



**I T H E A**

**International Journal**  
**MODELS**  
**INFORMATION** **&**  
**ANALYSES**

**2012** Volume **1** Number **4**

**International Journal  
INFORMATION MODELS & ANALYSES  
Volume 1 / 2012, Number 4**

Editor in chief: **Krassimir Markov** (Bulgaria)

<b>Adil Timofeev</b>	(Russia)	<b>Levon Aslanyan</b>	(Armenia)
<b>Albert Voronin</b>	(Ukraine)	<b>Luis Fernando de Mingo</b>	(Spain)
<b>Aleksey Voloshin</b>	(Ukraine)	<b>Liudmila Cheremisinova</b>	(Belarus)
<b>Alexander Palagin</b>	(Ukraine)	<b>Lyudmila Lyadova</b>	(Russia)
<b>Alexey Petrovskiy</b>	(Russia)	<b>Martin P. Mintchev</b>	(Canada)
<b>Alfredo Milani</b>	(Italy)	<b>Nataliia Kussul</b>	(Ukraine)
<b>Anatoliy Krissilov</b>	(Ukraine)	<b>Natalia Ivanova</b>	(Russia)
<b>Avram Eskenazi</b>	(Bulgaria)	<b>Nelly Maneva</b>	(Bulgaria)
<b>Boris Tsankov</b>	(Bulgaria)	<b>Olga Nevzorova</b>	(Russia)
<b>Boris Sokolov</b>	(Russia)	<b>Orly Yadid-Pecht</b>	(Israel)
<b>Diana Bogdanova</b>	(Russia)	<b>Pedro Maríjuan</b>	(Spain)
<b>Ekaterina Detcheva</b>	(Bulgaria)	<b>Radoslav Pavlov</b>	(Bulgaria)
<b>Ekaterina Solovyova</b>	(Ukraine)	<b>Rafael Yusupov</b>	(Russia)
<b>Evgeniy Bodyansky</b>	(Ukraine)	<b>Sergey Krivii</b>	(Ukraine)
<b>Galyna Gayvoronska</b>	(Ukraine)	<b>Stoyan Poryazov</b>	(Bulgaria)
<b>Galina Setlac</b>	(Poland)	<b>Tatyana Gavrilova</b>	(Russia)
<b>George Totkov</b>	(Bulgaria)	<b>Valeria Gribova</b>	(Russia)
<b>Gurgen Khachatryan</b>	(Armenia)	<b>Vasil Sgurev</b>	(Bulgaria)
<b>Hasmik Sahakyan</b>	(Armenia)	<b>Vitalii Velychko</b>	(Ukraine)
<b>Iliia Mitov</b>	(Bulgaria)	<b>Vladimir Donchenko</b>	(Ukraine)
<b>Juan Castellanos</b>	(Spain)	<b>Vladimir Ryazanov</b>	(Russia)
<b>Koen Vanhoof</b>	(Belgium)	<b>Yordan Tabov</b>	(Bulgaria)
<b>Krassimira B. Ivanova</b>	(Bulgaria)	<b>Yuriy Zaichenko</b>	(Ukraine)

**IJ IMA is official publisher of the scientific papers of the members of  
the ITHEA® International Scientific Society**

IJ IMA rules for preparing the manuscripts are compulsory.

The **rules for the papers** for ITHEA International Journals as well as the **subscription fees** are given on [www.ithea.org](http://www.ithea.org).

The camera-ready copy of the paper should be received by ITHEA® Submission system <http://ij.ithea.org>.

Responsibility for papers published in IJ IMA belongs to authors.

General Sponsor of IJ IMA is the **Consortium FOI Bulgaria** ([www.foibg.com](http://www.foibg.com)).

**International Journal "INFORMATION MODELS AND ANALYSES" Vol.1, Number 4, 2012**

Edited by the **Institute of Information Theories and Applications FOI ITHEA**, Bulgaria, in collaboration with  
Institute of Mathematics and Informatics, BAS, Bulgaria,  
V.M.Glushkov Institute of Cybernetics of NAS, Ukraine,  
Universidad Politecnica de Madrid, Spain,  
Hasselt University, Belgium  
Institute of Informatics Problems of the RAS, Russia,  
St. Petersburg Institute of Informatics, RAS, Russia  
Institute for Informatics and Automation Problems, NAS of the Republic of Armenia,  
and Federation of the Scientific - Engineering Unions /FNST/ (Bulgaria).

Publisher: **ITHEA®**

Sofia, 1000, P.O.B. 775, Bulgaria. [www.ithea.org](http://www.ithea.org), e-mail: [info@foibg.com](mailto:info@foibg.com)

Technical editor: Ina Markova

**Printed in Bulgaria**

**Copyright © 2012 All rights reserved for the publisher and all authors.**

© 2012 "Information Models and Analyses" is a trademark of Krassimir Markov

® ITHEA is a registered trade mark of FOI-Commerce Co.

**ISSN 1314-6416 (printed)**

**ISSN 1314-6424 (CD)**

**ISSN 1314-6432 (Online)**

## НЕЧЕТКИЙ МЕТОД ИНДУКТИВНОГО МОДЕЛИРОВАНИЯ В ЗАДАЧАХ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ НА ФОНДОВЫХ РЫНКАХ

Юрий Зайченко

**Abstract:** The problem of prediction of British Petroleum Corp. stock prices and the Dow Jones Industrial Average stock quote is considered. For the prediction data stock quote of the largest oil companies at the stock exchange NYSE were used as input data. The obtained experimental results of prediction using FGMDH were compared with the classical GMDH and cascade neo-fuzzy neural networks. For the classical and fuzzy GMDH four classes of functions- linear, quadratic, Fourier polynomial and Chebyshev polynomial were used, and the variation in the form of membership function, the size of learning sample and freedom of choice with the developed software were performed. Experimental results of forecasting at NYSE are presented enabling to estimate efficiency of different forecasting methods and to choose the most proper method.

**Keywords:** fuzzy group method of data handling, stock exchange, stock prices forecasting, cascade neo-fuzzy neural networks.

### Введение

Задача прогнозирования курсов ценных бумаг на фондовых рынках является чрезвычайно актуальной. От надежного и своевременного прогноза цен акций непосредственно зависит ожидаемая доходность инвесторов от вложения свободных капиталов в портфели ценных бумаг и снижения ожидаемого риска. Финансовые процессы на рынках являются динамическими, быстроменяющимися и существенно нестационарными, что не позволяет использовать для прогнозирования классические методы статистического анализа и вызывает острую необходимость применения новых методов, основанных на идеях и технологиях искусственного интеллекта, в частности, методов самоорганизации и нейронных сетей, четких и нечетких. Целью настоящей работы является исследование эффективности метода индуктивного моделирования- нечеткого метода группового учета аргументов (НМГУА), его сравнение с классическим МГУА и каскадными нео-фаззи нейронными сетями.

### Основные идеи и общая схема метода

Этот метод использует идеи самоорганизации и эволюции живой природы – скрещивание и селекцию. На рисунке 1 показана постановка задачи идентификации модели

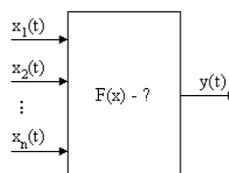


Рис.1. Схема метода

Пусть есть выборка из  $N$  входных  $X(i)$  и выходных  $Y(i)$  наблюдений:

$$\begin{aligned}
 & \{ \mathbf{X}(1) \quad \mathbf{Y}(1) \} \\
 & \{ \mathbf{X}(2) \quad \mathbf{Y}(2) \} \\
 & \dots\dots\dots \\
 & \{ \mathbf{X}(N) \quad \mathbf{Y}(N) \}
 \end{aligned} \tag{1}$$

По результатам наблюдения необходимо построить  $F(x)$ , причем структура модели  $F(x)$  неизвестна.

Наиболее полная зависимость между входами  $\mathbf{X}(i)$  и выходами  $\mathbf{Y}(i)$  может быть представлена в виде обобщенного полинома Колмогорова-Габора.

Пусть есть выборка  $\mathbf{X} = \{x_1, \dots, x_N\}$ , тогда такой полином имеет вид:

$$Y = a_0 + \sum_{i=1}^N a_i x_i + \sum_{j=1}^N \sum_{i \leq j} a_{ij} x_i x_j + \sum_{i=1}^N \sum_{j \leq i} \sum_{k \leq j} a_{ijk} x_i x_j x_k + \dots \tag{2}$$

где все коэффициенты  $a_i$  неизвестны.

При построении модели в качестве критерия используется критерий регулярности:

$$\overline{\varepsilon^2} = \frac{1}{N} \cdot \sum_{i=1}^N (y_i - f(x_i))^2 \tag{3}$$

Необходимо найти модель, для которой  $\overline{\varepsilon^2} \rightarrow \min$ .

Рассмотрим основные принципы метода индуктивного моделирования [Ю. Зайченко, 2008].

**Принцип множества моделей:** существует множество моделей, которые на данной выборке обеспечивают нулевую ошибку. То есть, на  $N$  узлах интерполяции можно построить семейство моделей, каждая из которых при прохождении через экспериментальные точки будет давать нулевую ошибку  $\overline{\varepsilon^2} = 0$ .

Обозначим  $S$  – сложность модели (определяется числом членов полинома Колмогорова-Габора).

**Принцип самоорганизации.** С ростом сложности модели значение ошибки  $\overline{\varepsilon^2}$  будет падать, достигать минимума, а потом расти. Нам необходимо выбрать такую оптимальную сложность при которой ошибка будет минимальна. Если учитывать действие помех, то можно выделить следующие моменты:

При различном уровне помех зависимость  $\overline{\varepsilon^2}$  от сложности  $S$  будет изменяться, сохраняя при этом общую направленность (имеется ввиду, что с ростом сложности она сначала будет уменьшаться, а затем – возрастать).

При увеличении уровня помех величина  $\min_S \overline{\varepsilon^2}$  будет расти.

С ростом уровня помех,  $S_0 = \arg \min \overline{\varepsilon^2}$  будет уменьшаться. Причем  $\overline{\varepsilon^2}(S_0) > 0$ , если уровень помех не нулевой.

Принцип внешнего дополнения. Поиск наилучшей модели осуществляется таким образом:

Вся выборка  $N$  делится на обучающую  $N_{об}$  и проверочную  $N_{пров}$ :

На обучающей выборке  $N_{об}$  определяются значения оценки  $\alpha_0, \alpha_i, \alpha_{ij}$ .

На проверочной выборке  $N_{пров}$  отбираются лучшие модели.

Принцип свободы выбора (неокончателности промежуточного решения):

Пусть входной вектор имеет размерность  $N$  ( $X = \{x_1, \dots, x_N\}$ )

Для каждой пары  $x_i$  и  $x_j$  строятся частичные описания (всего  $C_N^2$ ) вида:

или  $y^{(s)} = \phi(x_i, x_j) = a_0 + a_i x_i + a_j x_j$ ,  $s = 1..C_N^2$  (линейные);

или  $y^{(s)} = \varphi(x_i, x_j) = a_0 + x_i + a_j x_j + a_{ii} x_i^2 + a_{ij} x_i x_j + a_{jj} x_j^2$ ,  $s = 1..C_N^2$  (квадратичные).

Определяем коэффициенты этих моделей по МНК, используя обучающую выборку. Т.е. находим  $\hat{a}_0, \hat{a}_1, \dots, \hat{a}_j, \dots, \hat{a}_N, \hat{a}_{11}, \dots, \hat{a}_{ij}, \dots, \hat{a}_{NN}$ .

Далее на проверочной выборке для каждой из этих моделей ищем оценку

$$\overline{\varepsilon_s^2} = \frac{1}{N_{пов}} \cdot \sum_{k=1}^{N_{пов}} \left[ Y(k) - \hat{Y}_k^{(s)} \right]^2 \quad (4)$$

где  $Y(k)$  - действительное значение выходное значение в  $k$ -той точке проверочной выборки;  $\hat{Y}_k^{(s)}$  - выходное значение в  $k$ -той точке проверочной выборки в соответствии с  $s$ -той моделью) и определяем  $F$  лучших моделей ( так называемая «свобода выбора»..

Выбранные  $y_i$  подаются на второй ряд. Ищем

$$z_I = \varphi^{(2)}(x_i, x_j) = a_0^{(2)} + a_1^{(2)} x_i + a_2^{(2)} x_j + a_3^{(2)} x_i^2 + a_4^{(2)} x_i x_j + a_5^{(2)} x_j^2 \quad (5)$$

Оценка здесь такая же, как на первом ряде. Отбор лучших осуществляется опять так же, но  $F_2 < F_1$ .

Процесс конструирования рядов повторяется до тех, пока средний квадрат ошибки будет падать. Когда на слое  $m$  получим увеличение ошибки  $\overline{\varepsilon^2}$ , то прекращаем процес синтеза модели.

## Общее описание нечеткого МГУА

Рассмотрим линейную интервальную модель регрессии [Ю. Зайченко, 2008]:

$$Y = A_0 Z_0 + A_1 Z_1 + \dots + A_n Z_n \quad (6)$$

$A_i$  – нечеткие числа для треугольно вида, которые можно задать следующими параметрами, центром  $a_i$  и шириной  $c_i$ ,  $c_i > 0$ .

$$A_i = (a_i, c_i) \quad (7)$$

$Z_i$  -входные данные, предположим что

$$z_0 = 1, z_1 = x_i, z_2 = x_j, z_3 = x_i^2, z_4 = x_j^2, z_5 = x_i * x_j$$

Тогда  $Y$  – нечеткое число, параметры которого определяются следующим образом [Ю. Зайченко, 2008]:

центр интервала

$$a_y = \sum a_i * z_i = a^T * z \quad (8)$$

ширина интервала

$$c_y = \sum c_i * |z_i| = c^T * |z| \quad (9)$$

Для того, чтобы интервальная модель была корректной, необходимо, чтобы действительное значение выходной величины  $Y$  принадлежало интервалу неопределенности, что описывается следующими ограничениями:

$$\begin{cases} a^T z - c^T * |z| \leq y \\ a^T z + c^T * |z| \geq y \end{cases} \quad (10)$$

Предположим, что мы наблюдаем обучающую выборку  $\{z_0, z_1, z_2, \dots, z_M\}$ ,  $\{y_0, y_1, y_2, \dots, y_M\}$ . Тогда для адекватности модели необходимо найти такие  $(a_i, c_i) i=1..n$ , для которых бы выполнялись соотношения вида:

$$\begin{cases} a^T z_k - c^T * |z_k| \leq y_k \\ a^T z_k + c^T * |z_k| \geq y_k \end{cases} \quad k=\overline{1, M} \quad (11)$$

Сформулируем основные требования к оценочной линейной интервальной модели для частичного описания вида

Найти такие значения параметров  $(a_i, c_i) i=\overline{1, N}$  нечетких коэффициентов, при которых:

- наблюдаемые значения  $y_k$  попадали бы в оценочный интервал для  $y_k$ ;
- «суммарная ширина» оценочного интервала была бы минимальна.

Допустим, что выбраны квадратичные частичные описания:

$$Y = A_0 + A_{11} * x_i + A_{12} * x_j + A_{21} * x_i^2 + A_{22} * x_j^2 + A_{23} x_i * x_j \quad (12)$$

Тогда соответствующая задача ЛП будет выглядеть так [Ю. Зайченко, 2008]:

$$\begin{aligned} \min(C_0 * M + C_1 * \sum_{k=1}^M |x_{kj}|) + C_2 * \sum_{k=1}^M |x_{kj}| + C_3 * \sum_{k=1}^M |x_{kj} * x_{ij}| + \\ + C_4 * \sum_{k=1}^M |x_{ki}^2| + C_5 * \sum_{k=1}^M |x_{kj}^2| \end{aligned} \quad (13)$$

при условиях:

$$\begin{aligned} a_0 + a_1 * x_{ki} + a_2 * x_{kj} + a_3 * x_{kj} * x_{ij} + a_4 * x_{ki}^2 + a_5 * x_{kj}^2 - \\ - (C_1 + C_1 * \sum_{k=1}^M |x_{kj}|) + C_2 * \sum_{k=1}^M |x_{kj}| + C_3 * \sum_{k=1}^M |x_{kj} * x_{ij}| + C_4 * \sum_{k=1}^M |x_{ki}^2| + C_5 * \sum_{k=1}^M |x_{kj}^2| \leq y_k \\ a_0 + a_1 * x_{ki} + a_2 * x_{kj} + a_3 * x_{kj} * x_{ij} + a_4 * x_{ki}^2 + a_5 * x_{kj}^2 + \\ + (C_1 + C_1 * \sum_{k=1}^M |x_{kj}|) + C_2 * \sum_{k=1}^M |x_{kj}| + C_3 * \sum_{k=1}^M |x_{kj} * x_{ij}| + C_4 * \sum_{k=1}^M |x_{ki}^2| + C_5 * \sum_{k=1}^M |x_{kj}^2| \geq y_k \\ k=\overline{1, M} \\ C_p \geq 0, p=\overline{0, 5} \end{aligned} \quad (14)$$

где  $k$  – номер точки измерения.

Далее были исследованы интервальные модели регрессии с гауссовскими и колоколообразными функциями принадлежности и в результате применения вышеописанного подхода были получены модели задач ЛП аналогичной структуры что и для треугольных ФП .

### Адаптация нечетких прогнозирующих моделей

В процессе практического применения прогнозирующей модели в задаче прогнозирования курсов акций оценивалась ошибка прогноза и если реальные значения цен выходили за оценочный интервал, полученный по НМГУА, необходимо было корректировать модель, При этом структура модели не менялась, а адаптировались только нечеткие коэффициенты модели  $A_i=(\alpha_i, C_i)$  . Для адаптации коэффициентов модели предложено использовать рекуррентный метод наименьших квадратов (РМНК).

Рассмотрим интервальную модель вида:

$$y(k) = \theta^T \Psi(k) + v(k) \quad (15)$$

где  $y(k)$  – зависимая переменная,  $\Psi(k)$  – вектор измерений,

$v(k)$  – шумы случайного характера,  $\theta$  – вектор параметров, которые необходимо оценить.

Оценка вектора параметров  $\theta$  на шаге  $N$  проводится по следующей формуле:

$$\hat{\theta}(N) = \hat{\theta}(N-1) + \gamma(N)[y(N) - \hat{\theta}^T(N-1)\Psi(N)] \quad (16)$$

где  $\gamma(N)$  – вектор-коэффициент, который определяется по формуле:

$$\gamma(N) = \frac{P(N-1)\Psi(N)}{1 + \Psi^T(N)P(N-1)\Psi(N)} \quad (17)$$

где  $P(N-1)$  – информационная матрица, которая выполняется по формуле:

$$P(N-1) = P(N-2) - \frac{P(N-2)\Psi(N-1)\Psi^T(N-1)P(N-2)}{1 + \Psi^T(N-1)P(N-2)\Psi(N-1)} \quad (18)$$

Как видно из (18), информационную матрицу можно получить от процесса оценки параметров и параллельно ему.

Адаптация обоих векторов параметров –  $\theta_1^T = [\alpha_1 \dots \alpha_m]$ ;  $\theta_2^T = [C_1 \dots C_m]$  – проводится следующим образом.

Необходимо одновременно адаптировать как параметры  $\alpha_i$ , так и параметры  $c_i$ .

Тогда будем одновременно оценивать два вектора параметров по следующим формулам:

$$\begin{aligned} \hat{\theta}_1(N) &= \hat{\theta}_1(N-1) + \gamma_1(N)[y(N) - \hat{\theta}_1^T(N-1)\Psi_1(N)] \\ \hat{\theta}_2(N) &= \hat{\theta}_2(N-1) + \gamma_2(N)[y_c(N) - \hat{\theta}_2^T(N-1)\Psi_2(N)] \end{aligned} \quad (19)$$

где  $\Psi_1^T = [z_1 \dots z_m]$ ;  $\Psi_2^T = [|z_1| \dots |z_m|]$ ;

$$y_c(N) = |y(N) - \hat{\theta}_1^T(N-1)\Psi_1(N)| \quad (20)$$

### Постановка задачи прогнозирования на фондовом рынке

В качестве входных величин были выбраны цены ведущих западных нефтяных компаний, которые котируются на фондовом рынке NYSE: цены закрытия компании Hess Corporation, цены закрытия компании Repsol YPF, S.A. (ADR), цены закрытия компании Eni S.p.A. (ADR), цены закрытия компании Exxon Mobil Corporation, цены закрытия компании Chevron Corporation, цены закрытия компании TOTAL S.A. (ADR). А в качестве прогнозируемой величины выбраны цены закрытия компании British Petroleum - BP plc (ADR).

Данные представлены в таблице 1 были взяты за период с 20 сентября 2011 года по 17 ноября 2011 года. Для проверки прогноза были использованы данные по компании BP plc (ADR) с 15 ноября 2011 года по 17 ноября 2011 года Таблица 1.

Таблица 1. Проверочные данные BP plc (ADR)

Дата	BP plc (ADR)
Nov 15, 2011	43.04
Nov 16, 2011	41.78
Nov 17, 2011	41.60

Входные величины были выбраны после анализа корреляционной матрицы

А в качестве входной величины для прогноза промышленного индекса Доу-Джонса были взяты цены закрытия семи входящих в него компаний: American Express Company, Bank of America, Coca-cola, McDonald's, Microsoft Corp., Johnson & Johnson, Intel Corp..

Эти данные были взяты также за период с 20 сентября 2011 года по 17 ноября 2011 года.

Для проверки прогноза были использованы данные по Dow Jones Industrial Average с 15 ноября 2011 года по 17 ноября 2011 года Таблица 2.

Таблица 2. Проверочные данные по Dow Jones Industrial Average

Дата	Dow Jones Industrial Average
Nov 15 2011	12096.16
Nov 16 2011	11905.59
Nov 17 2011	11770.73

Для исследования был выбран классический МГУА и нечеткий МГУА. Также было проведено сравнение с каскадной неo-fuzzy нейросетью.

Для исследования метода, процент выборки для обучения был выбран 50%, 70%, 90%.

Свобода выбора F = 5, 6.

В нечетком МГУА использовались треугольная, гауссовская и колоколообразная функция принадлежности. Для гауссовской и колоколообразной ФП был взят уровень  $\alpha = 0,3; 0,5; 0,7; 0,9$ .

При анализе данных были использованы четыре модели частичных описаний:

- Линейная модель вида:

$$f(x_i, x_j) = A_{01} + A_{11} * x_i + A_{12} * x_j ,$$

- Квадратичная модель вида:

$$f(x_i, x_j) = A_{01} + A_{11} * x_i + A_{12} * x_j + A_{21} * x_i^2 + A_{22} * x_j^2 + A_{23} x_i * x_j ,$$

- Полином Фурье первого порядка:

$$f(x_i, x_j) = (A_{01})/2 + A_{11} * \cos(x_i) + A_{12} * \sin(x_j) ,$$

- Полином Чебышева второго порядка:

$$f(x_i, x_j) = (A_{01}) + A_{11} * x_i + A_{21} * (x_i^2 - 1) ,$$

где A- это нечеткие числа с треугольной, гауссовской и колоколообразной функциями принадлежности.

---

## Экспериментальные исследования индуктивных методов прогнозирования

---

### Классический МГУА

В данной серии экспериментов представлены результаты, полученные в результате использования классического МГУА в качестве метода для прогноза. Для исследования в качестве модели частичных описаний были взяты линейная, квадратичная, тригонометрический полином Фурье и полином Чебышева.

Все прогнозы проводились с изменением объема обучающей выборки, а именно 50%, 70%, 90% . Были проведены расчеты с изменением свободы выбора F=5, 6, 7. Но , как показали результаты исследования, из-за того, что колебания величин прогноза не велики, то значения прогноза отличаются только после 3 – 4 знака после запятой. Поэтому в последующих экспериментах свобода выбора принималась равной F=6.

С целью анализа прогнозов были просчитаны ошибки и ниже в таблицах 3 и 4, представлены следующие критерии оценки качества прогнозов: среднеквадратичная ошибка по проверочной выборке, среднеквадратичная ошибка по всей выборке, среднеабсолютная процентная ошибка по проверочной выборке, среднеабсолютная процентная ошибка по всей выборке, критерий Дурбина-Уотсона, статистика R-square, критерий Акайке, байесовский информационный критерий и критерий Шварца. Критерий среднеабсолютной процентной ошибки взят в процентах.

Таблица 3. Критерии результатов прогноза для курсов акций BP plc (ADR)

Шаг прогноза	Название критерия	Процент обучающей выборки		
		50%	70%	90%
1	MSE пр.	0.851172	0.195661	0.222304
	MSE	0.556938	0.285995	0.269439
	MAPE пр.	1.828592	0.952620	1.122068
	MAPE	1.405313	1.034865	0.994513
	DW	0.604306	2.171417	2.222481
	R-square	0.650841	0.969484	0.906763
	AIC	2.185818	1.590313	1.514696
	BIC	-3.023414	-2.349042	-2.244520
	SC	2.235525	1.640021	1.564404
2	MSE пр.	1.734720	0.433501	1.052307
	MSE	0.974776	0.425016	0.391586
	MAPE пр.	2.199273	1.274355	1.718034
	MAPE	1.412474	1.227474	1.090535
	DW	0.587306	1.913641	2.219508
	R-square	0.706036	1.046596	0.906839
	AIC	2.223931	1.874082	1.514855
	BIC	-3.059720	-2.698769	-2.244745
	SC	2.273639	1.923790	1.564562
3	MSE пр.	2.981124	1.093896	3.238221
	MSE	1.723194	0.675693	0.839414
	MAPE пр.	2.411189	1.788249	2.352890
	MAPE	1.571035	1.496220	1.241341
	DW	0.587306	1.952832	2.219508
	R-square	0.706036	1.023470	0.906839
	AIC	2.223931	1.923849	1.514855
	BIC	-3.059720	-2.754263	-2.244745
	SC	2.273639	1.973556	1.564562

Таблица 4 . Критерии результатов прогноза для индекса Dow Jones Industrial Average

Шаг прогноза	Название критерия	Процент обучающей выборки		
		50%	70%	90%
1	MSE пр.	40494.427565	33109.754270	40286.725033
	MSE	26900.763617	62553.804951	26432.081096
	MAPE пр.	1.462066	1.363148	1.405372
	MAPE	1.149183	1.809130	1.191039
	DW	1.917430	1.013536	1.862203
	R-square	0.990922	0.804774	0.849329

1	AIC	12.753417	13.551054	12.729001
	BIC	-7.360808	-7.482613	-7.356959
	SC	12.796073	13.593710	12.771656
2	MSE пр.	41546.293300	31602.995442	43907.693743
	MSE	27793.341807	61328.007065	32746.387552
	MAPE пр.	1.481603	1.374860	1.521950
	MAPE	1.167355	1.819287	1.280730
	DW	1.917020	1.013536	1.669879
	R-square	0.989976	0.804774	0.811488
	AIC	12.753849	13.551054	12.935378
	BIC	-7.360875	-7.482613	-7.389255
	SC	12.796504	13.593710	12.978034
3	MSE пр.	58651.409938	34923.660449	56028.016943
	MSE	37306.640205	61736.892393	34792.320367
	MAPE пр.	1.584580	1.394577	1.534979
	MAPE	1.230185	1.830302	1.288520
	DW	1.917430	1.013536	1.669879
	R-square	0.990922	0.804774	0.811488
	AIC	12.753417	13.551054	12.935378
	BIC	-7.360808	-7.482613	-7.389255
	SC	12.796073	13.593710	12.978034

### Нечеткий МГУА

В данном подразделе представлены результаты, полученные при использовании нечеткого МГУА в качестве метода для прогноза. Для исследования в качестве моделей частичных описаний использовались: линейная, квадратичная, полином Фурье, полином Чебышева. В качестве функции принадлежности были выбраны: треугольная, линейная и колоколообразная. Критерий среднеабсолютной процентной ошибки взят в процентах. Все прогнозы проводились с изменением соотношения объема обучающей выборки, а именно 50%, 70%, 90% .

На рис. 2 приведены графики прогнозов по НМГУА для линейных частичных описаний на 3 шага вперед при  $F = 6$  и объеме обучающей выборки - 70%, при этом была взята гауссовская функция принадлежности,

уровень значимости  $\alpha = 0,7$ .

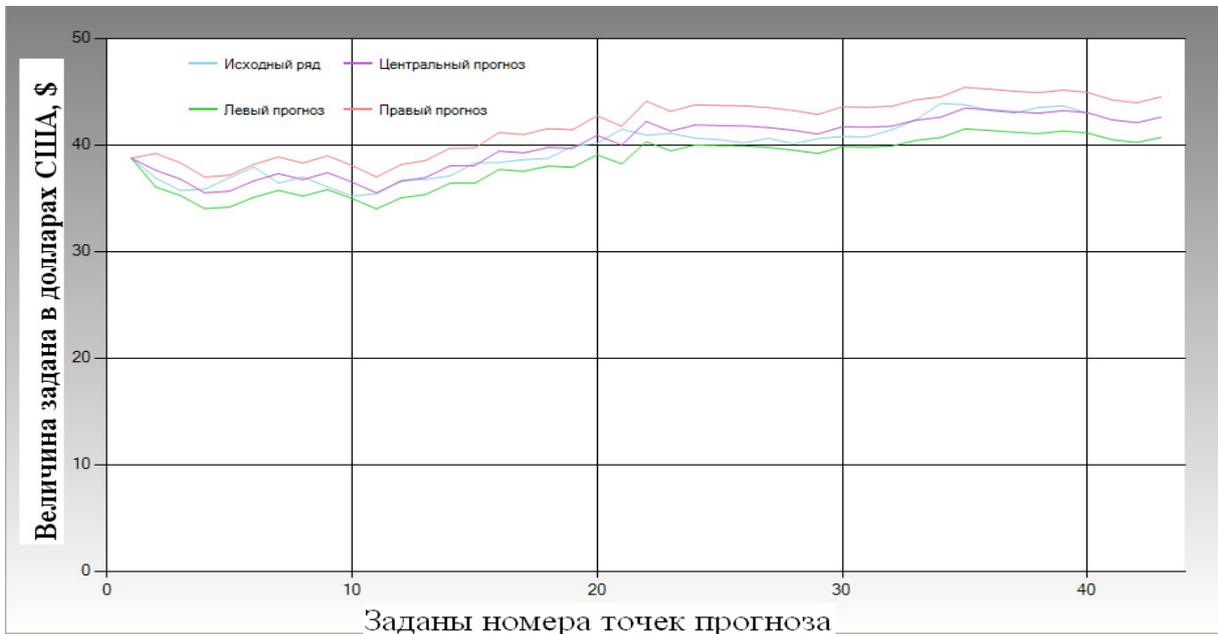


Рис. 2

С целью анализа прогноза были просчитаны критерии ошибки, которые представлены в таблицах 4 и 5, где показаны: среднеквадратичная ошибка (СКО) по проверочной выборке, СКО по всей выборке, среднеабсолютная процентная ошибка (САПП) по проверочной выборке, САПП по всей выборке, критерий Дурбина-Уотсона, статистика R-square, критерий Акаике, байесовский информационный критерий и критерий Шварца. Критерии рассчитывались для каждого шага прогноза с использованием проверочной выборки.

Таблица 4. Статистика критериев на каждый шаг прогноза цен закрытия акций BP plc (ADR) для НМГУА

Шаг прогноза	Название статистики	Процент обучающей выборки		
		50%	70%	90%
1	MSE пр.	1.248355	0.793523	0.317066
	MSE	0.748864	0.612827	0.485599
	MAPE пр.	2.041366	2.065155	1.386096
	MAPE	1.452656	1.723657	1.505965
	DW	0.686478	1.763043	1.839065
	R-square	1.064526	0.938058	1.008042
	AIC	2.456985	2.228267	2.053752
	BIC	-3.268440	-3.063808	-2.892253
	SC	2.506693	2.277974	2.103459
2	MSE пр.	1.256828	1.871883	2.440575
	MSE	0.728499	0.989650	0.795699
	MAPE пр.	2.072085	2.367006	2.426847
	MAPE	1.468987	1.845798	1.656084
	DW	0.686478	1.795021	1.839065
	R-square	1.064526	0.874163	1.008042
	AIC	2.456985	2.147717	2.053752
	BIC	-3.268440	-2.986448	-2.892253
	SC	2.506693	2.197424	2.103459
3	MSE пр.	1.317349	5.408313	6.385595
	MSE	0.788241	2.388737	1.625459
	MAPE пр.	2.129226	3.095381	3.169584
	MAPE	1.496548	2.149238	1.834261
	DW	0.686478	1.762895	1.839065
	R-square	1.064526	0.945517	1.008042
	AIC	2.456985	2.229614	2.053752
	BIC	-3.268440	-3.065077	-2.892253
	SC	2.506693	2.279321	2.103459

Таблица 5. Статистика критериев на каждый шаг прогноза для индекса Dow Jones Industrial Average при использовании НМГУА

Шаг прогноза	Название критерия	Процент обучающей выборки		
		50%	70%	90%
1	MSE пр.	37900.205497	37035.864923	37221.489676
	MSE	25676.116414	62162.341245	43498.250784
	MAPE пр.	1.379057	1.207524	1.425909
	MAPE	1.137631	1.705561	1.627755
	DW	1.910164	1.265273	1.338295
	R-square	0.920628	0.928216	0.769091
	AIC	12.708769	13.569508	13.219191
	BIC	-7.353765	-7.485345	-7.432833
	SC	12.751424	13.612164	13.261847
2	MSE пр.	37541.139628	39456.166212	38884.456009
	MSE	25793.209060	61020.777256	43549.202548
	MAPE пр.	1.379904	1.230402	1.457562
	MAPE	1.143661	1.711295	1.628665
	DW	1.910164	1.265273	1.338295
	R-square	0.920628	0.928216	0.769091
	AIC	12.708769	13.569508	13.219191
	BIC	-7.353765	-7.485345	-7.432833
	SC	12.751424	13.612164	13.261847
3	MSE пр.	44442.485544	44478.491577	79402.073988
	MSE	29782.905175	63478.044185	49364.835751
	MAPE пр.	1.430837	1.289476	1.678009
	MAPE	1.176753	1.719494	1.651875
	DW	1.910164	1.265273	1.338295
	R-square	0.920628	0.928216	0.769091
	AIC	12.708769	13.569508	13.219191
	BIC	-7.353765	-7.485345	-7.432833
	SC	12.751424	13.612164	13.261847

На рис. 3. показан прогноз на 3 шага при  $F = 6$  и проценте обучающей выборки - 70% для гауссовской функции принадлежности, уровень  $\alpha = 0,7$ .

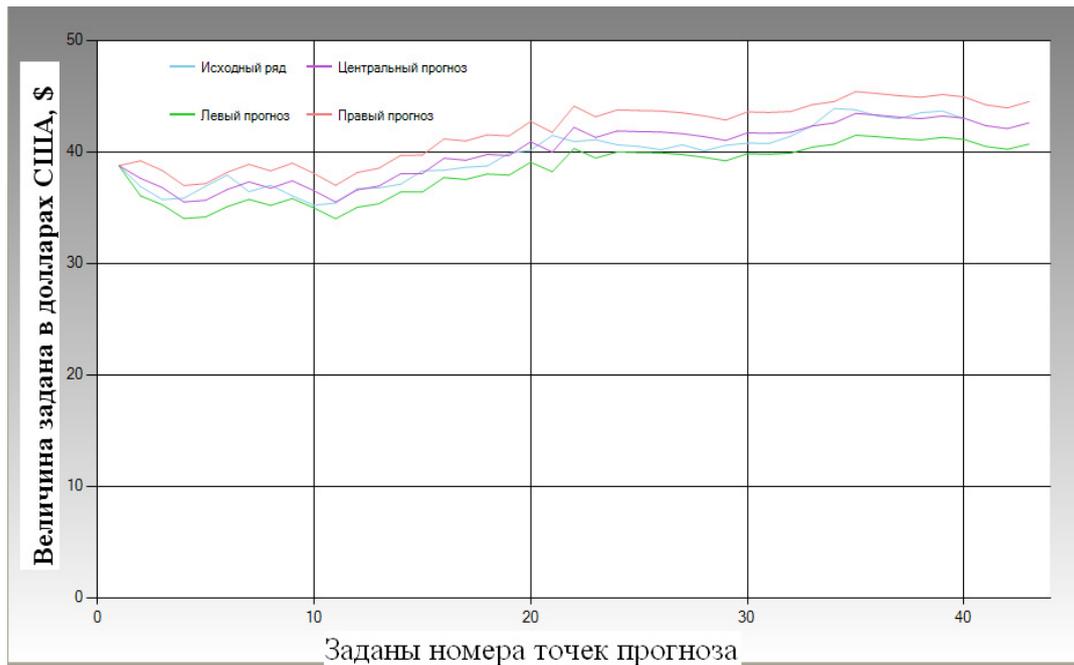


Рис. 3. Прогноз на 3 шага для индекса Dow Jones I. A

Далее были проведены эксперименты по прогнозированию цен акций компании и индекса Доу-Джонса с использованием МГУА и НМГУА с различными моделями частичных описаний (МЧО): линейными, квадратичными, рядами Фурье и ортогональными полиномами Чебышева, а также при использовании нечетких каскадных нео-фаззи нейронных сетей [2]. Итоговые результаты сравнительных экспериментов при прогнозе на 1, 2 и 3 шага вышеуказанными методами для котировки акций компании British Petroleum -BP plc (ADR) приведены в таблице 6, а для индекса Доу\_Джонса – в таблице 7.

Таблица 6. Сравнительные результаты прогнозирования на 3 шага для акций BP plc (ADR)

Шаг Прогноза	Критерии оценки	нео-fuzzy нейрон сеть	Результаты, полученные при помощи четкого МГУА				Результаты, полученные при помощи нечеткого МГУА			
			Линейная МЧО	Квадратичная МЧО	Полином Фурье в кач. МЧО	Полином Чебышева в кач. МЧО	Линейная МЧО	Квадратичная МЧО	Полином Фурье в кач. МЧО	Полином Чебышева в кач. МЧО
1	MSE	5.231	0.285	1.905	0.859	0.365	0.481	0.130	1.691	0.757
	MAPE	4.521	1.034	1.965	1.624	1.114	1.374	0.813	2.960	1.459
2	MSE	6.111	0.425	3.090	1.094	0.366	0.498	0.150	1.742	1.029
	MAPE	5.398	1.227	2.916	1.814	1.115	1.481	0.818	2.977	1.584
3	MSE	7.490	0.675	4.978	2.144	0.523	0.572	0.308	2.183	1.505
	MAPE	6.521	1.496	4.434	2.050	1.320	1.494	0.908	3.024	1.681

Судя по представленным оценкам, наилучшие результаты дал нечеткий МГУА с квадратичной моделью частичных описаний при 70%-ой обучающей выборке и гауссовской функцией принадлежности. Худшие результаты в обоих методах дало использование полинома Фурье в качестве МЧО. Оба метода МГУА показали высокую точность прогноза. Если сравнивать результативность обоих методов по использованным моделям частичных описаний, то линейная МЧО в классическом МГУА дала более точные результаты. А при использовании остальных моделей частичных описаний более точные оценки получены для НМГУА. В то же время каскадная нео-fuzzy нейросеть дала результаты хуже, чем оба метода МГУА.

Таблица 7. Сравнительные результаты прогнозирования на 3 шага для индекса Dow Jones I.

Шаг прог-ноза	Критери и. оценки	нео-fuzzy нейросеть	Результаты полученные при помощи четкого МГУА				Результаты полученные при помощи нечеткого МГУА			
			Линейная МЧО	Квадратичная МЧО	Полином Фурье в кач. МЧО	Полином Чебышева в кач. МЧО	Линейная МЧО	Квадратичная МЧО	Полином Фурье в кач. МЧО	Полином Чебышева в кач. МЧО
1	MSE	514561	26900	38225	40142	23818	25176	21332	42205	24464
	MAPE	5.231	1.149	1.298	1.445	1.111	1.137	1.046	1.487	1.125
2	MSE	584371	27793	39460	40930	23978	25793	223491	59059	24767
	MAPE	5.992	1.167	1.322	1.445	1.119	1.143	1.098	1.614	1.144
3	MSE	624501	37306	50471	41720	27337	29782	38291	63900	24910
	MAPE	6.179	1.230	1.386	1.460	1.157	1.176	1.099	1.623	1.160

Судя по представленным результатам в табл. 7, каскадная нео-fuzzy нейросеть показала результаты хуже, чем оба метода МГУА. Наилучшие результаты показал нечеткий МГУА с квадратичной моделью частичных описаний (МЧО) при 50%-ой обучающей выборке и колоколообразной функцией принадлежности. Худшие результаты в обоих методах дало использование полинома Фурье в качестве МЧО. Оба метода МГУА показали высокую результативность. Если сравнивать эффективность обоих методов МГУА И НМГУА по использованным моделям частичных описаний, то полиномы Фурье и Чебышева в качестве МЧО в классическом МГУА дали более точные результаты, а при использовании линейной и квадратичной моделей частичных описаний более точные оценки получены методом НМГУА.

## Выводы

Проведены сравнительные экспериментальные исследования методов прогнозирования курсов акций на фондовом рынке NYSE. Рассматривались индуктивные методы прогнозирования: классический МГУА, нечеткий МГУА и каскадная нео-fuzzy нейросеть. В качестве входной прогнозируемой величины были выбраны цены закрытия компании BP plc (ADR) и промышленный индекс Доу-Джонса. Данные были взяты за период с 20 сентября 2011 года по 17 ноября 2011 года.

---

---

При анализе данных использованы четыре модели частичных описаний: линейная, квадратичная, полином Фурье первого порядка, полином Чебышева второго порядка.

1. В процессе экспериментов варьировался размер обучающей выборки: 50%, 70% , 90%.  
Нечеткий метод применялся с использованием трёх типов ФП: треугольной, гауссовской и колоколообразной. Лучшие результаты показало использование гауссовской ФП для прогноза цен акций компании BP plc (ADR) и колоколообразной ФП для прогноза индекса Dow Jones I. A..
2. Как показали эксперименты, **наилучшие результаты были получены при использовании НМГУА** с квадратичной моделью частичных описаний при 70%-ой обучающей выборке для прогноза BP plc (ADR) и при 50%-ой обучающей выборке для прогноза промышленного индекса Доу-Джонса. Худшие результаты в обоих методах дало применение полинома Фурье в качестве МЧО. Нечеткий метод показал высокую точность-, ошибка прогноза на 3 шага не превышает 2% и только для полинома Фурье ошибка на три шага была 3 %. Четкий метод дает несколько худшие результаты, но ошибка для всех МЧО, кроме полинома Фурье также не превышает 2%, для полинома Фурье ошибка для 3-го шага не превышает 4,5 %.

В то же время ошибка для нео-fuzzy нейросети для первого шага была 5%,а для 2-го и 3-го- до 6.5%.

---

## Литература

[Ю. Зайченко, 2008] Ю. П Зайченко. Нечеткие модели и методы в интеллектуальных системах. Изд. Дом «Слово», К.: 2008.- 352 с.

[Ye. Bodyanskiy] Ye. Bodyanskiy, Ye. Viktorov, I. Pliss. The cascade NFNN and its learning algorithm .

---

## Acknowledgement

"The paper is published with financial support by the project ITHEA XXI of the Institute of Information Theories and Applications FOI ITHEA ( [www.ithea.org](http://www.ithea.org) ) and the Association of Developers and Users of Intelligent Systems ADUIS Ukraine ( [www.aduis.com.ua](http://www.aduis.com.ua) )."

---

## Информация об авторах

**Юрий Зайченко** – доктор технических наук, профессор. Институт прикладного системного анализа НТУУ «КПИ», 03056, Киев-56, Украина phone: 38044-4068393, e-mail: [baskervil@voliacable.com](mailto:baskervil@voliacable.com)  
[zaychenko Yuri@ukr.net](mailto:zaychenko Yuri@ukr.net)

## ПЕРСПЕКТИВНЫЕ НАПРАВЛЕНИЯ РАЗВИТИЯ ИНФОРМАЦИОННЫХ ТЕХНОЛОГИЙ МОНИТОРИНГА И УПРАВЛЕНИЯ СОСТОЯНИЯМИ СЛОЖНЫХ ТЕХНИЧЕСКИХ ОБЪЕКТОВ В РЕАЛЬНОМ МАСШТАБЕ ВРЕМЕНИ

**Олег Майданович, Михаил Охтилев, Борис Соколов**

**Аннотация:** Рассматриваются проблемы создания и применения автоматизированных систем. Особое внимание уделяется одному из важных видов автоматизированных систем — автоматизированных систем мониторинга (АСМ) состояний сложных организационно-технических комплексов (СОТК) в режиме реального времени с учетом возможной деградацией их структур, проведен обзор существующих исследований и технологических подходов к решению проблем создания и применения АСМ состояния СТО и управления в реальном масштабе времени.

**Ключевые слова:** интеллектуальные информационные технологии мониторинга и управления сложными объектами.

**Ключевые слова по АСМ классификатору:** J.6 Computer-Aided Engineering and I.2.2 Automatic Programming.

---

### Введение

Многие существующие и проектируемые сложные технические объекты (СТО) (ракетно-космическая, авиационная, корабельная техника, сложные системы электроснабжения, радиоэлектронные и автоматизированные системы и комплексы различного назначения и видовой принадлежности), являются, как правило, дистанционно управляемыми с помощью операторов (диспетчеров). Информация для операторов о текущих состояниях функционирования СТО передается в виде значений измерительной информации. Повышение уровня сложности современной техники требует существенного увеличения количества контролируемых параметров ее функционирования. Число таких параметров для широкого класса технических систем уже сегодня достигает нескольких сотен и тысяч, что существенно усложняет их восприятие и интерпретацию состояний СТО в целом. Проблема обеспечения требуемой оперативности мониторинга состояний существенно обостряется при возникновении нештатных ситуаций, приводящих к отклонениям от планового функционирования СТО и вызванных различными внешними и внутренними факторами.

Отличительная черта рассматриваемых СТО и соответствующих автоматизированных систем мониторинга (АСМ) их состояния состоит еще и в том, что в процессе их эксплуатации возможны различные изменения (деградация) штатного поведения данных объектов и систем, вызванные неисправностями или внешними возмущающими факторами, имеющими как субъективный, так и объективный характер. Это обуславливает необходимость на этапе применения осуществлять оперативное формирование таких процедур мониторинга и управления состояниями СТО и АСМ, при которых обнаружение, локализация и ликвидация сбоев и отказов в них будет происходить значительно

раньше, чем станут проявляться возможные последствия неисправностей. В рассматриваемых ситуациях в режиме реального масштаба времени (РМВ) взаимосвязанные процессы мониторинга и управления состояниями СТО должны сопровождаться целенаправленными процедурами реконфигурации структур как самих СТО, так и АСМ для обеспечения максимально допустимого уровня их работоспособности, адаптации к изменениям во внешней среде. К сожалению, в рамках существующих АСМ, как правило, данные технологии управления либо вообще не реализуются, либо реализуются в неавтоматизированных режимах операторами АСМ. Указанные аспекты мониторинга и управления состояниями СТО особенно важны для организационно-технических комплексов, особо критичных к управлению при возникновении аварийных и штатных ситуаций в условиях дефицита времени. Таким образом, для обеспечения требуемой степени качества и оперативности управления СТО необходимо, во-первых, обеспечить алгоритмизацию процессов смысловой интерпретации всех возможных штатных и штатных состояний их функционирования и, во-вторых, обеспечить решение этой задачи в реальном времени с учетом возможных вариантов деградации как самих СТО, так и соответствующей АСМ.

Объектом дальнейшего рассмотрения в данной статье являются как сама АСМ, так и два основных этапа ее жизненного цикла — этап проектирования АСМ и этап функционирования данной системы, в ходе которого осуществляется анализ ИИ, производимый с целью оценивания состояний (технических состояний) объектов анализа (ОА) — СТО. Здесь под техническим состоянием (ТС) ОА понимается совокупность изменяющихся в процессе производства, испытаний, эксплуатации свойств (качеств) ОА, характеризующих его функциональную пригодность в заданных условиях применения [Охтилев, 1991]. Основным способом выявления (оценивания) ТС является сбор, обработка и анализ ИИ. Сбор ИИ — есть процесс получения (приема), распределения всех значений измеряемых параметров. Под обработкой ИИ понимается процесс получения оценок измеряемых параметров ТС на основе собранных данных, снабженных показателем степени доверия к этим оценкам [Охтилев, 1991]. Целью анализа ИИ (как процесса) является получение обобщенных оценок совокупности параметров ТС, значения которых в явном виде указывают либо степень работоспособности рассматриваемого ОА, либо место и вид возникшей неисправности, либо являются оценками прогнозируемых явлений и процессов с заданной точностью и интервалом прогноза и т.п. Необходимо отметить, что в настоящее время результаты решения задач сбора и обработки ИИ в достаточной мере удовлетворяют требованиям АСМ СТО. В настоящее время в подавляющем большинстве случаев мониторинг состояний процессов функционирования СТО автоматизирован лишь частично. Как правило, в современных АСМ состояний операторам представляется смысловая информация только о состояниях отдельных элементов СТО, а не объекта контроля в целом. Интегральную оценку состояния СТО в таких системах выполняют операторы. Для этого им требуется знать и уметь оперативно анализировать многочисленные контекстные условия процессов динамического взаимодействия элементов и подсистем СТО.

Таким образом, в современных условиях имеет место ситуация, характеризующаяся, с одной стороны, высокими требованиями, предъявляемыми к результатам мониторинга и управления состоянием СТО, а с другой — наличием условий, в которых должна функционировать АСМ СТО, ключевым элементом которой в настоящее время является система автоматизированного анализа (АА) ИИ. Разрешение рассматриваемой противоречивой ситуации составляет существо актуальной в настоящее время научно-технической проблемы, связанной с разработкой теоретических основ и методов структурно-функционального синтеза облика автоматизированной системы мониторинга состояний СТО в РМВ с учетом изменяющихся условий их применения. В предлагаемой статье рассматривается один из

возможных подходов к решению данной проблемы, который основывается на использовании новых интеллектуальных информационных технологий проектирования и применения АСМ СТО [Охтилев, Соколов, Юсупов, 2006].

### Анализ существующих технологий разработки и применения автоматизированных систем мониторинга состояний СТО

Специфической особенностью современного рынка программных комплексов, предназначенных для автоматизации процессов сбора, обработки и анализа измерительной информации, а также ИТ проектирования и эксплуатации данных комплексов является то, что он ориентирован на создание узко специализированных программных средств, жестко связанных с соответствующими предметными областями, в которых сформировались устоявшиеся проверенные многолетней практикой взгляды на технологию разработки и применения АСМ СТО. Указанная тенденция в настоящее время проявляется в том, что сейчас существует большое количество родственных по своим функциональным возможностям программных комплексов (ПрК), входящих в состав АСМ СТО, и отличающихся друг от друга лишь по способу организации вычислительного процесса и виду используемой операционной среды.

Вместе с тем, наработанный к настоящему времени богатый методический аппарат современной программной техники позволяет решать практически любые задачи обработки данных о состоянии СТО. При этом на практике для решения с высоким качеством и на уровне современных ИТ конкретных узко специализированных задач разработки автоматизированных информационных систем (АИС), к которым, в частности, относится и АСМ СТО, широко используют подходы (виды проектирования), перечисленные в таблице.

Таблица. Виды и средства проектирования автоматизированных ИС.

№	Вид проектирования	Субъект проектирования	Используемые средства
а)	Проектирование ИС на базе существующих, готовых инструментальных проблемно-ориентированных COTS-средств (Commercial-Of-The-Shelf).	Специалисты в конкретной предметной области (ПрО), конечные пользователи (КП) ИС.	Специализированные CASE-технологии, <i>операционные среды</i> , проблемные языки представления знаний (ЯПЗ).
б)	Проектирование COTS-компонентов ИС и инструментальных средств, ориентированных на многократное применение.	Профессиональные программисты, системные аналитики.	«Традиционные» CASE-технологии (или, по-другому, Rapid Application Development (RAD)-средства), <i>инструментальные среды</i> , традиционные языки программирования и т.п.

№	Вид проектирования	Субъект проектирования	Используемые средства
в)	Расширение возможностей существующих COTS-средств за счет создания и подключения к уже существующим средствам дополнительных приложений.	Профессиональные программисты, системные аналитики.	«Традиционные» CASE-технологии (RAD), инструментальные среды, традиционные языки программирования и т.п.
г)	Непосредственно разработка уникальных ИС, ориентированных на однократное использование в конкретной ПрО.	Специалисты одновременно как в ПрО, так и владеющие навыками программирования.	«Традиционные» языки программирования, средства отладки и т.п.

До последнего времени наибольшее распространение на практике получил подход (г), в результате реализации которого создается качественное, хорошо отлаженное как общее, так и специальное программное обеспечение (ОПО, СПО) ИС. Именно такие программные комплексы ИС до последнего времени создавались и эксплуатировались как специально предназначенными для этого подразделениями фирм — разработчиков СТО, так и подразделениями эксплуатирующих организаций. Однако сопровождение и доработка данного ПО в соответствии с указанной технологией является достаточно сложной и трудоемкой задачей. Необходимо также учитывать и тот факт, что в настоящее время доля затрат на разработку ПО при создании автоматизированных ИС неуклонно возрастает и может составлять от 60 до 90 процентов стоимости всей ИС [Калинин, Соколов, 1995], [Охтилев, Соколов, 2002], [Соколов, Юсупов, 2002], [Охтилев, Соколов, Юсупов, 2006]. В связи с этим вариант непосредственного программирования (вариант (г)) в современных условиях приемлем лишь для относительно простых программных систем. В противном случае (при реализации больших программных систем) при такой технологии возникают, как правило сложные финансовые, ресурсные и временные проблемы.

Современный рынок в области разработки ПО имеет тенденцию к все большей сегментации и специализации из-за постоянного усложнения и удорожания как ОПО, так и СПО. Разработчики операционных систем, различных инструментальных средств, СПО, а также конечные пользователи (КП) владеют все более отличающимися друг от друга тезаурусами и «общаются» на все более непохожих языках. При этом весьма привлекательными становятся технологии создания СПО, позволяющие в процессе проектирования программ непосредственно использовать знания и опыт КП. Все эти тенденции приводят к необходимости все более широкого использования при разработке специализированных ИС (в том числе и ACM) расширенных возможностей современных инструментальных программных систем (ПС). В этих условиях весьма привлекательными при проектировании СПО становятся уже технологии (а), (б), (в), представленные в таблице. Данные подходы основаны на широком использовании CASE-технологий или им подобных инструментальных средств различного назначения как этапе разработки, например, COTS(Commercial Of-The-Shelf)-программные системы (вариант (б)), так на этапе создания ИС из этих ПС (вариант (а)).

При проектировании ACM СТО РМВ система COTS-компонентов по сути является специализированной CASE-системой (вариант (а)). Данная специализированная CASE-система реализуется обычно в виде некоторой *операционной среды*, ориентированной на КП и оперирующей понятиями конкретной ПрО. В свою очередь, при проектировании самих COTS-компонентов могут быть использованы инструментальные средства RAD, предназначенные для повышения эффективности процесса разработки этих компонентов профессиональными программистами. Более того, с нашей точки зрения в современных условиях наиболее перспективными являются только те технологии проектирования ACM СТО, в которых непосредственное участие принимает конечный пользователь, являющимся специалистом в области эксплуатации соответствующего СТО. Для этого должны создаваться соответствующие *специализированные операционные среды*. В свою очередь, такие *проблемно-ориентированные операционные среды* должны быть спроектированы и разработаны в полном соответствии с требованиями и ограничениями, обусловленными спецификой автоматизируемой ПрО, а также, по возможности, на основе *тех же технологий проектирования и инструментальных сред что и ACM СТО*.

Проведем краткий анализ того, как с использованием существующих и разрабатываемых инструментальных средств может быть реализована описанная выше перспективная технология проектирования ACM СТО. Анализ современного состояния разработки в области практической реализации информационных технологий проектирования ACM показывает, что в настоящее время существует, по крайней мере, два крупных направления внедрения предлагаемого подхода на практике.

К *первому направлению* исследований могут быть отнесены результаты, полученные в рамках так называемой теории не доопределенных вычислений (на основе методов удовлетворения ограничений — constraint programming) и теории мультиагентных интеллектуальных систем. В качестве наиболее характерных представителей программных комплексов, поддерживающих данные направления исследований, могут быть названы: интегрированный программный продукт СПРУТ, интеллектуальный решатель математических задач UniCalc [Охтилев, 2001а], [Охтилев, 2001б].

Ко *второму направлению* исследований относятся так называемые системы сбора данных и управления — SCADA-системы (Supervisor Control And Data Acquisition — системы сбора данных и управления, системы операторского интерфейса и т.п.) с соответствующими визуальными средствами их разработки и сопровождения — CACSD (Computer Aided Control System Designer — средства визуального проектирования SCADA-систем). Данное направление реализации технологий проектирования и применения ACM СТО наиболее широко представлено на современном рынке программных систем, поддерживающих процессы сбора и обработки ИИ в РМВ в рамках соответствующей ИАСУ СТО. В связи с этим, проанализируем более подробно данный класс систем. На нынешнем этапе развития прикладной информатики на рынке упомянутых программных средств имеется достаточно большое количество продуктов, ориентированных на решение задач автоматизации обработки данных в различных ПрО [Охтилев, 2001б]. Основными достоинствами практически всех существующих в настоящее время SCADA-систем являются следующие: *технология создания SCADA-систем на основе систем визуального проектирования ориентирована на КП и близка к интуитивному восприятию процесса обработки данных; объектно-ориентированное построение систем визуального проектирования обеспечивает простоту и быстроту освоения ПО широким кругом КП; открытость данных систем, позволяющая дополнять их функциями собственной разработки, уникальными драйверами*

---

---

*специализированных обслуживаемых устройств, возможность доступа к универсальным БД на основе стандартных языков доступа и интерфейсов.*

Среди тенденций разработки и применения SCADA-систем необходимо отметить: все большую ориентацию их на использование под управлением Windows-NT (тем более, что в последнее время для Windows-NT появляются доработки (расширения) для обеспечения PMB); применение при разработке SCADA-систем новых ИТ, связанных с использованием современных CASE-средств (*инструментальных сред*), с разработкой *операционных сред*, с привлечением технологических средств нового поколения); переход на комбинированные модели доступа к БД, совмещающие модели сервера БД, сервера приложений, доступа из Web-браузера; акцентирование усилий компаний-производителей SCADA-систем на качество технической поддержки, качество обучения КП, на концентрацию и качество дополнительных комплексных услуг по освоению, внедрению и интеграции с АСУ верхнего иерархического уровня [Охтилев, 2001б].

Однако, при всех своих достоинствах существующие SCADA-системы зачастую мало пригодны (если даже совсем не пригодны) для решения задач АСМ СТО в PMB. Это объясняется целым рядом причин, к числу можно отнести следующие причины: *отсутствие режима «жесткого» PMB у большинства существующих коммерческих SCADA-систем; отсутствие средств, поддерживающих интеллектуальные ИТ (например, обеспечивающих интеграцию данных и знаний — Information Fusion Technology); слишком большая универсальность SCADA-систем, обусловленная поиском со стороны фирм-производителей новых покупателей-клиентов, которая оборачивается слабой ориентацией на решение конкретных задач и невозможностью учесть специфику конкретной ПрО; отсутствуют единые методологические и методические основы построения моделей, методов и алгоритмов обработки и анализа ИИ о состоянии СТО для конкретных ПрО, что делает процесс их оценивания беспорядочным, хаотичным, эвристическим, а значит не лишенным ошибок, накладок, противоречий, неполноты.*

Дополнительные особенности рассматриваемые задачи создания и применения как АСМ, так и ИАСУ СТО в целом приобретают в том случае, когда учитывается такой важный аспект их функционирования как динамика развития и реконфигурация структур проектируемых (эксплуатируемых) автоматизированных систем (АС). Указанная структурная динамика [Калинин, Соколов, 1995], [Соколов, Юсупов, 2002] обусловлена большой продолжительностью жизненного цикла АС, необходимостью учёта изменения и уточнения технических требований к параметрам и характеристикам АС по этапам развития; расширением круга решаемых задач; необходимостью учёта пространственно-временных, технических, технологических ограничений, связанных с проектированием, производством, испытанием, поставкой, внедрением, применением и совершенствованием основных элементов и подсистем АС, различными субъективными факторами [Охтилев, Соколов, 2002]. В этих ситуациях, в отличие от простейшей "слепой" реконфигурации элементов и подсистем АС, не учитывающей ни характеристик решаемых в текущий момент времени задач, ни стоящих перед АС целей, требуется оперативная разработка и реализация программ управления структурной динамикой АС, обеспечивающих целенаправленную перестройку их структур [Соколов, Юсупов, 2002], [Sokolov, Ivanov, 2012], [Sokolov, Ivanov, Kaeschel, 2010], [Охтилев, Соколов, Юсупов, 2006]. К сожалению, на практике большинство перечисленных проблем управления структурами до сих пор решаются вручную.

---

В чём же состоят причины существования перечисленных выше недостатков (проблем), связанных с проектированием и применением АСМ и ИАСУ СТО? Одна из главных причин указанных недостатков имеет **методологический** характер и состоит в том, что при разработке данных АС зачастую игнорируются требования системного подхода к проектированию сложных организационно-технических комплексов. Это, в частности, проявляется в осуществлении автоматизации лишь отдельных этапов процесса сбора и обработки информации или в решении на ЭВМ некоторых расчётных задач без рассмотрения проблемы автоматизации процессов управления в целом. Другими словами, не осуществляется комплексная автоматизация соответствующих процессов. Практика показывает, что автоматизации должны подвергаться только хорошо изученные и достаточно стабильные процессы и технологии, для которых разработаны конструктивные формальные средства описания (модели), методы, алгоритмы и методики решения соответствующих прикладных задач.

Таким образом, проблемы создания и развития АС — это, прежде всего **модельно-алгоритмические и информационные проблемы**, требующие для своего решения разработки фундаментальной теоретической базы. Это означает, что создание качественного СПО автоматизации процессов мониторинга и управления состояниями СТО необходимо начинать с разработки *прикладной теории управления*, в которой должны быть учтены все особенности соответствующей предметной области. В рамках указанной теории следует сформировать методологические и методические основы решения рассматриваемых задач мониторинга и управления СТО. В противном случае каждый раз будет разрабатываться СПО, базирующееся на эвристических подходах, основанных, в свою очередь, на интуиции и практическом опыте прикладных программистов и операторов, эксплуатирующих СТО. Данные информационные технологии и подходы позволяют, к сожалению, лишь облегчить труд программиста по конструированию программных модулей, но не предоставляют возможности проверки корректности описания предметной области, автоматического синтеза программ вычислений и в целом не обеспечивают в нужной степени повышение эффективности функционирования СТО на основе соответствующей автоматизации.

Подводя итог вышеизложенному, необходимо констатировать, что на современном этапе развития науки и техники достигнут достаточно высокий уровень развития аппаратно-программных средств сбора, передачи и обработки информации, которые входят в состав любой ИАСУ СТО, постоянно происходит их модификация, улучшаются технико-экономические характеристики. Вместе с тем, в настоящее время всё большее число специалистов как на Западе, так и в России, начинают понимать всю важность комплексного интегрированного подхода к автоматизации функционирования предприятий и организаций, основанного на фундаментальных и прикладных результатах, полученных в современной математике, информатике, теории управления [Охтилев, Соколов, 2002]. Продемонстрируем справедливость данного положения на примере создаваемой в настоящее время АСМ СТО РМВ.

---

### **Структура и основные особенности интеллектуальной информационной технологии проектирования и применения АСМ состояний СТО в РМВ**

---

Анализ вышеизложенного материала показывает, что главное достоинство существующих инструментальных сред проектирования АСМ СТО (инструментальных средств типа RAD), заключающееся в быстром их создании, превращается на практике (при конструировании специализированных АСМ СТО) в их же главный недостаток. Это объясняется тем, что синтезируемая в

рамках данных универсальных технологий АСМ будет неоптимальной по целому ряду важнейших показателей качества СПО, отражающих специфику соответствующей предметной области СТО.

Для преодоления указанного недостатка предлагается следующая модификация существующей *спиральной модели проектирования ПО*, которая была названа *сквозной моделью проектирования ПО* [Охтилев, 20016], [Охтилев, Соколов, 2002], [Охтилев, Соколов, Юсупов, 2006]. На рис. 1 представлены основные этапы предлагаемой технологии проектирования:

1 этап. Функциональное проектирование, заключающееся в выявлении информационных потребностей КП (предпроектное обследование, формулировка технических и частных технических заданий на разработку систем и подсистем проектируемого продукта).

2 этап. Концептуальное проектирование ИС (для данных — формирование концептуальной схемы БД, например, в виде ERD-диаграмм; для процессов обработки данных — определение входных и выходных данных). Концептуальный проект не зависти от реализации и отражает содержательную сторону проектируемой ИС.

3 этап. Разработка архитектуры ИС (выбор модели доступа к данным, выбор программной платформы общего ПО — ОС, СУБД и др.; выбор аппаратной платформы — структура вычислительной сети при многомашинном комплексе и др.).

4 этап. Логическое проектирование ИС (формирование логической схемы БД и написание прикладных программ на некотором языке).

5 этап. Отладка и тестирование прикладных программ ИС.

6 этап. Сопровождение ИС.

При этом в рамках предлагаемой специализированной операционной среды также параллельно выполняются следующие объектно-ориентированные этапы проектирования:

- *информационное концептуальное моделирование* — введение параметров (концептуальных понятий ПрО), групп параметров, задание правил сегментации области значений вводимых параметров (для осуществления качественного анализа ПрО и перехода от непрерывно-значных показателей свойств ОА к дискретным);
- *формирование поведенческой модели* процесса АА — задание вычислительных моделей (ВМ) (как интеллектуальных агентов) и их метасистем (коллективов агентов). Суть этапа поведенческого моделирования состоит в описании информационных процессов (динамики функционирования), происходящих в АСМ при АА ИИ и опирающихся на такие понятия, как состояние системы, событие, переход из одного состояния в другое, условия перехода, последовательность событий и т.п.;
- *генерация графического пользовательского интерфейса (GUI)*, предназначенного для визуализации результатов АА ИИ и используемого на человеко-машинных элементах распределенной ИС;
- *автоматический синтез корректной метапрограммы АА ИИ* для ее реализации в сетевой среде проектируемой ИС. На этом этапе выполняется комплексная автоматическая верификация всех введенных КП данных и синтезируется максимально параллельная программа АА ИИ на языке внутреннего представления.

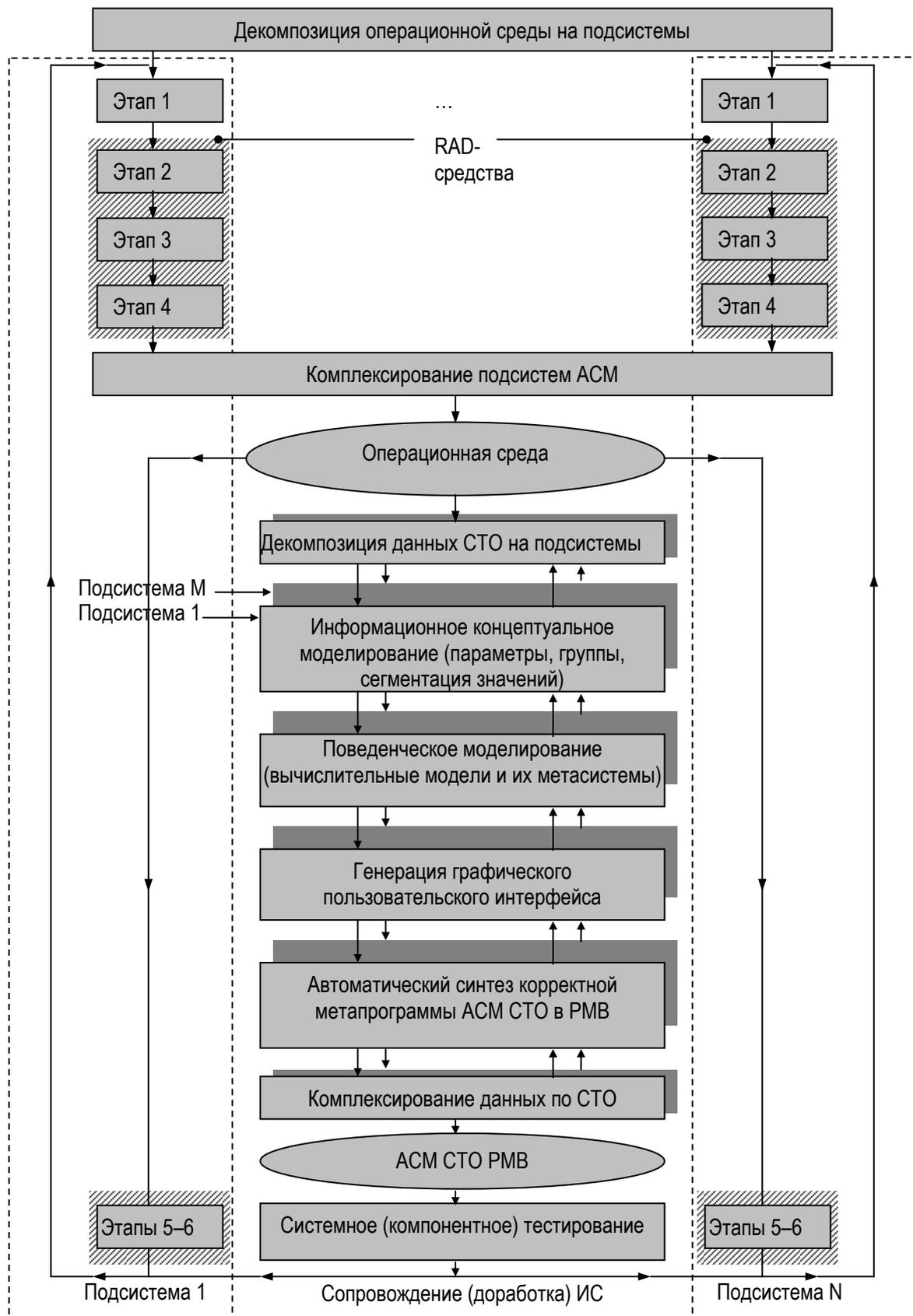


Рис. 1. Схема сквозного проектирования ACM СТО в PMB.

Следует заметить, что все перечисленные этапы могут выполняться независимо — для разных подсистем СТО и совместно с процессом доработки (сопровождения) операционной среды, также состоящей из отдельных подсистем. Как видно из представленного рисунка, использование такой сквозной модели проектирования АСМ СТО в РМВ позволяет достаточно полно реализовывать преимущества всех ранее перечисленных современных подходов к созданию ПО (см. таблицу варианты (а), (б), (в)). В соответствии с данной моделью при проектировании АСМ предлагается осуществлять совместное комплексное параллельное проектирование как операционной среды, максимально учитывающее специфику задач АСМ СТО, так и формирование (проектирование, синтез) непосредственно АСМ СТО.

В этом случае проектированием специализированной операционной среды занимаются профессиональные программисты и системные аналитики, которые также привлекают к этой работе и КП на всех этапах создания и внедрения данного ОПО. Формированием (синтезом) непосредственно АСМ СТО с использованием специализированных средств операционной среды должны заниматься исключительно КП (специалисты по эксплуатации СТО). Данный подход способствует получению высококачественного программного продукта — АСМ СТО, так как в этом случае появляется возможность всестороннего учета знаний квалифицированных специалистов о своей ПрО. С другой стороны, за счет наличия итерационного сквозного режима проектирования достигается максимальное взаимодействие не только КП, но и всех других участников проекта, комплексирование (учет) их знаний и интересов. Кроме того, за счет совмещения во времени большинства проектных работ обеспечивается минимизация сроков получения конечного продукта. Еще одним немаловажным достоинством предлагаемой технологии проектирования является простота сопровождения и доработки (развития) созданных ПС (как операционной среды, так и АСМ СТО).

Таким образом, главным достоинством проектирования АСМ СТО, в соответствие с представленной сквозной итерационной схемой, состоит в том, что она позволяет непосредственно в ходе разработки быстро выявлять и уточнять, а затем и реализовывать необходимый набор функциональных возможностей создаваемого СПО и в результате получать программную систему, действительно удовлетворяющую всем требованиям заказчика (КП) на момент ее внедрения. При этом тестирование спроектированной системы состоит в проверке интегральной корректности введенных КП данных.

Теперь рассмотрим более подробно состав и структуру предлагаемой операционной среды, обеспечивающей успешную реализацию указанной технологии проектирования АСМ СТО (см. рис. 2).

Дальнейшее изложение посвящено описанию основных составляющих элементов операционной среды и их взаимодействия.

Как видно из рис. 2 одной из основных составляющих создаваемой операционной среды АСМ СТО является проблемно-ориентированный язык, с помощью средств которого обеспечивается взаимодействие КП и вычислительной системы. Такой язык представляет собой целый набор объектно-ориентированных языков и визуальных средств проектирования, которые использует КП при создании прикладной исполнительной среды АСМ СТО на основе соответствующей специализированной операционной среды разработки ПО. Каждый такой объектно-ориентированный язык вместе со своими средствами визуального проектирования представляет собой ряд проблемно-ориентированных подмножеств метаязыка всей операционной среды, которые образуют подсистемы или визуальные языки проектирования.

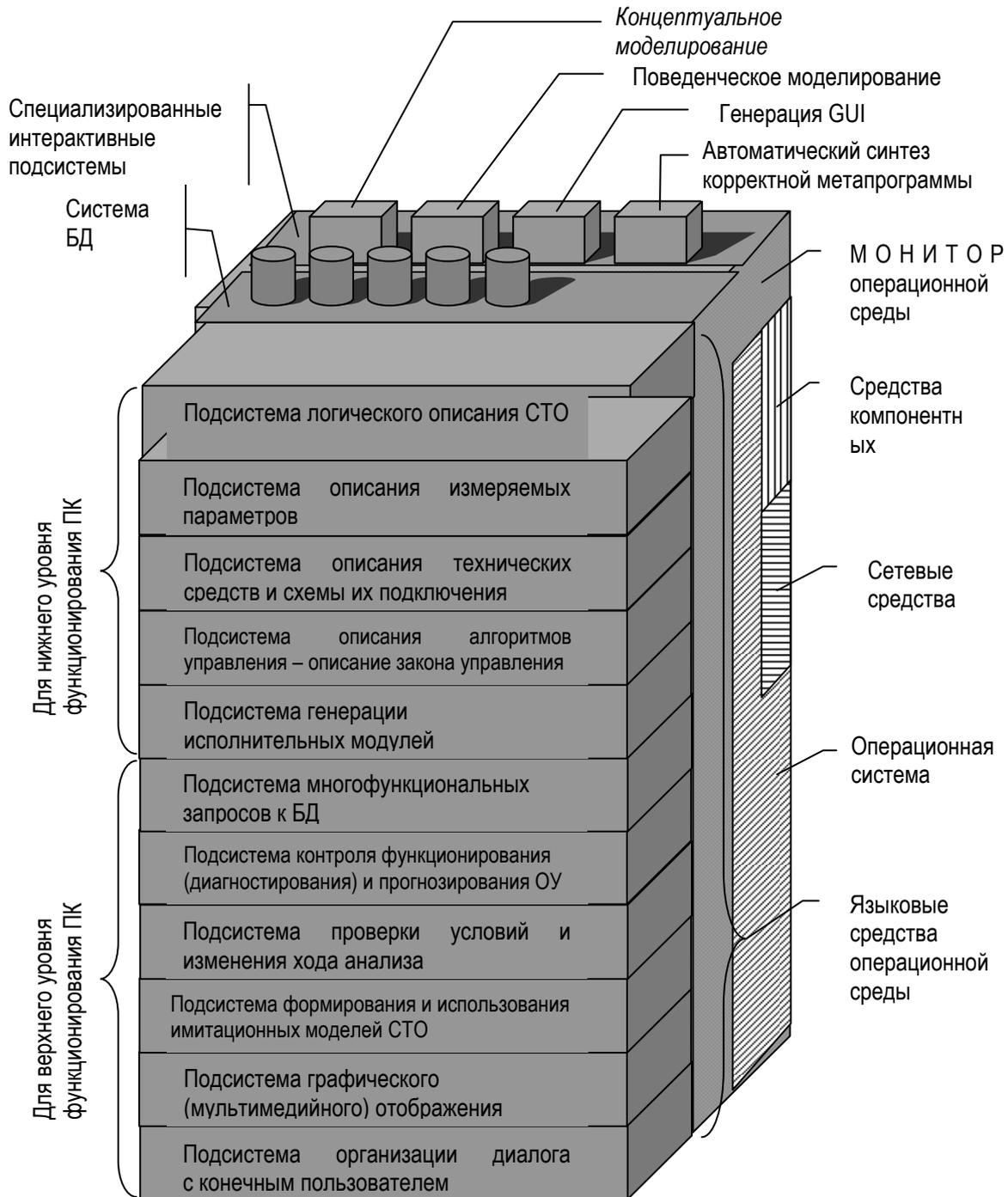


Рис. 2. Структура операционной среды ACM STO в PMB.

Среди объектно-ориентированных языков используются входящие в состав языковых средств операционной среды элементы, приведенные на рис. 2. В свою очередь, подсистемы макрооператоров схем обработки данных (подсистема контроля функционирования (диагностирования) и прогнозирования состояния СТО, подсистема описания алгоритмов управления и т.п.), позволяющие сформировать поведенческую модель СТО, в операционной среде ACM, реализуются посредством специальных операторов (псевдокодов), относящихся к классу языков четвертого поколения 4GL (один оператор языка 4GL соответствует целому фрагменту программы, написанной на языке 3GL). Одновременно — для

обеспечения удобства формирования КП поведенческой модели АСМ разработана подсистема макрооператоров схем обработки данных, представляющая собой визуальный язык проектирования.

Все перечисленные подсистемы используются КП при проектировании среды исполнения АСМ СТО в РМВ в соответствии с предложенной ранее схемой сквозного проектирования ИС. Причем, такое проектирование производится в визуальном параллельном объектно-ориентированном режиме с использованием следующих специализированных интерактивных подсистем: подсистемы информационно-концептуального моделирования; подсистемы поведенческого моделирования; подсистемы генерации графического пользовательского интерфейса; подсистемы автоматического синтеза корректной параллельной метапрограммы АСМ СТО в РМВ.

Как указывалось выше, одной из главных особенностей функционирования АСМ СТО является то, что она должна быть системой РМВ жесткого типа [Охтилев, 1991], [Охтилев, 2001б], [Охтилев, Соколов, 2002], [Охтилев, Соколов, Юсупов, 2006]. Остановимся более подробно на особенностях реализации данного режима в рамках создаваемой программной системы.

Проведенные исследования показали, что процесс вычислений при мониторинге состояний (МС) СТО может быть представлен последовательностью фазовых кривых на плоскости  $TOS$ , каждая из которых  $\rho_{t_i} \mid_{SOT}$  иллюстрирует в графическом виде состояние процесса МС на момент поступления порции значений ИИ временного сечения  $t_i \in T$ . При этом названные кривые  $\rho_{t_i} \mid_{SOT}$  являются, по-существу, своеобразными «изотермами», поскольку фиксируют состояния процесса обработки данных в каждый момент времени  $t_i \in T$ . В случае наблюдения за состоянием процесса АА ИИ в зависимости от поступающих значений измеряемых параметров с постоянно возрастающим временем (в режиме РМВ) имеется возможность проследить изменение процесса обработки ИИ для каждого временного сечения  $t_i \in T$ . Такую динамику можно представить в виде множества одновременно изменяющихся кривых  $\rho_{t_i}^m \mid_{SOT}$ , вид которых изображен на рис. 3.

Как видно из представленного рисунка, результаты МС формируются динамически в соответствии с фазовыми траекториями  $\rho_{t_i}^m \mid_{SOT}$  — для каждого временного сечения  $t_{i-1}, t_i, t_{i+1}, \dots \in T$ . При этом, результат обработки данных после поступления ИИ в момент временного сечения  $t_{i-1}$  формируется (вычисляется) в момент времени  $(t_{i-1} + \delta_{i-1})$ , после поступления ИИ для временного сечения  $t_i$  — в момент времени  $(t_i + \delta_i)$ , после поступления ИИ для временного сечения  $t_{i+1}$  — в момент времени  $(t_{i+1} + \delta_{i+1})$  и т.д. С другой стороны, интервалы времени между рассматриваемыми временными сечениями  $t_{i-1}, t_i, t_{i+1}, t_{i+2}, \dots$  представляют собой последовательность  $\Delta_i, \Delta_{i+1}, \Delta_{i+2}, \dots$ .

Для обеспечения получения результатов АА ИИ в РМВ проектируемая АСМ должна быть приспособлена к реализации одного из возможных механизмов РМВ. Если рассматривать такую АСМ как частную систему управления критическими сроками, то требование РМВ означает, что каждому процессу (модулю, нити, фазовой траектории), представленному на рисунке кривыми  $\rho_{t_i}^m \mid_{SOT}$ , назначается интервал времени, в течение которого он должен быть выполнен. Это требует задания ограничений  $\delta_i^0$  на все значения  $\delta_i$ :

$$\delta_i \leq \delta_i^0, \quad \forall (i \in I_T).$$

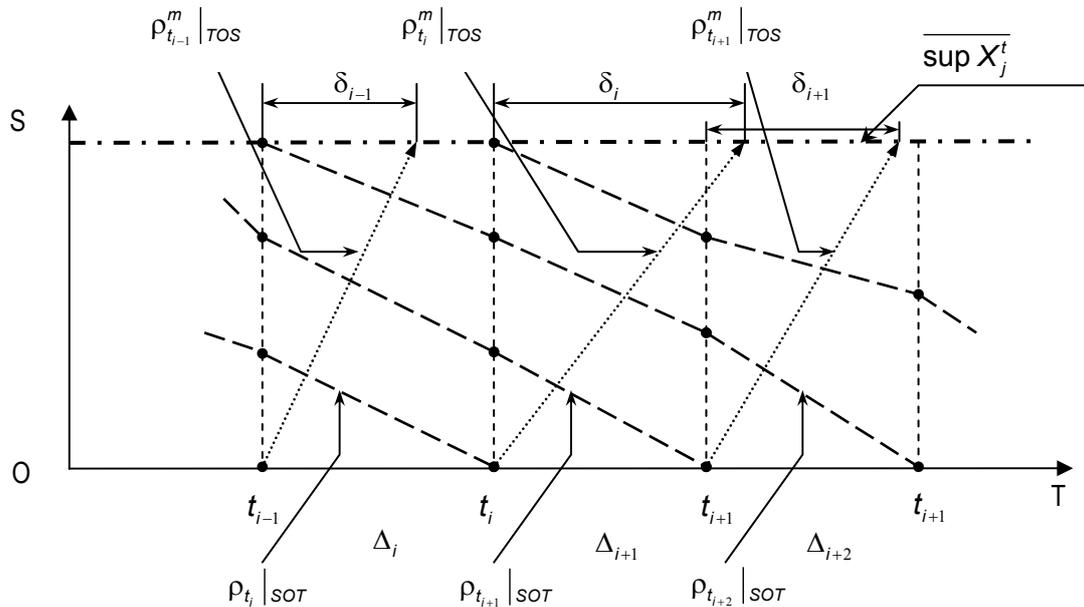


Рис. 3. Процесс изменения состояний параметров при МС в РМВ во временных сечениях.

Суть такого механизма заключается в следующем. При организации вычислений при МС в РМВ, как уже указывалось ранее, мы имеем итерационный процесс, в рамках которого в течение сеанса анализа КП указываются временные интервалы, внутри которых необходимо получать значения конкретных, интересующих пользователя, параметров. В этом случае разрабатываемая АСМ предоставляет возможность фиксации последовательности процессов (вычислительных моделей в составе используемой специально разработанной сетевой модели вычислений [Охтилев, 1991], [Охтилев, 2001а]), участвующих в вычислении заданного параметра цели анализа состояния СТО. Кроме того, для обеспечения получения результатов анализа в рамках заданных временных интервалов создаваемая АСМ позволяет автоматически формировать систему приоритетов (динамических, с вытеснением), которой обладает любая полноценная ОС РВ (например, такая, как QNX). На каждом последующем шаге вычислений, если возникает такая необходимость, система приоритетов корректируется. На практике, в ряде случаев, из-за достаточной высокой интенсивности поступления ИИ по временным сечениям (даже для существенных значений параметров) описанный механизм реализации РМВ приходится упрощать. Для таких ситуаций режим «жесткого» РМВ имеет место в случае, когда

$$\delta_i < \Delta_{i+1} \text{ или } \delta_i \ll \Delta_i, \forall (i \in I_T).$$

На рис. 3 эта ситуация показана, например, для  $\delta_{i-1}, \Delta_i$  и  $\delta_{i+1}, \Delta_{i+2}$  (ИИ анализируется быстрее, чем она поступает в АСМ).

Режим «мягкого» РВ имеет место в случае, когда

$$\delta_i \approx \Delta_{i+1}, \forall (i \in I_T),$$

т.е. ИИ обрабатывается в ходе ее поступления или с небольшой задержкой, как это, например, имеет место для  $\delta_i, \Delta_{i+1}$  (см. рис. 3).

Отсутствие режима РМВ имеет место в случае, когда

$$\delta_i > \Delta_{i+1} \text{ или } \delta_i \gg \Delta_{i+1}, \forall (i \in I_T),$$

т.е. когда результаты МС формируются намного позже поступления ИИ в режиме так называемой «послесезансной» обработки. В этом режиме все ресурсы вычислительной системы расходуются, как правило, на прием и запоминание поступающей ИИ. Описанные механизмы реализации РМВ были положены в основу создаваемой АСМ СТО. При расчете конкретных характеристик данной системы прежде всего учитывалось, что время ее реакции на любое происходящее на СТО событие складывается из времени, необходимого для его обработки соответствующей операционной системой (управление процессом получения ИИ, прием-передача данных между элементами ИС, синхронизация процесса обработки данных и т.п.), и времени, необходимого для вычислений значений целевых параметров (параметров ТС). В связи с этим, при создании АСМ СТО для обеспечения реализации свойства жесткости РМВ в качестве базовой программной платформы была выбрана ОС РВ QNX.

Для организации распределенных вычислений в составе проектируемой операционной среды АСМ СТО имеются такие компоненты как сетевое программное обеспечение и программное обеспечение компонентных вычислений [Охтилев, 2001б], [Охтилев, Соколов, 2002]. Данные компоненты позволяют сформировать сетевую среду, каждый элемент которой решает часть задач (из общего перечня задач, возложенных на АСМ СТО), обусловленных его целевым применением и территориальным расположением. При этом весь перечень задач АСМ динамически распределяется по соответствующим элементам сетевой среды проектируемой ИС. Управление вычислительным процессом в рамках такой распределенной сети производится с использованием формальной параллельной модели вычислений на основе пространства параметров ТС и представляющего собой виртуальное распределенное (компонентное) пространство. В составе данной сетевой среды также разрабатывается соответствующее middleware — промежуточное программное обеспечение [Охтилев, Соколов, 2002].

---

## Заключение

---

Рассмотрение ИТ, используемых при проектировании и эксплуатации АСМ СТО, было бы незавершенным без оценивания технико-экономических показателей разработанных на основе предложенных подходов прототипов ПК и формулировки соответствующих рекомендаций по их применению. В настоящее время один из разработанных прототипов АСМ СТО используется в Федеральном космическом агентстве оперативного оценивания состояния различных типов космических средств (КСр). По результатам испытаний и опытной эксплуатации указанного ПК можно сделать следующие выводы.

Созданная версия АСМ КСр, функционирующая в РМВ обеспечивает в настоящее время решение следующих функциональных задач:

- автоматизированная визуальная разработка КП (непрограммистами) программ автоматизированного мониторинга состояний СТО;
- автоматическое формирование программы анализа ИИ по заданной КП цели анализа на конкретном сеансе управления;
- прием ИИ произвольной природы;

- сохранение принятой и обработанной информации в архивах, реализуемое посредством интерфейсов к имеющимся БД;
- вторичная обработка и интеллектуальный анализ ИИ на распределенных вычислительных комплексах;
- обеспечение выполнения программы функционирования СТО и необходимого уровня показателя качества управления им;
- графическое представление принятой и обработанной ИИ в удобном для ее восприятия виде;
- оповещение (в том числе мультимедийное) о происшедших аварийных ситуациях с регистрацией действий КП по их устранению;
- формирование сводок и других отчетных документов на основе архивной информации;
- обмен информацией с АСУ верхнего уровня иерархии.

Разработанный программный комплекс является системой жесткого РМВ. При этом в качестве целей автоматизированного анализа ИИ могут быть: контроль функционирования выбранного ОУ; контроль работоспособности ОУ; диагностирование возникших на ОУ неисправностей с заданным уровнем; прогнозирование поведения ОУ на заданном интервале прогноза; обеспечение выполнения программы функционирования ОУ и необходимого уровня показателя качества управления им и др.

Рассматриваемая версия ПК обеспечивает решение задач МС со следующими предельными возможностями и характеристиками:

- количество одновременно анализируемых параметров — до 16 миллионов;
- используемые типы анализируемых параметров: функциональные, функционально-диапазонные, сигнальные, кодовые, текстовые и комбинированные;
- диапазон значений анализируемых параметров — для целых чисел — от  $-2\ 147\ 483\ 647$  до  $+2\ 147\ 483\ 648$ ;
- диапазон значений анализируемых параметров — для чисел с плавающей точкой: мантисса — 15 значащих чисел, порядок — от  $-307$  до  $+308$ ;
- количество значений анализируемых параметров в одном сеансе анализа — до 60 миллиардов (для чисел с плавающей точкой);
- точность временной привязки — до 1 миллисекунды;
- перечень математических моделей, включенных в ПК, позволяет представлять и анализировать ИИ по уровню сложности от матриц ситуаций (до 512 ситуаций одновременно), конечно-автоматных моделей, до линейно-ограниченных автоматов и им эквивалентных с возможностью подключения внешних вычислительных моделей, удовлетворяющих интерфейсным спецификациям, пакетов прикладных программ и т.п.;
- количество одновременно используемых визуальных компонентов на одном рабочем месте конечного пользователя ограничено эргономическими требованиями и наличием оперативной памяти компьютера.

Особо следует отметить, что разработка данной и последующих версий АСМ СТО базируется на новых научных результатах, полученных авторами в ходе выполнения ряда проектов под эгидой Российского Фонда Фундаментальных Исследований (проект № 02-07-90463 в), Европейского космического агентства

(проект № 1992р), Секции прикладных проблем при Президиуме РАН (проект №1331). К числу таких результатов можно, в первую очередь, отнести:

- комплексный полимодельный многокритериальный подход к автоматизации процессов мониторинга и управления состоянием СТО, базирующийся на фундаментальных научных результатах (концепциях, моделях, методах и алгоритмах), полученных к настоящему времени в теории систем и управления, функциональном анализе, общей топологии (в частности, предполагается использовать для описания исследуемых, дискретных по своей сути или по форме представления процессов, математический аппарат классического и неклассического вариационного исчисления, теории дифференциальных уравнений, методов исследования топологических структур и пространств;
- новые модели вычислений, реализующие произвольные схемы программ мониторинга состояний, отличающиеся от известных ранее ориентацией на доопределение значений оцениваемых параметров состояний и позволяющая формировать результат даже при отсутствии полного набора значений измеряемых параметров;
- методы и алгоритмы автоматического синтеза названных схем с использованием предлагаемых предикатных формальных грамматик, характеризующих структуру концептуальной модели базы знаний;
- методы структурно-поточного многоуровневого распознавания состояний, позволяющий строить алгебру на множестве эффективных алгоритмов распознавания, и отличающийся от известных в теории распознавания образов подходах возможностью учета показателей качеств рекуррентного и потокового процесса вычисления оценок распознавания;
- технологии проектирования и эксплуатации ПК мониторинга состояний ОУ как системы класса MMI/CACSD/SCADA/MAIS (человеко-машинный интерфейс / средства визуального проектирования / система сбора данных и управления / мультиагентная интеллектуальная система).

Полученные новые научные и практические результаты являются результатом многолетнего плодотворного сотрудничества Санкт-Петербургского института информатики и автоматизации РАН и «СКБ Орион», на базе которого осуществляется непосредственная реализация АСМ СТО РМВ. «СКБ Орион» имеет более чем пятидесятилетний опыт проектирования, разработки, внедрения и сопровождения систем контроля и управления (СКУ) сложными технологическими процессами (ТП) в критических приложениях. Нашим предприятием выполняется полный цикл работ по проектированию, разработке, изготовлению, внедрению и сопровождению СКУ (в комплексе — как программных, так и технических средств), предназначенных для функционирования в критических приложениях.

В ракетно-космической технике (СКУ заправкой ракет-носителей (РН) компонентами топлива, их термостатирования, систем пожаротушения, СКУ функционированием различного технологического оборудования и др.):

- для стартовых комплексов РН «Протон», системы «Буран», РН «Зенит», РН «Союз» — космодрома «Байконур»;
- для стартовых комплексов РН «Союз», РН «Восход», РН «Циклон» — космодрома «Плесецк»;
- для стартовых комплексов — космодрома «Капустин Яр»;

В атомной энергетике:

- для АСУ ТП защиты и перезагрузки реакторов атомных станций (Ленинградской АЭС, Смоленской АЭС, Игналинской АЭС, Чернобыльской АЭС);
- для оборудования разделительного производства — Уральского электро-химического комбината, Ангарского электро-химического комбината, Красноярского электро-химического комбината, электро-химического комбината в Китайской Народной Республике и др.

В настоящее время ведутся работы по внедрению АСУ ТП защиты реакторов Курской и Ленинградской АЭС, элементов СКУ функционирования отдельных космических средств выведения и орбитальных средств, целый ряд других работ.

Исследования, выполненные по данной тематике, проводились при финансовой поддержке РФФИ (гранты 10-07-00311-а, 11-08-01016-а, 11-08-00767-а, 12-06-00276-а, 12-07-00302-а), ОНИТ РАН (проект №2.11), Программы ESTLATRUS: проекты 1.2/ELRI-121/2011/13, 2.1/ELRI-184/2011/14.

---

## Литература

---

[Калинин, Соколов, 1995] Калинин В.Н., Соколов Б.В. Многомодельный подход к описанию процессов управления космическими средствами // Теория и системы управления. 1995. №1. С. 56–61.

[Охтилев, 1991] Охтилев М.Ю. Определение и основные свойства одной из модификаций вычислительных схем алгоритмов распознавания // Программирование. 1991. №6. С. 52–63.

[Охтилев, 2001а] Охтилев М.Ю. О построении программ обработки и анализа измерительной информации в реальном времени // Программирование. Том 27. №6. 2001. С. 329–335. [Охтилев, 2001б] Охтилев М.Ю. Особенности технологии проектирования специализированных систем для автоматизированного анализа измерительной информации реального времени // Автоматика и вычислительная техника. 2001. №6. С. 13–18.

[Охтилев, Соколов, 2002] Охтилев М.Ю., Соколов Б.В. Теоретические и прикладные проблемы разработки и применения автоматизированных систем мониторинга состояния сложных технических объектов // Труды СПИИ РАН / Под редакцией доктора технических наук, профессора Юсупова Р.М. – Выпуск 1. Том 1. СПб.: СПИИ РАН, 2002. С. 167-180.

[Соколов, Юсупов, 2002] Соколов Б.В., Юсупов Р.М. Комплексное моделирование функционирования автоматизированной системы управления навигационными космическими аппаратами // Проблемы управления и информатики. 2002. №5. С. 103–117.

[Охтилев, Соколов, Юсупов, 2006] М.Ю. Охтилев, Б.В. Соколов, Р.М. Юсупов. Интеллектуальные технологии мониторинга и управления структурной динамикой сложных технических объектов. М.: Наука, 2006. 410 с.

[Sokolov, Ivanov, 2012] Sokolov, B., Ivanov, D. Dynamic supply chain scheduling. Journal of Scheduling, DOI: 10.1007/s10951-010-0189-6. 2012.

[Sokolov, Ivanov, Kaeschel, 2010] Sokolov, B., Ivanov, D., Kaeschel, J. A multi-structural framework for adaptive supply chain planning and operations with structure dynamics considerations. European Journal of Operational Research, 200(2). 2010.

---

**Информация об авторах**

---

**Майданович Олег Владимирович** – Кандидат технических наук, доцент, докторант ВКА им. А.Ф. Можайского; 14 линия, д.39, Санкт-Петербург, 199178; электронная почта: sokol@iias.spb.su.

Область научных интересов: автоматизации сложных технико-технологических процессов.



**Охтилев Михаил Юрьевич** – Доктор технических наук, профессор, Заместитель Генерального конструктора ОАО СКБ «Орион», ул. Тобольская, д.12, Санкт-Петербург; электронная почта: oxt@mail.ru .

Область научных интересов: автоматизации сложных технико-технологических процессов.



**Соколов Борис Владимирович** – Доктор технических наук, профессор, Заслуженный деятель науки РФ, заместитель директора по научной работе Федерального государственного бюджетного учреждения науки Санкт-Петербургского института информатики и автоматизации Российской академии наук (СПИИРАН), 14 линия, д.39, Санкт-Петербург, 199178; электронная почта: sokol@iias.spb.su.

Область научных интересов: разработка научных основ теории управления структурной динамикой сложных организационно-технических систем.

## АНАЛИЗ ФИНАНСОВОГО СОСТОЯНИЯ И ПРОГНОЗИРОВАНИЕ РИСКА БАНКРОТСТВА КОРПОРАЦИЙ В УСЛОВИЯХ НЕОПРЕДЕЛЕННОСТИ

Ови Нафас Агаи Аг Гамиш, Юрий Зайченко

**Abstract:** *The problem of corporations bankruptcy risk prediction is considered. Classical methods of discriminant analysis are described and analyzed. The matrix method based on fuzzy sets and new methods using fuzzy neural networks for bankruptcy risk prediction are considered, The experimental investigations of classical and new fuzzy methods for Ukrainian corporations bankruptcy risk prediction were carried out, their efficiency estimated and the best method for Ukrainian economy was determined.*

**Keywords:** *bankruptcy risk prediction, method of discriminant analysis, fuzzy neural networks*

---

### Введение

Одной из актуальных проблем, связанных со стратегическим менеджментом и планированием является анализ финансового состояния и оценка риска банкротства предприятия (корпорации).

Своевременное выявление признаков возможного банкротства позволяет руководству принимать срочные меры по исправлению финансового состояния и снижению риска банкротства.

В течение многих лет **классические статистические методы** широко использовались для прогнозирования рисков банкротства. Эти модели также имеют название одномерных ('single-period') методов классификации. Они включают процедуру классификации, которая относит ту или другую компанию к группе потенциальных банкротов или к группе компаний с благоприятным финансовым положением с определенной мерой точности. Применяя эти модели, могут возникать два типа ошибок.

**Ошибка первого типа** возникает тогда, когда фирма-банкрот классифицировалась как фирма с благоприятным финансовым положением. **Ошибка второго типа** возникает тогда, когда предприятие с нормальным финансовым состоянием классифицируется как потенциальный банкрот. Обе ошибки могут привести к серьезным последствиям и убыткам. Например, если кредитное учреждение откажет компаниям со «здоровой» финансовой ситуацией в предоставлении кредита в связи с допущением ошибки 2-го типа, то это может привести к потерям будущей прибыли этой компанией. Такую ошибку часто называют **«коммерческим риском»**. И наоборот, если кредитное учреждение примет решение о предоставлении кредита компании, которая является потенциальным банкротом (ошибка 1-го типа), то это может привести к потерям процентов по кредиту, значительной части ссудных средств, альтернативной стоимости, и др. Поэтому такую ошибку называют **«кредитным риском»**.

В настоящее время существует несколько общепризнанных статистических методов и методик оценки риска банкротства. Наиболее известной и широко применяемой является *методика профессора Альтмана* [Altman E.I., 1968]. Вместе с тем, модель Альтмана имеет ряд недостатков, и ее применение для экономики Украины сопряжено с определенными трудностями. Поэтому в последние годы разрабатываются альтернативные подходы и методы, учитывающие специфику анализа и принятия

решений в условиях неопределенности. К их числу относятся аппарат нечетких множеств и нечеткие нейронные сети.

Целью настоящей работы является рассмотрение и сравнительный анализ эффективности применения различных методов и подходов к прогнозированию риска банкротства предприятий применительно к экономике Украины.

---

### Модели оценки риска банкротства на основе многомерного дискриминантного анализа

---

К числу наиболее известных и распространенных моделей оценки риска банкротства относится модель профессора Е. Альтмана [Altman E.I., 1968].

Модель Альтмана построена с использованием аппарата мультипликативного дискриминантного анализа (МДА), который позволяет подобрать такие показатели, дисперсия которых между группами была бы максимальной, а внутри группы минимальной. В данном случае классификация проводилась по двум группам компаний, одни из которых позднее обанкротились, а другие, наоборот, смогли выстоять и упрочить свое финансовое положение.

В результате МДА была построена модель Альтмана (Z-счет) [Altman E.I., 1968], имеющая следующий вид:

$$Z=1.2 K_1 +1.4 K_2 +3.3 K_3+0.6 K_4+1.0 K_5 \quad (1)$$

где

$K_1$  = собственный оборотный капитал/ сумма активов;

$K_2$ = нераспределенная прибыль/ сумма активов;

$K_3$ = прибыль до уплаты процентов/ сумма активов;

$K_4$ = рыночная стоимость собственного капитала/ стоимость заемного капитала;

$K_5$ = объем продаж/ сумма активов;

В результате подсчета Z – показателя для конкретного предприятия делается заключение:

если  $Z < 1,81$  – очень высокая вероятность банкротства;

если  $1,81 \leq Z \leq 2,7$  – высокая вероятность банкротства;

если  $2,7 \leq Z \leq 2,99$  –возможно банкротство;

если  $Z \geq 3,0$  – вероятность банкротства крайне мала.

Модель Альтмана дает достаточно точный прогноз вероятности банкротства с временным интервалом 1 – 2 года.

В результате проведения дискриминантного анализа по группе предприятий, которые заявили о своем банкротстве, по финансовым показателям, взятым за год до дефолта, был верно смоделирован этот факт в 31 случае из 33 (94,5%), и в 2 – сделана ошибка (6%). По второй группе предприятий, которые не обанкротились, модель ошибочно спрогнозировала банкротство только в 1 случае (3%), а в оставшихся 32 (97%) была допущена очень низкая вероятность банкротства, что и подтвердилось фактически. Соответствующие результаты приведены в таблице 1.

Результаты прогноза по модели Альтмана за год до банкротства.

Таблица 1.

Группа	Количество компаний	Прогноз: принадлежность к 1 группе	Прогноз: принадлежность к 2 группе
Группа 1 (обанкротившиеся компании)	33	31(94,0%)	2 (6,0%)
Группа 2 (компании, не обанкротились)	33	1(3,0%)	32(97,0%)

Учитывая то, что вышеприведенный z-счет пригодный лишь для больших предприятий, акции которых котируются на бирже, в 1985 году Е. Альтман предложил новую модель, которая позволяет исправить данный недостаток. Ниже приведена формула для определения вероятности прогнозирования банкротства для предприятий, акции которых не представлены на бирже [Altman E.I., 1983]:

$$Z = 0.717K_1 + 0.847K_2 + 3.107K_3 + 0.42K_4 + 0.995K_5 \quad (2)$$

где  $K_4$  - балансовая стоимость собственного капитала по отношению к одолженному капиталу.

При  $Z < 1.23$  риск банкротства очень большой. Подход Альтмана был многократно использован самим Альтманом и его последователями во многих странах (Великобритания, Франция, Бразилия, Китай, но др.).

Подход Альтмана на основе многомерного дискриминантного анализа далее был развит другими исследователями. К числу известных моделей прогнозирования риска банкротства относятся такие модели:

а) **модель Лиса** [Давыдова Г.В.]

$$Z = 0.063K_1 + 0.092K_2 + 0.057K_3 + 0.001K_4 \quad (3)$$

где  $K_1$  - оборотный капитал/сумма активов;  $K_2$  - прибыль от реализации/сумма активов;

$K_3$  - нераспределенная прибыль/ сумма активов;  $K_4$  - рыночная стоимость собственного капитала/заемный капитал.

При  $Z < 0,037$  –вероятность банкротства высока.

В последние годы были выполнены исследования по применению модели Альтмана для стран СНГ с переходной экономикой. При этом коэффициенты модели должны быть скорректированы с учетом специфики данного типа экономики. К числу наиболее успешных моделей относится модель Давыдовой-Беликова, разработанная для экономики России [Давыдова Г.В.].

Модель Давыдовой –Беликова имеет вид:

$$R = 8.38K_1 + K_2 + 0.054K_3 + 0.63K_4 \quad (4)$$

где  $K_1$  -отношение оборотного капитала к сумме всех активов;

$K_2$  - отношение чистой прибыли к сумме собственного капитала;

$K_3$  - отношение объема продаж (выручки от реализации) к сумме активов (коэффициент оборачиваемости);

$K_4$  - отношение чистой прибыли к себестоимости.

При  $R < 0$  - вероятность банкротства максимальна (90-100 %);  $0 < R < 0,18$  - вероятность банкротства высока (60-80 %);  $0,18 < R < 0,32$  вероятность банкротства средняя (35-50 %);  $0,32 < R < 0,42$  - вероятность банкротства низкая (15-20 %);  $R < 0,42$  - вероятность банкротства минимальна.

Слабая сторона модели Альтмана состоит в том, что модель является чисто эмпирической, подогнанной по выборке, и не имеет под собой самостоятельной теоретической базы. Кроме того, приведенные коэффициенты должны определяться для различных отраслей промышленности и будут естественно, различаться.

В экономике Украины модель Альтмана пока не получила широкого применения по следующим причинам:

- 1) требуется вычисление соответствующих коэффициентов при показателях  $K_i$ ,  $i=1,5$ , которые, естественно, отличаются от их значений для зарубежных стран;
- 2) информация о финансовом состоянии анализируемых предприятий, как правило, недостоверна, руководство ряда предприятий «сознательно» подправляет свои показатели в финансовых отчетах, что делает невозможным найти достоверные оценки коэффициентов в Z-модели.

Поэтому задача оценки вероятности риска банкротства должна решаться в условиях неопределенности, неполноты исходной информации, и для ее решения предлагается использовать адекватный аппарат принятия решений – нечеткие множества и нечеткие нейронные сети (ННС).

---

### **Нечетко-множественный метод прогнозирования риска банкротства**

---

Рассмотрим матричный метод прогнозирования банкротства корпораций на основе аппарата нечетких множеств, предложенный О.А. Недосекиным [Недосекин А.О., Максимов О.Б.].

1. Эксперт строит лингвистическую переменную со своим терм-множеством значений. Например, «Уровень менеджмента» может иметь следующее терм-множество значений «Очень низкий, Низкий, Средний, Высокий, Очень высокий».
2. Для того, чтобы конструктивно описать лингвистическую переменную, эксперт выбирает соответствующий количественный признак – например, сконструированный специальным образом показатель уровня менеджмента, который принимает значения от нуля до единицы.
3. Далее эксперт каждому значению лингвистической переменной которая по построению является нечетким подмножеством значений интервала  $[0,1]$ , ставит в соответствие функцию принадлежности того или иного нечеткого множества. Как правило, это трапецеидальная функция принадлежности (см. рис.1.)

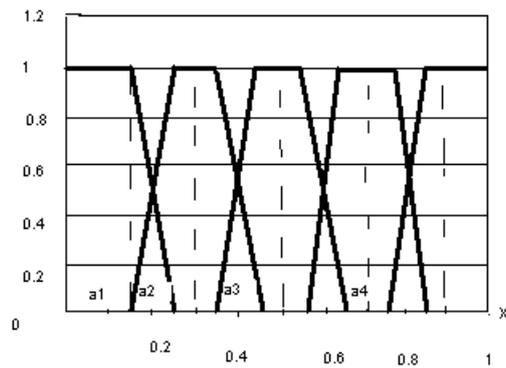


Рис.1. Трапециевидальная функция принадлежности

На этом описание лингвистических переменных заканчивается.

Нечетко-множественный метод, (известный под названием *матричный метод*) состоит из следующих этапов.

### Этап 1 (Лингвистические переменные и нечеткие множества).

1. Задается лингвистическая переменная **Е «Состояние предприятия»**, которая имеет пять значений

- $E_1$  – нечеткое подмножество состояний «предельного неблагополучия»;
- $E_2$  – нечеткое подмножество состояний "неблагополучия";
- $E_3$  – нечеткое подмножество состояний "среднего уровня";
- $E_4$  – нечеткое подмножество состояний "относительного благополучия";
- $E_5$  – нечеткое подмножество состояний "предельное благополучие".

2. Соответствующая переменной **Е** лингвистическая переменная **Г «Риск банкротства»** также имеет 5 значений:

- $G_1$  – нечеткое подмножество состояний "предельный риск банкротства",
- $G_2$  – нечеткое подмножество состояний "степень риска банкротства высокая",
- $G_3$  – нечеткое подмножество состояний " степень риска банкротства средняя",
- $G_4$  – нечеткое подмножество состояний « низкая степень риска банкротства»,
- $G_5$  – нечеткое подмножество состояний "риск банкротства незначительный".

Носитель множества **Г** – показатель степени риска банкротства  $g$  принимает значения от нуля до единицы по определению.

3. Для отдельного финансового показателя или показателя управления  $X_i$  задаем лингвистическую переменную **В<sub>i</sub> «уровень показателя  $X_i$ »** на следующем терм-множестве значений:

- $V_{i1}$  - подмножество "очень низкий (ОН) уровень показателя  $X_i$ ",
- $V_{i2}$ - подмножество "низкий (Н) уровень показателя  $X_i$ ",
- $V_{i3}$  - подмножество "средний (Ср) уровень показателя  $X_i$ ",
- $V_{i4}$  - подмножество "высокий (В) уровень показателя  $X_i$ ",
- $V_{i5}$ - подмножество "очень высокий (ОВ) уровень показателя  $X_i$ ".

**Этап 2 (Показатели).** Построим набор отдельных показателей  $X=\{X_i\}$  общим числом  $N$ , которые по мнению эксперта, с одной стороны влияют на оценку риска банкротства предприятия, а с другой стороны, оценивают разные по природе стороны деловой и финансовой жизни предприятия. Например, в матричном методе используются такие показатели [Недосекин А.О., Максимов О.Б.]

- $X_1$  – коэффициент автономии (отношение собственного капитала к валюте баланса);
- $X_2$  – коэффициент обеспечения оборотных активов собственными средствами (отношение чистого оборотного капитала к оборотным активам);
- $X_3$  – коэффициент промежуточной ликвидности (отношение суммы денежных средств и дебиторской задолженности к краткосрочным пассивам);
- $X_4$  – коэффициент абсолютной ликвидности (отношение суммы денежных средств к краткосрочным пассивам);
- $X_5$  – оборачиваемость всех активов за год (отношение выручки от реализации к средней выручке за период стоимости активов);
- $X_6$  – рентабельность всего капитала (отношение чистой прибыли к средней за период стоимости активов).

**Этап 3 (Значимость показателей).** Поставим в соответствие каждому показателю  $X_i$  уровень его значимости  $r_i$ . Для того, чтобы оценить этот уровень, необходимо поставить все показатели по порядку уменьшения их значимости так, чтобы выполнялось соотношение:

$$r_1 \geq r_2 \geq \dots r_N.$$

Если система показателей проранжирована в порядке уменьшения их значимости, то вес  $i$ -го показателя  $r_i$  необходимо определять по правилу Фишберна:

$$r_i = \frac{2(N-i+1)}{(N+1)N} \quad (5)$$

Если все показатели имеют одинаковый вес, то  $r_i = 1/N$ .

**Этап 4 (Классификация степени риска).** Построим классификацию текущего значения  $g$  показателя степени риска как критерий разбиения этого множества на нечеткие подмножества (таблица 2):

Таблица 2. Классификация степени риска

Интервал значений $g$	Классификация уровня параметра	Степень оценочной уверенности (функция принадлежности)
$0 \leq g \leq 0.15$	$G_5$	1
$0.15 < g < 0.25$	$G_5$	$\mu_5 = 10 \times (0.25 - g)$
	$G_4$	$1 - \mu_5 = \mu_4$
$0.25 \leq g \leq 0.35$	$G_4$	1
$0.35 < g < 0.45$	$G_4$	$\mu_4 = 10 \times (0.45 - g)$
	$G_3$	$1 - \mu_4 = \mu_3$
$0.45 \leq g \leq 0.55$	$G_3$	1
$0.55 < g < 0.65$	$G_3$	$\mu_3 = 10 \times (0.65 - g)$
	$G_2$	$1 - \mu_3 = \mu_2$
$0.65 \leq g \leq 0.75$	$G_2$	1
$0.75 < g < 0.85$	$G_2$	$\mu_2 = 10 \times (0.85 - g)$
	$G_1$	$1 - \mu_2 = \mu_1$
$0.85 \leq g \leq 1.0$	$G_1$	1

**Этап 5 (Классификация значений показателей).** Построим классификацию текущих значений показателей  $X$  для конкретного предприятия как критерий разбиения полного множества их значений на нечеткие подмножества вида  $B_j$ : ОН, Н, Ср, В, ОВ.

**Этап 6 (Оценка уровня показателей).** Проведем оценку текущего уровня показателей и сведем полученные результаты в таблицу 3.

Таблица 3. Текущий уровень показателей

Показатель	Текущее значение
$X_1$	$X_1$
...	...
$X_N$	$X_N$

**Этап 7 (Классификация уровня показателей).** Проведем классификацию текущих значений  $X$  по критерию таблицы, построенной на этапе 5. Результатом проведенной классификации есть таблица значений  $\lambda_{ij}$  – уровней принадлежности носителя  $x_i$  нечетким подмножествам  $B_j$ .

**Этап 8 (Оценка степени риска).** Выполним вычислительные операции для оценки степени риска банкротства  $g$ :

$$g = \sum_{j=1}^5 g_j \sum_{i=1}^N r_i \lambda_{ij} \quad (6)$$

где  $g_j = 0.9 - 0.2 * (j - 1)$ ,

**Этап 9 (Лингвистическое распознавание).** Классифицируем полученное значение степени риска на основе данных таблицы 2. Результатом классификации являются лингвистическое описание степени риска банкротства и степени уверенности эксперта в правильности его классификации.

Основные достоинства нечетко-множественного матричного метода состоят в следующем:

- 1) возможность использования, кроме количественных, и качественных факторов;
- 2) учет неточной, приблизительной информации о значениях факторов.

Но он имеет существенный недостаток-это то, что в нем отсутствует процедура обучения и используются стандартные функции принадлежности, которые не адаптируются по выборке. Этот недостаток отсутствует в нечетких нейронных сетях, в которых параметры ФП нечетких множеств можно обучать и тем самым улучшить показатели точности прогноза.

### Нечеткие нейронные сети в задачах прогнозирования риска банкротства

Рассмотрим применение нечетких нейронных сетей с выводом Мамдани и Цукамото [Зайченко Ю.П] в задачах прогнозирования риска банкротства. Соответствующий метод прогнозирования состоит из следующих этапов.

**Этап 1 (Лингвистические переменные и нечеткие подмножества).**

Аналогично нечетко-множественному подходу определяем множества  $E$ ,  $G$ ,  $B$ .

**Этап 2 (Показатели).** Выбираем набор отдельных показателей  $X = \{X_i\}$  общим количеством  $N$ , которые по усмотрению эксперта-аналитика влияют на оценку риска банкротства предприятий и оценивают различные по природе аспекты деловой и финансовой жизни предприятия. Выберем систему из шести показателей тех самых, что и для нечетко-множественного подхода.

**Этап 3 (Формирование базы правил системы нечеткого вывода).**

Базу правил формирует специалист по предметной области в виде совокупности нечетких предикатных правил вида:

$$П_1 : \text{если } x \in A_1 \text{ и } y \in B_1 \text{ то } z \in C_1$$

$$П_2 : \text{если } x \in A_2 \text{ и } y \in B_2 \text{ то } z \in C_2$$

Введем следующие лингвистические переменные для реализации алгоритмов нечеткого вывода Мамдани и Цукамото.

**X1:** (Очень Низкий, Низкий, Средний, Высокий, Очень Высокий);

**X2:** (Очень Низкий, Низкий, Средний, Высокий, Очень Высокий);

**X3:** (Очень Низкий, Низкий, Средний, Высокий, Очень Высокий);

**X4:** (Очень Низкий, Низкий, Средний, Высокий, Очень Высокий);

**X5:** (Очень Низкий, Низкий, Средний, Высокий, Очень Высокий);

**X6:** (Очень Низкий, Низкий, Средний, Высокий, Очень Высокий);

Задаем следующие уровни банкротства: (Очень Низкий, Низкий, Средний, Высокий, Очень Высокий).

Для упрощения записи введем следующие сокращения:

Очень Низкий – (ОН), Низкий – (Н), Средний – (Ср), Высокий – (В), Очень Высокий – (ОВ).

Тогда мы можем записать следующие правила, с учетом возможных комбинаций :

Если X1 «ОН» и X2 «ОН» и X3 «ОН» и X4 «ОН» и X5 «ОН» и X6 «ОН», то риск банкротства «ОВ»;

Если X1 «Ср» и X2 «Н» и X3 «ОН» и X4 «ОН» и X5 «ОН» и X6 «ОН», то риск банкротства «ОВ»;

Если X1 «Ср» и X2 «Ср» и X3 «Ср» и X4 «Н» и X5 «ОН» и X6 «ОН», то риск банкротства «В»;

Если X1 «В» и X2 «Ср» и X3 «Н» и X4 «ДН» и X5 «Н» и X6 «ДН», то риск банкротства «Н»;

...

Если X1 «В» и X2 «В» и X3 «В» и X4 «Ср» и X5 «Ср» и X6 «В», то риск банкротства «Ср»;

Если X1 «ОВ» и X2 «ОВ» и X3 «В» и X4 «ДВ» и X5 «В» и X6 «ОВ», то риск банкротства «Н»;

Если X1 «ОВ» и X2 «ОВ» и X3 «ОВ» и X4 «ОВ» и X5 «ОВ» и X6 «ОВ», то риск банкротства «ОН».

Поскольку общее число правил очень велико, если учитывать все возможные варианты перестановок значений, то для облегчения восприятия и сокращения записи правил введем баллы для лингвистических значений.

ОН=5; Н=4; Ср=3; В=2; ОВ=1.

Вычислим предельные показатели уровня банкротства, воспользовавшись следующими граничными правилами:

Если X1 «ОН» и X2 «ОН» и X3 «ОН» и X4 «ОН» и X5 «ОН» и X6 «ОН» то БАЛ=30;

Если X1 «Н» и X2 «Н» и X3 «Н» и X4 «Н» и X5 «Н» и X6 «Н» то БАЛЛ=24;

Если X1 «Ср» и X2 «Ср» и X3 «Ср» и X4 «Ср» и X5 «Ср» и X6 «Ср» то БАЛЛ=18;

Если X1 «В» и X2 «В» и X3 «В» и X4 «В» и X5 «В» и X6 «В» то БАЛЛ=12;

Если X1 «ОВ» и X2 «ОВ» и X3 «ОВ» и X4 «ОВ» и X5 «ОВ» и X6 «ОВ» то БАЛ=6;

Тогда новые правила для оценки риска банкротства запишутся таким образом:

Если БАЛЛ > 24, то уровень банкротства ОВ;

Если БАЛЛ  $\leq 24$  и БАЛЛ  $> 18$ , то уровень банкротства В;

Если БАЛЛ  $\leq 18$  и БАЛЛ  $> 12$ , то уровень банкротства Ср;

Если БАЛЛ  $\leq 12$  и БАЛЛ  $> 6$ , то уровень банкротства Н;

Если БАЛЛ = 6, то уровень банкротства ОН.

Такой подход позволяет охватить все множество правил.

#### Этап 4 (Фаззификация входных параметров).

Проводим фаззификацию входных параметров, или описание каждого из терм-множеств (лингвистических переменных) с помощью функций принадлежности, и находим степени истинности для каждого значения в правилах:  $A_1(x_0)$ ,  $A_2(x_0)$ ,  $B_1(y_0)$ ,  $B_2(y_0)$ .

В качестве функций принадлежности будем использовать треугольные функции. Для большей наглядности функций принадлежности представим их графически на рис.2 и укажем на них соответствующие фактические значения показателей.

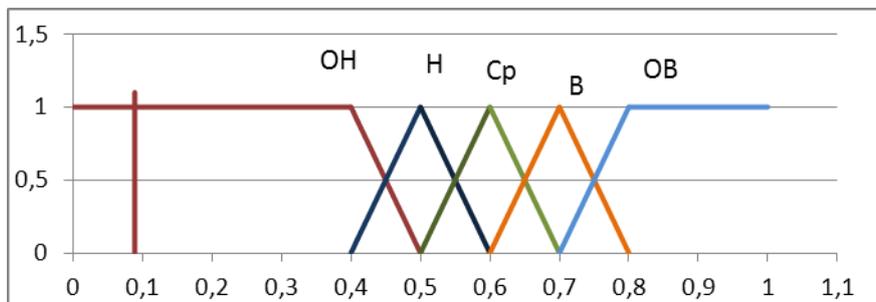


Рис.2. Функции принадлежности для переменной  $X_1$

**Этап 5 (Логический вывод).** Находим уровни «отсечения» для предпосылок каждого из правил с использованием операции  $\min$ .

$$\alpha_1 = A_{11}(x_{10}) \wedge A_{21}(x_{20}) \wedge A_{31}(x_{30}) \wedge A_{41}(x_{40}) \wedge A_{51}(x_{50}) \wedge A_{61}(x_{60});$$

$$\alpha_i = A_{1i}(x_{10}) \wedge A_{2i}(x_{20}) \wedge A_{3i}(x_{30}) \wedge A_{4i}(x_{40}) \wedge A_{5i}(x_{50}) \wedge A_{6i}(x_{60}).$$

А также находим «усеченные» функции принадлежности:

$$C'_1 = (\alpha_1 \wedge C_1(z)); \quad C'_i = (\alpha_i \wedge C_i(z)).$$

**Этап 6 (Композиция).** Проводится объединение найденных усеченных функций с использованием операции  $\max$ , что приводит к получению конечного нечеткого подмножества для выходной переменной с функцией принадлежности  $\mu(z)$ .

**Этап 7 (Приведение к четкости (дефаззификация).** Осуществляется приведение к четкости центроидным методом [Зайченко Ю.П.]

$$w_0 = \frac{\int_{\Omega} w \cdot \mu_{\Sigma}(w) dw}{\int_{\Omega} \mu_{\Sigma}(w) dw}$$

## Экспериментальные исследования методов прогнозирования риска банкротства

Для анализа разных методов оценки риска банкротства был разработан программный комплекс, в котором реализованы классический метод дискриминантного анализа Альтмана, метод Давыдовой-Беликова, матричный метод Недосекина на основе нечетких множеств и нечеткие нейронные сети (ННС) Мамдани и Цукамото. Используя разработанный программный комплекс, были проведены прогнозирования банкротства для пятидесяти восьми предприятий Украины, 29 из которых в 2011 году арбитражным судом были признанные банкротами.

Входными данными для расчетов были финансовые коэффициенты, которые исчислялись на основе данных из бухгалтерских отчетов (баланса и отчета о финансовых результатах) за 2009 и 2010 годы. Прогнозирование проводилось с помощью моделей Альтмана, Давыдовой-Беликова, матричного метода Недосекина и ННС Мамдани и Цукамото. Анализ проводился на основе только количественных показателей.

В таблицах 4 -6 приводятся результаты прогнозирования - процент ошибочной классификации банкротства предприятий за год до банкротства для статистических методов Альтмана, матричного нечетко- множественного метода Недосекина и модели Давыдовой - Беликова соответственно. В таблицах 7, 8 приведены результаты классификации с помощью ННС Мамдани и Цукамото.

Таблица 4. Результаты прогнозирования методом Альтмана за год до банкротства

	Альтман
Ошибка первого типа	0.3
Ошибка второго типа	0.344
Количество ошибок первого типа	9
Количество ошибок второго типа	10
Относительное количество ошибок	0.327

Таблица 5. Результаты прогнозирования риска методом Недосекина за год до банкротства

	Недосекин
Ошибка первого типа	0.13
Ошибка второго типа	0.26
Количество ошибок первого типа	4
Количество ошибок второго типа	6
Относительное количество ошибок	0.14

Таблица 6. Результаты прогнозирования риска моделью Давыдовой- Беликова за год до банкротства

	Модель Давыдовой - Беликова
Ошибка первого типа	0.206
Ошибка второго типа	0.31
Количество ошибок первого типа	6
Количество ошибок второго типа	9
Относительное количество ошибок	0.258

Таким образом, выборка состояла из 58 предприятий. По финансовым данным за 1 год до банкротства методом Альтмана 22 предприятия было признано банкротами, 8 предприятий- с большим риском

банкротства и 26 предприятия - с удовлетворительным финансовым состоянием. Методом Недосекина 23 предприятия признано банкротами, 7 предприятий- с большим риском банкротства и 28 предприятий - с удовлетворительным финансовым состоянием. По модели Давыдовой - Беликова 26 признано банкротами, 5 предприятий - с большим риском банкротства и 29 предприятий с -удовлетворительным финансовым состоянием

Таблица 7. - Результаты прогнозирования степени риска ННС Мамдани за год до банкротства (8 правил)

	Учебная выборка	Тестовая выборка
Ошибка первого типа	0.125	0.1429
Ошибка второго типа	0.0625	0.1429
Количество ошибок первого типа	2	2
Количество ошибок второго типа	1	2
Относительное количество ошибок	0.094	0.1429

Таблица 8. Результаты прогнозирования степени риска ННС Цукамото за год до банкротства (8 правила)

	Учебная выборка	Тестовая выборка
Ошибка первого типа	0.1879	0.187
Ошибка второго типа	0.125	0.1429
Количество ошибок первого типа	3	3
Количество ошибок второго типа	2	2
Относительное количество ошибок	0.1563	0.1786

Таким образом, методом, который спрогнозировал банкротство с наибольшей точностью за год до банкротства оказался *матричный метод Недосекина*. Точность прогнозирования составила 86% за год до банкротства и 81% за 2 года до банкротства. Такой результат целиком закономерный, поскольку матричный метод, который базируется на использовании теории нечетких множеств, лучше прогнозирует при условиях неопределенности, неоднородности данных, а также учитывает субъективные оценки экспертов. Погрешность 14% и 19% обусловлена входными данными. Мы не имеем 100% уверенности в правильной разбивке всей выборки на банкроты и успешные предприятия. Ведь проверочная выборка может иметь определенные неточности, которые влияют на величину ошибок.

Высокую точность прогнозирования продемонстрировала ННС Мамдани. Она показала *наилучшие результаты за два года до банкротства* – 85,71 правильно классифицированных примеров. Такую же точность она показала и за год к банкротству, почти не уступая точностью метода Недосекина. Высокая точность классификации данным методом обусловлена двумя причинами. Во-первых, ННС Мамдани, основана на нечеткой логике, а значит предназначена для классификации в условиях неопределенности и неоднородности данных. Во-вторых, параметры системы были адаптированы так, чтобы отобразить актуальную зависимость между входами и выходом.

На рис. 3 представлены итоговые сравнительные результаты всех методов при прогнозировании за 1 год до банкротства, а на рис. 4 – за два года до банкротства.

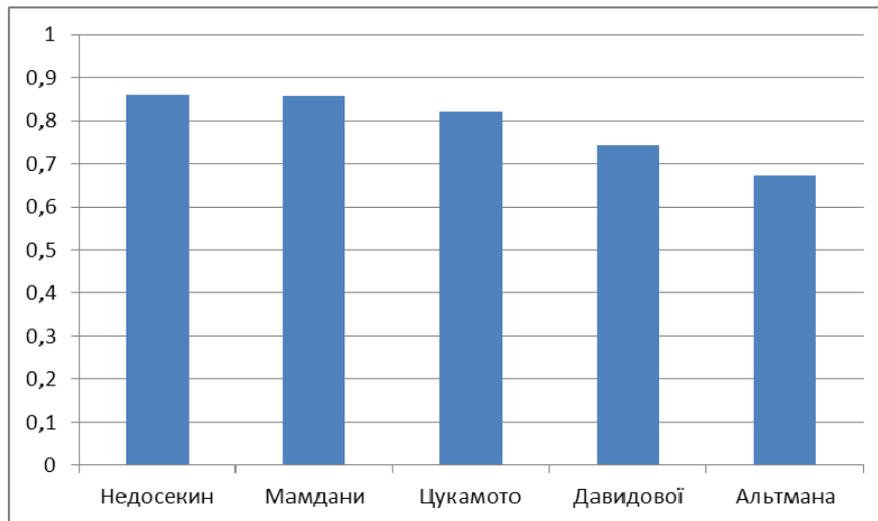


Рис. 3 . Точность прогнозирования риска банкротства за 1 год

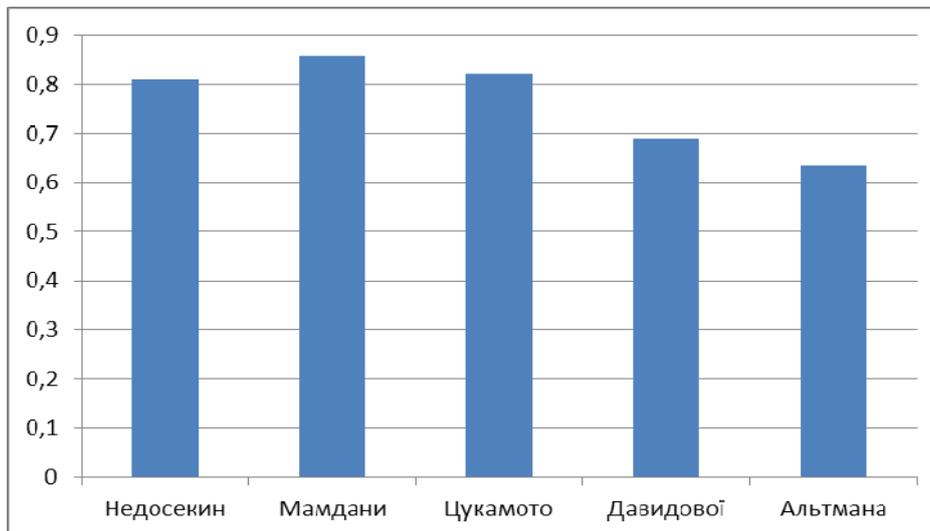


Рис.4. Точность прогнозирования риска банкротства за 2 года до банкротства

Как, видим, статистическая модель Альтмана показала довольно большую ошибку прогнозирования, которая равна 32,7% ( за 1 год) и 38% ( за два года). Это ставит под вопрос целесообразность использования этих моделей для анализа финансового состояния украинских предприятий. Основными причинами такой погрешности есть: неадаптированность моделей к условиям украинской экономики,

предположение относительно однородности, независимости и стационарности данных, которые в нашем случае не выполняются, а также то, что статистические модели лишь анализируют текущее финансовое состояние предприятий и не учитывают динамики изменения показателей во времени.

---

## Выводы

В докладе рассмотрены методы прогнозирования риска банкротства предприятий: классические методы дискриминантного анализа Альтмана и Давыдовой –Беликова, нечетко-множественный метод Недосекина, а также предлагаемые методы на основе нечетких нейронных сетей Мамдани и Цукамото.

Проведены экспериментальные исследования указанных методов для прогнозирования риска банкротства предприятий Украины.

Проведенные исследования показали, что наиболее высокую точность прогнозирования риска банкротства применительно к экономике Украины дают нечеткие нейронные сети и нечетко-множественный матричный метод.

---

## Литература

[Давыдова Г.В.] Методика количественной оценки риска банкротства предприятий / Давыдова Г.В., Беликов А.Ю. // Управление риском, 1999.- № 3.- с. 13-20.

[Зайченко Ю.П.] Зайченко Ю.П. Нечеткие модели и методі в інтелектуальних системах. – К.: Видавничий Дім «Слово», 2008. – 352 с.

[Недосекин А.О. Максимов О.Б.] Анализ риска банкротства предприятия. Метод. указания по курсу «Антикризисное управление [Электронный ресурс]/ Недосекин А.О. Максимов О.Б., Павлов Г.С. // - Режим доступа до журн.: [http://sedok.narod.ru/sc\\_group.htm](http://sedok.narod.ru/sc_group.htm).

[Недосекин А.О.] Комплексная оценка риска банкротств корпорации на основе нечетких описаний [Электронный ресурс] / Недосекин А.О. // - Режим доступа до журн.: [http://sedok.narod.ru/sc\\_group.htm](http://sedok.narod.ru/sc_group.htm).

[Altman E.I., 1983] Altman E.I. Corporate Financial Distress/ Altman E.I. -New York, John Wiley, 1983. – 192 p

[Altman E.I., 1968] Altman E.I. Discriminant Analysis and the prediction of Corporate Bankruptcy. / Altman E.I. // Financial Ratios. // Journal of Finance.-1968.- September.- pp. 589-609.

---

## Authors' Information

**Юрий Зайченко** – доктор технических наук, профессор. Институт прикладного системного анализа НТУУ «КПИ», 03056, Киев-56, Украина phone: 38044 -4068393, e-mail: [baskervil@voliacable.com](mailto:baskervil@voliacable.com), [ZaychenkoYuri@ukr.net](mailto:ZaychenkoYuri@ukr.net)

**Ови Нафас Агаи Аг Гамиш (Иран)** - аспирант НТУУ «КПИ»; 03056, Киев-56, Украина e-mail: [ovinafas@yahoo.com](mailto:ovinafas@yahoo.com)

---

## Acknowledgement

"The paper is published with financial support by the project ITHEA XXI of the Institute of Information Theories and Applications FOI ITHEA ( [www.ithea.org](http://www.ithea.org) ) and the Association of Developers and Users of Intelligent Systems ADUIS Ukraine ( [www.aduis.com.ua](http://www.aduis.com.ua) )."

---

---

## РЕТРОСПЕКТИВНЫЙ АНАЛИЗ РЕЗУЛЬТАТИВНОСТИ НАУЧНЫХ ПРОЕКТОВ

Алексей Петровский, Григорий Ройзензон,  
Александр Балышев, Игорь Тихонов

**Аннотация:** В работе рассматривается новый подход, ориентированный на ретроспективный анализ результативности научных проектов. Подход позволяет находить интегральные показатели оценки результативности научных проектов, используя методы группового вербального анализа решений и теорию мультимножеств. Рассмотрено применение предложенного подхода для выявления наиболее результативных научных проектов в Российском фонде фундаментальных исследований. Проведен многокритериальный анализ результатов, планируемых при подаче заявки на проект, промежуточных в ходе выполнения проекта и итоговых при завершении проекта.

**Ключевые слова:** групповой вербальный анализ решений, интегральный показатель оценки, результативность научного проекта, ретроспективный анализ

---

### Введение

Государственные научные фонды являются важными элементами системы организации науки любой страны, обладающей научно-исследовательским потенциалом. Научные фонды, в том числе Российский фонд фундаментальных исследований (РФФИ), играют роль координационных центров национальных научных сообществ, через которые ученые получают возможность получить государственную поддержку развития своих дисциплин. Фонды строят свою работу на сочетании ряда ключевых принципов: проведение открытых конкурсов; использование независимой экспертизы и процедуры рецензирования экспертами (peer review) в качестве основного способа определения лучших проектов; публикация результатов выполненных проектов в признанных научных изданиях. Рецензирование заявок на выполнение исследований и полученных результатов служит основным инструментом экспертизы проектов и в настоящее время широко применяется в государственных и частных организациях, выделяющих гранты на научные исследования, в частности, и в РФФИ.

Одним из актуальных направлений деятельности РФФИ в настоящее время является оценка возможности практического применения результатов научных исследований в отраслях экономики [Петровский, Тихонов, 2009]. Для выявления наиболее результативных целевых фундаментальных исследований, выполняемых в интересах федеральных агентств и ведомств, потребовалось формализовать само понятие «результативность проекта», основываясь на принятых в РФФИ критериях оценки проектов. Для формирования интегральных показателей результативности научных проектов и их ранжирования по результативности на каждом этапе выполнения – от конкурсного отбора и до получения итоговых результатов – были использованы оригинальные методы вербального анализа решений, которые успешно применялись при решении различных практических задач [Ларичев, 2006], [Петровский, 2009].

В вербальном анализе решений рассматриваемые варианты и классы решений описываются с помощью качественных критериев, имеющих словесные формулировки градаций на шкалах оценок. Именно такой способ представления экспертных оценок проектов принят в РФФИ. Вербальный анализ решений отличается активным участием лица, принимающего решение (ЛПР) в анализе и решении стоящей проблемы, позволяя разносторонне и достаточно подробно выражать предпочтения ЛПР, уточнять и корректировать их в ходе решения задачи, генерировать и обосновывать новые варианты решения. Методы группового вербального анализа решений дают возможность при решении задач коллективного выбора одновременно учитывать различные интересы многих экспертов, разнообразие и несовпадение их целей и способов выражения их предпочтений. В целом вербальные методы более «прозрачны», мало чувствительны к ошибкам измерения и менее трудоемки для человека.

Результаты апробации на массиве экспертных оценок целевых проектов РФФИ, выполненных для одного из федеральных агентств в 2008-2009 годах, подтвердили эффективность предложенного подхода при проведении ретроспективного анализа результативности научных проектов.

---

### Экспертиза научных проектов

---

Основной целью РФФИ является финансовая и организационная поддержка на конкурсной основе фундаментальных исследований. Один из важных аспектов деятельности РФФИ – выявление наиболее перспективных результатов фундаментальных исследований для дальнейшего использования в отраслях народного хозяйства. С этой целью в РФФИ проводятся конкурсы ориентированных целевых фундаментальных исследований, выполняемых в интересах федеральных агентств и ведомств.

Экспертиза научных проектов выполняется в РФФИ при конкурсном отборе заявок, при рассмотрении промежуточного и итогового отчетов. Таким образом, каждый проект оценивается на трех этапах. Экспертную оценку на каждом этапе проводят специалисты, работающие в различных научно-исследовательских институтах, высших учебных заведениях, научно-производственных организациях. Каждый проект независимо оценивается несколькими экспертами, как правило, тремя без согласования их мнений. Для оценки содержания заявки, промежуточного и итогового отчета используются специальные анкеты, которые содержат критерии, имеющие словесные шкалы оценок с развернутыми формулировками градаций качества. По каждому критерию эксперт выбирает только одну из оценок. Кроме того, эксперт дает итоговое заключение о целесообразности поддержки проекта и уровне результатов. На основе заключений экспертов Экспертный совет РФФИ принимает решение о принятии проекта и объемах его финансирования. Финансирование продолжается в течение двух лет и завершается, как правило, созданием лабораторного образца, прототипом и т.д.

Экспертная оценка содержания заявок на выполнение проектов целевых фундаментальных исследований и ожидаемых результатов осуществляется по 12 критериям:  $K_{11}$ . Уровень фундаментальности проекта;  $K_{12}$ . Прикладная важность проекта;  $K_{13}$ . Цели исследования;  $K_{14}$ . Методы достижения цели проекта;

$K_{15}$ . Характер исследований;  $K_{16}$ . Научная значимость проекта;  $K_{17}$ . Уровень предлагаемых решений/ожидаемых результатов;  $K_{18}$ . Потенциал исполнителей проекта;  $K_{19}$ . Техническая оснащенность;  $K_{21}$ . Ожидаемая завершающая стадия исследований;  $K_{22}$ . Возможности практической реализации проекта;  $K_{23}$ . Масштабы применимости ожидаемых результатов.

Экспертная оценка промежуточных результатов, полученных в ходе выполнения проекта, дается по 9 критериям:  $P_{11}$ . Степень выполнения поставленных в проекте задач;  $P_{12}$ . Научный уровень результатов;  $P_{13}$ . Патентоспособность полученных результатов;  $P_{14}$ . Практическое использование полученных результатов;  $P_{21}$ . Предполагаемая степень выполнения проекта;  $P_{22}$ . Прикладная важность ожидаемых результатов проекта;  $P_{23}$ . Ожидаемая форма завершения исследований;  $P_{24}$ . Масштабы применения ожидаемых результатов;  $P_{25}$ . Наличие трудностей в работе по проекту.

Для экспертной оценки итоговых результатов, полученных при завершении проекта, используются следующие 7 критериев:  $F_{11}$ . Степень выполнения поставленных в проекте задач;  $F_{12}$ . Научный уровень результатов;  $F_{13}$ . Патентоспособность полученных результатов;  $F_{21}$ . Степень коммерциализации полученных результатов;  $F_{22}$ . Прикладная важность полученных результатов проекта;  $F_{23}$ . Форма завершения исследований;  $F_{24}$ . Масштабы применения полученных результатов.

Каждый критерий имеет порядковую или номинальную шкалу оценок с развернутыми словесными формулировками градаций качества. Например, шкала критерия  $P_{11}/F_{11}$ . «Степень выполнения поставленных в проекте задач» выглядит следующим образом:  $q_{11}^1$  - задачи выполнены полностью;  $q_{11}^2$  - задачи выполнены частично, имеющееся отставание несущественно;  $q_{11}^3$  - задачи выполнены частично, имеется существенное отставание. Критерий  $P_{13}/F_{13}$ . «Патентоспособность полученных результатов» имеет такую шкалу  $q_{13}^1$  - получены охраноспособные результаты;  $q_{13}^2$  - патентование нецелесообразно.

Действующая в РФФИ система экспертизы позволяет оценивать проекты по принятым критериям и принимать решения о поддержке или отклонении проектов. Однако для выявления в больших массивах проектов наиболее результативных или многоаспектного анализа практической применимости полученных результатов целевых фундаментальных исследований требуются специальные методологические подходы.

Для многоаспектного ретроспективного анализа результативности научных проектов предлагается новый подход, который в определенной степени объединяет разработанные ранее методики для анализа итогов конкурсного отбора и оценки результативности научных проектов [Петровский и др., 2009], [Петровский и др., 2010а], [Петровский и др., 2010б]. Особенностью предлагаемого подхода является использование нескольких методов (или модификаций какого-то одного метода) группового принятия решений для ранжирования проектов по их результативности на каждом этапе выполнения. На заключительной стадии проводится содержательный анализ ранжировок проектов, полученных на соответствующем этапе.

---

### Представление многопризнаковых объектов

---

Совокупность многокритериальных оценок научного проекта, данных одним или несколькими экспертами, можно считать многопризнаковым объектом, имеющим количественные (числовые) и/или качественные (вербальные) атрибуты. Многопризнаковые объекты  $A_i$ ,  $i=1, \dots, n$  обычно принято представлять как векторы или кортежи  $q_i=(q_{i1}^{e_1}, \dots, q_{im}^{e_m})$  в пространстве  $Q=Q_1 \times \dots \times Q_m$ , где  $Q_s=\{q_s^{e_s}\}$  – непрерывная или дискретная шкала  $s$ -го признака,  $e_s=1, \dots, h_s$ ,  $s=1, \dots, m$ . Ситуация существенно образом усложняется, если одному и тому же объекту  $A_i$  может соответствовать не один, а несколько  $m$ -мерных векторов. В таких случаях объект  $A_i$  представляется в пространстве  $Q$  группой, состоящей из  $k$  векторов  $\{q_i^{(1)}, \dots, q_i^{(k)}\}$  вида  $q_i^{(j)}=(q_{i1}^{e_1(j)}, \dots, q_{im}^{e_m(j)})$ ,  $j=1, \dots, k$ , которая должна рассматриваться как единое целое. Измеренные разными способами значения параметров или индивидуальные оценки экспертов, могут быть похожими, различающимися и даже противоречивыми, что может приводить к несравнимости  $m$ -мерных векторов

$q_i^{(j)} = (q_{i1}^{e_1(j)}, \dots, q_{im}^{e_m(j)})$ , характеризующих один и тот же объект  $A_i$ . Совокупность таких многомерных объектов может иметь в пространстве  $Q$  сложную структуру, достаточно трудную для анализа.

Эти трудности можно преодолеть, если воспользоваться иным способом представления многопризнаковых объектов, основанным на формализме мультимножеств, который позволяет одновременно учесть все комбинации значений количественных и качественных признаков, а также различное число значений каждого из этих признаков. Введем вместо прямого произведения  $m$  шкал признаков  $Q = Q_1 \times \dots \times Q_m$  множество  $X = Q_1 \cup \dots \cup Q_m$  – обобщенную шкалу (гипершкалу) признаков, состоящую из  $m$  групп признаков, и представим объект в таком символическом виде:

$$A_i = \{k_{A_i}(q_1^1) \circ q_1^1, \dots, k_{A_i}(q_1^{h_1}) \circ q_1^{h_1}, \dots, k_{A_i}(q_m^1) \circ q_m^1, \dots, k_{A_i}(q_m^{h_m}) \circ q_m^{h_m}\},$$

где число  $k_{A_i}(q_s^{e_s})$  указывает, сколько раз признак  $q_s^{e_s} \in Q_s$  встречается в описании объекта  $A_i$ , а знак  $\circ$  обозначает кратность признака  $q_s^{e_s}$ . Множество  $X$  характеризует свойства совокупности объектов  $A_1, \dots, A_n$ . Такая запись объекта  $A_i$  представляет его как мультимножество или множество с повторяющимися элементами [Петровский, 2003].

Определяются следующие операции над мультимножествами: объединение  $A \cup B$ , пересечение  $A \cap B$ , сложение  $A + B$ , вычитание  $A - B$ , симметрическая разность  $A \Delta B$ , умножение на целое число  $c \bullet A$ ,  $c > 0$ , арифметическое умножение  $A \bullet B$ , арифметическая  $n$ -ая степень  $A^n$ , прямое произведение  $A \times B$ , прямая  $n$ -ая степень  $(\times A)^n$ ,  $Z$  – максимальное мультимножество с  $k_Z(x) = \max_A k_A(x)$ . Новые типы операций над мультимножествами открывают новые возможности для агрегирования многопризнаковых объектов. Например, группа  $Y$  объектов может быть получена как сумма  $Y = \sum_i A_i$ , объединение  $Y = \cup_i A_i$  или пересечение  $Y = \cap_i A_i$  мультимножеств  $A_i$ , описывающих объекты  $A_i$ , либо как линейная комбинация различных мультимножеств вида  $Y = \sum_i c_i \bullet A_i$ ,  $Y = \cup_i c_i \bullet A_i$  или  $Y = \cap_i c_i \bullet A_i$ .

На семействе мультимножеств  $L(Z) = \{A_1, \dots, A_n\}$  можно ввести новые классы метрических пространств мультимножеств  $(L(Z), d)$ , которые задаются следующими видами метрик [Петровский, 2003]:

$$d_{1p}(A, B) = \left( \sum_{x_i \in G} w_i |k_A(x_i) - k_B(x_i)| \right)^{1/p}, \quad p > 0;$$

$$d_{2p}(A, B) = \left( \sum_{x_i \in G} w'_i |k_A(x_i) - k_B(x_i)| \right)^{1/p}, \quad w'_i = w_i / \sum_{j=1}^h w_j k_Z(x_j);$$

$$d_{3p}(A, B) = \left( \frac{\sum_{x_i \in G} w_i |k_A(x_i) - k_B(x_i)|}{\sum_{x_i \in G} w_i \max[k_A(x_i), k_B(x_i)]} \right)^{1/p}.$$

Основная метрика  $d_{1p}(A, B)$  является метрикой типа Хемминга, используемой при  $p=1$  во многих приложениях. Полностью усредненная метрика  $d_{2p}(A, B)$  характеризует различие между двумя мультимножествами  $A$  и  $B$ , отнесенное к расстоянию, максимально возможному в исходном пространстве. Локально усредненная метрика  $d_{3p}(A, B)$  задает различие, отнесенное к максимально возможной «общей части»  $A \cup B$  только этих двух мультимножеств в исходном пространстве.

---

## Методологический подход

---

Существуют различные методологические подходы к построению интегральных показателей путём агрегирования признаков, описывающих рассматриваемые объекты [Айвазян и др., 1989]. Однако при использовании, например, методов, в которых проводится свертка многих критериев с весовыми коэффициентами [Анохин и др., 1997], нельзя восстановить исходные данные по агрегированным критериям, а значит, фактически невозможно объяснить полученные решения. Кроме того, весьма затруднительно обосновать назначение весов критериев, особенно при наличии нескольких экспертов.

Во многих практических случаях разработку интегрального показателя целесообразно свести к задаче многокритериальной порядковой классификации. Значения интегрального показателя будут выступать в этом случае в качестве классов решений. Именно такой подход принят для оценки результативности научных проектов. Для этого использован метод вербального анализа решений ПАКС (Последовательное Агрегирование Классифицируемых Состояний), который основан на последовательном снижении размерности признакового пространства, образованного дискретными качественными (вербальными) признаками [Петровский, Ройзензон, 2008], [Петровский и др., 2009]. Классифицируемыми объектами являются комбинации многокритериальных экспертных оценок проектов в признаковом пространстве  $Q_1 \times \dots \times Q_m$ . Упорядоченными классами результативности научных проектов выступают градации оценок на шкале составного критерия  $D$  «Результативность проекта»:  $d_1$  – наивысшая,  $d_2$  – высокая,  $d_3$  – средняя,

$d_4$  – низкая,  $d_5$  – неудовлетворительная. Метод предоставляет в распоряжение ЛПР, инструментарий, позволяющий агрегировать большое число исходных характеристик в небольшое число составных критериев, которые имеют небольшие шкалы оценок. При построении шкал составных критериев применяются разные способы ранжирования и/или классификации многомерных альтернатив исходя из предпочтений ЛПР. При этом ЛПР имело возможность формировать понятие «результативность научного проекта» различным образом и сравнивать полученные интегральные показатели.

Для групповой сортировки многопризнаковых объектов (научных проектов) использован метод АРАМИС (Агрегирование и Ранжирование Альтернатив около Многопризнаковых Идеальных Ситуаций) [Петровский, 2009], который, в общем случае, не требует предварительного построения индивидуальных ранжировок и позволяет упорядочивать многопризнаковые объекты на основе противоречивых предпочтений нескольких ЛПР. Многопризнаковые объекты  $A_1, \dots, A_n$  описываются множеством повторяющихся количественных и/или качественных атрибутов  $Q_1, \dots, Q_m$ , значения которых представлены в виде мультимножеств, и рассматриваются как точки метрического пространства мультимножеств  $(L(Z), d)$  с различными метриками  $d$ . Объекты упорядочиваются по показателю относительной близости к наилучшему объекту  $I^*(A_i) = d^+(A_i) / [d^+(A_i) + d^-(A_i)]$ , где  $d^+(A_i) = d(A^+, A_i)$  – расстояние до лучшего объекта  $A^+$  и  $d^-(A_i) = d(A^-, A_i)$  – расстояние до худшего объекта  $A^-$  в пространстве  $(L(Z), d)$ . Лучший (идеальный) и худший (антиидеальный) объекты (которые могут быть гипотетическими) имеют лучшие и худшие оценки по всем критериям  $Q_s$ . При вычислении расстояния критерии, по которым дается экспертная оценка проектов, можно считать равноважными или учитывать их различную важность.

---

## Практический пример

---

Предложенный подход к ретроспективному анализу результативности научных проектов был апробирован при анализе результатов целевых фундаментальных исследований, выполненных в 2008-

2009 годах. Экспериментальные расчеты проводились на модельной базе данных, которая включала в себя экспертные оценки 8 проектов по области знаний «Математика, механика и информатика», полученные на всех трех этапах реализации проектов.

Экспертные оценки проектов на этапе заявки, данные тремя экспертами, были представлены как следующие мультимножества:

$$\begin{aligned} A_1 &= \{3,0,0; 1,2,0; 3,0,0; 3,0,0; 3,0,0; 0,3,0; 3,0,0; 1,2,0,0; 3,0,0; 0,3,0,0; 2,0,0,1; 3,0\}; \\ A_2 &= \{3,0,0; 2,1,0; 3,0,0; 3,0,0; 2,0,1; 1,2,0; 1,2,0; 2,1,0,0; 3,0,0; 0,1,2,0; 2,0,0,1; 0,3\}; \\ A_3 &= \{3,0,0; 1,2,0; 3,0,0; 3,0,0; 3,0,0; 1,2,0; 1,2,0; 3,0,0,0; 3,0,0; 0,1,2,0; 2,1,0,0; 2,1\}; \\ A_4 &= \{3,0,0; 3,0,0; 3,0,0; 3,0,0; 2,0,1; 1,2,0; 3,0,0; 3,0,0,0; 3,0,0; 0,2,1,0; 3,0,0,0; 3,0\}; \\ A_5 &= \{3,0,0; 2,1,0; 3,0,0; 3,0,0; 2,0,1; 1,2,0; 1,2,0; 2,1,0,0; 3,0,0; 0,2,1,0; 3,0,0,0; 3,0\}; \\ A_6 &= \{3,0,0; 1,2,0; 3,0,0; 3,0,0; 2,0,1; 1,2,0; 2,1,0; 3,0,0,0; 3,0,0; 1,2,0,0; 3,0,0,0; 3,0\}; \\ A_7 &= \{3,0,0; 3,0,0; 3,0,0; 3,0,0; 1,1,1; 1,2,0; 1,2,0; 2,1,0,0; 2,1,0; 0,3,0,0; 3,0,0,0; 2,1\}; \\ A_8 &= \{3,0,0; 3,0,0; 3,0,0; 3,0,0; 0,0,3; 2,1,0; 3,0,0; 2,1,0,0; 3,0,0; 1,1,1,0; 3,0,0,0; 3,0\}. \end{aligned}$$

Гипотетически лучшей и худшей заявкам соответствуют мультимножества:

$$\begin{aligned} A^+ &= \{3,0,0; 3,0,0; 3,0,0; 3,0,0; 3,0,0; 3,0,0; 3,0,0; 3,0,0,0; 3,0,0; 3,0,0,0; 3,0,0,0; 3,0\}; \\ A^- &= \{0,0,3; 0,0,3; 0,0,3; 0,0,3; 0,0,3; 0,0,3; 0,0,3; 0,0,0,3; 0,0,3; 0,0,0,3; 0,0,0,3; 0,3\}. \end{aligned}$$

Экспертные оценки проектов на промежуточном этапе, данные двумя экспертами, были представлены как следующие мультимножества:

$$\begin{aligned} A_1 &= \{2,0,0,0; 1,1,0; 0,0,1,1; 0,2,0; 2,0,0,0; 0,1,1,0; 0,1,0,1; 1,1,0; 2,0,0,0\}; \\ A_2 &= \{1,1,0,0; 1,1,0; 0,0,2,0; 0,1,1; 1,1,0,0; 0,1,1,0; 0,1,1,0; 0,2,0; 2,0,0,0\}; \\ A_3 &= \{2,0,0,0; 0,2,0; 0,0,0,2; 1,0,1; 2,0,0,0; 0,1,1,0; 0,2,0,0; 0,2,0; 2,0,0,0\}; \\ A_4 &= \{2,0,0,0; 1,1,0; 0,0,2,0; 0,1,1; 2,0,0,0; 1,1,0,0; 0,1,0,1; 1,1,0; 1,0,0,1\}; \\ A_5 &= \{2,0,0,0; 0,2,0; 0,0,2,0; 0,2,0; 2,0,0,0; 0,1,1,0; 0,2,0,0; 1,1,0; 2,0,0,0\}; \\ A_6 &= \{2,0,0,0; 1,1,0; 0,1,1,0; 1,1,0; 2,0,0,0; 1,1,0,0; 0,2,0,0; 1,1,0; 2,0,0,0\}; \\ A_7 &= \{2,0,0,0; 0,2,0; 0,0,2,0; 0,1,1; 2,0,0,0; 0,1,1,0; 1,0,1,0; 1,1,0; 2,0,0,0\}; \\ A_8 &= \{2,0,0,0; 0,2,0; 0,2,0,0; 0,2,0; 2,0,0,0; 0,2,0,0; 1,1,0,0; 2,0,0; 2,0,0,0\}. \end{aligned}$$

Гипотетически лучшему и худшему промежуточным отчетам соответствуют мультимножества:

$$\begin{aligned} A^+ &= \{2,0,0,0; 2,0,0; 2,0,0,0; 2,0,0; 2,0,0,0; 2,0,0,0; 2,0,0,0; 2,0,0; 2,0,0,0\}; \\ A^- &= \{0,0,0,2; 0,0,2; 0,0,0,2; 0,0,2; 0,0,0,2; 0,0,0,2; 0,0,0,2; 0,0,2; 0,0,0,2\}. \end{aligned}$$

Экспертные оценки проектов на итоговом этапе, данные двумя экспертами, были представлены как следующие мультимножества:

$$\begin{aligned} A_1 &= \{2,0,0,0; 2,0,0; 0,0,2,0; 0,1,1; 0,1,1,0; 0,0,2,0; 1,1,0\}; \\ A_2 &= \{2,0,0,0; 1,1,0; 0,1,1,0; 0,1,1; 1,0,1,0; 0,1,1,0; 0,2,0\}; \\ A_3 &= \{2,0,0,0; 0,2,0; 0,0,0,2; 1,1,0; 0,1,1,0; 0,1,1,0; 0,2,0\}; \\ A_4 &= \{1,1,0,0; 1,1,0; 1,0,1,0; 0,1,1; 1,0,1,0; 1,0,0,1; 1,1,0\}; \\ A_5 &= \{2,0,0,0; 1,1,0; 0,2,0,0; 0,2,0; 0,1,1,0; 0,0,2,0; 1,1,0\}; \\ A_6 &= \{2,0,0,0; 1,1,0; 0,1,0,1; 0,2,0; 1,1,0,0; 1,1,0,0; 2,0,0\}; \\ A_7 &= \{0,1,1,0; 0,2,0; 0,0,0,2; 0,0,2; 0,0,2,0; 0,0,2,0; 0,2,0\}; \\ A_8 &= \{2,0,0,0; 1,1,0; 0,1,1,0; 0,1,1; 0,1,1,0; 1,1,0,0; 0,2,0\}; \end{aligned}$$

Гипотетически лучшему и худшему итоговым отчетам соответствуют мультимножества:

$$\begin{aligned} A^+ &= \{2,0,0,0; 2,0,0; 2,0,0,0; 2,0,0; 2,0,0,0; 2,0,0,0; 2,0,0\}; \\ A^- &= \{0,0,0,2; 0,0,2; 0,0,0,2; 0,0,2; 0,0,0,2; 0,0,0,2; 0,0,2\}. \end{aligned}$$

Номера, входящие в представленные выше мультимножества, характеризуют только значения функций кратности элементов мультимножества, а сами элементы, которые являются градациями шкал соответствующих критериев, в записи мультимножества для краткости опущены.

Для ранжирования проектов на каждом этапе (этап 1 – заявка, этап 2 – промежуточный отчет, этап 3 – итоговый отчет) были применены разные модификации метода АРАМИС:  $M_1$  (критерии имеют равную

важность),  $M_2$  (критерии имеют разную важность), рассматривая их как новые атрибуты, которые характеризуют проекты. Каждый атрибут  $M_j$  имеет градацию оценок  $m_j^1, m_j^2, m_j^3, \dots, m_j^t$ , соответствующую порядковым номерам (рангам) проектов в ранжировках, полученным на соответствующем этапе,  $t$  – максимальный порядковый номер (в общем случае равный числу проектов по той или иной области знания). Иными словами,  $m_j^1$ , означает, что проект имеет в ранжировке, полученной с помощью метода  $M_j$ , порядковый номер 1 и т.д. Теперь каждый проект  $A_i$  можно представить как новое мультимножество  $A_i$ , порожденное множеством методов  $M=M_1 \cup M_2$ , в следующем виде:

$$A_i = \{k_{A_i}(m_1^1) \circ m_1^1, \dots, k_{A_i}(m_1^t) \circ m_1^t; \dots; k_{A_i}(m_2^1) \circ m_2^1, \dots, k_{A_i}(m_2^t) \circ m_2^t\}.$$

Здесь  $k_{A_i}(m_j^h)$ ,  $h=1, \dots, t$ ,  $j=1, 2$  показатель кратности, который показывает, сколько раз порядковый номер (ранг)  $m_j^h$  получен проектом  $A_i$  на каждом этапе при ранжировании методом  $M_j$ ; знак  $\circ$  обозначает, сколько  $k_{A_i}(m_j^h)$  раз атрибут  $m_j^h$  встречается в описании объекта  $A_i$ . Ранги, присвоенные проектам на соответствующем этапе и полученные двумя разными способами, представлены ниже:

Проект	Этап 1		Этап 2		Этап 3	
	$M_1$	$M_2$	$M_1$	$M_2$	$M_1$	$M_2$
$A_1$	5	5	5	4	3	4
$A_2$	7	8	8	8	5	6
$A_3$	5	6	7	7	6	5
$A_4$	1	1	6	6	2	3
$A_5$	4	4	4	3	4	2
$A_6$	3	3	1	1	1	1
$A_7$	6	7	3	5	7	7
$A_8$	2	2	2	2	5	6

Итоговое упорядочение проектов для ретроспективного анализа выглядит следующим образом:

$$A_6 > (A_4 = A_8) > A_5 > A_1 > (A_3 = A_7) > A_2.$$

Существенное значение при упорядочении проектов разными методами имеет число экспертов, назначаемых для проведения экспертизы. Если проект на том или ином этапе оценивается только двумя экспертами, то возможны ситуации, когда заключения экспертов будут противоположными: один эксперт поддерживает проект, а другой отклоняет. Для большей достоверности выводов целесообразно, чтобы минимальное число экспертов, оценивающих проекты на каждом этапе, было не менее трех.

## Заключение

В работе предложен «прозрачный» подход для ретроспективного анализа результативности научных проектов, оцененных несколькими экспертами по многим числовым или вербальным критериям. Используя методы группового анализа решений со снижением размерности признакового пространства, сконструирован интегральный показатель результативности научных проектов, по значениям которого различными способами была рассчитана результативность проектов. Используя метод АРАМИС, основанный на теории метрических пространств мультимножеств, построены ранжировки проектов и выделены наиболее результативные проекты. Представление многопризнаковых объектов с помощью мультимножеств позволяет анализировать доступную информацию, особенно в случае несогласованных многокритериальных оценок проектов и противоречивых суждений экспертов. Подход апробирован на

---

модельной базе данных, содержащей результаты экспертной оценки проектов целевых фундаментальных исследований в РФФИ на нескольких этапах.

---

### Благодарности

---

The paper is published with financial support by the project ITHEA XXI of the Institute of Information Theories and Applications FOI ITHEA ([www.ithea.org](http://www.ithea.org)) and the Association of Developers and Users of Intelligent Systems ADUIS Ukraine ([www.aduis.com.ua](http://www.aduis.com.ua)).

---

### Список литературы

---

- [Айвазян и др., 1989] Прикладная статистика. Классификация и снижение размерности / С.А. Айвазян, В.М. Бухштабер, И.С. Енюков, Л.Д. Мешалкин; Под ред. С.А. Айвазяна. – М.: Финансы и статистика, 1989.
- [Анохин и др., 1997] Методы определения коэффициентов важности критериев / А.М. Анохин, В.А. Глотов, В.В. Павельев, А.М. Черкашин // Автоматика и телемеханика. – 1997. – № 8. – С. 3–35.
- [Ларичев, 2006] Ларичев О.И. Вербальный анализ решений / Под ред. А.Б.Петровского. – М.: Наука, 2006.
- [Петровский, 2003] Петровский А.Б. Пространства множеств и мультимножеств. – М: Едиториал УРСС, 2003.
- [Петровский, 2009] Петровский А.Б. Теория принятия решений. – М.: Издательский центр «Академия», 2009.
- [Петровский, Ройзензон, 2008] Петровский А.Б., Ройзензон Г.В. Интерактивная процедура снижения размерности признакового пространства в задачах многокритериальной классификации // Поддержка принятия решений: Труды Института системного анализа Российской академии наук / Под ред. А.Б. Петровского. – М.: Едиториал УРСС, 2008. – Т.35. – С.43-53.
- [Петровский, Тихонов, 2009] Петровский А.Б., Тихонов И.П. Фундаментальные исследования, ориентированные на практический результат: подходы к оценке эффективности // Вестник РАН. – 2009. – Т. 79, № 11. – С. 1006–1011.
- [Петровский и др., 2009] Петровский А.Б., Ройзензон Г.В., Тихонов И.П. Построение интегральных показателей оценки результативности научных проектов // Intelligent Support of Decision Making / Ed. by K. Markov, A. Voloshyn, K. Ivanova, I. Mitov. – No. 10. – Sofia: FOI ITHEA, 2009. – P. 59–66.
- [Петровский и др, 2010а] Групповое упорядочивание научных проектов по несогласованным многокритериальным оценкам / А.Б. Петровский, Г.В. Ройзензон, И.П. Тихонов, А.В. Балышев // Двенадцатая национальная конференция по искусственному интеллекту с международным участием. Труды конференции. – Т. 3. – М.: Физматлит, 2010. – С. 201–207.
- [Петровский и др, 2010б] Применение метода «МАСКА» для групповой экспертной классификации научных проектов по многим критериям / А.Б. Петровский, Г.В. Ройзензон, И.П. Тихонов, А.В. Балышев // Natural and Artificial Intelligence / Ed. by K. Markov, V. Velychko, O. Voloshin. – No. 17. – Sofia: ITHEA, 2010. – P. 56–67.
- 

### Сведения об авторах

---

**Петровский Алексей Борисович** – д.т.н., профессор, заведующий лабораторией Института системного анализа РАН, Россия, Москва 117312, пр-т 60-летия Октября, 9, e-mail: [pab@isa.ru](mailto:pab@isa.ru)

**Ройзензон Григорий Владимирович** – к.т.н., старший научный сотрудник Института системного анализа РАН, Россия, Москва 117312, пр-т 60-летия Октября, 9, тел. e-mail: [rgv@isa.ru](mailto:rgv@isa.ru)

**Балышев Александр Владимирович** – к.б.н., начальник отдела Российского фонда фундаментальных исследований, Россия, Москва 117334, Ленинский пр-кт, 32А, e-mail: [bav@rfbr.ru](mailto:bav@rfbr.ru)

**Тихонов Игорь Петрович** – к.т.н., старший научный сотрудник Экспертно-аналитического центра Минобрнауки РФ, Россия, Москва 109316, ул. Талалихина, 33, e-mail: [8tat@mail.ru](mailto:8tat@mail.ru)

## ОЦЕНКА ИНТЕРВАЛЬНЫХ АЛЬТЕРНАТИВ: НЕОПРЕДЕЛЕННОСТИ И ПРЕДПОЧТЕНИЯ

Михаил Стернин, Геннадий Шепелёв

**Аннотация:** Рассмотрена задача принятия решений в условиях неопределенности с одним интервальным показателем качества сравниваемых альтернатив. Введено понятие иерархии неопределенностей в множествах предлагаемых к сравнению альтернатив, показатели качества которых описываются различными представлениями интервальных оценок, – моно интервальными и поли интервальными. Из-за типичного для задач выбора в множествах интервальных оценок пересечения интервалов задача сравнения таких, «интервальных», альтернатив может быть решена только с учетом предпочтений лица, принимающего решение. В рамках введенной иерархии предлагаются некоторые подходы к сравнению интервальных альтернатив и связанные с ними способы описания предпочтений ЛПР. Анализируется возможность введения предпочтений на базе предложенного авторами ранее метода расчета коэффициента уверенности в истинности проверяемой гипотезы о предпочтительности той или иной альтернативы. Рассматриваются возможности сравнения интервальных альтернатив и описания предпочтений посредством функций полезности, отражающих три основных вида предпочтений ЛПР, – безразличие к риску; постоянную несклонность к риску и постоянную склонность к нему. Здесь проводится также сопоставление точечных оценок, эквивалентных сравниваемым интервальным, которые рассчитываются в рамках аппарата функций полезности («детерминированные эквиваленты»), с оценками «пессимизма – оптимизма» Гурвица. Показано, что в обоих этих методах результатами сравнения выступают характерные для многократно повторяющихся ситуаций осредненные индикаторы, используемые затем для описания предпочтений, что не всегда адекватно содержанию решаемых задач. В связи с этим предложен новый метод сравнения интервальных величин и описания предпочтений, сравнение оценок и задание предпочтений в котором осуществляется на основе сопоставления «гарантированных» значений разностей показателей качества сравниваемых альтернатив, трактуемых как случайные переменные, для выбранных экспертом уровней шансов реализации проверяемой гипотезы о предпочтительности. Этот метод сравнения и описания предпочтений, который свободен от использования осредненных величин, иллюстрируется для случая полученных авторами соотношений для функций распределения вероятностей разностей двух равномерно распределенных величин, заданных на сравниваемых интервалах. Дан численный пример сравнения интервальных альтернатив, осуществляемого разными методами.

**Keywords:** interval alternatives, hierarchy of uncertainties, preferences, utility functions, probability distribution of difference for two random variables, methods comparing interval alternatives.

**ACM Classification Keywords:** H.1.2 Human information processing. G3 Distribution functions. I.2.3 Uncertainty, "fuzzy," and probabilistic reasoning.

---

## Введение

---

Многие практические задачи приходится исследовать в условиях неопределенности. В первую очередь это задачи прогнозирования, в которых необходимо оценивать будущие значения анализируемых величин. В большинстве случаев эти величины измеряются в числовых шкалах и получают из-за неопределенности, интервальные, часто экспертные, оценки. Интервальные оценки распространены в естествознании, гуманитарных областях не реже, чем точечные. Например, все инструментальные измерения выполняются с некоторой точностью, а для величин, не измеримых непосредственно, расчеты, сделанные с интервальными исходными данными, приводят к интервальным результатам. Так, в задачах выбора в условиях неопределенности показатели эффективности (качества) сравниваемых альтернатив, которые, как правило, являются результатами расчетов на моделях, имеют интервальное представление. Альтернативы, показатели эффективности которых имеют интервальное представление, будем называть интервальными альтернативами.

В классе интервальных оценок, связанных с прогнозными исследованиями, т.е. с оценкой неизвестных точно на момент прогнозирования будущих значений анализируемых величин, прогнозируемая величина по прошествии определенного времени с приемлемой для практики точностью будет иметь единственное (точечное) значение. Каждое возможное точечное значение назовем реализацией интервальной оценки показателя. Таким образом, интервальная оценка содержит континуум возможных точечных реализаций.

В интервальной парадигме можно выделить два основных направления: моноинтервальный и полиинтервальный подходы. В первом из них анализируемые параметры задаются как одноинтервальные оценки. Второй подход является развитием моно подхода, при котором первичный объект моно подхода – точечная оценка - заменяется интервальной оценкой, а интервал как способ описания неопределенности заменяется совокупностью интервальных оценок. В русле второго направления нами предложен вариант полиинтервального подхода [Chugunov, 2008; Стернин, 2010], в рамках которого для описания неопределенности вводится полиинтервальная оценка (ПИО), наглядно представляемая как криволинейная трапеция на плоскости ( $X = D, Y = h$ ). Здесь  $D$  - значения анализируемого параметра,  $h$  - «метка» отдельного частного интервала в составе ПИО. Задание на ПИО совместной функции распределения вероятностей с плотностью  $f(h, D) = f_1(h)f_2(D|h)$  превращает ПИО в обобщенную интервальную оценку (ОИО).

Для того чтобы интервальные оценки можно было использовать при принятии решений, необходимо уметь сравнивать пары альтернатив с интервальными показателями качества. Имея в виду эту задачу, введем следующую иерархию неопределенностей в множествах сравниваемых интервальных оценок. В моноинтервальном случае иерархия неопределенностей (в возрастающем порядке степени неопределенности) содержит точечные оценки (неопределенность отсутствует), интервально-вероятностные (промежуточная степень неопределенности), интервальные оценки (наибольшая неопределенность). В рамках подхода ОИО существует следующая иерархия неопределенностей: точечные оценки; интервально-вероятностные оценки первого рода, когда известны функции  $f_1(h)$  и  $f_2(D|h)$ ; интервально-вероятностные оценки второго рода, когда известна лишь функция  $f_1(h)$ ; полиинтервальные оценки.

Существуют около 20 сочетаний различных интервальных оценок при сравнении пар альтернатив. Например, в моно случае мы имеем следующие возможные комбинации пар оценок сравниваемых

альтернатив: интервально – интервальная пара, интервальная – интервально-вероятностная пара, интервальная - точечная комбинация и так далее. В случае поли подхода мы имеем комбинации ПИО - ПИО, ПИО - интервально-вероятностные оценки первого рода, ПИО - интервально-вероятностные оценки второго рода, ПИО – точечная оценка и так далее и, наконец, все перекрестные комбинации (моно оценки - ОИО). Чтобы обеспечить сопоставимость результатов таких сравнений, целесообразно построить унифицированный метод, позволяющий сравнивать любую пару интервальных альтернатив. Заранее ясно, что эта проблема не может быть решена чисто математическими методами, а должна рассматриваться как задача принятия решений, то есть с учетом предпочтений человека, эксперта или лица принимающего решения (ЛПР), и ее/его отношения к различным подходам к учету неопределенности.

ЛПР может выразить свои предпочтения различными способами. Пусть, например, большее значение показателя качества отвечает более предпочтительной ситуации. Ограничимся пока в задачах сравнения моно интервальной картиной. Если в результате расчетов для показателей качества двух сравниваемых альтернатив получены интервально-вероятностные оценки, то ЛПР может сравнивать значения показателей эффективности конкурирующих альтернатив, отвечающие одинаковым уровням вероятности  $P(D \geq D_0)$ . Так, например, производится классификация запасов углеводородов, в соответствии с которой их объем при  $P = 0,9$  принимается за объем наиболее разведанной их части, так называемых доказанных запасов. Этот подход вряд ли можно признать приводящим к корректному решению задачи сравнения. В самом деле, все возможные значения запасов в интервале  $[L, R]$  ( $L$  - левая граница интервальной оценки,  $R$  – правая) отвечают  $P = 1$ . При  $P = 0,9$  мы получаем суженные интервальные оценки  $[L_{1(0,9)}, R_1]$  для первого объекта и  $[L_{2(0,9)}, R_2]$  для второго. Ясно, что при сравнении этих новых интервальных оценок, содержащихся в исходных, любая из них может оказаться предпочтительной в соответствии с тем, какие их точечные оценки реализуются в действительности в будущем. Таким образом задача сравнения по-прежнему осталась не решенной. Исключением является лишь случай, когда  $L_{1(0,9)} < R_1 < L_{2(0,9)} < R_2$  (тогда второй объект заведомо предпочтительнее первого) или когда  $L_{2(0,9)} < R_2 < L_{1(0,9)} < R_1$  (тогда первый объект предпочтительнее). Ниже мы вернемся к этому подходу, рассмотрев его другой точки зрения.

Дополнительными возможностями отображения предпочтений ЛПР при сравнении может служить аппарат функций полезности [Кини, 1981], а также связь предпочтений со значениями коэффициента уверенности, введенного авторами ранее в методе прямого сравнения моноинтервальных оценок [Стернин, 2009; Sherepov, 2011]. Эти возможности будут рассмотрены ниже. В следующем разделе подход с расчетом коэффициента уверенности распространен на все возможные пары интервальных альтернатив в их иерархии.

---

### Сравнение Интервальных Оценок по Значению Коэффициента Уверенности

---

Будем считать, что проверяется гипотеза о том, что вторая интервальная альтернатива  $I_2$  предпочтительнее («лучше») первой  $I_1$ . Будем использовать обозначения  $I_1$  и  $I_2$  как для альтернатив, так и для их интервальных оценок. Предполагается, что каждая интервальная оценка содержит неизвестное к моменту прогнозирования точечное значение анализируемого параметра, которое окажется его реализацией в будущем. Будем говорить, что пара точечных реализаций  $(i_1, i_2)$  интервальных оценок  $I_1$  и  $I_2$  соответственно принадлежит зеленой зоне, если  $i_2$  не меньше, чем  $i_1$ , и принадлежит красной зоне в

противоположном случае. Таким образом, зеленая зона – это зона, благоприятствующая истинности проверяемой гипотезы, а красная зона наоборот.

Для сравнения интервалов необходимо сделать много (скажем,  $N$ ) испытаний в процессе численного моделирования, при каждом из которых соответствующий интервал заменяется точечной реализацией, и отметить количество попаданий в зеленую  $N_g$  и красную зоны  $N_r$ , соответственно. Конечно, для этого необходимо знать распределения вероятностей на сравниваемых интервалах или постулировать их. Можно видеть, что  $K_g = N_g/N$  может служить мерой шансов реализации зеленой зоны (шансов, что альтернатива  $I_2$  окажется предпочтительнее альтернативы  $I_1$ ), а  $K_r = N_r/N$  аналогичной мерой для красной зоны.

Введем коэффициент уверенности  $K_{as}$  как разность между  $K_g$  и  $K_r$ :  $K_{as} = K_g - K_r$ . Коэффициент уверенности показывает, насколько шансы реализации зеленой зоны превышают шансы реализации красной зоны. Именно этот показатель предлагается в качестве критерия сравнения пар интервальных альтернатив для всех их модификаций, как моно и полиинтервальных, так и их комбинаций. В полиинтервальном случае необходимо сначала разыграть величину  $h$  (по  $f_1(h)$ ), специфицируя таким образом интервал в составе ПИО, а затем  $D$  по ( $f_2(D|h)$ ), находя соответствующую точечную реализацию. Будем говорить, что альтернатива  $I_2$  теоретически предпочтительнее, чем  $I_1$ , если значение  $K_{as}$  положительно. Теоретически, поскольку предпочтения ЛПР еще не учтены. Эти предпочтения могут быть выражены введением назначаемого ЛПР порогового значения коэффициента уверенности  $K_{th}$ . Именно, если вычисленное для данной пары интервальных оценок значение  $K_{as}$  не меньше, чем  $K_{th}$ , то  $I_2$  следует признать более предпочтительной альтернативой с учетом предпочтений ЛПР на уровне уверенности  $K_{as}$ . Если порог, назначенный ЛПР, не позволяет признать вторую альтернативу предпочтительной, необходимо анализировать ситуацию заново. Если  $K_{as}$  отрицательно, необходимо проверить противоположную гипотезу.

Рассмотрим некоторые свойства коэффициента уверенности. Пусть  $K_{as}(I_2, I_1)$  - коэффициент уверенности при проверке гипотезы о том, что альтернатива  $I_2$  более предпочтительна, чем  $I_1$ . Возможные значения коэффициента уверенности лежат в диапазоне  $[-1, 1]$ :  $-1 \leq K_{as}(I_2, I_1) \leq 1$ . Отметим, что условие  $K_{as}(I_2, I_1) = 1$  соответствует ситуации, когда  $I_2$  доминирует  $I_1$  (интервалы не пересекаются и  $L_2 > R_1$ ), а  $K_{as}(I_2, I_1) = -1$  отвечает противоположной ситуации. Условие  $K_{as}(I_2, I_1) = 0$  соответствует ситуации равнозначности интервальных альтернатив по предпочтению. Как функция двух переменных  $K_{as}$  является антисимметричной функцией:  $K_{as}(I_2, I_1) = -K_{as}(I_1, I_2)$ . Кроме того,  $K_{as}$  согласуется с требованием транзитивности отношения предпочтительности. Действительно, если  $K_{as}(I_2, I_1) > 0$ , тогда (теоретически)  $I_2 \succ I_1$ ; если  $K_{as}(I_3, I_2) > 0$ , то  $I_3 \succ I_2$ , и, поскольку, в силу транзитивности,  $I_3 \succ I_1$ , то  $K_{as}(I_3, I_1) > 0$ .

Поскольку коэффициент уверенности новая характеристика, полезно сравнить значения этого фактора со значениями  $K_g$  и  $K_r$  (см. таблицу 1).

ЛПР может интересоваться также оценка шансов того, что интервал  $I_2$  больше, в среднем, чем  $I_1$  на величину  $\delta > 0$ . Теперь попадание пары реализаций точечных оценок в зеленую зону определяется условием  $i_2 - i_1 > \delta$ . Для коэффициента уверенности имеем:  $K_{as}(\delta) = 2K_g(\delta) - 1$ , где  $K_g(\delta) = N_g(\delta)/N$ , и  $N_g(\delta)$  - количество реализаций, удовлетворяющих указанному выше условию.

Таблица 1. Сравнение значений  $K_{as}$ ,  $K_g$  и  $K_r$ 

$K_g$	$K_r = 1 - K_g$	$K_{as} = K_g - K_r$
0	1	-1
0.1	0.9	- 0.8
0.2	0.8	- 0.6
0.3	0.7	- 0.4
0.4	0.6	- 0.2
0.5	0.5	0.0
0.6	0.4	0.2
0.7	0.3	0.4
0.8	0.2	0.6
0.9	0.1	0.8
1.0	0	1

Проиллюстрируем теперь предложенную процедуру сравнения интервальных оценок на примере пар интервалов с треугольными распределениями на них. Эти примеры также полезны потому, что точное распределение шансов на сравниваемых интервалах часто неизвестно. Но мы можем предположить, что эти распределения унимодальны и для многих типов распределений можно приближенно заменить эти неизвестные (но унимодальные) распределения треугольными распределениями.

Получим формулу, связывающую случайные числа для равномерного ( $N_u$ ) и треугольного ( $N_t$ ) распределений, которую будем использовать при сравнении интервальных оценок методом статистических испытаний. Если  $L$ ,  $R$  и  $M$  левая, правая границы интервала и мода распределения, соответственно, то плотность  $f(z)$  треугольного распределения имеет вид:

$$f(z) = \frac{2}{R-L} \begin{cases} \frac{z-L}{M-L}, & L \leq z \leq M, \\ \frac{R-z}{R-M}, & M < z \leq R \end{cases}$$

Методом обратной функции получим:

$$N_t = \begin{cases} L + [N_u (R-L)(M-L)]^{1/2}, & N_u \leq (M-L)/(R-L), \\ R - [(1-N_u)(R-M)(R-L)]^{1/2}, & N_u > (M-L)/(R-L) \end{cases}$$

Используя эти соотношения, обратимся теперь к примеру сравнения интервальных оценок с треугольными распределениями на них. Границы интервалов ( $L$ ,  $R$ ) и значения моды ( $M$ ) распределения представлены в таблице 2. Количество испытаний в каждом варианте равно 100 000. Сравнение сделано на основании значений  $K_{as}(I_2, I_1)$  для  $\delta = 0$ . Необходимо иметь в виду, что вычисленные значения коэффициента ( $K_{as}$ )<sub>c</sub> несколько отличаются от «точных» значений, которые были бы получены для бесконечного числа реализаций.

Прокомментируем полученные результаты. Строки 1 - 3 таблицы 2 соответствуют конфигурации правого сдвига для пары сравниваемых интервальных оценок. Заранее ясно, что эта конфигурация благоприятствует истинности гипотезы  $I_2 \succ I_1$ . Но можно ли безоговорочно принять это предположение? Значения коэффициента уверенности показывают, что да, поскольку даже в худшем случае (строка 1), когда моды распределений находятся в практически крайних позициях (слева для второго интервала и справа для первого – пессимистические для истинности проверяемой гипотезы оценки), его значение превышает 0,7. Такое значение, по-видимому, может удовлетворить большинство ЛПР.

Таблица 2. Сравнение интервальных оценок для треугольного распределения

Номер примера	Интервал 1			Интервал 2			$N_g$	$(K_{as})_c$
	$L_1$	$R_1$	$M_1$	$L_2$	$R_2$	$M_2$		
1	50	100	90	70	170	80	85055	0.7011
2	50	100	60	70	170	160	99244	0.98488
3	50	100	75	70	170	120	97832	0.95664
4	50	100	75	50	100	75	50100	0.002
5	50	100	90	50	100	60	25672	-0.48656
6	50	100	60	50	100	90	74652	0.49304
7	70	170	75	80	150	145	75970	0.5194
8	70	170	160	80	150	100	20091	-0.59818
9	70	170	120	80	150	115	42648	-0.14704

Строки 4 - 6 таблицы 2 соответствуют конфигурации совпадающих интервальных оценок. Можем мы принять, что эти оценки эквивалентны при любом расположении моды? Вспомним, что для эквивалентных оценок  $K_{as} = 0$ . Очевидно, что это условие выполнено только для симметричных треугольных распределений (строка 4). Это не так в других случаях (строки 5, 6). Однако даже для самых благоприятных условий (строка 6), когда мода распределения для второй оценки резко сдвинута вправо, а мода первого распределения влево, значение коэффициента  $K_{as}$  может оказаться недостаточным для того, чтобы рациональный ЛПР сделал заключение, что  $I_2 \succ I_1$ .

Результаты сравнения двух вложенных интервальных оценок показаны в строках 7 - 9 таблицы 2. Видно, что значения  $K_{as}$  и, стало быть, выводы о предпочтительности существенно зависят от положения мод распределений.

Эти примеры показывают, что если информация о шансах на реализацию зеленых и красных зон известна, можно сказать, что проблема сравнения альтернатив в принципе решена. Во всяком случае, с известными оговорками, она решена для интервально-вероятностных пар и пар, заданных интервально-вероятностными и точечными оценками. Содержание сделанной оговорки обсуждается в конце следующего раздела.

Но если хотя бы одна оценка чисто интервальная, мы не сможем осуществить эту программу. Что можно предложить в этой ситуации? Возможны два пути. Первый основан на принципе максимальной энтропии (принцип Гиббса - Джейнса), согласно которому все возможные состояния природы имеют равные шансы на реализацию и, следовательно, необходимо признать наличие на интервале равномерного распределения.

Мы обсудим некоторые последствия этого предположения в следующих разделах. Второй путь основан на предположении о том, что неизвестное распределение может быть любым, включая смесь распределений. Отчасти эта ситуация уже обсуждалась на примерах сравнения оценок при треугольных распределениях, когда предполагалось, что неизвестные (но унимодальные) распределения могут быть аппроксимированы треугольными распределениями.

Помимо коэффициента уверенности предпочтения ЛПР могут быть выражены также на языке функций полезности. Рассмотрим эту возможность более подробно.

### Сравнение Интервальных Альтернатив и Функции Полезности

В работе [Кини, 1981] подробно исследованы основные типы функций полезности (ФП) и их характеристики. Здесь мы рассмотрим ФП, отражающие следующие три основных вида предпочтений ЛПР: безразличие к риску; постоянную несклонность к риску и постоянную склонность к нему.

Пусть имеются две интервальных оценки, предложенные к сравнению,  $I_1 = [L_1, R_1]$  и  $I_2 = [L_2, R_2]$ . Определим функцию полезности  $U(D)$ , заданную на интервале  $[L, R] = [\min(L_1, L_2), \max(R_1, R_2)]$ . Нормируем  $U(D)$  таким образом, что  $U(L) = 0$ ,  $U(R) = 1$ . Будем считать, что для описания неопределенности на оценках  $I_1, I_2$  заданы плотности распределения вероятностей  $f_1(D)$  и  $f_2(D)$  соответственно. Тогда критерием сравнения интервальных оценок служат значения математических ожиданий ФП  $E_i[U(D)]$ ,  $i=1, 2$ , вычисленные на  $I_1, I_2$  соответственно:

$$E_i[U(D)] = \int_{L_i}^{R_i} U(x) f_i(x) dx$$

Пусть ЛПР безразличен к риску, т.е. значения показателя качества альтернатив, отличающиеся величиной, равноценны для него. Представителем ФП этого класса является линейная ФП  $U(R) = A + BD$  с постоянными  $A$  и  $B$ , для которой функция несклонности к риску  $R(D)$ , равная взятому с обратным знаком отношению второй и первой ее производных,  $R(D) = -U''(D)/U'(D)$ , равна нулю, а  $E[U(D)] = A + BD_{AV}$ , где  $D_{AV}$  - математическое ожидание анализируемой случайной величины  $D$ .

Рассмотрим две основных конфигурации относительного расположения двух интервальных моно оценок: конфигурацию  $A$  (вложенные оценки,  $L_1 < L_2 < R_2 < R_1$ ) и конфигурацию  $B$  (ситуация правого сдвига,  $L_1 < L_2 < R_1 < R_2$ ). Нетрудно видеть, что в первом случае  $L = L_1$ ,  $R = R_1$ , и  $U(D) = (D - L_1)/(R_1 - L_1)$ , а во втором  $L = L_1$ ,  $R = R_2$ , и  $U(D) = (D - L_1)/(R_2 - L_1)$ . Примем для простоты, что на сравниваемых интервальных оценках заданы равномерные распределения. Непосредственное интегрирование или использование общей формулы для ожидания ФП дает для конфигурации  $A$ :  $E_1(U) = 1/2$ ,  $E_2(U) = (R_2 + L_2 - 2L_1)/[2(R_1 - L_1)]$ . И  $E_2(U) - E_1(U) = [(L_2 - L_1) - (R_1 - R_2)]/[2(R_1 - L_1)] = (S_g - S_r)/[2(R_1 - L_1)] = (D_{2AV} - D_{1AV})/(R_1 - L_1)$ , где  $S_g$  и  $S_r$  суть протяженности зеленой и красной зон в методе прямого сравнения интервальных оценок [Стернин, 2009; Shperelyov, 2011]. Для конфигурации  $B$  имеем:  $E_1(U) = (R_1 - L_1)/[2(R_2 - L_1)]$ ;  $E_2(U) = (R_2 + L_2 - 2L_1)/[2(R_2 - L_1)]$ . И  $E_2(U) - E_1(U) = [(L_2 - L_1) + (R_2 - R_1)]/[2(R_2 - L_1)] = S_g/[2(R_2 - L_1)] = (D_{2AV} - D_{1AV})/(R_2 - L_1)$ .

Важной характеристикой интервально-вероятностной оценки  $I$  в аппарате теории функций полезности является ее детерминированный эквивалент  $D_d$ , т.е. такое значение показателя качества, что ЛПР безразлично, выбрать ли альтернативу, описываемую интервальной оценкой  $I$ , или альтернативу с точечной оценкой показателя качества  $D_d$ . Существенно, что эта величина рассчитывается в рамках теории по ФП, а не задается ЛПР дополнительно к ней. Именно, по определению  $U(D_d) = E[U(D)]$ , а тогда для линейной ФП  $D_d = D_{AV}$ . Вспомним, что распространенной точечной характеристикой интервальной оценки, используемой при сравнении, служит оценка, получаемая в соответствии с коэффициентом пессимизма – оптимизма Гурвица  $\alpha$ . Ее сравнение с детерминированным эквивалентом для равномерного распределения показывает, что эти характеристики совпадают только при  $\alpha = 0,5$ . Таким образом показано, что при описании неопределенности посредством равномерного распределения вероятностей, а предпочтений ЛПР линейной функцией полезности результат сравнения интервальных оценок совпадает с результатами метода прямого сравнения и со сравнением по средним величинам. Показано также, что в этих условиях использование ЛПР значений коэффициента Гурвица, отличных от 0,5, свидетельствует о том, что его ФП не линейна.

Рассмотрим теперь ФП, выражающие постоянную несклонность ЛПР к риску и постоянную склонность к нему. Представителем ФП этих классов является функция вида  $U(D) = A - B \exp(CD)$ , где  $A, B, C$  – константы. Можно проверить, что функция несклонности к риску в данном случае не зависит от  $D$  и определяется равенством  $R = -C$ . Это значит, что положительные значения  $C$  отвечают ФП ЛПР, склонного к риску, а отрицательные соответствуют ФП ЛПР, не склонного к риску. Величина  $C$  показывает «интенсивность» склонности (несклонности). Действуя, как и выше, получаем:

Для конфигурации  $A$  (интервал  $I_2$  вложен в  $I_1$ )

$U(D) = [\exp(CL_1) - \exp(CD)] / [\exp(CL_1) - \exp(CR_1)]$ ,  $E_1(U) = 1 / [C(R_1 - L_1)] - \exp(CL_1) / [\exp(CR_1) - \exp(CL_1)]$ ,  
 $E_2(U) = [\exp(CR_2) - \exp(CL_2)] / \{C(R_2 - L_2)[\exp(CR_1) - \exp(CL_1)] - \exp(CL_1) / [\exp(CR_1) - \exp(CL_1)]\}$ . То есть  $I_2 \succ I_1$ , если  $[\exp(CR_2) - \exp(CL_2)] / [\exp(CR_1) - \exp(CL_1)] > (R_2 - L_2) / (R_1 - L_1)$ . Для детерминированных эквивалентов  $D_{id}$  интервальных оценок ( $i = 1, 2$ ) имеем:  $D_{id} = \ln\{[\exp(CR_i) - \exp(CL_i)] / [C(R_i - L_i)]\} / C$ . Теперь видно, что коэффициенты Гурвица для оценок  $\alpha_i = \{ \ln\{[\exp(CR_i) - \exp(CL_i)] / [C(R_i - L_i)]\} / C - L_i\} / (R_i - L_i)$ , а их значения, вообще говоря, не совпадают при сравнении интервальных оценок по эквивалентным точечным. Итак, ясно, что при нелинейных ФП ЛПР должен для согласованности результатов выбора по формуле Гурвица и по ФП использовать разные значения коэффициентов «пессимизма – оптимизма» при сравнении оценок.

Приведем теперь соответствующие формулы для конфигурации  $B$  (интервал  $I_2$  сдвинут относительно  $I_1$  вправо).  $U(D) = [\exp(CL_1) - \exp(CD)] / [\exp(CL_1) - \exp(CR_2)]$ ,

$$E_1(U) = [\exp(CR_1) - \exp(CL_1)] / \{C(R_1 - L_1)[\exp(CR_2) - \exp(CL_1)] - \exp(CL_1) / [\exp(CR_2) - \exp(CL_1)]\},$$

$$E_2(U) = [\exp(CR_2) - \exp(CL_2)] / \{C(R_2 - L_2)[\exp(CR_2) - \exp(CL_1)] - \exp(CL_1) / [\exp(CR_2) - \exp(CL_1)]\}.$$

Условия предпочтительности ( $I_2 \succ I_1$ ), выражения для детерминированных эквивалентов интервальных оценок и их связей с точечными оценками Гурвица, совпадают с предыдущими.

Обратимся теперь к еще одной возможности представления предпочтений ЛПР. Она развивает один из вышеуказанных способов, но задание желательных для ЛПР уровней шансов предлагается осуществлять не для отдельных интервально-вероятностных оценок, а для интервально-вероятностной оценки

разности исходных величин. Мы рассмотрим это способ на примере разности двух равномерных распределений вероятности.

### Распределение Разности Двух Равномерных Распределений Вероятности

Найдем распределение разности  $Z$  двух равномерных распределений  $X_2, X_1$ , заданных на интервалах  $I_2, I_1$  соответственно, и изучим его свойства. Определим кумулятивную функцию распределения  $F(z)$  равенством

$$F(z) \stackrel{\Delta}{=} F(Z < z) = \iint_{\substack{x_2 - x_1 < z \\ L_1 < x_1 < R_1 \\ L_2 < x_2 < R_2}} f(x_1)f(x_2)dx_1dx_2.$$

Здесь  $x_1 \in I_1, x_2 \in I_2, f(x_1) = 1/(R_1 - L_1), f(x_2) = 1/(R_2 - L_2)$ .

На плоскости с декартовыми координатами ( $X = X_1, Y = X_2$ ) возникают два типа областей интегрирования: прямоугольник, вытянутый вверх  $R_1 - L_1 < R_2 - L_2$  (область 1) и прямоугольник, вытянутый вправо  $R_1 - L_1 > R_2 - L_2$  (область 2).

В каждой области интегрирования возникают три подобласти переменной  $z$ .

Область 1-1:  $L_2 - R_1 < z < L_2 - L_1$ ; область 1 - 2:  $L_2 - L_1 < z < R_2 - R_1$ ; область 1 - 3:  $R_2 - R_1 < z < R_2 - L_1$ .

Область 2-1:  $L_2 - R_1 < z < R_2 - R_1$ ; область 2 - 2:  $R_2 - R_1 < z < L_2 - L_1$ ; область 3 - 3:  $L_2 - L_1 < z < R_2 - L_1$ .

Теперь несложно выполнить интегрирование и, вводя обозначения  $S_1 = R_1 - L_1, S_2 = R_2 - L_2, S_q = S_1 S_2$ , получить для кумулятивной функции распределения  $F(z)$  и ее плотности  $f(z)$ :

Если  $z < L_2 - R_1$  то  $f = 0, F = 0$ , если  $z > R_2 - L_1$  то  $f = 0, F = 1$ .

Для  $R_1 - L_1 < R_2 - L_2$  (область 1):

Если  $L_2 - R_1 < z < L_2 - L_1$ , то

$$f(z) = \frac{z + R_1 - L_2}{S_q}, F(z) = \frac{(z + R_1 - L_2)^2}{2S_q} \quad (1)$$

Если  $L_2 - L_1 < z < R_2 - R_1$ , то

$$f(z) = \frac{R_1 - L_1}{S_q}, F(z) = \frac{R_1 - L_1}{2S_q} [R_1 + L_1 + 2(z - L_2)] \quad (2)$$

Если  $R_2 - R_1 < z < R_2 - L_1$ , то

$$f(z) = \frac{R_2 - L_1 - z}{S_q}, F(z) = 1 - \frac{(R_2 - L_1 - z)^2}{2S_q} \quad (3)$$

Для  $R_1 - L_1 > R_2 - L_2$  (область 2):

Если  $L_2 - R_1 < z < R_2 - R_1$ , то

$$f(z) = \frac{z + R_1 - L_2}{S_q}, F(z) = \frac{(z + R_1 - L_2)^2}{2S_q} \quad (4)$$

Если  $R_2 - R_1 < z < L_2 - L_1$ , то

$$f(z) = \frac{R_2 - L_2}{S_q}, F(z) = \frac{R_2 - L_2}{2S_q} [-R_2 - L_2 + 2(z + R_1)] \quad (5)$$

Если  $L_2 - L_1 < z < R_2 - L_1$ , то

$$f(z) = \frac{R_2 - L_1 - z}{S_q}, F(z) = 1 - \frac{(R_2 - L_1 - z)^2}{2S_q} \quad (6)$$

Таким образом, распределение разности двух равномерных распределений является трапецеидальным распределением. Это распределение симметрично, его математическое ожидание  $E(Z)$  равно  $E(Z) = (R_2 + L_2 - R_1 - L_1)/2$ ,  $F(z < E(z)) = 1/2$ .

Получим выражение для коэффициента уверенности в терминах  $F(z)$ . В соответствии с общим подходом к расчету коэффициента уверенности имеем:  $K_{as} = F(z > 0) - F(z < 0)$ .

Теперь можно проанализировать результаты использования этих формул для сравнения интервальных оценок. Отметим, что существует возможность «быстрого» сравнения, основанного на свойствах математического ожидания  $E(z)$  трапецеидального распределения. Именно,  $E(z)$  может быть положительным и отрицательным. Если  $E(z) < 0$ , то можно заранее сказать, что  $I_2$  не может быть предпочтительнее, чем  $I_1$ , поскольку  $F(z < E(z)) = 1/2$ ,  $K_{as} = 0$  для этой точки и, следовательно, переход в область  $z > 0$  значений  $z$  приводит к  $K_{as} < 0$ . Аналогичные утверждения справедливы для произвольного, а не только для равномерного распределения, если заменить ожидаемое значение медианой  $Me$ , поскольку для нее  $F(z < (Me)) = 1/2$ ,  $K_{as} = 0$ .

Обсудим теперь сравнение моно интервальных оценок по предпочтительности для возможных конфигураций их относительного расположения с точки зрения только что полученных результатов.

Совпадающие интервалы ( $L_1 = L_2$ ,  $R_1 = R_2$ ). Область интегрирования - квадрат,  $E(Z) = 0$ ,  $F(z < 0) = F(z > 0) = 1/2$ , и в соответствии с определением коэффициента уверенности  $K_{as} = 0$ , т.е. оценки эквивалентны по предпочтительности. В этом случае выражение для коэффициента уверенности  $K_{as}$  совпадает с его выражением для метода прямого сравнения  $(K_{as})_{dm}$  [Стернин, 2009]. Напомним, что для других распределений это не так, как следует из данных, приведенных в таблице 2.

Вторая оценка сдвинута вправо относительно первой. В этой конфигурации для обоих типов областей интегрирования (1 и 2)  $F(z < 0) = (R_1 - L_2)^2 / (2S_q)$ . Следовательно,  $K_{as} = 1 - (R_1 - L_2)^2 / S_q = 1 - S_y^2 / S_q$ . Можно показать, что  $(K_{as})_{dm} \leq K_{as}$ . (Равенство лишь при  $L_1 = L_2$ ). Это означает, что если признать  $I_2 \succ I_1$  с коэффициентом уверенности  $(K_{as})_{dm}$  по методу прямого сравнения, это заключение будет тем более верным в случае использования метода сравнения по распределению разности оценок. Заметим также, что для этой конфигурации значение  $E(z)$  всегда положительно. Итак, можно использовать  $(K_{as})_{dm}$  для экспресс-анализа и  $K_{as}$  для точных вычислений.

Вторая оценка вложена в первую. Здесь  $R_1 - L_1 > R_2 - L_2$ . Это означает, что в этой конфигурации имеется только область интегрирования, вытянутая вправо, а точка  $z = 0$  принадлежит подобласти 2, поскольку  $R_2 - R_1 < 0$ ,  $L_2 - L_1 > 0$ . Тогда  $F(z < 0) = (R_2 - L_2)(2R_1 - R_2 - L_2) / (2S_q)$  и, следовательно,  $K_{as} = (R_2 - L_2)(R_2 + L_2 - R_1 - L_1) / S_q$ . Или  $K_{as} = [S_q(= L_2 - L_1) - S(= R_1 - R_2)] / (R_1 - L_1) = (K_{as})_{dm}$ .

Заметим, что формулы этого раздела для  $Z = I_2 - I_1$  преобразуются в формулы для  $Z = I_1 - I_2$  при перестановке индексов  $1 \leftrightarrow 2$  и областей интегрирования (прямоугольник, вытянутый вверх, заменяется прямоугольником, вытянутым вправо, и наоборот).

### Сравнение Интервальных Оценок по «Гарантированной» Величине их Разности

Если ЛПР принимает способ сравнения по средним величинам, то он может применять соотношения, полученные в предыдущем разделе для равномерного распределения, или воспользоваться методом статистических испытаний для других типов распределений. В противном случае он может задать величину шансов на реализацию гипотезы о предпочтительности одной из оценок по распределению их разности и найти соответствующее этому уровню шансов значение разности. Это «гарантированное» значение показывает ЛПР, насколько одна из интервальных оценок предпочтительнее («не хуже» - не менее или не более) другой при заданной величине шансов. При таком подходе для произвольных распределений на оценках ЛПР должен построить распределение разности методом статистических испытаний, а для равномерных распределений может воспользоваться формулами, выводимыми далее.

В процессе сравнения могут возникнуть две возможности. При первой из них показатель качества сравниваемых альтернатив таков, что его меньшее значение отвечает более предпочтительному состоянию. Тогда гарантированное значение следует определять по функции  $F$ . При второй большее значение показателя качества отвечает более предпочтительному состоянию. Тогда гарантированное значение следует определять по функции  $P = 1 - F$ . Нетрудно видеть, что, если  $S_2 > S_1$ , то, в случае соотношения (3), возможные значения  $P$  лежат в диапазоне  $0 \leq P \leq S_1/(2S_2)$ ; в случае соотношения (2) в диапазоне  $S_1/(2S_2) < P \leq 1 - S_1/(2S_2)$ , и в случае (1) в диапазоне  $1 - S_1/(2S_2) < P \leq 1$ . Точно так же, если  $S_2 < S_1$ , то, в случае соотношения (6), возможные значения  $P$  лежат в диапазоне  $0 \leq P \leq S_2/(2S_1)$ ; в случае соотношения (5) в диапазоне  $S_2/(2S_1) < P \leq 1 - S_2/(2S_1)$ , и в случае (4) в диапазоне  $1 - S_2/(2S_1) < P \leq 1$ . Возможные значения  $F$  можно найти из вышеприведенных неравенств, используя соотношение  $F = 1 - P$ . Теперь следует связать задаваемую ЛПР величину шансов ( $P$  или  $F$ ) с гарантированным значением разности  $z$  для конфигураций вложенных и сдвинутых пар интервальных оценок. Напомним, что проверяется гипотеза о предпочтительности оценки  $l_2$  и  $Z$  есть разность  $l_2$  и  $l_1$ . Пусть  $z_M$  гарантированная величина разности для случая, когда большее значение показателя качества отвечает более предпочтительному состоянию, а  $z_L$  для случая, когда меньшее значение показателя качества отвечает более предпочтительному состоянию.

Вложенные оценки ( $l_2$  вложена в  $l_1$ ). Здесь  $S_1 > S_2$  и следует ограничиться только соотношениями (4 – 6). Тогда:

$$\text{Для } 0 \leq P \leq S_2/(2S_1): z_M = R_2 - L_1 - (2S_1S_2P)^{1/2}, \quad z_L = R_2 - L_1 - [2S_1S_2(1 - F)]^{1/2}.$$

$$\text{Для } S_2/(2S_1) < P \leq 1 - S_2/(2S_1): z_M = L_2 - R_1 + [S_2 + 2(1 - P)S_1]/2, \quad z_L = L_2 - R_1 + (S_2 + 2S_1F)/2.$$

$$\text{Для } 1 - S_2/(2S_1) < P \leq 1: z_M = L_2 - R_1 + [2(1 - P)S_1S_2]^{1/2}, \quad z_L = L_2 - R_1 + (2FS_1S_2)^{1/2}.$$

Экспресс-анализ может быть проведен по значению вероятности, для которой  $z \geq 0$  или  $z \leq 0$ . Например, можно показать, что для вложенных оценок  $P(z_M \geq 0) = (R_2 + L_2 - 2L_1)/(2S_1)$ . Если окажется, что величина  $P$  мала, то гипотеза  $l_2 \succ l_1$  скорее всего будет ЛПР отвергнута.

Сдвинутые оценки ( $L_1 < L_2 < R_1 < R_2$ ). Здесь возможны как случай  $S_1 > S_2$ , так и случай  $S_1 < S_2$ . В первом случае формулы для расчета  $z$  аналогичны формулам для вложенных оценок. Для  $S_1 < S_2$  имеем:

$$\text{Для } 0 \leq P \leq S_1/(2S_2): z_M = R_2 - L_1 - (2S_1S_2P)^{1/2}, \quad z_L = R_2 - L_1 - (2S_1S_2F)^{1/2}.$$

$$\text{Для } S_1/(2S_2) < P \leq 1 - S_1/(2S_2): z_M = L_2 - R_1 + [S_1 + 2(1 - P)S_2]/2, \quad z_L = L_2 - R_1 + (S_1 + 2FS_2)/2.$$

$$\text{Для } 1 - S_1/(2S_2) < P \leq 1: z_M = L_2 - R_1 + [2(1 - P)S_1S_2]^{1/2}, \quad z_L = L_2 - R_1 - (2FS_1S_2)^{1/2}.$$

Для сдвинутых оценок  $P(Z_M \geq 0) = 1 - (R_1 - L_2)^2 / (2S_1S_2)$  как для  $S_1 > S_2$ , так и для  $S_1 < S_2$ .

Напомним, что возможные значения  $F$  можно найти, используя соотношение  $F = 1 - P$ .

---

### Пример

Рассмотрим задачу сравнения вложенных интервальных оценок показателей качества  $I_1 = [0, 35]$ ,  $I_2 = [10, 25]$  при равномерных распределениях вероятностей на каждом из интервалов для случая, когда большее значение показателя отвечает более предпочтительному состоянию. Проверяется гипотеза  $I_2 \succ I_1$ .

Метод прямого сравнения оценок дает  $S_g = S_r = 10$ ,  $K_{as} = 0$ , следовательно, оценки эквивалентны по предпочтительности. Тот же вывод следует при сравнении по средним:  $I_{1av} = I_{2av} = 17,5$  и по ФП, характеризующей безразличие ЛПР к риску, как по критерию ожидания ФП, так и при сравнении по детерминированным эквивалентам, совпадающим для линейной ФП со средними. Коэффициенты Гурвица, отвечающие последним, равны 0,5.

Пусть теперь предпочтения ЛПР описываются ранее рассмотренной ФП вида  $U(D) = [\exp(CL_1) - \exp(CD)] / [\exp(CL_1) - \exp(CR_1)]$ , где  $C > 0$ , если ЛПР склонен к риску, и  $C < 0$  в противном случае. Тогда при  $C = 1,5$  значение  $E_1(U) = 0,019$ ,  $E_2(U) = 0$ , для детерминированных эквивалентов имеем:  $D_{1d} = 32,359$ ,  $D_{2d} = 22,294$ . При  $C = -1,5$  имеем  $E_1(U) = 0,981$ ,  $E_2(U) = 1$ , для детерминированных эквивалентов имеем:  $D_{1d} = 2,641$ ,  $D_{2d} = 12,076$ .

Таким образом, ЛПР, склонный к риску, предпочтет первую оценку, а несклонный второй. Для рассматриваемого примера  $P(Z_M \geq 0) = 0,5$ . Это означает, равновероятность противоположных гипотез о предпочтительности даже на «нулевом» уровне. Таким образом, рациональный ЛПР, безразличный к риску, не может предпочесть ни одну из оценок. Выбор может быть произведен лишь или осторожным или рискованным ЛПР.

Рассмотрим теперь аналогичную задачу для сдвинутых интервальных оценок  $I_1 = [0, 35]$ ,  $I_2 = [10, 55]$ . Метод прямого сравнения оценок дает  $S_g = 30$ ,  $K_{as} = 0,55$  и, следовательно, имеются веские основания считать вторую оценку более предпочтительной. Аналогичный вывод имеет место при сравнении по средним, когда  $I_{1av} = 17,5$ ;  $I_{2av} = 32,5$ , и по ФП, характеризующей безразличие ЛПР к риску, как по критерию ожидания ФП, так и при сравнении по детерминированным эквивалентам, совпадающим в линейном случае со средними.

Для ФП  $U(D) = [\exp(CL_1) - \exp(CD)] / [\exp(CL_1) - \exp(CR_2)]$  имеем: при  $C = 1,5$   $E_1(U) = 0$ ,  $E_2(U) = 0,015$ , для детерминированных эквивалентов получаем:  $D_{1d} = 32,359$ ,  $D_{2d} = 52,122$ . При  $C = -1,5$   $E_1(U) = 0,981$ ,  $E_2(U) = 1$ , для детерминированных эквивалентов имеем:  $D_{1d} = 2,641$ ,  $D_{2d} = 12,808$ .

Итак, вторая оценка оказалась более предпочтительной. Для этого случая  $P(Z_M \geq 0) = 0,802$ , что по-видимому достаточно, чтобы признать вторую оценку предпочтительной.

---

### Заключение

Таким образом, мы рассмотрели ряд способов описания предпочтений ЛПР. Первый, основанный на задании ЛПР желаемого уровня шансов на реализацию гипотезы о предпочтительности одной интервальной оценки другой, подкупает своей простотой и доступностью для ЛПР. Недостаток способа состоит в том, что задача сравнения, вообще говоря, исчерпывающим образом не решается. В

---

---

результате его применения лишь сужаются сопоставляемые интервалы по отношению к исходным оценкам.

Привлекательность метода расчета коэффициента уверенности в истинности проверяемой гипотезы о предпочтительности одной из оценок основана на его общности, и применимости ко всем сравниваемым парам в иерархии неопределенности интервальных оценок. Недостаток заключается в том, что рассчитываемый коэффициент является средней оценкой и, как все средние величины, отражают закономерности повторяющихся, массовых явлений, что далеко не всегда присуще практическим задачам, решаемым в условиях неопределенности.

Метод функций полезности – мощный инструмент представления предпочтений ЛПР при сравнении интервальных оценок. Однако задача выбора типа ФП и его спецификация для конкретного ЛПР и длительная и сложная процедура. Кроме того, критерием отбора здесь вновь выступают средние величины.

Рассмотрен также метод представления предпочтений ЛПР, согласно которому задание желательных для ЛПР уровней шансов на реализацию гипотезы о предпочтительности интервальной оценки предлагается осуществлять для интервально-вероятностной оценки разности исходных величин.

---

### Благодарности

The paper is published with financial support by the project ITHEA XXI of the Institute of Information Theories and Applications FOI ITHEA ( [www.ithea.org](http://www.ithea.org) ) and the Association of Developers and Users of Intelligent Systems ADUIS Ukraine ( [www.aduis.com.ua](http://www.aduis.com.ua) ).

---

### Библиография

- [Кини, 1981] Кини Р.Л., Райфа Х. Принятие решений при многих критериях: предпочтения и замещения. М.: Радио и связь. 1981.
- [Стернин, 2009] Стернин М.Ю., Шепелев Г.И. Сравнение полиинтервальных оценок в методе ОИО. // Intelligent support of decision making. Information Science and Computing. No.10, pp. 83-88. ITHEA. 2009.
- [Стернин, 2010] Стернин М.Ю., Шепелев Г.И. Обобщенные интервальные экспертные оценки в принятии решений. // Доклады академии наук. Т. 432, № 1, сс. 33 – 34. 2010.
- [Shepelyov, 2011] Shepelyov G., Sternin M. Methods for comparison of alternatives described by interval estimations// International Journal of Business Continuity and Risk Management. Vol. 2, No. 1. 2011.

---

### Информация об Авторах

**Михаил Стернин** – старший научный сотрудник Института системного анализа Российской академии наук, Россия, 117312, Москва, просп. 60-летия Октября, ИСА РАН; e-mail: [mister@isa.ru](mailto:mister@isa.ru)

**Геннадий Шепелёв** – заведующий лабораторией ИСА РАН; e-mail: [gis@isa.ru](mailto:gis@isa.ru)

## ОЦЕНКА КРЕДИТОСПОСОБНОСТИ ЗАЕМЩИКА В УСЛОВИЯХ НЕОПРЕДЕЛЕННОСТИ

Наталия Шовгун

**Abstract:** The problem of assessing the creditworthiness of the borrower is considered. The application of fuzzy neural networks for this problem solution, TSK and recurrent TSK was suggested. The experimental investigations of application of this networks for our task were carried out and comparison with classical methods was performed.

**Keywords:** fuzzy neural networks, credit rating, fuzzy logic

**ACM Classification Keywords:** H.4 *Information systems applications* - H.4.2. *Types of Systems Decision Support*

---

### Введение

Основным видом деятельности банка является выдача кредитов. Соответственно риски связанные с возможным неисполнением своих обязательств заемщиком, являются одними из основных банковских рисков. Основным банковским продуктом является потребительское кредитование физических лиц. Для минимизации потерь банка необходим тщательный отбор заемщиков. Для эффективной оценки кредитоспособности заемщиков в банках существуют модели и методы принятия решений по кредитным заявкам. В анкете заемщика содержится множество данных, которые могут быть неполными, разнородными, недостоверными, а также нести описательный характер. В такой ситуации целесообразно использовать методы нечеткой логики, которые могут работать как с качественными, так и с количественными характеристиками. В работе применение нечеткого контроллера Мамдани обобщается на случай оценки кредитоспособности физических лиц и предлагается подход к решению задачи на основе применения нечеткой нейронной сети (ННС) TSK и рекуррентной ННС TSK и проведено сравнение полученных результатов со стандартными методами

---

### Постановка задачи оценки кредитоспособности заемщика в условиях неопределенности

Каждая кредитная заявка задается вектором  $X = \{X_1, X_2, \dots, X_i, \dots, X_N\}$ , где  $X_i$  - некоторым образом формализованные данные из анкеты заемщика и параметры кредита. По данному вектору необходимо принять решение о выдаче кредита, то есть отнести заемщика к категории «хорошие» или к категории «плохие».

Предлагаемые методы основываются на алгоритме нечеткого логического вывода, этапами которого являются:

1. Определение множества входных переменных (вектор заявки):  $\{X_1, X_2, \dots, X_i, \dots, X_M\}$ ;
2. Определение множества выходных переменных (категории заемщика):  $D = \{D_1, D_2, \dots, D_i, \dots, D_M\}$ ;

3. Формирование базового терм-множества с соответствующими функциями принадлежности каждого термина:  $A = \{a_1, a_2, \dots, a_i\}$ ;
4. Формирование конечного множества нечетких правил;
5. Нахождение четкого значения для каждой лингвистической переменной выхода.

---

### Методы на основе нечеткой логики. Нечеткий алгоритм Мамдани и Сугено

---

В основе нечеткого контроллера Мамдани лежит нечеткий алгоритм Мамдани [Зайченко, 2008]. Рассмотрим его.

Пускай базу знаний составляют два нечетких правила:

П<sub>1</sub>: если  $x$  это  $A_1$  и  $y$  это  $B_1$ , то  $z$  это  $C_1$ ,

П<sub>2</sub>: если  $x$  это  $A_2$  и  $y$  это  $B_2$ , то  $z$  это  $C_2$ ,

где  $x$  и  $y$  – входные переменные,  $z$  – переменная выхода,  $A_1, A_2, B_1, B_2, C_1, C_2$  – некоторые заданные функции принадлежности (ФП), при этом четкое значение  $z$  необходимо определить на основе данной информации и четких значений  $x, y$ . Этапами алгоритма являются:

1. Введение четкости. Находим степень истинности для предпосылок каждого правила:  $A_1(x_0), A_2(x_0), B_1(y_0), B_2(y_0)$ .
2. Логический вывод. Находим уровни «отсечения» для предпосылок каждого из правил:

$$\alpha_1 = A_1(x_0) \cap B_1(y_0),$$

$$\alpha_2 = A_2(x_0) \cap B_2(y_0).$$

Далее находим «усеченные» функции принадлежности:

$$C'_1 = (\alpha_1 \cap C_1(z)),$$

$$C'_2 = (\alpha_2 \cap C_2(z)).$$

3. Композиция. Находим объединение найденных усеченных функций принадлежности и получаем итоговое нечеткое подмножество для переменной вывода с функцией принадлежности:

$$\mu_z = C(z) = C'_1(z) \cup C'_2(z) = (\alpha_1 \cap C_1(z)) \cup (\alpha_2 \cap C_2(z)).$$

4. Приведение к четкости.

В ННС TSK используется нечеткий алгоритм Сугено с таким набором правил:

П<sub>1</sub>: если  $x$  это  $A_1$  и  $y$  это  $B_1$ , то  $z = a_1x + b_1y$ ,

П<sub>2</sub>: если  $x$  это  $A_2$  и  $y$  это  $B_2$ , то  $z = a_2x + b_2y$ .

Этапы алгоритма имеют вид:

1. Введение нечеткости, как в алгоритме Мамдани.
2. Нечеткий вывод. Находим  $\alpha_1 = A_1(x_0) \cap B_1(y_0)$ ,  $\alpha_2 = A_2(x_0) \cap B_2(y_0)$  и индивидуальные выходы правил:  $\dot{z}_1 = a_1x_0 + b_1y_0$ ,  $\dot{z}_2 = a_2x_0 + b_2y_0$ .
3. Определение четкого значения переменной вывода:

$$z_0 = \frac{\alpha_1 \dot{z}_1 + \alpha_2 \dot{z}_2}{\alpha_1 + \alpha_2}.$$

### Нечеткая нейронная сеть TSK и рекуррентная ННС TSK

В сети TSK (Takagi, Sugeno, Kang'a) используется такая база правил [Зайченко, 2008]:

$$R_1: \text{если } x_1 \text{ это } A_1^{(1)}; x_2 \text{ это } A_2^{(2)}; \dots; x_n \text{ это } A_n^{(1)}, \text{ то } y_1 = p_{10} + \sum_{j=1}^N p_{1j} x_j,$$

$$R_M: \text{если } x_1 \text{ это } A_1^{(M)}; x_2 \text{ это } A_2^{(M)}; \dots; x_n \text{ это } A_n^{(M)}, \text{ то } y_M = p_{M0} + \sum_{j=1}^N p_{Mj} x_j,$$

где  $A_i^{(k)}$  - значение лингвистической переменной  $x_i$  (характеристики заемщика) для правила  $R_k$  с

$$\text{функцией принадлежности } \mu_A^{(k)}(x_i) = \frac{1}{1 + \left(\frac{x_i - c_i^{(k)}}{\sigma_i^{(k)}}\right)^{2b_i^{(k)}}}.$$

В ННС TSK выделяют 5 слоев:

1. Первый слой выполняет раздельную фаззификацию каждой переменной  $x_i$ ,  $i=1,2,\dots,N$ , определяя для каждого  $k$ -го правила вывода значение ФП  $\mu_A^{(k)}(x_i)$  в соответствии с функцией фаззификации, например колоколообразной. Это – параметрический слой с параметрами  $c_j^{(k)}$ ,  $\sigma_j^{(k)}$ ,  $b_j^{(k)}$ , которые подлежат настройке, в процессе обучения сети.

2. Второй слой выполняет агрегирование отдельных переменных  $x_i$ , определяя результирующую степень принадлежности  $w_k$  вектора  $X$  условиям  $k$ -го правила, где

$$w_k = \mu_A^{(k)}(x) = \prod_{j=1}^N \frac{1}{1 + \left(\frac{x_j - c_j^{(k)}}{\sigma_j^{(k)}}\right)^{2b_j^{(k)}}}.$$

3. В третьем слое рассчитываются значения  $y_k(x) = p_{k0} + \sum_{j=1}^N p_{kj} x_j$ , а также производится умножение функций  $y_k(x)$  и  $w_k$ , сформированных в предыдущем слое. Это параметрический слой с параметрами  $p_{k0}$ ,  $p_{kj}$ , которые подлежат настройке.

4. В четвертом слое рассчитывается взвешенная сумма сигналов  $y_k(x)$  и сумма весов  $\sum_{k=1}^M w_k$ .

5. В пятом слое веса подлежат нормализации и вычисляется выходной сигнал  $y(x) = \frac{\sum_{k=1}^M w_k y_k(x)}{\sum_{k=1}^M w_k}$ .

В рекуррентной ННС TSK [Jaung, 1999] выходы каждого правила подаются обратно на вход сети вместе с входными переменными  $x_i$ , таким образом, запоминается прошлое значение выхода каждого правила. Опишем слой за слоем рекуррентную ННС TSK:

1. Как и в ННС TSK, первый слой выполняет раздельную фаззификацию каждой переменной  $x_i$   $i=1,2,\dots,N$ , определяя для каждого  $k$ -го правила вывода значение ФП  $\mu_A^{(k)}(x_i)$  в соответствии с функцией фаззификации, например колоколообразной. Рассчитывается значение ФП внешней переменной  $h_k$ , которая соответствует выходу  $k$ -го правила. ФП имеет вид сигмоидной функции. Это параметрический слой с параметрами  $c_j^{(k)}$ ,  $\sigma_j^{(k)}$ ,  $b_j^{(k)}$ , которые подлежат настройке.

2. Второй слой выполняет агрегирование отдельных переменных  $x_i$ , определяя результирующую степень принадлежности  $w_k$  вектора  $X$  условиям  $k$ -го правила, где

$$w_k = \mu_A^{(k)}(x) = \frac{1}{1 + \exp(-h_k)} \prod_{j=1}^N \frac{1}{1 + \left(\frac{x_j - c_j^{(k)}}{\sigma_j^{(k)}}\right)^{2b_j^{(k)}}}.$$

3. В третьем слое рассчитываются значения  $y_k(x) = p_{k0} + \sum_{j=1}^N p_{kj}x_j + p_{kN+1}h_k$ , а также производится умножение функций  $y_k(x)$  и  $w_k$ , сформированных в предыдущем слое. Это параметрический слой с параметрами  $p_{k0}$ ,  $p_{kj}$ , которые подлежат настройке.

4. В четвертом слое вычисляются суммы выходов правил  $h_k = \sum_{j=1}^M \mu_A^{(k)} v_{kj}$ , которые затем передаются в первый слой. Настройке подлежат параметры  $v_{kj}$ .

5. В пятом рассчитывается взвешенная сумма сигналов  $y_k(x)$  и сумма весов  $\sum_{k=1}^M w_k$ .

6. В шестом слое веса подлежат нормализации и вычисляется выходной сигнал  $y(x) = \frac{\sum_{k=1}^M w_k y_k(x)}{\sum_{k=1}^M w_k}$ .

При настройке параметров ФП  $c_j^{(k)}$ ,  $\sigma_j^{(k)}$ ,  $b_j^{(k)}$  и  $h_k$  использовался алгоритм Resilient Propagation для сокращения процесса обучения сети.

Параметры  $p_{k0}$ ,  $p_{kj}$  находятся в результате решения системы из  $L$  линейных уравнений, при фиксации

прочих параметров. Система имеет вид  $d^l = \frac{\sum_{k=1}^M w_k y_k(x^l)}{\sum_{k=1}^M w_k}$  при фиксации прочих параметров, где  $d^l$  -

желаемый выход сети,  $l=1,\dots,L$ .

### Экспериментальные исследования

Для оценки качества предложенных методов оценки кредитоспособности заемщика, важным показателем является общая интенсивность ошибок (ИО), которая определяется отношением числа неверных классификаций к общему числу случаев и наличие ошибок первого и второго рода. Ошибкой второго рода является отнесение заемщика к «плохим», хотя на самом деле он «хороший», а ошибкой первого рода является отнесение заемщика к «хорошим», хотя на самом деле он «плохой». Также для сравнения разных методов рассчитывается СКО. Задача оценки кредитоспособности заемщика является задачей бинарной классификации. Так как на выходе сети формируется непрерывное значение, то важна точка разделения примеров на положительные и отрицательные. В результате проведенных экспериментов пороговое значение выбрано 0.55. Зависимость интенсивности ошибок от порогового значения приведена на графике 1.



График 1. Интенсивность ошибок

Как видно из графика, при увеличении порогового значения до 0.55 ИО падает, а при дальнейшем его увеличении, возрастает.

Для анализа кредитоспособности заемщика с помощью предложенных методов использовалась выборка данных одного из украинских банков, содержащая 500 кредитных заявок за 2010г. Для сравнения приведены наиболее популярные в оценке кредитоспособности заемщика логит и пробит модели, а также сеть Байеса (наивный байесовский классификатор). Результаты оценки кредитоспособности заемщика можно увидеть в Табл.1.

Табл.1 Результаты оценки кредитоспособности разными методами

Метод	СКО	ИО, %
Логит модель	0,1142	26,6
Пробит модель	0,1142	26,6
ННС TSK	0.1066	20
Рекуррентная ННС TSK	0.1214	23,3
НК Мамдани	0.1075	21,6
Сеть Байеса	-	23,3

Соотношение ошибок первого и второго рода для разных методов показаны на графиках 2-3.

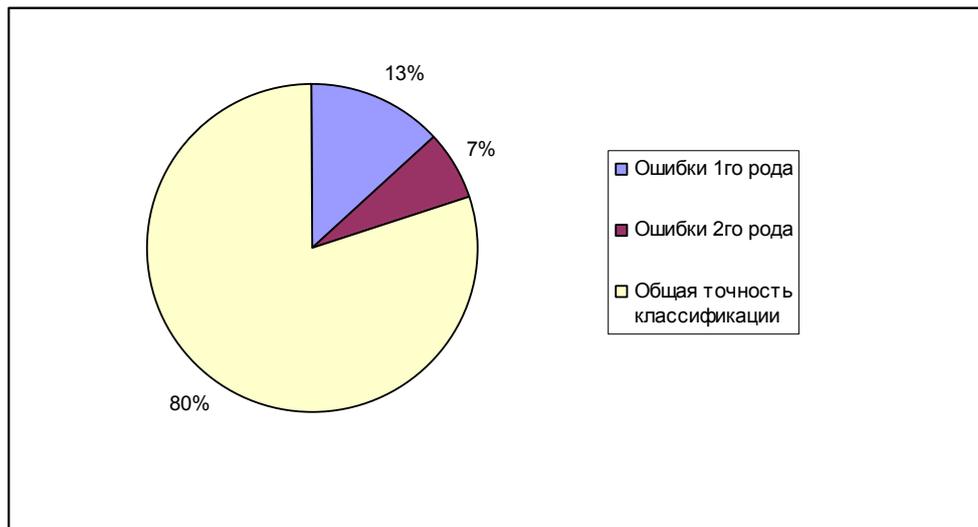


График 2. Результаты классификации с помощью ННС TSK

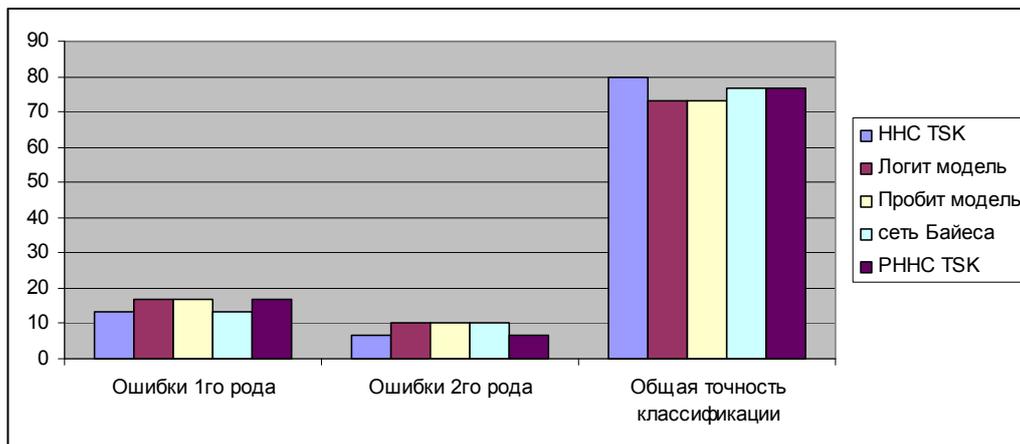


График 3. Результаты классификации разными методами

Как видно из графика количество ошибок первого рода больше, чем ошибок второго рода, а это потенциальные потери для банка. При увеличении порогового значения до 0,7 увеличивается ИО, но уменьшается значение ошибок 1го рода, график 4.

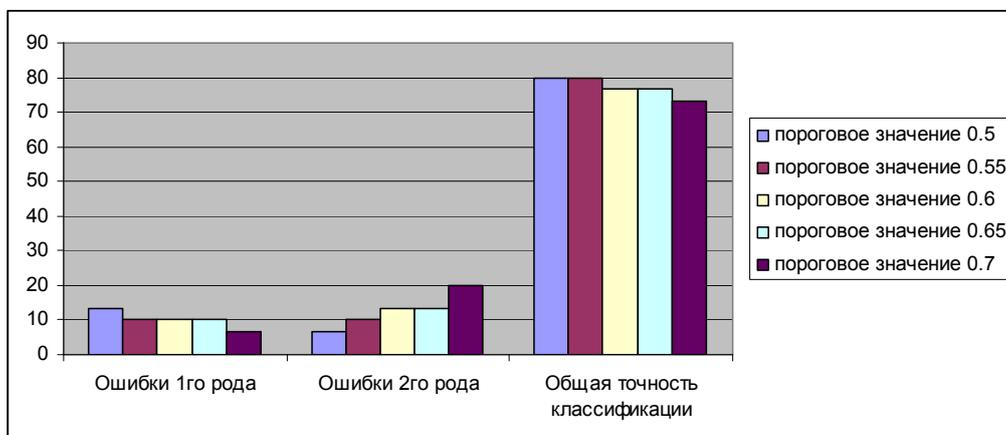


График 4. Количество ошибок в зависимости от порогового значения, ННС TSK

### **Выводы**

---

Предложенный подход к оценке кредитоспособности заемщика с помощью нечеткого контроллера Мамдани и нечетких нейронных сетей показывает лучшие результаты, чем стандартные методы. В ходе экспериментов выбрано оптимальное пороговое значение 0.5 для разделения заемщиков на «хорошие/плохие». Для снижения потерь банка, за счет уменьшения количества ошибок первого рода необходимо повысить пороговое значение, если же банк проводит политику по привлечению все новых клиентов необходимо снизить порог отсека. К достоинствам метода стоит отнести автоматическую настройку параметров ФП и соответственно базы правил без привлечения экспертов.

---

### **Благодарности**

---

Зайченко Юрию Петровичу за выбор направления исследований и предоставление данных для исследований.

"The paper is published with financial support by the project ITHEA XXI of the Institute of Information Theories and Applications FOI ITHEA ( [www.ithea.org](http://www.ithea.org) ) and the Association of Developers and Users of Intelligent Systems ADUIS Ukraine ( [www.aduis.com.ua](http://www.aduis.com.ua) )."

---

### **Литература**

---

[Зайченко, 2008] Зайченко Ю.П. Оценка кредитных банковских рисков с использованием нечеткой логики// Intelligent Information and Engineering Systems. – 2008. - №13 – с. 190-200

[Зайченко, 2008] Зайченко Ю.П. Нечеткие модели и методы в интеллектуальных системах. – К.: Издательский дом «Слово», 2008. – 334с.

[Juang, 1999] CF Juang and CT Lin A recurrent self-organizing neural fuzzy inference network// IEEE transaction of neural networks, Volume 10, Number 4, Pages 828–845, July 1999

---

### **Информация об авторе**

---

*Шовгун Наталия Виталиевна, аспирантка Национального технического университета Украины «КПИ», адрес электронной почты: [shovgun@gmail.com](mailto:shovgun@gmail.com)*

## ИДЕНТИФИКАЦИЯ ВРЕМЕНИ РАСПРОСТРАНЕНИЯ ПОЖАРА НА ОСНОВЕ СЕТИ TSK

Александр Джулай, Артем Быченко

**Аннотация:** В статье рассмотрены вопросы идентификации времени распространения пожара на основе сети TSK.

**Ключевые слова:** нейронные сети, экспертные оценки

**ACM Classification Keywords:** H.4 Information Systems Applications, J.6 Computer-aided Engineering

---

### Аспекты проблемной области

---

Значительную роль при оптимизации процессов пожаротушения особо опасных объектов имеют технологии объективизации процессов принятия решений. Информационная неопределенность и критические условия обуславливают рациональность применения методов теории нечетких систем и нейро-нечетких систем для идентификации времени развития пожара и достижения им особо опасных объектов.

Современные мировые тенденции ориентируют на рост выпуска продукции в химической, металлургической и энергетической отраслях. Расширение производства, строительство новых предприятий и стремление иметь более высокую норму прибыли приводит к тому, что вопросы безопасности отодвигаются на второй план. А ведь на каждом из таких производств есть особо опасные объекты, разрушение которых может привести к экологическим и техногенным катастрофам. Особую опасность представляют пожары, достаточно часто возникающие на таких предприятиях.

Заметим, что они, в большинстве случаев, являются режимными объектами с ограниченным доступом к информации о строении предприятия, его архитектурным и структурным особенностям, размещению особо опасных объектов. В случае возникновения пожара прибывший пожарный расчет оказывается в условиях почти полной неопределенности. Начальник расчета вынужден принимать решение в критических условиях, определяемых возможными последствиями пожара. Такие условия пожаротушения и информационная неопределенность приводят к неверному определению пути распространения огня, неправильному использованию сил и средств пожаротушения.

В научной литературе не нашли своего отражения задачи моделирования процесса развития пожара в замкнутых помещениях с особо опасными объектами, в результате чего определение маршрута движения огня, времени достижения особо опасного объекта при принятии решений остается неизвестным. Отметим, что особенностью развития таких пожаров является значительное количество помещений, имеющих строение и покрытие из различных материалов с разной степенью изношенности и, как следствие, огнестойкости. Кроме того, необходим учет технологических проемов, вентиляционных люков, кабельных шахт и их влияния на скорость распространения пожара. Ранее [1] мы уже отмечали, что некоторое релевантное моделирование проводилось только для процессов линейного распространения пожара, в частности при горении лесных массивов.

Поскольку процесс распространения пожара в таких условиях является достаточно сложным, получить адекватную аналитическую модель при современном уровне развития математических методов и

интеллектуализации процессов принятия решений не представляется возможным. Мы предлагаем осуществить объективизацию процессов принятия решений с использованием анализа субъективных суждений на базе нечеткой логики и нейро-нечетких сетей. Известно, что полученные результаты поддаются анализу и интерпретации в отличие от обычных нейронных сетей. Кроме того, они составляют исходный информационный материал для проведения сценарного анализа [2] возможных вариантов развития пожара.

Рассмотрим элементы технологии решения задач определения возможного времени достижения огнем особо опасного объекта, расчет наиболее вероятного маршрута движения огня, что позволит объективизировать субъективные процессы принятия решений.

### Постановка и решение задач

Формально постановка задачи определения наиболее возможного пути и времени развития пожара является такой. Предположим, что предприятие, имеющее опасное производство, находится в некоторой системе координат  $XY$ . Пусть  $(x_0, y_0)$  – точка возникновения пожара,  $(x, y)$  – координаты особо опасного объекта. Тогда возникает несколько задач, в частности необходимо определить:

- минимально возможное время и соответствующий путь достижения пожаром точки  $(x, y)$ ;
- наиболее возможный путь и соответствующее время достижения пожаром точки  $(x, y)$ ;
- среднее возможное время и соответствующие пути достижения пожаром точки  $(x, y)$ .

Исходными данными являются заключения  $m$  экспертов, в соответствии с пожеланиями которых выполнена дискретизация координатной сетки. Предположим, что путь огня может пройти по одному из  $p$  маршрутов:  $\{S_1, S_2, \dots, S_p\}$ . Каждый из маршрутов может состоять из разного количества участков. Так,

$$S_1 = \{s_1^1, s_1^2, \dots, s_1^{k_1}\}, S_2 = \{s_2^1, s_2^2, \dots, s_2^{k_2}\}, \dots, S_p = \{s_p^1, s_p^2, \dots, s_p^{k_p}\}, \quad (1)$$

где  $s_i^j$  –  $j$ -й участок  $i$ -го маршрута,  $k_i$  – количество участков  $i$ -го маршрута,  $i = \overline{1, p}$ . Очевидно, что время распространения пожара от точки  $(x_0, y_0)$  к точке  $(x, y)$  является суммой времен прохождения огнем указанных участков. Заметим, что участки в большинстве случаев являются отрезками прямой, но понятие участка маршрута включает в себя также технологические проемы, двери, окна и подобные конструкции.

Учитывая нормативную информацию, справочные материалы, опыт и интуицию, эксперт указывает время распространения огня по определенному участку в виде функции принадлежности. В большинстве случаев, если эксперт имеет наибольшую уверенность в некотором одном значении аргумента, то он определяет время через треугольную функцию принадлежности (ФП), имеющую два параметра [3]; если информационная энтропия является минимальной, ФП может иметь колоколообразную форму [4]. Если у экспертов нет уверенности в точечном значении времени распространения огня и отсутствуют данные о подобных пожарах, то для решения нашей задачи рационально использовать трапециеподобные ФП, поскольку такие ФП позволяют использовать интервальное представление. Трапециеподобная ФП [44] определяется пятью параметрами  $(\underline{m}, \bar{m}, \alpha, \beta, h)$ , где  $\underline{m}$  – нижнее модальное значение,  $\bar{m}$  – верхнее модальное значение,  $\alpha$  – левый коэффициент скошенности,  $\beta$  – правый коэффициент скошенности,  $h$  – высота. Поскольку в эволюционном моделировании применяются нейронные сети, то для их обучения с помощью градиентных методов необходимо использовать гладкие ФП. Такими функциями являются колоколообразные или гауссовские ФП с двумя параметрами.

Для представления экспертных суждений используем продукционные правила [5, 6]. Рассмотрим два способа их записи. В первом случае эксперт делает заключение о наиболее возможном с его точки зрения пути распространения огня. Другой способ более емкий и базируется на суждениях экспертов о возможных путях развития пожара. Заметим, что в первом варианте пути распространения огня, указанные всеми экспертами должны совпадать, в противном случае задача сводится к другому варианту и эксперту предлагается оценивать варианты, предложенные другими экспертами. Таким образом, для наиболее возможного пути развития пожара имеем логическую схему:

$$\begin{aligned}
 & \text{If } t_1 \in A_1^1 \ \& \ t_2 \in A_2^1 \ \& \dots \ \& \ t_n \in A_n^1 \ \text{then } T \in B_1 \ \text{with weighth } w_1 \ \text{OR} \\
 & \text{If } t_1 \in A_1^2 \ \& \ t_2 \in A_2^2 \ \& \dots \ \& \ t_n \in A_n^2 \ \text{then } T \in B_2 \ \text{with weighth } w_2 \ \text{OR} \\
 & \dots \\
 & \text{If } t_1 \in A_1^m \ \& \ t_2 \in A_2^m \ \& \dots \ \& \ t_n \in A_n^m \ \text{then } T \in B_m \ \text{with weighth } w_m,
 \end{aligned} \tag{2}$$

где  $t_i$  – входные величины, указывающие на время прохождения огнем  $i$ -го участка пути,  $i = \overline{1, n}$ ;  $n$  – количество участков пути;  $A_i^j$  – функция принадлежности, определенная  $j$ -м экспертом для времени  $t_i$ ,  $j = \overline{1, m}$ ;  $m$  – количество экспертов;  $T$  – время прохождения огнем от точки возникновения пожара  $(x_0, y_0)$  до точки  $(x, y)$ ;  $B_i$  – функция принадлежности, определенная  $j$ -м экспертом для времени  $T$ ;  $w_i$  – весовые коэффициенты, определяющие компетентность экспертов.

Иную форму представления имеет система продукций для варианта оценки всеми экспертами всех предложенных вариантов:

$$\begin{aligned}
 & \text{If } t_1^1 \in A_1^{11} \ \& \ t_2^1 \in A_2^{11} \ \& \dots \ \& \ t_{k_1}^1 \in A_{k_1}^{11} \ \text{then } T_1 \in B_1^1 \ \text{OR} \\
 & \text{if } t_1^2 \in A_1^{21} \ \& \ t_2^2 \in A_2^{21} \ \& \dots \ \& \ t_{k_2}^2 \in A_{k_2}^{21} \ \text{then } T_2 \in B_1^2 \ \text{VOR} \\
 & \dots \\
 & \text{if } t_1^p \in A_1^{p1} \ \& \ t_2^p \in A_2^{p1} \ \& \dots \ \& \ t_{k_p}^p \in A_{k_p}^{p1} \ \text{then } T_p \in B_1^p \ \text{with weighth } w_1 \\
 & \text{or} \\
 & \text{If } t_1^1 \in A_1^{12} \ \& \ t_2^1 \in A_2^{12} \ \& \dots \ \& \ t_{k_1}^1 \in A_{k_1}^{12} \ \text{then } T_1 \in B_2^1 \ \text{OR} \\
 & \text{if } t_1^2 \in A_1^{22} \ \& \ t_2^2 \in A_2^{22} \ \& \dots \ \& \ t_{k_2}^2 \in A_{k_2}^{22} \ \text{then } T_2 \in B_2^2 \ \text{OR} \\
 & \dots \\
 & \text{if } t_1^p \in A_1^{p2} \ \& \ t_2^p \in A_2^{p2} \ \& \dots \ \& \ t_{k_p}^p \in A_{k_p}^{p2} \ \text{then } T_p \in B_2^p \ \text{with weighth } w_2 \\
 & \text{or} \\
 & \dots \\
 & \text{or} \\
 & \text{If } t_1^1 \in A_1^{1m} \ \& \ t_2^1 \in A_2^{1m} \ \& \dots \ \& \ t_{k_1}^1 \in A_{k_1}^{1m} \ \text{then } T_1 \in B_m^1 \ \text{OR} \\
 & \text{if } t_1^2 \in A_1^{2m} \ \& \ t_2^2 \in A_2^{2m} \ \& \dots \ \& \ t_{k_2}^2 \in A_{k_2}^{2m} \ \text{then } T_2 \in B_m^2 \ \text{OR} \\
 & \dots \\
 & \text{if } t_1^p \in A_1^{pm} \ \& \ t_2^p \in A_2^{pm} \ \& \dots \ \& \ t_{k_p}^p \in A_{k_p}^{pm} \ \text{then } T_p \in B_m^p \ \text{with weighth } w_m.
 \end{aligned} \tag{3}$$

В выражении (3)  $t_i^j$  – время прохождения огнем  $i$ -го участка в  $j$ -варианте развития пожара,  $i = \overline{1, k_p}$ ;  $k_q$  – количество участков распространение огня в  $q$ -варианте развития пожара,  $q = \overline{1, p}$ ;  $A_i^{jk}$  – функция принадлежности определенная  $k$ -м экспертом для времени  $t_i^j$ ,  $k = \overline{1, m}$ ;  $T_q$  – время

прохождения огнем от точки  $(x_0, y_0)$  до точки  $(x, y)$  при  $q$ -м варианте развития пожара;  $B_k^q$  – функция принадлежности, определенная  $k$ -м экспертом для  $q$ -го варианта развития пожара.

Компетентность экспертов, выраженная в весовых коэффициентах их суждений, для ЛПР на момент проведения экспертизы и моделирования может быть неизвестна. Возможно, возникнет необходимость проверки компетентности и подтверждения или опровержения оценки ЛПР. Предположим, что априорная информация об уровне компетентности экспертов отсутствует. Тогда рационально воспользоваться процедурой ее определения, разработанной в статье [7]. Такая процедура базируется на аксиоме несмещенности [8], сущность которой заключается в том, что суждение большинства компетентно. Следствием из нее есть утверждение о том, что наиболее компетентным является тот эксперт, суждения которого максимально совпадают с суждениями других экспертов, т.е.

$$\gamma_{\max} = \max_k \gamma_k = \max_k \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m w_i \mu(\Omega_{ij}, \Omega_{ik})}{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m \sum_{p>j}^m w_i \mu(\Omega_{ij}, \Omega_{ip})}, \quad (4)$$

где  $\gamma_k$  – компетентности экспертов,  $k = \overline{1, m}$ ;  $w_i$  – весовые коэффициенты, указывающие на важность вопроса,  $i = \overline{1, n}$ ;  $\mu(\Omega_{ij}, \Omega_{ik})$  – мера близости ответов  $j$ -го и  $k$ -го экспертов на  $i$ -й вопрос.

Для определения меры близости суждений экспертов предложен алгоритм [7], базирующийся на их анкетировании, классификации вопросов анкеты в зависимости от типа ответов, соответствующих моделях и их композиции. Полученные значения компетентности экспертов используются в качестве исходных данных моделирования.

Заключения экспертов в форме (2)-(3) имеют неточный характер, выраженный значениями соответствующих параметров функций принадлежности. Их настройка и оптимизация являются необходимым условием получения математических моделей и дальнейшего использования в практических задачах. Рассмотрим методы получения параметров (2).

Без ограничения общности в качестве модели выберем нейросеть TSK (Takagi, Sugeno, Kang'a) [177]. Реализованная в ней система правил аналогична (2) и имеет вид:

$$\Pi_k : \text{если } (x_1 \in A_1^k \ \& \ x_2 \in A_2^k \ \& \ \dots \ \& \ x_n \in A_n^k), \text{ то } y = p_{ko} + \sum_{j=1}^n p_{kj} x_j, \quad (5)$$

где  $k = \overline{1, m}$ . Нейронная сеть, реализующая соответствующий вывод, изображена на рис.1.

В первом шаре нейронов выполняется фаззификация входных значений, т. е. для каждого значения каждой переменной и каждого значения терм-множества находят значения ФП  $\mu_{A_j^k}(x_j)$ ,  $k = \overline{1, m}$ ,  $j = \overline{1, n}$ . Количество нейронов второго шара соответствует количеству входов сети.

В них выполняется агрегация ФП отдельных переменных и для каждого правила рассчитывается

$$w^k = \min_{i=1, n} \{ \mu_{A_i^k}(x_i) \}, \quad k = \overline{1, m}.$$

В нейронах третьего шара рассчитываются, собственно, значения функций TSK, которые умножаются на

$$\text{выходы нейронов предыдущего шара, т.е. } g_i = w^i \cdot (p_{io} + \sum_{j=1}^n p_{ij} x_j).$$

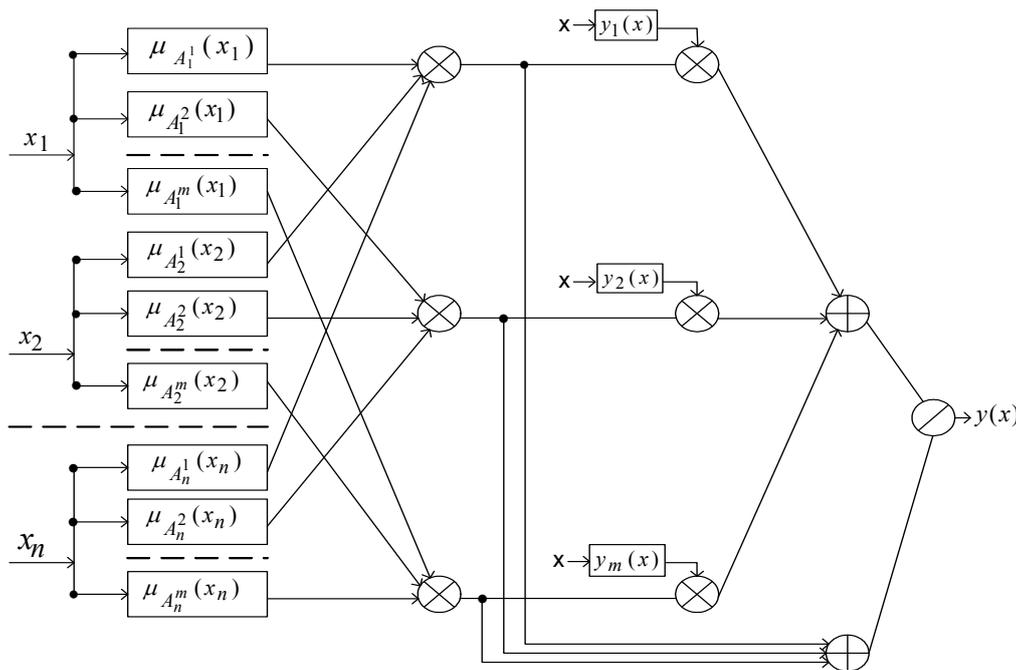


Рис. 1. Структура нечеткой нейронной сети TSK

Очевидно, что количество нейронов совпадает с количеством нейронов предыдущего слоя. Четвертый слой образуют два нейрона. В первом из них рассчитывается сумма  $f_1 = \sum_{i=1}^n g_i$ , во втором -  $f_2 = \sum_{i=1}^n w^i$ .

Результирующий единственный нейрон пятого слоя выполняет деление  $Y = \frac{f_1}{f_2}$ .

Общее выражение функционирования сети TSK есть таким:

$$y(x) = \frac{1}{\sum_{k=1}^m \prod_{j=1}^n \mu_{A_j^k}(x_j)} \cdot \sum_{k=1}^m (p_{k0} + \sum_{j=1}^n p_{kj} x_j) \cdot \prod_{j=1}^n \mu_{A_j^k}(x) \tag{6}$$

Предположим, что нечеткой нейросетью реализуется неизвестное отображение

$$T = F(X). \tag{7}$$

Существует учебная выборка  $\{(x^1, t^1), \dots, (x^n, t^n)\}$ . Заметим, что векторы  $x^i, i = \overline{1, n}$ , являются действительными. Целевая функция для  $k$ -го образа будет такой:

$$E_k = \frac{1}{2} (\hat{Z}^k(\gamma) - Z^k)^2, k = \overline{1, n}, \tag{8}$$

где  $Z^k(\gamma)$  - рассчитанные значения выхода нейросети,  $Z^k$  - значения, заданные таблично. Обучение сети осуществляется по градиентному методу. Фаззификация входов нейросети осуществляется ФП

$$\mu_{A_i^j}(x_i) = \frac{1}{1 + e^{b_i^j(x_i - a_i^j)}}, i = \overline{1, n}, j = \overline{1, m},$$

где  $m$  - количество правил. Тогда вектор параметров нейросети, которые подлежат оптимизации, будет таким:

$$\gamma = (a_1^1, b_1^1, a_1^2, b_1^2, \dots, a_1^n, b_1^n, a_2^1, b_2^1, \dots, a_2^n, b_2^n, \dots, a_m^n, b_m^n, p_{10}, p_{11}, p_{12}, \dots, p_{1n}, \dots, p_{m0}, p_{m1}, p_{m2}, \dots, p_{mn}).$$

Приведем основные выражения для обучения модели TSK:

$$a_i^j(t+1) = a_i^j(t) - \eta \frac{\partial E_k}{\partial a_i^j(t)}, \quad k = \overline{1, p}, \quad p - \text{количество обучающих образов};$$

$$\frac{\partial E_k}{\partial a_i^j} = \frac{\partial E_k}{\partial \hat{Z}^k(\gamma)} \cdot \frac{\partial \hat{Z}^k(\gamma)}{\partial \mu_{A_i^j}(x_i)} \cdot \frac{\partial \mu_{A_i^j}(x_i)}{\partial a_i^j} = (\hat{Z}^k(\gamma) - Z^k) \cdot \left[ \frac{1}{\sum_{j=1}^m \prod_{i=1}^n \mu_{A_i^j}(x_i)} \times \right. \\ \left. \times (p_{j0} + \sum_{i=1}^m p_{ji} x_i) \prod_{\substack{i=1 \\ i \neq j}}^n \mu_{A_i^j}(x_i) - \frac{\prod_{i=1}^n \mu_{A_i^j}(x_i)}{(\sum_{j=1}^m \prod_{i=1}^n \mu_{A_i^j}(x_i))^2} \cdot \sum_{j=1}^m (p_{j0} + \sum_{i=1}^m p_{ji} x_i) \cdot \prod_{i=1}^n \mu_{A_i^j}(x_i) \right] \frac{b_i^j \cdot e^{b_i^j(x_i - a_i^j)}}{(1 + e^{b_i^j(x_i - a_i^j)})^2};$$

$$b_i^j(t+1) = b_i^j(t) - \eta \frac{\partial E_k}{\partial b_i^j(t)}, \quad k = \overline{1, p}.$$

В этом случае выражение для вычисления производной отличается от предыдущего только последним множителем:

$$\frac{\partial \mu_{A_i^j}(x_i)}{\partial b_i^j} = \frac{(a_i^j - x_i) \cdot e^{b_i^j(x_i - a_i^j)}}{(1 + e^{b_i^j(x_i - a_i^j)})^2}.$$

Для совокупности параметров  $p_{ij}, j = \overline{1, m}, i = \overline{0, n}$  коррекция осуществляется так:

$$p_{ij}(t+1) = p_{ij}(t) - \eta \frac{\partial E_k}{\partial p_{ij}},$$

$$\frac{\partial E_k}{\partial p_{ji}} = \frac{\partial E_k}{\partial \hat{Z}^k(\gamma)} \cdot \frac{\partial \hat{Z}^k(\gamma)}{\partial p_{ji}} = (\hat{Z}^k(\gamma) - Z^k) \cdot \frac{x_i \prod_{i=1}^n \mu_{A_i^j}(x_i)}{\sum_{j=1}^m \prod_{i=1}^n \mu_{A_i^j}(x_i)},$$

$$\frac{\partial E_k}{\partial p_{j0}} = (\hat{Z}^k(\gamma) - Z^k) \cdot \frac{\prod_{i=1}^n \mu_{A_i^j}(x_i)}{\sum_{j=1}^m \prod_{i=1}^n \mu_{A_i^j}(x_i)}.$$

Очевидно, что количество параметров в зависимости (6) является очень большим для адекватного и быстрого обучения нейросети. Существуют методы ускорения процесса обучения, базирующиеся на разделении совокупности параметров на две группы. Параметры первой группы вычисляются в результате решения системы уравнений или считаются постоянными величинами, параметры второй группы получают в процессе обучения нечеткой сети.

Известно, что эволюционное моделирование используется преимущественно для оптимизации дискретнозначных функций. Эволюционные методы имеют различия, но общим является наличие целевой функции или функции приспособленности. В нашей задаче такой функцией является сумма функций (8). Потенциальные решения представляют собой элементы вектора  $\gamma$ . Существуют два подхода к представлению потенциальных решений. В первом случае такие решения представляют как генотипы, т.е. соответствующие бинарные хромосомы, поскольку известно, что такое представление

обладает максимальной информационной насыщенностью. Второй подход базируется на фенотипическом представлении, при котором решения имеют десятичный вид. Для него характерно получение новых решений с использованием нормально распределенных смещений и без рекомбинаций.

---

### Перспективы исследований

---

У нейросетевых моделей и эволюционных методов есть как преимущества, так и недостатки. В пользу эволюционного моделирования свидетельствует отсутствие требований к целевым функциям и предусмотренная внутри алгоритмов операция мутации, позволяющая минимизировать риск получения локальных оптимумов. Преимуществом нейросетевых технологий является определяемое алгоритмами монотонное стремление целевой функции к удовлетворительному значению. Эффективность использования той или другой технологии зависит от количества участков прохождения пожара, количества экспертов и процедуры использования обучающей и контрольной последовательностей.

На предыдущем шаге получены оценки параметров, использование и учет которых направлены на объективизацию субъективных суждений. Вместе с тем, проблема принятия оптимального или допустимого решения остается. Решение задачи идентификации времени пожара в случае учета продукционных правил (2) и дальнейшего принятия решений не представляет трудности, поскольку путь распространения идентифицирован, а время является некоторым средневзвешенным экспертным показателем.

---

### Литература

---

1. Снитюк В.Е., Быченко А.А. Аспекты нечеткости при моделировании процессов распространения пожара на особо опасных объектах // АСУ и приборы автоматики. – 2006. – Вып. 134. – С.89-93.
2. Згуровский М.З. Сценарный анализ как системная методология предвидения // Системные исследования и информационные технологии. – 2002. – № 1. – С. 7-38.
3. Згуровский М.З. Интегрированные системы оптимального управления и проектирования. – К.: Выща школа, 1990. – 351 с.
4. Круглов В.В. Нечеткая логика и искусственные нейронные сети. – М.: Физматлит, 2001. – 224 с.
5. Джарратано Д., Райли Г. Экспертные системы: Принципы разработки и программирования. – М.: "И.Д. Вильямс", 2007. – 1152 с.
6. Рассел С., Норвиг П. Искусственный интеллект: Современный подход. – М.: "Вильямс", 2005. – 1424 с.
7. Снитюк В.Е., Рифат Мохаммед Али. Модели и методы определения компетентности экспертов на базе аксиомы несмещенности // Черкаси: Вісник ЧІТІ. – 2000. – № 4. – С. 121-126.
8. Матвеевский С.Ф. Основы системного проектирования комплексов летательных аппаратов. – М.: Машиностроение, 1987. – 240 с.

---

### Информация об авторах

---

**Александр Джулай** – нач. факультета пожарно-профилактической деятельности, Академия пожарной безопасности имени Героев Чернобыля, ул. Оноприенко, 8, Черкассы, Украина; e-mail: djulaj@ukr.net

**Артем Быченко** – доцент кафедры автоматических систем безопасности, Академия пожарной безопасности имени Героев Чернобыля; ул. Оноприенко, 8, Черкассы, Украина; e-mail: bichenko@ukr.net

## ВЫБОР ИСТОЧНИКОВ ДАННЫХ ДЛЯ РЕАЛИЗАЦИИ ИНФОРМАЦИОННОЙ ПОДДЕРЖКИ УПРАВЛЕНЧЕСКОЙ ДЕЯТЕЛЬНОСТИ

Нина Баканова

**Абстракт:** В работе рассматривается подход, позволяющий проанализировать информационный потенциал системы организационного управления, с точки зрения возможности реализации режимов поддержки принятия управленческих решений. Основой анализа служит исследование основных составляющих управленческого процесса: функций-задач и функций-операций.

**Ключевые слова:** системы организационного управления, поддержка управленческой деятельности, источники данных, повышение эффективности управления.

---

### Введение

Основным назначением информационных систем организационного управления (ИСОУ) является автоматизация рутинных работ управленческой деятельности. В комплекс ИСОУ входят подсистемы, обеспечивающие выполнение конкретных прикладных задач, связанных с управлением крупными организационными структурами: министерством, агентством, ведомством, холдингом, корпорацией и т.п. В процессе работы в ИСОУ аккумулируются огромные информационные массивы, которые накапливаются в отдельных подсистемах. Анализ дополнительных возможностей использования накопленного информационного фонда и создание на его основе сервисов поддержки управленческой деятельности являются важной составной частью задачи повышения эффективности управления в организационных структурах [1,2].

Для решения указанной задачи, при проектировании ИСОУ требуется выявить потенциал прикладных подсистем в части накопления данных, полезных для использования в управленческой деятельности. При этом, возможно, потребуются расширить функциональные задачи подсистем для формирования и сохранения информации, которая может быть использована в процессах управления. Использование прикладных (технологических) информационных подсистем в качестве источника данных для организации поддержки принятия управленческих решений определяет новые подходы к разработке структуры данных ИСОУ с целью создания востребованных сервисов поддержки управленческой деятельности. Функционал сервисов базируется на алгоритмах, обеспечивающих лицо, принимающее решение (ЛПР), оперативно подготовленной информацией, а также на методах выявления и идентификации требуемых данных, содержащихся в программных комплексах систем организационного управления.

---

### Специфика информационных систем организационного управления

В организационном управлении субъектом управления всегда выступает человек. Для принятия управленческих решений, направленных на выполнение стратегических и тактических задач,

поставленных и оперативно возникающих перед организацией, руководитель постоянно должен принимать и отвергать сотни разнообразных альтернатив [4]. Управленческое решение – это некоторое воздействие на управляемый объект, определяющее действия, необходимые для проведения изменений в его состоянии. В организационном управлении решение должно отвечать следующим требованиям [3,4]:

- соответствовать общей стратегии организации;
- иметь четкую формулировку;
- иметь актуальную направленность;
- быть реально осуществимым.

При анализе функций, составляющих основное содержание деятельности руководства, выделяют два крупных класса:

- функции-задачи, которые определяются и характеризуются в связи с конкретными объектами и уровнями управления, вследствие чего они обладают в каждом случае своей спецификой;
- функции-операции, то есть последовательности действий по управлению, которые характеризуются безотносительно к конкретным объектам и субъектам управленческого процесса, так как являются универсальными в управлении [4].

Деятельность, связанная реализацией **функций-задач** в информационных системах, поддерживается, как правило, прикладными подсистемами информационного комплекса, которые создаются с учетом правил взаимодействия иерархических уровней, поступающих потоков данных, нормативами принятой системы управления организации. Концептуальная схема информационной системы организационного управления представлена на рисунке 1.

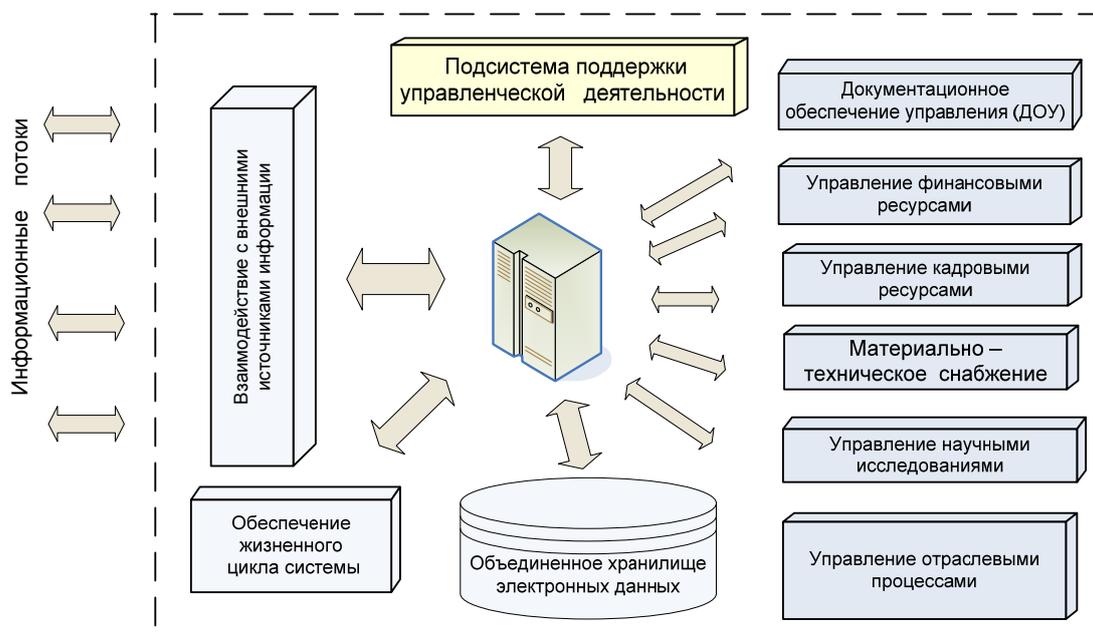


Рисунок 1

На схеме показаны функции-задачи, которые реализуют прикладную направленность системы. Количество и назначение прикладных подсистем в каждом конкретном программном комплексе зависит от объема и сферы управленческой деятельности организации. Постоянными составляющими информационных систем являются следующие подсистемы: документационное обеспечение; кадровые ресурсы; материально-техническое снабжение; финансовые ресурсы и некоторые другие. Подсистемы управления отраслевыми процессами определяют сферу управленческой деятельности организации. В крупной управленческой организации таких подсистем может быть несколько, при этом их структура и задачи ориентированы на процессы управления, характерные для отрасли. Например, в системе управления транспортным комплексом имеются подсистемы авиационного, морского и железнодорожного транспорта, которые отражают специфику предметной области, характерную для каждого вида транспорта, но подчинены общим принципам управления в организации.

В центральной части схемы показана подсистема поддержки управленческой деятельности, которая должна обеспечивать выбор и анализ данных, полученных из различных источников, моделирование и прогнозирование принятых решений [6,7]. Основное назначение подсистемы аккумулировать информацию полезную для принятия решений и представлять ее в виде удобном для выполнения функций-операций.

Кроме перечисленных подсистем на схеме показана подсистема обеспечения жизненного цикла, в задачи которой входит выполнение общесистемных функций, таких как:

- взаимодействие с внешними источниками информации;
- мониторинг работы подсистем;
- администрирование и синхронизация работы подсистем;
- формирование и ведение корпоративного хранилища электронных данных.

Общесистемные задачи не имеют непосредственного влияния на процессы управления, они направлены на поддержку функционирования объектов информационной системы. Вместе с тем результаты их деятельность могут быть использованы в задачах поддержки управленческой деятельности.

---

### **Поддержка управленческой деятельности в системах организационного управления**

---

Выполнение *функций-операций* предусматривает конкретные действия по управлению организацией (управленческие воздействия), которые включают следующие составляющие [4]:

- долгосрочное, краткосрочное и оперативное планирование по каждому прикладному направлению и работе организации в целом.
- выработка и принятие управленческих решений по стратегическим и тактическим задачам организации;
- ориентация в конкретно сложившейся ситуации и ее диагностика (оценка);
- рекомендации по выполнению программы принятых решений;
- прогнозирование ожидаемых результатов;
- оперативный контроль, оценка и коррекция как полученных общих результатов, так и планов деятельности.

Разработка алгоритмов поддержки функций-операций представляет собой наиболее сложный этап создания подсистемы. В алгоритмах должна учитываться специфика области управления, специфика решаемых задач, особенности процессов управления, структура организации, должностные регламенты и многое другое. В случае успешной реализации, включающей рациональные алгоритмы, удобные интерфейсы, хорошо продуманные источники информации, подсистема обеспечит эффективную поддержку управленческой деятельности [1,2,3].

Источниками информации для выполнения вышеперечисленных функций являются, в первую очередь, внутренние прикладные подсистемы. В них сосредоточена информация о ресурсах управляемой организации, о состоянии дел по отраслевым процессам, о направлениях перспективных исследований. Однако для реализации алгоритмов требуется определить взаимосвязь прикладных подсистем и задач управления при формировании информационных профилей подсистемы поддержки, которые обеспечат быстрый доступ и удобное представление информации для выполнения функций-операций.

---

### Источники данных для поддержки управленческой деятельности

---

Выбор источников данных для поддержки управленческой деятельности проводится на основе исследования взаимосвязи управленческих функций и прикладных задачи подсистем ИСОУ.

Обозначим множество функций-задач, приведенных в информационном комплексе подсистем, входящих в ИСОУ, как  $A = \{A_1, A_2, \dots, A_n\}$ , где  $A_1, A_2, A_n$  – информационные массивы, ориентированные на выполнение прикладных функций каждой подсистемы. Для информационных массивов, например,  $A_1$  и  $A_2$  можно записать:  $A_1 = \{x_{11}, x_{12}, \dots, x_{1p}\}$ ;  $A_2 = \{x_{21}, x_{22}, \dots, x_{2q}\}$ , где  $x_{11}, x_{12}, \dots, x_{1p}, x_{21}, x_{22}, \dots, x_{2q}$  – информационные блоки отдельных задач подсистем, которые можно использовать в качестве источников данных при разработке сервисов информационной поддержки при выполнении функций-операций.

Обозначим через  $D = \{D_1, D_2, \dots, D_m\}$  множество функций-операций, для которых требуется получение данных из прикладных подсистем. Выбор источников данных проведем с учетом коэффициентов  $k_1, k_2, \dots, k_m$ , которые характеризуют наличие или отсутствие информации для каждой функции-операции и принимают соответственно значения 1 или 0. Значения коэффициентов определяются в результате анализа информационных задач, выполняемых в подсистемах. Тогда для каждой функции-операции можно записать  $D_j \subseteq A_i$  для любого  $x_{ip} \in A_i$  и  $k_j = 1$ .

Таблица 1 иллюстрирует результаты анализа данных для ИСОУ, представленной на рисунке 1. Элемент таблицы окрашен для значения коэффициента равного 1. Из таблицы видно, что информационное наполнение подсистемы документационного обеспечения управления может быть использовано как источник информации, для поддержки решений по всем показанным функциям-операциям.

Программный комплекс документационного обеспечения управления аккумулирует в соответствии с целевыми установками и нормативами организации потоки деловых документов, сохраняет данные о принятых решениях и об исполнении этих решений, содержит данные об исполнительской деятельности в организации [5]. На основе данных этой подсистемы можно получить информацию о состоянии выполнения работ по тем или иным направлениям, о деятельности подразделений организации. При подключении специальных средств обработки текстовой информации, представленной в документах (контент-анализ, специализированные тезаурусы), можно получить данные по более широкому кругу вопросов, чем процессы, происходящие в организации. Из таблицы видно, что коэффициенты наличия

информации для этой подсистемы практически всегда равны 1. Следовательно, подсистема документационного обеспечения управления может являться основным источником информации для реализации функций управления организацией.

Ресурсные прикладные подсистемы, обеспечивающие работу по ведению данных о ресурсах организации, могут дать информацию о состоянии ресурсов, о тенденциях их изменения, что важно при оценке ситуаций и планировании перспективных направлений.

Подсистема научных исследований по отраслевым направлениям может использоваться для принятия стратегических решений и планирования перспективных направлений деятельности.

Отраслевые подсистемы являются источником информации о состоянии дел по конкретному направлению деятельности. Выбор информации, характеризующей отраслевые задачи, существенно зависит от специфики подсистемы, поэтому должен осуществляться отдельно в каждом конкретном случае.

Таблица 1

Функции-задачи	Функции-операции						
	Планирование прикладных	Стратегические решения	Тактические решения	Оценка конкретных ситуаций	Рекомендации по выполнению	Оперативный контроль, оценка	Контроль планов деятельности
	$D_1(k_1)$	$D_2(k_2)$	$D_3(k_3)$	$D_4(k_4)$	$D_5(k_5)$	$D_6(k_6)$	$D_7(k_7)$
Документационное обеспечение управления							
Кадровые ресурсы							
Материально-техническое снабжение							
Финансовые ресурсы							
Научные исследования							
Отраслевые процессы							

Исследование взаимосвязей функций-задач (подсистем) в системах организационного управления и функций-операций процесса управления, представленного в таблице, показало, что наиболее значимыми информационными ресурсами для управленческой деятельности обладает подсистема документационного обеспечения управления. Следовательно, при разработке сервисов поддержки управленческой деятельности информационная основа должна ориентироваться на базу данных именно этой подсистемы.

---

## Заключение

---

Информационные системы организационного управления в процессе функционирования накапливают большие информационные массивы, сохраняемые в виде баз данных. В информационных массивах содержится информация, отражающая различные аспекты деятельности организации. Однако использование этой информации ограничено возможностями конкретных прикладных систем. Поэтому расширение возможностей использования информационного фонда систем организационного управления является одной из актуальных задач повышения эффективности управленческой деятельности.

Обобщение информации, относящейся к различным прикладным задачам, открывает более широкие возможности ее использования. Исследование этих возможностей для целей, связанных с реализацией поддержки принятия решений в ИСОУ, представляет собой интересные малоизученные задачи. Одной из таких задач является выявление информационных источников для реализации сервисов поддержки управленческой деятельности. Ее решение позволит перейти к определению сервисов, необходимых для поддержки управленческой деятельности. Достоинством созданных сервисов будет оперативная и актуальная информация, полученная из выявленных источников данных.

---

## Благодарности

---

The paper is published with financial support by the project ITHEA XXI of the Institute of Information Theories and Applications FOI ITHEA ([www.ithea.org](http://www.ithea.org)) and the Association of Developers and Users of Intelligent Systems ADUIS Ukraine ([www.aduis.com.ua](http://www.aduis.com.ua)).

---

## Литература

---

- [1] Баканова Н.Б. Использование программно-технических комплексов для повышения эффективности контроля в системах документооборота, «Электросвязь», 2007 г., №6, стр. 51-53
- [2] Bakanova N., Atanasova T. Development of the combined method for dataflow system. // IJ "Information technologies & knowledge". 2008, Volume 2, № 3, p.262-266
- [3] Гринберг А.С. Король И.А. Информационный менеджмент – М.:ЮНИТИ-ДАНА, 2003.
- [4] Журавлев А.Л. Психология управленческого взаимодействия – Издательство «Институт психологии РАН»: Москва, 2004.
- [5] Ларин М.В., Рысков О.И. Управление документами на основе стандарта ИСО 15489-2001: методическое пособие. – М.: ВНИИДАД, 2005.
- [6] Ларичев О.И. Теория и методы принятия решений. 2-е изд. – М.: Логос, 2002.
- [7] Петровский А.Б. Теория принятия решений. – М.: Издательский центр «Академия», 2009.

---

## Сведения об авторах

---

**Баканова Нина Борисовна** – к.т.н., доцент, Институт проблем передачи информации РАН, Б. Каретный пер., 19, Москва, 127994, Россия; e-mail: [nina@iitp.ru](mailto:nina@iitp.ru)

## МЕТОД ТРАНСЛЯЦИИ SDL-СПЕЦИФИКАЦИЙ С ПОМОЩЬЮ МОДИФИЦИРОВАННЫХ СЕТЕЙ ПЕТРИ ВЫСОКОГО УРОВНЯ

Анастасия Заболотная

**Аннотация:** Рассматриваются SDL-спецификации распределенных систем с динамическим порождением и удалением экземпляров процессов. Для них предложен метод трансляции в модифицированные цветные сети Петри - иерархические временные типизированные сети (ИЧТ-сети), в которых используется предложенная Мерлином концепция интервального времени. Естественный подход к верификации основан на использовании формальных моделей, таких, как конечные автоматы, сети Петри и их обобщения. При этом процесс анализа и верификации упрощается. Данная работа описывает SDL-системы с таймерами, которые позволяют адекватно представить значительный класс коммуникационных протоколов. Для них предложен метод трансляции в модифицированные цветные сети Петри - иерархические временные типизированные сети, в которых используются предложенная Мерлином концепция интервального времени. Алгоритм трансляции SDL-спецификаций в сетевые модели системы SDLE реализован методом трансляции в два этапа. Способ моделирования основывается на том, что в многоуровневом описании системы в SDL позиция каждого экземпляра процесса в общей иерархии системы остается неизменной, что позволяет описание системы транслировать в структуру сети, а экземпляры процесса моделировать с помощью фишек. В результате работы алгоритма создается такая сетевая модель, в которой в каждом месте будет содержать не более одной фишки, моделирующей некоторый экземпляр процесса. Таким образом, если во время функционирования системы может существовать  $n$  разных экземпляров любого процесса, то в каждом месте моделирующей его сети может содержаться не более  $n$  фишек, причем каждая фишка будет соответствовать своему экземпляру процесса. Это факт позволяет существенно повысить эффективность моделирования, так как существенно уменьшает перебор вариантов связывания переменных.

**Ключевые слова:** сети Петри, SDL, сетевая модель, коммуникационный протокол, экземпляр процесса.

---

### Введение

Верификация распределенных систем вообще и коммуникационных протоколов, в частности, актуальная проблема современного программирования. Для представления распределенных систем часто используется язык выполняемых спецификаций SDL [1, 2], принятый как стандарт ITU. Преимущество SDL в его выразительности, однако, именно она и затрудняет анализ и верификацию спецификаций таких систем. Один из подходов заключается в автоматическом переводе спецификаций распределенных систем в модели, для которых разработаны методы анализа. В качестве моделей выбраны модифицированные цветные сети Петри, названные иерархическими временными типизированным

сетями (ИЧТ-сетями) [3]. ИЧТ - сети расширяют безопасные цветные сети Петри посредством понятий времени (семантика Мерлина), приоритетов, а также специальных мест, изображающих очереди фишек.

### Общая схема трансляции

Транслятор функционирует следующим образом (рис. 1). Текст SDL - программы подается на вход лексического анализатора. Модуль анализатора обрабатывает текстовый файл, т.е. разбивает текст на лексемы. Синтаксический анализатор выделяет синтаксически - законченные конструкции и вызывает процедуры внутреннего представления. Далее выполняется соединение каналов, создания списков сигналов, с которыми работают процессы и ряд других действий, которые в итоге и завершают построение внутреннего представления спецификации.

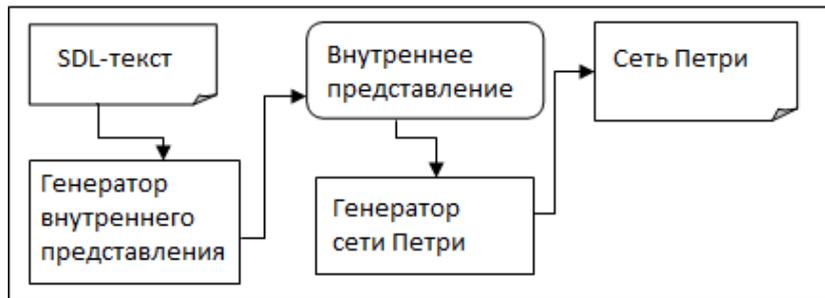


Рис. 1. Общая схема трансляции

Во время выполнения этого этапа также выполняется проверка входящего файла на наличие ошибок, а также на соответствие подмножеству языка SDL, которое может быть представлено с помощью сетей Петри. В случае отсутствия ошибок запускается модуль генерации сетевой модели и строится внутреннее представление ИЧТ-сети (рис. 2).

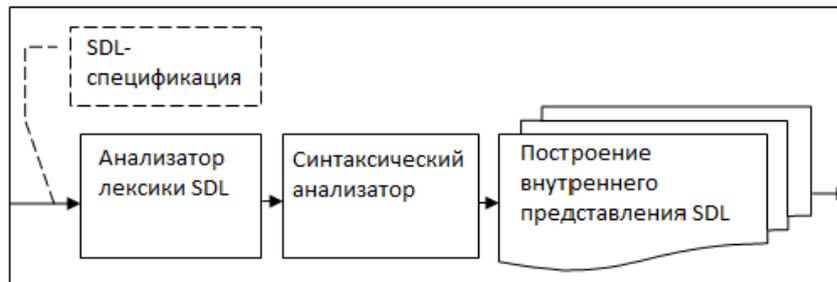


Рис. 2. Генерация внутреннего представления

### Трансляция статических конструкций

SDL (Specification and Description Language) - язык спецификаций и описания, разработанная Международным консультативным комитетом по телефонии и телеграфии (ССТТ). Язык предназначен для описания структуры и функционирования систем реального времени, особенно, сетей связи. SDL построен на базе модели конечного автомата по объектно-ориентированной схеме (Таблица 1).

Язык SDL имеет как статические, так и динамические конструкции, описывающие порождения и уничтожения экземпляра процесса. Введем ограничения на SDL для того, чтобы модели были максимально простыми и удобными для анализа и верификации (Таблица 2). Поэтому на данном этапе

не будут рассматриваться модели с динамическими конструкциями: трансляция происходит только для систем, в которых не происходит динамического создания и удаления процессов (Таблица 3).

Таблица 1. Графические обозначения

Place:	
Private transition:	
Public transition:	
Arc:	

Таблица 2. Трансляция статических конструкций

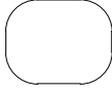
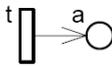
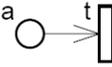
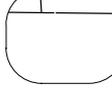
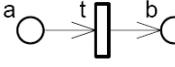
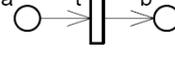
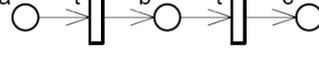
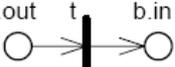
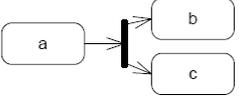
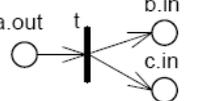
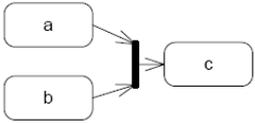
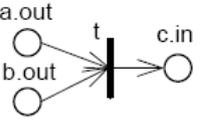
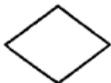
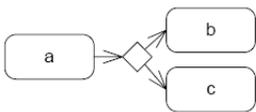
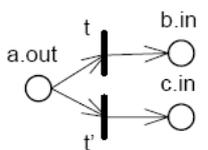
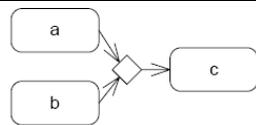
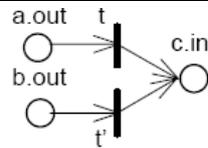
SDL name	Значение символов	SDL graphics	IPN pattern	Connection
Start (initial)	Старт процесса			in: N/A out: a
Stop (final)	Остановка			in: a out: N/A
StateNext, State	Состояние			in: a out: a
Input	Вход			in: a out: b
Output	Выход			in: a out: b
Call	Вызов процедуры			in: a out: c

Таблица 3. Трансляция расширенного подмножества статических конструкций

SDL name	Значение символов	SDL graphics	SDL specifications	IPN pattern	Connection
Control Flow	Поток управления				in: b out: a
Fork	Разветвление				in: b,c out: a
Join	Соединение				in: c out: a,b

Decision	Решение				in: b,c out: a
Merge	Слияние				in: c out: a,b

### Пример трансляции SDL-спецификации в сети Петри

Рассмотрим спецификацию системы S, текстовое описание приведено далее, а графическое показано на рис. 1:

```

system S;
signal s1, s2, s3(Integer), s4, s5, s6;
channel C1
    from B1 to env with s1, s2;
endchannel C1;
channel C2
    from B1 to B2 with s4;
    from B2 to B1 with s5, s6;
endchannel C2;
channel C3
    from env to B2 with s3;
    from B2 to env with s1;
endchannel C3;
block B1 referenced;
block B2 referenced;
endsystem S;

```

В ней описаны три канала - c1, c2, c3 и два блока - B1 и B2. По каналу c1, соединяющему внешнюю среду (environment) с блоком B1, от блока могут передаваться сигналы s1, s2 к внешней среде (environment). По двунаправленному каналу c3, соединяющему блок B2 с окружением, от блока может быть передано сигнал s1, а от внешней среды блок может получить сигнал s3. Между блоками B1 и B2 есть двунаправленный канал c2. По нему от блока B1 в блок B2 может передаваться сигнал s4, который имеет параметр целого сорта, а в обратном направлении - сигналы s5, s6. Блок B1 имеет подструктуру B1, описание которой приведено на рис.3. Каждому подблоку подструктуры B1 в сети соответствует модуль, имя которого совпадает с именем подблока. Блок B2 в системе не описано.

При создании сети соответствующей SDL-системе, используются видимые для всех блоков описания списки сигналов, а также каналов, соединяющих между собой блоки и окружающую среду, и часть информации из описания процессов. Строящаяся сеть содержит по одному модулю на каждый блок SDL-системы. Для большей наглядности в качестве имени модуля можно использовать имя соответствующего блока. На этом же этапе отображаются каналы. Каждый канал в SDL имеет ассоциированную с ним FIFO-

очередь, в которой хранятся сигналы, полученные через этот канал. Этим же свойством обладают и маршруты.

При трансляции SDL-системы, каналы, не поддающиеся разбивке в процессе дальнейшей детализации системы, а также маршруты, естественно представлять местами специального типа - очередями, а сигналы, которые хранятся в очередях, - фишками. Кроме того, каждая фишка должна содержать информацию о том, какой процесс ее отправил и которому процессу она предназначена.

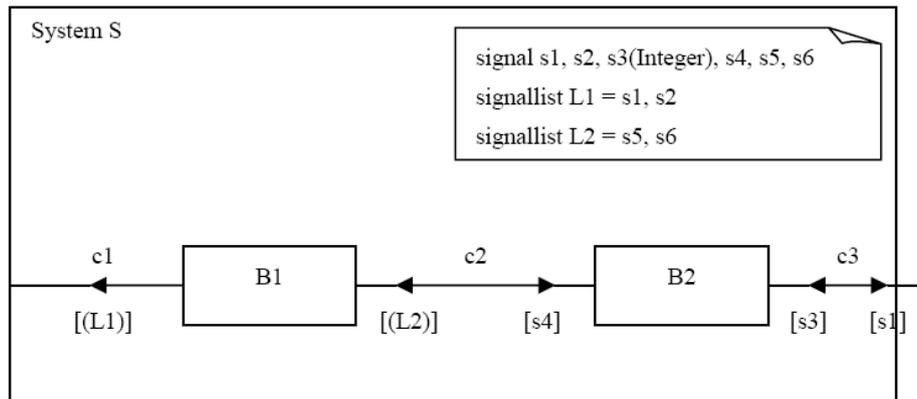


Рис. 3. Описание системы S

При начальной разметке все места, соответствующие каналам, пусты. Однонаправленный канал в сети представляется одним местом. Входной канал отображается местом, что является входным для модуля, представляющий блок, связанный с этим каналом, выходной канал - исходным местом. Двухнаправленный канал представляется двумя местами.

Описание системы - это последовательность диаграмм, где каждая следующая диаграмма осуществляет дальнейшую детализацию системы. Предусмотрены диаграммы подструктур блоков и каналов. Диаграмма подструктуры блока используется в тех случаях, когда рассматриваемый блок представляет сложный объект и состоит из подблоков и внутренних каналов. Каналы внутри системы, которые соединяют блоки между собой и с окружением, назовем внешними. В результате разбиения блоков возникает структура, аналогичная структуре системы, в которой рамка блока играет роль рамки системы.

На каждой странице, связанной с модулем, соответствующим некоторого блока, отображается внутренняя структура этого блока. Это отображение осуществляется таким же способом, что и отображение структуры системы на первой странице. Каждому подблоку на подстранице соответствует один модуль, каждому внутреннему каналу - одно или два места, в зависимости от того, какой канал задействован - одно- или двухнаправленный.

Рассмотрим блок B1, имеющий подструктуру B1, описание которой приведено на рис. 3. Каждому подблоку подструктуры B1 отвечает модуль, имя которого совпадает с именем подблока.

На рис. 4 показано, как отражаются в сети внутренние каналы подструктуры B1. Место c1.1 соответствует внутреннему каналу c1.1 и является исходным для модуля b1.2, место c1.2 соответствует внутреннему каналу c1.2 и является исходным для модуля b1.1, место c2.1 соответствует внутреннему каналу c2.1 и есть входным для модуля b1.2. Каналу c2.2 в сети соответствует два места: c2.21 - входное место и c2.22 - исходное для модуля b1.3, моделирующего подблок b1.3. Новые однонаправленные каналы cx, cy и cz в сети моделируются местами с такими же именами соответственно.

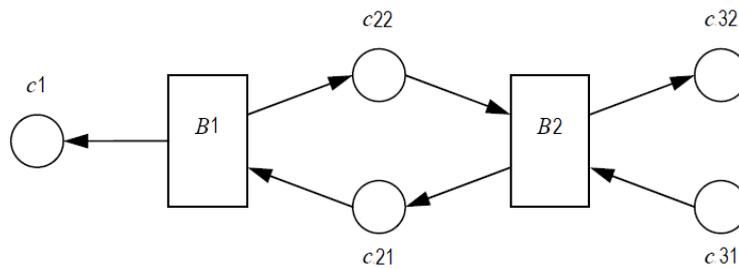


Рис. 4. Мережа для системы S

Каждый сигнал, поступивший по внешнему каналу, может передаваться только по одному внутреннему каналу. По правилам построения иерархической сети копия каждого из мест, представляющий внешний канал, появляется на связанной с модулем странице, которая, в свою очередь, содержит по одному модулю для каждого описания внутреннего подблока или процесса.

В сети, строятся, места, созданные на предыдущем этапе и соответствующие внешнему каналу, сливаются с местами, соответствующими внутренним каналам, подключенным к внешнему таким образом. Назовем места, созданные на предыдущем этапе и соответствующие внешнему каналу, «старыми местами», а места, созданные на этапе отражения подструктуры и соответствующие внутренним каналам - «новыми местами».

Таким образом, каждому «старому месту», что является входным для некоторого модуля, представляющий блок, соответствует свой набор «новых мест», которые являются входными местами для модулей, представляющих подблоки данного блока. Аналогично, каждому «старому месту», что является исходным местом некоторого модуля, соответствует свой набор «новых мест», которые являются выходными местами для модулей, представляющих подблоки данного блока.

В нашем примере для «старого места»  $c1$ , что является исходным местом для модуля  $B1$ , соответствующими «новыми местами» будут  $c1.1$  и  $c1.2$ , которые будут выходными местами для модулей  $b1.2$  и  $b1.1$  соответственно (рис. 5).

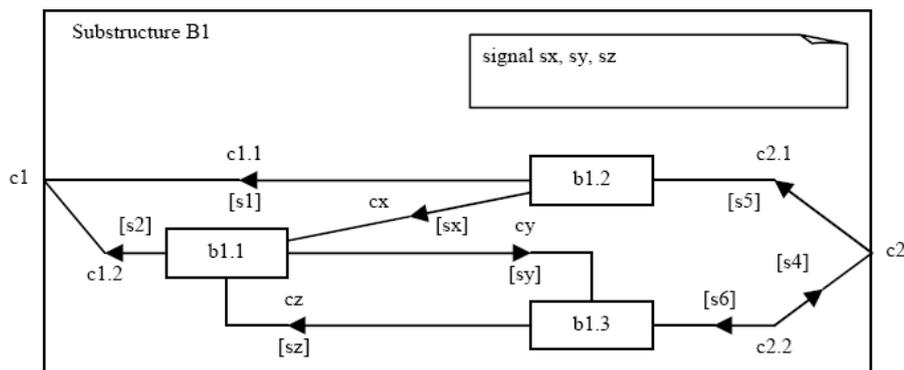


Рис. 5. Описание подструктуры B1

Каждое «старое место», что является входным местом и моделирует блок модуля, сливается с соответствующими ему «новыми местами», которые являются входными местами для модулей, моделирующих подблоки этого блока. Аналогичным образом происходит слияние «старого места» - исходного для модуля, моделирующий блок, с соответствующими ему «новыми местами» - выходными

для модулей, моделирующих подблоки этого блока. Заметим, что несколько мест, которые соответствуют внутренним каналам, могут быть слиты с одним местом, соответствующим внешнему каналу.

На рис.6 показана страница для подструктуры  $B1$ , в которой места, соответствующие внутренним каналам, уже слиты с местами, соответствующими внешним каналам. Место  $c1$  слито с местами  $c1.1$  и  $c1.2$ , место  $c21$  - с местами  $c2.1$  и  $c2.21$ , а место  $c22$  - с местом  $c2.22$ . В дальнейшем «слитым» местам будем приписывать те же имена, имеющие «старые места» на странице, моделирующий охватывает блок. Например, вместо имени  $c22$  &  $c2.22$  будет использоваться имя  $c22$ .

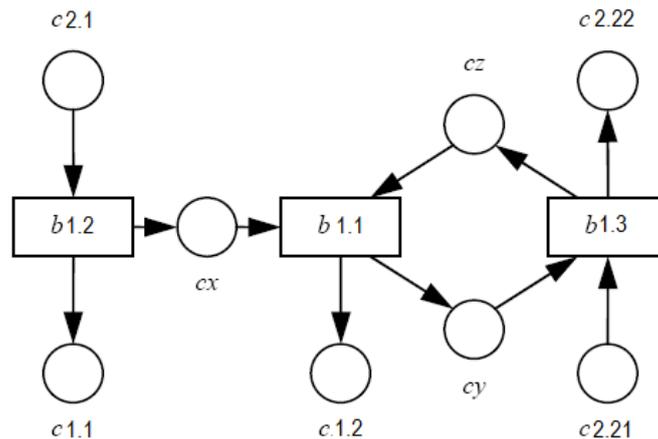


Рис. 6. Сетевое представление подструктуры  $B1$

Если описание любого блока дано за пределами описания системы (указана ссылка на отсутствие описания), то дальнейшего уточнения сети для этого блока не происходит. В результирующей сети (рис. 7) данному блоку будет соответствовать один модуль, который был порожден на предыдущем этапе построения. При моделировании подструктуры канала на странице, связанной с дополнительным модулем, отражается подструктура этого канала аналогично тому, как отражалась подструктура блока.

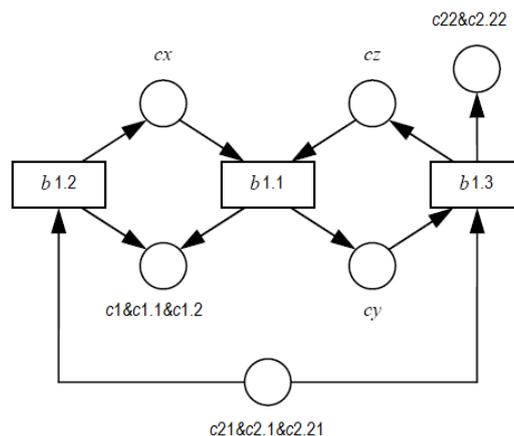


Рис. 7. Конечная сеть для подструктуры  $B1$

Каждый блок, не разделенный на подблоки, должен содержать хотя бы один процесс. Между собой и с блоком процессы соединяются маршрутами. Моделирование блока, состоящего из процессов, аналогично моделированию блока любого уровня иерархии, при этом каждому описанию процесса сопоставляется один модуль. Отличие заключается в моделировании точки присоединения маршрутов к каналу. Сигнал, поступающий в блок по входному каналу, может передаваться по нескольким подсоединенным к нему маршрутам.

В описании семантики SDL точно не определяется, в какие маршруты будет передаваться сигнал. Каждый раз множество маршрутов, которые могут передать этот сигнал, и множество экземпляров процесса, которые могут получить сигнал, выбирается произвольно.

---

### Заключение

Автоматическая генерация сетевых моделей коммуникационных протоколов существенно сокращает трудоемкость проведения экспериментов по их верификацией, а использование принципа иерархии - поуровневого создания сети, делает возможным построение сетевых моделей для систем реальной сложности. Моделирование протоколов с помощью сетей Петри позволяет распознавать семантические ошибки, которые трудно обнаружить стандартными методами тестирования.

С помощью описанного транслятора полученные сетевые модели для SDL-протоколов и проведены соответствующие эксперименты. В ходе экспериментов выявлены семантические ошибки в этих протоколах.

---

### Список литературы

- [ITU-T, 2000] ITU-T. Specification and Description Language (SDL). Recommendation Z.100, 2000.
- [Карабегов А.В., Тер-Микаэлян Т.М., 1993] Карабегов А.В., Тер-Микаэлян Т.М. Введение в язык SDL, Москва, 1993.
- [Jensen K., Christensen S., Wells L., 2007] Jensen K., Christensen S., Wells L. Colored Petri Nets and CPN Tools for Modeling and Validation of Concurrent Systems. Intern. J. on Software Tools for Technology Transfer, 2007.
- [Peterson J. L., 1981] Peterson J. L. Petri Net Theory and the Modeling of Systems. Englewood Cliffs, New Jersey: P, 1981.
- [Jensen K., 1997] Jensen K. Colored Petri Nets: Basic Concepts, Analysis Methods and Practical Use. Verlag, 1997.
- [Murata T., 1989] Murata T. Petri Nets: Properties, Analysis and Applications. Proc. of the IEEE, 1989.
- [Котов В.Е., 1984] Котов В.Е. Сети Петри. – М.: Наука, 1984.
- [Кривий С.Л., 2007] Кривий С.Л. Дискретна математика: Навч. посіб. для студ. вищ. навч. закл. – Київ, 2007.
- [Заболотна А.С., 2011] Заболотна А.С. Метод трансляції SDL – специфікацій за допомогою мереж Петрі високого рівня. Львів, Україна, 26-29 листопада 2011.
- [Churina T. G., 2000] Churina T. G. Colored Petri net approach to modeling of SDL specifications. Joint Bulletin of NCC & IIS. Ser.: Comput. Sci, 2000.

---

### Информация об авторе



**Анастасия Заболотная** - аспирантка II года обучения, Кафедра Информационных систем, Киевский национальный университет имени Тараса Шевченка, Киев, Украина; e-mail: ZabolotnaA@gmail.com

Области научного исследования: сети Петри, дискретная математика, телекоммуникационные системы.

### TABLE OF CONTENT OF IJ IMA 2012, VOL.1, NO.: 1

Multiple-Model Description and Structure Dynamics Analysis of Active Moving Objects Control System	
Boris Sokolov, Rafael Yusupov, Vyacheslav Zelentsov.....	4
Model of Lexicographical Database: Structure, Basic Functionality, Implementation	
Olga Nevzorova, Farid Salimov.....	21
Probabilistic estimation of trust model and threat Resistance analysis in Service-oriented systems	
Nataliia Kussul, Olga Kussul, Sergii Skakun.....	28
Virtual Expositions Modeling in the Bulgarian Folklore	
Desislava Paneva-Marinova, Detelin Luchev, Konstantin Rangochev.....	47
Model for IT Training and Employment of People with Autism Spectrum Disorders	
Ekaterina Detcheva, Mirena Velkova, Ani Andonova.....	55
Recurrent Procedure in Solving the Grouping Information Problem in Applied Mathematics	
V. Donchenko, Yu. Krivonos, Yu. Krak.....	62
Choice of Diagnostic Decision Making in Medicine and Intervention Mistake Prediction Using Mathematical Models	
Ivan Melnyk, Rostyslav Bubnov.....	78
The Inverse Method for Solving Artificial Intelligence Problems in the Frameworks of Logic-objective Approach and Bounds of its Number of Steps	
Tatiana Kosovskaya, Nina Petukhova.....	84
Polynomial-time Effectiveness of Pascal, Turbo Prolog, Visual Prolog and Refal-5 Programs	
Nikolay Kosovskiy, Tatiana Kosovskaya.....	94

### TABLE OF CONTENT OF IJ IMA 2012, VOL.1, NO.: 2

Non Smooth Optimization Methods in the Problems of Constructing a Linear Classifier	
Yurii I. Zhuravlev, Yuriy Laptin, Alexander Vinogradov, Nikolay Zhurbenko, Aleksey Likhovid.....	103
On Some Properties of Regression Models Based on Correlation Maximization of Convex Combinations	
Oleg Senko, Alexander Dokukin.....	112
Correlation-Based Password Generation from Fingerprints	
Gurgen Khachatryan, Hovik Khasikyan.....	123
Segmentation Based Fingerprint Pore Extraction Method	
David Asatryan, Grigor Sazhumyan.....	134
On a Modification of the Frequency Selective Extrapolation Method	
Gevorg Karapetyan and Hakob Sarukhanyan.....	139

Activity Recognition Using K-Nearest Neighbor Algorithm On Smartphone With Tri-axial Accelerometer	
Sahak Kaghyan, Hakob Sarukhanyan .....	146
Pareto-optimum Approach to Mathematical Modeling of Odours Identification System	
Andriy Zavorotnyy, Veda Kasyanyuk .....	157
About Possibility-theoretical Method of Piecewise-linear Approximation of Functional Dependencies in Problem of Odours' recognition	
Veda Kasyanyuk, Iryna Volchyna .....	162
Software for the Recognition of Polyhedron Contour Images in the Framework of Logic-Objective Recognition System	
Natalya Bondar, Tatiana Kosovskaya .....	170
Product Quality Analysis Using Support Vector Machines	
A. Nachev, B. Stoyanov .....	179
Weights of Tests	
Vesela Angelova .....	193

### TABLE OF CONTENT OF IJ IMA 2012, VOL.1, NO.: 3

Polynomial Approximation Using Particle SWARM Optimization of Linear Enhanced Neural Networks with no Hidden Layers	
Luis F. de Mingo, Miguel A. Muriel, Nuria Gómez Blas, Daniel Triviño G. ....	203
Solving Diophantine Equations with a Parallel Membrane Computing Model	
Alberto Arteta, Nuria Gomez, Rafael Gonzalo .....	220
Automated System for Quantifying the Level of Preparation in Colonoscopy	
Leticia Angulo-Rodríguez, Xuexin Gao, Dobromir Filip, Christopher N. Andrews and Martin P. Mintchev .....	226
An In-depth Analysis and Image Quality Assessment of an Exponent-based Tone Mapping Algorithm	
Chika Ofili, Stanislav Glozman, Orly Yadid-Pecht .....	236
Crop State and Area Estimation in Ukraine Based on Remote and In-situ Observations	
Nataliia Kussul, Andrii Shelestov, Sergii Skakun, Oleksii Kravchenko, Bohdan Moloshnii .....	251
The Use of Time-series of Satellite Data to Flood Risk Mapping	
Sergii Skakun .....	260
Theoretical Analysis of Empirical Relationships for Pareto-Distributed Scientometric Data	
Vladimir Atanassov, Ekaterina Detcheva .....	271
Analysis and Justification for Selection Parameters of Wired Access Systems	
Svetlana Sakharova .....	283
HTML Validation Through Extended Validation Schema	
Radoslav Radev .....	290

---



---

**TABLE OF CONTENT OF IJ IMA 2012, VOL.1, NO.: 4**

Нечеткий метод индуктивного моделирования в задачах прогнозирования на фондовых рынках Юрий Зайченко .....	303
Перспективные направления развития информационных технологий мониторинга и управления состояниями сложных технических объектов в реальном масштабе времени Олег Майданович, Михаил Охтилев, Борис Соколов .....	318
Анализ финансового состояния и прогнозирование риска банкротства корпораций в условиях неопределенности Ови Нафас Агаи Аг Гамиш, Юрий Зайченко .....	336
Ретроспективный анализ результативности научных проектов Алексей Петровский, Григорий Ройзензон, Александр Балышев, Игорь Тихонов .....	349
Оценка интервальных альтернатив: неопределенности и предпочтения Михаил Стернин, Геннадий Шепелёв .....	357
Оценка кредитоспособности заемщика в условиях неопределенности Наталия Шовгун .....	370
Идентификация времени распространения пожара на основе сети TSK Александр Джулай, Артем Быченко .....	377
Выбор источников данных для реализации информационной поддержки управленческой деятельности Нина Баканова .....	384
Метод трансляции SDL-спецификаций с помощью модифицированных сетей Петри высокого уровня Анастасия Заболотная .....	390
Table of content of IJ IMA 2012, Vol.1, No.: 1 .....	398
Table of content of IJ IMA 2012, Vol.1, No.: 2 .....	398
Table of content of IJ IMA 2012, Vol.1, No.: 3 .....	399
Table of content of IJ IMA 2012, Vol.1, No.: 4 .....	400