БИОНИКА ИНТЕЛЛЕКТА. 2007. № 1 (66). С. 113–117

УДК 519.08

СИНТЕЗ ФОРМАЛЬНОЙ МОДЕЛИ ПОРЯДКОВОЙ ОРДИНАЛЬНОЙ КЛАССИФИКАЦИИ

К. Э. Петров[1], И. В. Евсеева[2]

[1] ХНУРЭ, г. Харьков, Украина

[2] ХНУРЭ, г. Харьков, Украина, E-mail: irynayev@yahoo.com

Предложен новый подход к формальной идентификации интеллектуальной модели ординальной классификации, основанный на принципах теории компараторной идентификации. Приведено доказательство того, что решение данной задачи связано с определением модели оптимальной сложности в классе полинома Колмогорова-Габора. Приведены развернутые результаты моделирования, которые подтверждают эффективность описанного метода.

КЛАССИФИКАЦИЯ ОРДИНАЛЬНАЯ, ИДЕНТИФИКАЦИЯ КОМПАРАТОРНАЯ, ИДЕНТИФИКАЦИЯ ПАРАМЕТРИЧЕСКАЯ, КРИТЕРИЙ.

Введение

Задача порядковой ординальной классификации является частным случаем общей проблемы классификации. Суть задачи заключается в следующем. Задано множество объектов $X = \{x_i\}$, $i = \overline{1,n}$, подлежащих классификации. Каждый объект $x_i \in X$ характеризуется кортежем показателей (частных критериев) $K(x_i) = \langle k_j(x_i) \rangle$, $j = \overline{1,m}$. Структура кортежа $K(x_i)$ одинакова для всех объектов $x_i \in X$, а частные характеристики разнородны по семантике, размерности, типам шкал, в которых они измерены. В частности, характеристики могут быть измерены в количественных или ранговых качественных шкалах. Последнее означает, что на значениях шкалы установлены естественное или искусственное отношения порядка и определено направление доминирования, т. е. направление возрастания качества измеряемого свойства. Кроме перечисленного, предполагается известным количество классов $B = \{b_l\}$, $l = \overline{1,L}$, по которым должны быть распределены объекты классификации $x_i \in X$. При этом на классах установлено отношение порядка и направление доминирования.

Количество классов, отношение порядка и направление доминирования определяются эвристически на основе системного анализа особенностей предметной области, целей классификаций и т. п.

Типичным примером сформулированной задачи является оценка знаний учащихся. В этом случае количество классов равно пяти (плохо b_1, неудовлетворительно b_2, удовлетворительно b_3, хорошо b_4, отлично b_5). На классах установлено отношение порядка и направление доминирования $b_5 \succ b_4 \succ b_3 \succ b_2 \succ b_1$.

Каждый учащийся характеризуется кортежем показателей, измеренных в количественных шкалах (например, количество правильно решенных задач, затраченное на выполнение задания время) и качественных шкалах (например, объем фактографических знаний, умение устанавливать функциональную зависимость между фактами, логичность мышления и изложения материала и т. п.). Приведенный перечень является иллюстративным и не претендует на полноту. В результате учащийся должен быть отнесен к одному из классов $B = \{b_1, b_2, b_3, b_4, b_5\}$.

Спектр подобных задач очень широк. К ним относятся задачи классификации учащихся на однородные группы при индивидуализации обучения; принятия редакцией решения о возможности публикации научной статьи (классы: принять, принять после доработки, отклонить); принятия решения банком о выдаче кредита, классификации продукции по качеству и т. п.

В настоящее время такого рода задачи решаются эвристическими методами, т. е. на основе экспертных оценок. При этом сложились и развиваются два подхода.

Первый ориентирован на синтез некоторого формально-логического правила классификации. Его реализация связана со структуризацией эвристической процедуры классификации, построением на этой основе некоторого формального правила и его параметрической идентификации. Последнее связано с необходимостью экспертного количественного оценивания параметров сходства, различия, зоны нечувствительности, коэффициентов важности характеристик и т. д. [1, 2]. Экспертные оценки, особенно количественные, имеют принципиально интервальный характер. В процессе многократных последовательных экспертиз накапливается неопределенность, которая во многих случаях делает исходную модель неконструктивной.

Альтернативный подход основан на гипотезе о том, что эксперт более уверенно и точно принимает сложное решение. Например, опытный преподаватель достаточно уверенно и воспроизводимо оценивает знания учащегося в целом, но испытывает затруднения при структуризации факторов, определяющих оценку, и количественной оценке вклада каждого из них.

При реализации таких методов [3, 4] собственно классификацию и определение границ классов производит эксперт. Основные усилия направлены на минимизацию количества обращений к эксперту, обеспечение адекватности (транзитивности) и т. п. Предполагается, что после того, как произведена эталонная классификация, распределение новых объектов по классам не вызывает затруднений. Однако это справедливо только на множестве согласованных характеристик [5]. Если характеристики противоречивы (принадлежат к области компромиссов) [6, 7], то для классификации необходимо снова привлекать эксперта. Причем если эксперт другой, то его предпочтения могут несколько отличаться от предпочтений предыдущего. Это может породить невоспроизводимость результатов (отсутствие преемственности).

Независимо от метода классификации единственным носителем и возможным источником информации является эксперт. Это связано с тем, что классификация — интеллектуальный процесс, характеристики которого не поддаются непосредственному измерению. Общая проблема идентификации моделей интеллектуальной деятельности заключается в разработке альтернативных прямым интроспективным экспертным оценкам методов извлечения знаний.

Один из возможных подходов основан на идеях компараторной идентификации.

Целью настоящей статьи является разработка метода формальной идентификации интеллектуальной модели ординальной классификации, базирующейся на идеях компараторной идентификации, по результатам уже принятых ЛПР решений.

1. Постановка задачи

Пусть задано некоторое множество объектов $X=\{x_1,x_2,...,x_n\}$, подлежащих ординальной классификации. Определено количество возможных классов $B=\{b_l\}$, $l=\overline{1,L}$.

Каждый объект $x_i \in X$ характеризуется кортежем показателей $K(x_i)=\langle k_j(x_i)\rangle$, $j=\overline{1,m}$. В результате применения некоторой эвристической процедуры классификации, например, ORCLASS или КЛАРА [4, 8, 9], реализована классификация множества X, т. е. получено его разбиение на классы:

$$b_1=\left\{x_1^{b_1},x_2^{b_1},...,x_{n_1}^{b_1}\right\},\ b_2=\left\{x_1^{b_2},x_2^{b_2},...,x_{n_2}^{b_2}\right\},\ ...,$$
$$b_L=\left\{x_1^{b_L},x_2^{b_L},...,x_{n_L}^{b_L}\right\},$$

где $\bigcup_{l=1}^{L} b_l = X$, а $\bigcap_{l=1}^{L} b_l=\varnothing$. Основываясь на этих результатах, необходимо идентифицировать процедуру (модель) ординальной классификации.

2. Метод формальной идентификации модели ординальной классификации

Согласно теории полезности [6, 9], любому объекту (решению) $x_i \in X$, $i=\overline{1,n}$ можно поставить в соответствие некоторую многофакторную оценку $P(x_i)=F\left[K(x_i)\right]$, для которой выполняется условие: если $x_t,x_r \in X$ и $x_t \succ x_r$, то $P(x_t)>P(x_r)$.

Учитывая, что ординальная классификация предполагает наличие отношения порядка на классах, т. е., например,

$$b_1 \prec b_2 \prec ... \prec b_L, \tag{1}$$

можно записать:

$$P(x_{i_1}^{b_1})<P(x_{i_2}^{b_2})<...<P(x_{i_L}^{b_L}), \tag{2}$$
$$\forall x_{i_1}^{b_1}\in b_1,\ i_1\in I_{n_1};\ \forall x_{i_2}^{b_2}\in b_2,$$
$$i_2\in I_{n_2};\ ...;\ \forall x_{i_L}^{b_L}\in b_L,\ i_L\in I_{n_L}.$$

Отношение порядка для элементов внутри любого класса неизвестно, но по постановке задачи известны граничные объекты каждого класса. На основании этого можно записать:

$$P(x_{н}^{b_1})<P(x_{i_1}^{b_1})<P(x_{в}^{b_1})<P(x_{н}^{b_2})<P(x_{i_2}^{b_2})<P(x_{в}^{b_2})<...$$
$$...<P(x_{н}^{b_L})<P(x_{i_L}^{b_L})<P(x_{в}^{b_L}), \tag{3}$$
$$i_1=\overline{1,n_1},\ i_2=\overline{1,n_2},\ i_L=\overline{1,n_L};$$
$$\forall x_{i_l}^{b_l}\neq x_{н}^{b_l},\ \forall x_{i_l}^{b_l}\neq x_{в}^{b_l},\ l=\overline{1,L},$$

где $x_{н}^{b_l}$, $x_{в}^{b_l}$ — соответственно, нижний и верхний граничные элементы классов b_l, $l=\overline{1,L}$.

Для удобства представим (3) в виде системы неравенств:

$$\begin{gathered}
P(x_{н}^{b_1})\ \ P(x_{в}^{b_1})<0;\\
P(x_{н}^{b_1})\ \ P(x_{i_1}^{b_1})<0,\ i_1=\overline{1,n_1};\\
P(x_{i_1}^{b_1})\ \ P(x_{в}^{b_1})<0,\ i_1=\overline{1,n_1};\\
P(x_{в}^{b_1})\ \ P(x_{н}^{b_2})<0;\\
P(x_{н}^{b_2})\ \ P(x_{в}^{b_2})<0;\\
P(x_{н}^{b_2})\ \ P(x_{i_1}^{b_2})<0,\ i_2=\overline{1,n_2};\\
P(x_{i_1}^{b_2})\ \ P(x_{в}^{b_2})<0,\ i_2=\overline{1,n_2};\\
P(x_{в}^{b_2})\ \ P(x_{н}^{b_3})<0;\\
.......................\\
P(x_{н}^{b_L})\ \ P(x_{в}^{b_L})<0;\\
\forall x_{i_l}^{b_l}\neq x_{н}^{b_l},\ \forall x_{i_l}^{b_l}\neq x_{в}^{b_l},\ l=\overline{1,L}.
\end{gathered} \tag{4}$$

Определим структуру скалярной многокритериальной оценки $P(x_i)$, $x_i \in X$. В общем случае ее можно представить в виде некоторого фрагмента полинома Колмогорова-Габора. Этот полином, с учетом принятых выше обозначений, имеет вид:

$$P(x_i) = a_0 + \sum_{j=1}^{m} a_j k_j(x_i) + \sum_{j=1}^{m}\sum_{q=1}^{m} a_{jq} k_j(x_i) k_q(x_i) + \\ + \sum_{j=1}^{m}\sum_{q=1}^{m}\sum_{r=1}^{m} a_{jqr} k_j(x_i) k_q(x_i) k_r(x_i) + \ldots \quad (5)$$

Полином оптимальной сложности в рамках (5) можно определить, используя генетические алгоритмы [10] или метод группового учета аргументов (МГУА) [11, 12]. При этом для каждого варианта структуры фрагмента (5) необходимо решать задачи параметрической идентификации коэффициентов a_j, a_{jq}, ... Независимо от конкретного вида полинома, описывающего модель оптимальной сложности, его, путем расширения пространства переменных [13], т. е. рассматривая нелинейные комбинации как новые переменные, можно представить в виде линейной функции

$$P(x_i) = \sum_{j=1}^{s} a_j k_j^{\text{Н}}(x_i), \ i = \overline{1,n}, \quad (6)$$

где a_j — относительные безразмерные весовые коэффициенты, для которых выполняются следующие ограничения:

$$0 \le a_j \le 1, \ \sum_{j=1}^{s} a_j = 1, \quad (7)$$

а $k_j^{\text{Н}}(x_i)$ – это нормализованные, т. е. приведенные к изоморфному виду частные критерии.

Нормализация производится по формуле:

$$k_j^{\text{Н}}(x_i) = \left(\frac{k_j(x_i) - k_j^{\text{нх}}(x_i)}{k_j^{\text{нл}}(x_i) - k_j^{\text{нх}}(x_i)} \right)^{\alpha_i}, \quad (8)$$

где $k_j(x_i)$ – значение частного критерия; $k_j^{\text{нл}}(x_i)$, $k_j^{\text{нх}}(x_i)$ – соответственно, его наилучшее и наихудшее значения, которые он принимает на множестве допустимых значений $x_i \in X$, $i = \overline{1,n}$; α_i – параметр нелинейности i-ой характеристики.

В зависимости от направления доминирования значений характеристик объектов классификации $k_j^{\text{нл}}(x_i)$ и $k_j^{\text{нх}}(x_i)$ определяются следующим образом:

$$k_j^{\text{нл}}(x_i) = \begin{cases} \max\limits_{x_i \in X} k_j(x_i), & \text{если } k_j(x_i) \to \max, \\ \min\limits_{x_i \in X} k_j(x_i), & \text{если } k_j(x_i) \to \min; \end{cases} \quad (9)$$

$$k_j^{\text{нх}}(x_i) = \begin{cases} \max\limits_{x_i \in X} k_j(x_i), & \text{если } k_j(x_i) \to \min, \\ \min\limits_{x_i \in X} k_j(x_i), & \text{если } k_j(x_i) \to \max. \end{cases}$$

Определение $k_j^{\text{Н}}(x_i)$ не вызывает затруднений для характеристик, измеренных в количественных шкалах. Если же характеристики измерены в ранговых шкалах с заданным направлением доминирования, то производится взаимно-однозначное преобразование в числовые значения. Например, для шкалы измерения знаний (плохо, неудовлетворительно, удовлетворительно, хорошо, отлично) присваиваются числовые «имена» (соответственно, 1, 2, 3, 4, 5). Тогда $k_j^{\text{нх}}(x_i)$ будет равно единице, а $k_j^{\text{нл}}(x_i)$ – пяти. Для учета возможной нелинейности характеристик $k_j^{\text{Н}}(x_i)$ используется показатель α_i, который определяется методом наименьших квадратов по нескольким экспертным оценкам.

После подстановки нормализованных значений $k_j^{\text{Н}}(x_i)$ в полином (5) получим систему неравенств вида (4), на основе которой при фиксированной структуре скалярной многокритериальной оценки $P(x_i)$ можно решить задачу ее параметрической идентификации.

Задача параметрической идентификации по модели (4) является некорректной по Адамару, так как не имеет единственного решения. Для ее регуляризации используется схема, основанная на определении чебышевской, или средней точки. В силу линейности по параметрам ограничений (4) задача определения параметров является стандартной задачей линейного программирования [14].

Решение перечисленных выше задач позволяет идентифицировать формальную модель классификации. Принцип классификации заключается в следующем. В соответствии с полученной в ходе структурно-параметрической идентификации скалярной многофакторной оценкой $P(x_i)$ вычисляется ее значение для любого объекта, подлежащего классификации. Объект $x_i \in X$ относится к классу b_l, $l = \overline{1,L}$, если выполняется следующее условие:

$$P(x_{\text{н}}^{b_l}) \le P(x_i) \le P(x_{\text{в}}^{b_l}). \quad (10)$$

3. Иллюстративный пример

Для оценки адекватности и точности предложенного метода синтеза формальной модели ординальной классификации использована общая методика оценки качества моделей многофакторного оценивания [15], основанная на принципе внешнего дополнения.

Для ее реализации с помощью датчика случайных чисел было сгенерировано множество объектов $X = \{x_i\}$, $i = \overline{1,30}$, каждый из которых характеризуется кортежем нормированных характеристик $K^{\text{Н}}(x_i) = \langle k_j^{\text{Н}}(x_i) \rangle$, $j = \overline{1,7}$. Эти данные приведены в табл. 1.

Таблица 1

Исходные данные тестового примера

	$k_1^{\text{Н}}$	$k_2^{\text{Н}}$	$k_3^{\text{Н}}$	$k_4^{\text{Н}}$	$k_5^{\text{Н}}$	$k_6^{\text{Н}}$	$k_7^{\text{Н}}$	$P(x_i)$
a_i	**0,19**	**0,11**	**0,17**	**0,06**	**0,08**	**0,14**	**0,25**	---
x_1	0,79	0,07	0,92	0,57	0,26	0,58	0,00	**0,4504**
x_2	0,24	1,00	0,66	0,76	0,45	0,11	0,12	**0,3948**
x_3	0,30	0,25	1,00	0,67	0,93	0,51	0,84	**0,6505**
x_4	0,63	0,75	0,66	0,88	0,02	0,60	1,00	**0,7028**
x_5	0,73	0,69	0,12	0,92	0,15	0,13	0,58	**0,4654**
x_6	0,52	0,80	0,39	0,68	0,54	0,60	0,24	**0,4811**
x_7	0,86	0,04	0,79	0,00	0,05	0,12	0,87	**0,5404**
x_8	0,93	0,77	0,14	0,60	0,68	0,00	0,06	**0,3906**
x_9	0,31	0,85	0,00	0,58	0,79	0,42	0,87	**0,5267**
x_{10}	0,61	0,92	0,50	0,82	0,00	1,00	0,14	**0,5263**
x_{11}	0,17	0,97	0,15	0,26	0,78	0,61	0,45	**0,4404**
x_{12}	0,57	0,16	0,66	0,55	0,56	0,98	0,55	**0,5906**
x_{13}	0,19	0,15	0,81	0,09	0,62	0,08	0,56	**0,3965**
x_{14}	1,00	0,00	1,00	1,00	0,11	0,64	0,05	**0,5309**
x_{15}	0,00	0,62	0,49	0,21	1,00	0,43	0,86	**0,5193**
x_{16}	0,18	0,71	0,64	0,32	0,25	0,51	0,24	**0,3917**
x_{17}	0,49	0,00	0,70	0,15	0,79	0,63	1,00	**0,6225**
x_{18}	0,39	0,60	0,62	0,58	0,48	0,46	0,83	**0,5906**
x_{19}	0,13	0,84	0,00	0,73	0,73	0,42	0,51	**0,4056**
x_{20}	0,99	0,88	0,00	0,18	0,11	0,81	0,15	**0,4554**
x_{21}	0,83	0,00	0,29	0,10	0,55	0,89	0,33	**0,4641**
x_{22}	0,79	0,45	0,21	0,42	0,64	0,57	0,52	**0,5215**
x_{23}	0,13	0,60	0,87	0,06	0,32	0,81	0,56	**0,5212**
x_{24}	0,81	0,54	0,66	0,57	0,61	0,54	0,07	**0,5016**
x_{25}	0,00	0,88	0,13	0,55	0,63	0,46	0,25	**0,3292**
x_{26}	0,53	0,94	0,70	0,53	0,52	1,00	0,00	**0,5365**
x_{27}	0,53	0,48	0,33	1,00	0,88	0,00	0,88	**0,5600**
x_{28}	0,66	0,72	0,53	0,59	1,00	0,54	0,43	**0,5932**
x_{29}	0,48	0,34	0,84	0,05	0,38	0,60	1,00	**0,6388**
x_{30}	0,42	0,00	0,52	0,47	0,00	0,30	0,41	**0,3409**

Кроме того, был сформирован кортеж весовых коэффициентов, удовлетворяющих условиям (7) (первая строка табл. 1). На основе этих исходных данных по формуле (6) были вычислены значения оценок всех объектов $P(x_i)$, $i=\overline{1,30}$ (столбец $P(x_i)$ табл. 1). Все объекты были ранжированы в порядке возрастания значений их оценок и случайным образом разделены на четыре класса с граничными объектами $b_1[x_{25}, x_{19}]$, $b_1[x_{11}, x_{22}]$, $b_1[x_{10}, x_{18}]$, $b_1[x_{28}, x_4]$ (табл. 2). Перечисленные выше данные определили тестовую эталонную ситуацию.

Для проверки предложенного метода в качестве исходных данных из тестовой ситуации были использованы:

1) множество объектов $X=\{x_i\}$, $i=\overline{1,30}$, подлежащих классификации, и кортежи их характеристик $K^{\text{Н}}(x_i)=\langle k_j^{\text{Н}}(x_i)\rangle$, $j=\overline{1,7}$ (табл. 1);

2) количество классов $B=\{b_l\}$, $l=\overline{1,4}$ и объекты, определяющие границы классов.

Таблица 2

Сравнительные данные результатов классификации

Объекты	$P(x_i)$	Объекты	$P^M(x_i)$
x_{25}	0,3292	x_{25}	0,33484
x_{30}	0,3409	x_{30}	0,34102
x_8	0,3906	x_{16}	0,38887
x_{16}	0,3917	x_{13}	0,39284
x_2	0,3948	x_8	0,40651
x_{13}	0,3965	x_2	0,40927
x_{19}	0,4056	x_{19}	0,41473
x_{11}	0,4404	x_{11}	0,43773
x_1	0,4504	x_{20}	0,44903
x_{20}	0,4554	x_1	0,44928
x_{21}	0,4641	x_{21}	0,44999
x_5	0,4654	x_5	0,48108
x_6	0,4811	x_6	0,48586
x_{24}	0,5016	x_{24}	0,50445
x_{15}	0,5193	x_{23}	0,50546
x_{23}	0,5212	x_{15}	0,5142
x_{22}	0,5215	x_{22}	0,52022
x_{10}	0,5263	x_{10}	0,52647
x_9	0,5267	x_9	0,53152
x_{14}	0,5309	x_7	0,53197
x_{26}	0,5365	x_{26}	0,5321
x_7	0,5404	x_{14}	0,53599
x_{27}	0,56	x_{27}	0,57749
x_{12}	0,5906	x_{12}	0,58133
x_{18}	0,5906	x_{18}	0,59092
x_{28}	0,5932	x_{28}	0,5965
x_{17}	0,6225	x_{17}	0,60891
x_{29}	0,6388	x_{29}	0,62379
x_3	0,6505	x_3	0,64952
x_4	0,7028	x_4	0,70535

На основе только этой информации была составлена система компараторных неравенств вида (4) и решена задача параметрической идентификации кортежа весовых коэффициентов $\langle a_j^{\text{M}}\rangle$, $j=\overline{1,7}$ методом, основанным на определении чебышевской точки. Результаты приведены в табл. 3.

С учетом этих значений для каждого объекта $x_i \in X$, $i=\overline{1,30}$ были вычислены по формуле (6) модельные значения оценок $P^{\text{M}}(x_i)$ (табл. 2), и на их основе по правилу (11) проведена классификация.

Таблица 3

Модельные значения весовых коэффициентов

	k_1^H	k_2^H	k_3^H	k_4^H	k_5^H	k_6^H	k_7^H
a_i^M	**0,191**	**0,114**	**0,166**	**0,079**	**0,082**	**0,123**	**0,245**

Анализ результатов показывает полное совпадение состава классов, хотя внутри классов имеется инверсия объектов.

Заключение

Статья посвящена дальнейшему развитию формальных методов структурно-параметрической идентификации моделей интеллектуальной деятельности, изложенных в работах [6, 16] и основанных на идеях компараторной идентификации. Совершенствование и развитие метода открывает широкие перспективы конструктивной интеллектуализации автоматизированных информационно-аналитических и управляющих систем.

Список литературы: 1. *Belacel N.* Multicriteria assignment method PROAFTN: Metodology and medical applications. European Journal of Operation Research. 2000. №125. P. 175–183. 2. *Zopounidis C., Doumpos M.* Multicriteria classification and sorting methods: A literature review. European Journal of Operation Research. 2002. № 138. P. 229–246. 3. *Ларичев О.И., Мошкович Е.М.* Качественные методы принятия решений. — М.: Физматлит, 1996. — 275 с. 4. *Ларичев О.И., Мечетов А.И., Мошкович Е.М., Фуремс Е.М.* Выявление экспертных знаний. — М.: Наука, 1989. — 171 с. 5. *Петров К.Э.* Постановка и методы решения общей задачи скалярного многофакторного оценивания// Вестник Херсонского государственного технического университета. — 2004. — № 1 (19). — С. 7–11. 6. *Овезгельдыев А.О., Петров Э.Г., Петров К.Э.* Синтез и идентификация моделей многофакторного оценивания и оптимизации. — К.: Наук. думка, 2002. — 164 с. 7. *Евсеева И.В.* Комплексный подход к классификации обучаемых // Вестник Херсонского государственного технического университета. — 2004. — № 1 (19). — С. 490–494. 8. *Ларичев О.И.* Теория и методы принятия решений, а также хроника событий в волшебной стране. — М.: Логос, 2000. — 294 с. 9. *Райфа Г.* Анализ решений. — М.: Наука, 1977. — 408 с. 10. *Петров Э.Г., Булавин Д.А. Петров К.Э.* Использование генетических алгоритмов для решения задачи структурно-параметрической идентификации модели индивидуального многофакторного оценивания // Бионика интеллекта. — 2004. — № 60. — С. 17–27. 11. *Петров Э.Г., Булавин Д.А., Петров К.Э.* Решение задачи структурно-параметрической идентификации модели индивидуального многофакторного оценивания методом группового учета аргументов // АСУ и приборы автоматики. — 2004. — Вып. 129. — С. 4–13. 12. *Овезгельдыев А.О., Петров К.Э.* Структурно-параметрическая идентификация модели индивидуального многофакторного оценивания методом группового учета аргументов // Кибернетика и системный анализ. — 2007. — № 1. — С. 151–160. 13. *Cover T.M.* Geometrical and statistical of systems of linear inequalities with applications in pattern recognition // IEEE Trans. On Electronic Computers. 1965. № 14. P. 326–334. 14. *Зуховицкий С.И., Авдеева Л.И.* Линейное и выпуклое программирование. — М.: Наука, 1967. — 460 с. 15. *Петров К.Э., Колесник Л.В.* Методика верификации достоверности и точности моделей определения предпочтений лиц, принимающих решения // Радиоэлектроника и информатика. — 2005. — № 3. — С. 62–69. 16. *Петров К.Э.* Проблема формализации интеллектуальной деятельности человека // Бионика интеллекта. — 2004. — № 61. — С. 86–90.

Поступила в редколлегию 26.03.07