

© 2008 г.

А.П. Ротштейн, д.т.н., Иерусалимский политехнический институт – Махон Лев,

С.Д. Штовба, к.т.н., Винницкий национальный технический университет

МОДЕЛИРОВАНИЕ НАДЕЖНОСТИ ЧЕЛОВЕКА-ОПЕРАТОРА С ПОМОЩЬЮ НЕЧЕТКОЙ БАЗЫ ЗНАНИЙ СУГЕНО

При прогнозировании и обеспечении надежности человеко-машинных систем влияние разнообразных факторов на безошибочность, быстродействие, точность и другие показатели операторской деятельности традиционно учитывают регрессионными моделями. Для моделирования этих многофакторных зависимостей надежности в статье предлагается использовать нечеткие базы знаний типа Сугено. Показано, что такой подход позволяет объединить в моделях операторской деятельности экспертные знания и аналитические зависимости параметрической теории надежности. При этом экспертная составляющая обеспечивает содержательную интерпретацию модели, а аналитические зависимости «входы – выход» делают ее компактной. Приведены примеры построения нечетких моделей, показывающих преимущества применения базы знаний Сугено для описания многофакторных зависимостей надежности человека- оператора.

1. Введение

При моделировании надежности человеко-машинных систем возникает необходимость учета влияния разнообразных факторов на такие показатели операторской деятельности, как вероятность правильного выполнения операции, быстродействие, точность и др. Исследование таких многофакторных зависимостей проводится в рамках теории надежности и качества функционирования человеко-машинных систем, эргономики и инженерной психологии [1–9]. В этих и в других

работах зависимости надежности оператора от его квалификации, напряженности работы, уровня утомления, качества средств труда, комфортности рабочего места и других факторов учитываются регрессионными моделями.

Ограничения регрессионных моделей обусловлены сложностью внедрения в них экспертных знаний о зависимости показателей надежности от факторов. Экспертные знания обычно формулируются лингвистическими правилами типа «Если квалификация оператора высокая и напряженность работы средняя, то безошибочность высокая» или «Если оператор устал, то количество ошибок удваивается». Подобные экспертные суждения удобно преобразовывать в математические модели с помощью теории нечетких множеств [10]. Совокупность экспертных правил формирует нечеткую базу знаний, что можно сопоставить с этапом структурной идентификации многофакторной зависимости. По экспериментальным данным проводят параметрическую идентификацию, находя такие функции принадлежности нечетких множеств, которые минимизируют отклонения между желаемым и действительным поведением модели [11, 12].

В данной статье предлагается описывать многофакторные зависимости функциональной надежности новым классом моделей, которые основаны на нечеткой базе знаний Сугено [12]. Эта база знаний состоит из правил, посылки которых задаются нечеткими множествами, а заключения – линейными функциями от входов. Базу знаний можно рассматривать как разбиение факторного пространства на зоны с нечеткими границами, в каждой из которых действует свой закон «входы – выход». Границы зон размытые, следовательно, в любой точке факторного пространства одновременно выполняются несколько линейных законов, но с разными степенями. Нечеткой базой знаний Сугено удобно описывать надежность динамических систем, которые обучаются, стареют, деградируют или подвергаются другим изменениям.

Каждой фазе развития такой системы в базе знаний Сугено будет соответствовать одно правило.

Статья организована следующим образом: в начале приводится математическая постановка задачи построения многофакторной модели надежности, затем описывается теория моделирования на основе нечеткой базы знаний Сугено, ставится задача ее обучения по экспериментальным данным и в конце приводятся примеры построения нечетких моделей безошибочности работы человека-оператора.

2. Постановка задачи

Обозначим через $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ – вектор факторов, влияющих на показатель надежности человека-оператора $y \in [\underline{y}, \bar{y}]$. Тогда, с кибернетической точки зрения, построение модели надежности сводиться к поиску отображения вида $X \rightarrow y$. Это отображение опишем нечеткой базой знаний Сугено.

2. Нечеткая база знаний Сугено

Нечеткая база знаний Сугено представляет собой совокупность правил [12]:

$$(1) \quad \text{если } (x_1 = \tilde{a}_{1j} \text{ è } x_2 = \tilde{a}_{2j} \text{ è } \dots \text{ è } x_n = \tilde{a}_{nj}), \text{ то } y = d_j, \quad j = \overline{1, m},$$

где \tilde{a}_{ij} – нечеткий терм “Низкий”, “Средний”, “Высокий” и т.п., которым оценивается значение фактора x_i в j -м правиле ($i = \overline{1, n}$, $j = \overline{1, m}$);

m – количество правил в базе знаний;

$d_j = b_{j0} + b_{j1}x_1 + b_{j2}x_2 + \dots + b_{jn}x_n$ – заключение j -го правила в виде линейной функции с вещественными коэффициентами.

В нечеткой базе знаний термы обычно описываются параметрическими функциями принадлежности. Будем использовать гауссову функцию принадлежности:

$$(2) \quad \mu(x) = \exp\left(-\frac{(x-b)^2}{2c^2}\right),$$

где $\mu(x) \in [0, 1]$ – степень принадлежности x нечеткому множеству;

b и c – параметры функции принадлежности: координата максимума и коэффициент концентрации.

4. Нечеткий логический вывод

Степени принадлежности текущего входного вектора $X^* = (x_1^*, x_2^*, \dots, x_n^*)$ к заключениям правил d_1, d_2, \dots, d_m рассчитывают по формуле [12]:

$$(3) \quad \mu_{d_j}(X^*) = \mu_j(x_1^*) \wedge \mu_j(x_2^*) \wedge \dots \wedge \mu_j(x_n^*), \quad j = \overline{1, m},$$

где $\mu_j(x_i^*)$ – степень принадлежности значения x_i^* нечеткому терму \tilde{a}_{ij} , рассчитанная по (2); \wedge – t -норма, которая соответствует логической операции «И». В алгоритме Сугено t -норму обычно реализуют умножением.

После применения (3) ко всем правилам базы знаний (1) получаем следующее нечеткое значение выходной переменной: $\tilde{y}^* = \left(\frac{\mu_{d_1}(X^*)}{d_1}, \frac{\mu_{d_2}(X^*)}{d_2}, \dots, \frac{\mu_{d_m}(X^*)}{d_m} \right)$.

Четкое значение рассчитывается дефазсификацией этого нечеткого множества по

$$\text{методу центра тяжести: } y^* = \frac{\sum_{j=1}^m d_j \cdot \mu_{d_j}(X^*)}{\sum_{j=1}^m \mu_{d_j}(X^*)}.$$

5. Обучение нечеткой модели по экспериментальным данным

Будем считать, что известны экспериментальные данные зависимости y от X :

$$(4) \quad (X_r, y_r), \quad r = \overline{1, M},$$

где $X_r = (x_{r1}, x_{r2}, \dots, x_{rn})$ – входной вектор в r -й паре обучающей выборки и

$y_r \in [\underline{y}, \bar{y}]$ – соответствующий выход.

Задача обучения нечеткой модели Сугено по выборке (4) сводится к поиску вектора (P, B) , который обеспечивает [12, 13]:

$$(5) \quad \text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{M} \sum_{r=1, M} (y_r - F(P, B, X_r))^2} \rightarrow \min,$$

где P – вектор параметров функций принадлежности нечетких термов;

B – вектор коэффициентов в заключениях правил;

$F(P, B, X_r)$ – результат логического вывода для входного вектора X_r по нечеткой модели с параметрами (P, B) .

При обучении модели по критерию RMSE не исключается возможность больших отклонений теории от эксперимента в отдельных зонах факторного пространства. Для задач, где важно обеспечить как хорошее поведение модели в среднем, так и гарантированную точность в наихудшем случае, предлагается обучать нечеткую базу знаний по следующей постановке:

$$(6) \quad \begin{cases} \text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{M} \sum_{r=1, M} (y_r - F(P, B, X_r))^2} \rightarrow \min, \\ \text{MaxErr} = \max |y_r - F(P, B, X_r)| \leq \Delta_{\max}, \end{cases}$$

где Δ_{\max} – максимально допустимая абсолютная невязка.

Задачи (5) и (6) представляют собой задачи оптимизации, которые можно решить типовыми методами математического программирования.

6. Нечеткая модель безошибочности набора текста оператором компьютера

В [1, 2] приведены регрессионные модели зависимости вероятности p_1 правильного ввода символа при наборе оператором текста программы от двух

факторов: x_1 – резерв времени набора одного символа и x_2 – продолжительность работы. Для оператора средней квалификации регрессионная модель имеет следующий вид:

$$(7) \quad p_1 = (0,9975 - 0,495e^{-0,35x_1}) \cdot e^{-0,0009(x_2 - 2,11)^2}.$$

Рассматривая (7) как эталонную зависимость, построим на ее основе аналогичную нечеткую модель типа Сугено. Ниже предлагается нечеткая модель, которая «склеена» из трех линейных законов $p_1 = b_0 + b_1x_1 + b_2x_2$ с тремя наборами коэффициентов. Их значения зависят от продолжительности работы оператора x_2 . Первое правило базы знаний моделирует безошибочность работы оператора на этапе приработки, второе правило – на этапе нормальной работы и третье правило – на этапе утомления. Обучающую выборку сформируем из 20 пар “входы – выход”, а тестовую – из 1000 (рис. 1). В этих выборках значения входов генерировались случайно из диапазонов $[0, 3]$ с – для x_1 и $[0, 8]$ ч – для x_2 , а вероятность p_1 рассчитывалась по (7).

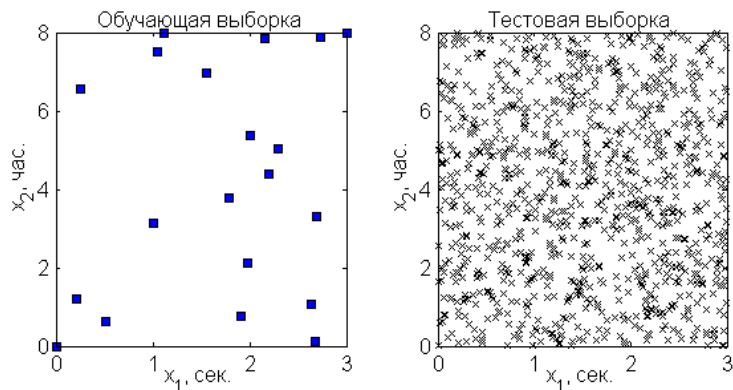


Рис. 1. Распределения данных в выборках.

После обучения по критерию (5) получена следующая нечеткая база знаний:

если $x_2 = \text{«Начало»}$, то $p_1 = 0,9452 + 0,0106x_1 + 0,0052x_2$;

если $x_2 = \text{«Середина»}$, то $p_1 = 0,953 + 0,0096x_1 + 0,001x_2$;

если $x_2 = \text{«Конец»}$, то $p_1 = 0,9718 + 0,085x_1 - 0,0062x_2$.

В первом правиле положительный коэффициент при x_2 указывает на уменьшение ошибок при вработываемости оператора, а отрицательное значение коэффициента в третьем правиле описывает рост ошибок от утомления. Малое значение этого коэффициента во втором правиле означает, что на этапе нормальной работы безошибочность практически не зависит от времени. Оптимизированные функции принадлежности приведены на рис. 2. Сравнение настроенной нечеткой модели с эталонной зависимостью (7) свидетельствует о практическом совпадении результатов (рис. 3).

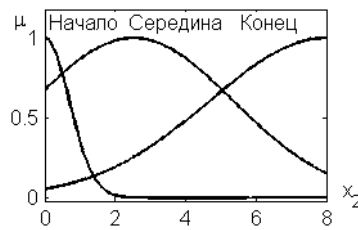


Рис. 2. Функции принадлежности после обучения нечеткой модели по постановке (5).

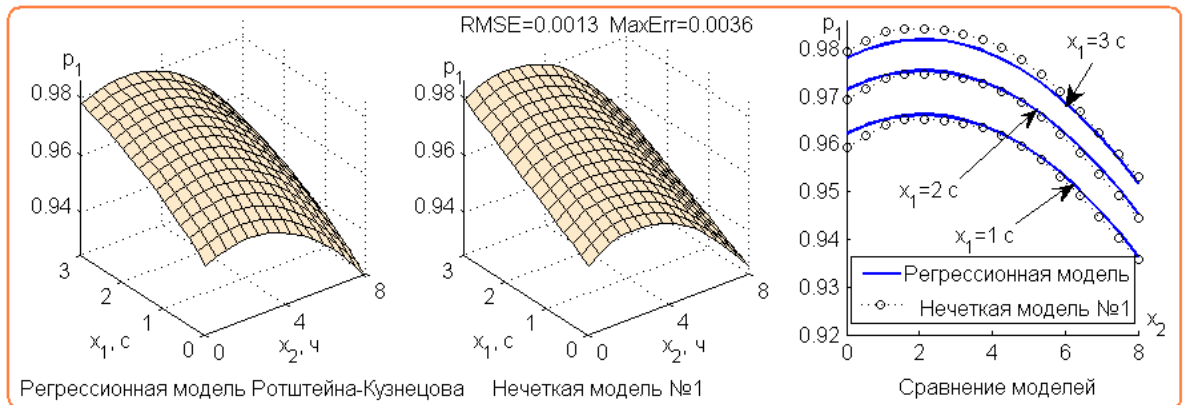


Рис. 3. Сравнение эталонной (регрессионной) и нечеткой моделей.

Настраивая по (6) при пороговом значении $\Delta_{\max}=0,002$, получаем нечеткую модель, изображенную на рис. 4. По критерию RMSE нечеткие модели практически одинаковые. Однако по критерию MaxErr новая модель лучше. Обратим внимание, что из-за дополнительного ограничения оптимизация по постановке (6), как правило, продолжительнее.

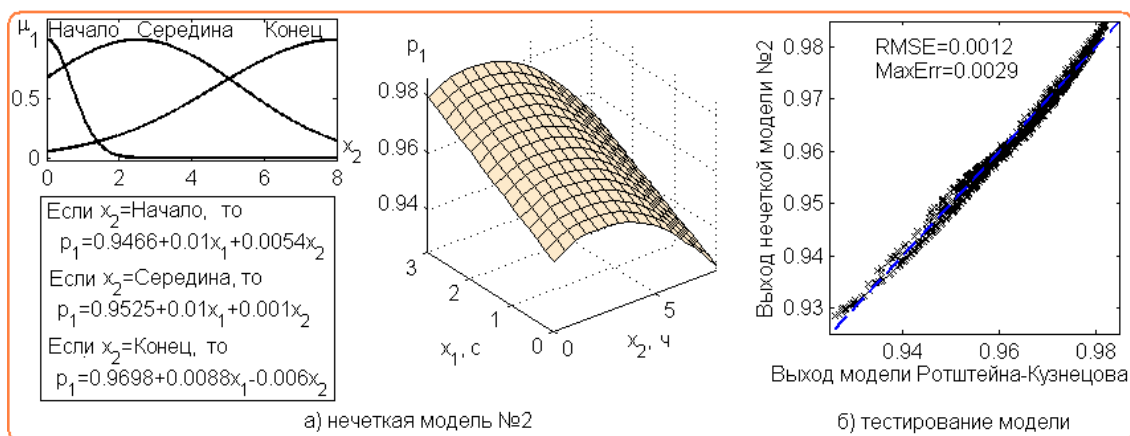


Рис. 4. Нечеткая модель после обучения по постановке (б).

7. Нечеткая модель обнаружения зрительного сигнала оператором

Разрабатывается нечеткая модель зависимости вероятности p_1 правильного обнаружения зрительного сигнала оператором от следующих параметров рабочего места: x_1 – тип индикации; x_2 – диаметр сигнальной лампы; x_3 – количество ламп в группе. Экспериментальные данные этой зависимости сведены в табл. 1. По этим данным построим нечеткую модель Сугено нулевого порядка, т.е. с базой знаний (1) в которой все коэффициенты в заключениях правил равны нулю за исключением свободных членов $b_{ji} = 0, i = \overline{1, n}, j = \overline{1, m}$.

При разработке модели этой зависимости будем использовать усредненные данные табл. 1. Кроме того, лингвистическим оценкам “непрерывная” и “мигающая” поставим в соответствие числовые значения 0 и 10. Данные с порядковыми номерами 2, 5, 7, 12, 13, 15, 19 и 21 включим в тестовую выборку, а остальные – в обучающую.

Таблица 1. Экспериментальные данные [14]

№	x_1	x_2	x_3	p_1
1	непрерывная	<6	1–2	0.9993
2	непрерывная	<6	3–4	0.998
3	непрерывная	<6	5–7	0.9957
4	непрерывная	<6	8–10	0.9951
5	непрерывная	6–12	1–2	0.9994
6	непрерывная	6–12	3–4	0.9981
7	непрерывная	6–12	5–7	0.9958
8	непрерывная	6–12	8–10	0.9952
9	непрерывная	12–25	1–2	0.9995
10	непрерывная	12–25	3–4	0.9982
11	непрерывная	12–25	5–7	0.9959
12	непрерывная	12–25	8–10	0.9953
13	мигающая	<6	1–2	0.9991
14	мигающая	<6	3–4	0.9978
15	мигающая	<6	5–7	0.9945
16	мигающая	<6	8–10	0.9939
17	мигающая	6–12	1–2	0.9992
18	мигающая	6–12	3–4	0.9979
19	мигающая	6–12	5–7	0.9946
20	мигающая	6–12	8–10	0.9940
21	мигающая	12–25	1–2	0.9993
22	мигающая	12–25	3–4	0.9980
23	мигающая	12–25	5–7	0.9947
24	мигающая	12–25	8–10	0.9941

По 4-й, 9-й, 16-й и 21-й строчкам табл. 1 сформируем нечеткую базу знаний (табл. 2). Значения заключения правил после обучения нечеткой модели показаны в последнем столбце табл. 2. Графики оптимальных функций принадлежности приведены на рис. 5. Результаты тестирования нечеткой модели показаны на рис. 6. Для сравнения использовались линейная:

$$p_1 = 1,00059 - 0,00005 x_1 - 0,00002 x_2 - 0,00066 x_3$$

и квадратичная:

$$p_1 = 1,00079 + 0,00013 x_2 - 0,00108 x_3 - 0,00001(x_1^2 + x_2^2) + 0,00004 x_3^2$$

регрессионные модели, которые получены из тех же данных. Видно, что синтезированная нечеткая модель точнее регрессионных как по RMSE, так и по MaxErr. Подчеркнем, что полученная нечеткая модель обладает высокой точностью и прозрачностью.

Таблица 2. Нечеткая база знаний

ЕСЛИ			ТО	
x_1	x_2	x_3	P_1 (до настройки)	P_1 (после настройки)
Непрерывная	Малый	Много	0,9951	0,9954
Непрерывная	Большой	Мало	0,9995	1
Мигающая	Малый	Много	0,9939	0,9936
Мигающая	Большой	Мало	0,9993	0,9997

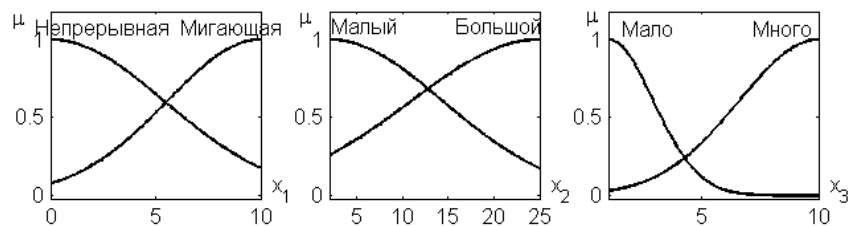


Рис. 5. Функции принадлежности после обучения.

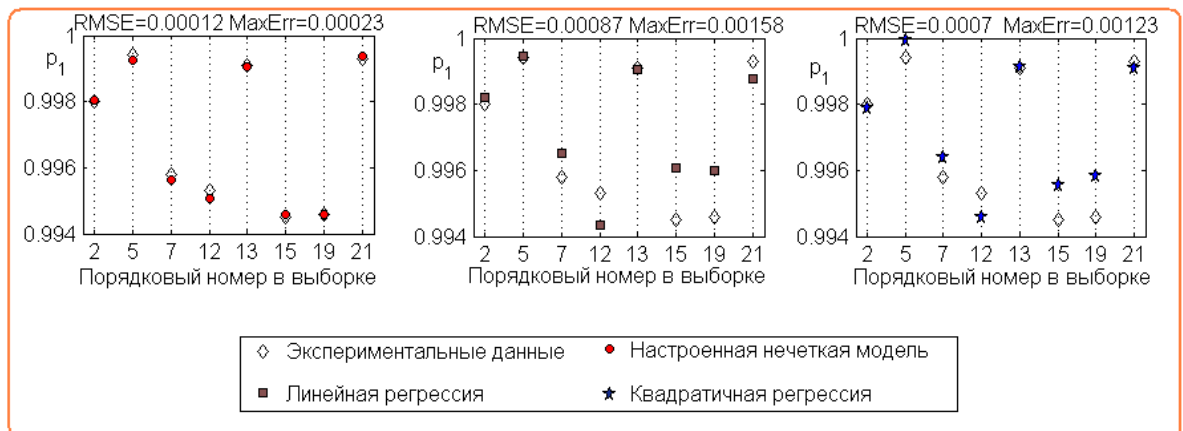


Рис. 6. Проверка моделей на тестовой выборке.

8. Заключение

В статье предложено использовать нечеткие базы знаний типа Сугено для моделирования многофакторных зависимостей надежности человека-оператора. Приведены 2 примера, подтверждающие возможность построения моделей надежности с такой базой знаний. Первым примером продемонстрировано, что нечеткой базой знаний Сугено можно с высокой точностью аппроксимировать двухфакторные регрессионные модели безошибочности ввода текста оператором. Вторым примером показано, что, настраивая нечеткую модель, можно восстановить из экспериментальных данных трехфакторную зависимость безошибочности обнаружения оператором зрительного сигнала. При этом точность идентификации значительно выше, чем при регрессионном анализе данных.

Предложенный подход позволяет объединить в моделях операторской деятельности экспертные знания и аналитические зависимости параметрической теории надежности. При этом экспертная составляющая обеспечивает содержательную интерпретацию модели, а аналитические зависимости «входы – выход» делают ее компактной.

Список литературы

1. Ротштейн А.П., Кузнецов П.Д. Проектирование бездефектных человеко-машинных технологий. К.: Техніка, 1992.
2. Кузнецов П.Д., Ротштейн А.П. Аналитико-экспериментальные оценки безошибочности и быстродействия оператора дисплея // Управляющие системы и машины. 1984. №6. С. 35-39.
3. Информационно-управляющие человеко-машинные системы. Исследование, проектирование, управление. Справочник. Под общ. ред. А. И. Губинского, В. Г. Евграфова. М.: Машиностроение, 1994.
4. Зараковский Г.М., Павлов В.В. Закономерности функционирования эргатических систем. М.: Радио и связь, 1987.
5. Зараковский Г.М., Королев Б.А., Медведев В.И., Шлаен П.Я. Введение в эргономику / Под ред. Зинченко В.П. М.: Советское радио, 1974.
6. Мунипов В.М., Зинченко В.П. Эргономика. М.: Логос, 2001.

7. Основы инженерной психологии. Учеб. для техн. вузов / Б.А. Душков, Б.Ф. Ломов, В.Ф. Рубахин. Под ред. Б.Ф. Ломова. М.: Высш. шк., 1986.
8. Венда В.Ф. Инженерная психология и синтез систем отображения информации. М.: Машиностроение, 1982.
9. Бодров В.А., Орлов В.Я. Психология и надежность: человек в системах управления техникой. М.: РАН. Ин-т психологии, 1998.
10. Заде Л. Основы нового подхода к анализу сложных систем и процессов принятия решений. В кн. «Математика сегодня». Пер. с англ. М.: Знание. 1974. – С. 5-49
11. Ротштейн А.П. Интеллектуальные технологии идентификации: нечеткая логика, генетические алгоритмы, нейронные сети. Винница: УНІВЕРСУМ–Вінниця, 1999.
12. Takagi T., Sugeno M. Fuzzy Identification of Systems and Its Applications to Modeling and Control // IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics. 1985. V. 15. No 1. P. 116-132.
13. Jang J.-S. R. ANFIS: Adaptive–Network–Based Fuzzy Inference System // IEEE Trans. Systems & Cybernetics. 1993. V. 23. P. 665–685.
14. Проектная оценка качества выполнения функций АСУ ГПС с учетом действий операторов АРМ: Методические рекомендации / НИИАП. – М.: ВНИИТЭМР, 1989.

Ротштейн Александр Петрович, профессор, доктор технических наук,
профессор кафедры менеджмента и организации производства,
Иерусалимский политехнический институт – Махон Лев,
ул. Хаваад Халеуми, 21,
Иерусалим, 91160, Израиль.

Штовба Сергей Дмитриевич, доцент, кандидат технических наук,
профессор кафедры компьютерных систем управления,
Винницкий национальный технический университет,
Хмельницкое шоссе, 95,
Винница, 21021, Украина
Тел.: (380-432)-598430, 598222
shtovba@ksu.vinnica.ua