности крупных производителей, уверенности потребителей; объемы экспорта, импорта, промышленного производства, розничных продаж; внешнеторговый оборот и оборот розничной торговли.

Также предполагается получить модель, которая отображает динамику роста цены на нефть с учетом анализа резонанса в прессе, телевидении и на интернет ресурсах о нефти. В качестве факторов было взято количество появившихся в интернете статей, проиндексированных в поисковой системе Google

за каждый месяц по запросам: «нефть», «цена на нефть», «Ближний восток», «Россия», «oil price», «middle east», «кризис», «цена на нефть» (по России). Такой подход к построению модели позволит учесть влияние «шумихи» в прессе на цену нефти [3].

Для более детального анализа проблемы предлагается получить модель, которая учитывала бы обе группы факторов — макроэкономические показатели и резонанс в СМИ.

Выбранные факторы могут влиять на цену нефти не прямо, а с некоторым упреждением, поэтому при построении многофакторной модели будет учтен временной лаг [4].

### 1. Формальная постановка

Целью данной работы является проведение сравнительного анализа моделей, полученных на различных классах, для выявления модели наиболее адекватно отображающей зависимость цены на нефть от независимых факторов — макроэкономических показателей, а также от факторов, отображающих резонанс в СМИ.

Приведем формальную постановку задачи исследования. В данной работе предлагается рассматривать задачу многофакторного моделирования макроэкономических показателей государства на примере модели цены на нефть, а также сравнительный анализ линейных и нелинейных моделей в экономическом моделировании.

Пусть исходная величина, курс гривны по отношению к доллару, задана в виде временного ряда:  $Y = \{Y(t), Y(t-1), \dots, Y(t-T)\}$ , длиной  $T$ .

Исходя из вышесказанного, приведем формальную постановку задачи определения функциональной зависимости между независимыми факторами и ценой на нефть:

$$\hat{Y}(t+1) = F(x_1(t), \dots, x_1(t-\tau_1), x_2(t), \dots, x_2(t-\tau_2), \dots, x_n(t), \dots, x_n(t-\tau_n), S, \bar{a}) + \varepsilon(t), \quad (1)$$

где:

—  $F_S(\cdot)$  — модель, описывающая связь между значением ВВП в момент времени  $t$  и значениями



независимых факторов, определенная методами многофакторного моделирования;

- $S$  – структура модели;
- $\bar{a}$  – вектор параметров модели;
- $\tau_1, \tau_2, \dots, \tau_N$  – временные лаги для соответствующих переменных;
- $x_1, x_2, \dots, x_N$  – статистические значения макроэкономических показателей, которые являются независимыми переменными.

К независимым факторам, которые целесообразно рассматривать, можно отнести следующие:

- $x_1$  – индекс производства;
- $x_2$  – объем экспорта;
- $x_3$  – внешнеторговый оборот;
- $x_4$  – оборот розничной торговли;
- $x_5$  – задействованные мощности производства;
- $x_6$  – индекс деловой активности;
- $x_7$  – объем розничных продаж;
- $x_8$  – объем промышленного производства;
- $x_9$  – объем импорта;
- $x_{10}$  – индекс уверенности крупных производителей;
- $x_{11}$  – индекс уверенности потребителя;
- $x_{12}$  – количество новостей в интернете по запросу «нефть»;

–  $x_{13}$  – количество новостей в интернете по запросу «цена на нефть»;

–  $x_{14}$  – количество новостей в интернете по запросу «Ближний восток»;

–  $x_{15}$  – количество новостей в интернете по запросу «Россия»;

–  $x_{16}$  – количество новостей в интернете по запросу «oil price»;

–  $x_{17}$  – количество новостей в интернете по запросу «middle east»;

–  $x_{18}$  – количество новостей в интернете по запросу «Кризис»;

–  $x_{19}$  – количество новостей в интернете по запросу «Цена на нефть» по России.

Далее введем обозначение  $f_S(\bar{a})$ , как функции некоторой модели  $S$  с параметрами  $\bar{a}$ , то есть

$$f_S(\bar{a}) = F(x_1(t), \dots, x_1(t - \tau_1), x_2(t), \dots, \dots, x_2(t - \tau_2), \dots, x_N(t), \dots, x_N(t - \tau_N), S, \bar{a}).$$

В данной работе зависимость  $F_S(\cdot)$  в модели (1) будем рассматривать на классе моделей:

- линейные модели, полученные методом группового учета аргументов [5] в виде обобщенных полиномов Колмогорова-Габора:

$$\hat{Y}(t+1) = a_0 + \sum_{i=1}^N a_i x_i(t) + \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N a_{ij} x_i(t) x_j(t) + \dots + \varepsilon(t)$$

с частичными описаниями вида:

$$f_{i,k}(t) = a_0 + a_i x_i(t) + a_k x_k(t);$$

- полиномиальные модели, полученные методом группового учета аргументов в виде

обобщенных полиномов Колмогорова-Габора:

$$\hat{Y}(t+1) = a_0 + \sum_{i=1}^N a_i x_i(t) + \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N a_{ij} x_i(t) x_j(t) + \dots + \varepsilon(t)$$

с частичными описаниями вида:

$$f_{i,k}(t) = a_0 + a_i x_i(t) + a_k x_k(t) + a_{i,k} x_i(t) x_k(t) + a_{i,i} x_i^2(t) + a_{k,k} x_k^2(t).$$

Структура и параметры модели (1) должны удовлетворять следующему векторному критерию:

$$\begin{aligned} \sum_{t=1}^T (Y(t) - \hat{Y}(t))^2 \rightarrow \min_S \min_a, \\ R^2(f_S(\bar{a})) \rightarrow \max_S \max_a, \\ S(f_S(\bar{a})) \rightarrow \min_S \min_a, \end{aligned} \quad (2)$$

где  $R^2(f_S(\bar{a}))$  – коэффициент множественной детерминации для модели  $f_S(\bar{a})$ ;  $S(f_S(\bar{a}))$  – оценка среднеквадратического отклонения для ряда ошибок  $e(t)$ , полученных по модели  $f_S(\bar{a})$ , то есть:

$$e(t) = Y(t) - f_S(\bar{a}).$$

Для определения  $\tau_1, \tau_2, \dots, \tau_N$  – временных лагов для соответствующих переменных, используется кросс-корреляционная функция вида:

$$r_{x,y}[k] = \frac{\sum_{i=1}^{n-k} y_i x_{i+k} - \frac{\sum_{i=1}^{n-k} y_i \sum_{i=1}^{n-k} x_{i+k}}{n-k}}{\sqrt{\left( \sum_{i=1}^{n-k} y_i^2 - \frac{\left( \sum_{i=1}^{n-k} y_i \right)^2}{(n-k)} \right) \left( \sum_{i=k+1}^n x_i^2 - \frac{\left( \sum_{i=1}^{n-k} x_i \right)^2}{(n-k)} \right)}}, \quad (3)$$

где  $k$  – лаг, на который смещаются ряды;  $n$  – общее количество элементов;  $x, y$  два ряда, для которых рассчитывается кросс-корреляция.

Лаг  $\tau$  выбирается как:

$$\tau_i = k_0^i; k_0^i \in K: r_{k_0}^i = \max_k |r_k^i| \vee |r_{k_0}^i| > |\sigma(r_k)|;$$

$$\sigma(r_k) = \sqrt{\frac{1 + 2 \sum_{j=1}^{k-1} r_j^2}{K}}.$$

При построении нелинейной модели с учетом дисперсионного анализа подсчитывается коэффициент детерминации по формуле:

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (\bar{Y}_i - Y_i)^2}{\sum_{i=1}^n (Y_S - Y_i)^2}, \quad (4)$$

где  $\bar{Y}_i$  – полученные значения регрессии;  $Y_i$  – исходные значения;  $n$  – количество элементов в выборке;  $Y_S$  – среднее значение исходных данных. Величина  $R^2$  – коэффициент детерминации, который пока-

зывает, какая доля дисперсии функции объясняется изменениями входящих в уравнение регрессии независимых переменных при полученных значениях коэффициентов модели.

Решение задачи (2) по сути распадается на два отдельных этапа: идентификация структуры модели; параметрическая идентификация модели.

### 2. Выбор и обоснование метода

Метод группового учета аргументов (МГУА) использует идеи самоорганизации и механизмы живой природы – скрещивание (гибридизацию) и селекцию (отбор).

Наиболее полная зависимость между входами  $X_i$  и выходами  $Y_i$  может быть представлена с помощью обобщенного полинома Колмогорова-Габора.

Пусть есть  $X = (x_1, \dots, x_N)$ , тогда такой полином имеет вид:

$$\hat{Y} = a_0 + \sum_{i=1}^N a_i x_i + \sum_{i=1}^N \sum_{j \leq i} a_{i,j} x_i x_j + \dots + \sum_{i=1}^N \sum_{j \leq i} \sum_{k \leq j} a_{i,j,k} x_i x_j x_k + \dots$$

с частичными описаниями вида:

$$f_{i,k}(t) = a_0 + a_i x_i(t) + a_k x_k(t),$$

$$f_{i,k}(t) = a_0 + a_i x_i(t) + a_k x_k(t) + a_{i,k} x_i(t) x_k(t) + a_{i,i} x_i^2(t) + a_{k,k} x_k^2(t),$$

где все коэффициенты  $a$  неизвестны.

При построении модели (при определении значений коэффициентов) в качестве критерия используется критерий регулярности (точности):

$$\bar{\epsilon}^2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - F(x_i))^2;$$

$$\bar{\epsilon}^2 \rightarrow \min .$$

### 3. Анализ численного эксперимента

#### 3.1 Получение линейной модели, учитывающей макроэкономические показатели по России

В результате аппроксимации линейными полиномами на третьем слое была получена модель цены на нефть, в которую вошли такие факторы:

- $x_1$  – индекс производства;
- $x_2$  – объем экспорта;
- $x_3$  – внешнеторговый оборот;
- $x_4$  – оборот розничной торговли;
- $x_5$  – задействованные мощности производства;
- $x_6$  – индекс деловой активности;
- $x_7$  – объем розничных продаж;
- $x_8$  – объем промышленного производства;
- $x_9$  – объем импорта.

Сравнительные графики аппроксимации представлены на рис. 1.



Рис. 1. График фактического значения цены на нефть и ее линейной модели зависимости от макроэкономических показателей

#### 3.2 Получение линейной модели, учитывающей резонанс в СМИ

В результате аппроксимации линейными полиномами на третьем слое была получена модель цены на нефть, учитывающая резонанс в СМИ, в которую вошли такие факторы:

- $x_2$  – объем экспорта;
- $x_3$  – внешнеторговый оборот;
- $x_4$  – оборот розничной торговли;
- $x_5$  – задействованные мощности производства;
- $x_6$  – индекс деловой активности;
- $x_7$  – объем розничных продаж;
- $x_8$  – объем промышленного производства;
- $x_9$  – объем импорта;
- $x_{12}$  – количество новостей в интернете по запросу «нефть»;
- $x_{16}$  – количество новостей в интернете по запросу «oil price».

Сравнительные графики аппроксимации представлены на рис. 2.



Рис. 2. График фактического значения цены на нефть и ее линейной модели зависимости от макроэкономических показателей с учетом резонанса в СМИ

#### 3.3 Получение нелинейной модели, учитывающей макроэкономические показатели

В результате аппроксимации квадратичными полиномами была получена на пятом слое модель цены на нефть, в которую вошли такие факторы:

- $x_1$  – индекс производства;
- $x_2$  – объем экспорта;
- $x_3$  – внешнеторговый оборот;

- $x_4$  – оборот розничной торговли;
- $x_5$  – задействованные мощности производства;
- $x_6$  – индекс деловой активности;
- $x_7$  – объем розничных продаж;
- $x_8$  – объем промышленного производства;
- $x_9$  – объем импорта.

Сравнительные графики аппроксимации представлены на рис. 3.



Рис. 3. График фактического значения цены на нефть и ее нелинейной модели зависимости от макроэкономических показателей

### 3.4 Получение нелинейной модели, учитывающей резонанс в СМИ

В результате аппроксимации квадратичными полиномами была получена на пятом слое модель цены на нефть, учитывающая резонанс в СМИ, в которую вошли такие факторы:

- $x_1$  – индекс производства;
- $x_2$  – объем экспорта;
- $x_3$  – внешнеторговый оборот;
- $x_5$  – задействованные мощности производства;
- $x_6$  – индекс деловой активности;
- $x_7$  – объем розничных продаж;
- $x_8$  – объем промышленного производства;
- $x_9$  – объем импорта;
- $x_{11}$  – индекс уверенности потребителя;
- $x_{13}$  – количество новостей в интернете по запросу «цена на нефть».

Сравнительные графики аппроксимации представлены на рис. 4.



Рис. 4. График фактического значения цены на нефть и ее нелинейной модели зависимости от макроэкономических показателей с учетом резонанса в СМИ

### 3.5 Сравнительный анализ полученных моделей

Статистические свойства ошибок линейных моделей представлены в табл. 1.

Таблица 1

Статистические свойства ошибок линейных моделей

Модель	Линейная модель (факторы)	Линейная модель (новости)
Среднее значение	9,3131	8,2266
Медиана	8,2798	7,8994
СК отклонение	16,0991	14,9307
Min значение	-47,9401	-54,2372
Max значение	53,3807	46,3760

Статистические свойства ошибок квадратичных моделей представлены в табл. 2.

Таблица 2

Статистические свойства ошибок нелинейных моделей

Модель	Нелинейная модель (факторы)	Нелинейная модель (новости)
Среднее значение	5,6797	5,2497
Медиана	-0,5123	-0,6260
СК отклонение	8,2798	7,8994
Min значение	-27,8756	-28,3662
Max значение	19,8046	19,2112

### Выводы

Как видно из статистических свойств ошибок линейных моделей, несмотря на ее адекватность, модель менее приемлема для моделирования цен на нефть в реальном времени, так как дает довольно большую погрешность.

В то же время, квадратичная модель имеет приблизительно в два раза меньшую погрешность, то есть является более адекватной. Следовательно, ее использование для моделирования цены на нефть в реальном времени целесообразнее.

Данная работа была проведена в качестве одного из этапов комплексного исследования по разработке метода, который по сути является надстройкой над существующими подходами многофакторного моделирования. Разрабатываемый метод призван учитывать как можно более полную зависимость при многофакторном моделировании (сезонные составные, тренды, линейные и нелинейные зависимости, упреждающие зависимости и т.д.). Рассмотренный пример показал высокую значимость факторов, отражающих резонанс в масс-медиа: эксперименты на обоих классах моделей доказали преимущества модели, которая учитывает не только макроэкономические показатели, но и резонанс в СМИ.

Следующим этапом исследования будет разработка метода многофакторного моделирования отдельных компонентов зависимой переменной на основе метода «Гусеница».

**Список литературы:** 1. Брагинский, О. Б. Цены на нефть: история, прогноз, влияние на экономику [Текст] / О. Б. Брагинский // Журнал. Рос. хим. об-ва им. Д. И. Менделеева. – 2008. – Т. LII, № 6. 2. Варшавский, Л. Е. Моделирование динамики цены на нефть при разных режимах развития рынка нефти [Текст] / Л. Е. Варшавский // Прикладная эконометрия. – 2009. – № 1(13). – С. 70–88. 3. Boardman, J. Systems Thinking: Coping with 21st Century Problems (Industrial Innovation) [Текст] / J. Boardman // CRC Press. – 2008. – 240 p. 4. Елисеева, И. И. Общая теория статистики [Текст] / И. И. Елисеева, М. М. Юзбашев // М: «Финансы и статистика». – 2004. – 657 с. 5. Ивахненко, А. Г. Моделирование сложных систем по экспериментальным данным [Текст] / А. Г. Ивахненко, Ю. П. Юрачковский. – М.: «Радио и связь». – 1987. – 119 с.

*Поступила в редколлегию 28.08.2012*

УДК 519.233.5, 519.254

**Моделі та методи при багатофакторному моделюванні ціни на нафту** / О.І. Синельнікова, Л.В. Перепьолкіна // Біоніка інтелекту: наук.-техн. журнал. – 2012. – № 2 (79). – С. 28–32.

У роботі розглянуто результати аналізу застосування лінійних та нелінійних моделей при багатофакторному моделюванні ціни на нафту. Також розглянуто доцільність врахування не тільки макроекономічних факторів, але й факторів, що відображають резонанс у ЗМІ. Для відображення упереджувальної залежності ціни на нафту від незалежних факторів було враховано часовий лаг, визначений за допомогою кроскореляції.

Табл .2. Іл .4. Бібліогр.: 5 найм .

UDC 519.233.5, 519.254

**Models and methods in multivariate modeling oil price** / O.I. Sinelnikova, L.V. Perepolkina // Bionics of Intelligence: Sci. Mag. – 2012. – № 2 (79). – P. 28–32.

The article deals with the analysis of linear and nonlinear models for multivariate modeling of the oil price. Expediency of taking into model not only the macro-economic factors, but also the factors that reflect media coverage has also been examined. To reflect the proactive depending on oil prices from independent factors the calculated by cross-correlation time lag has been taken into account.

Tab. 2. Fig. 4. Ref.: 5 items.





Н.М. Кораблев<sup>1</sup>, Г.С. Иващенко<sup>2</sup>, М.В. Кушнарев<sup>3</sup>  
<sup>1</sup>ХНУРЭ, г. Харьков, Украина, korablev.nm@gmail.com  
<sup>2</sup>ХНУРЭ, г. Харьков, Украина, igs2005@rambler.ru  
<sup>3</sup>ХНУРЭ, г. Харьков, Украина, mauxion@gmail.com

## АГЕНТНО-ОРИЕНТИРОВАННЫЙ ПОДХОД НА ОСНОВЕ ИСКУССТВЕННЫХ ИММУННЫХ СИСТЕМ ДЛЯ РЕШЕНИЯ ЗАДАЧИ КОММИВОЯЖЕРА

В представленной работе рассматриваются особенности применения агентно-ориентированного подхода, основанного на использовании искусственных иммунных систем, для решения задачи коммивояжера. Представлены результаты экспериментальных исследований, демонстрирующие преимущество предложенного подхода по сравнению с применением генетических алгоритмов для решения поставленной задачи.

ГРАФ, ЗАДАЧА КОММИВОЯЖЕРА, ИСКУССТВЕННАЯ ИММУННАЯ СИСТЕМА, АФФИННОСТЬ, АНТИТЕЛО, КЛОН, КЛОНАЛЬНЫЙ ОТБОР, МУТАЦИЯ, ГЕНЕТИЧЕСКИЙ АЛГОРИТМ

### Введение

Одно из обобщений задачи о гамильтоновых циклах в графе – задача коммивояжера (ЗК), имеет ряд применений, в частности, при решении многих транспортных проблем. Важной проблемой при решении этой задачи является ограниченность вычислительных и временных ресурсов. Известно, что задача коммивояжера является NP-полной, что не позволяет применять точные методы решения в случае задач большой размерности. Для быстрого получения ответа могут использоваться эвристические методы, в результате которых получаются приближенные решения. Зачастую востребованы так называемые апу-time алгоритмы, которые постепенно улучшают некоторое текущее приближенное решение.

Известны работы по решению задачи коммивояжера с помощью генетических алгоритмов (ГА). В [1-4] показано, что ГА позволяют получать хорошие результаты при решении NP-полных оптимизационных задач. В [5] проведен сравнительный анализ эффективности различных видов ГА к решению ЗК. Комбинирование операции кроссовера с эвристическими алгоритмами, как показано в [6], приводит к повышению скорости сходимости ГА. В рассмотренных работах предлагаются различные варианты представления маршрутов, различные версии генетических операторов. Предложенный в [7] гибридный алгоритм основан на новом способе кодирования решения, позволяющем использовать классические операторы ГА, обладающие меньшей трудоемкостью.

Одним из перспективных направлений исследования ЗК является разработка новых и развитие существующих методов на основе использования искусственных иммунных систем (ИИС) – новой парадигмы «мягких вычислений» (soft computing), которая может интегрироваться с другими подходами. Свойства иммунной системы служат примером локальных адаптивных процессов, реализующих

эффективные глобальные реакции [8, 9]. В [10] предложен метод решения ЗК на основе использования ИИС, обладающий высокими скоростными характеристиками.

Несмотря на многочисленные достоинства, рассмотренные методы имеют ряд недостатков, затрудняющих процесс поиска оптимального решения: потеря разнообразия в популяции, преждевременная сходимость и др. При решении задач большой размерности становится актуальной проблема низкой точности полученного решения, т.к. большая размерность не позволяет исследовать за приемлемое время все пространство возможных решений.

Целью данной работы является разработка метода решения ЗК, использующего агентно-ориентированный подход, который основан на ИИС, а также программная реализация разработанного метода и проведение экспериментальных исследований.

### 1. Постановка задачи

Задача коммивояжера математически формулируется следующим образом: дан полносвязный неориентированный взвешенный граф, характеризуемый матрицей расстояний  $C = [c_{ij}]$  размерностью  $N \times N$ , где  $N$  – число вершин графа,  $c_{ij}$  – вес ребра, ведущего из вершины  $i$  в вершину  $j$  (в данной задаче вес ребра имеет смысл длины или стоимости маршрута из пункта  $i$  в пункт  $j$ ). Маршрут обхода описывается матрицей переходов  $\xi = [\xi_{ij}]$  размерностью  $N \times N$ , в которой  $\xi_{ij} \in \{0, 1\}$ ,  $\xi_{ij} = 1$ , если маршрут идет из вершины  $i$  непосредственно в вершину  $j$ , и  $\xi_{ij} = 0$  в противном случае. Чтобы устранить недопустимые решения при  $\xi_{ii} = 1$ , положим  $c_{ii} = \infty, i = \overline{1, N}$ .

Требуется найти величины  $\xi_{ij}$ , минимизирующие критерий

$$Q(x) = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N c_{ij} \xi_{ij} \rightarrow \min \quad (1)$$

при условии:

$$\sum_{i=1}^N \xi_{ij} = \sum_{j=1}^N \xi_{ij} = 1, \forall i = \overline{1, N}, j = \overline{1, N}. \quad (2)$$

Условие (2) гарантирует, что решение будет циклическим, т.е. в каждую вершину входит и из нее выходит только одна дуга.

В работе для решения поставленной задачи предлагается использование агентно-ориентированного подхода, основанного на применении ИИС.

## 2. Реализация агентно-ориентированного подхода на основе ИИС

Для решения ЗК с помощью ИИС необходимо сопоставить биологические объекты и процессы с их аналогами из предметной области. Антигены соответствуют условиям задачи – набору вершин графа.

Лимфоциты, характеризуемые набором антител (вершинами графа в порядке обхода) – агенты ИИС, характеризуемые протяженностями обхода, изначально не имеют своего маршрута обхода графа. В этом состоит ключевая особенность агентно-ориентированного подхода. В отличие от генетических алгоритмов, оперирующих популяцией готовых вариантов решений, постепенно улучшающихся в ходе эволюции, в данном случае агенты ИИС изначально не знают пути, по которому будет происходить обход графа, а формируют его самостоятельно. Лимфоцит, таким образом, представляет собой один вариант решения ЗК, закодированный при помощи путевого представления.

Аффинность – мера соответствия маршрута обхода агента оптимальному. Пусть  $Q_{\min}$  – протяженность оптимального маршрута,  $Q$  – протяженность маршрута агента ИИС,  $Q \geq Q_{\min}$ . Тогда аффинность агента определяется как

$$Aff = \left( 1 + \frac{Q - Q_{\min}}{Q_{\min}} \right)^{-1} \rightarrow 1. \quad (3)$$

Представив маршрут в виде последовательности  $X = [x_i], i = \overline{0, N+1}$ ,  $x_0 = x_{N+1} = 0$ , состоящей из номеров вершин в порядке обхода, критерий (1) преобразуется к виду:

$$Q = \sum_{i=0}^N c_{x_i, x_{i+1}} \rightarrow \min. \quad (4)$$

Критерий (4) описывает протяженность полученного маршрута, которая определяет аффинность агента.

Обучение ИИС представляет собой последовательную смену поколений популяции агентов, ориентированную на уменьшение текущего наилучшего значения протяженности маршрута  $Q$ . Популяция представляет собой совокупность агентов  $A = [a_k], k = \overline{0, K}$ , где  $K$  – размер популяции.

К основным проблемам, возникающим при использовании ИИС для решения ЗК, можно отнести выбор:

- способа кодирования антител и антигенов;
- начальных параметров алгоритма: текущего и максимального размера популяции, продолжительности жизни агентов, критериев останова;
- стратегии определения целевых вершин для агентов и их клонов;
- частоты и позиций клонирования агентов;
- способов мутации и селекции агентов.

Алгоритм обучения ИИС для решения ЗК с использованием агентно-ориентированного подхода можно представить следующим образом:

1. Создание начальной популяции агентов ИИС.
2. Определение параметров клонирования, исходя из текущего и максимально возможного размера популяции.
3. Обход графа каждым агентом, в процессе которого происходит запуск оператора клонирования определенное количество раз.
4. Возвращение агентов и созданных в процессе обхода клонов в начальную вершину, применение оператора старения и отбор агентов для участия в следующем обходе графа.
5. Если не достигнуто условие остановки, возврат к пункту 2 и повторение обхода графа.

Рассмотрим подробнее этапы данного алгоритма.

При создании начальной популяции агентов, каждому из них задана своя целевая вершина, с которой требуется начинать обход графа, выйдя из стартовой точки. В дальнейшем целевые вершины, в которые агент переходит на последующих итерациях, определяются им самостоятельно из отсутствующих в списке ранее посещенных.

Чтобы пути обхода графа разными агентами на начальном этапе работы алгоритма были максимально различными, начальные целевые вершины задаются системой следующим образом:

- если число агентов меньше числа вершин графа, то им переданы номера  $n$  вершин, ближайших к начальной, где  $n$  – число агентов. Т.е. первому агенту будет передан номер ближайшей вершины, второму – следующей по удаленности и т.д.;
- если число агентов равно числу вершин графа, то ближайшие вершины не определяются, а целевая вершина каждого агента равна его номеру;
- если число агентов больше, чем число вершин графа, то агентам циклически передаются все номера вершин графа.

Как правило, наиболее востребован первый вариант – применение ИИС целесообразно в задачах с большим количеством вершин, существенно превышающим начальный размер популяции. Использование случайного выбора целевых вершин, вне зависимости от размера популяции, неэффективно – при малом количестве агентов многие перспективные направления обхода окажутся непроверенными, тогда как при большом количестве агентов возможна избыточная проверка одних и тех же направлений.

Перед началом обхода графа определяется частота клонирования и позиции, в которых оно будет осуществляться агентами. Позиция клонирования – номер пункта в маршруте агента, в котором будет задействован оператор клонирования. Все агенты, начинающие обход из начальной вершины, клонируются одинаковое число раз.

Число запусков оператора клонирования предлагается определять как:

$$n = \frac{N}{\log_2 \left( \frac{C_{\max}}{C_{init}} \right)}, \quad (5)$$

где  $N$  – число вершин графа;  $C_{\max}$  – максимальное число агентов, возможное в данной ИИС;  $C_{init}$  – текущее число агентов, которое определяется перед началом каждого обхода графа (при первом запуске алгоритма устанавливается пользователем).

Определив число запусков оператора клонирования, ИИС задает позиции клонирования, одинаковые для всех агентов на данном обходе. Точки клонирования в разных обходах должны быть различными, чтобы избежать появления идентичных особей. Выбор позиций случайный, с равномерным распределением вероятностей.

В процессе обхода каждый агент совершает переход в целевую вершину. Каждый агент популяции должен совершить полный обход графа, каждый раз определяя новую вершину, в которую перейдет на следующем шаге. Выбор целевой вершины происходит из отсутствующих в списке ранее посещенных. На рис. 1 показано изменение наименьшего значения протяженности, выраженное в условных единицах, в ходе обучения ИИС при использовании случайного выбора целевых вершин (1), и стратегии «идти в ближайшую» (2). Как следует из графика, использование случайного выбора целевой вершины для агента, в сочетании с используемой мутацией, влечет за собой медленную сходимость. В то же время, выбор целевой вершины как одной из ближайших к текущей, приводит к приемлемому результату уже на первых итерациях работы алгоритма.

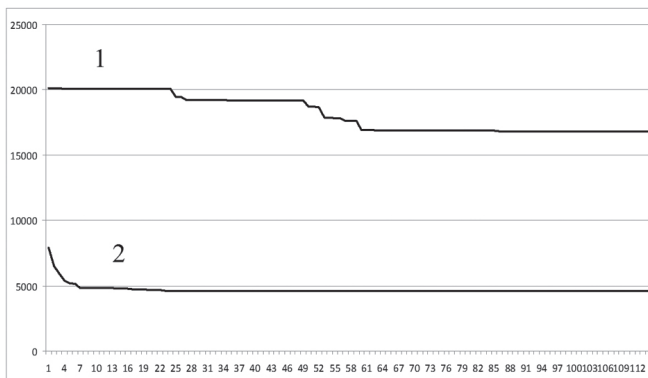


Рис. 1. График зависимости минимальной протяженности маршрута от числа итераций работы алгоритма (обходов)

Перемещаясь по вершинам графа, агент порождает своего клона в позициях, заданных системой при выходе из начальной вершины. Используется оператор статического клонирования, который клонирует  $n$  антител  $N_c$  раз, создавая промежуточную популяцию клонов  $C$  размера  $n \times N_c$ .

Клону известен маршрут только до вершины, в которой он появился – дальнейший маршрут обхода формируется самостоятельно. Возраст (число обходов графа) оригинального агента клоном не наследуется. В процессе обхода неизвестной части графа агенты-клоны используют оператор клонирования в позициях, заданных системой, за исключением вершины, в которой продолжили обход, начатый породившими их агентами ИИС.

После клонирования выполняется оператор мутации, вероятность которой не зависит от аффинности антитела и является постоянной. Мутация заключается в том, что клон, созданный в текущей вершине, с маршрутом ее достижения, идентичном агенту-родителю, в дальнейшем отправляется в вершину, отличную от целевой вершины родителя на данном шаге обхода. Выбор вершины для клона осуществляется порождающим его агентом, заключается в случайном выборе одной из вершин, ближайших к текущей. Как следствие, чем ближе к началу обхода произошло создание клона, тем значительнее будет его отличие от исходного агента.

Завершив обход графа, агенты ИИС попадают в начальную вершину, где используется оператор старения и производится селекция.

В ходе селекции определяются наилучшее и наихудшее значения аффинностей агентов ИИС, и те из них, которые обладают значением аффинности ниже порогового, определяемого системой, удаляются из популяции. Это не всегда оправдано, так как если в результате функционирования алгоритма агенты, значение аффинности которых выше порогового, будут иметь схожие маршруты, это приведет к сужению пространства поиска оптимального решения. Таким образом, на каждом этапе обучения ИИС происходит клональный отбор – особи с наименьшей аффинностью покидают популяцию ИИС, а остальные получают возможность произвести определенное число клонов на следующем обходе графа.

Старение агентов заключается в инкрементации счетчика числа обходов графа у каждого агента, за исключением того, у которого значение аффинности наилучшее в популяции на данном этапе обучения ИИС (эта «привилегия» позволяет не терять успешные варианты решения в ходе обучения ИИС). Если полученное значение счетчика числа обходов превышает установленный максимальный порог, система удаляет этого агента.

Если не достигнут ни один из критериев прекращения работы алгоритма, тогда заново определяется число запусков оператора клонирования в



процессе обхода графа, и агенты вновь начинают путь из исходной вершины. Поскольку все из них уже совершили обход графа, то используют известный им маршрут, и их роль заключается только в производстве клонов на заданных системой позициях. Таким образом, обучение ИИС заключается в постепенном улучшении маршрута обхода и его приближении к кратчайшему.

В качестве критерия останова используется один или некоторая комбинация следующих:

- выполнение алгоритмом априорно заданного числа попыток обхода графа;
- выполнение алгоритмом априорно заданного числа итераций без улучшения текущего наилучшего значения;
- достижение некоторого априорно заданного значения протяженности маршрута.

Настройка параметров ИИС на конкретное приложение в подавляющем количестве применений осуществляется в основном методами вычислительного эксперимента.

### 3. Результаты экспериментальных исследований

Для проведения экспериментов были использованы полносвязные графы, состоящие из 25, 50, 75, 100, 150, 200, 250, 300, 350 и 400 вершин.

В ходе экспериментальных исследований применения агентно-ориентированного подхода, как показано на рис. 2, была выявлена быстрая сходимость популяции уже на первых этапах обучения ИИС. Было выявлено значительное влияние на эффективность работы алгоритма максимального размера популяции, поскольку этот параметр непосредственно влияет на частоту клонирования.

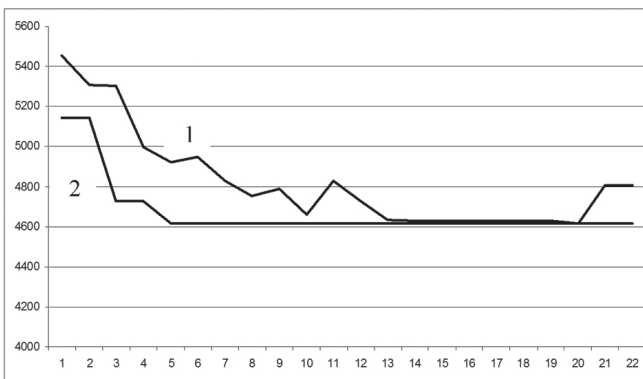


Рис. 2. Изменение средней (1) и наименьшей (2) протяженностей маршрутов в ходе обучения ИИС

В процессе дальнейшего обучения ИИС наблюдалось периодическое резкое увеличение средней протяженности маршрутов агентов системы (рис. 3).

Увеличение среднего значения протяженности происходит вследствие того, что популяция сходится к локальному (или глобальному) экстремуму, после чего возрастает пороговое значение аффинности, и в результате клонального отбора резко сокращается число агентов в популяции. Появившиеся (вследствие разницы между

значениями максимального и текущего количества агентов) многочисленные клоны обладают меньшей аффинностью, чем удаленные агенты, и требуется вновь время на развитие системы. Изменение значения текущей минимальной протяженности при этом незначительно.

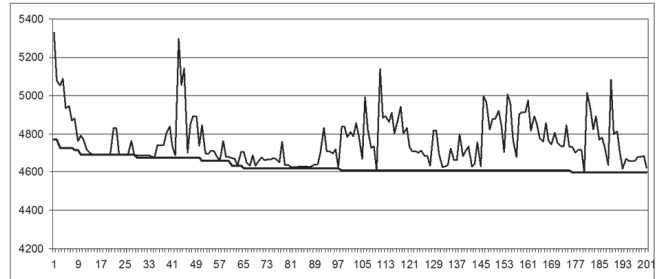


Рис. 3. Изменение средней протяженности маршрутов агентов

Было проведено сравнение работы предложенного подхода с результатами применения ГА [11]. В чистом виде ГА для решения ЗК не применяются, а используют специфику задачи и различные эвристики локального улучшения в виде «жадных» алгоритмов.

В классическом генетическом алгоритме решение кодируется двоичной последовательностью. Такой способ подходит, когда изменение одного бита в решении приводит к незначительному изменению значения целевой функции. В задачах на графах решением является маршрут – последовательность вершин. Изменение одной вершины в маршруте может кардинально отразиться на значении целевой функции – длины маршрута. Поэтому в подобных задачах генетические операторы выполняются над последовательностями целых чисел, обозначающих номера вершин.

Известно несколько вариантов представлений решений для ЗК, имеющих специфические для них версии оператора кроссовера [7, 12]. В работе было использовано путевое представление, одним из наиболее успешных вариантов кроссинговера для которого является применение РМХ-кроссовера [4]. Стоит отметить, что этот вариант оператора кроссовера неэффективен при соединении маршрутов, множества вершин которых значительно отличаются.

В качестве оператора селекции в ГА использован один из вариантов «элитного отбора», в котором один из скрещиваемых родителей – лучшая особь в популяции. Кроме того, для эффективной работы алгоритма использован оператор мутации, учитывающий семантику задачи. В данной реализации ГА используется комбинация двух эффективных методов мутации – классическая одноточечная и сдвиг участка генома.

В табл. 1 представлены результаты сравнения применения агентно-ориентированного подхода и описанного варианта генетического алгоритма. Основными критериями эффективности методов решения ЗК являются полученное значение



Таблица 1

Сравнение результатов применения ИИС и ГА

Количество вершин		25	50	75	100	150	200	250	300	350	400
Генетический алгоритм	Время	0,6998	3,3342	5,4197	8,4726	11,117	23,331	71,577	112,70	120,66	87,456
	Длина	2535	3676,9	4671,8	5291	6708,7	7943,8	8478,3	9623,9	10606	11845
ИИС	Время	0,3466	0,1972	3,4391	8,3678	4,7913	7,6880	34,104	17,545	28,100	40,660
	Длина	2535	3600	4491	5291	6238	7451	8124	9282	9912	10488

протяженности маршрута обхода и время, требуемое для достижения этого результата. Результаты фиксировались в тот момент, когда популяция сходилась и на протяжении определенного числа поколений не происходило улучшения результата.

Из приведенной таблицы следует, что применение предлагаемого подхода позволяет получить более короткий маршрут обхода и за меньшее время, чем в результате использования ГА.

**Выводы**

В работе был предложен новый агентно-ориентированный подход для решения задачи коммивояжера, основанный на использовании искусственных иммунных систем. Данный подход обеспечивает более высокую точность и быстродействие, чем использование генетических алгоритмов.

Несмотря на то, что агенты при выборе вершин для перехода руководствуются «жадной» стратегией благодаря случайному выбору целевых вершин для клонов и позиций клонирования, обеспечивается исследование системой всего пространства поиска.

В дальнейшем целесообразными представляются следующие направления развития рассмотренного подхода:

- анализ применения различных видов мутации в сочетании с другой стратегией выбора целевых точек для агентов и клонов;

- изучение влияния параметров работы ИИС (начальный и максимальный размер популяции, продолжительность жизни агентов) и методы их подбора.

**Список литературы:** 1. *Емельянов, В. В.* Теория и практика эволюционного моделирования [Текст] / В. В. Емельянов, В. В. Курейчик, В. М. Курейчик. – М.: ФИЗМАТЛИТ, 2003. – 432 с. 2. *Курейчик, В. М.* Эволюционные вычисления: генетическое и эволюционное программирование [Текст] / В. М. Курейчик, С. И. Родзин // *Новости искусственного интеллекта.* – 2003. – №5. – С.13-20. 3. *Емельянова, Т.С.* Об одном генетическом алгоритме решения транспортной задачи. [Текст] / Т. С. Емельянова // *Известия ТРТУ.* – Таганрог. – 2007. – №1(73). – С. 65-70. 4. *Батищев, Д. И.* Применение генетических алгоритмов к решению задач дискретной оптимизации [Текст] : Учебное пособие / Д. И. Батищев, Е. А. Неймарк, Н. В. Старостин. – Н. Новгород, Изд-во ННГУ им. Н.И.Лобачевского, 2006. – 136 с. 5. *Данилова, Е. Ю.* Сравнение генетических алгоритмов на примере задачи коммивояжера [Текст] / Е. Ю. Данилова, А. Ю. Городилов // *Вестник ПГУ.* – Пермь. – 2009. – №3(29). – С. 49-53.

6. *Freisleben, B.* A Genetic Local Search Algorithm for Solving Symmetric and Asymmetric Traveling Salesman Problems [Текст] / B. Freisleben, P. Merz // *Proceedings of the 1996 IEEE International Conference on Evolutionary Computation.* – Nagoya. – 1996. – P. 616-621. 7. A Hybrid Genetic Algorithm for the Travelling Salesman Problem [Электронный ресурс] / Centre for Computational Neuroscience and Robotics, University of Sussex. – Режим доступа : [www/URL: http://www.secse.net/publications/docs/sussex/hu07c.pdf/](http://www.secse.net/publications/docs/sussex/hu07c.pdf/) – 10.11.2010 г. – Загл. с экрана. 8. *Дасгунта, Д.* Искусственные иммунные системы и их применение [Текст] : пер. с англ. под ред. А. А. Романюхи; М.: ФИЗМАТЛИТ, 2006. – 344 с. 9. *Timmis, J.I.* An Overview of Artificial Immune Systems [Текст] / J.I. Timmis, T. Knight, L.N. De Castro, E.H. Art // *Computation in Cells and Tissues: Perspectives and Tools for Thought.* – Springer. – 2004. – P. 51-86. 10. Применение искусственных иммунных систем к решению задачи о коммивояжере [Электронный ресурс] / Режим доступа: [www/URL: http://www.raai.org/resurs/papers/kolomna2009/doklad/Averkin\\_Zarutskiy.doc](http://www.raai.org/resurs/papers/kolomna2009/doklad/Averkin_Zarutskiy.doc) – 10.11.10 г. – Загл. с экрана. 11. *Holland, J. H.* Adaptation in Natural and Artificial Systems: An Introductory Analysis with Application to Biology, Control, and Artificial Intelligence [Текст] / J. H. Holland. – Michigan: The MIT Press, 1975. – 209 с. 12. *Goldberg, D. E.* Genetic algorithms in search, optimization, and machine learning [Текст] / David E. Goldberg. – Addison Wesley, 2002. – 411 с.

*Поступила в редколлегию 06.04.2012*

УДК 004.89

**Агентно-орієнтований підхід використання штучних імунних систем для вирішення задачі комівояжера.** / М.М. Корабльов, Г.С. Івашенко, М.В. Кушнар'юв // *Біоніка інтелекту: наук.-техн. журнал.* – 2012. – № 2 (79). – С. 33–37.

Представлена работа посвящена особенностям застосування агентно-орієнтованого підходу до вирішення задачі комівояжера. Даний підхід, що спирається на використання штучних імунних систем, є ефективним засобом комбінаторного пошуку. Використання розглянутого методу дозволяє знайти прийнятний маршрут обходу графа з більшою точністю і за менший час, ніж у випадку використання генетичних алгоритмів.

Табл. 1. Л. 3. Бібліогр.: 12 найм.

UDK 004.89

**Agent-oriented approach of using artificial immune systems for traveling salesman problem.** /N.M. Korablev, G.S. Ivaschenko, V.M. Kushnaryov // *Bionics of Intelligence: Sci. Mag.* – 2012. – № 2 (79). – P. 33–37.

The presented work is devoted features of the application of agent-oriented approach for solving the traveling salesman problem. This approach is one of the variants using of artificial immune systems, is an effective method for combinatorial search. Using this method allows to find an acceptable bypass route graph with more precision and in less time than in the case of genetic algorithms.

Tab. 1. Fig. 3. Ref. 12 items.

УДК 681.518:004.93.1



А.С. Довбиш, Г.А. Стадник, Г.А. Босенко

Сумський державний університет, м. Суми, Україна, kras@id.sumdu.edu.ua

## ОПТИМІЗАЦІЯ СИСТЕМИ КОНТРОЛЬНИХ ДОПУСКІВ НА ДІАГНОСТИЧНІ ОЗНАКИ РОЗПІЗНАВАННЯ

Запропоновано інформаційно-екстремальний алгоритм навчання комп'ютеризованої системи діагностування з паралельно-послідовною оптимізацією системи контрольних допусків на ознаки розпізнавання. Реалізацію алгоритму розглянуто на прикладі оцінки ефективності схеми лікування гострої кишкової інфекції.

ІНФОРМАЦІЙНО-ЕКСТРЕМАЛЬНИЙ АЛГОРИТМ, КОМП'ЮТЕРИЗОВАНА СИСТЕМА ДІАГНОСТУВАННЯ, НАВЧАННЯ, ОПТИМІЗАЦІЯ, ОЗНАКА РОЗПІЗНАВАННЯ, ФУНКЦІОНАЛЬНА ЕФЕКТИВНІСТЬ, ГОСТРА КИШКОВА ІНФЕКЦІЯ

### Вступ

Складність раннього діагностування при лікуванні інфекційних патологій обумовлена довільними початковими умовами патологічного процесу та перетином класів розпізнавання, які характеризують функціональний стан керованого процесу. Одним із перспективних шляхів підвищення достовірності та оперативності діагностування за умови багатовимірності простору ознак є створення комп'ютеризованої системи діагностування на базі здатної навчатися системи підтримки прийняття рішень (СППР). Відомі методи розпізнавання образів [1, 2] в основному носять модельний характер, оскільки вони не враховують перетин класів розпізнавання і довільні умови формування навчальних матриць, що робить неефективним їх використання у практичних задачах діагностування та лікування.

Для підвищення функціональної ефективності комп'ютеризованих систем діагностування і прогнозування перебігу та наслідків інфекційних патологій перспективним є використання ідей і методів інформаційно-екстремальної інтелектуальної технології (ІЕІ-технології), яка ґрунтується на максимізації інформаційної спроможності СППР у процесі її навчання [3-5]. У праці [6] у рамках ІЕІ-технології розглядався алгоритм навчання СППР з паралельною оптимізацією контрольних допусків на діагностичні ознаки розпізнавання для визначення схеми лікування гострої кишкової інфекції (ГКІ) за результатами лабораторних досліджень. При цьому одержані результати фізичного моделювання не дозволили побудувати безпомилкові за навчальною матрицею вирішальні правила.

У статті розглядається алгоритм інформаційно-екстремального навчання діагностичної СППР для визначення схеми лікування ГКІ за результатами лабораторних досліджень шляхом паралельно-послідовної оптимізації контрольних допусків на діагностичні ознаки розпізнавання.

### 1. Постановка задачі

Розглянемо формалізовану постановку задачі інформаційного синтезу СППР у рамках ІЕІ-

технології. Дано алфавіт класів розпізнавання, що характеризують  $M$  функціональних станів патологічного процесу. Сформовано апріорно класифіковану навчальну матрицю типу «об'єкт-властивість»  $\|y_{m,i}^{(j)}\|$ ,  $i = \overline{1, N}$ ,  $j = \overline{1, n}$ , де  $N, n$  — кількість ознак розпізнавання та реалізацій образу відповідно. Крім того, дано вектор параметрів навчання СППР  $g = \langle x_m, d_m, \delta \rangle$ , де  $x_m$  — еталонний вектор-реалізація класу  $X_m^o$ ,  $d_m$  — радіус контейнера класу  $X_m^o$ , що відновлюється в радіальному базисі простору ознак розпізнавання і  $\delta$  — параметр поля контрольних допусків. При цьому задано такі обмеження:  $X_m$  — вектор, вершина якого визначає геометричний центр контейнера класу  $X_m^o$ ,  $d_m \in [0; d(x_m \oplus x_c) - 1]$ , де  $d(x_m \oplus x_c)$  — кодова відстань центру класу  $X_m^o$  від центру найближчого (сусіднього) до нього класу  $X_c$  і параметр поля контрольних допусків  $\delta \in [0; \delta_H / 2]$ , де  $\delta_H$  — нормоване (експлуатаційне) поле допусків для відносної шкали вимірювання ознак, яке є областю значень для параметра контрольного поля допусків  $\delta$ .

Необхідно в процесі навчання оптимізувати координати вектора  $g$ , що забезпечують максимальне значення усередненого за алфавітом критерію функціональної ефективності (КФЕ) навчання системи розпізнавання:

$$\bar{E}^* = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \max_{\{k\}} E_m, \quad (1)$$

де  $E_m$  — інформаційний КФЕ навчання СППР розпізнавати реалізації класу  $X_m^o$ ;  $\{k\}$  — впорядкована множина кроків навчання (відновлення контейнерів класів розпізнавання).

На етапі екзамени необхідно з максимальною достовірністю прийняти рішення про належність реалізації образу, що розпізнається, одному із класів алфавіту.

### 2. Алгоритм навчання СППР

Розглянемо алгоритм навчання СППР в рамках ІЕІ-технології, в якому оптимізація контрольних допусків на ознаки розпізнавання спочатку здійснюється за паралельною, а потім — за послідовною

процедурами. При цьому паралельна оптимізація полягає в одночасній зміні контрольних допусків на всі ознаки розпізнавання, а послідовна – в по черговій зміні контрольних допусків для кожної ознаки при заданих допусках для наступних ознак. Алгоритм послідовної оптимізації контрольних допусків на ознаки розпізнавання у рамках ІЕІ-технології подамо у вигляді структурованої багаточиклічної ітераційної процедури:

$$\{\delta_{K,i}^*\} = \arg \left[ \bigotimes_{s=1}^S \max_{G_{\delta_i}} \{ \max_{G_E \cap G_d} \bar{E}^{(s)} \} \right], \quad i = \overline{1, N}, \quad (2)$$

де  $\bar{E}^{(s)}$  – усереднений КФЕ навчання СППР, обчислений на  $s$ -й ітерації послідовної процедури;  $G_{\delta_i}$ ,  $G_E$ ,  $G_d$  – області допустимих значень контрольних допусків для  $i$ -ї ознаки, критерію оптимізації і радіусів контейнерів відповідно;  $\otimes$  – символ операції повторення.

У процедурі (2) внутрішній цикл оптимізації на кожній  $s$ -й ітерації реалізує базовий алгоритм навчання СППР [3]. При цьому визначенні за результатами паралельної оптимізації квазіоптимальні контрольні допуски на ознаки розпізнавання приймаються для процедури послідовної оптимізації як стартові, що забезпечує знаходження значень інформаційного КФЕ в робочій області визначення його функції.

Вхідними даними для алгоритму паралельно-послідовної оптимізації контрольних допусків на ознаки розпізнавання є масив  $\{y_{m,i}^{(j)}\}$  – дійсна у загальному випадку багатовимірна навчальна матриця, а як робоча змінна – параметр поля контрольних допусків  $\delta$ , який дорівнює половині поля контрольних допусків і значення якого належать інтервалу  $[0; \delta_H / 2]$ .

Розглянемо схему алгоритму паралельно-послідовної оптимізації контрольних допусків на ознаки розпізнавання:

1. Обнуляється лічильник прогонів процедури оптимізації параметрів навчання  $s:=0$ .
2. Формується лічильник прогонів:  $s: s+1$ .
3. Обнуляється лічильник ознак розпізнавання:  $i:=0$ .
4. Формується лічильник ознак розпізнавання:  $i: i+1$ .
5. Обнуляється лічильник кроків зміни параметра  $\delta_i: l:=0$ .
6. Запускається лічильник:  $l:=l+1$  і обчислюються нижній  $A_{HK_i}[l]$  та верхній  $A_{BK_i}[l]$  контрольні допуски для  $i$ -тої ознаки розпізнавання

$$A_{HK_i}[l] = y_{1,i} - \delta_i \frac{\delta_{H_i}}{100}; \quad A_{BK_i}[l] = y_{1,i} + \delta_i \frac{\delta_{H_i}}{100}, \quad (3)$$

де  $y_{1,i}$  –  $i$ -та ознака еталонного вектора-реалізації  $y_1$  базового класу  $X_1^o$ , який характеризує найбільш бажаний для особи, що приймає рішення, функціональний стан СППР.

7. Формується бінарна навчальна матриця  $\|x_{m,i}^{(j)}\|$  за правилом

$$x_{m,i}^{(j)} = \begin{cases} 1, & \text{if } A_{HK_i}[l] < y_{m,i}^{(j)} < A_{BK_i}[l]. \\ 0, & \text{else.} \end{cases}$$

8. Формується множина  $\{x_m\}$  еталонних векторів-реалізацій класів розпізнавання за правилом

$$x_{m,i} = \begin{cases} 1, & \text{if } \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n x_{m,i}^{(j)} > 0,5. \\ 0, & \text{else.} \end{cases}$$

9. Здійснюється розбиття множини  $\{x_m\}$  на пари найближчих еталонних векторів.

10. Для кожного класу розпізнавання відновлюється контейнер за схемою:

а) обнуляється лічильник класів розпізнавання:  $m:=0$ ;

б)  $m:=m+1$ ;

в) обнуляється лічильник кроків зміни радіуса контейнера:  $d:=0$ ;

г)  $d:=d+1$ ;

д) обчислюється значення інформаційного КФЕ (1);

е) якщо  $E_m \notin G_E$ , то виконується пункт 10г, інакше – пункт 10е;

є) виконується процедура пошуку глобального максимуму КФЕ (1) в робочій області визначення його функції;

ж)  $E_m^*[l] := \underset{\{d\}}{\text{extrem}} E_m[l, d]$ ;

з) визначається оптимальний радіус контейнера класу  $X_m^o: d_m^*[l] := \arg \underset{\{d\}}{\text{extrem}} E_m[l, d]$ .

11. Якщо  $m \leq M$ , то виконується пункт 10б, інакше – пункт 12.

12. Обчислюється за формулою (1) усереднений КФЕ  $\bar{E}[l]$ .

13. Якщо  $\delta_i[l] \leq \delta_{H_i} / 2$ , то виконується пункт 2, інакше – пункт 14.

14. Якщо  $\bar{E}[l] \notin G_E$ , то виконується пункт 15, інакше – пункт 6.

15. Виконується процедура пошуку глобального максимуму КФЕ  $\bar{E}[l]$  в робочій області визначення його функції.

17.  $\bar{E}^*[l] := \underset{\{l\}}{\text{extrem}} E_m[l]$ .

18. Визначається оптимальний параметр поля контрольних допусків на  $i$ -ту ознаку розпізнавання:  $\delta_i^* := \arg \bar{E}^*[l]$  і за формулою (3) обчислюються оптимальні контрольні допуски на  $i$ -ту ознаку розпізнавання

$$A_{HK_i}^* = y_{1,i} - \delta_i^* \frac{\delta_{H_i}}{100}; \quad A_{BK_i}^* = y_{1,i} + \delta_i^* \frac{\delta_{H_i}}{100}.$$

19. Якщо  $i \leq N$ , то виконується пункт 4, інакше – пункт 20.

20. Якщо на  $s$ -му прогоні ітераційної процедури послідовної оптимізації контрольних допусків на



ознаки розпізнавання різниці глобальних максимумів КФЕ відповідає умові  $|E_{\max}[s-1] - E_{\max}[s]| \leq \varepsilon$ , де  $\varepsilon$  – будь-яке мале позитивне число, то виконується пункт 21, інакше пункт 2.

21. ЗУПИН.

Як критерій оптимізації параметрів навчання у рамках ІЕІ-технології може розглядатися будь-яка статистична інформаційна міра, яка є функціоналом від точнісних характеристик. Наприклад, для двохальтернативних рішень і рівноймовірних гіпотез розглянемо модифіковану інформаційну міру Кульбака, в якій логарифмічне відношення правдоподібності має вигляд [4]:

$$E = \log_2 \frac{P_t^k}{P_f^k} = \log_2 \frac{p(\mu_m)p(\gamma_{1,k} / \mu_m) + p(\mu_{m+1})p(\gamma_{2,k} / \mu_{m+1})}{p(\mu_m)p(\gamma_{2,k} / \mu_m) + p(\mu_{m+1})p(\gamma_{1,k} / \mu_{m+1})}$$

де  $P_t^k$  – повна ймовірність правильного прийняття рішень про належність реалізацій класів  $X_m^o$  і  $X_{m+1}^o$  контейнеру  $K_{m,k}^o \in X_m^o$ , побудованому на  $k$ -му кроці навчання СППР розпізнавати реалізації класу  $X_m^o$ ;  $P_f^k$  – повна ймовірність помилкового прийняття рішень, гіпотези  $\gamma_{1,k}$ ,  $\gamma_{2,k}$  – апіорні основна і альтернативна гіпотези про належність контейнеру  $K_{m,k}^o$  реалізацій класів  $X_m^o$  і  $X_{m+1}^o$  відповідно;  $\mu_m, \mu_{m+1}$  – апостеріорні гіпотези про належність контейнеру  $K_{m,k}^o$  реалізацій класів  $X_m^o$  і  $X_{m+1}^o$  відповідно;  $p(\mu_m), p(\mu_{m+1})$  – безумовні ймовірності прийняття гіпотез  $\mu_m, \mu_{m+1}$  відповідно;  $p(\gamma_{l,k} / \mu)$  – апіорна умовна ймовірність прийняття гіпотези  $\gamma_{l,k}$  ( $l=1,2$ ) за умови, що має місце апостеріорна гіпотеза  $\mu$  ( $\mu_m$  або  $\mu_{m+1}$ ).

За умов апіорної невизначеності згідно з принципом Бернуллі-Лапласа приймемо допущення, що ймовірності  $p(\mu_m) = p(\mu_{m+1}) = 0,5$ . Оскільки  $p(\gamma_{1,k} / \mu_m)$  – перша достовірність  $D_{1,m}^{(k)}$ ;  $p(\gamma_{2,k} / \mu_{m+1})$  – друга достовірність  $D_{2,m}^{(k)}$ ;  $p(\gamma_{2,k} / \mu_m)$  – помилка першого роду  $\alpha_m^{(k)}$  і  $p(\gamma_{1,k} / \mu_{m+1})$  –  $\beta_m^{(k)}$  помилка другого роду, остаточно міра Кульбака набуває вигляду

$$E_m^{(k)} = 0,5 \log_2 \left( \frac{D_{1,m}^{(k)} + D_{2,m}^{(k)}}{\alpha_m^{(k)} + \beta_m^{(k)}} \right) * [(D_{1,m}^{(k)} + D_{2,m}^{(k)}) - (\alpha_m^{(k)} + \beta_m^{(k)})] = \log_2 \left( \frac{2 - (\alpha_m^{(k)} + \beta_m^{(k)})}{\alpha_m^{(k)} + \beta_m^{(k)}} \right) [1 - (\alpha_m^{(k)} + \beta_m^{(k)})]. \tag{4}$$

Таким чином, у рамках ІЕІ-технології алгоритм навчання діагностичної СППР з паралельно-послідовною оптимізацією контрольних допусків на ознаки розпізнавання полягає в ітераційній процедурі наближення інформаційного КФЕ до глобального максимуму, що обчислюється в робочій (допустимій) області визначення його функції.

3. Результати фізичного моделювання

Розглянемо застосування алгоритму навчання СППР з паралельно-послідовною оптимізацією контрольних допусків на ознаки розпізнавання для визначення схеми лікування ГКІ, викликаної умовно-патогенними мікроорганізмами за результатами лабораторних досліджень. Вхідний математичний опис СППР сформовано наступним чином: клас  $X_1^o$  характеризує контрольну групу осіб (здорові особи); клас  $X_2^o$  – групу пацієнтів, для яких необхідне комбіноване лікування з включенням до схеми колоїдного срібла (10 мг/л) і клас  $X_3^o$  – групу пацієнтів, для яких необхідне одночасне призначення пробіотика та колоїдного срібла на тлі базисної терапії. Навчальні матриці класів мали по 40 реалізацій, кожна з яких складалася з 19 ознак розпізнавання. При цьому структурована реалізація функціонального стану патологічного процесу складалася із значень наступних ознак розпізнавання:

- 1) лейкоцитарний індекс інтоксикації (ЛІІ);
- 2) швидкість осідання еритроцитів (ШОЕ) (мм/год);
- 3) кількість лейкоцитів ( $10^9$ /л);
- 4) гематологічний показник інтоксикації (ГПІ);
- 5) індекс зсуву лейкоцитів (ІЗЛК);
- 6) лімфоцитарний індекс (ЛІмф);
- 7) біфітобактерії (lg КУО/г);
- 8) лактобацили (lg КУО/г);
- 9) кишкова паличка зі слабо вираженими ферментними властивостями (lg КУО/г);
- 10) загальна кількість кишкової палички (lg КУО/г);
- 11) гемолізуюча кишкова паличка (lg КУО/г);
- 12) умовно патогенні ентеробактерії (УПЕ) (lg КУО/г);
- 13) золотистий стафілокок (lg КУО/г);
- 14) гемолізуючий стрептокок (lg КУО/г);
- 15) гриби роду Candida (lg КУО/г);
- 16) секреторний імуноглобулін А (пг/л);
- 17) інтерлейкін 1 бета (пг/л);
- 18) інтерлейкін 4 (мг/л);
- 19) патологічні мікроби сімейства «Кишкові».

На рис. 1 наведено залежність усередненого за алфавітом класів розпізнавання КФЕ від кількості ітерацій (прогонів)  $s$  алгоритму навчання СППР.

Аналіз рис. 1 показує, що вже на третьому прогоні алгоритму послідовної оптимізації отримано максимальне значення усередненого значення КФЕ, яке дорівнює  $\bar{E}^* = 6,54$ .

На рис. 2 наведено результати паралельно-послідовної оптимізації контрольних допусків на ознаки розпізнавання.

Аналіз рис. 2 показує, що перша ознака (ЛІІ), четверта (ГПІ), дев'ята (кишкова паличка зі слабо



вираженими ферментними властивостями), одинадцята (гемолізувальна кишкова паличка), дванадцята (УПЕ), тринадцята (золотистий стафілокок), чотирнадцята (гемолізувальний стрептокок) та п'ятнадцята (гриби роду *Candida*) є неінформативними. Це пояснюється тим, що при заданому алфавіті класів розпізнавання їх вилучення із структурованого вектора ознак не змінює максимальне усереднене значення КФЕ.

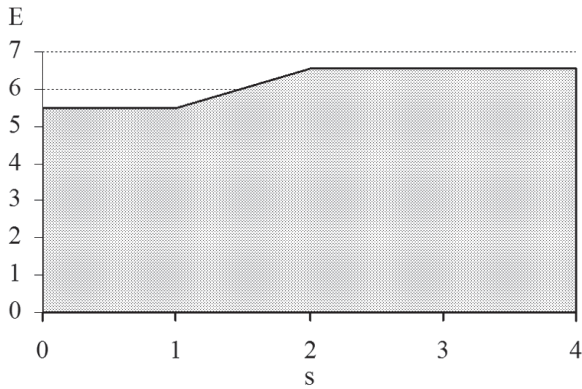


Рис. 1. Графік залежності критерію Кульбака від кількості ітерацій алгоритму навчання СППР

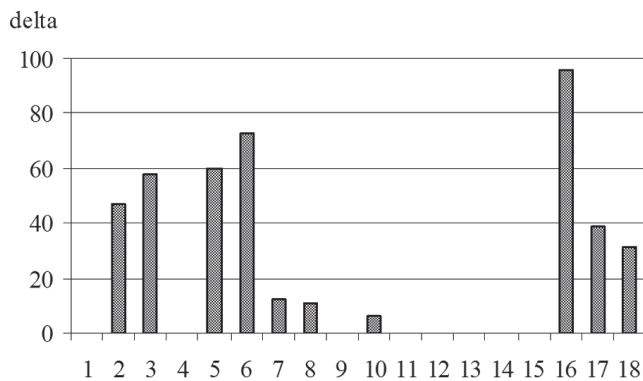


Рис. 2. Система оптимальних контрольних допусків на ознаки розпізнавання

На рис. 3 показано графіки залежності КФЕ (4) від радіусів гіперсферичних контейнерів класів розпізнавання, одержаних при застосуванні системи оптимальних контрольних допусків на ознаки розпізнавання, одержаної за алгоритмом (2). Тут темні ділянки графіків позначають робочі (допустимі) області, в яких значення достовірностей перевищують відповідні помилки першого та другого роду.

Аналіз рис. 3 показує, оптимальні радіуси контейнерів класів розпізнавання дорівнюють: для класу  $X_1^o$  –  $d_1^* = 2$  (тут і далі у кодових одиницях), для класу  $X_2^o$  –  $d_2^* = 3$  і для класу  $X_3^o$  –  $d_3^* = 3$ , а міжцентрові відстані між парами найближчих класів –  $d(x_1 \oplus x_2) = 4$ ,  $d(x_2 \oplus x_1) = 4$  та  $d(x_3 \oplus x_2) = 5$ .

У режимі екзамену рішення приймалося шляхом визначення максимального значення геометричної функції належності, яка для гіперсферичного класифікатора і реалізацій класу  $X_m^o$  має вигляд:

$$\mu_m = 1 - \frac{d(x_m^* \oplus x_e)}{d_m^*},$$

де  $x_e$  – вектор-реалізація образу, що розпізнається.

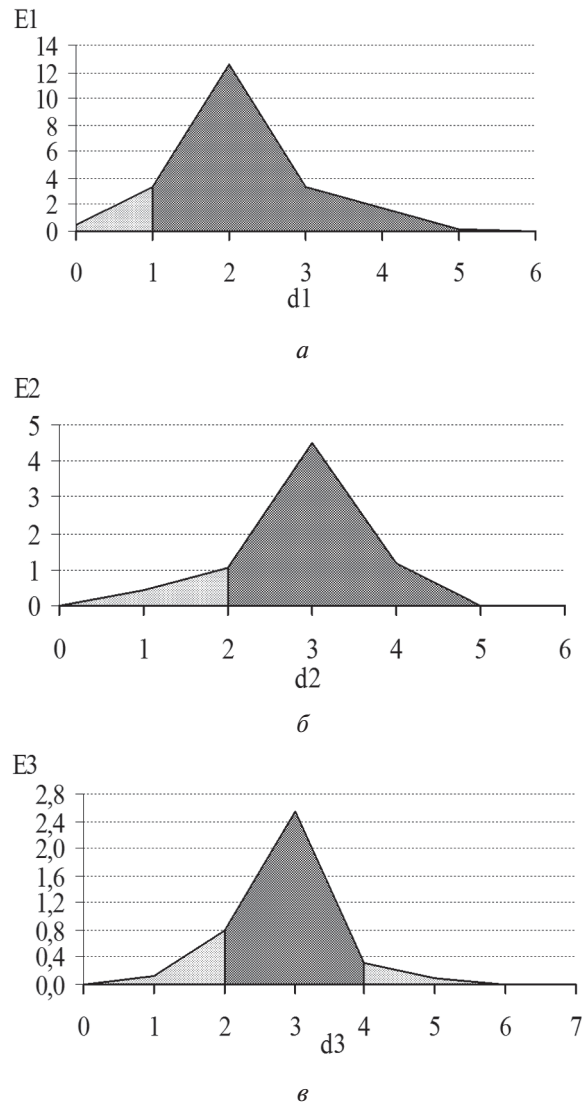


Рис. 3. Графіки залежності критерію Кульбака від радіусів контейнерів класів розпізнавання: а – клас  $X_1^o$ ; б – клас  $X_2^o$ ; в – клас  $X_3^o$

За результатами фізичного моделювання в режимі екзамену СППР підтверджено працездатність та надійність розробленого інформаційного та програмного забезпечення.

### Висновки

1. Запропоновано інформаційне та програмне забезпечення здатної навчатися СППР для визначення схеми лікування ГКІ за апріорно класифікованою навчальною матрицею у рамках ІЕІ-технології.

2. Досліджено вплив системи контрольних допусків на ознаки розпізнавання на функціональну ефективність навчання СППР і визначено оптимальні контрольні допуски, що дозволило підвищити достовірність діагностування.

3. З метою підвищення достовірності функціонування СППР перспективними є оптимізація інших параметрів функціонування СППР та перехід на ієрархічну структуру алгоритмів навчання та екзамону, що дозволить збільшити потужність алфавіту класів розпізнавання.

**Список літератури:** 1. *Васильев В.И.* Распознающие системы. Справочник. 2-е изд., перераб. и доп. [Текст] / В.И. Васильев – Киев: Наукова думка, 1983. – 422 с. 2. *Айвазян С. А.* Прикладная статистика: Классификация и снижение размерности. Справ. изд. [Текст] / С. А. Айвазян, В. М. Бухштабер, И. С. Енюков, Л. Д. Мешалкин / Под ред. С. А. Айвазяна. – М.: Финансы и статистика, 1989. – 607 с. 3. *Довбиш А. С.* Основи проектування інтелектуальних систем: Навчальний посібник [Текст] / А. С. Довбиш – Суми: Видавництво СумДУ, 2009. – 171 с. 4. *Довбиш А. С.* Оптимізація контрольних допусків на ознаки розпізнавання в інформаційно-екстремальних методах автоматичної класифікації [Текст] / А.С. Довбиш, М.В. Козинець, С.М. Котенко // Вісник Сумського державного університету. Серія «Техніка». – 2007. – № 1. – С. 169-178. 5. *Довбиш А. С., Руденко М. С.* Оптимізація параметрів навчання СППР для діагностування онкопатологій [Текст] / А. С. Довбиш, М. С. Руденко // Вісник СумДУ. Серія «Технічні науки». – 2010. – №2. – С.48-55. 6. *Довбиш А. С.* Система підтримки прийняття рішень для визначення схеми лікування гострої кишкової інфекції [Текст] / А.С. Довбиш, Г.А. Стадник, К.С. Полов'ян // Вісник Сумського державного університету. Серія «Технічні науки». – 2012. – №1. – С. 20-26.

*Надійшла до редколегії 16.05.2012*

УДК 681.518:004.93.1'

**Параллельно-последовательная оптимизация системы контрольных допусков на признаки распознавания / А.А. Стадник // Бионика интеллекта: науч.-техн. журнал. – 2012. – № 2 (79). – С. 38–42.**

В статье рассматривается метод определения схемы лечения острой кишечной инфекции в рамках информационно-экстремальной интеллектуальной технологии, основанной на максимизации информационной способности СППР в процессе ее обучения. Предложено информационное и программное обеспечение способной обучаться СППР с параллельно-последовательной оптимизацией системы контрольных допусков на признаки распознавания.

Ил. 3. Библиогр.: 6 назв.

UDK 681.518:004.93.1'

**Parallel-sequential optimization of the control tolerances for recognition attributes / H.A. Stadnyk // Bionics of Intelligence: Sci. Mag. – 2012. – № 2 (79). – P. 38–42.**

The article presents determination of acute enteric infection treatment regimen within the bounds of information-extreme intellectual technology, which is based on maximization of informational capability of recognition system in the process of its learning. Dataware and software of recognition system which is capable of learning with the parallel-sequential optimization of the control tolerances for recognition attributes are presented.

Fig.: 3. Ref.: 6 items.

УДК 004.93

С.А. Зайцев<sup>1</sup>, С.А. Субботин<sup>2</sup><sup>1</sup> Запорожский национальный технический университет,  
г. Запорожье, zaitsev.serge@gmail.com<sup>2</sup> Запорожский национальный технический университет,  
г. Запорожье, subbotin@zntu.edu.ua

## СИНТЕЗ НЕЙРО-НЕЧЕТКОГО АППРОКСИМАТОРА МАМДАНИ НА ОСНОВЕ ПРИНЦИПОВ ОТРИЦАТЕЛЬНОГО ОТБОРА ДЛЯ РЕШЕНИЯ ЗАДАЧ ДИАГНОСТИРОВАНИЯ С ВЕЩЕСТВЕННЫМ ПРЕДСТАВЛЕНИЕМ ПРИЗНАКОВ

Решена актуальная задача автоматизации диагностирования объектов и систем, описанных вещественными признаками. Исследовалось использование результатов работы модели отрицательного отбора с маскированием в процессе обучения сети Мамдани. Предложен метод синтеза нейро-нечеткого аппроксиматора Мамдани с помощью модели отрицательного отбора с маскированием детекторов. Экспериментально подтверждена целесообразность применения нейро-нечеткого аппроксиматора Мамдани, обученного с помощью предложенного метода, как средства нечеткого вывода в задачах диагностирования.

НЕЙРО-НЕЧЕТКИЙ АППРОКСИМАТОР МАМДАНИ, ОТРИЦАТЕЛЬНЫЙ ОТБОР, НЕЧЕТКИЕ ПРАВИЛА, ДЕТЕКТОР, МАСКИРОВАНИЕ

### Введение

Задача автоматизации процессов диагностирования и распознавания образов решается посредством синтеза диагностических моделей. В [1] построение диагностических моделей проводилось с помощью принципов отрицательного отбора в искусственных иммунных системах. При этом в основе работы модели лежит идея маскирования детекторов, что позволяет повысить скорость обучения модели за счет дообучения детекторов в ее составе. Благодаря тому, что непригодные детекторы проходят этап дополнительного обучения, значительно реже происходит генерация новых кандидатов в детекторы, что дает возможность сократить использование ресурсов памяти. Данная модель предназначена для работы с вещественным представлением диагностических признаков.

Следует отметить, что в результате работы модели, предложенной в [1], может быть получен набор продукционных правил вида «если-то», с помощью которого проводится дальнейшая классификация диагностируемого объекта. Согласно таким правилам решение о принадлежности экземпляра к классу «своих» может быть определено однозначно. Однако существуют случаи, когда экземпляр нельзя однозначно отнести к классу «своих» или «чужих». В частности, это касается экземпляров, находящихся на границах классов. В таких случаях целесообразно определять принадлежность экземпляра к тому или иному классу с некоторой вероятностью. Иными словами, принимать решение о принадлежности экземпляра к классу «своих» следует на основе нечетких правил.

Применение нейро-нечеткого аппроксиматора Мамдани [2] позволит использовать механизм нечеткого вывода при решении задачи классификации объектов.

Цель данной работы заключается в разработке метода синтеза нейро-нечеткого аппроксиматора Мамдани на основе обученной модели отрицательного отбора с маскированием детекторов.

### 1. Постановка задачи

Пусть в пространстве признаков  $U$  размерностью  $n$  задана обучающая выборка  $S'$ . Известно, что каждый экземпляр  $x \in U$  можно отнести к классу «своих» (годных) или «чужих» (дефектных). Множества  $S$  и  $N$ , содержащие «свои» и «чужие» экземпляры соответственно, комплементарны:  $S \cap N = \emptyset$ ,  $U = S \cup N$ .

Построение модели отрицательного отбора заключается в формировании на основе обучающей выборки  $S' \subset S$  набора детекторов  $D$  таким образом, чтобы с помощью этого набора любой экземпляр  $x \in U$  можно было однозначно отнести к классу «своих» или «чужих».

Задача синтеза нейро-нечеткого аппроксиматора Мамдани заключается в определении термов, задании функций принадлежности  $j$  и расчете весовых коэффициентов для связей между узлами сети на основе полученного набора детекторов  $D$ .

### 2. Метод обучения модели отрицательного отбора с маскированием детекторов

Предлагаемый в [1] метод отрицательного отбора с маскированием детекторов является развитием парадигмы отрицательного отбора [3]. Основная идея метода заключается в том, что детектору соответствует не точка в пространстве признаков, а гиперкуб максимально возможного объема. Это позволяет использовать меньшее число детекторов для обеспечения покрытия больших областей в пространстве признаков.

Также метод использует процедуру дообучения детекторов, которая служит заменой этапу

цензурирования в базовом методе отрицательного отбора [4]. В процессе дообучения гиперкуб, которым описан кандидат в детекторы, изменяет свои размеры таким образом, чтобы не соответствовать ни одному из «своих» экземпляров.

В качестве первоначального объема гиперкуба принимается все пространство признаков задачи и в процессе обучения метод старается сохранить его максимальным.

Пусть дана обучающая выборка  $S'$ . Перед обучением модели необходимо установить значения коэффициента  $\alpha$ , который определяет значение допуска при классификации детектора, и минимально допустимое значение порога  $g_{min}$ , который определяет способность модели к обобщению. Оба коэффициента должны принимать значения в диапазоне  $(0,1]$ .

Для данной модели рекомендуется использовать следующую метрику:

$$match(d, s) = \begin{cases} 1, & \sum_{i=1}^n \{1 | d_{min}^i < s_i \wedge d_{max}^i > s_i\} = n; \\ 0, & \text{в противном случае.} \end{cases}$$

Метод обучения модели отрицательного отбора с маскированием в случае использования вещественных признаков включает в себя следующие этапы:

1. Установить:  $D = \emptyset$ .
2. Сформировать кандидата в детекторы

$$d = \langle d_{min}, d_{max} \rangle, \quad d_{min} = \{s_{min}^1, s_{min}^2, \dots, s_{min}^n\}, \\ d_{max} = \{s_{max}^1, s_{max}^2, \dots, s_{max}^n\},$$

где  $s_{min}^i$  и  $s_{max}^i$  – минимальное и максимальное значения  $i$ -го признака среди экземпляров выборки соответственно,  $i = 1, \dots, n$ .

3. Для каждого экземпляра  $s \in S'$  выполнять п.п. 3.1–3.4.

3.1 Если  $match(d, s) = 1$ , тогда перейти к п. 3.2, в противном случае – взять следующий экземпляр и перейти к п. 3.4.

3.2 Найти такой  $i$ -й признак, чтобы  $d_{min}^i < s_i$  и  $d_{max}^i > s_i$ .

3.3 Если  $rand > 0,5$ , где  $rand$  – функция, возвращающая случайное число в диапазоне  $(0,1]$ , тогда принять:  $d_{min}^i = s_i + \alpha(s_{max}^i - s_{min}^i)$ , в противном случае – принять:  $d_{max}^i = s_i - \alpha(s_{max}^i - s_{min}^i)$ .

3.4 Если  $match(d, s) = 0$ , тогда перейти к п. 3.5, в противном случае – перейти к п. 3.2.

3.5 Выбрать следующий экземпляр  $s \in S'$  и перейти к п. 3.1.

4. Оценить способность детектора к обобщению:

$$g(d) = \frac{\sum_{i=1}^n \frac{d_{max}^i - d_{min}^i}{s_{max}^i - s_{min}^i}}{n}.$$

5. Если  $g(d) > g_{min}$ , тогда добавить детектор в набор:  $D = D \cup \{d\}$ .

В результате обучения будет сформирован набор детекторов, описывающих пространство, комплементарное к пространству «своих» экземпляров, при этом все детекторы обладают требуемой способностью к обобщению, что позволяет избежать проблемы переобученности модели.

Также, изменяя значение коэффициента  $\alpha$ , можно установить порог толерантности модели к своим экземплярам – чем больше значение  $\alpha$ , тем больше расстояние между детекторами модели и «своими» экземплярами.

В результате обучения распознающей модели с помощью метода отрицательного отбора с маскированием детекторов будет получен набор детекторов, на основе которого можно производить классификацию экземпляров.

Данный метод не проверяет наличие одинаковых детекторов в наборе в процессе обучения, что часто приводит к избыточному количеству детекторов. Также могут быть сформированы два детектора, покрывающие одну и ту же область, однако различные по объему. В таком случае в состав модели должен войти детектор с большей степенью покрытия.

С целью устранения избыточности в наборе детекторов необходимо удалить такие  $d \in D$ , для которых:

$$\exists d' \in D, d'_{min} \leq d_{min}, d'_{max} \geq d_{max}.$$

### 3. Нейро-нечеткий аппроксиматор Мамдани

Нейро-нечеткий аппроксиматор Мамдани представляет собой обобщенную модель нейро-нечеткой сети, построенной на основе правил Мамдани [5].

Нейро-нечеткий аппроксиматор Мамдани можно представить в виде сети, состоящей из пяти слоев и по структуре подобной классическим искусственным нейронным сетям прямого распространения сигнала.

Первый слой представляет собой элементы входного вектора (признаки).

Второй слой содержит нечеткие термы, соответствующие входным переменным (этап фаззификации входных переменных). В этом слое вычисляется принадлежность входного вектора к каждому из нечетких термов. Целью этого этапа является получение значений истинности для всех подусловий из базы правил.

Третий слой представляет собой antecedentes нечетких правил (агрегация подусловий). Для каждого условия находят минимальное значение истинности всех его подусловий.

Четвертый слой определяет степени принадлежности входного вектора к нечетким термам выходной переменной.

Пятый слой выполняет операцию дефаззификации. Целью дефаззификации является получение



количественного значения для каждой из выходных переменных.

Как правило, нейро-нечеткий аппроксиматор Мамдани можно обучить посредством отображения всей обучающей выборки в структуру сети Мамдани с последующей коррекцией весов на основе обратного распространения ошибки [6]. Однако процесс обучения можно ускорить, а уровень обобщения сети повысить, если синтезировать сеть не по обучающей выборке непосредственно, а сформировать по выборке перед построением сети базу нечетких правил на основе знаний, полученных в результате обучения модели отрицательного отбора с маскированием. Это позволит существенно сжать выборку за счет исключения избыточных экземпляров и неясного решения задачи кластер-анализа.

#### 4. Метод синтеза нейро-нечеткого аппроксиматора Мамдани

Число узлов в слоях сети предлагается определять следующим образом. Для первого слоя число узлов соответствует числу входных признаков, для второго слоя – числу нечетких термов в базе правил. Поскольку каждый признак в составе детектора будет преобразован в нечеткий терм, то на втором слое сети будет находиться  $|D| \cdot n$  узлов.

Третий слой включает в себя  $|D|$  узлов, что равно числу детекторов в наборе  $D$ , поскольку каждый детектор представляет собой одно правило.

Число детекторов в четвертом слое определяется числом классов (для задач диагностирования – два узла, поскольку рассматриваются два класса – годные и дефектные экземпляры). В пятом слое находится всего один узел.

В процессе обучения требуется скорректировать веса связей, в частности, между вторым и третьим слоями (функции принадлежности входного значения к нечетким термам), а также третьим и четвертым (веса правил).

В результате обучения модели отрицательного отбора с маскированием полученные интервалы для переменных позволяют легко настроить параметры функций принадлежности. Так, для симметричной треугольной функции:

$$j(x) = \begin{cases} 1 - \frac{|x - \frac{d_{\max} + d_{\min}}{2}|}{\frac{d_{\max} - d_{\min}}{2}}, & d_{\min} < x < d_{\max}; \\ 0, & \text{в противном случае.} \end{cases}$$

Для трапециoidalной функции:

$$j(x) = \begin{cases} 1 - \frac{a - x}{a - d_{\min}}, & d_{\min} \leq x \leq a; \\ 1, & a \leq x \leq b; \\ 1 - \frac{x - b}{d_{\max} - b}, & b \leq x \leq d_{\max}; \\ 0, & \text{в остальных случаях,} \end{cases}$$

где  $X$  – определяет угол наклона ребер трапеции,  $a = d_{\min} + (d_{\max} - d_{\min}) / X$ ,  $b = d_{\max} - (d_{\max} - d_{\min}) / X$ .

Веса таких правил следует установить равными 1.

Поскольку детекторы определяют только принадлежность экземпляра к классу “чужих”, то требуется также создать нечеткие правила, относящие экземпляр к классу “своих”. Для каждого детектора создается обратное правило, определяющее принадлежность экземпляра к классу “своих”. Обратное правило получается с помощью инверсии значения функции принадлежности  $1 - \mu(x)$ . Поскольку такие инвертированные правила будут порождать противоречия, то рекомендуется устанавливать им меньшие веса (порядка 0,2–0,5).

#### 5. Эксперименты и результаты

Предложенный метод синтеза нейро-нечеткого аппроксиматора Мамдани проходил тестирование как на синтетических выборках, так и на практических задачах диагностирования [7] с использованием программной реализации метода на языке Python.

В случае синтетических тестов обучающая выборка составляла 20% от числа всех экземпляров. В качестве функции принадлежности использовалась трапециoidalная функция.

После каждых 10 итераций метода обучения модели отрицательного отбора с маскированием осуществлялось тестирование данной модели, и измерялась ошибка классификации.

На рис. 1 представлены графики, отображающие динамику ошибки классификации в процессе обучения и тестирования модели отрицательного отбора с маскированием детекторов.

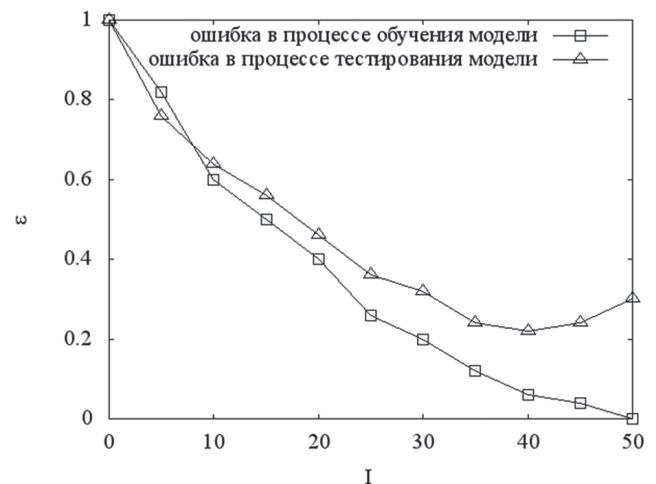


Рис. 1. Динамика ошибки классификации в процессе обучения и тестирования модели отрицательного отбора с маскированием детекторов

Как видно из рис. 1, после определенного момента ошибка классификации обучающих данных продолжает падать, в то время как ошибка классификации тестовых данных возрастает. Это

происходит вследствие переобученности модели, т.е. фактически происходит запоминание экземпляров и модель адаптируется под особенности обучающей выборки, а не задачи в целом.

На рис. 2 представлен график, отображающий динамику ошибки классификации в процессе обучения и тестирования модели с использованием нейро-нечеткого аппроксиматора Мамдани, обученного с помощью предложенного метода.

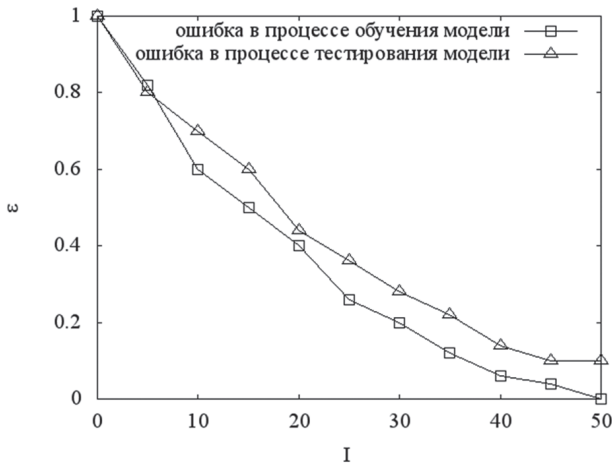


Рис. 2. Динамика ошибки классификации в процессе обучения и тестирования модели отрицательного отбора с использованием нейро-нечеткого аппроксиматора Мамдани

Как видно из рис. 2, предложенный метод позволяет снизить отрицательный эффект от переобученности модели.

### Заключение

С целью решения актуальной задачи автоматизации процесса диагностирования объектов, характеризуемых набором вещественных признаков, разработано математическое обеспечение, позволяющее строить диагностические модели по прецедентам на основе иммунокомпьютинга.

*Научная новизна* работы заключается в том, что впервые предложен метод обучения нейро-нечеткого аппроксиматора Мамдани с помощью модели отрицательного отбора с маскированием детекторов. Это позволяет ускорить процесс обучения сети Мамдани за счет того, что значения параметров функций принадлежности вычисляются на основе детекторов модели отрицательного отбора. Предложенный метод дает возможность синтезировать диагностические модели с помощью нейро-нечеткого аппроксиматора Мамдани.

*Практическая ценность* работы заключается в том, что разработано программное обеспечение для проведения диагностирования объектов с помощью обученного нейро-нечеткого аппроксиматора Мамдани.

Тестирование предложенной нейро-нечеткой сети Мамдани показало высокую точность классификации по сравнению с базовой моделью

отрицательного отбора с маскированием детекторов, что позволяет рекомендовать ее использование для решения практических задач.

**Список литературы:** 1. Зайцев, С.А. Модель отрицательного отбора с маскированием для решения задач диагностирования с вещественным представлением признаков [Текст] / С.А. Зайцев, С.А. Субботин // Вісник Національного технічного університету "Харківський політехнічний інститут": зб. наук. праць. Тематичний випуск "Інформатика і моделювання". Харків: НТУ "ХПІ", 2011. № 31. 2. Neuro-fuzzy and soft computing: a computational approach to learning and machine intelligence / J.-Sh. Jang, Ch.-T. Sun, E. Mizutani. New York: Prentice-Hall, 1997. 640 p. 3. Ji Z., Dasgupta D. Revisiting negative selection algorithms // Evolutionary Computation. 2007. №15. P. 223-251. 4. Forrest S., Perelson A.S., Cherkuri R., Allen L. Self-Nonself Discrimination in a Computer // Proceedings of the 1994<sup>th</sup> IEEE Symposium on Research in Security and Privacy (1994). CA: IEEE Computer Society Press, 1994. P. 202-212. 5. Fuzzy control / K.M. Passino, S. Yurkovich. CA: Addison Wesley Longman, 1998. 522 p. 6. Neural Networks – A Systematic Introduction / R. Rojas. New York: Springer-Verlag, 1996. 502 p. 7. Интеллектуальные средства диагностики и прогнозирования надежности авиадвигателей : монография [Текст] / В. И. Дубровин, С. А. Субботин, А. В. Богуслаев, В. К. Яценко. Запорожье: ОАО "Мотор-Сич", 2003. 279 с.

Поступила в редколлегию 08.06.2012

УДК 004.93

**Синтез нейро-нечеткого аппроксиматора Мамдани на основі принципів негативного відбору для вирішення задач діагностування з дійсним поданням ознак** / С. О. Зайцев, С. О. Субботин // Біоніка інтелекту: наук.-техн. журнал. — 2012. — № 2 (79). — С. 43–46.

Вирішено актуальну задачу автоматизації діагностування об'єктів та систем, що описані дійсними ознаками. Досліджувалося використання результатів роботи моделі негативного відбору з маскуванням в процесі навчання мережі Мамдани. Запропоновано метод синтезу нейро-нечеткого аппроксиматора Мамдани за допомогою моделі негативного відбору з маскуванням детекторів. Експериментально підтверджено доцільність застосування нейро-нечеткого аппроксиматора Мамдани, який навчався за допомогою запропонованого методу, як засобу нечіткого виводу в задачах діагностування.

Л. 2. Бібліогр.: 7 найм.

UDC 004.93

Synthesis of Mamdani neuro-fuzzy approximator based on the negative selection principals in real-valued diagnostics. / S. A. Zaitsev, S. A. Subbotin // Bionics of Intelligence: Sci. Mag. — 2012. — № 2 (79). — P. 43–46.

An actual problem of the object and system automatic diagnostics has been solved. The usage of results of the negative selection model based on masked detectors in Mamdani network training process has been analyzed. A new method of Mamdani neuro-fuzzy approximator synthesis with negative selection model based on masked detectors has been proposed. The experiments have been carried to approve the appropriateness of Mamdani neuro-fuzzy approximator, that was trained with the suggested method, as a tool of a fuzzy output in diagnostics.

Fig. 2. Ref.: 7 items.

УДК 681.518:004.93.1'



В.В. Москаленко

Сумський державний університет, м. Суми, Україна

## ПРОГНОЗУВАННЯ МОМЕНТУ ПЕРЕНАВЧАННЯ ІНФОРМАЦІЙНО-ЕКСТРЕМАЛЬНОГО УНІМОДАЛЬНОГО КЛАСИФІКАТОРА

Пропонується в рамках інформаційно-екстремальної інтелектуальної технології метод синтезу здатної навчатися прогностичної системи підтримки прийняття рішень (СППР), побудованої на базі унімодального класифікатора. Як прогностична функція розглядається одновимірна інваріантна до широкого сімейства законів розподілу ймовірностей порядкова статистика з розподілом  $\chi^2$ . Розроблено категорійні моделі та алгоритми навчання і екзамену прогностичної СППР. Як приклад розглянуто реалізацію прогностичної унімодальної СППР для керування технологічним процесом вирощування сцинтиляційних монокристалів.

УНІМОДАЛЬНИЙ КЛАСИФІКАТОР, СИСТЕМА ПІДТРИМКИ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ, РОЗПІЗНАВАННЯ, ПОРЯДКОВА СТАТИСТИКА, ПРОГНОЗУВАННЯ, СЦИНТИЛЯЦІЙНИЙ МОНОКРИСТАЛ

### Вступ

У процесі експлуатації здатної навчатися системи підтримки прийняття рішень (СППР) відбувається дрейф векторів-реалізацій класів розпізнавання як у часі, так і у просторі. Це призводить до зменшення функціональної ефективності системи, оскільки побудовані на етапі навчання вирішальні правила залишаються незмінними. Таким чином, особливої актуальності в задачах прогностичної класифікації набуває вирішення двох проблем: визначення керуючого сигналу на горизонті прогнозування та визначення моменту часу перенавчання системи. Відомі прогностичні алгоритми, що базуються на ідеях і методах статистичної екстраполяції, характеризуються значною помилкою прогнозування, оскільки вони не враховують довільні початкові умови процесів, що прогножуються [1-3].

Одним із перспективних методів синтезу прогностичної СППР, що навчається, є інформаційно-екстремальна інтелектуальна технологія (ІЕІ-технологія), яка у порівнянні з відомими методами, враховує перетин гіперсферичних контейнерів класів розпізнавання та дозволяє побудувати безпомилкові за багатовимірною навчальною матрицею вирішальні правила [4,5]. У працях [6,7] розглядалися питання прогнозування функціональної ефективності здатної навчатися СППР для мультимодального класифікатора. Але у багатьох специфічних випадках перевагу слід віддавати унімодальним класифікаторам, що дозволяють будувати вирішальні правила для впорядкованих (структурованих) алфавітів класів розпізнавання [8,9].

У статті на прикладі автоматизації процесу вирощування сцинтиляційних монокристалів розглядається інформаційно-екстремальний метод прогностичного навчання інтелектуальної СППР, побудованої на базі унімодального класифікатора, що характеризується впорядкованим алфавітом класів з єдиним центром розсіювання векторів-реалізацій образу.

### 1. Постановка задачі

Ідея прогнозування моменту перенавчання унімодальної СППР в рамках ІЕІ-технології полягає у спостереженні за зменшенням ймовірності знаходження поточних значень ознак розпізнавання у своїх контрольних допусках. Дрейф статистичних властивостей реалізацій образу знижує достовірність розпізнавання функціональних станів АСК унаслідок утримування константними в пам'яті СППР геометричних параметрів контейнерів класів розпізнавання, які сформовано на попередньому етапі навчання. Для прогнозування зміни інформаційної спроможності СППР доцільно використати екстремальні порядкові статистики (ЕПС), що є чутливими до виходу значень ознак розпізнавання за межі своїх контрольних допусків та інваріантними до широкого сімейства законів розподілу ймовірностей [4]. При цьому для визначення моменту часу перенавчання СППР достатньо оцінити належність значення поточної порядкової статистики до варіаційного блоку відповідної ЕПС.

Нехай дано  $\{X_m^o | m = \overline{1, M}\}$  – впорядкований алфавіт  $M$  класів розпізнавання, що характеризують відповідні функціональні стани АСК, і відповідну навчальну багатовимірну (векторну) матрицю типу «об'єкт-властивість»  $\|y_{m,i}^j, | i = \overline{1, N}, j = \overline{1, n}\|$ , де  $N, n$  – кількість ознак розпізнавання і векторів-реалізацій образу відповідно.

Відомий структурований вектор параметрів функціонування СППР  $g = \langle d_m, \delta \rangle$ , де  $d_m$  – радіус контейнера класу  $X_m^o$ , що відновлюється в радіальному базисі дискретного простору ознак розпізнавання з центром розсіювання, який визначається вершиною еталонного вектора  $x_m$ ;  $\delta$  – параметр поля системи контрольних допусків (СКД) на ознаки розпізнавання. При цьому задано такі обмеження: вершина вектора  $x_m$ , що визначає геометричний центр розсіювання векторів-реалізацій всіх класів в бінарному просторі ознак розпізна-



вання  $\Omega_B$ , має одиничні координати;  $d_m > d_{m-1}$ , при цьому радіус класу  $X_M^o$  дорівнює  $d_M = N$  і  $\delta \in [0; \delta_H / 2]$ , де  $\delta_H$  – нормоване поле допусків, що визначає область значень параметра  $\delta$ .

Необхідно в процесі навчання СППР визначити оптимальні значення координат вектора  $g$  та побудувати варіаційний ряд ЕПС. При цьому оптимальні значення параметрів функціонування повинні забезпечувати максимум усередненого за алфавітом інформаційного критерію функціональної ефективності (КФЕ) навчання СППР:

$$\bar{E}^* = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \max_{\{k\}} E_m, \quad (1)$$

де  $E_m$  – інформаційний КФЕ навчання СППР розпізнавати реалізації класу  $X_m^o$ ;  $\{k\}$  – впорядкована множина кроків навчання (відновлення контейнерів класів розпізнавання).

У режимі прогностичного екзамону визначити поточний функціональний стан АСК, обчислити його порядкову статистику і зіставит її із сформованими на етапі навчання ЕПС з метою прийняття рішення про необхідність перенавчання СППР.

## 2. Математична модель інформаційно-екстремального унімодального прогностичного класифікатора

Розглянемо особливості математичних моделей прогностичної автоматичної класифікації для унімодальної СППР в рамках ІЕІ-технології. У цьому випадку обов'язковим етапом процесу навчання є відображення вибіркової множини  $X$  на множину вільних статистик  $S$ , яка обчислюється, на кожному кроці навчання:

$$\mu: X \rightarrow S.$$

Вільна статистика  $S \in S$  повинна бути однаковою статистичною характеристикою вибіркової множини, інваріантною до широкого сімейства ймовірнісних мір і чутливою до зміни функціонального стану АСК. Такою статистикою є нормована статистика числа успіхів за  $n$  випробувань:

$$S_{m,n} = \sum_{j=1}^n \left( \frac{k_{m,j} - \bar{k}_{m,n}}{s_{m,n}} \right)^2, \quad m = \overline{1, M}, \quad (2)$$

де  $k_{m,j}$  – число успіхів при  $j$ -му випробуванні;  $\bar{k}_{m,n}$  – вибіркоче середнє числа успіхів після  $n$  випробувань;  $s_{m,n}^2$  – вибіркоче незміщена дисперсія за  $n$  випробувань.

Відомо, що статистика (2) має розподіл  $\chi^2$  із степенем свободи  $k = n-1$  і не залежить ні від математичного сподівання, ні від дисперсії, а залежить тільки від обсягу випробувань  $n$  [4]. Вільна статистика  $S_{m,n}$  є членом варіаційного ряду – порядковою статистикою, ранг якої визначається номером випробування.

На етапі прогностичного навчання здійснюється визначення як оптимальних параметрів навчання,

так і значень ЕПС з подальшим формуванням збільшенням їх варіаційного ряду  $\langle \{S_{m,n}^*\} \rangle$ .

Статистика  $S_{m,n}^*$  є випадковою величиною і блоки варіаційного ряду розділяються довірчим коридором. При цьому квантілі функції розподілу  $\chi^2$  визначають відповідно нижню та верхню граничні межі варіаційного блоку статистики  $S_{m,n}$ , що покривають значення статистик  $\{S_{m,n}^*\}$  з довірчою ймовірністю  $1-Q$ :

$$P\{K_{Q/2}^{(m)}(n-1) < S_{m,n}^* < K_{1-Q/2}^{(m)}(n-1)\} = 1-Q, \quad (3)$$

де  $K_{Q/2}^{(m)}(n-1)$ ,  $K_{1-Q/2}^{(m)}(n-1)$ , – квантілі функції розподілу  $\chi^2$  з  $n-1$  степенями свободи [4];  $Q$  – рівень значущості (звичайно вибирають одне із значень 0,05; 0,01; 0,005; 0,001).

Нижня  $SN_m$  та верхня  $SV_m$  довірчі межі  $m$ -го блоку варіаційного ряду можна розрахувати, наприклад, поділивши варіаційні блоки на рівні частини:

$$SN_m = \frac{S_{m,n}^* + S_{m-1,n}^*}{2}; \quad SV_m = \frac{S_{m+1,n}^* + S_{m,n}^*}{2}. \quad (4)$$

Діаграма процесу прогностичного навчання унімодальної СППР в рамках ІЕІ-технології показана на рис. 1.

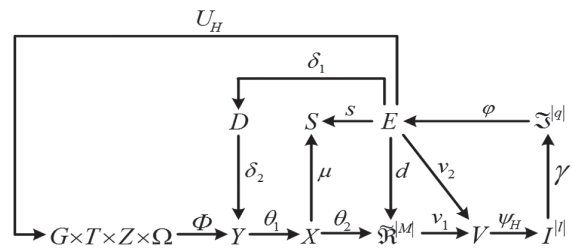


Рис. 1. Категорійна модель прогностичного навчання унімодальної СППР

Категорійна модель (рис. 1) містить оператор формування вхідного математичного опису (багатовимірної навчальної матриці типу «об'єкт-властивість»):

$$\Phi: G \times T \times Z \times \Omega \rightarrow Y,$$

де  $G$  – простір вхідних сигналів (факторів), які діють на СППР;  $T$  – множина моментів часу зняття інформації;  $Z$  – простір можливих функціональних і технічних станів СППР;  $\Omega$  – простір ознак розпізнавання;  $Y$  – вибіркоче множина значень рецепторів (вхідна навчальна матриця). Оператор  $\theta_1: Y \rightarrow X$  формує вибіркоче бінарну множину  $X$  – вхідну у загальному випадку дійсну бінарну навчальну матрицю  $\|x_{m,i}^{(j)}\|$  типу “процес-властивість”.

Оператор  $\theta_2: X \rightarrow \tilde{R}^{|M|}$  відновлює в процесі навчання СППР оптимальне розбиття простору ознак на класи еквівалентності ( $M$  класів розпізнавання).

Оператор  $\nu_1$  відображає розбиття  $\tilde{R}^{|M|}$  на впорядковану множину вирішальних правил  $V$ . Оператор  $d$  корегує геометричні параметри розбиття  $\tilde{R}^{|M|}$ , змінюючи радіус контейнера для кожного



класу відносно центру розсіювання  $x_m$ . Оператор  $v_2$  забезпечує перехід до наступного вирішального правила після оптимізації радіуса контейнера попереднього класу розпізнавання.

Оператор класифікації  $\Psi: \mathfrak{R}^{|M|} \rightarrow I^{|I|}$ , де  $I^{|I|}$  – множина  $I$  статистичних гіпотез, розглядається як композиція операторів  $\Psi = v_1 \circ \Psi_H$ , де  $\Psi_H$  перевіряє основну статистичну гіпотезу за відповідним вирішальним правилом. Оператор  $\gamma: I^{|I|} \rightarrow \mathfrak{S}^{|q|}$  формує за результатами перевірки основної статистичної гіпотези множину точнісних характеристик  $\mathfrak{S}^{|q|}$ , де  $q = l^2$ . Оператор  $\phi$  обчислює терм-множину  $E$  значень інформаційного КФЕ, який є функціоналом точнісних характеристик.

Оператори  $\delta_1$  і  $\delta_2$  змінюють систему контрольних допусків (СКД)  $D$  на ознаки розпізнавання. Ці оператори оцінюють вплив параметра СКД на КФЕ СППР і регламентують ітераційний процес оптимізації. Оператор  $\mu$  обчислює множину ЕПС  $S^*$ . Оператор  $s$  впорядковує за збільшенням ЕПС, розраховані при максимальному усередненому КФЕ, та ставить у відповідність довірчі коридори для кожного класу розпізнавання. Оператор  $U_H: E \rightarrow G \times T \times \Omega \times Z$  регламентує процес навчання СППР.

Діаграму процесу прогностичного екзамену в рамках ІЕІ-технології показано на рис. 2.

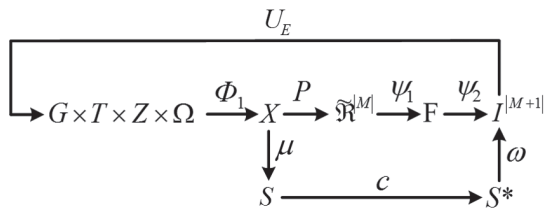


Рис. 2. Категорійна модель прогностичного екзамену унімодальної СППР

У діаграмі (рис. 2) оператор  $\Phi_1$  відображає універсум випробувань на вибіркочну множину  $X$ , яка утворює екзаменаційну матрицю  $\|x_i^{(j)} \mid i = 1, N; j = 1, n\|$ , аналогічну навчальній матриці за структурою, параметрами та процедурою формування.

Оператор  $P$  відображає бінарну вибіркочну множину  $X$ , що розпізнається, на побудоване на етапі навчання чітке розбиття  $\mathfrak{R}^{|M|}$ . Оператор класифікації  $\Psi$  утворює композицію двох операторів: оператор обчислення функції належності  $\Psi_1: \mathfrak{R}^{|M|} \rightarrow F$ , де  $F$  – множина функцій належності, і оператор дефазифікації  $\Psi_2: F \rightarrow I^{|M+1|}$ , який вибирає відповідну гіпотезу за максимальним значенням функції належності.

Оператор  $\mu$  обчислює поточну порядкову статистику  $S_n \in S$ . Оператор співставлення  $c: S \rightarrow S^*$ , де  $S^*$  – множина впорядкованих за збільшенням ЕПС, визначає належність поточної ЕПС  $S_n \in S$  одному із блоків варіаційного ряду екстремальних статистик  $\langle \{S_m^*\} \rangle \in S^*$ , отриманих у процесі прогностичного навчання.

Оператор  $\omega$  перевіряє відповідність поточного класу, визначеного за максимумом усередне-

ної функції належності, блоку варіаційного ряду ЕПС, в якому знаходиться поточна статистика. У випадку невідповідності приймається рішення про перенавчання системи.

Оператора  $U_E$  утворює зворотний зв'язок у діаграмі і призначений для регламентації процесу екзамену.

### 3. Алгоритм інформаційно-екстремального унімодального прогностичного класифікатора

Алгоритм навчання унімодальної прогностичної СППР з оптимізацією СКД на ознаки розпізнавання, полягає у реалізації структурованої двоциклическої ітераційної процедури пошуку глобального максимуму інформаційного КФЕ (1) в робочій області визначення його функції. Для інформаційно-екстремального алгоритму паралельної оптимізації СКД, при якому параметр поля контрольних допусків  $\delta_K$  змінюється одночасно для всіх ознак розпізнавання, така процедура має вигляд:

$$\delta_K^* = \arg \max_{G_\delta} \{ \max_{G_E} \bar{E} \}, \quad (5)$$

де  $G_\delta$  – область допустимих значень відповідних контрольних допусків на ознаки розпізнавання;  $G_E$  – область допустимих значень інформаційного КФЕ (1) навчання СППР.

У процедурі (5) внутрішній цикл реалізує базовий алгоритм навчання, основними задачами якого є обчислення інформаційного КФЕ навчання СППР; пошук глобального максимуму КФЕ в робочій (допустимій) області визначення його функції; оптимізація геометричних параметрів контейнерів класів розпізнавання [3, 5].

При цьому специфіка базового алгоритму навчання унімодальної СППР полягає у відсутності процедури визначення для кожного класу найближчого сусіда, оскільки класи розпізнавання апріорно є впорядкованими, що суттєво підвищує оперативність навчання.

Оптимізацію контрольних допусків на ознаки доцільно здійснювати за паралельно-последовним алгоритмом, що забезпечує прийнятну оперативність та високу точність обчислення КФЕ. При цьому за алгоритмом паралельної оптимізації СКД на ознаки визначаються квазіоптимальні контрольні допуски, які для последовного алгоритму приймаються як стартові.

Розглянемо у рамках ІЕІ-технології алгоритм навчання унімодальної СППР на етапі паралельної оптимізації контрольних допусків на ознаки розпізнавання (5). Вхідні дані: масив реалізацій класів розпізнавання  $\{y_{m,i}^{(j)} \mid m = \overline{1, M}; i = \overline{1, N}; j = \overline{1, n}\}$ ; система нормованих допусків  $\{\delta_{H,i} \mid i = \overline{1, N}\}$ , що визначає область значень відповідних контрольних допусків. Попередньо для кожної ознаки визначається ціна градації її шкали виміру, що дозволяє обчислювати на кожному кроці навчання нижній і верхній контрольні допуски відповідно:

$$A_{KH,i} = y_{1,i} - \delta; A_{KB,i} = y_{1,i} + \delta, \quad (6)$$

де  $y_{1,i}$  – вибіркове середнє значення  $i$ -ї ознаки розпізнавання у векторах-реалізаціях базового класу  $X_1^o$ .

Реалізація алгоритму навчання унімодальної СППР з паралельною оптимізацією контрольних допусків на ознаки розпізнавання здійснюється за такою схемою:

1) обнулюється лічильник кроків зміни параметра  $\delta$  поля контрольних допусків на ознаки розпізнавання, який одночасно визначає і кількість кроків навчання:  $l:=0$ ;

2) інкремент лічильник кроків зміни параметра  $\delta$ :  $l:=l+1$ ;

3) на кожному кроці навчання за формулами (6) обчислюються нижній  $A_{HK,i}[l]$  і верхній  $A_{BK,i}[l]$  контрольні допуски для всіх ознак розпізнавання;

4) реалізується базовий алгоритм навчання і визначається поточний глобальний максимум усередненого за алфавітом класів розпізнавання інформаційного критерію  $\bar{E}[l]$  в робочій області визначення його функції;

5) якщо в робочій області визначення функції інформаційного критерію має місце  $\bar{E}[l] \leq \text{extr max } \bar{E}$ , де  $\text{extr max } \bar{E}$  – граничний максимум усередненого за алфавітом класів розпізнавання інформаційного критерію (1), то виконується пункт 6, інакше – пункт 7 ( $\bar{E}[0]=0$ );

6) якщо  $\delta \leq \delta_H / 2$ , то виконується пункт 2, інакше – пункт 7;

7)  $\text{extr max } \bar{E} := \max_{\{l\}} \bar{E}^*[l]$ ;  $\delta^* := \arg \text{extr max } \bar{E}$ ;

8) для визначеного оптимального параметра  $\delta^*$  поля контрольних допусків обчислюються за формулою (6) оптимальні нижні  $\{A_{HK,i}^*\}$  і верхні  $\{A_{BK,i}^*\}$  контрольні допуски на ознаки розпізнавання;

9) ЗУПИН.

Одержана в процесі паралельної оптимізації квазіоптимальна система контрольних допусків використовувалася як стартова для алгоритму послідовної оптимізації контрольних допусків на ознаки розпізнавання. Це дозволяє суттєво підвищити оперативність алгоритму навчання, оскільки обчислення в процесі навчання КФЕ здійснювалося тільки в робочій (допустимій) області визначення його функції.

Алгоритм послідовної оптимізації поля контрольних допусків на ознаки розпізнавання здійснювався за такою ітераційною процедурою:

$$\{\delta_{K,i}^*\} = \arg\{\max_{G_{\delta_i}} \{\max_{G_E} \left[ \bigotimes_{s=1}^S \max_{G_d} \bar{E}^{(s)} \right] \}\}, i = \overline{1, N},$$

де  $\bar{E}^{(s)}$  – усереднений за алфавітом класів КФЕ навчання СППР на  $s$ -му прогоні послідовної процедури оптимізації;  $G_{\delta_i}$  – область допустимих значень поля контрольних допусків для  $i$ -ї ознаки;  $G_E$  – область допустимих значень критерію оптимізації;  $G_d$  – область допустимих значень радіусів контейнерів;  $\bigotimes$  – символ операції повторення.

При оптимальних параметрах навчання розраховується варіаційний ряд порядкових статистик  $\langle \{S_{m,n}^*\} \rangle$ . за формулою (2) та розраховуються відповідні довірчі межі за формулами (3) та (4).

Як КФЕ навчання використано модифіковану інформаційну міру Кульбака, в якій розглядається відношення правдоподібності у вигляді відношення повної ймовірності правильного прийняття рішень  $P_i$  до повної ймовірності помилкового прийняття рішень  $P_f$  [3, 6]. Для рівноймовірних двоальтернативних гіпотез, що характеризує найбільш складний у статистичному розумінні випадок прийняття рішень, міру Кульбака подамо у вигляді:

$$E_m^{(k)} = \left[ P_{t,m}^{(k)} - P_{f,m}^{(k)} \right] \cdot \log_2 \frac{P_{t,m}^{(k)}}{P_{f,m}^{(k)}} = \left[ \begin{array}{l} P_{t,m}^{(k)} = 0,5 \cdot D_{1,m} + 0,5 \cdot D_{2,m} \\ P_{f,m}^{(k)} = 0,5 \cdot \alpha_m + 0,5 \cdot \beta_m \end{array} \right] = \quad (7)$$

$$= 0,5 \cdot \left[ (D_{1,m}^{(k)} + D_{2,m}^{(k)}) - (\alpha_m^{(k)} + \beta_m^{(k)}) \right] \cdot \log_2 \left( \frac{D_{1,m}^{(k)} + D_{2,m}^{(k)}}{\alpha_m^{(k)} + \beta_m^{(k)}} \right),$$

де  $D_{1,m}^{(k)}$  – перша достовірність, обчислена на  $k$ -му кроці навчання розпізнавати реалізації класу  $X_m^o$ ;  $D_{2,m}^{(k)}$  – друга достовірність;  $\alpha_m^{(k)}$  – помилка першого роду;  $\beta_m^{(k)}$  – помилка другого роду.

Оцінками точнісних характеристик при прийнятті рішень в процесі навчання є емпіричні частоти:

$$D_{1,m}^{(k)} = \frac{K_{1,m}^{(k)}}{n_{\min}}; \alpha_m^{(k)} = \frac{K_{2,m}^{(k)}}{n_{\min}}; \beta_m^{(k)} = \frac{K_{3,m}^{(k)}}{n_{\min}}; D_{2,m}^{(k)} = \frac{K_{4,m}^{(k)}}{n_{\min}}, \quad (8)$$

де  $K_{1,m}^{(k)}$ ,  $K_{2,m}^{(k)}$  – кількість подій, які означають відповідно належність та неналежність реалізацій образу контейнеру класу  $X_m^o$ , якщо насправді вони є реалізаціями цього класу;  $K_{3,m}^{(k)}$ ,  $K_{4,m}^{(k)}$  – кількість подій, які означають відповідно належність і неналежність реалізацій контейнеру класу  $X_m^o$ , якщо насправді вони належать до сусіднього (зовнішнього);  $n_{\min}$  – мінімальний обсяг репрезентативної навчальної вибірки [3].

Суми  $K_{1,m}^{(k)}$ ,  $K_{2,m}^{(k)}$ ,  $K_{3,m}^{(k)}$ ,  $K_{4,m}^{(k)}$  обчислюються на  $k$ -му кроці навчання СППР за алгоритмом:

$$K_{1,m}^{(k)}[0] = 0; K_{2,m}^{(k)}[0] = 0; K_{3,m}^{(k)}[0] = 0; K_{4,m}^{(k)}[0] = 0;$$

$$\text{if } x_m^{(j)} \in X_m^o \text{ then } K_{1,m}^{(k)}[j] := K_{1,m}^{(k)}[j-1] + 1$$

$$\text{else } K_{2,m}^{(k)}[j] := K_{2,m}^{(k)}[j-1] + 1;$$

$$\text{if } x_c^{(j)} \in X_m^o \text{ then } K_{3,m}^{(k)}[j] := K_{3,m}^{(k)}[j-1] + 1$$

$$\text{else } K_{4,m}^{(k)}[j] := K_{4,m}^{(k)}[j-1] + 1,$$

де  $x_c^{(j)}$  –  $j$ -та реалізація сусіднього (зовнішнього) класу  $X_c^o$ .

Визначення належності деякої реалізації  $x^{(j)}$ , наприклад, класу  $X_m^o$  для унімодального класифікатора здійснюється за правилом

if  $d_{m-1} < d[x_m \oplus x^{(j)}] < d_m$  then  $x^{(j)} \in X_m^o$  else  $x^{(j)} \notin X_m^o$ ,

де  $d_{m-1}$  – визначений в процесі навчання оптимальний радіус контейнера внутрішнього (вкладеного) класу, для першого(базового) класу  $d_{m-1} = 0$ ;  $d[x_m \oplus x^{(j)}]$  – кодова відстань вектора  $x^{(j)}$  до центра розсіювання реалізацій  $x_m$ ;  $\oplus$  – символ операції складання за модулем два;  $d_m$  – поточний радіус контейнера класу  $X_m^o$ , що відновлюється в бінарному просторі ознак розпізнавання.

Робоча модифікація критерію Кульбака після відповідної підстановки оцінок (8) у вираз (7) набуває вигляду:

$$E_m^{(k)} = \frac{[K_1^{(k)} + K_4^{(k)} - K_2^{(k)} - K_3^{(k)}]}{2 \cdot n_{\min}} \cdot \log_2 \left( \frac{K_1^{(k)} + K_4^{(k)} + 10^{-r}}{K_2^{(k)} + K_3^{(k)} + 10^{-r}} \right), \quad (9)$$

де константа  $10^{-r}$  введена для усунення нескінченних піків у випадках нульових емпіричних частот при обчисленні критерію.

Нормовану модифікацію критерію (9) можна подати у вигляді:

$$E_m^{*(k)} = \frac{E_m^{(k)}}{E_{\max}^{(k)}}, \quad (10)$$

де  $E_{\max}^{(k)}$  – значення критерію при  $D_{1,m}^{(k)} = 1$  і  $\beta_m^{(k)} = 0$  ( $K_1^{(k)} = n_{\min}$  і  $K_2^{(k)} = 0$ ).

Алгоритм екзамену за ІЕІ-технологією базується на аналізі значень функції належності, яка обчислюється для кожної реалізації, що розпізнається, визначаючи належність до контейнеру класу  $X_m^o$ , і для унімодального класифікатора має такий простий вигляд:

$$\mu_{m,j} = \begin{cases} 1, & \text{if } d_{m-1}^* < d[x_m \oplus x^{(j)}] < d_m^*; \\ 0, & \text{if } \text{else}. \end{cases} \quad (11)$$

де  $d(x_m \oplus x^{(j)})$  – кодова відстань між еталонним вектором  $x_m$  і реалізацією класу, що розпізнається;  $d_{m-1}^*$ ,  $d_m^*$  – оптимальні радіуси контейнерів класів  $X_{m-1}^o$  і  $X_m^o$  відповідно.

Алгоритм екзамену має такі вхідні дані:  $M$  – кількість класів, які СППР навчена розпізнавати;  $\{d_m^*\}$  – масиви оптимальних радіусів контейнерів, та  $\{\delta_{k,i}^* | i = \overline{1, N}\}$  – масив контрольних допусків на ознаки розпізнавання, визначенні на етапі навчання;  $\{x^{(j)}\}$  – масив двійкових векторів-реалізацій образу, що розпізнається.

Розглянемо основні етапи реалізації алгоритму екзамену:

- 1) обнуління лічильника класів розпізнавання:  $m := 0$ ;
- 2) інкремент лічильника класів розпізнавання:  $m := m + 1$ ;
- 3) обнуління лічильника числа реалізацій, що розпізнаються:  $j := 0$ ;
- 4) інкремент лічильника числа реалізацій, що розпізнаються:  $j := j + 1$ ;

5) обчислення кодової відстані  $d(x_1 \oplus x^{(j)})$ ;

6) обчислення функції належності (11);

7) порівняння: якщо  $j \leq n$ , то виконується крок 4, інакше – крок 8;

8) порівняння: якщо  $m \leq M$ , то виконується крок 2, інакше – крок 9;

9) визначення класу  $X_m^o$ , до якого належить реалізація образу, наприклад, за умови

$$\bar{\mu}_m^* = \max_{\{m\}} \bar{\mu}_m,$$

де  $\bar{\mu}_m = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n \mu_{m,j}$  – усереднене значення функцій

належності для реалізацій класу  $X_m^o$ , або видача повідомлення: «Клас не визначено», якщо  $\bar{\mu}_m \leq c$ . Тут  $c$  – порогове значення;

10) розраховується поточна порядкова статистика  $S_n$  за формулою (2) і перевіряється її належність блоку варіаційного ряду, що відповідає номеру класу, визначеному на кроці 7. У випадку невідповідності формується повідомлення про необхідність перенавчання СППР.

Таким чином, алгоритми екзамену у рамках ІЕІ-технології є детермінованим і відрізняються відносно малою обчислювальною трудомісткістю, що дозволяє реалізовувати його у реальному темпі часу.

#### 4. Приклад реалізації інформаційно-екстремального унімодального прогностичного класифікатора

Розроблені алгоритми були застосовані для прогнозування зміни функціональної ефективності автоматизованої системи керування вирощування сцинтиляційних монокристалів на установці типу «РОСТ» [7,8] за методом Чохральського (НТК «Інститут монокристалів», м. Харків). Алфавіт класів характеризував функціональні стани АСК технологічним процесом вирощування великогабаритних монокристалів, визначені згідно з технологічним режимом за трьохальтернативною системою оцінок: клас  $X_1^o$  – «Норма», клас  $X_2^o$  – «Менше норми» і клас  $X_3^o$  – «Більше норми».

На рис. 3 показано одержані на етапі навчання унімодальної СППР порядкові статистики (2) для упорядкованого алфавіту з трьох класів і словника із 35 ознак розпізнавання, які характеризували як технологічні параметри процесу вирощування монокристалу, так і їх різниці першого та другого порядку. При цьому обсяг навчальної вибірки дорівнював  $n = 40$ .

Аналіз рис. 3 показує що клас  $X_1^o$  із найбільшою ймовірністю «успіхів» має найменше значення ЕПС  $S_1^* = 30$ , для інших класів кінцеві значення варіаційних рядів зростають обернено пропорційно ймовірності „успіху” і відповідно порядку вкладеності контейнерів,  $S_2^* = 47$ ;  $S_3^* = 60$ . Таким чином, ЕПС утворюють варіаційний ряд за збільшенням їх значень.

У режимі прогностичного екзамену за максимальним значенням функції належності (11) визначався клас поточного функціонального стану технологічного процесу, а для визначення моменту



часу перенавчання СППР оцінювалась належність поточної екзаменаційної порядкової статистики, обчисленої за формулою (2), до відповідного блоку варіаційного ряду.

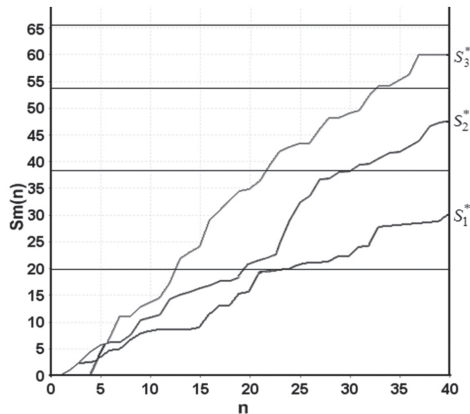


Рис. 3. Графік залежності ЕПС від кількості випробувань при оптимальних параметрах навчання СППР

На рис.4 показано зміну в часі екзаменаційних порядкових статистик у своїх варіаційних блоках на часовому інтервалі  $t$ , який дорівнює кількості періодів аналізу (екзамену) інформації в робочому режимі СППР.

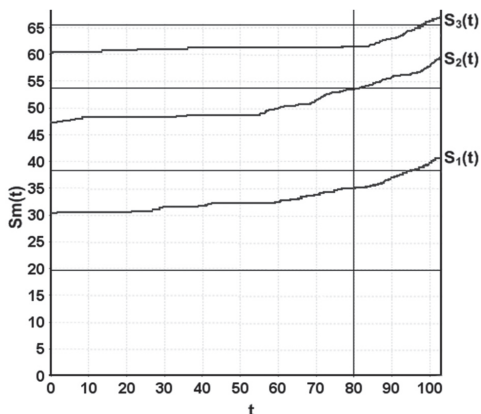


Рис. 4. Тренди екзаменаційних порядкових статистик

Аналіз рис. 4 показує, що після 80 реалізацій екзамену поточна порядкова статистика  $S_2(t)$ , яка є одновимірною статистичною характеристикою реалізацій класу  $X_2^o$ , переходить у варіаційний блок іншого класу, що створює статистичну невизначеність і тому потребує перенавчання СППР.

Таким чином, аналіз графіків ЕПС, сформованих на етапі навчання, показує чітку залежність між висотою тренду ЕПС та порядком вкладеності контейнерів класів розпізнавання при побудові унімодального класифікатора.

**Висновки**

1. У рамках ІЕІ-технології розроблено інформаційне, алгоритмічне та програмне забезпечення унімодального прогностичного класифікатора для прогнозування зміни функціональної ефективності АСК в процесі вирощування скінтіляційних монокристалів. Це дозволяє запобігти зниженню функціональної ефективності АСК шляхом вчасного

проведення профілактичних робіт та перенавчання СППР, яка є інтелектуальною складовою АСК.

2. Фізичне моделювання за даними архівної історії вирощування скінтіляційних монокристалів показало, що ЕПС для унімодального класифікатора можуть розглядатися як прогностичні функції.

**Список літератури:** 1. Силин, В.Б. Автоматическое прогнозирование состояния аппаратуры управления и наблюдения [Текст] / В.Б. Силин, А.И. Заковряшин. – М., «Энергия». – 1973. – 336 с. 2. Абрамов, О.В. Прогнозирование состояния технических систем [Текст] / О.В. Абрамов, А.Н. Розенбаум. – М.: Наука. – 1990. – 126 с. 3. Довбиш, А.С. Основы проектирования интеллектуальных систем: Навчальний посібник [Текст] / А.С. Довбиш. – Суми: Видавництво Сум ДУ. – 2009. – 171 с. 4. Соле, Ж. Л. Основные структуры математической статистики [Текст] / Ж. Л. Соле. – М.: Мир. – 1972. – 127 с. 5. Довбиш, А.С. Интеллектуальная система поддержки принятия решений для керування вирощування монокристалів [Текст] / А.С. Довбиш, В.С. Суздаль, В.В Москаленко // Вісник СумДУ. Серія технічні науки. – 2011. – №2. – С. 39-47. 6. Кульбак, С. Теория информации и статистика [Текст]: Пер. с англ./ С. Кульбак. – М.: Наука. – 1967. – 408 с. 7. Горилецкий, В.И. Рост кристаллов [Текст] / В.И. Горилецкий, Б.В. Гринёв, Б.Г. Заславский, Н.Н. Смирнов, В.С. Суздаль. –Харків: Акта. – 2002. – 536 с. 8. Суздаль, В.С. Скінтіляційні монокристалли: автоматизированное выращивание [Текст] / В.С. Суздаль, П.Е. Стадник, Л.И. Герасимчук, Ю.М. Епифанов. – Харьков «ИСМА», 2009. – 260 с. 9. Довбиш, А.С. Класифікаційне прогностичне керування вирощуванням скінтіляційних монокристалів [Текст] / А.С. Довбиш, В.В. Москаленко // Современные направления теоретических и прикладных исследований '2011: междунар. науч.-практ. конф., 15-28 марта 2011 г.: тез. докл. – Одесса: Чорноморье. – 2011. – Т.3. – С. 12-14.

Надійшла до редколегії 29.06.2012

УДК 681.518:004.93.1'

**Прогнозирование момента переобучения информационно-экстремального унимодального классификатора / В.В. Москаленко // Бионика интеллекта: науч.-техн. журнал. – 2012. – № 2 (79). – С. 47–52.**

Предлагается информационно-экстремальный метод анализа и синтеза прогностической системы поддержки принятия решений (СППР), функционирующей в режимах обучения и экзамена. При этом СППР построено на базе унимодального классификатора, характеризующегося структурированным алфавитом классов распознавания и общим центром рассеивания векторов-реализаций классов распознавания. В качестве примера реализации такой СППР рассмотрена интеллектуальная система управления технологическим процессом выращивания скінтіляційних монокристаллов.

Ил. 4. Библиогр.: 9 назв.

UDC 681.518:004.93.1'

**Forecasting of time moment of re-learning for information-extreme unimodal classifier / V.V. Moskalenko // Bionics of Intelligense: Sci. Mag. – 2012. – № 2 (79). – P. 47–52.**

This paper propose information-extreme method of analysis and synthesis of forecasting decision support system (DSS) with learning and exam mode. The DSS based on unimodal classifier characterized by structured alphabet of recognition classes and single center of pattern vector-realizations distribution. On the example of implementation of such DSS the article considers intelligent control of growing scintillate single crystals.

Fig.: 4. Ref.: 9 items.



УДК 004.93

Т.А. Зайко<sup>1</sup>, А.А. Олейник<sup>2</sup>, Н.В. Жихарева<sup>3</sup>, С.А. Субботин<sup>4</sup><sup>1</sup> Запорожский национальный технический университет,  
г. Запорожье, Украина, tzyakun@mail.ru;<sup>2</sup> Запорожский национальный технический университет,  
г. Запорожье, Украина, olejnikaa@gmail.com;<sup>3</sup> Государственное учреждение «Запорожская Медицинская Академия Последипломного образования»  
Министерство здравоохранения Украины, г. Запорожье, Украина, natalidoctor@rambler.ru;<sup>4</sup> Запорожский национальный технический университет, г. Запорожье, Украина, subbotin@zntu.edu.ua

## ДИАГНОСТИРОВАНИЕ НЕЙРО-АРТРИТИЧЕСКИХ АНОМАЛИЙ НА ОСНОВЕ АССОЦИАТИВНЫХ ПРАВИЛ

Рассмотрена задача медицинского диагностирования нейро-артритических аномалий. Для решения данной задачи предложено использовать ассоциативные правила. Разработан метод построения диагностических моделей на основе ассоциативных правил и нейро-нечетких сетей. Проведены эксперименты по решению практических задач медицинского диагностирования.

АССОЦИАТИВНОЕ ПРАВИЛО, МЕДИЦИНСКОЕ ДИАГНОСТИРОВАНИЕ, НЕЙРО-НЕЧЕТКАЯ СЕТЬ, ТРАНЗАКЦИОННАЯ БАЗА ДАННЫХ, ФУНКЦИЯ ПРИНАДЛЕЖНОСТИ

### Введение

Ухудшение общей экологической ситуации, в частности из-за аварии на Чернобыльской АЭС на Украине, приводит к увеличению частоты возникновения пороков развития у животных и человека, сопровождающихся различными заболеваниями. Это обуславливает необходимость дифференциального диагностирования для выявления опасных болезней на ранних стадиях развития. Особую важность этот процесс приобретает в экологически неблагоприятных промышленных районах [1].

В настоящее время актуальным является прогнозирование аномальных конституций – состояний, формирующихся в раннем детском возрасте, отображающих возможности адаптации организма ребенка к условиям окружающей среды [2].

Одним из актуальных, но наименее рассмотренных вопросов исследования аномальных конституций является диагностирование нейро-артритических аномалий (НАД), поскольку по данным медицинских исследований [2] именно эта аномалия является важным фактором развития подагры, мочекаменной, желчекаменной и гипертонической болезней, ишемической болезни сердца, кроме того НАД является предиктором диабета и смертности от сердечно-сосудистых заболеваний. Усложняет процесс диагностирования НАД также наличие большого количества факторов, которые, по данным различных исследований [2], могут оказывать влияние на развитие болезни. Анализ всех факторов в неавтоматическом режиме экспертным путем может привести к постановке некорректного диагноза и неправильному лечению, что в свою очередь приведет к нежелательным последствиям. Поэтому актуальной является автоматизация поддержки принятия решений при диагностировании НАД.

В настоящей работе для диагностирования НАД предлагается использовать аппарат ассоциативных правил, позволяющий на основе заданного набора данных выявлять ранее неизвестные зависимости в виде правил типа «Если условие, то действие», доступных для восприятия, дальнейшего использования и анализа [3–5].

Целью работы является разработка метода диагностирования нейро-артритических аномалий на основе ассоциативных правил.

### 1. Постановка задачи

Для построения диагностической модели на основе ассоциативных правил было исследовано состояние здоровья детей, рожденных от родителей, пострадавших от аварии на Чернобыльской АЭС, и выявлены диагностические критерии [2] формирования различных заболеваний с целью последующей коррекции состояния их здоровья.

В результате обследования 344 пациентов получен набор данных, содержащих следующие показатели (признаки), характеризующие здоровье детей:  $\tau_1$  – липиды общие, г/л;  $\tau_2$  – гидроперекиси липидов,  $\Delta D_{233}$  / мг;  $\tau_3$  – диеновые конъюгаты,  $\Delta D_{233}$  / мг;  $\tau_4$  – малоновый диальдегид, мкмоль/л;  $\tau_5$  – шифовые основы, у.е.;  $\tau_6$  – активность каталазы,  $\text{мка} \cdot \text{ч}^{-1} \cdot \text{л}^{-1}$ ;  $\tau_7$  – церулоплазмин, мкмоль/л;  $\tau_8$  –  $\alpha$ -токоферол, мкмоль/л;  $\tau_9$  – ретинол, мкмоль/л;  $\tau_{10}$  – аскорбиновая кислота, мкмоль/л;  $\tau_{11}$  – диагноз «нейро-артритическая аномалия»;  $\tau_{12}$  – диагноз «задержка психического развития»;  $\tau_{13}$  – соматотропин, пг/мл;  $\tau_{14}$  – тиретропин, мМЕ/мл;  $\tau_{15}$  –  $T_3$ , нмоль/л;  $\tau_{16}$  –  $T_4$ , нмоль/л;  $\tau_{17}$  – мелатонин, мкг/мл;  $\tau_{18}$  – адренкортикотропин, пг/мл;  $\tau_{19}$  – кортизол, нг/мл;  $\tau_{20}$  – инсулин, мЕд./мл;  $\tau_{21}$  – соотношение кортизол/инсулин, характеризующее компенсационные возможности орга-

низма;  $\tau_{22}$  – 4-пиридоксиновая кислота, мкг/мл;  $\tau_{23}$  – лимфоциты, %;  $\tau_{24}$  – CD3<sup>+</sup>, %;  $\tau_{25}$  – CD4<sup>+</sup>, %;  $\tau_{26}$  – CD8<sup>+</sup>, %;  $\tau_{27}$  – CD4<sup>+</sup>/CD8<sup>+</sup>;  $\tau_{28}$  – CD19<sup>+</sup>, %;  $\tau_{29}$  – CD16<sup>+</sup>, %;  $\tau_{30}$  – CD25<sup>+</sup>, %;  $\tau_{31}$  – НСТ-тест;  $\tau_{32}$  – титр природных антител;  $\tau_{33}$  – IAH;  $\tau_{34}$  – реакция торможения миграции лимфоцитов;  $\tau_{35}$  – фагоцитарный индекс;  $\tau_{36}$  – фагоцитарное число;  $\tau_{37}$  – индекс законченности фагоцитоза;  $\tau_{38}$  – IgG, мг/мл;  $\tau_{39}$  – IgA, мг/мл;  $\tau_{40}$  – IgM, мг/мл;  $\tau_{41}$  – уменьшение концентрации 4-пиридоксиновой кислоты;  $\tau_{42}$  – повышение концентрации соматотропина;  $\tau_{43}$  – уменьшение концентрации  $T_3$ ;  $\tau_{44}$  – уменьшение соотношения CD4<sup>+</sup>/CD8<sup>+</sup>;  $\tau_{45}$  – уменьшение концентрации  $T_4$ ;  $\tau_{46}$  – уменьшение концентрации тиреотропина;  $\tau_{47}$  – уменьшение концентрации естественных антител;  $\tau_{48}$  – артралгии;  $\tau_{49}$  – уменьшение концентрации IgA в плазме крови;  $\tau_{50}$  – уменьшение фагоцитарной активности нейтрофилов по НСТ-тесту;  $\tau_{51}$  – повышение концентрации малонового диальдегида;  $\tau_{52}$  – увеличение количества CD25<sup>+</sup>;  $\tau_{53}$  – повышение активности каталазы;  $\tau_{54}$  – повышение концентрации IgM в плазме крови;  $\tau_{55}$  – эмоциональная лабильность;  $\tau_{56}$  – повышение концентрации мелатонина;  $\tau_{57}$  – диспептический синдром;  $\tau_{58}$  – ацетонемическая рвота;  $\tau_{59}$  – уратурия в период новорожденности;  $\tau_{60}$  – повышение концентрации IgG в плазме крови;  $\tau_{61}$  – повышение концентрации инсулина;  $\tau_{62}$  – уменьшение концентрации  $\alpha$ -токоферола;  $\tau_{63}$  – уменьшение концентрации аскорбиновой кислоты;  $\tau_{64}$  – увеличение количества CD19<sup>+</sup>;  $\tau_{65}$  – дисметаболическая нефропатия;  $\tau_{66}$  – увеличение количества CD16<sup>+</sup>;  $\tau_{67}$  – повышение концентрации общих липидов;  $\tau_{68}$  – уменьшение количества CD4<sup>+</sup>;  $\tau_{69}$  – уменьшение количества CD8<sup>+</sup>.

Как видно, некоторые характеристики ( $\tau_1 - \tau_{10}$ ,  $\tau_{13} - \tau_{40}$ ), очевидно, могут являться входными признаками для диагностирования некоторых болезней ( $\tau_{11}$ ,  $\tau_{12}$ ,  $\tau_{48}$ ,  $\tau_{55}$ ,  $\tau_{57} - \tau_{59}$ ,  $\tau_{65}$ ), которые в свою очередь могут быть связаны или, наоборот, вызывать некоторые изменения в значениях показателей здоровья ( $\tau_{41} - \tau_{47}$ ,  $\tau_{49} - \tau_{54}$ ,  $\tau_{56}$ ,  $\tau_{60} - \tau_{64}$ ,  $\tau_{66} - \tau_{69}$ ). Однако важно определить не только очевидные взаимосвязи между различными показателями, но и также выявить новые, ранее неизвестные закономерности.

Результаты исследований пациентов представим в виде транзакционной базы данных  $D$  (1):

$$D = \{T_1, T_2, \dots, T_{N_D}\}, \quad (1)$$

в которой каждый элемент  $T_j$ ,  $j = 1, 2, \dots, N_D$  содержит информацию о конкретном пациенте (данных о его лабораторных исследованиях и поставленных диагнозах), где  $N_D = |D| = 344$  – количество транзакций (наборов данных о конкретных пациентах) в наборе данных  $D$ .

Элементы  $T_j$  могут представлены в виде (2):

$$T_j = (tid_j, item_j), \quad (2)$$

где  $tid_j$  – идентификатор  $j$ -й транзакции  $T_j$ , содержащей информацию о  $j$ -м пациенте;

$item_j = \{t_{1j}, t_{2j}, \dots, t_{N_{item_j}j}\} \subseteq I$  – список элементов, входящих в транзакцию  $T_j$ ;  $t_{ij}$  –  $i$ -й элемент списка  $item_j$ , содержащий информацию о  $j$ -м пациенте,  $i = 1, 2, \dots, N_{item_j}$ ;  $N_{item_j} = |item_j|$  – количество элементов множества  $item_j$  – количество характеристик (признаков и поставленных диагнозов) конкретного пациента;  $I = \{\tau_1, \tau_2, \dots, \tau_{N_I}\}$  – множество возможных характеристик, которые могут описывать конкретного пациента и входить в список элементов  $item_j$  каждой транзакции  $T_j$ ,  $j = 1, 2, \dots, N_D$  набора данных  $D$ ;  $\tau_a$  –  $a$ -й элемент множества  $I$ ,  $a = 1, 2, \dots, N_I$ ;  $N_I = |I| = 69$  – количество элементов множества  $I$  – общее количество характеристик и поставленных диагнозов, которыми могут быть описаны исследуемые пациенты.

Тогда на основе заданной транзакционной базы данных  $D$  (1) необходимо построить набор ассоциативных правил в виде импликаций  $X \rightarrow Y$ , в которых наборы  $X$  и  $Y$  не пересекаются (3) [3–7]:

$$X \rightarrow Y: X \subset I, Y \subset I, X \cap Y = \emptyset. \quad (3)$$

Таким образом, в результате синтеза ассоциативных правил на основе имеющегося набора данных  $D$  выполняется поиск закономерностей между событиями  $\tau_a \in I$ ,  $a = 1, 2, \dots, N_I$ .

Синтез набора ассоциативных правил на основе данных, полученных в результате наблюдений пациентов, позволит решить две важные задачи, возникающие при медицинском диагностировании некоторых болезней:

1) выявление новых знаний о заболеваниях и их взаимосвязях вида «Если установлен набор диагнозов  $D_1, D_2, \dots, D_{kD}$  и значения численных показателей находятся в определенных пределах  $x_i \in A_{ij}$ , то у пациента с вероятностью  $P_j$  может быть установлен диагноз  $y_j$ », где  $A_{ij}$  – множество значений признака  $x_i$ , при которых возникает диагноз  $y_j$ . Это позволит выполнять диагностирование некоторых болезней на ранних стадиях, а также предоставлять своевременные рекомендации для проведения комплекса профилактических мероприятий по недопущению возникновения болезней, с большой степенью вероятности сопровождающихся или возникающих вследствие заболеваний, диагноз по которым уже установлен;

2) извлечение факторов, являющихся пусковым механизмом для перехода от латентной формы заболевания к открытой, что позволит своевременно предпринимать необходимые действия для предотвращения этого нежелательного процесса.

## 2. Метод построения диагностических моделей на основе ассоциативных правил и нейро-нечетких сетей

Для решения задач диагностирования предлагается из исходной выборки извлекать набор ассоциативных правил, на основе которого строить в автоматическом режиме диагностическую модель на основе предлагаемого метода. В нём на этапе инициализации формируется обучающая выборка в виде транзакционной базы данных  $D$  (1), полученных в результате наблюдения за состоянием объектов диагностирования. Далее осуществляется обобщение базы данных  $D$  (1) путем извлечения численных ассоциативных правил, в результате чего синтезируется диагностическая модель в виде базы правил. Построенная база правил в дальнейшем используется либо для синтеза более сложных и точных моделей (например, в виде нейро-нечетких сетей), либо для определения значений набора выходных параметров (например, установление болезней, сложно диагностируемых с помощью применения традиционно используемых методов).

Разработанный метод может быть представлен в виде следующей последовательности этапов.

Этап 1. Сформировать транзакционную базу данных вида  $D$  (1). Для этого провести необходимые лабораторные исследования, выполнить измерение необходимых численных характеристик пациентов, установить возможные диагнозы.

Этап 2. С помощью методов синтеза ассоциативных правил [3–7] сформировать базу правил БП, обобщающую транзакционную базу данных  $D$  (1) в виде набора правил типа «Если значения некоторых критериев  $x_i$  находится в области  $A_{ij}$  ( $x_i \in A_{ij}$ ), то с вероятностью может быть установлен диагноз  $y_j$ ». Учитывая, что значения некоторых параметров  $x_i$  в транзакционной базе данных  $D$  (1) являются численными, целесообразным для построения базы правил БП является применение методов поиска численных ассоциативных правил [3–7].

Этап 3. Проанализировать построенную на предыдущем этапе базу ассоциативных правил БП. По возможности выполнить её редукцию путем исключения избыточных правил [4, 8], а также объединения некоторых из них. В случае, если синтезированная база правил обеспечивает приемлемую точность определения значений выходных параметров, она в дальнейшем используется для осуществления диагностирования, в частности, для установления некоторых диагнозов, на основе набора входных параметров, характеризующих состояние исследуемых объектов диагностирования. В противном случае выполняется переход к следующему этапу для построения более сложных моделей, обеспечивающих большую точность классификации или прогнозирования.

Этап 4. При необходимости дальнейшего использования полученных данных построить нейро-нечеткую модель зависимости выходного параметра (сложно устанавливаемого диагноза) от набора других параметров.

В качестве базиса для построения нейро-нечетких моделей в предлагаемом методе выбрана сеть ANFIS [4, 9], реализующая систему нечеткого вывода Такаги-Сугэно в виде пятислойной нейросети прямого распространения. Нейроны первого слоя соответствуют нечетким термам входных переменных с функциями принадлежности  $\mu_{ac}^{(1)}$ ,  $a=1,2,\dots,N_X$ ,  $c=1,2,\dots,N_{разб\ a}$ , где  $\mu_{ac}^{(1)}$  – функция принадлежности  $a$ -го признака  $c$ -му терму;  $N_X$  – количество входных параметров  $X$  в базе правил, синтезированной на предыдущем этапе;  $N_{разб\ a}$  – количество интервалов разбиения  $a$ -го признака.

В случае, если признак  $X_a$  является качественным, значение величины  $N_{разб\ a}$  будет равно двум. Для количественных признаков значение величины  $N_{разб\ a}$  определяется в процессе дискретизации.

В качестве функции принадлежности предлагается использовать функцию Гаусса [4, 9, 10] (4):

$$\mu_{ac} = e^{-\frac{(X_a - M_{Xac})^2}{2\sigma_{Xac}^2}}, \quad (4)$$

где  $M_{Xac}$  – математическое ожидание  $a$ -го признака  $X_a$  в  $c$ -ом терме;  $\sigma_{Xac}$  – среднеквадратическое отклонение значений признака  $X_a$  в  $c$ -ом терме от математического ожидания;  $M_{Xac}$  – величина, определяющая ширину функции  $\mu_{ac}$ .

Значения параметров  $M_{Xac}$  и  $\sigma_{Xac}$  предлагается определять таким образом, чтобы для каждого  $a$ -го признака ширина функции принадлежности  $\mu_{ac}$  для  $c$ -го терма определялась исходя из границ диапазонов значений признака  $X_a$  на каждом из интервалов разбиения его значений, найденных ранее (5), (6):

$$M_{Xac} = \frac{1}{2}(X_{a\min c} + X_{a\max c}); \quad (5)$$

$$\sigma_{Xac} = \frac{X_{a\max c} - M_{Xac}}{2} = \frac{1}{4}(X_{a\max c} - X_{a\min c}). \quad (6)$$

Значения параметров  $M_{Xac}$  и  $\sigma_{Xac}$  рассчитываются по формулам (5) и (6) для всех интервалов диапазона разбиения  $a$ -го признака  $X_a$ :  $c=1,2,3,\dots,N_{разб\ a}$ .

$$\mu_b^{(2)} = \min_{\substack{a=1,2,\dots,N_X \\ c=1,2,\dots,N_{разб\ a}}} (w_{ac}^{(2,b)} \mu_{ac}^{(1)}); \quad (7)$$

$$\mu_b^{(2)} = \prod_{a=1}^{N_X} \prod_{c=1}^{N_{разб\ a}} w_{ac}^{(2,b)} \mu_{ac}^{(1)}, \quad (8)$$

где  $w_{ac}^{(2,b)}$  – весовые коэффициенты, определяющие наличие связи между нейронами первого слоя и соответствующими нейронами второго слоя и отражающие наличие  $c$ -го терма  $a$ -го признака в



условии  $b$ -го правила:  $w_{ac}^{(2,b)} = 1$ , если  $c$ -й терм  $a$ -го признака входит в условие  $b$ -го правила,  $w_{ac}^{(2,b)} = 0$  – в противном случае.

Нейроны третьего слоя находят нормализованные степени выполнения правил (9):

$$\mu_b^{(3)} = \frac{\mu_b^{(2)}}{\sum_{c=1}^{N_{\text{пр}}} \mu_c^{(2)}}, \quad b = 1, 2, \dots, N_{\text{пр}}. \quad (9)$$

Четвертый слой содержит нейроны, на выходах которых вычисляются линейные комбинации входных признаков  $X_a$  с учетом степеней выполнения правил (определяются консеквенты правил) (10):

$$y_b = \mu_b^{(3)} \sum_{a=1}^{N_X} w_a^{(4,b)} X_a, \quad b = 1, 2, \dots, N_{\text{пр}}. \quad (10)$$

Каждый  $b$ -й нейрон четвертого слоя соединен со всеми входами сети  $X_a$ ,  $a = 1, 2, \dots, N_X$ , а также с  $b$ -м нейроном третьего слоя.

Единственный нейрон пятого слоя сети предназначен для вычисления общего выхода сети (11):

$$y = \sum_{b=1}^{N_{\text{пр}}} y_b. \quad (11)$$

Таким образом, предложенный метод построения диагностических моделей на основе ассоциативных правил предусматривает обобщение исходной транзакционной базы данных путем извлечения численных ассоциативных правил, в результате чего синтезируется диагностическая модель в виде базы правил, позволяющей выполнять диагностирование путем определения значений выходных параметров по набору входных аргументов, а также характеризуется высокой интерпретируемостью за счет высокой понимаемости и воспринимаемости людьми-экспертами правил вида «Если выполняется набор условий, то истинным является некоторый диагноз».

Кроме того, предложенный метод позволяет в процессе медицинского диагностирования выполнять извлечение новых, ранее неизвестных зависимостей в виде ассоциативных правил, что, в свою очередь, позволит получать новые знания об исследуемых объектах, процессах или системах и предоставлять своевременные рекомендации для проведения комплекса профилактических мероприятий по недопущению возникновения болезней, с большой степенью вероятности сопровождающихся или возникающих вследствие заболеваний, диагноз по которым уже установлен.

### 3. Эксперименты и результаты

Предложенный метод медицинского диагностирования на основе ассоциативных правил был программно реализован на языке программирования С#. С помощью разработанного метода и

программного обеспечения решалась практическая задача диагностирования нейро-артритических аномалий с описанной выше постановкой.

Результаты проведения экспериментов позволили выявить взаимосвязи различных заболеваний вида «Если установлен набор диагнозов  $D_1, D_2, \dots, D_{kD}$  и значения численных показателей находятся в определенных пределах  $x_i \in A_{ijj}$ , то у пациента с вероятностью  $P_j$  может быть установлен диагноз  $y_j$ », а также извлечь факторы, являющиеся пусковым механизмом для перехода от латентной формы заболевания к открытой.

В частности, выявлено, что наиболее информативными факторами, позволяющими диагностировать нейро-артритические аномалии на ранних стадиях, являются: уменьшение концентрации 4-пиридоксиновой кислоты ( $\tau_{41}$ ), эмоциональная лабильность ( $\tau_{55}$ ), диспептический синдром ( $\tau_{57}$ ), ацетонемическая рвота ( $\tau_{58}$ ), уратурия в период новорожденности ( $\tau_{59}$ ). Выявленные факторы и зависимости позволят своевременно предпринимать необходимые действия для предотвращения нежелательных переходов от латентной формы к открытой форме заболевания.

### Выводы

В работе решена актуальная задача синтеза диагностических моделей на основе ассоциативных правил.

Научная новизна работы заключается в том, что разработан новый метод построения диагностических моделей на основе ассоциативных правил и нейро-нечетких сетей, который предусматривает обобщение исходной транзакционной базы данных путем извлечения численных ассоциативных правил, в результате чего синтезируется диагностическая модель в виде базы правил. Синтезированная с помощью предложенного метода база правил позволяет выполнять диагностирование путем определения значений выходных параметров по набору входных аргументов, а также характеризуется высокой интерпретируемостью за счет высокой понимаемости и воспринимаемости людьми-экспертами правил вида «Если выполняется набор условий, то истинным является некоторый диагноз».

Кроме того, предложенный метод позволяет в процессе диагностирования выполнять извлечение новых, ранее неизвестных зависимостей в виде ассоциативных правил, что, в свою очередь, позволит получать новые знания об исследуемых объектах, процессах или системах и предоставлять своевременные рекомендации для проведения комплекса профилактических мероприятий по недопущению возникновения болезней, с большой степенью вероятности сопровождающихся или возникающих вследствие заболеваний, диагноз по которым уже установлен.



Практическая ценность полученных результатов заключается в том, что на основе предложенного метода разработано программное обеспечение, позволяющее выполнять построение диагностических моделей на основе ассоциативных правил, а также решена практическая задача диагностирования нейро-артритических аномалий.

Работа выполнена в рамках госбюджетных научно-исследовательских тем Запорожского национального технического университета “Методы, модели и устройства принятия решений в системах распознавания образов” и “Интеллектуальные информационные технологии автоматизации проектирования, моделирования, управления и диагностирования производственных процессов и систем”.

**Список литературы:** 1. *Da Costa J. M.* Medical Diagnosis / J. M. Da Costa. – Charleston : Nabu Press, 2010. – 788 p. 2. *Жихарева, Н. В.* Стан адаптаційно-захисних механізмів у дітей дошкільного віку, народжених від батьків, які зазнали негативного впливу радіаційного опромінення : автореф. дис. ... канд. мед. наук : 14.01.10 “Педіатрія” / Н. В. Жихарева. – Дніпропетровськ : ДДМА МОЗ України, 2004. – 22 с. 3. *Gkoulalas-Divanis A.* Association Rule Hiding for Data Mining / A. Gkoulalas-Divanis, V. S. Verykios. – New York : Springer-Verlag. – 2010. – 150 p. 4. *Субботин, С. О.* Подання й обробка знань у системах штучного інтелекту та підтримки прийняття рішень : навч. посібник [Текст] / С. О. Субботин. – Запоріжжя: ЗНТУ, 2008. – 341 с. 5. *Koh Y. S.* Rare Association Rule Mining and Knowledge Discovery / Y. S. Koh, N. Rountree. – New York : Information Science Reference. – 2009. – 320 p. 6. *Zhang C.* Association rule mining: models and algorithms / C. Zhang, S. Zhang. – Berlin : Springer-Verlag. – 2002. – 238 p. 7. *Adamo J.-M.* Data mining for association rules and sequential patterns: sequential and parallel algorithms / Adamo J.-M. – New York : Springer-Verlag. – 2001. – 259 p. 8. *Субботин, С. А.* Синтез диагностических моделей на

основе нейро-нечётких сетей с высокими обобщающими свойствами [Текст] // Реєстрація, зберігання і обробка даних. – 2012. – Т. 14, № 3. – С. 47–57. 9. *Гибридные нейро-фаззи модели и мультиагентные технологии в сложных системах : монография [Текст] / В. А. Филатов, Е. В. Бодянский, В. Е. Кучеренко и др. ; под общ. ред. Е. В. Бодянского. – Дніпропетровськ : Системні технології, 2008. – 403 с. 10. *Интеллектуальные информационные технологии проектирования автоматизированных систем диагностирования и распознавания образов : монография [Текст] / С. А. Субботин, Ан. А. Олейник, Е. А. Гофман, С. А. Зайцев, Ал. А. Олейник ; под ред. С. А. Субботина. – Харьков : ООО “Компания Смит”, 2012. – 317 с.**

*Поступила в редколлегию 20.08.2012*

УДК 004.93

**Діагностування нейро-артритичних аномалій на основі асоціативних правил / Т. А. Зайко, А. О. Олійник, Н. В. Жихарева, С. О. Субботин // Біоніка інтелекту: наук.-техн. журнал. – 2012. – № 2 (79). – С. 53–57.**

Розглянуто задачу медичного діагностування нейро-артритичних аномалій. Для вирішення даної задачі запропоновано використовувати асоціативні правила. Розроблено метод побудови діагностичних моделей на основі асоціативних правил і нейро-нечітких мереж. Проведено експерименти з вирішення практичних завдань медичного діагностування.

Бібліогр.: 10 найм.

UDC 004.93

**Diagnostics of Neuro-Arthritic Anomalies Based on Association Rules / T. A. Zayko, A. O. Oliynyk, N. V. Zhyhareva, S. A. Subbotin // Bionics of Intelligense: Sci. Mag. – 2012. – № 2 (79). – P. 53–57.**

The problem of medical diagnostics of neuro-arthritic anomalies is considered. To solve this problem the usage of association rules is proposed. A method for constructing diagnostic models based on association rules and neuro-fuzzy networks is created. Experiments on the solution of practical problems of medical diagnosis are conducted.

Ref.: 10 items.



С.С. Таянский

ХНУРЭ, г. Харьков, Украина, tanyansky\_ss@yahoo.com

## ЯЗЫКОВЫЕ СРЕДСТВА ДЕКЛАРАТИВНОГО ОПИСАНИЯ НЕОДНОРОДНЫХ БАЗ ДАННЫХ

Рассмотрен основанный на логике подход к описанию неоднородных баз данных. Сформулированы свойства логических правил, при которых вывод результата будет достигаться за конечное число итераций, то есть запрос будет выполнен корректно. Предложены алгоритмы корректного вычисления результата запроса по заданному экстенсиналу базы данных.

БАЗА ДАННЫХ, ИНФОРМАЦИОННЫЙ ОБЪЕКТ, СЕМАНТИКА ДАННЫХ, ЛОГИЧЕСКОЕ ПРАВИЛО

### Введение

Современные системы управления базами данных (СУБД), обладая мощным арсеналом средств решения типичных задач, таких, как задачи загрузки и обновления БД, простой поиск по условиям, задачи прямого счета (суммирование, подсчет количества, средних значений и т.п.), имеют в то же время ограниченные возможности по решению сложных задач (в частности, в неоднородных структурах). Для реализации последних в рамках традиционных технологий пользователь вынужден, во-первых, осуществлять глубокую проработку задачи, связанную не только с описанием структуры и правил функционирования системы, но и с явным описанием процедур поиска решения; во-вторых — эти процедуры, описанные на каком-либо формальном языке, необходимо “перевести” на входной язык СУБД, что само по себе является трудоемкой задачей. При этом, сопровождение полученного таким образом программного продукта требует серьезной специальной подготовки пользователя.

В то же время процесс перепроектирования задач оказывается столь же трудоемким и длительным. Таким образом, применение технологий обработки неоднородной информации, основанных на использовании традиционных языков программирования баз данных (например, языка SQL), оказывается неэффективным.

С другой стороны, базу данных (БД) можно определить как комплекс алгебраических и логических средств, ориентированный на разработку прикладных программ, независимых от СУБД при одновременном взаимодействии с другими, возможно, неоднородными БД. Следует отметить, что интеграция должна строиться таким образом, чтобы обеспечивалась возможность эволюционного развития системы, выраженного в допущении автономного использования, включая модификацию интегрируемых БД в рамках локальных прикладных программ одновременно с их использованием в составе единого информационного пространства.

Исследования в этой области ведутся с момента практического использования БД в

распределенных и крупномасштабных системах. Оригинальные подходы были рассмотрены в [1], а также при построении испытательной распределенной базы данных [2]. Подходы к управлению распределенными ресурсами представлены в работах Sheth A.P., Larson J.A. [3], Garcia-Solaso M., Saltor F., Castellanos M. [4], в которых рассматриваются задачи, возникающие при достижении локальной автономности. Среди переведенных источников можно выделить работу группы авторов [5], которая отличается широтой и глубиной охвата материала по вопросам проектирования и использования современных систем БД.

Основным выводом из рассмотренного материала является то, что описание данных в неоднородных информационных системах является актуальной задачей и при этом требует умения разумно использовать сочетание технологических и архитектурных решений.

Таким образом, основной проблемой при решении задачи описания неоднородных данных является обобщенное представление объектов БД. В статье используется определение правил логического существования информационных объектов предметной области (ПрО) на основе требований информационной системы, и рассмотрены средства декларативного описания данных.

Целью работы является представление средств описания БД и формальное определение семантики данных, используя введенные языковые конструкции, основанные на логическом программировании. Для обеспечения универсальности подхода предлагаются алгоритмы, реализующие вычисление результатов запроса по заданному экстенсиналу БД (т.е. набору правил, описывающих свойства структуры данных).

### 1. Определение свойств правил декларативного языка описания данных

Определим основные характеристики декларативного языка и проведем параллель между исчислением предикатов первого порядка (в частности, реляционным исчислением) и правилами

логического программирования, которые коррелируют с *L*-правилами, описывающими существование и свойства информационных объектов ПрО [6].

Логический язык, рассматриваемый далее, является прототипом языка DataLog и состоит из импликативных правил типа «если..., то...». В этих правилах выражаются следующие факты: из определенной комбинации кортежей в определенном отношении можно вывести, что некоторый другой кортеж входит в другое отношение, или получить ответ на запрос.

Так как *L* - правила описывают ПрО на уровне отношений между информационными объектами БД, то использование логического программирования может быть применено при реализации запросов к неоднородным структурам данных. Таким образом, декларативное решение задачи обработки интегрированных данных подразумевает наличие логического языка с развитыми выразительными средствами и метод вычисления, который на основе аксиоматического представления ПрО с помощью правил вывода и унификации производит поиск информации в интегрированной среде [7]. Прикладным инструментом для реализации таких задач является компилятор дедуктивной базы данных (ДБД) как средство трансляции логического языка обработки данных. Модель ДБД представляет собой тройку:

$$M^{DDB} = \langle EDB, IDB, I \rangle, \quad (1)$$

где *EDB* — экстенциональная база данных (ЭБД): соответствующие отношения хранятся в БД, *IDB* — интенциональная (вычисляемая) база данных (ИБД): отношения вычисляемые посредством применения одного или нескольких правил, *I* — множество ограничений целостности.

Отношения в контексте DataLog представляется с помощью предикатов. Каждый предикат обладает фиксированным количеством аргументов. Предикат с аргументом будем называть атомом. Синтаксис атома представляет собой *n*-арную функцию типа  $\mathcal{P}(x_1, \dots, x_n)$ , возвращающую значение булевого типа. Если *R* — это таблица с *n* атрибутами, перечисленными в некотором порядке, то *R* можно трактовать как предикат, соответствующий таблице, при этом атом  $R(l_{o_1}, \dots, l_{o_n})$  будет иметь значение *True*, если список  $(l_{o_1}, \dots, l_{o_n})$  является строкой таблицы *R*, в противном случае атому соответствует значение *False* (здесь  $l_{o_i}$  является информационным объектом, который может быть семантически неделимым, то есть он не может быть интерпретирован по-другому, и многозначным, то есть его можно заменить несколькими объектами, имеющими в совокупности тот же смысл).

В качестве аргументов атомы способны воспринимать не только константы, но и переменные.

Если аргументами атома являются одна или несколько переменных, атом представляет собой функцию, которая получает значения этих переменных и возвращает величины *True* или *False*.

Операторы, подобные операторам традиционной реляционной алгебры, в DataLog описываются с помощью правил. Согласование реляционных терминов и терминов логического программирования можно представить следующими пунктами:

- реляционный атом соответствует заголовку правила;
- символ “←” можно трактовать как условие “если”;
- тело правила, которое может состоять из одного или нескольких атомов, трактуется как подцель правила, которые могут быть как реляционными, так и арифметическими атомами;
- в случае нескольких подцелей, они объединяются оператором *AND* (“^”), и при необходимости каждой подцели может предшествовать оператор логического отрицания *NOT* (“-”).

Параллель между реляционными и логическими языками запросов можно показать на следующем примере. Пусть дана схема БД  $R(l_{o_1}, l_{o_2}, l_{o_3}, l_{o_4}, l_{o_5})$  и пусть необходимо найти множество значений из  $l_{o_1}$  и  $l_{o_2}$ , для которых  $l_{o_3} \leq N$  (где  $N = \text{const}$ ), тогда правило будет иметь вид:

$$\mathcal{P}(x_1, x_2) \leftarrow R(x_1, x_2, x_3, x_4, x_5) \wedge x_3 \leq N, \quad (2)$$

где  $(x_1, x_2, x_3, x_4, x_5)$  — предикатные переменные, соответствующие информационным объектам  $(l_{o_1}, l_{o_2}, l_{o_3}, l_{o_4}, l_{o_5})$ .

Аналогичный запрос, выраженный в терминах реляционной алгебры, будет иметь вид (3):

$$R' = \pi_{l_{o_1}, l_{o_2}}(\sigma_{l_{o_3} \leq N}(R)). \quad (3)$$

В общем виде запрос в DataLog — это набор из одного или нескольких правил. Если в заголовке правила ссылка только на одно отношение, то содержимое этого отношения является ответом на запрос. Если в заголовке содержится ссылка на несколько отношений, то только одно из них будет интерпретироваться как итог выполнения запроса, а все остальные — как вспомогательные данные, используемые для получения результата.

Имена, используемые для переменных, особого смысла не имеют. Если переменная присутствует в списке аргументов только одного атома, ее заменяет символ подчеркивания (“\_”). Если все экземпляры символа подчеркивания использовать для обозначения различных переменных, тогда правило (2) можно переписать в виде:

$$\mathcal{P}(x_1, x_2) \leftarrow R(x_1, x_2, x_3, \_ , \_) \wedge x_3 \leq N. \quad (4)$$

Поскольку каждая из переменных  $x_4$  и  $x_5$  упоминается только один раз, то их можно заменить символом “\_”, в отношении остальных переменных это сделать нельзя, так как они присутствуют в выражении правила несколько раз.

## 2. Вычисление результата запроса средствами логического программирования

Воспользуемся работами [8, 9] и определим дополнительную терминологию для формулирования запросов средствами логического программирования.

Терм представляет собой константу или переменную. Терм называется основным тогда и только тогда, когда он не содержит переменных. В контексте DataLog это означает, что терм является основным тогда и только тогда, когда он является константой. Множество констант всех основных термов называется универсумом Эрбрана. Заметим, что в контексте логического программирования термом может быть сложная структура, построенная из функциональных символов, переменных и констант.

Основным атомом называется атом, все аргументы которого являются константами. Литералом называется атом  $\mathcal{P}(x_1, \dots, x_n)$  или отрицание атома  $\neg\mathcal{P}(x_1, \dots, x_n)$ . Соответственно основным литералом называется основной атом или отрицание основного атома. Например,  $\mathcal{P}_1(x_1, x_2)$ ,  $\neg\mathcal{P}_2(x_3, x_4)$ ,  $\mathcal{P}_3(x_5, X)$ . Здесь два первых литерала – основные, а последний – нет, поскольку он содержит переменную. Литералы, являющиеся атомами, называются положительными, а литералы, являющиеся атомами с отрицанием, называются отрицательными.

Дизьюнктом (клаузой) называется конечный список атомов. Дизьюнкты определяются как множества и представляются в множественной нотации, например,  $\{\mathcal{P}_1(x_1, x_2), \neg\mathcal{P}_2(x_3, x_4)\}$ . Кроме того, в процессе манипулирования дизьюнктами с помощью алгоритмов важен порядок литералов в дизьюнктах (в то время, как с точки зрения семантики порядок литералов в дизьюнкте не имеет значения). Поэтому дизьюнкт будем считать списком или упорядоченным множеством. Определенные таким образом Хорновские дизьюнкты могут также быть представлены в нотации DataLog.

Дизьюнкты, состоящие из единственного атома, называются простыми. Дизьюнкты, содержащие только отрицательные атомы, называются отрицательными, а дизьюнкты, содержащие только положительные атомы, называются положительными.

Существуют некоторые ограничения, касающиеся способов использования переменных, предполагающие, что результатом вычисления правила должно служить конечное отношение и правила с использованием арифметических атомов подцели с отрицанием (то есть атомов с приставкой “ $\neg$ ”). Эти ограничения выражаются посредством условия безопасности, которое определяет, что любая переменная, присутствующая в правиле, должна использоваться и в контексте некоторой реляционной подцели этого правила без операции отрицания.

Например, правило вида  $\mathcal{P}(x_1, x_2) \leftarrow \mathcal{P}_1(x_1, x_3) \wedge \neg\mathcal{P}_2(x_4, x_1, x_3) \wedge x_1 \leq x_2$  содержит три нарушения условия безопасности. Во-первых, переменная  $x_2$  присутствует в заголовке, но ее нет в подцели  $\mathcal{P}_1$ . Необходимо отметить, что факт наличия  $x_2$  в арифметической подцели  $x_1 \leq x_2$  не ограничивает возможные значения  $x_2$  конечным множеством. Во-вторых, переменная  $x_4$  присутствует только в подцели  $\mathcal{P}_2$ , являющейся аргументом оператора отрицания, и ссылок на нее больше нет. В-третьих, ссылка на переменную  $x_2$  содержится в арифметической подцели, но в подцели без отрицания  $\mathcal{P}_1$  ссылок на  $x_2$  нет.

Рассмотрим правило  $L = \{L_0 \leftarrow L_1, \dots, L_m\}$  и список основных фактов  $(F_1, \dots, F_n)$ . Если существует подстановка  $\Xi$  такая, что для всех  $i = \overline{1, n}$   $\Xi(L_i) = F_i$ , то из правила  $L$  и из фактов  $(F_1, \dots, F_n)$  можно вывести за один шаг факт  $\Xi(L_0)$ . Выведенный факт может быть новым фактом или уже известным.

Например, рассмотрим правило  $L = \{\mathcal{P}(X, Z) \leftarrow \mathcal{P}(X, Y), \mathcal{P}(Y, Z)\}$  и основные факты  $F = \{\mathcal{P}(x_1, x_2)\}$  и  $\{\mathcal{P}(x_2, x_3)\}$ . Тогда можно вывести за один шаг факт  $\{\mathcal{P}(x_1, x_3)\}$ , используя подстановку  $\Xi = \left\{ \frac{X}{x_1}, \frac{Y}{x_2}, \frac{Z}{x_3} \right\}$ .

Далее рассмотрим правило  $L = \{\mathcal{P}(X, Y) \leftarrow \mathcal{P}(Y, X)\}$  и факт  $F = \{\mathcal{P}(x_1, x_1)\}$ . Очевидно, нельзя вывести ничего нового, кроме  $F' = \{\mathcal{P}(x_1, x_1)\}$ , то есть самого факта.

Для вычисления множества всех фактов, которые могут быть выведены за один шаг, рассмотрим алгоритм 1.

**АЛГОРИТМ 1.** Вычисление новых фактов.

**ВХОД.** Множество правил  $L$ , исходное множество фактов  $F$ .

**ВЫХОД.** Множество фактов  $F'$ .

**МЕТОД.**

**Шаг 1.** Устанавливается логическая переменная  $\alpha = False$  и обнуляется результирующее множество  $F' = 0$ .

**Шаг 2.** Перебирается все множество фактов  $F$ ,  $i = \overline{1, n}$ .

**Шаг 3.** Проверяется выводимость за один шаг, используя подстановку  $\Xi$ .

**Шаг 4.** Если вывод возможен, то новый факт присоединяется к результату  $F' := F' \cup P$  и  $\alpha = True$ . Если все факты проанализированы, то шаг 5.

**Шаг 5.** Алгоритм закончен.

Правильность алгоритма 1 легко доказать.

**УТВЕРЖДЕНИЕ 1.** Алгоритм 1 вычисляет новые факты для любого множества фактов  $F$  с помощью правил из множества  $L$ .

**ДОКАЗАТЕЛЬСТВО.** Пусть  $\Xi_i$  обозначает подстановку, порожденную выполнением алгоритма 1 для каждого  $i = \overline{1, n}$ . Если алгоритм завершается успешно, то есть с результатом  $\alpha = True$ , то подстановка  $\Xi_1, \dots, \Xi_n$  реализует подстановку  $\Xi$  вывода факта за один шаг. С другой стороны, нетрудно



видеть, что в случаях, когда алгоритм 1 завершается неуспешно, то есть с результатом  $\alpha = False$ , то не может быть реализовано получение факта за один шаг.

Доказательство закончено.

Например, пусть дано правило  $L = \{P(X, Z) \leftarrow P(X, Y), P(Y, Z)\}$  и факты  $F = \{P(x_1, x_2); P(x_2, x_3)\}$ . Имеем  $n = 2$  (количество шагов перебора) и  $F_1 = \{P(x_1, x_2)\}$ ,  $F_2 = \{P(x_2, x_3)\}$ ,  $L_0 = \{P(X, Z)\}$ ,  $L_1 = \{P(X, Y)\}$ ,  $L_2 = \{P(Y, Z)\}$ . На первом шаге литералы  $L$  копируются в  $F' := P(X, Z) \cup P(X, Y) \cup P(Y, Z)$ .

Применяя подстановку  $\Xi(L_1, F_1) = \left\{ \frac{X}{x_1}, \frac{Y}{x_2} \right\}$  к  $L$ -литералам, получаем  $F'_0 = P(x_1, Z)$ ,  $F'_1 = P(x_1, x_2)$ ,  $F'_2 = P(x_2, Z)$ . На втором шаге применяем подстановку  $\Xi(L_2, F_2) = \left\{ \frac{Z}{x_3} \right\}$  к  $L$ -литералам, получаем  $F'_0 = P(x_1, x_3)$ ,  $F'_1 = P(x_1, x_2)$ ,  $F'_2 = P(x_2, x_3)$ . После завершения алгоритма возвращается факт  $F'_0 = P(x_1, x_3)$ .

Для получения полного множества фактов, которые могут быть выведены за один шаг, рассмотрим следующий алгоритм.

**АЛГОРИТМ 2.** Вычисление полного множества фактов.

**ВХОД.** Конечное множество дизъюнктов  $L$ .

**ВЫХОД.** Множество фактов  $F''$ .

**МЕТОД.**

**Шаг 1.** Устанавливается логическая переменная  $\alpha = False$  и обнуляется результирующее множество  $F'' = 0$ .

**Шаг 2.** Перебираются все множества правил  $L$ ,  $i = \overline{1, m}$ .

**Шаг 3.** Последовательно для всех фактов  $i = \overline{1, n}$  применяем алгоритм 1.

**Шаг 4.** Если после выполнения алгоритма 1  $\alpha = True$ , то  $F'' = F'' \cup F'$ . Если все дизъюнкты проанализированы, то шаг 5.

**Шаг 5.** Алгоритм закончен.

Очевидно, что приведенный алгоритм эффективно вычисляет все факты, которые могут быть выведены за один шаг из  $L$ , поскольку для каждого правила из  $L$  он рассматривает каждую возможную комбинацию фактов и проверяет, совпадают ли эти факты с литералами в правой части правила.

Например, пусть дано множество дизъюнктов  $L = \{L_1: P(X, Z) \leftarrow P(X, Y), P(Y, Z); L_2: P(X, Y) \leftarrow P(Y, X)\}$  и множество фактов  $F = \{P(x_1, x_2); P(x_2, x_3); P(x_3, x_4); P(x_4, x_5)\}$ . Применяя алгоритм 2 к множеству  $L$ , получим факты  $F'' = \{P(x_1, x_3); P(x_2, x_4); P(x_3, x_5); P(x_2, x_1); P(x_3, x_2); P(x_4, x_3); P(x_5, x_4)\}$ .

В общем виде процедуру вывода можно описать следующим образом. Пусть  $L$  — множество дизъюнктов, факт  $F$  может быть выведен из  $L$ , в обозначении  $L \models F'$ , если выполняются условия [8]:

–  $L \models F'$ , если  $F' \in L$ ;

–  $L \models F'$ , если некоторое правило  $L_i \in L$  и существуют факты  $(F_1, \dots, F_n)$ , такие, что  $L \models F_i$  ( $i = \overline{1, n}$ ) и  $F'$  может быть выведено за один шаг из  $(F_1, \dots, F_n)$ ;

– во всех других случаях  $L \models F'$  не выполняется.

Например, пусть как в предыдущем примере дано множество дизъюнктов  $L = \{L_1: P(X, Z) \leftarrow P(X, Y), P(Y, Z); L_2: P(X, Y) \leftarrow P(Y, X)\}$  и множество фактов  $F = \{P(x_1, x_2); P(x_2, x_3); P(x_3, x_4); P(x_4, x_5)\}$ . Так как  $P(x_1, x_2) \in L$ , то выполняется  $L \models \{P(x_1, x_2)\}$ . С другой стороны, факт  $P(x_2, x_1)$  также можно вывести за один шаг, то есть  $L \models \{P(x_2, x_1)\}$ . Из  $L_1$  можно получить  $L_1 \models \{P(x_1, x_1)\}$ , следовательно, имеем  $L \models \{P(x_1, x_1)\}$ .

Как и для правил логического существования  $L$ -правил, любой вывод факта может быть представлен с помощью дерева вывода. В таком дереве используются вершины двух видов: одни из них помечены дизъюнктами из  $L$ , а другие помечены фактами, выводимыми из  $L$ . Первый уровень состоит из дизъюнктов  $L$ , следующий уровень состоит из дизъюнктов  $L$  или дизъюнктов, которые выведены за один шаг из  $L$  и т.д. Каждая вершина дерева соединена не более чем с одной вершиной ближайшего более высокого уровня. Если дизъюнкт используется в нескольких выводах, то в дереве появляются несколько копий этого дизъюнкта.

Например, дерево вывода для поиска факта  $\{P(x_1, x_1)\}$  из предыдущего примера может быть представлено деревом, как на рис. 1.

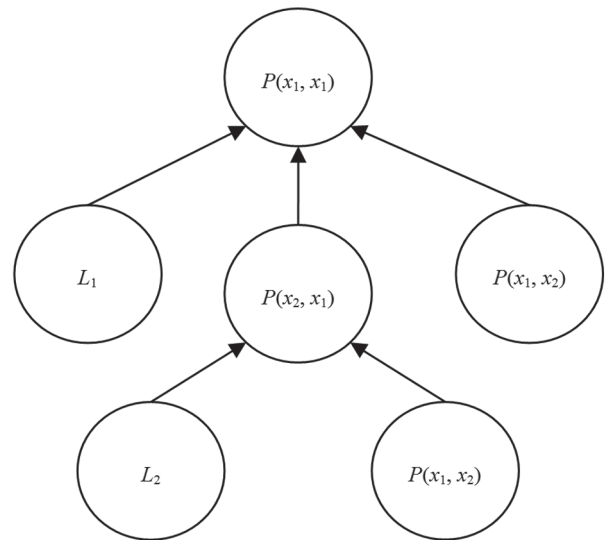


Рис. 1. Дерево вывода факта

Рассмотренные выкладки и алгоритмы определяют теоретико-доказательную схему, позволяющую выводить новые факты из первоначального множества дизъюнктов  $L$ . Доказательства корректности и полноты схемы вывода можно найти, например в [8].

### Выводы

В статье исследованы и предложены методы и алгоритмы формирования результата запроса, представленного множеством информационных объектов *O*. Для обеспечения поддержки неоднородности свойства БД и ограничения целостности описываются логическими выражениями *I*.

Таким образом, автором определены основные свойства и характеристики декларативного описания данных. Показано, что использование синтаксических конструкций дедуктивных БД хорошо сопрягаются с логическими правилами. Для вывода новых фактов предложен соответствующий алгоритм, который вычисляет новые факты для любого множества фактов с помощью логических правил существования. Для обобщения полученных результатов построен алгоритм нахождения полного множества фактов из заданного набора информационных объектов. Рассмотрены методы использования правил языка дедуктивных БД DataLog для формирования запросов к таблицам, поддерживаемым реляционной СУБД.

Практическое использование полученных результатов заключается в осуществлении контроля модификаций структуры БД. Нарушения структуры таблиц может привести к несогласованности данных, что естественным образом отразится на целостности данных. Появление информационных объектов, противоположных по смыслу, на практике может иметь место при приведении различных моделей данных к единому виду, что также влияет на семантику данных.

Следует отметить, что дальнейшее исследование рассмотренного материала следует направить на определения минимальных требований к семантике БД, при которой допустимы изменения ее структуры.

**Список литературы:** 1. Карденас, А.Ф. Управление неоднородными распределенными базами данных [Текст] / А.Ф. Карденас // ТИИЭР. — 1987. — Т. 75, № 5. — с. 72-86. 2. Дуайер, П.А., Ларсон Дж.А. Опыт работы с испытатель-

ной распределенной базой данных [Текст] / П.А. Дуайер, Дж.А. Ларсон // ТИИЭР. — 1987. — Т. 75, № 5. — с. 126-138. 3. Sheth, A.P Federated database for managing distributed, heterogeneous, and autonomous databases [Text] / A.P. Sheth, J.A. Larson // Computing Surveys. — 1990. — № 22(3). — p. 183-236. 4. Garcia-Solaso, M. Semantic heterogeneity in multidatabase system [Text] / F. Saltor, M. Castellanos // In Bukhres and Elmagarmid. — 1996. — p. 129-195. 5. Гарсиа-Молина, Г. Системы баз данных. Полный курс [Текст] / Г. Гарсиа-Молина, Дж. Ульман, Дж. Уидом. Пер. с англ. — М.: Издательский дом "Вильямс". — 2003. — 1088 с.: ил. — 3000 экз. — ISBN 5-8459-0384-X. 6. Таянский, С.С. Характеристические свойства объектов информационных систем [Текст] / С.С. Таянский. // "Штучний інтелект" науковий журнал — 2007. — № 1. — С. 78-89. 7. Пономаренко, Л.А. Интеграция информационных систем при частичном отображении моделей данных [Текст] / Л.А. Пономаренко, С.С. Таянский, В.А. Филатов // Проблемы системного подхода в экономике. — 2008. — № 26. — С. 33-44. 8. Черри С. Логическое программирование и базы данных [Текст] / С. Черри, Г. Готлоб, Л. Танка. — М.: Мир, 1992. — 352 с. 9. Ульман Дж. Введение в системы баз данных [Текст] / Дж. Ульман, Дж. Уидом. // М.: Лори, 2006. — 379 с.

Поступила в редколлегию 30.04.2012

УДК 004.047:681.3.01

**Мовні засоби декларативного опису неоднорідних баз даних** / С.С. Таянський // Біоніка інтелекту: наук.-техн. журнал. — 2012. — № 2 (79). — С. 58–62.

Досліджено й запропоновано методи та алгоритми формування результату запиту. Визначено основні властивості і характеристики декларативного опису даних. Запропоновано алгоритми використання правил мови дедуктивних баз даних для формування запитів до таблиць реляційної структури.

Л. 1. Бібліогр.: 9 найм.

UDK 004.047:681.3.01

**Declarative language means heterogeneous databases / S. Tanyansky** // Bionics of Intelligense: Sci. Mag. — 2012. — № 2 (79). — P. 58–62.

Investigated and proposed methods and algorithms form the query result. Defines the main features and characteristics of the declarative data. The algorithms use language rules of deductive databases for querying a relational table structure.

Fig. 1. Ref.: 9 items.

УДК 519:616-079.4:616.5

Е.В. Высоцкая<sup>1</sup>, Э.Н. Солошенко<sup>2</sup>, А.И. Печерская<sup>1</sup><sup>1</sup> ХНУРЭ, г. Харьков, Украина, diagnost@kture.kharkov.ua;<sup>2</sup> ГП «Институт дерматологи и венерологи НАМНУ», г. Харьков, Украина

## ОПТИМИЗАЦИЯ ДИАГНОСТИЧЕСКИХ КОЭФФИЦИЕНТОВ ДЛЯ ДИФФЕРЕНЦИАЛЬНОЙ ДИАГНОСТИКИ РАСПРОСТРАНЕННЫХ ДЕРМАТОЗОВ ПУТЕМ ПРИМЕНЕНИЯ ЭВОЛЮЦИОННОЙ СТРАТЕГИИ

Статья посвящена оптимизации диагностических коэффициентов, используемых при дифференциальной диагностике распространенных дерматозов, с целью минимизации ошибки верификации диагноза. Проведенные экспериментальные исследования подтверждают эффективность применения оптимизированных диагностических коэффициентов.

ДИФФЕРЕНЦИАЛЬНАЯ ДИАГНОСТИКА, РАСПРОСТРАНЕННЫЕ ДЕРМАТОЗЫ, ОПТИМИЗАЦИЯ, ЭВОЛЮЦИОННАЯ СТРАТЕГИЯ

### Введение

Применение современных математических методов и информационных технологий к решению задачи дифференциальной диагностики распространенных дерматозов является неотъемлемой частью повышения качества диагностического процесса. Это связано как с наличием большого количества диагностических критериев, требующих анализа, так и с растущим числом атипичных проявлений распространенных дерматозов, что затрудняет постановку качественного диагноза [1].

Информационная технология дифференциальной диагностики распространенных дерматозов, разработанная в [2], заключается в определении патологии кожи, с которой состояние пациента наиболее сходно, на основе математического моделирования диагностического процесса. Формально суть этой задачи состоит в следующем. Пусть каждому элементу множества дерматозов  $D = \{D_i\}_{i=1}^n$  поставлена в соответствие последовательность информативных параметров-симптомов  $S_j$ , состоящая из  $m$  упорядоченных элементов  $\bar{D}_i = \{S_{1i}, S_{2i}, \dots, S_{mi}\}$ , каждый из которых характеризуется коэффициентом  $\gamma_{ij}$ , характеризующим выраженность (по сравнению с нормой)  $j$ -го симптома при  $i$ -ом заболевании, и коэффициентом  $\alpha_{ijk}$ , характеризующим вероятность  $k$ -ой выраженности  $j$ -го симптома при  $i$ -ом заболевании. Таким образом, дерматопатология может быть охарактеризована трехмерной матрицей

$$A = \|\|\alpha_{ijk}\|\|_{k,j,i=1}^{q,m,n}$$

Информация об оценке множества диагнозов согласно критериям выраженности и встречаемости получена путем экспертного опроса на основе метода структуризации принятия решений с использованием дельфийской процедуры обработки экспертных ответов [3].

Тогда задача верификации дифференцированного диагноза формулируется следующим образом: найти такой диагноз  $D^o \in D$ , который обеспечивает

оптимум целевому функционалу математической модели:

$$D^o = \arg \text{extr } \rho(A, B, \Delta, H),$$

где  $D^o$  – дерматопатология пациента;  $\rho(A, B, \Delta, H)$  – критерий отличия дерматологического состояния пациента от состояний при дифференцируемых дерматозах;  $A = \{\alpha_{ijk}\}$  – множество коэффициентов, характеризующих вероятность  $k$ -ой выраженности  $j$ -го симптома при  $i$ -ом заболевании;  $B = \{\beta_{jk}\}$  – матрица коэффициентов, характеризующих наличие (отсутствие)  $k$ -ой выраженности  $j$ -го симптома у пациента;  $H = \{\gamma_k\}$  – вектор-массив коэффициентов, характеризующих выраженность симптома (по сравнению с нормой);  $\Delta = \{\delta_{ij}\}$  – множество коэффициентов, характеризующих вес  $j$ -го симптома для диагностики  $i$ -го заболевания.

Целевой функционал, который лежит в основе предлагаемой модели, выглядит следующим образом:

$$\rho_i(A, B, \Delta, H, M) = \sum_{j=1}^m \left[ \delta_{ij} \cdot \sum_{k=1}^q \gamma_k (\alpha_{ijk} - \beta_{jk})^2 \right] \rightarrow \min_{\rho} \quad (1)$$

Дерматоз, который минимально отличается от состояния пациента и есть искомый диагноз [2]. При этом качество диагностики зависит от правильности определения диагностических коэффициентов и корректности оценки состояния больного.

### 1. Постановка задачи

Целью работы является минимизация ошибки дифференциации диагноза пациента с дерматопатологией.

Для решения поставленной задачи целесообразно провести оптимизацию диагностических коэффициентов  $\alpha_{ijk}$ , полученных экспертным путем. Это представляется возможным при увеличении контрольной группы за счет добавления новых клинически выверенных, получивших адекватную терапию и выздоровевших пациентов. При этом диагностические коэффициенты должны меняться таким образом, чтобы адекватно отражать

проявления патологии у всей выборки пациентов, характеризующих конкретный диагноз.

## 2. Выбор метода решения задачи оптимизации диагностических коэффициентов

Основными группами методов поиска оптимального решения являются:

– аналитические, сфера применения которых ограничивается локальностью области поиска оптимума, непосредственно окружающей данную точку [4];

– переборные, заключающиеся в последовательном определении и анализе значения функции цели в каждой точке пространства поиска, и вследствие этого обладающие низкой эффективностью [5];

– методы случайного поиска, основанные на случайном перемещении по пространству и запоминанию наилучшего из найденных решений, эффективность которых также оказывается случайной величиной [6];

– эволюционные алгоритмы, основанные на механизмах естественного отбора и наследования. Устойчивость методов этой группы обусловлена следующими преимуществами:

1) обработка не значений параметров, а их закодированной формы;

2) поиск оптимального решения в некоторой популяции, а не исходя из единственной точки;

3) использование минимума информации о задаче, то есть эволюционные алгоритмы используют непосредственно целевую функцию, а не ее производные или другие дополнительные сведения;

4) рандомизация операций, а именно использование вероятностных, а не детерминированных правил выбора.

К эволюционным алгоритмам относятся генетические алгоритмы, эволюционные стратегии, эволюционное программирование и генетическое программирование. Выбор одного из них проводится на основе условий конкретной решаемой задачи [7].

Так как целевая функция математической модели дифференциальной диагностики распространенных дерматозов (1), являющаяся функцией приспособленности эволюционного алгоритма, минимизируется, то применение классического генетического алгоритма без предварительных преобразований невозможно. Представление особей при помощи векторов вещественных чисел, содержащих значения переменных решаемой задачи (выраженность и встречаемость диагностических критериев) ограничивает возможность применения генетического программирования. Эволюционное программирование, при котором новая популяция формируется при помощи ранговой селекции не только из мутировавших особей, но и из особей старой популяции, ограничивается высокой

вероятностью доминирования над всей популяцией единственной особи, имеющей малое значение функции приспособленности, но слишком большие, либо слишком малые значения стандартных отклонений. Следовательно, целесообразным является использование для решения поставленной задачи эволюционной стратегии  $(\mu, \lambda)$ , отвечающей всем перечисленным выше ограничениям.

Таким образом, целью данной работы является решение задачи поиска оптимального набора диагностических коэффициентов, позволяющего наиболее точно описать дифференцируемые дерматозы и минимизировать количество ошибочных диагнозов путем применения эволюционной стратегии  $(\mu, \lambda)$ . При этом оптимизация коэффициентов каждого из пяти дифференцируемых дерматозов будет проводиться последовательно.

## 3. Применение эволюционной стратегии к решению задачи поиска оптимального дифференцированного диагностического решения в дерматологии

Определим основные понятия, используемые при реализации эволюционных алгоритмов.

Конечное множество всех возможных по МКБ заболеваний кожи представляет собой *популяцию*, *особями* которой являются возможные дерматологические состояния.

Каждая *особь* представляется *хромосомами* с закодированными в них диагностическими коэффициентами – *генами*.

На каждой итерации эволюционного алгоритма приспособленность каждой конкретной особи в популяции оценивается при помощи *функции приспособленности*  $f(dr_{ip})$ , в качестве которой выступает функция общей среднеквадратической погрешности между действительными и определенными по предложенной методике диагнозами пациентов контрольной группы, взятая со знаком минус:

$$f(dr_{pi}) = -Q_i = \frac{1}{P_i} \sum_{p=1}^{P_i} (dd_{pi} - dr_{pi})^2, \quad (2)$$

где  $Q_i$  – погрешность диагностики  $i$ -го диагноза;  $P_i$  – количество пациентов с  $i$ -ым диагнозом;  $p = 1, 2, \dots, P_i$  – порядковый номер пациента с  $i$ -ым диагнозом;  $dd_{pi}$  – действительный диагноз  $p_i$ -го пациента ( $dd_{pi}=1$ );  $dr_{pi}$  – расчетный диагноз  $p_i$ -го пациента (если пациенту поставлен верный диагноз  $dr_{pi}=1$ , в противном случае  $dr_{pi}=0$ ).

Таким образом, чем меньше погрешность диагностики, тем выше функция приспособленности коэффициентов для диагностики  $i$ -го дерматоза.

Реализация эволюционной стратегии  $(\mu, \lambda)$  при решении задачи поиска максимума функции приспособленности и оптимизации диагностических коэффициентов выглядит следующим образом.

На первом этапе задаются значения параметров стратегии  $\mu$  (размер исходной родительской



популяции) и  $\lambda$  (размер временной популяции), причем  $\lambda \geq \mu$ . Диагностика проводится с использованием функции (1), приспособленность особей оценивается согласно (2), а наиболее приспособленными признаются те особи, которые характеризуются наибольшими значениями этой функции.

Каждая особь состоит из векторов  $\alpha_{ijk}$  и  $\sigma$ . Хромосома  $\sigma$  содержит значения стандартных отклонений соответствующих генов хромосомы  $\alpha_{ijk}$ , которые используются в процессе мутации.

На втором этапе случайным образом генерируется исходная родительская популяция **P**, состоящая из  $\mu$  особей. Если особи начальной родительской популяции заданы экспертом, количество итераций значительно уменьшается.

На третьем этапе путем репродукции формируется временная популяция **T**, состоящая из  $\lambda$  особей. Репродукция заключается в многократном случайном выборе  $\lambda$  особей из популяции **P** и включении их во временную популяцию **T**.

На четвертом этапе особи, вошедшие в популяцию **T**, подвергаются скрещиванию и мутации, в результате чего формируется популяция потомков **O**, численность которой также равна  $\lambda$ . Так как генетическим операциям подвергаются обе хромосомы – и вектор независимых переменных  $\alpha_{ijk}$ , и вектор стандартных отклонений  $\sigma$ , на этом этапе также производится модификация величины мутации.

Скрещивание заключается в обмене или усреднении генов двух случайно выбранных особей.

Первой мутации подвергается хромосома  $\sigma$  в соответствии с формулой

$$\sigma'_j = \sigma_j \exp(\tau' N(0,1) + \tau N_j(0,1)), \quad (3)$$

где  $j = 1, \dots, m$ ;  $m$  – длина хромосомы (соответствует количеству диагностических критериев);  $N(0,1)$  – случайное число, имеющее нормальное распределение, которое выбирается один раз для всей хромосомы;  $N_j(0,1)$  – случайное число, имеющее нормальное распределение, которое разыгрывается для каждого гена в отдельности;  $\tau'$  и  $\tau$  – параметры

эволюционной стратегии, влияющие на сходимость алгоритма:

$$\tau' = \frac{1}{\sqrt{2m}}, \quad \tau = \frac{1}{\sqrt{2\sqrt{m}}}. \quad (4)$$

Мутация  $\alpha_{ijk}$  производится на основе определенных с помощью (2) мутировавших  $\sigma$ , а именно:

$$\alpha'_{ijk} = \alpha_{ijk} + \sigma'_j N_j(0,1). \quad (5)$$

На пятом шаге из популяций **O** выбираются  $\mu$  лучших потомков, которые составят новую родительскую популяцию **P** [8].

Рассмотрим пример оптимизации диагностических коэффициентов заболевания Д5 при дифференциации пяти наиболее распространенных дерматозов (Д1 – атопический дерматит, Д2 – дерматит Дюринга, Д3 – лекарственная болезнь, Д4 – псориаз, Д5 – экзема) на основании анализа 14 информативных диагностических критериев в контрольной группе из 100 пациентов с Д5.

Для реализации генетического алгоритма в качестве начальной популяции выберем две особи, одна из которых соответствует диагнозу Д5, коэффициенты которого оптимизируются, а вторая – диагнозу Д4, который наиболее часто ошибочно диагностирован в рассматриваемой группе.

Таким образом, размер исходной родительской популяции  $\mu=2$ . Начальные значения компонентов вектора  $\sigma$  принимаем равными 1.

Каждая особь состоит из четырнадцати элементных векторов  $\alpha_{ijk}$  и  $\sigma$ .

В табл. 1 представлены начальные значения компонентов вектора  $\alpha_{ijk}$  двух сформированных особей.

Очевидно, что максимальной приспособленностью обладает первая особь.

Теперь при помощи случайного выбора с возвратом выбираем четыре особи для формирования временной популяции **T**. Предположим, что отобраны хромосомы 1, 1, 2, 1.

В соответствии с формулой (3) проводим процесс мутации каждого компонента векторов  $\sigma$ . При этом для каждой хромосомы случайным

Таблица 1

Исходная родительская популяция **P**

$\alpha_{ijk}$		$j$														$f(dr_{ij})$
$i$	$k$	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	
1	1	0,0001	0,001	0,0001	0,0001	0,001	0,01	0,0001	0,1	0,1	0,0001	0,001	0,0001	0,9999	0,9999	0,92
	2	0,001	0,1	0,001	0,001	0,01	0,1	0,001	0,9999	0,9999	0,9999	0,1	0,001	0,1	0,1	
	3	0,1	0,9999	0,01	0,01	0,9999	0,9999	0,9999	0,0001	0,01	0,001	0,9999	0,01	0,01	0,01	
	4	0,9999	0,01	0,1	0,1	0,1	0,001	0,1	0,01	0,001	0,1	0,01	0,9999	0,001	0,001	
	5	0,01	0,0001	0,9999	0,9999	0,0001	0,0001	0,01	0,001	0,0001	0,01	0,0001	0,1	0,0001	0,0001	
2	1	0,001	0,001	0,9999	0,001	0,01	0,001	0,0001	0,1	0,1	0,001	0,0001	0,0001	0,01	0,9999	0,03
	2	0,1	0,1	0,1	0,1	0,1	0,01	0,001	0,9999	0,9999	0,1	0,9999	0,9999	0,1	0,1	
	3	0,9999	0,9999	0,01	0,9999	0,9999	0,9999	0,9999	0,0001	0,01	0,9999	0,001	0,001	0,9999	0,01	
	4	0,01	0,01	0,001	0,01	0,001	0,1	0,1	0,01	0,001	0,01	0,1	0,1	0,001	0,001	
	5	0,0001	0,0001	0,0001	0,0001	0,0001	0,0001	0,01	0,001	0,0001	0,0001	0,01	0,01	0,0001	0,0001	

образом разыгрываем значения  $N(0,1)$ . Допустим  $N_1(0,1) = 0,94$ , а  $N_2(0,1) = 0,15$ . Процесс мутации элементов  $\sigma_j$  представлен в табл. 2.

Таблица 2

Мутация генов хромосомы  $\sigma$

$j$	$i = 1$			$i = 2$		
	$\sigma_j$	$N_j^\sigma(0,1)$	$\sigma'_j$	$\sigma_j$	$N_j^\sigma(0,1)$	$\sigma'_j$
1	1	0,16	1,27	1	0,90	1,67
2	1	0,67	1,53	1	0,54	1,46
3	1	0,74	1,57	1	0,70	1,55
4	1	0,01	1,20	1	0,44	1,41
5	1	0,50	1,44	1	0,51	1,44
6	1	0,04	1,21	1	0,12	1,25
7	1	0,78	1,60	1	0,19	1,28
8	1	0,23	1,30	1	0,32	1,35
9	1	0,48	1,43	1	0,64	1,51
10	1	0,84	1,63	1	0,15	1,26
11	1	0,42	1,40	1	0,08	1,23
12	1	0,81	1,61	1	0,37	1,37
13	1	0,05	1,22	1	0,41	1,39
14	1	0,70	1,55	1	0,08	1,23

На основании полученных новых значений величины  $\sigma'_j$  по формуле (5) проводится мутация хромосом  $\alpha_{ijk}$ . По завершении всех генетических операций получим популяцию **О**, представленную в табл. 3.

В новую родительскую популяцию включаются две лучшие особи популяции потомков **О**. В нашем случае это особи 2 и 4. При сравнении таблиц 1 и 3 заметно улучшение показателей. Новая популяция **Р** более близка к оптимальному решению.

В результате выполнения 200 поколений эволюционной стратегии были найдены значения весовых коэффициентов, полученные уже в 179 поколении (табл. 4), которым соответствует максимальное значение функции приспособленности  $\rho = 0,97$ .

Проанализируем результаты выполнения эволюционной стратегии на протяжении 200 поколений. На рис. 1 демонстрируется изменение наилучшего (жирная линия) и среднего (тонкая линия) значений функции приспособленности на протяжении 200 поколений.

На графике заметно улучшение результатов, достигнутое во втором поколении, однако уже на следующем шаге показатели сильно ухудшились. Это обусловлено тем, что, согласно эволюционной стратегии  $(\mu, \lambda)$ , наиболее приспособленные особи из предыдущей популяции не переносятся во вновь созданную.

Аналогичным образом проводится оптимизация диагностических коэффициентов диагнозов Д1, Д2, Д3 и Д4.

Таблица 3

Популяция потомков

$\alpha_{ijk}$		$j$														$f(dr_{pi})$
$i$	$k$	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	
1	1	0,0025	0,0153	0,0087	0,0276	0,0019	0,0254	0,1371	0,0016	0,0153	0,0178	0,5789	0,0025	0,9999	0,9999	0,67
	2	0,0129	0,1371	0,0016	0,0147	0,0178	0,1573	0,5789	0,0056	0,1371	0,5912	0,357	0,0129	0,0276	0,5789	
	3	0,1824	0,5789	0,0056	0,0691	0,5912	0,9951	0,357	0,0571	0,0025	0,8647	0,0005	0,1824	0,0691	0,0019	
	4	0,8173	0,357	0,0571	0,0584	0,8647	0,0063	0,1481	0,9942	0,0129	0,0259	0,5789	0,9999	0,0584	0,0178	
	5	0,0257	0,0005	0,9942	0,8146	0,0259	0,0715	0,0361	0,0082	0,1824	0,01	0,0153	0,1	0,8146	0,5912	
2	1	0,0017	0,0102	0,0058	0,0184	0,0013	0,0169	0,0914	0,0011	0,0102	0,0119	0,3859	0,0017	0,6666	0,6666	0,93
	2	0,0086	0,0914	0,0011	0,0098	0,0119	0,1049	0,3859	0,0037	0,0914	0,3941	0,2380	0,0086	0,0184	0,3859	
	3	0,1216	0,3859	0,0037	0,0461	0,3941	0,6634	0,2380	0,0381	0,0017	0,5765	0,0003	0,1216	0,0461	0,0013	
	4	0,5449	0,2380	0,0381	0,0389	0,5765	0,0042	0,0987	0,6628	0,0086	0,0173	0,3859	0,6666	0,0389	0,0119	
	5	0,2085	0,6616	0,0064	0,0790	0,6757	1,1373	0,4080	0,0653	0,0029	0,9882	0,0006	0,2085	0,0790	0,0022	
3	1	0,9341	0,4080	0,0653	0,0667	0,9882	0,0072	0,1693	1,1362	0,0147	0,0296	0,6616	1,1427	0,0667	0,0203	0,34
	2	0,0294	0,0006	1,1362	0,9310	0,0296	0,0817	0,0413	0,0094	0,2085	0,0114	0,0175	0,1143	0,9310	0,6757	
	3	0,0019	0,0117	0,0066	0,0210	0,0014	0,0194	0,1045	0,0012	0,0117	0,0136	0,4411	0,0019	0,7618	0,7618	
	4	0,4843	0,2116	0,0338	0,0346	0,5124	0,0037	0,0878	0,5892	0,0076	0,0153	0,3431	0,5925	0,0346	0,0105	
	5	0,1853	0,5881	0,0057	0,0702	0,6006	1,0109	0,3627	0,0580	0,0025	0,8784	0,0005	0,1853	0,0702	0,0019	
4	1	0,8303	0,3627	0,0580	0,0593	0,8784	0,0064	0,1505	1,0100	0,0131	0,0263	0,5881	1,0158	0,0593	0,0181	0,78
	2	0,0261	0,0005	1,0100	0,8275	0,0263	0,0726	0,0367	0,0083	0,1853	0,0102	0,0155	0,1016	0,8275	0,6006	
	3	0,0017	0,0102	0,0058	0,0184	0,0013	0,0169	0,0914	0,0011	0,0102	0,0119	0,3859	0,0017	0,6666	0,6666	
	4	0,0086	0,0914	0,0011	0,0098	0,0119	0,1049	0,3859	0,0037	0,0914	0,3941	0,2380	0,0086	0,0184	0,3859	
	5	0,1216	0,3859	0,0037	0,0461	0,3941	0,6634	0,2380	0,0381	0,0017	0,5765	0,0003	0,1216	0,0461	0,0013	

Таблица 4

Оптимальные значения весовых коэффициентов

$\alpha_{ijk}$		$j$														$f(dr_{pi})$
$i$	$k$	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	
1	1	0,0001	0,0011	0,0012	0,0002	0,0013	0,0157	0,0001	0,1039	0,1107	0,0002	0,0011	0,0001	0,7368	0,6957	0,97
	2	0,0012	0,1114	0,0014	0,0011	0,0116	0,109	0,0011	0,9360	0,9991	0,9580	0,1004	0,0013	0,1002	0,1005	
	3	0,1061	0,9697	0,0124	0,0112	0,9519	0,9689	0,9769	0,0003	0,0107	0,0011	0,9084	0,0116	0,0103	0,0108	
	4	0,9815	0,0115	0,1008	0,1070	0,1002	0,0011	0,1005	0,0101	0,0013	0,1061	0,0104	0,9995	0,0012	0,0011	
	5	0,0141	0,0003	0,9809	0,9979	0,0002	0,0001	0,0111	0,0014	0,0001	0,0121	0,0001	0,1079	0,0001	0,0002	

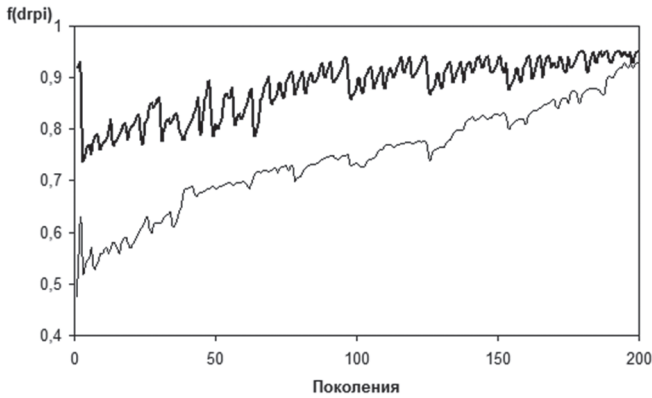


Рис. 1. График функции приспособленности особей на протяжении 200 поколений

Сравнение результатов дифференциальной диагностики распространенных дерматозов с использованием диагностических коэффициентов без оптимизации и после реализации эволюционной стратегии (табл. 5) доказывает эффективность применения разработанной методики.

Таблица 5

Результаты дифференциальной диагностики до и после оптимизации коэффициентов

Диаг-ноз	Количество пациентов	Без оптимизации коэффициентов		После оптимизации коэффициентов	
		Количество корректных диагнозов	Ошибка, %	Количество корректных диагнозов	Ошибка, %
Д1	70	66	5,71	67	4,28
Д2	50	48	4,00	49	2,00
Д3	80	76	5,00	77	3,75
Д4	150	143	2,00	145	1,33
Д5	100	92	8,00	97	3,00
Всего	450	425	4,67	435	3,33

### Выводы

Для решения задачи оптимизации диагностических коэффициентов, которые используются при дифференциальной диагностике распространенных дерматозов, применена эволюционная стратегия ( $\mu, \lambda$ ).

Преимуществами выбранной стратегии являются: отсутствие использования рекомбинаций лучших решений, оперирование векторами вещественных чисел, рандомизация эволюционных операций и нечувствительность к виду функции приспособленности.

Применение эволюционной стратегии к решению поставленной оптимизационной задачи благодаря большому количеству особей и, следовательно, большому разнообразию генотипов, позволяет избежать получения конечного решения в виде локального минимума.

В результате экспериментальных исследований ошибка диагностики была уменьшена на 1,34 %. Следовательно, полученные диагностические коэффициенты позволяют повысить качество дифференциации распространенных дерматозов.

**Список литературы:** 1. Туркевич, Ю.М. Шкірні та венеричні хвороби [Текст] / Ю.М. Туркевич, О.Ю. Туркевич, О.О. Сизон под общ. ред. Ю.М. Туркевич – Львів: ЗУКЦ, 2011. – 239 с. 2. Бых, А.И. Информационная технология дифференциальной диагностики распространенных дерматозов [Текст] / А.И. Бых, Е.В. Высоцкая, В.А. Клименко, А.И. Печерская // Радиоэлектронные и компьютерные системы. – 2012. №1. – С. 138 – 143. 3. Висоцька, О.В. Метод визначення інформативних ознак для диференціальної діагностики поширених дерматозів [Текст] / О.В. Висоцька, Е.М. Солошенко, А.І. Печерська // Системи обробки інформації. – 2012. – Вип. 5 (103). – С. 117 – 121. 4. Алексеев, С.И. Исследование систем управления – М.: Изд. центр ЕАОИ, 2008. – 195 с. 5. Соловьев, В.И. Методы оптимальных решений: Учебное пособие [Текст] / В.И. Соловьев. – М.: Финансовый университет, 2012. – 364 с. 6. Парасюк, И.Н. Размытый алгоритм метода вектора спада для решения оптимизационных задач на выборках [Текст] / И.Н. Парасюк, М.Ф. Каспшицкая // Компьютерная математика. – 2009. – № 1. – С. 152–163. 7. Рутковский, Л. Методы и средства искусственного интеллекта [Текст] : пер. с польск. / Л. Рутковский. – М.: Горячая линия – Телеком, 2010. – 520 с. 8. Скобцов, Ю.О. Основы эволюционных обчислень [Текст] / Ю.О. Скобцов – Донецьк: ДонНТУ, 2009. – 316 с.

Поступила в редколлегию 31.05.2012

УДК 519:616-079.4:616.5

**Оптимізація діагностичних коефіцієнтів для диференціальної діагностики поширених дерматозів шляхом застосування еволюційної стратегії** / О.В. Висоцька, Е.М. Солошенко, А.І. Печерська // Біоніка інтелекту: наук.-техн. журнал. – 2012. – № 2 (79). – С. 63–67.

В статті запропонована методика оптимізації діагностичних коефіцієнтів з метою мінімізації похибки при диференціальній діагностиці поширених дерматозів. Розроблена методика передбачає пошук оптимальних значень діагностичних коефіцієнтів з множини початкових альтернатив шляхом виконання генетичних операцій схрещування, мутації та селекції.

Табл. 5. Іл. 1. Бібліогр.: 8 найм.

UDC 519:616-079.4:616.5

**Optimization of diagnostic coefficients for differential diagnostics of widespread dermatosis by application the evolutionary strategy** / O.V. Vysotska, E.M. Soloshenko, A.I. Pecherska // Bionics of Intelligense: Sci. Mag. – 2012. – № 2 (79). – P. 63–67.

The method optimization of diagnostic coefficients is offered with the purpose of minimization the error at differential diagnostics of widespread dermatosis is considered in the article. The developed method foresees finding an optimum values of diagnostic coefficients from the great number of initial alternatives by implementation the genetic operations of crossing, mutation and selection.

Tab. 5. Fig. 1. Ref.: 8 items.

УДК 617.7-007.681-07



А.Н. Страшненко

ХНУРЭ, г. Харьков, Украина, diagnost@kture.kharkov.ua;

## МЕТОД ВЫБОРА ОПТИМАЛЬНОГО ЛЕЧЕНИЯ ПЕРВИЧНОЙ ОТКРЫТОУГОЛЬНОЙ ГЛАУКОМЫ

Статья посвящена разработке метода выбора оптимального лечения первичной открытоугольной глаукомы на основе метода аналитических сетей, позволяющего провести многокритериальную оценку лекарственных препаратов-аналогов и различных видов антиглаукомных вмешательств. Разработана структура сетевой модели для выбора метода лечения первичной открытоугольной глаукомы в зависимости от выявленной стадии и индивидуальных особенностей пациента, которая позволит повысить достоверность и обоснованность решения на этапе формирования лечебных мероприятий.

ПЕРВИЧНАЯ ОТКРЫТОУГОЛЬНАЯ ГЛАУКОМА, СТАДИЯ, ЛЕЧЕНИЕ, МЕТОД АНАЛИТИЧЕСКИХ СЕТЕЙ, СЕТЕВАЯ МОДЕЛЬ

### Введение

В настоящее время во всем мире наблюдается значительный рост заболеваемости глаукомой, приводящей к повреждению зрительного нерва и необратимым изменениям зрительных функций. Среди известных клинических форм заболевания наиболее распространенной является первичная открытоугольная глаукома (ПОУГ). Значительная распространенность ПОУГ обусловлена характером течения данной формы глаукомы, незаметно протекающей для пациента на начальных этапах развития [1].

К повреждению зрительного нерва и в итоге ухудшению зрения приводит часто, но не всегда, повышение внутриглазного давления (ВГД). При этом у каждого пациента существуют свои показатели нормы. Задача любой методики лечения ПОУГ заключается в снижении индивидуального ВГД до уровня, при котором не развиваются последующие глаукомные поражения или же при котором скорость прогрессирования болезни может быть сведена к минимуму.

ПОУГ относится к “дорогим” заболеваниям, поскольку имеет хроническое длительное течение, нуждается в постоянном динамическом лечебно-диагностическом наблюдении. Поэтому стоимость лечения должна рассматриваться и взвешиваться тщательно, в комплексе с привлечением таких факторов, как влияние недостатков и неудобств методов лечения и финансовых затрат на лечение глаукомы со стороны индивидуума.

### 1. Постановка задачи

Для предотвращения дальнейшего развития ПОУГ необходимо выполнение двух взаимосвязанных этапов: своевременной диагностики стадии заболевания и эффективного лечения выявленной патологии [2]. Основные направления лечения ПОУГ: медикаментозное, лазерное, хирургическое. Чаще всего лечение глаукомы начинается с применения глазных капель. Врач-офтальмолог сталкивается с широким спектром лекарственных

препаратов-аналогов и антиглаукомных операций для назначения процесса лечения. Назначение лекарственных препаратов и вмешательств конкретному пациенту выполняется врачом на интуитивном уровне и во многом определяется его квалификацией. Врач-офтальмолог как лицо, принимающее решение, вырабатывает управленческое решение, при этом принятие неправильного решения на этапе формирования лечебных мероприятий может иметь необратимые последствия для зрения пациента. Поэтому важным является обеспечить поддержку врача-офтальмолога при принятии верного решения на этапе выбора лечения пациентов с ПОУГ.

Целью статьи является разработка метода выбора оптимального лечения ПОУГ на основе аналитических сетей.

### 2. Решение задачи

Метод выбора оптимального лечения ПОУГ реализуется в следующей последовательности.

На первом этапе для задачи выбора лечения в качестве альтернатив были взяты 4 стадии ПОУГ:  $S_1$  – I стадия (начальная);  $S_2$  – II стадия (развитая);  $S_3$  – III стадия (далекозашедшая);  $S_4$  – IV стадия (терминальная) [3]. В качестве критериев выступают три направления лечения данного заболевания: медикаментозное (консервативное)  $P_i$ , лазерное  $Z_i$  и хирургическое  $N_i$  [4]. При этом в зависимости от стадии ПОУГ и уровня ВГД в качестве начального метода лечения выбирается только один. Каждый из приведенных методов лечения ПОУГ направлен на нормализацию ВГД и предупреждение снижения зрительных функций.

Медикаментозный метод лечения ПОУГ включает в себя лекарственные препараты, которые подразделяются на следующие группы:  $P_1$  – селективные адренергические агонисты;  $P_2$  – неселективные адренергические агонисты;  $P_3$  – адренергические антагонисты ( $\beta$ -блокаторы);  $P_4$  – ингибиторы карбоангидразы;  $P_5$  – парасимпатомиметики (холинергические препараты);



$P_6$  – производные простагландина и простамида [5]. При консультации с практикующими врачами-экспертами был определен следующий перечень подкритериев, по которым сравниваются группы лекарственных препаратов:  $k_1$  – эффективность действия;  $k_2$  – противопоказания к применению;  $k_3$  – аллергические реакции;  $k_4$  – переносимость препарата;  $k_5$  – побочные эффекты;  $k_6$  – удобство применения;  $k_7$  – стоимость;  $k_8$  – частота применения;  $k_9$  – время выведения из организма;  $k_{10}$  – наличие консервантов. Однако при неэффективности медикаментозного лечения ПОУГ и при отсутствии противопоказаний со стороны общего состояния здоровья больного нужно в ранние сроки переходить к более радикальным методам лечения – лазерному или патогенетически направленному хирургическому.

Лазерное лечение ПОУГ проводится по следующим направлениям:  $Z_1$  – лазерная иридотомия;  $Z_2$  – лазерная трабекулопластика;  $Z_3$  – лазерная иридопластика;  $Z_4$  – циклофотокоагуляция. При выборе одного из видов лазерного метода лечения глаукомы, в качестве подкритериев оцениваются:  $d_1$  – эффективность;  $d_2$  – противопоказания к назначению;  $d_3$  – побочные эффекты;  $d_4$  – стоимость;  $d_5$  – послеоперационное медикаментозное лечение;  $d_6$  – осложнения;  $d_7$  – период заживления;  $d_8$  – безопасность.

Хирургическое вмешательство включает в себя антиглаукоматозные операции, которые можно разделить на 2 основные группы: проникающая хирургия глаукомы ( $N_1$  – трабекулектомия и  $N_2$  – трабекулотомия) и непроникающая хирургия глаукомы ( $N_3$  – глубокая склеректомия и  $N_4$  – вискоканалостомия). Многокритериальная оценка различных видов хирургических операций проводится по тем же подкритериям  $b_1, \dots, b_8$ , что и при лазерных вмешательствах.

Затем осуществляется построение максимально обобщенной сети кластеров (или компонентов) и их элементов, которая объединяет все управляющие критерии. Из полученной обобщенной сети выбираются кластеры, которые имеют отношение к каждому управляющему критерию или подкритерию, и устанавливаются между ними связи, соответствующие внешним и внутренним

зависимостям (влияниям) [6].

Для задачи выбора лечения ПОУГ была построена сетевая модель, структура которой представлена на рис. 1.

Далее проводилось формирование матриц парных сравнений на основе экспертных суждений [7]. При заполнении матрицы, приведенной в табл. 1 врач-офтальмолог отвечал на вопрос: какой из двух методов лечения является более характерным для данной стадии глаукомы и насколько более характерным? Суждения выражались вербальными оценками: одинаково, умеренно, сильно, очень сильно и чрезвычайно сильно.

Таблица 1

Матрица парных сравнений методов лечения для I стадии ПОУГ

I стадия	Медикаментозное	Лазерное	Хирургическое
Медикаментозное	1	8	8
Лазерное	1/8	1	1
Хирургическое	1/8	1	1

Этим оценками соответствовали конкретные числа: 1, 3, 5, 7, 9. Промежуточные значения 2, 4, 6, 8 использовались как компромисс между соседними вербальными оценками. Записывались экспертные суждения в позиции, расположенные выше главной диагонали. Элементами главной диагонали являются единицы, а элементы нижней треугольной части матрицы представляют собой обратные величины элементов из верхнего треугольника, т. е. 1/2, 1/3, ..., 1/9.

Например, когда мы выясняли, какой из двух методов лечения является более характерным для I стадии ПОУГ, медикаментозное или лазерное, мы получили ответ, что медикаментозное лечение гораздо более характерно (8) для этой стадии.

Затем определялись векторы приоритетов альтернативных методов лечения ПОУГ из матриц парных сравнений, заполненных экспертами [8].

По полученным на основе экспертных оценок матрицам парных сравнений каждого элемента кластера вычислялись локальные приоритеты сравниваемых элементов согласно выражению:

$$w_i = \sqrt[n]{\prod_{j=1}^n a_{ij}} / \sum_{i=1}^n \sqrt[n]{\prod_{k=1}^n a_{ik}}, \quad (1)$$

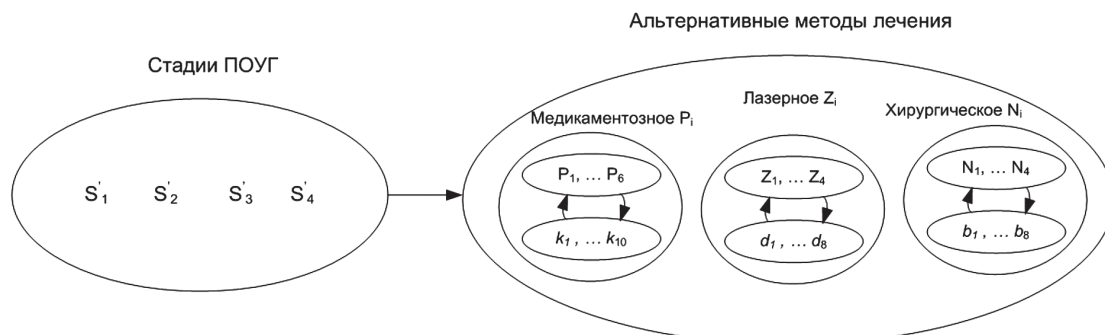


Рис. 1. Сетевая модель для выбора метода лечения ПОУГ

где  $n$  – количество сравниваемых объектов;  $a_{ij}, a_{ik}$  – степени приоритета  $j$ -го сравниваемого объекта над  $k$ -м.

Таким образом, формируется матрица локальных приоритетов нижнего уровня  $w^1$  размерностью  $m \times n$  элементов и вектор-столбец верхнего уровня  $w^2$  размерностью  $n$  элементов. Элементы  $w^1$  и  $w^2$  определяются по (1) для соответствующих матриц парных сравнений. Вектор глобальных приоритетов альтернатив  $w^g$  размерностью  $m$  элементов определяется умножением соответствующих локальных приоритетов согласно выражению:

$$w^g = w^1 \times w^2. \quad (2)$$

В табл. 2 записаны векторы приоритетов альтернативных методов лечения для каждой стадии ПОУГ, вычисленные согласно выражению (2) из матриц парных сравнений, заполненных врачом на основе экспертных знаний. Эти приоритеты показывают, какой из альтернативных методов является более подходящим для лечения соответствующей стадии ПОУГ.

**Таблица 2**

Приоритеты альтернативных методов лечения относительно стадий ПОУГ

Стадии ПОУГ	Альтернативные методы лечения		
	Медикаментозное	Лазерное	Хирургическое
I стадия	0,81818	0,09091	0,09091
II стадия	0,59363	0,15706	0,24931
III стадия	0,23812	0,04763	0,71425
IV стадия	0,19357	0,03227	0,77416

Максимальное значение в векторе глобальных приоритетов будет соответствовать наилучшему с точки зрения заданных критериев и суждений варианту.

Далее проверяется согласованность оценок в матрице и определяется ошибка согласованности.

В качестве меры несогласованности применяли индекс согласованности  $I_S$ , который рассчитывается согласно выражению:

$$I_S = \frac{\sum_{i=1}^n w_i * \left( \sum_{j=1}^n a_{ji} \right) - n}{n - 1}.$$

Для того чтобы оценить, является ли полученное согласование приемлемым или нет, его сравнивали с индексом согласованности  $I_{SS}$  матрицы того же порядка, но заполненной случайным образом.

Получив в результате расчета индекса согласованности и выбрав случайный индекс для заданного порядка матрицы, рассчитали ошибку согласованности  $\Delta_S$  по формуле:

$$\Delta_S = \frac{I_S}{I_{SS}}.$$

Если величина  $\Delta_S \leq 0,10$ , то степень согласованности мнений экспертов следует считать хорошей. В противном случае (если  $\Delta_S > 0,10$ ) эксперту рекомендуется пересмотреть свои суждения.

Для этого необходимо выявить те позиции в матрице суждений, которые вносят максимальный вклад в величину отношения согласованности, и попытаться изменить меру несогласованности в меньшую сторону на основе более глубокого анализа вопроса.

На заключительном этапе определяются результирующие приоритеты альтернатив, путем умножения предельных приоритетов стохастической суперматрицы для задачи диагностики стадии ПОУГ, полученных в результате предыдущих исследований [9], на векторы приоритетов альтернативных методов лечения ПОУГ из табл. 2. На рис. 2 представлены полученные результирующие приоритеты альтернативных методов лечения ПОУГ.

$$\begin{bmatrix} 0,8181 & 0,5936 & 0,2381 & 0,1935 \\ 0,0909 & 0,1570 & 0,0476 & 0,0322 \\ 0,0909 & 0,2493 & 0,7142 & 0,7741 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} 0,1180 \\ 0,1607 \\ 0,2748 \\ 0,4463 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,3437 \\ 0,0634 \\ 0,5925 \end{bmatrix} \begin{matrix} \text{Медикаментозное} \\ \text{Лазерное} \\ \text{Хирургическое} \end{matrix}$$

Рис. 2. Результирующие приоритеты альтернативных методов лечения ПОУГ

### Выводы

Таким образом, при заданных суждениях согласно полученным результирующим приоритетам возможно определить, какой из методов лечения ПОУГ является наиболее подходящим для данной стадии ПОУГ с наблюдаемыми признаками. В данном случае наиболее предпочтительным начальным методом лечения ПОУГ является хирургическое вмешательство (0,5925).

Применение разработанного метода в офтальмологической практике на основе экспертных суждений позволит обеспечить поддержку принятия решения в задаче выбора оптимального лечения ПОУГ, необходимую практикующим врачам-офтальмологам.

В будущем планируется апробировать предложенный метод на реальных пациентах в Харьковской городской клинической больнице №14 им. Л.Л. Гиршмана.

**Список литературы:** 1. *Нестеров, А.П.* Глаукома [Текст] / А.П. Нестеров. – М., 1995. – 265 с. 2. *Высоцкая, Е.В.* Синтез математической модели диагностики первичной открытоугольной глаукомы [Текст] / Е.В. Высоцкая, А.Н. Страшненко, С.А. Синенко, Ю.А. Демин // Вестн. нац. техн. ун-та «ХПИ». Сер. Новые решения в современных технологиях. – 2012. – С. 19 – 20. 3. *Страшненко, А.Н.* Разработка математической модели уточняющей диагностики первичной открытоугольной глаукомы [Текст] / А.Н. Страшненко, Е.В. Высоцкая // Інформаційні технології: наука, техніка, технологія, освіта, здоров'я: Тези доповідей ХХ міжнародної науково-практичної

конференції, Ч.ІІІ (15-17 травня 2012р., Харків) / за ред. проф. Товажнянського Л.Л. – Харків: НТУ «ХПІ». – С. 104. **4.** Фламмер, Дж. Глаукома: информация для пациентов, руководство для мед. работников [Текст] / Джозеф Фламмер ; пер. с англ. под общ. ред. Н. И. Курьшевой. – 3-е изд. – М.: МЕДпресс-информ, 2008. – 440 с. **5.** Terminology and guidelines for glaucoma [Text] / European Glaucoma Society. – 3rd edition, 2008. – 183 p. **6.** Саати, Т.Л. Принятие решений при зависимостях и обратных связях: Аналитические сети [Текст]: пер. с англ. / Т.Л. Саати. – М.: Книжный дом «Либроком», 2011. – 360 с. **7.** Страшненко, А.Н. Применение метода анализа сетей при определении стадии и выборе метода лечения первичной открытоугольной глаукомы [Текст] / А.Н. Страшненко // Радиоэлектроника и молодежь в XXI веке: XVI Международный молодежный форум, 17 – 19 апреля 2012 г. – Харьков: ХНУРЭ, 2012. – Т.1 – С 258-259. **8.** Страшненко, А.Н. Информационная технология поддержки принятия решения при определении стадии и выборе метода лечения первичной открытоугольной глаукомы [Текст] / А.Н. Страшненко, Е.В. Высоцкая // Биомедсистемы – 2011: XXIV Всероссийская научно-техническая конференция студентов, молодых ученых и специалистов. – Рязань: РГРУ, 2011. – С.153-154. **9.** Высоцкая, Е.В. Уточняющая диагностика первичной открытоугольной глаукомы на основе метода анализа сетей [Текст] / Е.В. Высоцкая, А.Н. Страшненко, С.А. Синенко, Ю.А. Демин // Системы обработки информации. – Харків: ХУПС, 2012. – Випуск 3(101). – Т.2– С. 226-229.

*Поступила в редколлегию 13.06.2012*

УДК 617.7-007.681-07

**Метод вибору оптимального лікування первинної відкритокутової глаукоми** / Г.М. Страшненко // Біоніка інтелекту: наук.-техн. журнал. – 2012. – № 2 (79). – С. 68–71.

У статті запропоновано метод вибору оптимального лікування первинної відкритокутової глаукоми, що дозволяє визначити, який з методів лікування даного захворювання є найбільш підходящим для конкретної стадії глаукоми з ознаками, які спостерігаються. Застосування розробленого методу в офтальмологічній практиці сприяє своєчасному якісному лікуванню та призупиненню подальшого розвитку первинної відкритокутової глаукоми.

Табл .2. Іл .2. Бібліогр .: 9 найм.

UDC 617.7-007.681-07

**The method of selecting the optimal treatment of primary open-angle glaucoma** / A.N. Strashnenko // Bionics of Intelligense: Sci. Mag. – 2012. – № 2 (79). – P. 68–71.

The method of selecting the optimal treatment of primary open-angle glaucoma is proposed in the article. It allows to determine what method of treatment of this disease is the most appropriate for the particular stage of glaucoma with symptoms that are observed. Application of the method developed in ophthalmic practice contributes to the timely and quality treatment of the suspension of further development of primary open-angle glaucoma.

Tab. 2. Fig. 2. Ref.: 9 items.

УДК 004(4'242+053)

С.И. Чайников<sup>1</sup>, А.С. Солодовников<sup>2</sup><sup>1</sup> ХНУРЭ, г. Харьков, Украина;<sup>2</sup> ХНМУ, г. Харьков, Украина

## ПРИНЦИПЫ ОРГАНИЗАЦИИ ВЫЧИСЛЕНИЙ НА БАЗЕ ГРАФ-МОДЕЛИ ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ

Рассмотрены преимущества использования диалоговых систем как средств автоматизации вычислительных процессов, имеющих особое значение для крупномасштабных объектов. Выработаны принципы организации вычислений на основе формализованного представления предметной области, которые позволяют оптимизировать время выполнения вычислений и достичь устойчивости архитектуры программного средства в условиях динамически изменяемых требований заказчика.

ДИАЛОГОВЫЕ СИСТЕМЫ, ГРАФ-МОДЕЛЬ ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ, ГЕНЕРАТОР МОДЕЛИ ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ

### Введение

Существует разнообразное количество подходов и технологий проектирования программных средств. Все они имеют свое применение в зависимости от сложности предметной области и условий, в которых программное обеспечение должно функционировать. В связи со сложившимся многообразием готовых решений, которые могут быть взяты за основу при проектировании программных средств, позволяющих автоматизировать заданные процессы, существует проблема выбора того или иного подхода. Однако данный вопрос становится наиболее актуальным в случае возрастающей сложности объекта автоматизации, которая обусловлена иерархичностью его структуры, а также значительным количеством элементов, разнородностью связей между ее элементами, их территориальной распределенностью. Решение такой проблемы требует использования системного подхода [1].

Характеристики сложного объекта можно классифицировать следующим образом [2]:

- структурная сложность (иерархическая структура организации, территориальная распределенность);
- функциональная сложность (многоуровневая иерархия, большое количество функций, выполняемых организацией, сложные взаимосвязи между ними);
- информационная сложность (большое количество источников и потребителей информации, разнообразные формы и форматы представления информации, сложная информационная модель объекта);
- сложная динамика поведения объекта, обусловленная высокой изменчивостью внешней и внутренней среды (структурные реорганизации, текучесть кадров).

Структурная сложность обуславливает особый подход к планированию вычислительного процесса, поскольку для систем со сложной структурой требуется значительное время для решения таких

проблем, как восстановление утерянных данных, планирование вычислений, восстановление истории вычислений или отмена результатов вычислительных процессов до заданного момента времени. Диалоговый режим работы систем в зависимости от подхода к их проектированию позволяют в той или иной степени оптимизировать работу пользователей.

### 1. Цель работы

В связи с необходимостью применения специальных методов проектирования программного обеспечения и организации вычислительных процессов для сложных объектов необходимо изложить ряд принципов построения и функционирования диалоговых систем управления вычислительными процессами, позволяющих адаптировать технологию проектирования для использования в различных предметных областях.

### 2. Основные свойства диалоговой системы

Класс диалоговых автоматизированных систем позволяет взять на себя большую часть вычислений, оставляя пользователю функцию контроля результата вычислительных процессов и ввода необходимой информации. Только те задачи, которые не имеют четкого алгоритма автоматизации, полностью лежат в зоне ответственности пользователя.

Диалоговые системы обладают определенными характеристиками по отношению к типу диалога и действиям пользователя системы.

В ДС выделяют два рода действий пользователя:

- 1) получение справок по теме диалога;
- 2) принятие решений для возобновления вычислений.

При этом действия первого рода доступны пользователю в любой момент вычислений, а действия второго рода регламентируются и контролируются системой.

Диалоговое общение разделяется на три вида:

- 1) директивное (диалогом управляет человек);
- 2) иницируемое (диалогом управляет ЭВМ);
- 3) смешанное [3].



Каждый из этих видов обладает своим преимуществом и должен приниматься во внимание на этапе разработки системы.

На сегодняшний день существует широкий круг предметных областей, для которых требуется применение диалоговых систем: машино- и приборостроение, консультативно-диагностические системы, системы автоматизированного проектирования. Каждая предметная область требует адаптации программного средства.

Предлагается построение диалоговой системы, работа которой основана на использовании управляющего графа-модели предметной области, обеспечивающего взаимосвязь программных модулей системы. Новизна такого подхода заключается в отказе от выделения маршрутов вычислительных процессов, используемого ранее [3]. В данном случае в диалоговой системе управление решением поставленных задач основывается на выделении подграфа, в множество вершин которого входят вершины, описывающие структуру заявленного вычислительного процесса.

### 3. Подход к проектированию диалоговой системы

Процесс проектирования диалоговых систем основывается на знаниях разработчиков программного средства о предметной области, в которой данная система будет функционировать. Основным моментом при разработке программного средства является то, что диалоговая система должна функционировать на базе формализованного представления – модели предметной области (МПО) в виде направленного ациклического графа. Данное представление является платформонезависимым и позволяет при необходимости использовать любой объектно-ориентированный язык программирования для адаптации программы к заданной модели.

Для построения модели предметной области за основу берется концептуальное представление системы [4], выработанное на стадии предпроектных исследований, вида

$$S = \langle E, R \rangle, \quad (1)$$

где  $E$  – множество элементов, а  $R$  – это множество отношений между элементами системы. Для концептуальной модели (1) должны быть конкретизированы топологические свойства:

$$S = \langle E, R, T \rangle, \quad (2)$$

где топология  $T$  определяется как  $T = \langle T_E, T_R, T_P \rangle$ . Здесь  $T_E$  – топология элементов,  $T_R$  – топологические отношения и связи, а  $T_P$  – траектории перемещения информации, энергии или других ресурсов, которые определяются алгоритмами и технологиями функционирования системы.

В качестве входной информации для построения МПО используется набор спецификаций, включающий как требования, так и связи между

структурными составляющими системы, данные о динамике поведения системы. После определения зависимостей между элементами автоматизируемой системы и определения функций подсистем строится топология элементов. На выходе получается IDEF3 модель и диаграмма DFD, на основе которых выполняется модульное проектирование программного средства. В результате структурного и объектного анализа должна быть построена граф-модель предметной области.

Процесс проектирования программного средства можно разбить на такие этапы [5]:

1) содержательное описание объекта или процесса, когда выделяются основные составляющие системы, закономерности системы;

2) формулировка прикладной задачи или задачи формализации содержательного описания системы (прикладная задача содержит в себе изложение идей исследования, основных зависимостей, постановку вопроса, решение которого достигается посредством формализации системы);

3) построение формализованной схемы объекта или процесса, что предполагает выбор основных характеристик и параметров, которые будут использованы при формализации;

4) моделирование предметной области на основе формализованной схемы (структурно-функциональное моделирование объекта или процесса).

Программное обеспечение разработчика системы и технологии проектирования определяют структуру генератора, позволяющего сформировать МПО (рис. 1).

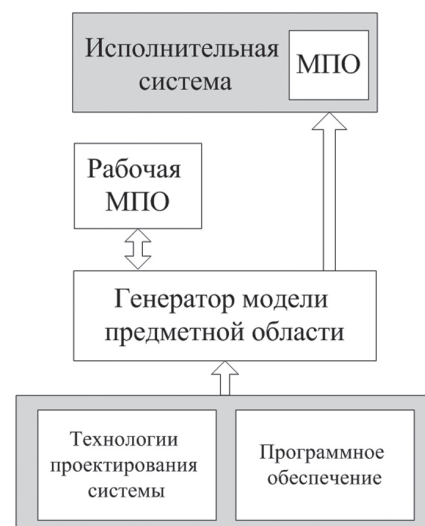


Рис. 1. Формирование и использование МПО

Сформированная модель проверяется на наличие ошибок и тестируется на адекватность по отношению к объекту автоматизации. После того как исправлены все обнаруженные ошибки, модель может использоваться заказчиком программной системы. Исполнительная система состоит из

набора программных модулей, связанных по данным. Каждый из модулей закреплен за определенной функцией, требующей автоматизации.

**4. Требования к граф-модели предметной области**

К началу процесса моделирования предметной области необходимо использовать два подхода – в ширину и в глубину [6] с тем, чтобы в итоге получить древовидную иерархическую граф-модель.

Исходная информация, а именно МПО, в виде графа вводится пользователем в базу данных САПР.

Граф  $G = \langle V, U \rangle$  состоит из двух множеств: не-пустого конечного множества вершин  $V$ , которым соответствуют вычислительные процессы, закрепленные за разными подразделениями организации, и конечного множества ребер  $U$ , которым соответствуют информационные связи между вершинами (рис. 2). При этом граф должен быть приведен к ярусно-параллельной форме для оптимизации процессов управления программы согласно правилу  $N_{яр} = L_{кр} + 1$ , где  $N_{яр}$  – количество ярусов, а  $L_{кр}$  – длина критического пути.

Верификация (проверка структуры на наличие ошибок) построенной модели осуществляется на базе электронных спецификаций, которые описывают стандарты сборки модулей. Граф-модель, благодаря своей структуре, позволяет обнаруживать зависимости от данных других модулей, которые необходимы для выполнения текущей операции (рис. 3).

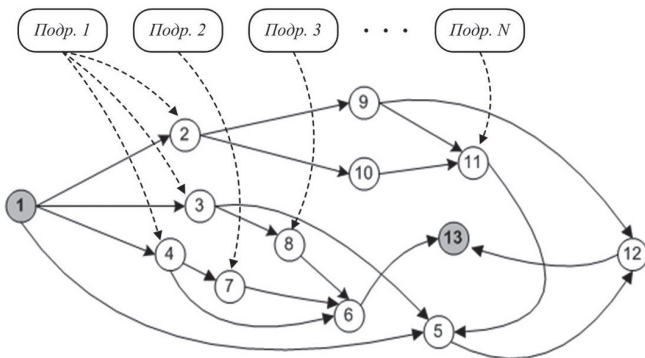


Рис. 2. Граф-модель предметной области

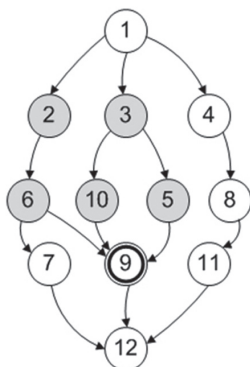


Рис. 3. Активные функции, необходимые для запуска вычислительного процесса

Пользователь, который является ответственным за выполнение определенной задачи и закрепленным за определенное подразделение, запускает соответствующую функцию (вершина графа под номером 9). Программа, согласно хранящемуся в базе данных описанию предметной области, обнаруживает зависимые модули. Происходит выделение подграфа  $G' = \langle V', U' \rangle$  на графе  $G = \langle V, U \rangle$  модели предметной области, для которого  $V' \in V$  и  $U' \in U$ .

В случае, если выполнение зависимых вычислительных процессов не завершилось к текущему моменту, программа обязана проинформировать об этом пользователя. Такое свойство программы дает преимущество контролировать весь вычислительный процесс на всех стадиях и обеспечивать ответственное лицо соответствующей информацией. Сама модель, которая разрабатывается архитектором системы, может рассматриваться на различных уровнях детализации (рис. 4). Согласно этим уровням программное средство позволяет оценить процент завершенности того или иного процесса.

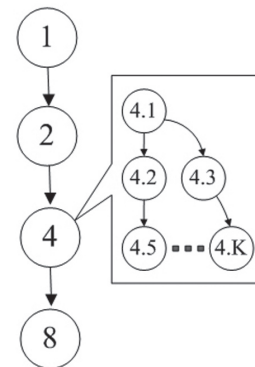


Рис. 4. Укрупненная и детализированная схема МПО

**5. Требования к исполняющей системе**

Исполняющая система имеет модульную структуру, что дает возможность изменять функционал или исправлять ошибки без ущерба целостности системы. Программа разрабатывается с учетом установленного однозначного соответствия между вершиной граф-модели и программным модулем. Структура ПС предоставляет возможность использования того или иного шаблона при проектировании. Это позволяет упростить процесс адаптации готовых решений к новым моделям предметных областей и обеспечивает соблюдение принципа сборочного создания программного обеспечения [7, 3].

Исполняющая система позволяет оптимизировать вычислительный процесс путем резервирования как исходных данных, так и результатов каждой узловой точки глобального вычислительного процесса. Тем самым обеспечивается возможность восстановления истории вычислений, например, при обнаружении ошибок вычислений. При этом

программе в диалоговом режиме даются директивы, какие именно процедуры необходимо повторить. Множество вершин, связанных с выбранной вершиной (рис. 5), запоминается для текущих вычислений и служит, при необходимости, основой для отката вычислительного процесса.

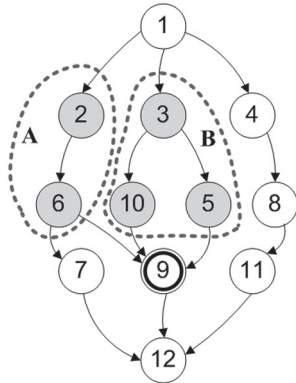


Рис. 5. Принцип восстановления данных (backtracking)

Такой принцип называется backtracking и позволяет оптимизировать время выполнения вычислительной задачи.

### Выводы

Преимущество метода заключается в том, что, во-первых, формируется стандартный обобщенный подход к построению крупных программных систем, оперирующий набором архитектурных шаблонов, позволяющий использовать уже готовые типизированные решения для новых предметных областей, во-вторых – описание предметной области с помощью граф-модели позволяет структурировать процесс разработки программы и уменьшает степень связанности программных модулей. Структура ПС, основанная на граф-представлении, позволяет использовать спиральную модель жизненного цикла системы [8], что дает преимущество при уточнении или модификации в связи с измененными требованиями заказчика и позволяет достичь определенной устойчивости программной системы к изменениям среды функционирования и воздействия внешних факторов. Метод имеет практическое значение, прежде всего, при проектировании компьютерных систем, предназначенных для автоматизации вычислительных процессов крупномасштабных объектов, таких как проектные организации, производственные компании.

Перспективы дальнейших исследований заключаются в разработке для диалоговой системы механизмов сбора, хранения и отмены результатов вычислительных процессов при их параллельной обработке.

**Список литературы:** 1. Чайников, С.И. Методы и алгоритмы априорной оценки параметров вычислительных процессов [Текст] / С.И. Чайников – автореф. дисс. канд. тех. наук по специальности 05.13.01 – техническая кибернетика и теория информации. – Харьков, 1983. – 16 с. 2. Вендров, А.М. Методы и средства моделирования бизнес-процессов [Текст] / А.М. Вендров // Jet Info – информационный бюллетень. – 2004. – № 10(137). – С.5 – 28. 3. Перевозчикова, О.Л. Диалоговые системы [Текст] / О.Л. Перевозчикова, Е.Л. Ющенко/ ин-т кибернетики им. В.М. Глушкова. – К.: Наук. Думка, 1990. – 184 с. 4. Бескорвайный, В.В. Системологический анализ проблемы структурного синтеза территориально-распределенных систем [Текст] / В.В. Бескорвайный // Автоматизированные системы управления и приборы автоматизации. – 2002. – №120. – С.29-37. 5. Черемных, С.В. Структурный анализ систем: IDEF-технологии [Текст] / С.В. Черемных, И.О. Семенов, В.С. Ручкин – М.: Финансы и статистика, 2003. – 208 с. 6. Сурмин, Ю.П. Теория систем и системный анализ [Текст] / Ю.П. Сурмин: Учеб. пособие – К.: МАУП, 2003. – 359 с. 7. Буч, Г. Объектно-ориентированный анализ и проектирование с примерами приложений на С++ [Текст] / Г. Буч. – Спб.: Бином, Невский Диалект, 1998. – 560 с. 8. Чайников, С.И. Сучасні структурні методології проектування ІКС і особливості використання DFD та ERD [Текст] / С.І. Чайніков // Автоматизированные системы управления и приборы автоматизации. – 2002. – №120. – С.63-72.

Поступила в редколлегию 19.07.2012

УДК 004(4'242+053)

**Принципи організації обчислень на базі граф-моделі предметної галузі** / С.І. Чайніков, А.С. Солодовніков // Біоніка інтелекту: наук.-техн. журнал. – 2012. – № 2 (79). – С. 72–75.

Пропонується побудова діалогової системи, структура і функціонування якої визначається моделлю предметної галузі, формалізованою у вигляді графа. Розглянуто принципи організації обчислень, що враховують можливість збереження і відновлення результатів обчислень з оптимізацією витрат часу на їх виконання. Також розглянута структура програмного засобу, призначеного для проектування діалогових систем, яка дозволяє на базі граф-моделей предметних галузей організувати взаємодію програмних модулів.

Л. 5. Бібліогр.: 8. найм.

UDC 004(4'242+053)

**Computing organization principles based on problem domain graph-model** / S.I. Chaynikov, A.S. Solodovnikov // Bionics of Intelligense: Sci. Mag. – 2012. – № 2 (79). – P. 72–75.

It is proposed to build a dialog system which has the structure and functionality based on the model of problem domain formalized by graph. The principles of computing organization are considered and take into account the ability to keep and restore calculus results to optimize execution time. The structure of dialog system design software is considered in order to provide interoperability to the program modules on the base of problem domain graph-model.

Fig. 5. Ref.: 8 items.



УДК 007.52



А.В. Ляховец

ХНУРЭ, Харьков, Украина, alena-vl@yandex.ru

## МОДИФИКАЦИЯ АЛГОРИТМА ВЫБОРА $k$ ПРИ ПОСТРОЕНИИ ГРАФА, ИСПОЛЬЗУЮЩЕГОСЯ В АЛГОРИТМЕ КЛАСТЕРИЗАЦИИ ХАМЕЛЕОН

В статье представлена модификация алгоритма выбора  $k$  для построения асимметричного и симметричного графов в рамках алгоритма Хамелеон. Алгоритм Хамелеон состоит из следующих этапов: построение графа, огрубление, разделение и восстановление. Главной целью данной работы является исследование и улучшение этапа построения графа посредством оптимизации алгоритма выбора  $k$  при построении графа  $k$  ближайших соседей. Разработанные математические модели позволят ускорить процесс построения симметричного и асимметричного графов посредством выбора  $k$  на основании характеристик исходных данных.

КЛАСТЕРИЗАЦИЯ, АЛГОРИТМ ХАМЕЛЕОН, ПОСТРОЕНИЕ ГРАФА, СВЯЗНОСТЬ,  $k$ -БЛИЖАЙШИХ СОСЕДЕЙ, СИММЕТРИЧНЫЙ ГРАФ, АСИММЕТРИЧНЫЙ ГРАФ

### Введение

На данный момент весьма активно исследуются различные методы кластеризации. Каждый метод применим для определенных выборок, и в результате могут быть получены совершенно разные разбиения исходного множества. Выбор определенного метода зависит от типа желаемого результата и характеристик исходного множества. Производительность метода с определенными типами данных зависит от характеристик сервера и технических возможностей программного обеспечения, размера множества.

В последнее время ведутся активные разработки новых алгоритмов кластеризации, способных обрабатывать сверхбольшие базы данных. В них основное внимание уделяется масштабируемости. Разработаны алгоритмы, в которых методы иерархической кластеризации интегрированы с другими методами. К наиболее актуальным алгоритмам относятся: *BIRCH*, *CURE*, *CHAMELEON*, *ROCK* [1-3]. Хамелеон — это новый иерархический алгоритм, который преодолевает ограничения существующих алгоритмов кластеризации. Данный алгоритм рассматривает динамическое моделирование в иерархической кластеризации [4, 5].

В алгоритме можно выделить следующие этапы: построение графа, огрубление, разделение, восстановление и улучшение.

Хамелеон представляет объекты посредством часто используемого графа  $k$ -ближайших соседей ( $k$ -nearest neighbor graph,  $knn$ ) [6]. В модифицированном алгоритме Хамелеон на этапе построения графа применяются симметричный и асимметричный  $knn$  графы [7].

### 1. Определение $k$ при построении $k$ -nn графа

При решении поставленной задачи при построении графа  $k$  должно быть выбрано таким образом, чтобы соблюдалось условие связности

построенного графа. Граф называется связным, если в нем для любых двух вершин имеется маршрут, соединяющий эти вершины. На практике применяется два принципиально различных порядка обхода, основанных на поиске в глубину и поиске в ширину соответственно.

При поиске в ширину вначале все вершины помечаются как новые, после поочередно для каждой из инцидентных вершин оцениваются все вершины, инцидентные выбранной. Если все инцидентные вершины посещены и остались непосещенные вершины — то граф несвязный.

Главное отличие поиска в глубину от поиска в ширину состоит в том, что при поиске в глубину в качестве вершины для исследования выбирается та из посещенных вершин, которая была посещена последней. Общая оценка трудоемкости для алгоритмов одинаковая —  $O(m+n)$ .

В каждом из алгоритмов есть возможность оперировать не вершинами, а ребрами, связывающими вершины. Существует два варианта алгоритма поиска в глубину: поиск в глубину с вычислением глубинных номеров — рекурсивный и итеративный варианты. Но так как в данном случае вычисление глубинных номеров не является необходимым, то эти алгоритмы не являются актуальными. Приведенные алгоритмы поиска в глубину и ширину также могут быть реализованы с использованием рекурсии, но в данном случае есть несколько ограничений и недостатков [5].

Общая сложность алгоритма может быть приблизительно оценена значением  $\frac{N^3}{8}$ . Возможное количество вершин графа ограничено только максимальным размером линейного массива (32 000) [8].

Таким образом, значение  $k$  последовательно увеличивается, пока граф не станет связным. Так как данная операция трудоемка и длительна, она нуждается в оптимизации.



## 2. Создание экспериментальных выборок

Для проверки работоспособности метода необходимо большое количество выборок. Для проведения экспериментов было отобрано 47 реальных выборок. Так как при использовании различных входных данных с определенными статистическими характеристиками производительность и качество кластеризации могут сильно отличаться, то необходимо проводить анализ и на синтетических выборках, созданных специально для данной задачи. Исследований в данной области немного и все крайне специфичны для рассматриваемых задач [9].

В данной работе создание 3D фигур выполняется посредством 3Ds max studio. Данное приложение позволяет сгенерировать трехмерную фигуру необходимой плотности и с необходимым количеством точек. Далее фигура может быть экспортирована. Статистические характеристики полученной выборки будут зависеть от характера фигур, их размера, плотности и расположения. Данные параметры подбираются при создании фигур. Сгенерировано 28 различных выборок.

Также для экспериментов было выбрано 42 широко используемые сгенерированные выборки, применяемые для кластеризации данных.

## 3. Анализ различных характеристик выборок

Для оптимизации выбора начального параметра  $k$  при построении  $k$ - $nn$  графа необходимо построить математическую модель зависимости  $k$  от характеристик обрабатываемой выборки. Математическая модель будет построена на основе исследования вышеописанных выборок.

Математической моделью называется формальная система, представляющая собой конечное собрание символов и совершенно точных правил оперирования с этими символами в совокупности с интерпретацией свойств определенного объекта некоторыми символами, отношениями и константами

Будем считать, что зависимости между параметрами задаются в виде следующего набора функций (1):

$$W_i = F(X_1, X_2, \dots, X_n, a_1, a_2, \dots, a_k), i = (1, m), \quad (1)$$

где  $W$  — обозначения целевых параметров;  $X$  — обозначения управляемых параметров;  $a$  — обозначения неуправляемых параметров;  $m$  — число целевых параметров;  $n$  — число управляемых параметров;  $k$  — число неуправляемых параметров.

Целью данных экспериментов был выбор управляемых параметров данной модели зависимости, способных отобразить необходимые характеристики выборки данных. В рамках работы было проведено 3 эксперимента для выбора управляемых параметров.

- В первом эксперименте анализировались такие характеристики как количество объектов в выборке,

минимальные и максимальные значения матожидания, дисперсии и разброса. Зависимости между данными параметрами и значением  $k$  не выявлено [3].

- Во втором эксперименте в качестве управляемого параметра были выбраны длина наибольшего остовного ребра полносвязного графа и среднее значение длины всех остальных ребер остова. Данные характеристики показывают зависимость, но использование данного подхода не является целесообразным в связи с трудоемкостью построения остова полносвязного графа.

- В третьем эксперименте в качестве характеристики использовались количество компонентов связности, максимальное расстояние между компонентами связности и количество элементов в компоненте связности. Вторая характеристика вычисляется следующим образом (2):

$$SetDist = \max \left( \frac{dist(avComponent_i, avComponent_j)}{\max \left( \frac{\max ComponentOstovEdge_{ij}}{ComponentVertexNum_{ij}} \right)} \right), \quad (2)$$

где  $avComponent$  — центроид компонента связности;  $ComponentOstovEdge$  — ребро, соединяющее вершины, принадлежащие одному компоненту;  $ComponentVertexNum$  — количество вершин в компоненте.

Данные характеристики не трудоемки в расчете и существует зависимость между ними и значением  $k$ .

## 4. Построение математической модели для оптимизации выбора начального значения $k$ при построении асимметричного $k$ - $nn$ графа

В результате исследования была получена следующая мат модель (3) (рис. 1):

$$k = a + b \cdot x_1 + c \cdot x_2 + d \cdot x_1^2 + e \cdot x_2^2 + f \cdot x_1 \cdot x_2 + g \cdot x_1^3 + h \cdot x_2^3 + i \cdot x_1 \cdot x_2^2 + j \cdot x_1^2 \cdot x_2, \quad (3)$$

где  $x_1$  — коэффициент расстояния;  $x_2$  — количество компонентов связности. Значения коэффициентов представлены в табл. 1.

Таблица 1

Значения коэффициентов модели для определения  $k$  в  $aknn$  графе

$\alpha$	4,963024
b	2,33E-02
c	0,42939
d	-4,45E-05
e	-3,86E-03
f	4,18E-04
g	1,05E-08
h	1,14E-05
i	1,19E-05
j	-4,73E-07

О качестве построенной модели можно судить, исходя из следующих характеристик. Стандартная ошибка оценки равна 11,2986020522291. Коэффициент множественной детерминации

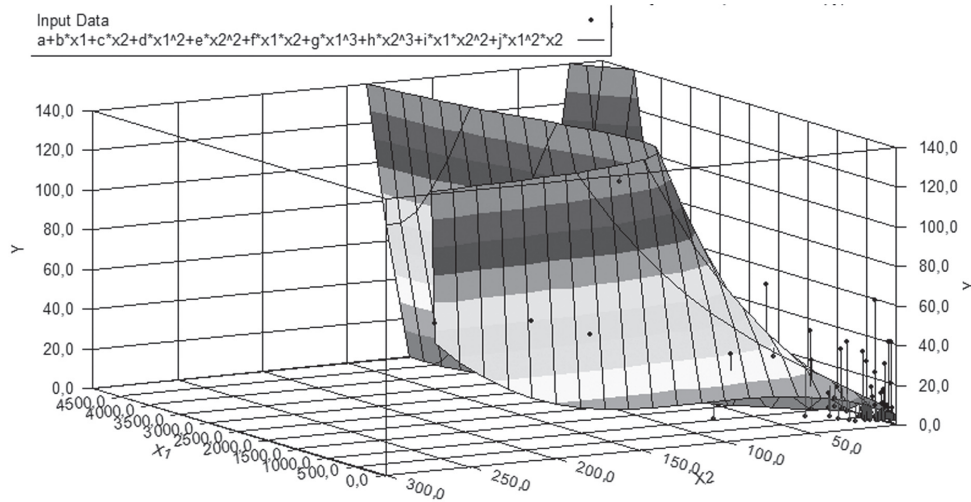


Рис. 1. Графическое представление описания данных математической моделью

равен 0,6452864929. Статистика Дублина-Ватсона составляет 1,24157318003058. Остатки при построении данной модели представлены на рис. 2.

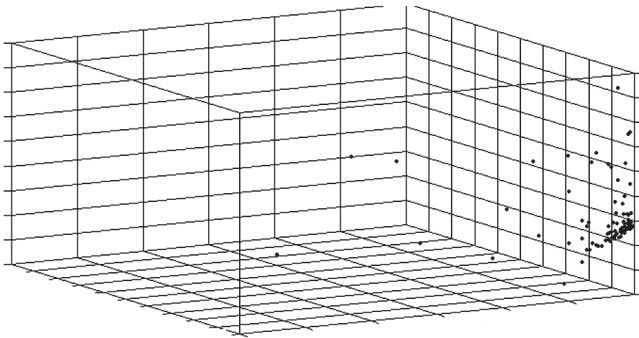


Рис. 2. Графическое представление остатков

Оценки и статистики качества данной модели не являются остаточными показателями эффективности применения полученной модели, так как модель является лишь одним из этапов выбора  $k$ . Применение подхода исследовалось на 285 выборках. Применение данной модели улучшили время выполнения этапа построения графа в 62,45% случаев. В 37,55% случаев время выполнения ухудшилось. Время выполнения ухудшилось лишь в тех случаях, когда  $k$  было меньше или равно 3 и время выполнения мало, следовательно, ухудшение временного показателя несущественно сказывается на производительности метода в целом. Отрицательный результат применения модели получен в 7,71% случаев. В среднем время выполнения улучшилось на 161%. Отрицательным результатом считается при получении  $k$  существенно большем минимально необходимого для соблюдения условия связности, даже если время построения графа уменьшилось.

**5. Построение математической модели для оптимизации выбора начального значения  $k$  при построении симметричного  $k$ -nn графа**

В результате исследования была получена следующая математическая модель:

$$k = a + b \cdot x_1 + c \cdot x_1^2 + d \cdot x_1^3 + e \cdot x_2 + f \cdot x_2^2 + g \cdot x_2^3 + h \cdot x_2^4 + i \cdot x_2^5, \tag{4}$$

где  $x_1$  – коэффициент расстояния;  $x_2$  – количество компонентов связности. Значения коэффициентов представлены в табл. 2. Графическое представление показано на рис. 3.

Таблица 2

Значения коэффициентов модели для определения  $k$  в  $sknn$  графе

$\alpha$	-0,547360564
$b$	-7,46E-14
$c$	1,51E-29
$d$	-6,56E-48
$e$	2,323285358
$f$	-3,09E-02
$g$	1,55E-04
$h$	-3,34E-07
$i$	2,61E-10

О качестве построенной модели можно судить, исходя из следующих характеристик. Стандартная ошибка оценки равна 42,8805641130193. Коэффициент множественной детерминации равен 0,15118817. Статистика Дублина-Ватсона составляет 1,26055939255469. Остатки при построении данной модели представлены на рис. 4.

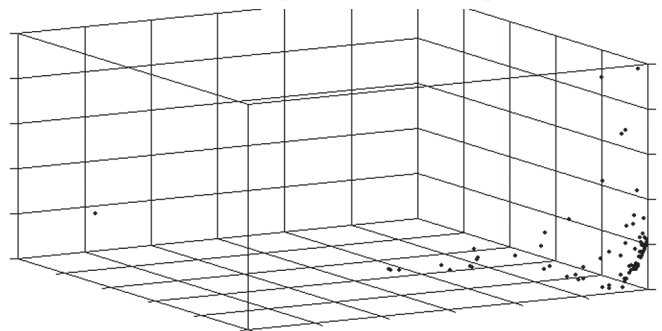


Рис. 4. Графическое представление остатков

Применение данной модели улучшило время выполнения этапа построения графа в 69,23% случаев. В 20,51% случаев время выполнения

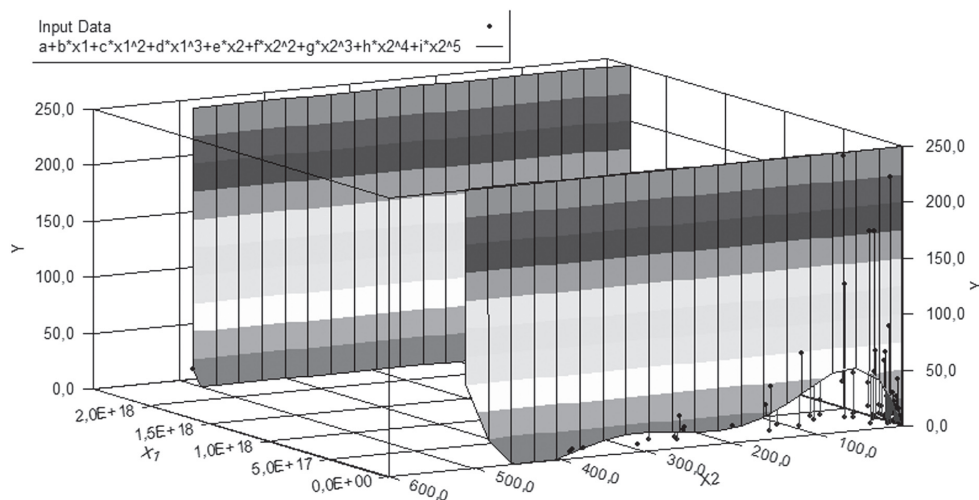


Рис. 3. Графическое представление описания данных математической моделью

ухудшилось. Отрицательный результат применения модели получен в 5,12% случаев. В среднем время выполнения улучшилось на 169%.

### Выводы

Ключевые аспекты оценивания — это эффективность, надежность, простота и результативность. Расчет времени производился на 1,73 GHz Intel(R) Pentium(R) Dual CPU с 2GB памяти на одном ядре. Время производительности для разных графов может быть использовано для изучения масштабируемости алгоритма.

Использование представленных моделей при построении графа в рамках модифицированного алгоритма Хамелеон позволило сократить время построения графа до 169%. Использование модели особенно критично для больших выборок с большим расстоянием между большими плотными группами объектов. Полученные результаты будут использованы для дальнейших исследований и модификаций алгоритма Хамелеон.

**Список литературы:** 1. Чубукова, И.А. Data Mining [Текст] / И.А. Чубукова // БИНОМ. Лаборатория знаний, Интернет-университет информационных технологий — ИНТУИТ.ру, 2008. 2. Matthias Hein and Ulrike von Luxburg Similarity Graphs in Machine Learning // MLSS 2007 Practical Session on Graph Based Algorithms for Machine Learning August 2007. 3. Huan Liu and Nitin Agarwal Modeling and Data Mining in Blogosphere // (Synthesis Lectures on Data Mining and Knowledge Discovery) (Paperback — Jul 30, 2009). 4. George Karypis, Eui-Hong (Sam) Han, Vipin Kumar, “Chameleon: Hierarchical Clustering Using Dynamic Modeling” // Computer, vol. 32, no. 8, pp. 68-75, Aug. 1999, doi:10.1109/2.781637. 5. Ляховец, А.В. Исследование эффективности динамической кластеризации линейноне-разделимых зашумленных данных [Текст] / А.В. Ляховец, Н.С. Лесная, Т.Б. Шатовская // Научно технический журнал «Системы обработки информации» 5(86) 2010 с86-91. 6. Lyakhovets Alyona, «Comparison, research and analysis of predictions lumbar spinal stenosis tendencies built by intellectual methods» // Proceedings of the 5-th International Conference ACSN-2011 Lviv. 7. Ляховец, А.В. Экспериментальные результаты исследования качества кластеризации

разнообразных наборов данных с помощью модифицированного алгоритма Хамелеон [Текст] / А.В. Ляховец // «Вестник запорожского национального университета» №2, Запорожье, 2011, с. 86-73. 8. Parul Agarwal, M. Afshar Alam, Ranjit Biswas Issues, Challenges and Tools of Clustering Algorithms // IJCSI International Journal of Computer Science Issues, Vol. 8, Issue 3, No. 2, May 2011. 9. Коршунов, Ю.М. Получение многомерной статистической выборки с заданными корреляционными свойствами [Текст] / Ю.М. Коршунов // ISSN 1995-4565. Вестник РГРТУ. Рязань, 2008 Вып. 23.

Поступила в редколлегию 03.08.2012

УДК 007.52

**Модифікація алгоритму вибору  $k$  для побудови графа, використаного у алгоритмі кластеризації Хамелеон** / А.В.Ляховець // Біоніка інтелекту: наук.-техн. журнал. — 2012. — № 2 (79). — С. 76–79.

В статті представлена модифікація алгоритму вибору  $k$  для побудови асиметричного та симетричного графа у рамках алгоритму Хамелеон. Алгоритм Хамелеон складається з наступних етапів: побудова графа, огрубіння, поділ та відновлення. Головною метою цієї роботи є дослідження та етапу побудови графа через оптимізацію алгоритму вибору  $k$  при побудові графа  $k$  до найближчих сусідів. Розроблені математичні моделі дозволяють прискорити процес побудови асиметричного та симетричного графів через вибір  $k$  на основі характеристик початкових даних.

Табл. 2. Лл. 4. Бібліогр.: 9 найм.

UDC 007.52

**$k$  selection algorithm modification used for graph building in Xameleon clustering algorithm** / A.V.Lyakhovets // Bionics of Intelligense: Sci. Mag. — 2012. — № 2 (79). — P. 76–79.

The article  $k$  selection algorithm is presented. Algorithm is for building symmetrical and asymmetrical graph in frames of Xameleon algorithm. Algorithm Xameleon contains of next steps: graph build, coursing, partitioning and refinement. The main goal of the work is research and modification of graph build step. This step is modified with  $k$  selection algorithm optimization while  $k$  nearest neighbors graph build. Developed math models allows speed up the process of symmetrical and asymmetrical graph build by selection of  $k$  on the base of initial data set characteristics.

Tab. 2. Fig. 4. Ref.: 9 items.



УДК 51.74

В.А. Афанасьев<sup>1</sup>, М.А. Ильин<sup>2</sup>, Ю.В. Наталуха<sup>3</sup>, В.В. Токарев<sup>4</sup><sup>1,2</sup>ХНУРЭ, г. Харьков, Украина<sup>3</sup>ХНУРЭ, г. Харьков, Украина, y\_nataluha@mail.ru<sup>4</sup>ХНУРЕ, г. Харьков, Украина, tvv.v@mail.ru

## РЕСТАВРАЦИЯ ИЗОБРАЖЕНИЙ НА ОСНОВЕ ФИНИТНЫХ ДЕКОНВОЛЮЦИОННЫХ ОКОН

Разработан новый класс финитных деконволюционных окон для восстановления изображений в пространственной области на основе атомарных функций.

ВОССТАНОВЛЕНИЕ ИЗОБРАЖЕНИЙ, ФИНИТНЫЕ ДЕКОНВОЛЮЦИОННЫЕ ОКНА, АТОМАРНЫЕ ФУНКЦИИ, СЛУЧАЙНЫЕ ОДНОРОДНЫЕ ПОЛЯ

### Введение

Восстановление (реставрация) изображений — это научное направление по разработке методов и средств компенсации искажений, вносимых в изображения в процессе их формирования, регистрации или передачи.

Во многих случаях искажение можно приближенно считать следствием линейного преобразования исходного сигнала. Это происходит, например, в результате турбулентности атмосферы, движения или аберраций оптической системы.

Другая особенность наблюдаемого изображения — наличие в нем аддитивных случайных помех (шумов).

Шумы возникают в трактах формирования, передачи и приема сигналов. В последнее время широкое распространение получили линейные методы восстановления изображений (ВИ), которые применяются в пространственной или частотной областях [1-5].

При этом для описания двумерных сигналов (полей) используются как детерминистский, так и статистический подходы.

Пусть  $g(x, y)$  и  $f(\tau, \eta)$  — распределения интенсивностей излучения в плоскости изображения и оригинала соответственно,  $h(x, y, \tau, \eta)$  — функция рассеяния точки (ФРТ) в предположении, что система отображения линейна.

Общее уравнение для описания  $g(x, y)$  имеет вид:

$$g(x, y) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} f(\tau, \eta) h(x, y, \tau, \eta) d\tau d\eta + \varepsilon(x, y), \quad (1)$$

где  $\varepsilon(x, y)$  — аддитивный случайный шум [1-4].

Для пространственно-инвариантной функции рассеяния точки  $h(x, y, \tau, \eta) = h(x - \tau, y - \eta)$ , и интеграл в правой части (1) приводит к двумерной свертке, т.е.:

$$g(x, y) = \iint_{R^2} f(\tau, \eta) h(x - \tau, y - \eta) d\tau d\eta + \varepsilon(x, y). \quad (2)$$

Принимая форму искажений, описываемую выражениями (1) или (2), задачу восстановления  $f(\tau, \eta)$  можно сформулировать так: при известной  $g(x, y)$  найти хорошую оценку  $f$ , обозначаемую

$\hat{f}(x, y)$ , имея в распоряжении априорную информацию о величинах  $f, h, \varepsilon$ . Применяемые методы реставрации изображений используют разное количество известной априорной информации и различные критерии качества оценки  $\hat{f}$ .

Для получения оценки  $\hat{f}$  можно применять как непрерывную, так и дискретную модель восстановления.

В первой модели весь процесс реставрации изображений согласно (1), (2) рассматривается как непрерывный. Функции  $g(x, y)$ ,  $f(\tau, \eta)$ ,  $h(x, y)$ ,  $\varepsilon(x, y)$  полагаются кусочно-непрерывными. Примерами такого подхода могут служить методы инверсной, винеровской фильтрации, управляемой линейной фильтрации. В этих методах восстановление изображений осуществляется путем применения соответствующих реставрирующих фильтров в частотной области.

Известны также и другие методы линейной фильтрации, действующие в частотной области [1, 3]. В дискретной модели предполагается, что все компоненты преобразований (1), (2) представлены в виде отсчетов функций  $f, h, g, \varepsilon$ . Для реставрации при этом используются численный анализ и аппарат линейной алгебры [3, 5].

Атомарные функции — это финитные решения функционально-дифференциальных уравнений вида [6]:

$$Ly(x) = \lambda \sum_{k=1}^M C_k y(ax - b_k),$$

где  $a > 0$ ,  $L$  — линейный обыкновенный дифференциальный оператор с постоянными коэффициентами. Одна из наиболее часто применяемых атомарных функций в теории приближений — это функция:

$$y(x) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} e^{ix} \prod_{j=1}^{\infty} \frac{\sin(t\alpha^{-j})}{t\alpha^{-j}} dt,$$

обозначаемая через  $h_\alpha(x)$ ,  $a > 1$ .

Пусть  $\tilde{h}_\alpha(t)$  — преобразование Фурье функции  $h_\alpha(x)$ . Тогда:

$$\tilde{h}_\alpha(t) = \prod_{j=1}^{\infty} \frac{\sin(t\alpha^{-j})}{t\alpha^{-j}} dt.$$



Носителем  $h_\alpha(x)$  является отрезок  $[-b, b]$ , где  $b = 1/(a-1)$ .

## 1. Цель статьи

Представить новый класс финитных деконволюционных окон (ФДО) для восстановления изображений в пространственной области на основе атомарных функций. При этом используется статистический подход для описания двумерных сигналов.

Применение финитных деконволюционных окон позволяет построить эффективные алгоритмы восстановления изображений, требующие небольшого количества арифметических операций по сравнению с алгоритмами, основанными на преобразовании Фурье.

## 2. Постановка задачи и метод решения

Пусть  $T(x, y)$  — случайное однородное поле, определенное на  $R^2$ . Рассмотрим интегральные преобразования случайных интегральных полей. Пусть  $K(x, y) \in L_1(R^2)$ . Тогда функция:

$$J(x, y) = \iint_{R^2} K(x - \tau, y - \eta) T(\tau, \eta) d\tau d\eta$$

будет также случайным однородным полем [9]. Отметим, что последнее соотношение можно рассматривать как зависимость между входным сигналом  $T(x, y)$  и выходным сигналом  $J(x, y)$  пространственно-инвариантной линейной системы,  $K(x, y)$  — весовая функция системы [1]. Обозначим через  $B_{TT}(\tau_1, \tau_2)$  и  $B_{JT}(\tau_1, \tau_2)$  автокорреляционную функцию поля  $T(x, y)$  и взаимно корреляционную функцию полей  $J(x, y)$ ,  $T(x, y)$ . Предположим, что спектральная плотность  $f_{TT}(\lambda_1, \lambda_2)$  имеет непрерывные частные производные до второго порядка включительно, принадлежащие  $L_1(R^2)$ . При этих условиях  $B_{TT}(\tau_1, \tau_2) \in L_1(R^2)$ .

Тогда

$$B_{JT}(\tau_1, \tau_2) = K(\tau_1, \tau_2) * B_{TT}(\tau_1, \tau_2), \quad (3)$$

здесь символ «\*» означает операцию свертки. Аналогично:

$$B_{JJ}(\tau_1, \tau_2) = K(\tau_1, \tau_2) * B_{JT}(\tau_1, \tau_2) \quad (4)$$

Поскольку  $B_{TT} \in L_1(R^2)$  и  $K(x, y) \in L_1(R^2)$ , то из соотношений (3), (4) следует, что функции  $B_{JT}(\tau_1, \tau_2)$ ,  $B_{JJ}(\tau_1, \tau_2)$  принадлежит  $L_1(R^2)$ . Предположим, что функция  $K(x, y)$  является четной по  $x$  и  $y$ . Обозначим через  $K(\lambda_1, \lambda_2)$  ее преобразование Фурье. Отметим, что  $K(\lambda_1, \lambda_2)$  вещественна и четна по  $\lambda_1$  и  $\lambda_2$ . Используя свойства преобразования Фурье для свертки двух функций, получим:

$$f_{JT}(\lambda_1, \lambda_2) = 2\pi K_1(\lambda_1, \lambda_2) f_{TT}(\lambda_1, \lambda_2),$$

$$f_{JJ}(\lambda_1, \lambda_2) = 4\pi^2 K_1^2(\lambda_1, \lambda_2) f_{TT}(\lambda_1, \lambda_2).$$

Задачу восстановления изображений можно представить в следующей форме. Пусть  $J(x, y)$ ,

$\varepsilon_1(x, y)$ ,  $\varepsilon_2(x, y)$  — независимые случайные однородные поля (СОП) с нулевым средним значением, у которых спектральные плотности  $S(\lambda_1, \lambda_2)$ ,  $S_1(\lambda_1, \lambda_2)$ ,  $S_2(\lambda_1, \lambda_2)$  соответственно предполагаются известными. Истинное изображение  $J_{\text{и}}(x, y)$  имеет вид:

$$J_{\text{и}}(x, y) = J(x, y) + A, \quad A > 0.$$

Наблюдаемое изображение  $J_{\text{н}}(x, y)$  представим в форме:

$$J_{\text{н}}(x, y) = \iint_{R^2} K(x - \tau, y - \eta) [J_{\text{и}}(\tau, \eta) + \varepsilon_1(\tau, \eta)] d\tau d\eta + \varepsilon_2(x, y), \quad (5)$$

где  $K(x, y)$  — функция рассеяния точки,  $K(x, y) \in L_1(R^2)$ ,  $\varepsilon_1(x, y)$  и  $\varepsilon_2(x, y)$  — шумы на входе и выходе приемника изображений соответственно. Равенство (3) представим в виде:

$$J_{\text{н}}(x, y) = K(x, y) * [J(x, y) + \varepsilon_1(x, y)] + \varepsilon_2(x, y) + D_1.$$

где  $D_1 = K(x, y) * A = M[J_{\text{н}}(x, y)]$ ,  $M\delta$  — математическое ожидание случайной величины  $\delta$ . Рассмотрим случайное однородное поле  $J_{\text{но}}(x, y) = J_{\text{н}}(x, y) - D_1$ , для которого  $M[J_{\text{но}}(x, y)] = 0$ . Оценку  $J_{\text{в}}(x, y)$  изображения  $J_{\text{и}}(x, y)$  получим таким образом.

Первоначально найдем оценку  $J_{\text{во}}(x, y)$  сигнала  $J(x, y)$  в виде:

$$J_{\text{во}}(x, y) = W(x, y) * J_{\text{но}}(x, y).$$

где  $W(x, y)$  — финитное деконволюционное окно.

Далее, положим  $J_{\text{в}}(x, y) = J_{\text{во}}(x, y) + A$ . Функция  $W(x, y)$  определяется так:

$$W(x, y) = \sum_{k=1}^m C_k h_{\alpha_1}[\beta_1(x - d_{k_1})] h_{\alpha_2}[\beta_2(y - d_{k_2})], \quad (6)$$

$d_{k_1}$ ,  $d_{k_2}$  — параметры сдвига,  $\beta_1$ ,  $\beta_2$  — коэффициенты растяжения-сжатия.

Неизвестные коэффициенты  $C_k$  в (4) найдем из условия минимума функционала:

$$\Phi(W) = M[J_{\text{во}}(x, y) - J(x, y)]^2.$$

Набор чисел  $d_{k_1}$ ,  $d_{k_2}$ ,  $\beta_1$ ,  $\beta_2$  позволяет задать форму носителя  $W(x, y)$ . Предполагая функцию  $K(x, y)$  четной по  $x$  и  $y$ , естественно считать, что и  $W(x, y)$  является четной по  $x$  и  $y$ . Обозначим через  $K_1(\lambda_1, \lambda_2)$ ,  $W_1(\lambda_1, \lambda_2)$  преобразования Фурье функций  $(x, y)$  и  $W(x, y)$ . Пусть:

$$F(\lambda_1, \lambda_2) = S(\lambda_1, \lambda_2) [1 - 4\pi^2 K_1(\lambda_1, \lambda_2) \times \\ \times W_1(\lambda_1, \lambda_2)]^2 + 4\pi^2 W_1^2(\lambda_1, \lambda_2) [S_2(\lambda_1, \lambda_2) + \\ + 4\pi^2 K_1^2(\lambda_1, \lambda_2) S_1(\lambda_1, \lambda_2)].$$

Тогда:

$$\Phi(W) = \iint_{R^2} F(\lambda_1, \lambda_2) d\lambda_1 d\lambda_2. \quad (7)$$

Отметим, что:

$$W_1(\lambda_1, \lambda_2) = \frac{1}{2\pi\beta_1\beta_2} \tilde{h}_{\alpha_1}\left(\frac{\lambda_1}{\beta_1}\right) \tilde{h}_{\alpha_2}\left(\frac{\lambda_2}{\beta_2}\right) \times \sum_{k=1}^m C_k \cos(d_{k_1}\lambda_1 + d_{k_2}\lambda_2),$$

где  $\tilde{h}_\alpha(\lambda) = \prod_{j=1}^{\infty} \frac{\sin(\alpha^{-j}\lambda)}{\alpha^{-j}\lambda}$ .

Введем вспомогательные функции:

$$\begin{aligned} \Psi_k(\lambda_1, \lambda_2) &= \cos(d_{k_1}\lambda_1 + d_{k_2}\lambda_2); \\ g(\lambda_1, \lambda_2) &= \frac{1}{\beta_1\beta_2} \tilde{h}_{\alpha_1}\left(\frac{\lambda_1}{\beta_1}\right) \tilde{h}_{\alpha_2}\left(\frac{\lambda_2}{\beta_2}\right); \\ \varphi(\lambda_1, \lambda_2) &= 2\pi g(\lambda_1, \lambda_2) K_1(\lambda_1, \lambda_2). \end{aligned}$$

Из условия минимума  $\Phi(W)$  следует, что  $\partial\Phi/\partial C_e = 0$ . Отсюда получаем систему линейных алгебраических уравнений относительно  $C_k$ :

$$\sum_{k=1}^m A_{ek} C_k = B_e; \quad e=1, 2, \dots, m,$$

где:

$$\begin{aligned} A_{ek} &= \iint_{R^2} \langle \{ [S(\lambda_1, \lambda_2) + S_1(\lambda_1, \lambda_2)] \varphi^2(\lambda_1, \lambda_2) + \\ &+ S_2(\lambda_1, \lambda_2) g^2(\lambda_1, \lambda_2) \} \times \Psi_e(\lambda_1, \lambda_2) \Psi_k(\lambda_1, \lambda_2) d\lambda_1 d\lambda_2 \rangle. \\ B_e &= \iint_{R^2} S(\lambda_1, \lambda_2) \varphi(\lambda_1, \lambda_2) \Psi_e(\lambda_1, \lambda_2) d\lambda_1 d\lambda_2. \end{aligned}$$

Заметим, что приближенное вычисление атомарной функции  $h_\alpha(x)$ , используемой в равенстве (4), в произвольной точке ее носителя можно осуществить с помощью применения теории рядов Фурье.

Поскольку функция  $h_\alpha(x)$  бесконечно дифференцируема, четна и  $SUPP h_\alpha(x) = [-b, b]$ ,  $b = 1/(\alpha - 1)$ , то на отрезке  $[-b, b]$  она представима в виде ряда Фурье по косинусам, т.е.:

$$h_\alpha(x) = \frac{a_0}{2} + \sum_{m=1}^{\infty} a_m \cos\left(\frac{m\pi x}{b}\right). \quad (8)$$

Здесь:

$$a_m = \frac{1}{b} \int_{-b}^b h_\alpha(x) \cos\frac{m\pi x}{b} dx. \quad (9)$$

Далее:

$$\begin{aligned} h_\alpha(t) &= \int_{-\infty}^{\infty} e^{-itx} h_\alpha(x) dx = \int_{-\infty}^{\infty} \cos(t_x) h_\alpha(x) dx = \\ &= \int_{-b}^b \cos(t_x) h_\alpha(x) dx. \end{aligned} \quad (10)$$

Сравнивая соотношения (8) и (7), получим, что  $a_m = \tilde{h}_\alpha(\pi m/b)/b$ . Поскольку функция  $\tilde{h}_\alpha(t)$  на действительной оси при  $t \rightarrow \infty$  убывает быстрее любой степени  $t^{-n}$ ,  $n > 0$ , то коэффициенты ряда (6) быстро убывают при  $m \rightarrow \infty$ .

Приведем схему взаимодействия подпрограмм для вычисления атомарной функции.



Рис. 1. Схема взаимодействия подпрограмм для вычисления атомарной функции.

Подпрограмма SIY вычисляет отношение  $\sin t/t$  для любого вещественного  $t$  с заданной точностью. Подпрограмма FI вычисляет бесконечное произведение  $\prod_{j=1}^{\infty} \frac{\sin(t\alpha^{-j})}{t\alpha^{-j}}$  с заданной точностью.

Подпрограмма ATOM реализует приближенное вычисление  $h_\alpha(x)$ , исходя из представления (8). На рис. 2–4 представлены графики функций  $h_\alpha(x)$  при  $\alpha = 1,5; 1,7; 2,2$ .

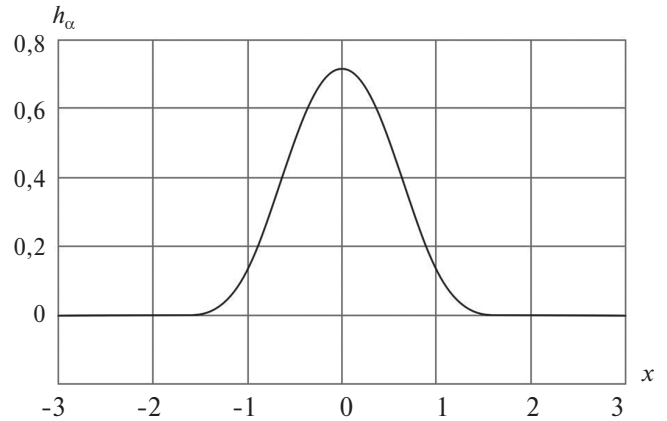


Рис. 2. График функции  $h_\alpha(x)$  при  $\alpha = 1,5$

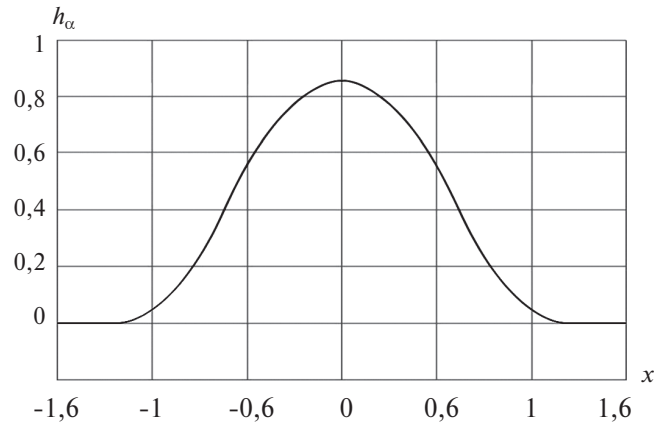


Рис. 3. График функции  $h_\alpha(x)$  при  $\alpha = 1,7$

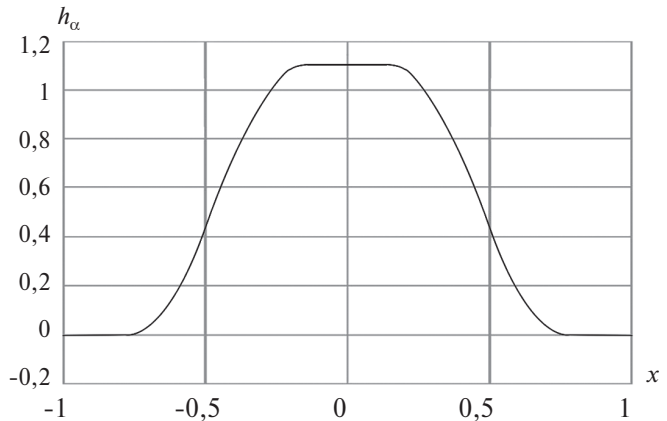


Рис. 4. График функции  $h_\alpha(x)$  при  $\alpha = 2,2$

### 3. Выводы

В результате исследований получен новый класс финитных деконволюционных окон в виде линейной комбинации произведений сдвигов атомарных функций для восстановления изображений, имеющих структуру случайных однородных полей непрерывного аргумента.

Отметим, что в работе [7] изучались финитные деконволюционные окна, построенные на основе атомарных функций, но при иных предположениях относительно шума в наблюдаемом изображении.

Практическая значимость результатов исследования заключается в том, что применение финитных деконволюционных окон позволяет создать алгоритмы восстановления изображений, которые требуют небольшого количества арифметических операций по сравнению с алгоритмами, основанными на преобразовании Фурье.

Эти алгоритмы могут применяться с целью создания эффективных аппаратно-программных средств обработки изображений, которые имеют простоту в реализации и являются быстродействующими.

Использование атомарных функций в представлении (4) оправдано их хорошими аппроксимационными свойствами, тем, что они являются финитными, а также тем, что их преобразования Фурье достаточно быстро убывают на бесконечности.

Отметим преимущества описанного линейного метода реставрации изображений в пространственной области.

1. Его можно применять не только к искаженным и зашумленным случайным однородным полям, которые можно сегментировать на участки, имеющие структуру таких полей.

При этом различным участкам соответствуют различные функции спектральной плотности и функции рассеяния точки  $K(x, y)$ .

2. Небольшой объем вычислений при вычислении свертки:

$$W(x, y) * J_{\text{но}}(x, y).$$

3. Высокая устойчивость относительно экстра-модельных шумов, которые возникают в дальней зоне для восстанавливаемого участка.

Положительных эффектов, отмеченных в п.п. 1-3, нельзя достигнуть при использовании,

например, инверсной, тихоновской или винеровской фильтрации изображений, т.к., в этих методах реставрация изображений происходит в частотной области.

Дополнительно укажем, что возможно рассмотрение функций  $K(x, y)$  достаточно общего вида, без предположения их четности по  $x$  и  $y$ . Как следствие, изменится вид функции  $F(\lambda_1, \lambda_2)$  в [5].

**Список литературы:** 1. Василенко, Г.И. Восстановление изображений [Текст] / Г.И. Василенко, А.М. Тараторин. — М.: Радио и связь, 1986. — 302 с. 2. Даджион, Д. Цифровая обработка многомерных сигналов [Текст] / Д. Даджион, Р. Мерсеро. — М.: Мир, 1988. — 486 с. 3. Обработка изображений и цифровая фильтрация [Текст] / Под ред. Т. Хуанга. — М.: Мир, 1979. — 319 с. 4. Прэйтт У. Цифровая обработка изображений [Текст]. — Т. 2. — М.: Мир, 1982. — 742 с. 5. Ярославский, Л.П. Введение в цифровую обработку изображений [Текст] / Л.П. Ярославский. — М.: Сов. радио, 1979. — 312 с. 6. Рвачев, В.Л. Неклассические методы теории приближений в краевых задачах [Текст] / В.Л. Рвачев, В.А. Рвачев. — Киев: Наукова думка, 1979. — 194 с. 7. Афанасьев, В.А. Восстановление изображений с помощью деконволюционных окон, построенных на основе атомарных функций [Текст] / В.А. Афанасьев, В.Ф. Кравченко, В.А. Рвачев, В.Л. Рвачев // Докл. АН СССР. 1991. — Т. 321, № 5. — С. 938-940. 8. Кравченко, В.Ф. Реставрация изображений с помощью деконволюционных окон [Текст] / В.Ф. Кравченко, В.А. Афанасьев // Измерительная техника. — 1992. № 3. — С. 9-10. 9. Королюк, В.С. Справочник по теории вероятностей и математической статистике [Текст] / В.С. Королюк, Н.И. Портенко, А.В. Скороходов, А.Ф. Турбин. — М.: Наука, 1986. — 640 с.

*Поступила в редколлегию 22.08.2012*

УДК 51.74

**Реставрація зображень на основі фінітних деконволюційних вікон** / В.А. Афанасьєв, М.А. Ільїн, Ю.В. Наталуха, В.В. Токарєв // Біоніка інтелекту: наук.-техн. журнал. — 2012. — № 2 (79). — С. 80-83.

У статті розглядаються перспективні напрямки, пов'язані з використанням фінітних деконволюційних вікон для відновлення зображень.

Бібліогр.: 8 найм.

UDK 51.74

**The promising directions using finite deconvolution windows for restoration of images are considered in the article** / V.A. Afanasiev, M.A. Ilyin, Y.V. Natalukha, V.V. Tokarev // Bionics of Intelligence: Sci. Mag. — 2012. — № 2 (79). — P. 80-83.

In the article the promising directions of using a statistical approach for describing two-dimensional signals.

Ref.: 8 items.



І.Д. Вечірська, Г.Г. Четвериков

ХНУРЕ, м.Харків, Україна, ira\_se@list.ru

## МАТЕМАТИЧНІ АСПЕКТИ ПОБУДОВИ ЛАНЦЮГІВ ЛЕКСИЧНИХ ОДИНИЦЬ

В статті досліджено математичні аспекти опису побудови ланцюгів лексичних одиниць на основі алгебри скінченних предикатів. Проведено аналіз особливостей побудови, наведено застосування методу знаходження степеня лінійного логічного перетворення для вилучення характерних слів словарної статті. Наведено аналіз та перспективи результатів дослідження.

ЛЕКСИЧНА ОДИНИЦЯ, ЛАНЦЮГ ЛЕКСИЧНИХ ОДИНИЦЬ, СЕМАНТИЧНА КЛАСИФІКАЦІЯ, ЛІНІЙНЕ ЛОГІЧНЕ ПЕРЕТВОРЕННЯ, ЯДРО ЛІНІЙНОГО ЛОГІЧНОГО ПЕРЕТВОРЕННЯ

### Вступ

Серед розмаїття задач автоматичної обробки природномовних об'єктів і на сьогоднішній день залишаються невіршеними ще багато актуальних питань. Здебільшого це пов'язано з нездатністю об'єктивно описати суб'єктивні стани людського мозку [1]. Для того щоб побудувати адекватні природномовні системи, необхідно автоматизувати не тільки синтаксис тієї чи іншої природної мови, але й її семантику. А ця проблема, не зважаючи на різні підходи до формалізації семантичних задач, залишається до кінця невіршеною [2-4]. Обумовлено це з одного боку недостатньо глибокими дослідженнями з опису процесів обробки природномовної інформації людським мозком, а з іншого – недостатніми формальними засобами для опису семантичних відношень.

Академік НАНУ Широков В.А. відзначає: "...інтенсифікація інформаційних процесів спонукає до прискорення розробки різноманітних методик формалізації мови, а також створення все потужніших методів лексикографування явищ предметного світу". Виділено чотири проблеми сучасної лексикографії. Перша з них пов'язана з необхідністю постійного оновлення словникових структур, оскільки природна мова залишається своєрідним "живим організмом", який постійно розвивається, змінюється та оновлюється. Друга проблема стосується безпосереднього переведення словникової інформації з "твердого" книжного вигляду до комп'ютерного. Третя проблема пов'язана з онтологіями як засобом для опису декларативних знань за допомогою формальних логік для знаходження прихованих семантичних структур на великих словникових масивах. І, нарешті, четверта проблема полягає у створенні гнучких і потужних лексикографічних засобів для підтримки саме багатомовного лексикографування [5].

Важливою для вирішення зазначених вище другої і третьої проблем лексикографування є задача розмітки словників. На шляху її розв'язання одним з основних завдань є побудова класифікаторів семантичних структур. Наприклад, у [5] визначено

чотири типи відношень, кожен з яких розбивається на підкласи: відношення семонімії (синоніми, антоніми, пароніми, омоніми); відношення словотвору (однокореневі слова); тезурусні відношення (рід-вид, частина-ціле, комплекс-елемент, причина-наслідок); відношення асоціацій і аналогій (асоціатори і аналогіми).

Досить вдалі спроби семантичної класифікації було проведено за допомогою програм ПроСеКа [6]: було розроблено для надання користувачеві можливості задавати, редагувати та аналізувати семантичні відношення між лексичними одиницями у вигляді ланцюгів, елементи яких пов'язані відношенням «тлумачиться через», зберігати ці дані у формі, орієнтованій на комп'ютер. На відміну від неї, програма «Побудова гіперланцюгів» є автоматизованою, тобто робота з побудови може виконуватися користувачем, безпосередньо самою програмою або ж пропонується комбінований пошук. Крім цього, програма дозволяє також будувати ланцюги за відношенням синонімії [7]. При побудові програмних засобів неодноразово виникали запитання, відповідь на які можна було б чекати лише внаслідок формальної постановки задачі, знаходження методу пошуку, який скоригував би критерій закінчення побудови ланцюгів. Тому важливо розробити математичний інструментарій для побудови ланцюгів лексичних одиниць, який в свою чергу надалі використовувався б для задач семантичної класифікації.

Як правило, задачі, пов'язані з семантикою, носять здебільшого дослідницький характер. Тому для побудови відповідних методів і моделей доцільно використовувати поняття та принципи досить високого рівня абстракції.

У своїх дослідженнях автори відштовхувались від понять множини та відношення, тобто використовували апарат математичної логіки, а також алгебру скінченних предикатів.

Таким чином, метою статті є розвиток засобів моделювання природномовних об'єктів для класифікації семантичних структур шляхом формального опису етапів побудови ланцюгів лексичних одиниць.



### 1. Математичний опис об'єкту

Побудова ланцюгів лексичних одиниць (ЛЛО) здійснюється наступним чином: шляхом аналізу словникових дефініцій виділяються типи диференціальних сем, характерних для формул тлумачення лексичних одиниць, і встановлюються типові структури усіх компонентів. Побудову такого ланцюга вважатимемо закінченою, якщо серед знайдених лексичних одиниць знову з'явиться вихідне слово.

На рис. 1 графічно зображена схема побудови ЛЛО будь-якої природної мови, де  $x$  — вихідне слово,  $x_{11}$  — перше характерне слово з тлумачення (синонімів) слова  $x$ ,  $x_{1m}$  — останнє характерне слово з тлумачення (синонімів) слова  $x$ ,  $x_{21}^{11}$  — перше характерне слово з тлумачення (синонімів) слова  $x_{11}$ ,  $x_{2n}^{11}$  — останнє характерне слово з тлумачення (синонімів) слова  $x_{11}$ ,  $x_{21}^{1m}$  — перше характерне слово з тлумачення (синонімів) слова  $x_{1m}$ ,  $x_{2q}^{1m}$  — останнє характерне слово з тлумачення (синонімів) слова  $x_{1m}$  і так далі. Під “характерним” розуміємо слово з правої частини словарної статті тлумачного словника, яке безпосередньо характеризує вихідну лексичну одиницю, має те ж концептуальне значення (включає такі ж семантичні компоненти).

Таким чином, можна записати, що  $x_j$  — це  $j$ -те характерне слово на  $i$ -ому рівні ЛЛО (на лексичну одиницю, до якої відноситься тлумачення, вказує верхній індекс слова), де  $j$  — порядковий номер в тлумаченні (знаходженні синонімів) лексичної одиниці.

Далі спробуємо записати побудову ЛЛО за допомогою теорії лінійних логічних перетворень.

Апарат алгебри скінченних предикатів (АСП) ґрунтується на понятті відношення. А оскільки за допомогою відношень можна описувати об'єкти будь-якої природи, то говорять про універсальність алгебри. Від понять образу і прообразу множини переходимо до поняття лінійного логічного перетворення.

Образом множини  $P \subseteq M$  відносно відображення  $K$  називається множина  $Q \subseteq N$ , що складається з усіх образів предметів, які належать до множини  $P$ :

$$Q = \{y | \exists x \in M (K(x, y) \wedge P(x)) = 1\}.$$

Лінійне логічне перетворення запишемо наступним виразом:  $Q(y) = \exists x \in M (K(x, y) \wedge P(x))$ , де предикат  $K(x, y)$  визначений на декартовому добутку  $M \times N$ , тобто описує зв'язок між елементами множини  $M$  та відповідними елементами множини  $N$ . Іншими словами, лінійним логічним перетворенням називається відображення, якщо для нього виконуються властивості адитивності та однорідності.

Далі введемо поняття прообразу множини та, за аналогією, виведемо з нього поняття дуального лінійного логічного перетворення.

Прообразом множини  $Q \subseteq N$  відносно відображення  $K$  називається множина  $P \subseteq M$ , що складається з усіх прообразів предметів, які належать до множини  $Q$ :

$$P = \{x | \exists y \in N (K(y, x) \wedge Q(y)) = 1\}.$$

Дуальне лінійне логічне перетворення запишемо наступним виразом:

$$P(x) = \exists y \in N (K(y, x) \wedge Q(y)),$$

де предикат  $K(y, x)$  визначений на декартовому добутку  $N \times M$ , тобто описує зв'язок між елементами множини  $N$  та відповідними елементами множини  $M$ .

Отже, процес побудови ЛЛО за допомогою теорії лінійних логічних перетворень, (схематично зображений на рис. 2), можна записати таким чином: беремо слово; всі слова тлумачення (множина  $M_2$ ). Виділяємо характерні слова, отримуємо

$$P(x_2) = \exists x_1 \in M_1 (K_1(x_1, x_2) \wedge P(x_1)).$$

Далі встановлюємо зв'язки між елементами множини  $P(x_1)$  та їх словами-тлумаченнями (множина  $M_2$ ), формуємо ядро лінійного логічного перетворення  $K_2(x_2, x_3)$ , отримуємо  $P(x_3) = \exists x_2 \in M_2 (K_2(x_2, x_3) \wedge P(x_2))$ .

Встановивши зв'язки, перевіряємо, чи зв'язані між собою елементи  $y_j$  з  $x_i$ . Побудова закінчується за виконання умови:  $x_n = x_i$ , якщо  $\exists x_i, x_n K_i(x_i, x_n) = 1, i = \overline{1, n-1}$ .

Отже, отримуємо загальний вигляд лінійного логічного перетворення для пошуку  $n$ -ого елемента ланцюга лексичних одиниць:

$$P(x_n) = \exists x_{n-1} \in M_{n-1} (K_{n-1}(x_{n-1}, x_n) \wedge P(x_{n-1})).$$

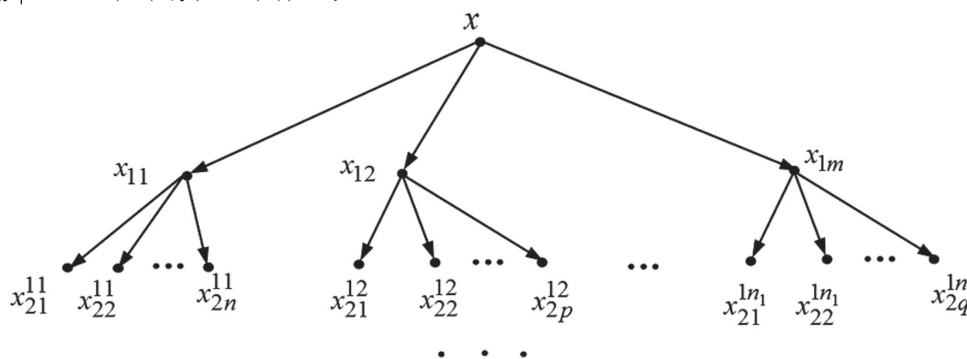


Рис. 1. Схема побудови ланцюга лексичних одиниць

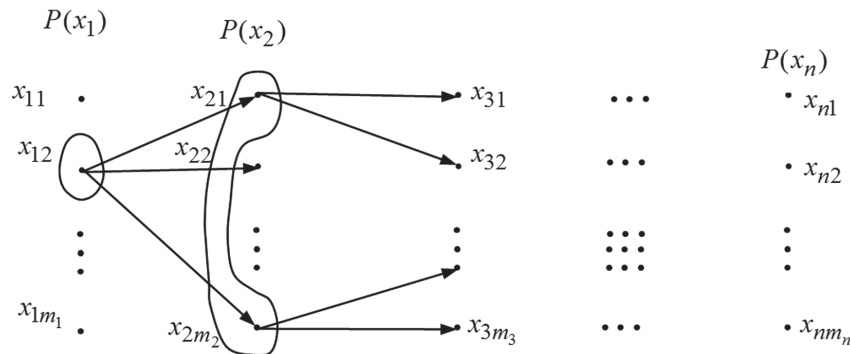


Рис. 2. Схема побудови ЛЛО за допомогою лінійних логічних перетворень

**2. Виділення характерних слів в тлумаченнях**

Цікавою є задача виділення характерних слів в тлумаченнях. В розглянутих вище системах побудови ЛЛО цю задачу розв’язує дослідник. Це і є тим етапом побудови ланцюга, через який отримуємо системи автоматизовані, а не автоматичні. Далі за допомогою засобів АСП опишемо підхід до вирішення цієї проблеми, що ґрунтується на схемах синтаксичного підпорядкування та методі знаходження  $n$ -ого лінійного логічного перетворення.

Відомо, що в граматиці для наглядного подання структури речень використовуються схеми синтаксичного підпорядкування. В них слова речення поєднуються в синтаксичні пари стрілками, що називаються дугами синтаксичного підпорядкування. Слово, з якого виходить дуга, називається головним словом пари, а слово, в яке вона входить, — залежним словом. Коренем речення називається слово, в яке не входить жодна з дуг. Схема синтаксичного підпорядкування, у якій дуги не перетинаються, а корінь не покривається ні однією з дуг, називається проективною.

Далі коротко наведемо метод знаходження  $n$ -ого лінійного логічного перетворення.

Лінійне логічне перетворення задає перетворення однієї підмножини значень змінної  $x$  з областю визначення  $M$ , яку задано предикатом  $P(x)$ , у відповідну підмножину значень змінної  $y$  з областю визначення  $N$ , що задано предикатом  $Q(y)$ .

В роботах [8], [9] було проведено дослідження дій над лінійними логічними перетвореннями, а саме знаходження степеня лінійного логічного перетворення (рис.1). Виведено формулу для знаходження  $n$ -ого степеня лінійного логічного перетворення  $Q^{(n)}(y)$  та дуального йому  $P^{(n)}(x)$ :

$$Q^{(n)}(y) = \bigwedge_{i=1}^n K_i Q(y), \text{ де } K_i = K = K(x,y)K(y,x),$$

$$P^{(n)}(x) = \bigwedge_{i=1}^n K'_i P(x), \text{ де } K'_i = K' = K(y,x)K(x,y).$$

Метод знаходження степеня лінійного логічного перетворення  $Q^{(n)}(y)$  можна розбити на наступні етапи. Спочатку необхідно знайти матрицю  $K$ , яка є суперпозицією ядер лінійних логічних перетворень з  $P(x)$  в  $Q(y)$  і, відповідно, з  $Q(y)$  в  $P'(x)$ :  $K = K(x,y)K(y,x)$ .

Нехай ядро лінійного перетворення можна представити виразом  $K(x,y) = \left| a_{ij} \right|_{\substack{i=\overline{1,m} \\ j=\overline{1,n}}}$ . Тоді матриця ядра дуального йому лінійного логічного перетворення має вигляд  $K(y,x) = \left| a_{ji} \right|_{\substack{i=\overline{1,m} \\ j=\overline{1,n}}}$ .

Таким чином, можна зробити висновок, що  $n$ -а степінь лінійного логічного перетворення ( $n \geq 1$ ) залежить від виду матриці  $K$ . А матриця  $K$ , в свою чергу, залежить тільки від області визначення змінної  $x$  і не залежить від області визначення змінної  $y$ . Звідки випливає, що крок, на якому степінь лінійного логічного перетворення в подальших діях не змінюється, безпосередньо залежить від розмірності області визначення змінної  $x$ .

В роботах [8], [9] було доведено твердження, що якщо для знаходження степеня лінійного логічного перетворення на двох послідовних кроках значення перетворення повторюється, то це значення буде повторюватись також і на наступних кроках. Тобто якщо при знаходженні  $n$ -ого степеня лінійного логічного перетворення було отримано однакові результати на  $n$ -ому та  $n-1$ -ому кроках, то цей результат отримаємо також і на наступних  $n+1$ -ому,  $n+2$ -ому і т.д. кроках. Тоді таке лінійне перетворення і є шуканим.

Розглянемо тепер застосування методу знаходження  $n$ -ого лінійного логічного перетворення для виділення характерних слів в тлумаченнях при побудові ЛЛО.

Наприклад, розглянемо речення: “Словник — це систематизований перелік соціалізованих мовних форм.”

На рис. 3 схематично зображено пошук  $n$ -ого лінійного логічного перетворення, яке відображає всі характерні слова тлумачення.

Позначимо слова речення наступними змінними:  $x_1$  — “це”;  $x_2$  — “систематизований”;  $x_3$  — “перелік”;  $x_4$  — “соціалізованих”;  $x_5$  — “мовних”;  $x_6$  — “форм”;  $x_7$  — “словник”.

Нехай  $x_i \in M, i = \overline{1,7}$ . Тоді

$M = \{x_1, x_2, x_3, x_4, x_5, x_6, x_7\} = \{\text{це, систематизований, перелік, соціалізованих, мовних, форм, словник}\}$ .

Аналогічно формуємо множину  $N = \{y_i\}, (i = \overline{1,6})$  з усіх слів правої частини словникової статті. Нехай

$$P(x) = x_3^{\text{перелік}} \vee x_6^{\text{форм}} .$$

Ядро лінійного логічного перетворення формулюють правила побудови схем синтаксичного підпорядкування:

$$K(x, y) = x_3^{\text{перелік}} y_2^{\text{систематизований}} \vee x_3^{\text{перелік}} y_6^{\text{форм}} \vee x_6^{\text{форм}} y_4^{\text{соціалізованих}} \vee x_6^{\text{форм}} y_5^{\text{мовних}} \vee x_7^{\text{словник}} y_3^{\text{перелік}} .$$

Знаходимо

$$Q(y) = K(x, y)P(x) = y_2^{\text{систематизований}} \vee y_4^{\text{соціалізованих}} \vee y_5^{\text{мовних}} \vee y_6^{\text{форм}} .$$

Далі знаходимо

$$P^{(1)}(x) = K(y, x)Q(y) = K(y, x)K(x, y)P(x) = K'P(x) ,$$

$$P^{(1)}(x) = x_3^{\text{перелік}} \vee x_6^{\text{форм}} \vee x_7^{\text{словник}} ;$$

$$Q^{(1)}(y) = K(x, y)P^{(1)}(x) = K(x, y)K(y, x)Q(y) = KQ(y) ,$$

$$Q^{(1)}(y) = y_2^{\text{систематизований}} \vee y_3^{\text{перелік}} \vee y_4^{\text{соціалізованих}} \vee y_5^{\text{мовних}} \vee y_6^{\text{форм}} ;$$

$$P^{(2)}(x) = K(y, x)Q^{(1)}(y) = K(y, x)K(x, y)P^{(1)}(x) = K'K'P(x) ,$$

$$P^{(2)}(x) = x_3^{\text{перелік}} \vee x_6^{\text{форм}} \vee x_7^{\text{словник}} ;$$

$$Q^{(2)}(y) = K(x, y)P^{(2)}(x) = K(x, y)K(y, x)Q^{(1)}(y) = KKQ(y)$$

$$Q^{(2)}(y) = y_2^{\text{систематизований}} \vee y_3^{\text{перелік}} \vee y_4^{\text{соціалізованих}} \vee y_5^{\text{мовних}} \vee y_6^{\text{форм}} .$$

Таким чином, оскільки значення лінійного логічного перетворення на двох кроках посліпль співпадають, то за критерієм закінчення роботи методу знаходження  $n$ -ого лінійного логічного перетворення ми отримали шукану множину всіх характерних слів правої частини словникової статті.

### Висновки

Отже, в статті проведено аналіз процесу побудови ланцюгів лексичних одиниць. Для його формалізації обрано апарат алгебри скінченних предикатів, а саме лінійні логічні перетворення. За допомогою лінійних логічних перетворень було здійснено математичний опис самого процесу побудови. Визначено критерій закінчення побудови ЛЛО.

Крім того, застосування методу знаходження  $n$ -ого лінійного логічного перетворення та правил побудови схем синтаксичного підпорядкування дозволило формалізувати процес виділення характерних слів в словниковій статті для подальшої побудови ланцюга лексичних одиниць. Це дозволяє провести автоматизацію процесу побудови ЛЛО без втручання користувача. Звичайно, варто дослідити, чи вилучення характерних слів з правої частини словарної статті не забере у програмної системи більше часу, ніж у людини. Проте тут очевидна корисність для великих словарних статей. Крім того, чіткий критерій закінчення пошуку дозволяє уникнути

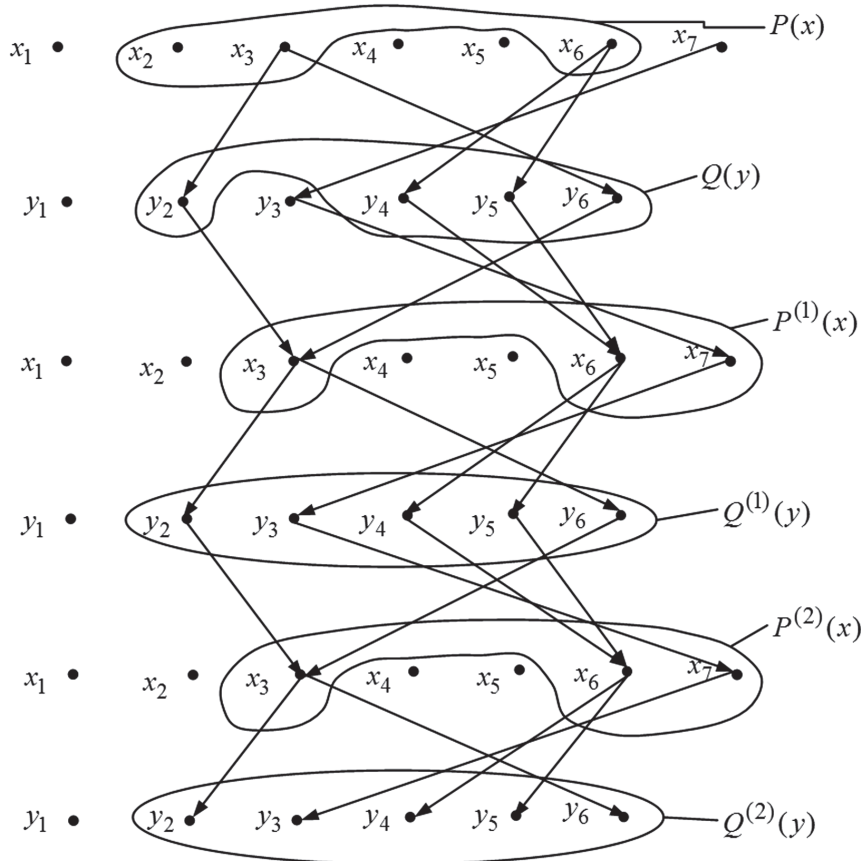


Рис. 3. Знаходження  $n$ -ого лінійного логічного перетворення для пошуку характерних слів тлумачень



неточності пошуку (людині легко пропустити якийсь з значущих слів) та позбавляє зайвих кроків.

Застосування математичного апарату лінійних логічних перетворень дозволило подати побудову ЛЛЮ не лише у формульному, а й в більш наглядному, схематичному вигляді. Це дає змогу дослідникам глибше аналізувати сам процес побудови, узагальнити клас задач, які можна розв'язувати розглянутими методами, в перспективі застосовувати ланцюги лексичних одиниць для семантичної класифікації.

Так, було виявлено, що завжди елементів множини  $M$  на один більше, ніж елементів множини  $N$ . Необхідно дослідити, як це може вплинути на кількість кроків для знаходження всіх характерних слів, тобто на швидкість знаходження. Для цього слід розглянути, як за таких умов зміниться матриця ядра вихідного та результуючого лінійного логічного перетворення та знайти закономірність в її обчисленнях.

Дослідження показали, що відсутні відображення типу  $x_i \rightarrow y_i$ , тобто в матриці лінійного логічного перетворення по діагоналі будуть стояти нулі. Слід дослідити обчислення саме для таких матриць.

Як розвиток досліджень, множиною  $N$  можна задавати слова не лише одного речення, а й всієї правої частини словникової статті. Тоді ядро лінійного логічного перетворення відобразить всі зв'язки правої і лівої частин словарної статті.

Можна також задавати різні правила для запису ядра лінійного логічного перетворення не лише семантичного підпорядкування. Звичайно, чим більше обмежень у правила, більше значень змінних у ядра лінійного логічного перетворення, тим швидше знаходяться характерні слова. Цікаво також дослідити, чи відобразиться на швидкості розв'язку попереднє перетворення непроективної схеми синтаксичного підпорядкування в проективну.

Для задач опрацювання природної мови дуже важко знайти якусь кількісну характеристику чи закономірність. Хоча у кожній природній мові є свої властивості. Важливо їх виявити і кількісно охарактеризувати. Так, В.А. Широковим було пороховано структури видових комплексів дієслова української мови [10].

Деяку кількісну оцінку побудови різних ланцюгів лексичних одиниць дає відповідне оцінювання методу знаходження  $n$ -ого лінійного логічного перетворення, оскільки кількість кроків, за які знаходиться кінцевий результат, прямо залежить від розмірності матриці  $K$ . Дослідження предметного простору ядра лінійного логічного перетворення наведено в [11].

**Список літератури:** 1. *Бондаренко, М.Ф.* Мозгоподобные структуры: справочное пособие. Том первый [Текст] / М.Ф. Бондаренко, Ю.П. Шабанов-Кушнаренко – К.: Наукова думка, 2011. – 460 с. 2. *Широков, В.А.* Очерк основных принципов квантовой лингвистики [Текст] / В.А. Широков // Бионика интеллекта: науч.-техн. журнал. – 2007. – № 1(66). – С. 25-32. 3. *Морковкин, В. В.*

О единицах лексической системы [Текст] / В.В. Морковкин // Лексика и лексикография: Сб. науч. трудов / Отв. ред. Ю. Г. Коротких, А. М. Шахарович. М., 1992. С. 127–134. 4. *Бондаренко, М.Ф.* Концепції уніфікації інформаційно-інтелектуальних технологій в системах мовлення [Текст] / М.Ф. Бондаренко, З.Д. Коноплянко, Г.Г. Четвериков // Біоніка інтелекту: наук.-техн. журнал. – 2011. – № 3 (77). – С.150 – 156. 5. *Широков В.А.* Комп'ютерна лексикографія [Текст] / В.А. Широков – Київ: Науково-виробниче підприємство «Видавництво «Наукова думка» НАН України», 2011. – 351с. 6. *Рафаєва, А.В.* Програму семантичної класифікації лексики Про-СеКа [Текст] / А.В. Рафаєва // Прикладна лінгвістика та лінгвістичні технології: MegaLing-2009: 36. наук. праць / НАН України. Укр. мовн.-інформ. фонд, Таврійськ. нац. Ун-т ім. В.І. Вернадського/ За ред. В.А. Широкова. – К.: Довіра, 2009. – 527 с. 7. *Федорова, Т.Н.* Автоматизация построения цепочек лексических единиц на примере украинских народных сказок [Текст] / Т.Н. Федорова // Материалы международной научной конференции «Горизонты прикладной лингвистики и лингвистических технологий» (MegaLing'2011). – 20-26 сентября 2011, Украина, Киев, <http://megaling.ulif.com.ua/> 8. *Вечирская, И.Д.* О методе вычисления линейных логических преобразований [Текст] / И.Д. Вечирская // Бионика интеллекта: науч.-техн. журнал. – 2007. – № 2 (67). – С. 65 – 68. 9. *Вечирская И.Д.* О методе нахождения  $n$ -ого линейного логического преобразования [Текст] / И.Д. Вечирская, Ю.П. Шабанов-Кушнаренко // Искусственный интеллект. – Донецк: Институт проблем искусственного интеллекта. – 2007. – № 3. – С. 382-389. 10. *Широков, В.А.* Элементы лексикографии [Текст] / В.А. Широков – Київ: Видавництво «Довіра», 2005. – 303с. 11. *Вечірська, І.Д.* Дослідження розмірності предметного простору в задачах моделювання об'єктів у вигляді реляційних мереж [Текст] / І.Д. Вечірська // Біоніка інтелекту: наук.-техн. журнал. – 2009. – № 2 (71). – С.31 – 35.

*Надійшла до редколегії 24.05.2012*

УДК 519.7:007.52; 519.711.3

**Математические аспекты построения цепочек лексических единиц** / И.Д. Вечирская, Г.Г. Четвериков // Бионика интеллекта: науч.-техн. журнал. – 2012. – № 2 (79). – С. 84–88.

Исследован процесс построения цепей лексических единиц. Приведено его формальное описание с помощью теории линейных логических преобразований. Применение метода нахождения  $n$ -ого линейного логического преобразования и правил построения схем синтаксического подчинения позволило формализовать процесс выделения характерных слов толкования для автоматического построения цепочек лексических единиц.

Ил.: 3. Библиогр.: 11 назв.

УДК 519.7:007.52; 519.711.3

**The mathematical aspects of building of chain of lexical units** / I.D. Vechirska, G.G. Chetverikov // Bionics of Intelligense: Sci. Mag. – 2012. – № 2 (79). – P. 84–88.

The process of building chains of lexical units has been investigated. Its formal description have been presented using the theory of linear logical transformation. The application of the finding method of the  $n$ -th power of linear transformations and the construction rules of the schemes for the syntactic subordination allowed to formalize The process of selection of characteristic words of interpretation for automatical building chains of lexical units.

Fig.: 3. Ref.: 11 items.



УДК 004.934



Н.В. Борисова<sup>1</sup>, О.В. Канищева<sup>2</sup>

<sup>1</sup>НТУ «ХПИ», м. Харьков, Украина, borisova\_nv@mail.ru;  
<sup>2</sup>НТУ «ХПИ», м. Харьков, Украина, olya-kanisheva@rambler.ru

## МОДЕЛИ И МЕТОДЫ СИНТАКСИЧЕСКОГО АНАЛИЗА

В статье рассмотрены формализмы, модели и методы, применяемые для синтаксического и семантического анализа, проанализированы их преимущества и недостатки, выделены наиболее перспективные для русского и украинского языков. Очерчены признаки для определения типов синтаксических отношений. Приведены лексико-грамматические типы словосочетаний, которые можно использовать в качестве основных синтаксических конструкций для решения различных задач в разных предметных областях.

ЕСТЕСТВЕННЫЙ ЯЗЫК, ГРАММАТИКИ, АВТОМАТИЗИРОВАННЫЙ СИНТАКСИЧЕСКИЙ АНАЛИЗ, АВТОМАТИЗИРОВАННЫЙ СЕМАНТИЧЕСКИЙ АНАЛИЗ

### Введение

Автоматизированный синтаксический анализ является одним из наиболее сложных и актуальных направлений в теории компьютерной лингвистики. Синтаксические анализаторы широко применяются в таких областях как создание компиляторов, проектирование интерфейсов баз данных, искусственный интеллект (ИИ), автоматическая обработка текстов (АОТ), в том числе, для автоматизированных информационно-поисковых систем (АИПС), систем машинного перевода (МП), проверки правописания, составления аннотации документа, анализа химических формул и распознавания хромосом.

За несколько десятков лет, в течение которых разрабатывались разные алгоритмы автоматического синтаксического анализа, не было получено ни одного алгоритма, который бы удовлетворительно решал вопросы воссоздания синтаксико-семантической структуры текста в формальных моделях для русского и украинского языков.

Ввиду стремительного роста объемов текстовой информации и сложной структурированности естественно-языковых (ЕЯ) текстов, анализ текстов представляет собой актуальную проблему.

Основной целью автоматического синтаксического анализа является получение с помощью алгоритмов в явном виде синтаксической структуры предложения, простого и сложного (составного). Под «предложением» понимается чаще всего простое предложение, в котором отсутствуют в качестве составляющих другие простые предложения, а сложное или составное предложение называют «фразой» [1].

В настоящее время все чаще используется еще одно определение синтаксического анализа – это процесс сопоставления линейной последовательности лексем (слов) языка с его формальной грамматикой. Результатом является дерево разбора или синтаксическое дерево. Такой процесс принято называть парсингом.

Цель работы: рассмотреть формализмы, модели и методы, применяемые для синтаксического и

семантического анализа. Выделить среди рассмотренных наиболее перспективные.

### 1. Изображение синтаксической структуры

Существуют различные способы изображения синтаксической струк

туры предложения, среди которых можно выделить три основных и наиболее распространенных: скобочная запись; изображение зависимостей в виде стрелок, направленных от управляющего слова к управляемому; изображение синтаксической структуры в виде дерева.

Рассмотрим все три способа на примере предложения: *Синтаксический анализ – развивающаяся область прикладной лингвистики.*

Скобочная запись структуры этого предложения будет иметь вид:

*((Синтаксический анализ) – (развивающаяся область) (прикладной лингвистики))*

Рис. 1. Синтаксическая структура предложения в виде скобок

В данном случае в скобках заключены слова, непосредственно связанные друг с другом зависимостью синтаксического характера.

Изображение синтаксической структуры в виде стрелок от управляющего слова к управляемому можно представить следующим образом:



Рис. 2. Синтаксическая структура предложения в виде стрелок

Запись в виде дерева предполагает изображение структуры предложения в виде некоторого графа:

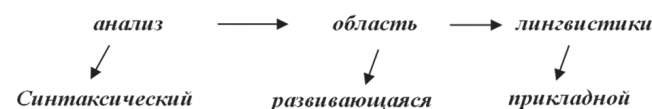


Рис. 3. Синтаксическая структура предложения в виде дерева

В русском, украинском и других языках деревья подчинения предложений «делового стиля»

подчиняются, как правило, закону проективности (рис. 2), состоящему в том, что все стрелки можно провести над прямой, на которой записано предложение, таким образом, что никакие две из них не пересекутся и корень не будет лежать ни под какой стрелкой [2]. В языке художественной литературы, особенно в поэзии, отклонения от закона проективности допустимы и чаще всего служат задаче создания определенного художественного эффекта (рис. 4).



Рис. 4. Нарушение закона проективности

## 2. Представление синтаксической структуры

В настоящее время можно отметить два основных способа представления синтаксической структуры, вариациями которых можно считать все другие способы.

Если использовать термин “грамматика” для обозначения системы связей, то два наиболее популярных способа называются “грамматикой непосредственно составляющих” (constituent grammars) и “грамматикой зависимостей” (dependency grammars).

Грамматика непосредственно составляющих отмечает в предложении наиболее связанные между собой по смыслу слова (рис. 5).

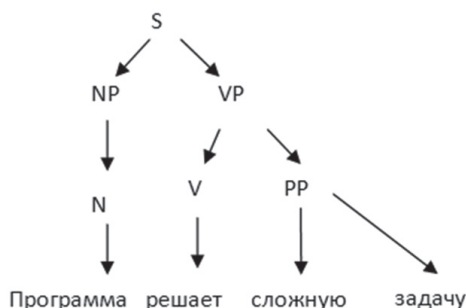


Рис. 5. Представление синтаксической структуры предложения в виде структуры составляющих

Грамматика зависимостей базируется на представлении об управлении, и в ее рамках наиболее популярен способ обозначения связей посредством стрелок.

Грамматика непосредственно составляющих построена на факте пространственного следования групп, составляющих предложение, — именных, глагольных, обстоятельственных и т.п. Здесь возможны разные виды связей. Предложение в целом рассматривается как совокупность групп, сводящихся к двум главным, образующим предложение: группе имени существительного (подлежащего) и группе глагола (сказуемого).

Грамматика составляющих используется преимущественно в описаниях языков с фиксированным

порядком слов, грамматика зависимостей — в описаниях языков со свободным порядком слов.

## 3. Подходы, используемые при синтаксическом анализе

Для каждого языка имеется свой собственный синтаксис. Описать синтаксис — это значит описать структуру допустимых фраз. Для описания синтаксических структур наиболее часто используются такие формализмы [3]:

1. Деревья синтаксического подчинения.
2. Системы составляющих.
3. Расширенные сети переходов.
4. Различные виды грамматик.

Деревья синтаксического подчинения не лишены недостатков, например, таких как: 1) связь между словосочетаниями не передается; 2) трудно использовать для сложных предложений с сочинительными конструкциями, вводными оборотами и т.д. Наличие этих недостатков привело к тому, что деревья синтаксического разбора используются на этапе представления синтаксических структур предложения, а не при автоматическом синтаксическом анализе.

Системы составляющих также используются на этапе представления синтаксических структур предложения. Основной их недостаток — это отсутствие синтаксических связей между словами.

Расширенные сети переходов относятся к одному из методов синтаксического анализа, основанного на грамматиках. Этот подход хорошо себя зарекомендовал для таких языков как английский, немецкий, но для флективных языков, к которым относятся русский и украинский, его использование затруднительно.

Методы, основанные на грамматиках, используют две основные стратегии синтаксического анализа:

1. Нисходящая (top-down parsing), когда для данного предложения, исходя из начального символа грамматики, реализуют вывод.
2. Восходящая (bottom-up parsing), когда для данного предложения, исходя из символов самого предложения (терминалов), реализуют разбор.

Таким образом, различают нисходящие и восходящие анализаторы.

Отличительная черта нисходящего анализа — это целенаправленность. На каждом шаге анализа нисходящие распознаватели формируют цель — найти вывод, начинающийся с некоторого нетерминального символа и порождающий часть входной строки. Распознаватель пытается достичь этой цели путем направленного перебора различных возможностей. Основная идея нисходящего анализа в следующем: начиная процесс анализа входной строки, распознаватель исходит из предположения, что эта строка является предложением

входного языка. Отсюда вытекает главная цель анализа – найти вывод (построить дерево).

Если существует такой вывод, то существуют и промежуточные порождающие правила, но для каждого нетерминального символа в грамматике может быть несколько правил с разными правыми частями и какое именно правило следует применить, заранее неизвестно. При неудачном выборе правила, вспомогательная цель может оказаться недостижимой, тогда нужно попытаться применить другое правило. Возможны случаи, когда для какой-либо вспомогательной цели все правила приводят к неудаче. Описание процесса завершается, когда найден конечный вывод (цепочка) или когда установлено, что этого вывода не существует, т.е. входная строка не является предложением этого языка. Обычно нисходящий распознаватель просматривает символы входящей строки и символы правой части, применяя правило “слева-направо”. Такие распознаватели называют левосторонними.

В памяти машины правила формальной грамматики могут храниться в виде синтаксических таблиц.

Трансляторы широко применяют комбинацию нисходящих и восходящих методов синтаксического анализа. Например, нисходящий анализ выделяет относительно крупные синтаксические конструкции (различные описания, операторы), каждый из которых затем анализируется подробнее методами восходящего анализа.

Методы восходящего анализа нашли широкое применение в действующих трансляторах. Общая идея восходящего анализа состоит в следующем: входная программа рассматривается как строка символов, распознаватель описывает часть строки, которую можно свести к нетерминальному символу, такую часть строки называют фразой. Фразу, прямо приводимую к нетерминальному символу, называют непосредственно приводимой. В большинстве восходящих распознавателей отыскивается самая левая непосредственно приводимая фраза, называемая основой. Основа заменяется нетерминальным символом, во вновь полученной строке опять отыскивается основа, которая также заменяется нетерминальным символом и т.д. Процесс продолжается либо до получения начального символа, либо до установления невозможности приведения строки к начальному символу. Последовательность промежуточных строк, которая заканчивается начальным символом, образует разбор. Если строка неприводима к начальному символу, то входная программа синтаксически некорректна, т.е. не является формой этого языка.

Существуют также грамматика Монтегю, служащая для одновременного описания синтаксических и семантических структур предложения; в них используется сложный математико-логический аппарат [4].

#### 4. Виды грамматик, используемые при синтаксическом анализе

Большинство современных теорий формального синтаксиса (универсальная грамматика Н. Хомского [5], грамматики HPSG [6, 7], LFG [8], TAG [9] и др.) совмещают в себе рассмотренные выше способы описания (представления) синтаксической структуры.

Для формального описания синтаксиса ЕЯ для задач автоматического синтаксического анализа используются, как правило, формализмы одного из следующих классов [10].

**Регулярные грамматики.** В силу своей слабой описательной способности регулярные грамматики неприменимы в качестве базового формализма полноценного синтаксического анализа. Однако они используются для частичного парсинга (shallow parsing), когда не ставится задача полностью определить структуру предложения, а нужно лишь соотнести позиции одних лексических единиц относительно других.

**Контекстно-свободные грамматики.** Данные формализмы в чистом виде позволяют описывать большинство предложений ЕЯ, значительное количество которых может быть описано формализмами данного класса только в слабом смысле, т.е. с точностью до последовательности словоформ и без определения структуры предложения. Адекватное описание структуры предложения ЕЯ при помощи КС-грамматик невозможно из-за наличия в предложениях естественного языка так называемых разрывных составляющих, которые адекватно при помощи формализмов данного типа описаны быть не могут.

Контекстно-свободными правилами неудобно описывать согласование (например, в лице и числе между подлежащим и сказуемым). Аппарат КС-грамматик неудобен также для отображения разорванных зависимостей, вызванных передвижением слов во фразе, или для описания отсутствия составляющих.

**Мягко контекстно-зависимые грамматики.** Эти грамматики были предложены как средство описания структуры составляющих предложений естественных языков. Являясь формализмами более мощными, чем контекстно-свободные грамматики, они, в принципе, позволяют адекватно описывать синтаксические структуры предложений языков разрывными составляющими, допуская при этом полиномиальную вычислительную сложность анализа. Одно из современных направлений исследований по формальному синтаксису состоит в поисках формализмов, которые представляли бы собой точную модель синтаксиса естественных языков.

Вопрос о том, какой формализм лучше всего подходит для описания синтаксиса естественного языка, остаётся открытым.



Очевидно, что простых КС-грамматик недостаточно, однако, с другой стороны — существуют конструкции, структура которых может быть описана контекстно-свободными правилами, но которые, тем не менее, не встречаются в языках.

Для описания синтаксиса естественных языков используются также различные *унификационные формализмы*, в общем случае эквивалентные по мощности машинам Тьюринга, для которых, как известно, проблема определения принадлежности последовательности символов к данному языку неразрешима и парсинг невозможен. Вычислительная универсальность здесь не мотивируется лингвистически, но устройство самого формализма делает его удобной основой той или иной формально-синтаксической теории, которая не использует полную вычислительную мощность формализма.

Для практического создания систем синтаксического анализа естественного языка данный подход представляется достаточно удобным, так как позволяет иметь некоторый запас выразительных средств, заложенный в формализме и позволяющий, в случае необходимости, описывать различные синтаксические явления, не прибегая к контринтуитивным описаниям синтаксиса, в то время как для того, чтобы формализм мог быть адекватной *моделью синтаксиса*, необходимо ограничить его таким образом, чтобы он описывал только такие и только синтаксические структуры, которые возможны в естественных языках.

Существует много формальных синтаксических теорий, часть которых, например LFG, HPSG и TAG, ориентирована на представление синтаксиса естественных языков для автоматического синтаксического анализа, в то время как другие ставят целью объяснить принципы устройства синтаксиса ЕЯ, например такие, как универсальная грамматика Хомского.

В настоящее время существуют два направления в применении строгих математических формализмов в качестве основ синтаксических теорий. Теория может основываться либо на вычислительно неограниченном формализме (*unrestricted formalisms*), например, унификационные грамматики, либо на каком-то формализме с ограничениями (*constrained formalisms*). Особый теоретический интерес представляют ограниченные формализмы, так как они, в некотором приближении, могут рассматриваться как математические модели синтаксической способности человека.

Из ограниченных формализмов в синтаксических исследованиях используются в основном древоприсоединительные грамматики (*Tree-adjoining grammars, TAGs* [9]), а также минималистские грамматики (*Minimalist grammars* [11]), явившиеся результатом формализации основных аспектов “Минималистской программы” Н.

Хомского. Ограниченные формализмы, применимые в синтаксисе, представлены двумя классами: локальными и нелокальными. Локальные формализмы в общем случае мощнее, чем линейные контекстно-свободные переписывающие системы (*Linear context-free rewriting systems, LCFRS*), однако свойства нелокальных формализмов изучены мало. Известно, что в общем случае проблема принадлежности структур этому классу формализмов неразрешима за полиномиальное время.

## 5. Определение синтаксических отношений в словосочетаниях

Для создания качественного синтаксического анализатора русского языка необходимо опираться на синтаксические отношения, которые существуют между словами и словосочетаниями.

Слова в предложении могут быть связаны между собой либо сочинительной, либо подчинительной связью, то есть различают два вида связи: сочинение и подчинение [12, 13].

*Сочинение* — это соединение синтаксически равноправных или независимых друг от друга элементов: однородных членов в простом предложении (кошки и собаки; медленно, но верно; пришёл, увидел, победил) или частей предложения (сложносочиненного и сложного бессоюзного).

Согласование может быть полным (зеленая трава, грамотный человек, жаркое лето) и неполным (наша врач, на озере Байкал, на семи ветрах).

*Подчинение* — это соединение синтаксически неравноправных элементов (слов в предложении, а также частей сложноподчиненного предложения). В словосочетании между словами существует только подчинительная связь.

Основными видами подчинительной связи являются: согласование, управление и примыкание.

Согласование — это вид связи, при котором зависимое слово уподобляется главному по своей форме, то есть ставится в том же роде, числе и падеже, что и главное слово — существительное или любая часть речи в функции существительного.

Управление — это вид подчинительной связи, при котором зависимое слово (имя существительное или любая часть речи в функции существительного: местоимение, субстантивированное слово, числительное (посмотреть на друга / на него / на сидящих / на обоих) ставится в той падежной форме (без предлога или с предлогом), которая обусловлена лексико-грамматическим значением главного слова (глагола, существительного, прилагательного, количественного числительного в именительном или винительном падеже, наречия или слова категории состояния). Иными словами, главное требует от зависимого определенной падежной формы.

Управление может быть сильным и слабым.



При сильном управлении главное слово своими лексико-грамматическими свойствами предопределяет обязательное появление при нем управляемой падежной формы, то есть связь является необходимой. Сильное управление обнаруживается регулярно при переходных глаголах, может встречаться при существительных и прилагательных определенной лексической семантики, например: послать письмо, слушать радио, уйма времени, тьма дел, верен долгу, предан другу и т.п.

При слабом управлении распространение господствующего слова является факультативным.

Обратим особое внимание и на то, что в некоторых словосочетаниях, несмотря на возможность постановки других, обстоятельственных, вопросов (досиживал (где?) на режиме, расположился (где?) в кузове, расположился (где?) у борта, показалось (где?) в дороге), перед нами управление, на что указывает наличие в этих сочетаниях предлогов. *Предлог – всегда признак того, что перед нами управление, а не примыкание.*

Примыкание – вид подчинительной связи, при котором зависимость подчиненного слова выражается не грамматически, а лексически (по смыслу), порядком слов и интонацией. Примыкают только неизменяемые знаменательные части речи: наречие, инфинитив, деепричастие, простая сравнительная степень прилагательного (дети постарше), неизменяемое прилагательное (цвет хаки), существительное – несогласованное приложение (в газете “Известия”), притяжательные местоимения его, её, их.

#### 6. Лексико-грамматические типы словосочетаний или морфолого-синтаксическая классификация

В зависимости от принадлежности главного слова к той или иной части речи различаются лексико-грамматические типы словосочетаний: глагольные, именные, наречные [13].

Глагольные словосочетания имеют следующие модели:

1) глагол + существительное или местоимение (с предлогом или без предлога): купить хлеба, обратиться к нему;

2) глагол + инфинитив или деепричастие: просить приехать, сидеть задумавшись;

3) глагол + наречие: поступать правильно, повторять дважды.

Именные словосочетания делятся на субстантивные, адъективные, с главным словом числительным и с главным словом местоимением.

Основные модели субстантивных словосочетаний:

1) согласуемое слово + существительное: ясный день, мой мир;

2) существительное + существительное: город в огнях, отрывок из поэмы;

3) существительное + наречие: шаг вперед, лов зимой;

4) существительное + инфинитив: готовность помочь, повод поговорить.

Основные модели адъективных словосочетаний:

1) прилагательное + наречие: по-праздничному нарядный, едва слышный;

2) прилагательное + существительное (местоимение): широкий в плечах, равнодушный ко всему;

3) прилагательное + инфинитив: способный организовать, готовый сопротивляться.

Последние типы словосочетаний с главным словом числительным и с главным словом местоимением являются синтаксически несвободными и разнообразием моделей не отличаются: двое друзей, два товарища, некто в белом, что-нибудь особенное.

Словосочетания наречного типа (с предикативными и непредикативными наречиями) имеют 2 модели:

1) наречие + наречие: по-летнему жарко, весьма вкусно;

2) наречие + существительное: больно руку, высоко в горы, задолго до праздника.

#### Выводы

Опираясь на результаты морфологического анализа и признаки, присущие различным типам отношений, встречающихся в словосочетаниях, а также на лексико-грамматические типы словосочетаний можно реализовать автоматический синтаксический анализ для решения задачи в определенной предметной области.

**Список литературы:** 1. Марчук Ю. Н. Компьютерная лингвистика [Текст] / Ю. Н. Марчук. – М.: АСТ Восток – Запад, 2007. – 317 с. 2. Лингвистический энциклопедический словарь. Математическая лингвистика. [Электронный ресурс]: <http://lingvisticheskiy-slovar.ru/> 3. Бондаренко М. Ф. Автоматическая обработка информации на естественном языке / М. Ф. Бондаренко, А. Ф. Осыка. – К.: УМК ВО, 1991. – 144 с. 4. Парти Б.Х. Грамматика Монтегю, мысленные представления и реальность [Текст]. – М.: Семиотика, 1983. 5. Chomsky N., Lasnik H. The Theory of Principles and Parameters // The Minimalist Program. N. Chomsky. – Cambridge: MIT Press, 1995. 6. Pollard C., Sag I. Head Driven Phrase Structure Grammar. – Chicago: University of Chicago Press, 1994. 7. Rambow O. Formal and Computational Aspects of Natural Language Syntax: PhD thesis. IRCS Technical Report, University of Pennsylvania, 1994. 8. Bresnan J. (ed.) The mental representation of grammatical relations. – MIT Press, 1982. 9. G.M. Kobele, Michaelis J. Two Type 0-Variants of Minimalist Grammars // Proc. the 10th conference on Formal Grammar and the 9th Meeting on Mathematics of Language. Edinburgh. 10. Перекрестенко А. А. Разработка и программная реализация системы автоматического выделения синтаксических групп для

естественных языков [Текст] / А.А. Перекрестенко // Системы и средства информатики. Вып. 14. – М.: Наука, 2005. 11. *Stabler E.* 1997. Derivational minimalism // Logical Aspects of Computational Linguistics / Ed. С. Retore. – Berlin: Springer Verlag, 1997. – P. 68-95. 12. *Беловольская Л. А.* Синтаксис словосочетания и простого предложения [Текст] / Л.А. Беловольская. – Таганрог, 2001. – 55 с. 13. *Чеснокова Л. Д.* Связи слов в современном русском языке. М., 1980.

*Поступила до редколегії 14.06.2012*

УДК 004.934

**Моделі та методи синтаксичного аналізу** / Н.В. Борисова, О.В. Канищева // Біоніка інтелекту: наук.-техн. журнал. – 2012. – № 2 (79). – С. 89–94.

У статті розглянуто формалізми, моделі та методи, які використовуються для синтаксичного та семантичного аналізу, проаналізовано їх переваги та недоліки, виділено найперспективніші для російської та української мов.

Наведено лексико-граматичні типи словосполучень, які можна використовувати у якості основних синтаксичних конструкцій для вирішення різноманітних задач у різних предметних областях.

Л. 5. Бібліогр.: 13 найм.

UDK 004.934

**Models and methods of syntactic analysis** / N. V. Borisova, O.V. Kanishcheva // Bionics of Intelligense: Sci. Mag. – 2012. – № 2 (79). – P. 89–94.

This article deals with the formalisms, models and methods, which used for syntactic and semantic analysis, their main advantages and disadvantages has been analyzed, the most advanced for Russian and Ukrainian languages has been singled out. The lexico-grammatical types of word combination, which could be used like main syntactic constructions for solving different problems in the different fields of knowledge has been also stated.

Fig. 5. Ref.: 13 items.

УДК 004.82



Е.В. Потапова

ТНУ им. В.И.Вернадского, Центр когнитивной и прикладной лингвистики,  
Симферополь, Украина, helenlpota@rambler.ru

## МОДЕЛЬ ЛИНГВИСТИЧЕСКОЙ ОНТОЛОГИИ ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ С НЕЧЕТКИМИ СЕМАНТИЧЕСКИМИ СОСТОЯНИЯМИ ТЕРМИНОВ

В статье рассматривается модель лингвистической онтологии на основе теории нечетких семантических состояний Колмогорова-Широкова. Введено понятие лексико-онтологического класса и исследованы особенности перехода терминов онтологии между классами и существование нечетких семантических состояний.

ЛИНГВИСТИЧЕСКАЯ ОНТОЛОГИЯ, МОДЕЛЬ ПРЕДСТАВЛЕНИЯ ЗНАНИЙ, НЕЧЕТКИЕ СЕМАНТИЧЕСКИЕ СОСТОЯНИЯ

### Введение

Одним из современных направлений развития интеллектуальных систем анализа текста на естественном языке (ЕЯ) и инженерии знаний является разработка интеллектуального ядра на основе лингвистических онтологий (ЛО).

Согласно [1] под онтологиями понимают систему явной концептуализации предметной области (ПрО), то есть формального представления предметной области:

$$O = \langle T, R, F \rangle, \quad (1)$$

где  $O$  — это упорядоченная тройка конечных множеств, причем  $T$  — термины ПрО, которую описывает онтология  $O$ ;  $R$  — отношения между терминами заданной ПрО;  $F$  — функции интерпретации, заданные на терминах и/или отношениях онтологии  $O$ .

Формальный подход к построению онтологий ПрО со временем был дополнен лингвистическим, где онтологии выстраиваются на основе корпуса текстов, а термины явно связаны с их дефинициями. Главной характеристикой лингвистических онтологий является то, что понятия онтологии связаны со значениями (“are bound to the semantics”) языковых выражений (слов, именных групп и т.п.) [2]

При создании онтологий ПрО внутри множеств  $\langle T \rangle$  и  $\langle R \rangle$  вводятся типы или группы. Анализ процесса решения задач с помощью ЛО ПрО, описанный в русскоязычных и англоязычных источниках [2-7], позволяет сделать вывод о том, что набор свойств, связей и даже тип понятия (термина)  $t \in \langle T \rangle$  может варьироваться для различных задач. Это позволяет сделать вывод о необходимости определения типа выбранного понятия и, как следствие, его свойств и связей, в зависимости от конкретной задачи.

Довольно часто встречается ситуация, когда зависимость свойств и связей определенного понятия от конкретной задачи решается через сложную систему продукций (аксиом, ограничений).

Алгоритм решения задач в таких системах весьма непрозрачен, что делает отладку приложений очень сложной, а работу интеллектуальной системы в целом ненадежной.

В других исследованиях над онтологией ПрО надстраивают онтологию верхнего уровня, состоящую из абстрактных общих понятий, которые некоторым образом задают типизацию понятий в онтологии ПрО. Однако такие системы слишком формальны с точки зрения когнитивного моделирования и на практике дают довольно грубые результаты.

В [7] эта проблема решается с помощью системы онтологий: онтологии задач, онтологии свойств и лингвистической онтологии ПрО. Это сложная, но эффективная система. Однако при анализе материала в интересующей автора предметной области «Физика магнитных явлений» выяснилось, что существует множество ситуаций, когда свойство какого-либо понятия может выступать в другой задаче как самостоятельное понятие и обязано присутствовать в онтологии ПрО помимо того, что оно уже присутствует в онтологии свойств. Таким образом, получается дублирование информации в системе, что может приводить к ошибкам вычислений.

### 1. Постановка задачи

Итак, представляется целесообразной разработка модели представления знаний ПрО посредством системы из двух онтологий: онтологии задач и лингвистической онтологии ПрО, где будет введена соответствующая семантическая типизация понятий ПрО, и модель описания термина будет содержать указание на семантический тип в зависимости от решаемой задачи. Теоретической основой для построения модели лингвистической онтологии ПрО с нечеткими семантическими состояниями терминов является теория семантических состояний Колмогорова-Широкова.

Работа выполняется на материале предметной области «Физика магнитных явлений» (ФМЯ).

## 2. Основные положения теории семантических состояний

Центральной категорией концептуального моделирования языка выступает «*семантическое состояние языковой единицы*» (понятие «состояние языковой единицы» сформулировано А.Н. Колмогоровым, теоретически обосновано и формализовано В.А. Широковым)

Семантическое состояние слова и вообще любой языковой единицы определено как «множество признаков лексической и грамматической семантики», процесс понимания представлен как редукция некоторого начального (априорного) набора семантических состояний к некоторому определенному состоянию, характерному для анализируемого контекста [8].

Формальное соответствие между языковой единицей и ее семантическим состоянием определяется следующим образом:

$$\psi : X \rightarrow \Psi(X), \quad (2)$$

где  $X$  — некоторая единица языка;  $\psi$  — соответствие между  $X$  и  $\psi(X)$  — формальным объектом, который представляет семантическое состояние единицы  $X$ , имеющее своими детерминантами элементы средств материального выражения семантики.

Для единицы  $X$  семантические состояния составляют некое счетное множество, обозначим его символом  $\{\psi(X)\}$ . Класс определенных единиц языка обозначим символом  $W$ ; множество всех семантических состояний для всех  $X \in W$  обозначим через  $\Psi$ ,  $\Psi = \{\psi(X); X \in W\}$ .

Далее вводится оператор  $F$ , действие которого определено на множестве семантических состояний  $g$  и который интерпретируется как оператор значения определенной семантической категории (ими могут быть также и категории грамматической семантики: если  $F$  является оператором части речи, то его значениями являются:  $f_1$  — «существительное»,  $f_2$  — «глагол»,  $f_3$  — «прилагательное» и т.д.). Это означает, что  $F$  определяет некий интеллектуальный механизм, который, анализируя семантическое состояние  $\psi(X)$ , в котором находится единица  $X$ , идентифицирует конкретное значение семантической категории, отвечающей именно данному семантическому состоянию. Действие оператора  $F$  может быть выражено следующим образом:

$$F\psi_i(X) = f_i\psi_i(X), \quad (3)$$

где  $f_i$  — определенное значение семантической категории; функции  $\psi_i(X)$ ,  $i = 1, 2, \dots$  представляют семантические состояния словоформы  $X$ , которые маркируют ее принадлежность значению  $f_i$  категории  $F$ . Значения  $f_i$ ,  $i = 1, 2, \dots$  являются *собственными значениями оператора  $F$* , соответ-

ствующими семантическим состояниям  $\psi_i(X)$ ,  $i = 1, 2, \dots$ . Множество всех семантических состояний, соответствующих собственному значению  $f_i$ , будем называть множеством частных семантических состояний и обозначим символом  $\Psi(f_i)$ :

$$\Psi(f_i) := \{\psi : F\psi = f_i\psi_i\}. \quad (4)$$

Уравнение (3) в тех случаях, когда множество, которое пробегает индекс  $i$ , состоит более чем из одного элемента, представляет формальное выражение явления семантической многозначности. Для единиц лексического уровня — это полисемия и омонимия (как лексическая, так и грамматическая). В частности, в случае омонимии уравнение отображает ситуацию, когда словоформа  $X$  в одном контексте может находиться в состоянии, скажем, существительного, а в другом — в состоянии, например, глагола. Такую разновидность омонимии обычно называют межчастеречной омонимией.

В то же время в теории семантических состояний [8] отмечается, что существуют так называемые смешанные семантические состояния, для которых оператор  $F$  может характеризоваться двумя (и более) значениями. Формально такую ситуацию можно передать с помощью соотношения:

$$F\psi(X) = f_1\mu_1(\psi_1)\psi_1(X) + f_2\mu_2(\psi_2)\psi_2(X) + \dots, \quad (5)$$

где семантическое состояние  $\psi$  единицы  $X$  при действии на него оператора  $F$  расщепляется на два (и более), а именно:  $\psi_1(X)$  и  $\psi_2(X)$ , где  $\psi_1$  отвечает значению семантической категории  $f_1$ , а  $\psi_2(X)$  — значению семантической категории  $f_2$ ; лингвистический смысл функций  $\mu_1(\psi_1)$  и  $\mu_2(\psi_2)$  будет рассмотрен ниже.

Таким образом, смешанное семантическое состояние представляет собой своеобразное явление суперпозиции (смеси) чистых семантических состояний  $\psi_1(X)$  и  $\psi_2(X)$ , которые соответствуют частям речи  $f_1$  и  $f_2$ .

Формальный механизм описания подобных явлений осуществляется таким образом, как показано в [8]. Определим на множестве  $\Psi = \cup_f \Psi(f_i)$  структуру нечеткого в смысле Заде множества. Для этого на каждом из подмножеств  $\Psi(f_i)$  определим функцию принадлежности  $\mu_i(\psi)$ , которая для каждого  $\psi \in \Psi(f_i)$  приобретает определенное числовое значение из интервала  $[0, 1]$ :

$$\mu_i(\psi) \in [0, 1]. \quad (6)$$

При этом будем считать, что если  $\mu_i(\psi) = 1$ , то состояние  $\psi$  является чистым, а если  $\mu_i(\psi)$  меньше 1, соответствующее  $\psi$  является компонентом смешанного состояния, второй компонент которого  $\psi'$  (для двухкомпонентных состояний) принадлежит определенному множеству  $\Psi(f_j)$ ,  $i \neq j$ , со значением функции принадлежности  $\mu_j(\psi')$ ,



также меньшим 1, но таким чтобы выполнялось условие:

$$\mu_i(\psi) + \mu_j(\psi') = 1. \quad (7)$$

Тогда каждое из подмножеств  $\Psi(f_i)$  превращается в нечеткое множество с функцией принадлежности  $\mu_i(\psi)$ :

$$\Psi(f_i) \rightarrow \{\Psi(f_i), \mu_i(\psi), \psi \in \Psi(f_i)\}. \quad (8)$$

Элементами определенного таким образом нечеткого множества служат пары  $(\psi(f_i), \mu_i(\psi))$ . Вместе с этим структура нечеткого множества индуцируется и на всем множестве  $\Psi$  как объединении нечетких множеств (8) при выполнении условия (7). Функция принадлежности  $\mu_i(\psi)$  при этом приобретает интерпретацию как мера приобретения семантическим состоянием  $g$  свойств значения  $f_i$  категории  $F$ . Максимальное значение, равное 1, функция принадлежности принимает в чистых состояниях, которые характеризуют слова с однозначно определенным показателем принадлежности к некоторой семантической категории [8].

Обобщенное условие (7), а именно:  $\mu_1(\psi_1) + \mu_2(\psi_2) + \dots = 1$ , обеспечивает полноту семантических свойств рассмотренного слова и замкнутость семантического описания.

### 3. Нечеткие семантические состояния в онтологии ПрО

При проектировании онтологий ПрО, особенно в области естественных наук, на этапе общего анализа ПрО обычно проводят классификацию понятий. Все понятия ПрО объединяют в несколько групп (количество которых может быть достаточно большим) в соответствии с их значением в рамках данной ПрО. Назовем эти семантические группы или классы — *онтологическими классами* по лексическому значению.

В основном понятия принадлежат какому-либо одному классу, однако в каждой ПрО найдется некоторое число понятий (терминов), которые принадлежат одновременно нескольким группам (классам). Для отражения этой ситуации в концептуальной модели ПрО предполагается использовать нечеткие множества Л.Заде и теорию семантических состояний Колмогорова-Широкова.

Для онтологий предметных областей ввиду указанной выше ситуации имеет смысл ввести «оператор лексического онтологического класса». Тогда его значениями будут названия тех групп или классов понятий, которые были выделены при проектировании онтологии. Точно так же, как и в случае с категориями грамматической семантики, термины онтологии ПрО могут находиться в одном чистом состоянии (принадлежать одному *онтологическому классу*), в нескольких чистых состояниях (т.е. принадлежать нескольким *онтологическим классам*, что зависит от задачи, решаемой с помощью

онтологии), а также в смешанном — нечетком семантическом состоянии.

Как уже говорилось, проектирование онтологии ПрО начинается с анализа ПрО и выделения лексических онтологических классов понятий. Названия этих классов не являются родовыми понятиями для какого-либо из таксонов внутри онтологии, они лишь означают тип понятия в разрезе его свойств, ключевых для ПрО. Введем оператор  $S$ , действие которого определено на множестве семантических состояний  $g$  и который интерпретируется как оператор значения семантической категории —  $S$  является оператором *лексического онтологического класса*. Его значениями будут являться:  $s_1$  — название класса 1,  $s_2$  — название класса 2,  $s_i$  — название  $i$ -того класса.

Попытаемся посредством  $S$  установить определенный интеллектуальный механизм, который, анализируя семантическое состояние  $\psi(t)$ , в котором находится термин  $t \in \langle T \rangle$  онтологии  $O$  (см. 1), идентифицирует определенное значение конкретной семантической категории, отвечающее этому семантическому состоянию. Тогда результат классификации терминов ПрО можно представить в виде действия оператора  $S$ :

$$S\psi_i(t) = s_i\psi_i(t), \quad (9)$$

где  $s_i$  — определенное значение семантической категории; функции  $\psi_i(t), i = 1, 2 \dots$  представляют семантические состояния термина онтологии  $t$ , которые маркируют его принадлежность значению  $s_i$  категории  $S$ .

Уравнение (9) в тех случаях, когда множество, которое пробегает индекс  $i$ , состоит более чем из одного элемента, представляет ситуацию, когда некоторое понятие ПрО, выраженное термином  $t$ , может принадлежать нескольким лексико-онтологическим классам в зависимости от задачи. Если же термин находится в смешанном состоянии, то

$$S\psi(t) = s_1\mu_1(\psi_1)\psi_1(t) + s_2\mu_2(\psi_2)\psi_2(t) + \dots, \quad (10)$$

где  $\mu_i(\psi) \in [0, 1]$  — это функция принадлежности семантического состояния  $\psi$  термина  $t$  лексико-онтологическому классу с наименованием  $s_i$ . При этом должно выполняться условие семантической полноты (7).

Таким образом, *лексико-онтологические классы* представляют собой нечеткие множества, где часть элементов принадлежит одновременно, по крайней мере, двум классам.

### 4. Модель лингвистической онтологии ПрО

Лингвистические онтологии, как уже было сказано, содержат помимо собственно формальной онтологии еще и большое количество структурированной лингвистической информации об объектах онтологии. Одна из наиболее подробных моделей

описана в работе [9], где лингвистическую компоненту онтологии формально описывает структура вида  $LS(\Psi^L, G^L)$ , где  $\Psi^L$  — множество объектов,  $G^L$  — множество атрибутов объектов. Множество атрибутов складывается из множества лексических параметров; множества синтаксических параметров (параметры правил синтаксического согласования составляющих); множества грамматических категорий; множества композиционных параметров (параметры правил образования многословных терминов, правил вариативности элементов); множества дистантных параметров (расстояние между составляющими термина).

Задачи, связанные с категориями грамматической семантики (например, снятие омонимии при автоматическом анализе текста), вполне эффективно решаются с помощью приведенной выше модели лингвистической онтологии. Однако для задач, где необходимо оперировать знаниями ПрО, имеет смысл дополнить модель лингвистической онтологии параметрами и механизмами, обеспечивающими более точное оперирование смыслом понятий в зависимости от задачи.

На основании вышеизложенного подхода (определения нечетких семантических состояний терминов онтологии ПрО) и модели описания лингвистической компоненты онтологии, приведенной в [9], была разработана концептуальная модель лингвистической онтологии по физике магнитных явлений (ФМЯ), включающая в себя лексикографическую параметризацию терминов онтологии и формальное описание других структурных элементов — отношений и функций.

### 5. Модель описания терминов

Онтология по ФМЯ разрабатывается на основе словаря терминов по ФМЯ (русский-украинский-английский). Результаты работы опубликованы в [11]. Лексикографическая параметризация для любого термина  $t \in \langle T \rangle$  из формулы (1) включает в себя следующие параметры:  $t(t^S, t^{L1}, t^{L2}, \langle t^G \rangle, t^D, \langle t^C \rangle, t^{St})$ , где  $t^S$  — орфографический стандарт (русский язык),  $t^{L1}$  — переводные эквиваленты на язык L1 (украинский язык),  $t^{L2}$  — переводные эквиваленты на язык L2 (английский язык),  $\langle t^G \rangle$  — множество грамматических параметров,  $t^D$  — дефиниция текстовая,  $\langle t^C \rangle$  — множество контекстных примеров,  $t^{St}$  — семантическое состояние термина, описанное по формуле (10). Причем для термина  $t$  значение функции принадлежности  $\mu_i(\psi)$  лексико-онтологическому классу  $s_i$  выставляется по экспертной оценке.

### 6. Описание структурных элементов ЛО ПрО (отношений и функций)

Множество отношений между терминами онтологии ФМЯ включает в себя не только отношения типа род-вид и часть-целое, но и подробно

структурированную систему ассоциативных отношений [12]. Для  $\forall r \in \langle R \rangle$  из (1)  $r(r^t, t^{from}, t^o, \langle r^{log} \rangle, w)$ , где  $r^t$  — тип отношения (наименование связи),  $t^{from}$  — узел (термин) из которого исходит связь,  $t^o$  — узел в который входит связь,  $\langle r^{log} \rangle$  — множество логических характеристик связи (транзитивность, симметричность),  $w$  — вес связи.

Функциональность онтологии описывается кортежем из нескольких параметров: для  $\forall f \in \langle F \rangle$  из (1)  $f(f^n, \langle p^{in} \rangle, \langle p^{out} \rangle, \langle f^{lim} \rangle)$ , где  $f^n$  — наименование функции,  $\langle p^{in} \rangle$  — входные параметры,  $\langle p^{out} \rangle$  — выходные параметры,  $\langle f^{lim} \rangle$  — ограничения, в т.ч. и на семантический тип терминов, передаваемых в функцию в качестве входных параметров.

### 7. Взаимодействие с онтологией задач

Объектами лингвистического анализа являются тексты на ЕЯ, обработка которых производится для определенной целевой задачи. Внутри ПрО выделяют некоторое множество типовых элементарных задач (сценариев), из которых можно конструировать более сложные. Это множество объединяют и описывают в отдельной онтологии — *онтологии задач*.

Формально онтологию задач  $O^Z$  можно представить так:  $O^Z = \langle T^Z, R^Z, F^Z \rangle$ , где  $\langle T^Z \rangle$  — множество типовых для данной ПрО задач,  $\langle R^Z \rangle$  — множество связей между  $t^Z \in \langle T^Z \rangle$ , и  $\langle F^Z \rangle$  — множество функции интерпретации.

Причем  $t^Z \in \langle T^Z \rangle$  — некоторая задача (сценарий), типовая для данной ПрО ситуации, представленная фреймом, содержащим ограничения на свойства терминов из ЛО ПрО и сценарии обработки данных содержащихся в ЛО ПрО.

$r^Z \in \langle R^Z \rangle$  — связь между узлами онтологии задач  $t^Z$ . Учитывая тот факт, что из элементарных задач  $t^Z$  необходимо «собирать» более сложные задачи, связи  $r^Z$  могут быть двух типов: «часть-целое», «род-вид». Т.е для онтологии задач актуальны только иерархические связи.

$f^Z \in \langle F^Z \rangle$  — функции онтологии задач. Они могут быть двух типов:

1) функции, объединяющие типовые элементарные задачи в некоторую последовательность, которая является более сложной ситуацией (состоящей из нескольких простых);

2) функции наложения типовой задачи  $t^Z$  или последовательности типовых задач (сформированной функцией первого типа) на онтологию ПрО.

### 8. Методика выполнения

Вышеизложенная модель онтологии сформирована в ходе работ по составлению онтологии по физике магнитных явлений (ФМЯ). Предыдущие этапы работ были изложены в публикациях [10-12]. На определенном этапе, помимо установления связей типа «род-вид» и «часть-целое»,

было признано целесообразным ввести более детальное описание ассоциативных — проблемно-специфических связей. Для определения типов *Проблемно-специфических связей* была введена некоторая типизация понятий ПрО, а именно, всем терминам словаря сопоставлены пять классов понятий: Сущность/Актор, Процесс, Явление, Свойство, Характеристика. В ходе классификации понятий и установления связей стало очевидным, что некоторые понятия в зависимости от точки зрения (т.е. от рассматриваемой задачи) могут менять принадлежность к классу, а некоторые практически пребывают в состоянии смешанного типа. Так, например, «*намагниченность*» является физическим *явлением*, однако с другой точки зрения намагниченность это свойство магнитных материалов, следовательно, является *свойством* другого понятия — «*магнетик*». Т.е. тут налицо переход понятия из одного *лексико-онтологического класса* в другой. Однако, исходя из текстов, нельзя сказать, что происходит значительное изменение значения понятия и его онтологического окружения, т.е. можно сказать, что данное понятие существует в смешанном — *нечетком семантическом состоянии*. То же касается смешанных состояний терминов, относящихся к классам *явление* и *процесс*. Действительно, физический смысл некоторых явлений позволяет рассматривать их как процессы. С другой стороны — в определенных контекстах некоторые процессы упоминаются как явления. Рассмотрим на примере из текстов особенности онтологического окружения терминов в зависимости от принадлежности к лексико-онтологическим классам *процесс* или *явление*.

Пример 1. Термин: РАЗМАГНИЧИВАНИЕ. (*процесс-явление*)

Текст 1. Само явление сверхбыстрого размагничивания при воздействии фемтосекундных лазеров было открыто в далеком 1996 году. Однако тогда считалось, что явление размагничивания происходит в материале равномерно для каждого атома, находящегося в структуре ферросплава. <...> Складывается впечатление, что процесс обменного взаимодействия атомов просто-напросто не успевает оказать такое влияние на никелевые атомы, находящиеся в железоникелевом сплаве. По этой причине явление размагничивания в атомах железа происходит быстрее, чем в никеле. ([http://sfiz.ru/page.php?al=vyjavleno\\_tochnoe\\_vremja](http://sfiz.ru/page.php?al=vyjavleno_tochnoe_vremja))

Текст 2. <...> При этом процесс размагничивания может проходить неравномерно и после уменьшения амплитуды размагничивающего поля на поверхности до нуля в глубине образца намагниченность может оказаться не равной нулю. <...> Из сказанного выше ясно, что для правильного проведения размагничивания важна не только максимальная амплитуда напряженности

размагничивающего поля, определяемая материалом ферромагнетика, но также частота размагничивающего поля и время, в течение которого проходит процесс размагничивания.

([http://www.nbuu.gov.ua/portal/natural/Vcpi/EtPT/2011\\_19/14.pdf](http://www.nbuu.gov.ua/portal/natural/Vcpi/EtPT/2011_19/14.pdf))

В тексте 1, где говорится о явлении, присутствуют связи с другими явлениями, процессами (*1.обменное взаимодействие*). Как правило, это причинно-следственные связи или связь типа «род-вид».

В тексте 2, где говорится о процессе — параметры процесса, параметры процессов или явлений, являющихся причиной для данного процесса (*2.амплитуда размагничивающего поля, частота размагничивающего поля*), кроме этого могут присутствовать: продолжительность процесса, условия, параметры начального состояния, параметры конечного состояния.

В обоих типах контекстов присутствует связь с термином, означающим среду возникновения данного процесса или явления (*1.железоникелевый сплав, 2.ферромагнетик*), иногда присутствуют характеристики или свойства этой среды (*2.намагниченность*).

Пример 2. Термин: МАГНИТНАЯ АНИЗОТРОПИЯ (*свойство вещества(образца) — явление*).

Рассмотрим, каким образом изменение лексико-онтологического класса термина отразится на наличии/отсутствии связей и онтологическом окружении термина в тексте. В текстах 1 и 2 термин «магнитная анизотропия» употреблен в значении *свойства* вещества или образца из этого вещества. В тексте 3 — в значении *явления*.

Схемы текстов (рис. 1-3) являются результатом наложения семантической сети понятий—терминов, присутствующих в тексте, на онтологию ФМЯ. Термины в пунктирной рамке не присутствуют в тексте, однако через них идет связь с другими терминами в онтологии ФМЯ.

Текст 1. (из статьи «Магнитотвердые материалы») Для затруднения вращения вектора домена используют вещества с очень сильной магнитной анизотропией (некоторые типы ферритов) или обеспечивают вытянутую форму доменов (в сплавах). (<http://www.megabook.ru/Article.asp?AID=648390>).

Текст 2. Магнитные свойства и удельное сопротивление пермаллоя сильно зависит от его состава. Легкое намагничивание этого сплава в слабых полях обусловлено практическим отсутствием у него магнитной анизотропии и явления магнитострикции. Вследствие слабой анизотропии облегчается поворот магнитных моментов из направления легкого намагничивания в направление поля, а благодаря отсутствию магнитострикции при намагничивании не возникает механических напряжений,



затрудняющих смещение доменных границ под действием слабого поля. (<http://www.megabook.ru/Article.asp?AID=661123>)

Пояснение: на рис. 2 связь «*Среда*<<*Процесс, Явл*» означает среду возникновения (существования) данного процесса или явления — один из видов проблемно-специфических связей [12].

Текст 3. Оказывается, в некоторых направлениях намагничивание кристалла происходит легко, и насыщение достигается даже в слабых полях; в других же направлениях намагнитить кристалл гораздо труднее — для этого требуются очень сильные поля. Иными словами, магнитные моменты областей под действием поля в одних направлениях по отношению к решётке кристалла поворачиваются сравнительно свободно, а в других — так, как будто их повороту препятствуют какие-то силы. Это явление получило название магнитной анизотропии, а силы, препятствующие повороту магнитных моментов — силами магнитной анизотропии. Направления, в которых эти моменты поворачиваются свободно, называются осями лёгкого намагничивания. Направления же, в которых они поворачиваются с трудом, называются осями трудного намагничивания.

Магнитную кристаллографическую анизотропию можно характеризовать энергией магнитной кристаллографической анизотропии  $E_k$ , т.е. той частью полной свободной энергии ферромагнетика, которая зависит только от ориентации вектора спонтанной намагничённости в кристалле.

Константа магнитной анизотропии  $K$  отражает степень реализации в материале явления магнитной анизотропии.

Из приведенных схем можно заключить следующее: переход понятия из класса «свойство» в состояние смешанного типа «явление/свойство» сопровождается изменением типа связей понятия. В схемах к текстам 1 и 2 у термина «магнитная анизотропия» есть только подвид. А в схеме к тексту 3, где термин в большей степени относится к классу «явление», появляются связи с терминами класса «характеристика» — количественно описывающими данное «явление/свойство».

Таким образом, переход термина из класса «свойство» в нечеткое состояние «явление/свойство» означает более детальное физическое описание (пример 2). С другой стороны переход терминов из класса «процесс» в класс «явление» (пример 1), как правило, связан с более общим взглядом на физическое явление. Состав связей термина в тексте, его онтологическое окружение зависит от принадлежности к тому или иному лексико-онтологическому классу.

Замечание. Термины, способные переходить из одного лексико-онтологического класса в другой, в большинстве случаев в тексте находятся в нечетких семантических состояниях.

Введя параметр  $t^{sst}$ , описанный по формуле (10), в модель термина онтологии, для тех терминов, которые могут менять свой лексико-онтологический класс и находятся в нечетком состоянии, мы

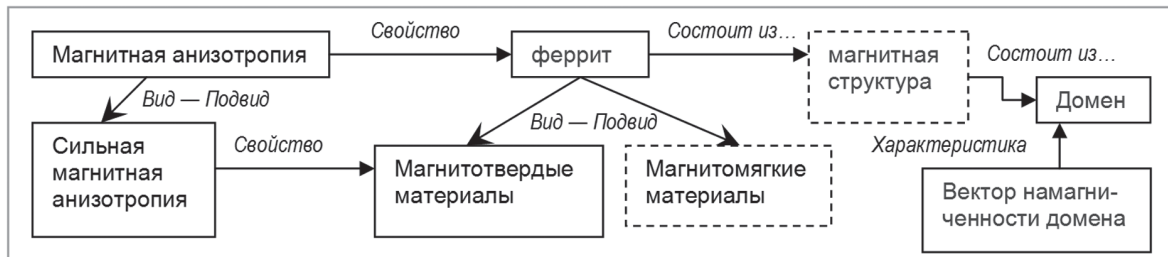


Рис. 1. Схема текста 1

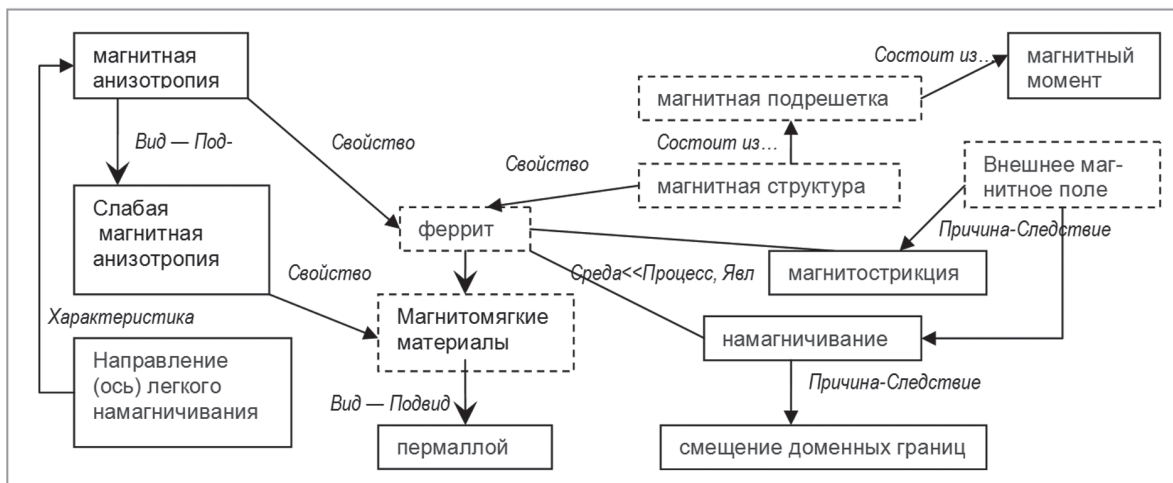


Рис. 2. Схема текста 2



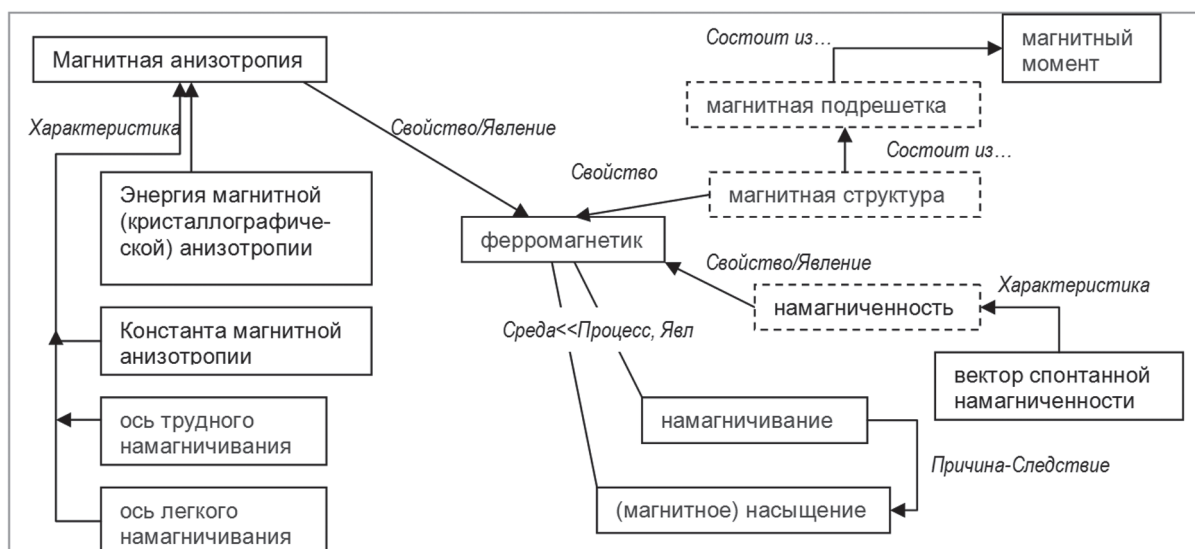


Рис. 3. Схема текста 3

получаем возможность выборочно подключать связи как для типа  $t^{ssr1}$ , так и для  $t^{ssr2}$  с учетом коэффициентов из формулы (10). Эти коэффициенты можно задать с помощью параметров типовой задачи из онтологии задач в соответствии со смыслом этой задачи, т.е. таким образом определить точку зрения на данный термин как на процесс, явление или свойство.

### Заключение

Проектируя системы, работающие со знаниями, разработчики стараются создавать такие модели представления знаний, которые могли бы приблизиться к когнитивным особенностям человеческого интеллекта. Вследствие этой тенденции, наблюдается развитие гибридных моделей знаний, в том числе на основе нечетких множеств и нечетких вычислений. Представленная модель лингвистической онтологии разработана на основе теории нечетких семантических состояний Колмогорова-Широкова. Исходя из положений этой теории, было введено понятие лексико-онтологического класса и исследованы особенности перехода понятий онтологии между классами и существование нечетких семантических состояний. Разработанная лексикографическая параметризация термина онтологии позволяет задавать лексико-онтологический класс термина в зависимости от решаемой задачи. Показано, что смена лексико-онтологического класса отражается на онтологическом окружении термина. Возможность вариативного подключения онтологического окружения термина в зависимости от условий решаемой задачи может быть использована в задачах поиска или в работе экспертных систем.

Автор приносит глубокую благодарность академику НАН Украины В.А.Широкову за внимание к работе автора над онтологией по физике

магнитных явлений и помощь в написании статьи. Автор благодарит доктора физ.-мат. наук, профессора В.Н.Бержанского — эксперта в области физики магнитных явлений за постоянные консультации.

**Список литературы:** 1. Gruber T.R. A translation approach to portable ontologies. [Text]/ Gruber T.R. // Knowledge Acquisition V.5(2), P. 199-220 — 1993. 2. Gomez-Perez A. Ontological Engineering with examples from the areas of Knowledge management, e-Commerce and the Semantic Web — 2nd. Ed. [Text]/ Gomez-Perez A., Fernando-Lopez M., Corcho O.// — London, Springer-Verlag — 2004. 3. Fernandez M. A Building a Chemical Ontology Using Methontology and the Ontology Design Environment [Text] / Fernandez M., Gomez-Perez A., Pazos J.// IEEE Intelligent Systems, Jan./Feb. Pages 37-46, 1999. 4. Пивоварова, Л. М. Компоненты онтологических систем и их реализация в современных проектах. [Электронный ресурс] / Л. М. Пивоварова, В. Ш. Рубашкин // X Всероссийская объединенная конференция “Интернет и современное общество” (IMS-2007) 23–25 октября 2007 г., Санкт-Петербург. — Режим доступа : <http://conf.infosoc.ru>. — Загл. с экрана. 5. Нечипоренко, А. В. Система автоматизированного извлечения знаний из текстов на естественном языке. [Электронный ресурс] / Нечипоренко А. В. // Труды международной научно-технической конференции “Информационные системы и технологии — 2003” НГТУ, Новосибирск, 2003г. Режим доступа : <http://www.noolab.ru/index.php?id=stat&show=18>. — Загл. с экрана. 6. Добров, Б.В. Лингвистическая онтология по естественным наукам и технологиям для приложений в сфере информационного поиска. [Электронный ресурс] / Б.В. Добров, Н.В. Лукашевич // Web Journal of Formal, Computational & Cognitive Linguistics. — Режим доступа: URL: [http://fccl.ksu.ru/issue\\_spec/docs/oent-kgu.doc](http://fccl.ksu.ru/issue_spec/docs/oent-kgu.doc). — Загл. с экрана. 7. Невзорова, О. А. Многоуровневая онтологическая система для планирования решений прикладных задач [Электронный ресурс] / О. А. Невзорова // Материалы международной научно-технической конференции OSTIS-2011, стр. Минск БГУИР. — Режим доступа: <http://conf.ostis.net/index.php>. — Загл. с экрана. 8. Широков, В.А. Элементы

лексикографіп [Текст] / В.А.Широков. — К.: «Довіра», 2005. 304 с. Розділ 5. Семантичні стани мовних одиниць та їх роль у моделюванні мови. — С.224-254. **9. Невзорова, О.А.** Онтологическая поддержка методов решения задач семантико-синтаксического анализа текстов [Электронный ресурс] // Материалы конференции КИИ-2008. г. Дубна 29 сентября — 3 октября, 2008. — Режим доступа: [www.gaa1.org/cai-08/files/cai-08\\_paper\\_234.doc](http://www.gaa1.org/cai-08/files/cai-08_paper_234.doc). — Загл. с экрана. **10. Бержанский, В.Н.** Формирование онтологии на материале терминосистемы физики магнитных явлений [Текст] / В.Н. Бержанский, Е.В. Потапова, О.Ю. Салюк // Прикладна лінгвістика та лінгвістичні технології: MegaLing 2007: сб.науч. тр./ отв.ред. В.А. Широков. — К.: Довіра, 2008, С.61-67. **11. Дикарева, С.С.** Инструментальная лексикографическая система в области физики магнитных явлений [Текст] / С.С. Дикарева, В.Н. Бержанский, С.Н. Полулях, Е.В. Потапова // «Бионика интеллекта». — Харьков:ХНУРЭ, № 2(71), 2009, С. 48-53. **12. Бержанский, В.Н.** Классификация связей между понятиями в онтологии по физике магнитных явлений. [Текст] / В.Н. Бержанский, Е.В. Потапова // Прикладна лінгвістика та лінгвістичні технології: MegaLing 2010: сб.науч. тр./ отв. ред. В.А.Широков. — К.: Довіра, 2010, С.12-21.

*Поступила в редколлегию 30.07.2012*

УДК 004.82

**Модель лінгвістичної онтології предметної області з нечіткими семантичними станами термінів** / О.В. Потапова // Біоніка інтелекту: наук.-техн. журнал. — 2012. — № 2 (79). — С. 95–102.

У статті представлена оригінальна модель лінгвістичної онтології на основі теорії нечітких семантичних станів Колмогорова-Широкова.

Модель забезпечує варіативність підключення онтологічного оточення терміна у залежності від умов розв'язуваної задачі і може бути використана в задачах пошуку або в роботі експертних систем.

Л. 3. Бібліогр.: 12 найм.

UDK 004.82

**Linguistic domain ontology model with terms in semantic fuzzy state** / E.V. Potapova // Bionics of Intelligence: Sci. Mag. — 2012. — № 2 (79). — P. 95–102.

The model of linguistic ontology based on the Kolmogorov-Shirokov theory of fuzzy semantic states is proposed in the article. The notion of lexical-ontological class was introduced. The features of the ontology terms transition between the classes and the existence of fuzzy semantic states were investigated. The model provides an opportunity to vary the ontological environment of the term depending on the problem being solved and can be used in search systems, or in expert systems.

Fig. 3. Ref.: 12 items.

## ОБ АВТОРАХ

---

<b>Афанасьев Вадим Алексеевич</b>	80	канд. физ.-мат. наук, доцент кафедры высшей математики Харьковского национального университета радиоэлектроники
<b>Борисова Наталья Владимировна</b>	89	ассистент кафедры интеллектуальных компьютерных систем Национального технического университета «Харьковский политехнический институт»
<b>Босенко Глеб Андреевич</b>	38	студент Сумского государственного университета
<b>Вечирская Ирина Дмитриевна</b>	84	канд. техн. наук, старший научный сотрудник кафедры программной инженерии Харьковского национального университета радиоэлектроники
<b>Высоцкая Елена Владимировна</b>	63	канд. техн. наук, доцент кафедры биомедицинских электронных устройств и систем Харьковского национального университета радиоэлектроники
<b>Гинзбург Мария Михайловна</b>	13	аспирант кафедры информатики Харьковского национального университета радиоэлектроники
<b>Гребенник Игорь Валериевич</b>	8	д-р техн. наук, профессор кафедры системотехники Харьковского национального университета радиоэлектроники
<b>Довбыш Анатолий Степанович</b>	38	д-р техн. наук, профессор, заведующий кафедрой компьютерных наук Сумского государственного университета
<b>Жихарева Наталья Владимировна</b>	53	канд. мед. наук, ассистент кафедры педиатрии и неонатологии ГУ «ЗМАПО МЗ Украины», г. Запорожье
<b>Зайко Татьяна Анатольевна</b>	53	аспирантка кафедры программных средств Запорожского национального технического университета
<b>Зайцев Сергей Алексеевич</b>	43	аспирант кафедры программных средств Запорожского национального технического университета
<b>Иващенко Георгий Станиславович</b>	33	аспирант кафедры электронных вычислительных машин Харьковского национального университета радиоэлектроники
<b>Ильин Максим Анатольевич</b>	80	инженер телецентра Харьковского национального университета радиоэлектроники
<b>Калита Надежда Ивановна</b>	23	канд. техн. наук, доцент кафедры системотехники Харьковского национального университета радиоэлектроники
<b>Канищева Ольга Валерьевна</b>	89	канд. техн. наук, доцент кафедры интеллектуальных компьютерных систем Национального технического университета «Харьковский политехнический институт»
<b>Кораблев Николай Михайлович</b>	33	д-р техн. наук, профессор кафедры электронных вычислительных машин Харьковского национального университета радиоэлектроники
<b>Кушнарв Максим Владимирович</b>	33	аспирант кафедры электронных вычислительных машин Харьковского национального университета радиоэлектроники
<b>Литвин Олег Олегович</b>	19	канд. физ.-мат. наук, доцент кафедры высшей и прикладной математики Украинской инженерно-педагогической академии
<b>Литвиненко Александр Сергеевич</b>	8	студент факультета автоматизации и компьютеризированных технологий Харьковского национального университета радиоэлектроники

<b>Ляховец Алена Витальевна</b>	76	м.н.с. кафедры программной инженерии Харьковского национального университета радиоэлектроники
<b>Москаленко Вячеслав Васильевич</b>	47	аспирант кафедры компьютерных наук Сумского государственного университета
<b>Наталуха Юрий Владимирович</b>	80	канд. техн. наук, доцент кафедры высшей математики Харьковского национального университета радиоэлектроники
<b>Олейник Андрей Александрович</b>	53	канд. техн. наук, доцент кафедры программных средств Запорожского национального технического университета
<b>Оробинский Павел Андреевич</b>	3	аспирант факультета прикладной математики и менеджмента Харьковского национального университета радиоэлектроники
<b>Перепелкина Людмила Владимировна</b>	28	аспирант кафедры прикладной математики Харьковского национального университета радиоэлектроники
<b>Печерская Анна Ивановна</b>	63	аспирант кафедры биомедицинских электронных устройств и систем Харьковского национального университета радиоэлектроники
<b>Потапова Елена Владимировна</b>	95	аспирант УМИФ НАНУ (г.Киев), м.н.с. центра когнитивной и прикладной лингвистики Таврического национального университета им. В.И.Вернадского, г.Симферополь
<b>Путятин Евгений Петрович</b>	3, 13	д-р техн. наук, профессор, заведующий кафедрой информатики Харьковского национального университета радиоэлектроники
<b>Синельникова Ольга Игоревна</b>	28	канд. техн. наук, доцент кафедры информатики Харьковского национального университета радиоэлектроники
<b>Солодовников Андрей Сергеевич</b>	72	ассистент кафедры биологической и медицинской физики и медицинской информатики Харьковского национального медицинского университета
<b>Солошенко Эльвира Николаевна</b>	63	д-р мед. наук, профессор, заведующая лабораторией аллергологии Государственного предприятия «Институт дерматологии и венерологии НАМНУ», г. Харьков
<b>Стадник Анна Анатольевна</b>	38	аспирант Сумского государственного университета
<b>Страшенко Анна Николаевна</b>	68	аспирант кафедры биомедицинских электронных устройств и систем Харьковского национального университета радиоэлектроники
<b>Субботин Сергей Александрович</b>	43, 53	канд. техн. наук, доцент кафедры программных средств Запорожского национального технического университета
<b>Танянский Сергей Станиславович</b>	58	д-р техн. наук, профессор кафедры ЭВМ Харьковского национального университета радиоэлектроники
<b>Титова Ольга Сергеевна</b>	8	аспирант кафедры системотехники Харьковского национального университета радиоэлектроники
<b>Токарев Владимир Владимирович</b>	80	канд. техн. наук, доцент кафедры электронных вычислительных машин Харьковского национального университета радиоэлектроники
<b>Чайников Сергей Иванович</b>	72	канд. техн. наук, профессор кафедры системотехники Харьковского национального университета радиоэлектроники
<b>Четвериков Григорий Григорьевич</b>	84	д-р техн. наук, профессор кафедры программной инженерии Харьковского национального университета радиоэлектроники



## ПРАВИЛА оформлення рукописів для авторів науково-технічного журналу «БІОНІКА ІНТЕЛЕКТУ»

Науково-технічний журнал «Біоніка інтелекту» приймає до друку написані спеціально для нього оригінальні рукописи, які раніше ніде не друкувались. Структура рукопису повинна бути такою: індекс УДК, заголовок, відомості про авторів, анотація, ключові слова, вступ, основний текст статті, висновки, список використаної літератури.

Відповідно до Постанови ВАК України від 15.01.2003 №7-05/1 (Бюлетень ВАК, №1, 2003, с. 2), стаття повинна мати такі необхідні елементи: постановка проблеми в загальному вигляді та її зв'язок із важливими науковими чи практичними завданнями; аналіз останніх досліджень і публікацій і виділення не вирішених раніше частин загальної проблеми в даній області; формулювання цілей та завдань дослідження; виклад основного матеріалу досліджень з повним обґрунтуванням отриманих наукових результатів; висновки з даного дослідження та перспективи подальших досліджень у даному напрямку.

Статті мають бути виконані в редакторі Microsoft Word. Формат сторінки – А4 (210x297 мм), поля: верхнє – 25 мм, нижнє – 20 мм, ліве, праве – 17 мм. Кількість колонок – 2, з інтервалом між ними 5 мм, основний шрифт Times New Roman, кегль основного тексту – 10 пунктів, міжрядковий інтервал – множник (1,1), абзацний відступ – 6 мм. Обсяг рукопису – від 4 до 12 сторінок (мови: російська, українська, англійська).

УДК друкується з першого рядка, без відступів, вирівнювання по лівому краю.

*Назва статті* друкується прописними літерами; шрифт прямий, напівжирний, кегль 12. *Назви розділів* нумерують арабськими цифрами, виділяють жирним шрифтом. Відступи для назви статті, ініціалів та прізвищ авторів, відомостей про авторів, назв розділів, вступу та висновків, списку літератури: зверху – 6 пт, знизу – 3 пт.

*Анотацію* (мовою статті, абзац 4-10 рядків, кегль 9) розміщують на початку статті, в ній має бути розміщена інформація про результати описаних досліджень.

*Ключові слова* (4-10 слів з тексту статті, які з точки зору інформаційного пошуку несуть змістовне навантаження) наводять мовою рукопису, через кому в називному відмінку, кегль 9.

*Малюнки та таблиці* (чорно-білі, контрастні) розміщуються у тексті після першого посилання у вигляді окремих об'єктів і нумерують арабськими цифрами наскрізно нумерацією за наявності більше ніж одного об'єкта. Невеликі схеми, що складаються з 3-4 елементів виконують, використовуючи вставку об'єкта Рисунок Microsoft Word. Більш складні виконують у графічних редакторах у вигляді чорно-білих графічних файлів форматів .tiff, .jpg, .wmf, .cdr із розділенням 300 dpi. Рисунки мають міститися у текстовому файлі й обов'язково

подаватися окремим файлом з відповідною назвою (наприклад, Рис.1.cdr).

Усі елементи малюнка, включаючи написи, повинні бути згруповані. Усі написи в малюнках і таблицях мають бути виконані шрифтом Times New Roman, кегль у малюнках – 10, у таблицях – 9.

Малюнок повинен мати центрований підпис (поза малюнком), шрифт 9, відступи зверху і знизу по 6 пт. Ширина малюнка має відповідати ширині колонки (або ширині сторінки).

*Формули, символи, змінні*, повинні бути набрані в редакторі формул MathType або Microsoft Equation. Формули розміщують посередині рядка й нумерують за наявності посилань на них у рукописі. Шрифт – Times New Roman. Висота змінної – 10 пунктів, великих і малих індексів – 8 пт, основний математичний символ – 12 (10) пт. Змінні, позначені латинськими літерами, набирають курсивом, грецькі літери, скорочення російських слів і цифри – прямим написанням. Змінні, які є в тексті, також набирають у редакторі формул.

*Список літератури* вміщує опубліковані джерела, на які є посилання в тексті, укладені у квадратні дужки, друкують без абзацного відступу, кегль 9 пт, відступ зверху – 6 пт.

Після списку літератури з відступом зверху 6 пт зазначають дату подання статті до редколегії. Число та місяць задають двозначними числами через крапку. Розмір шрифта – 9 пт, курсив, вирівнювання по правому краю.

*Реферати* (Times New Roman, кегль – 9 пунктів, 3-4 речення) подають російською та англійською мовами. Реферат не повинен дублювати текст анотації.

Разом із рукописом (на аркушах білого паперу формату А4 щільністю 80-90 г/м<sup>2</sup>, надрукований на лазерному принтері, у 2-х примірниках) необхідно подати такі документи:

1. Заяву, яку повинні підписати всі автори.
2. Акт експертизи про можливість опублікування матеріалів у відкритому друці.
3. Рецензію, підписану доктором наук.
4. Відомості про авторів.
5. Електронний варіант рукопису, реферату та відомостей про авторів.
6. Оплату за публікацію.

Необхідно також зазначити один з наступних тематичних розділів, якому відповідає рукопис:

1. Теоретичні основи інформатики та кібернетики. Теорія інтелекту
2. Математичне моделювання. Системний аналіз. Прийняття рішень
3. Інтелектуальна обробка інформації. Розпізнавання образів
4. Інформаційні технології та програмно-технічні комплекси
5. Структурна, прикладна та математична лінгвістика
6. Дискусійні повідомлення

## INSTRUCTIONS for authors of manuscripts of the scientific journal «BIONICS OF INTELLIGENCE»

---

The scientific journal “Bionics of intelligence” accepts for publication original manuscripts which have not been published earlier. The manuscript structure should be as follows: Universal Decimal Classification (UDC) title, authors’ initials and surname (in alphabetical order), abstract, key words, introduction, main text, conclusions, references.

According to the Editorial board resolution, based on the Presidium Convention of Ukraine’s Supreme Attestation Committee of 15.01.2003 №7-05/1 (Bulletin of Supreme Attestation Committee, №1, 2003, p. 2) manuscripts must have the following required elements: introduction (general statement of a problem and its relation to important scientific and practical tasks; analysis of recent research, publications and highlighting of unsolved parts of the general problem in the given field); formulating aims and tasks of research; presentations of the main research material with full substantiation of scientific results obtained; conclusions and perspectives of further research in the given field.

Manuscripts should be submitted in Microsoft Word. Page format - A4 (210x297mm), margins: top – 25mm, bottom – 20mm; left, right – 17mm. Double column format with 5mm spacing, font – Times New Roman, font size – 10 points, line spacing – multiplier (1,1), indentation – 6mm. The manuscript should be from 4 to 12 pages (languages: Russian, Ukrainian, English).

The UDC is published from the first line, without indentation, the alignment is by a left edge. The title is in capital letters; the type is medium bold-faced Roman; type size 12. The names of sections are of extra bold type and numbered in Arabic figures. There are indentions for the names of manuscripts, initials and surnames of authors, information about authors, the names of sections, introduction and conclusions, references: top – 6 pt; bottom – 3 pt.

An abstract (in the language of a manuscript, an indentation is made up of 4-10 lines; type 9) is in the beginning of an article and contains information about the results of described studies.

Key words (4-10 words from the text of an article, which from the point of view of information search bear sense in the language of a manuscript, by way of a comma in nominative case, type 9).

Figures and tables (black-and-white, sharp and of good quality) should be in a text after a first reference in the form of embedded item and numbered separately by Arabic numerals in case of more than one item. All legends of figures and tables, including inscriptions, must be grouped. All inscriptions in figures and tables must be in Times New Roman, font size in figures – 10, in tables – 9. A table title is to the right above the table

(font size – 9). The figure should contain a centered figure legend (outside a figure), font size 9, in the centre, top and bottom indentions – 6pt. The figure width must agree with the column width (or page width).

Equations, symbols, variables should be submitted in Math Type (Equation). Equations are centered and numbered in case of references in the text. The font – Times New Roman. The size of variable – 10 points, superscript and subscript characters – 8 pt, a main math. symbol – 12 (10) pt. Variables, designated by Latin letters, should be italicized; Greek letters, abbreviations of Russian words and figures should be set in Roman type. Variables which are in the text are also submitted in Math Type (Equation).

References, submitted to the state standards, include published sources that are referred to in the main text in square brackets, without an indentions, 9pt., top indentation – 6 pt.

The date of receiving an article by the Editorial board is designated after the references with top indentions – 6 pt. Date and month should be given in numbers by way of a full stop. The font size – 9 pt, italic type, alignment should be done on the right edge.

Abstracts should be submitted in two languages: Ukrainian and Russian (Times New Roman, 9 pt, 3-4 sentences). The text of a resume must not duplicate an abstract.

The following documents must be submitted together with a manuscript:

1. An application of the following form signed by all the authors:

”You are kindly requested to accept the paper (authors’ full names and the name of an paper should be indicated) in ..... pages (the number of pages should be indicated) for publication in the scientific journal “Bionics of intelligence”. We guarantee the payment.

Information about the authors (surname, first name and patronimic of each authors, place of work, degree, academic status, contact telephone, mailing and electronic addresses should be indicated).

Signatures of authors”.

2. The text of a manuscript on A4 format white color sheets of 80-90gr/m<sup>2</sup> density typed on a laser printer.

3. A certificate of expertise about a possibility of having the materials published in the press.

4. A review signed by a doctor of sciences.

5. Information about the authors.

6. An electronic variant of a manuscript, an abstract and information about the authors (on a 3.5” diskette or by electronic mail).

7. A receipt of payment for publication.

## АЛГЕБРО-ЛОГІЧНІ ЗАСОБИ МОДЕЛЮВАННЯ ПРИРОДНОЇ МОВИ

Проведено аналіз алгебро-логічної структури природної мови. Розглянуто концептуально-методолгічний підхід до мови людини, що дозволяє сприймати її як деяку алгебру, а її тексти – як формули цієї алгебри.

МОВА ПРИРОДНА, АЛГЕБРА ПРЕДИКАТИВ, ВІДНОШЕННЯ, АЛГЕБРА ПРЕДИКАТНИХ ОПЕРАЦІЙ

### Вступ

Формальним моделям семантико-синтаксичних структур мови відводиться вирішальна роль у сучасній проблематиці комп'ютерної лінгвістики та системах штучного інтелекту (ШтІ). Це пов'язано з необхідністю створення програмно-апаратного комплексу генерації та аналізу речень природної мови (ПМ).

### 1. Дослідження алгебро-логічної структури природної мови

У роботі використовується апарат алгебри предикатів [1]. Множина  $U$  може бути як скінченною, так нескінченною. У першому випадку простір  $U^m$  називатимемо скінченним, а в іншому – нескінченним.

$$P(x_1, x_2, \dots, x_n) = \begin{cases} 0, & \text{якщо } (x_1, x_2, \dots, x_n) \notin T \\ 1, & \text{якщо } (x_1, x_2, \dots, x_n) \in T. \end{cases} \quad (1)$$

Згідно з (1) можливий перехід від будь-якого відношення  $T$  до відповідного йому предикату  $P$ . Предикат  $P$ , що знаходимо по (1), називатимемо характеристичною функцією відношення  $T$ .

### 2. Шляхи автоматизації обробки мовної інформації

У даний час в системах штучного інтелекту машинний словник та комплекс програм (тезауруси) використовуються, як правило, для виконання будь-якої однієї функції.

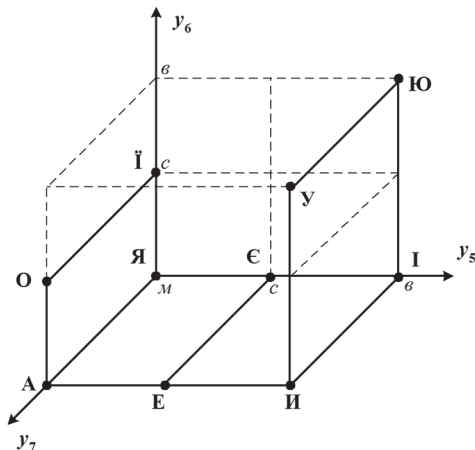


Рис. 1. Тривимірний простір ознак для голосних фонем

### Висновки

У статті запропонована узагальнену структуру інтелектуальної системи, яка відповідає новій інформаційній технології рішення задач на ЕОМ, що орієнтовані на досягнення високорівневої технології обробки мовної інформації (отримання нової якості). Істотно новим в роботі є розширення алгебри скінченних предикатів (АСП). Тепер вона охоплює не тільки скінченні предикати, а також – нескінченні. Тепер область її рекомендованого застосування розширена та охоплює довільні відношення, які далі будемо описувати за допомогою ДКАП.

### Список літератури:

Поступила до редколегії 15.02.20012

УДК 519.62

Алгебро-логические средства моделирования естественного языка / Г.Г. Четвериков, И.Д. Вечирская // Бионика интеллекта: науч.-техн. журнал. 2007. №1 (66). С. 00-00.

В статье рассматриваются перспективные направления развития современных цифровых устройств, сетей и систем. Утверждается, что развитие средств вычислительной техники является основой автоматизации умственной деятельности человека.

Ил. 5. Библиогр.: 7 назв.

UDK 519.7

Algebra-logical tools of modeling natural language / G.G. Chetverikov, I.D. Vechirskaya // Bionics of Intelligense: Sci. Mag. – 2007. №1 (66). С. 00-00.

In article the perspective directions of modern digital devices, networks and systems development are considered. The carried out analysis shows means of computer facilities development is a baseline of automation of the man intellectual activity.

Fig. 5. Ref.: 7 items.

Видавництво здійснює остаточне форматування тексту відповідно вимогам друку.

### Адреса редакції:

Україна, 61166, м.Харків, пр. Леніна 14, ХНУРЕ к.127, тел. 702-14-77, факс 702-10-13, e-mail: ira\_se@list.ru, bionics@kture.kharkov.ua

*Наукове видання*

**БІОНІКА ІНТЕЛЕКТУ**  
**інформація, мова, інтелект**

Науково-технічний журнал

№ 2 (79)

2012

Головний редактор — *М. Ф. БОНДАРЕНКО*

Відповідальний редактор — *Ю. П. Шабанов-Кушнарєнко*

Заступник відповідального редактора — *Г. Г. Четвериков*

Відповідальний секретар — *І. Д. Вечірська*

Коректор — *Л. М. Денісова*

Комп'ютерна верстка — *О. Б. Ісаєва*

Рекомендовано Вченою Радою  
Харківського національного університету радіоелектроніки  
(протокол № 14 від 28.09.2012)

**Адреса редакції:**

Україна, 61166, Харків-166, просп. Леніна, 14,  
Харківський національний університет радіоелектроніки, к. 127, 285  
тел. 702-14-77, факс 702-10-13,  
e-mail: bionics@kture.kharkov.ua

---

Підписано до друку 28.09.2012. Формат 60 × 84 <sup>1</sup>/<sub>8</sub>. Друк ризографічний.  
Папір офсетний. Гарнітура Newton. Умов. друк. арк. 12,6. Обл.-вид. арк. 12,2.  
Тираж 100 прим. Зам. № .

Надруковано в навчально-науковому видавничо-поліграфічному центрі ХНУРЕ  
61166, Харків-166, просп. Леніна, 14