

ИДЕНТИФИКАЦИЯ ОБЪЕКТОВ УПРАВЛЕНИЯ

Гализдра Владимир Иванович,

г. Химки, Московская область, Россия, v_galizdra@mail.ru

Аннотация. Рассмотрены приёмы визуального программирования задач идентификации многомерных объектов нечёткой логикой, выполнена двухэтапная идентификация нелинейного объекта, даны рекомендации улучшающие показатели идентификации.

Ключевые слова: визуальное программирование; идентификация объектов; нечёткая логика; показатели идентификации.

Сведения об авторе: Гализдра В.И., к.т.н., доцент, профессор кафедры высшей математики Академии гражданской защиты МЧС России

Одной из важнейших проблем расчёта систем автоматического управления является проблема идентификации (по входным и выходным параметрам определяется оператор системы) сложных, плохо обусловленных объектов, которая оставалась в стороне как не поддающиеся математическому описанию. В этих условиях наиболее целесообразно при построении моделей (оператора системы), учитывающих неполноту и неточность исходных данных, использовать технологию нечёткого моделирования.

В работе рассматривается метод двухэтапной идентификации нелинейных объектов с помощью нечётких баз знаний. На первом этапе выполняется структурная идентификация, представляющая собой формирование нечёткой базы знаний, которая грубо отражает нелинейную взаимосвязь «входы - выход», используя лингвистические правила <если - то>. Эти правила генерируются экспертом либо получаются в результате экстракции нечётких знаний из экспериментальных данных. На втором этапе происходит параметрическая идентификация исследуемого оператора системы путём нахождения таких настраиваемых параметров нечёткой базы знаний, которые минимизируют отклонение результатов нечёткого моделирования от экспериментальных данных.

Проектирование нечёткой модели осуществлялось в системе инженерных и научных расчётов MATLAB и в её составляющей среде визуальной технологии нечёткого моделирования Fuzzy Logic Toolbox по праву, являющейся наиболее распространённым пакетом, в котором реализован принцип визуального программирования [1, 2, 3].

Рассмотрим идентификацию многомерного объекта, заданного результатами наблюдений зависимости $y = f(x_1, x_2)$ (см. табл. 1).

На рис. 1 представлена типовая структура нечёткой модели Мамдани системы с двумя входами и одним выходом. На входы нечёткой модели поданы два чётких числовых значений x_1^* , x_2^* . Блок фаззификации вычисляет их степени принадлежности входным нечётким множествам A_i , B_j . Для выполнения этой операции блок фаззификации должен иметь доступ к точно определённым функциям принадлежности $\mu_{A_i}(x_1)$, $\mu_{B_j}(x_2)$ входов. Вычисленные и представленные на выходе блока фаззификации степени принадлежности $\mu_{A_i}(x_1^*)$, $\mu_{B_j}(x_2^*)$ дают информацию о том, в какой степени числовые значения x_1^* , x_2^* принадлежат конкретным нечётким множествам, т.е. насколько эти величины являются малыми (A_1, B_1) или большими (A_2, B_2), например. Блок вывода на входе получает степени принадлежности $\mu_{A_i}(x_1^*)$, $\mu_{B_j}(x_2^*)$ и на выходе вычисляет результирующую функцию принадлежности выходного значения модели. Данная функция обычно имеет сложную форму и определяется посредством вывода, который может быть осуществлён множеством способов. Для выполнения вычислений блок вывода должен включать в себя следующие строго определённые элементы:

Таблица 1

Исходные данные

№ п/п	x_1	x_2	y	№ п/п	x_1	x_2	y
1	-6,5	-4,0	40,51	11	0,5	1,6	0,14
2	-6,3	-1,0	-36,09	12	-4,5	1,0	0,00
3	-4,0	1,5	7,67	13	-7,0	1,1	4,90
4	2,9	-4,3	7,00	14	-6,0	0,5	-17,26
5	-5,0	0,0	-21,04	15	-5,0	-0,1	-22,28
6	-2,0	-3,0	3,02	16	-1,5	0,7	-0,66
7	3,0	-1,5	-5,39	17	-0,9	-4,0	0,78
8	2,9	1,0	0,00	18	-5,7	-4,4	25,11
9	-5,8	-1,8	-11,27	19	-5,2	-1,6	-13,94
10	-5,0	-1,0	-22,73	20	-6,5	-4,0	40,51

$x_1 \in [-7; 3]$, $x_2 \in [-4,4; 1,7]$ – область определения; $y \in [-50; 50]$ - область значений.

- база правил,
- механизм вывода,
- функции принадлежности выходного параметра y .

База правил содержит логические правила, которые задают имеющие место в системе причинно-следственные отношения между нечёткими значениями её входных и выходных величин. База правил может, например, иметь вид:

R_1 : если ($x_1 = A_1$) и ($x_2 = B_1$) то ($y = C_1$),

R_2 : если ($x_1 = A_1$) и ($x_2 = B_2$) то ($y = C_2$),

R_3 : если ($x_1 = A_2$) и ($x_2 = B_1$) то ($y = C_2$),

R_4 : если ($x_1 = A_2$) и ($x_2 = B_2$) то ($y = C_3$).

Решение возложенной на блок вывода задачи, связанной с определением результирующей функции принадлежности $\mu_{res}(y)$, обеспечивается механизмом вывода, который состоит из следующих элементов:

- элемент, вычисляющий степень выполнения каждого правила R_i в отдельности – агрегация условий правил с использованием оператора (PROD) логического произведения нечётких множеств для пересечения множеств (И)

$$\mu_R(x_1^*, x_2^*) = \mu_{A_i \cap B_j}(x_1^*, x_2^*) = \mu_{A_i}(x_1^*, x_2^*) \cdot \mu_{B_j}(x_1^*, x_2^*)$$

и оператора (MAX) для объединения множеств (ИЛИ)

$$\mu_R(x_1^*, x_2^*) = \mu_{A_i \cup B_j}(x_1^*, x_2^*) = \text{MAX}(\mu_{A_i}(x_1^*, x_2^*), \mu_{B_j}(x_1^*, x_2^*)),$$

- элемент, вычисляющий активизированные функции принадлежности заключений каждого правила R_i , - определение активизированных функций принадлежности заключений правил с использованием оператора импликации Мамдани:

$$\mu_R(x_1^*, x_2^*) = \text{MIN}(\mu_{A_i}(x_1^*, x_2^*), \mu_{B_j}(x_1^*, x_2^*)),$$

- элемент, вычисляющий результирующую функцию принадлежности $\mu_{res}(y)$ выходного значения на основе активизированных заключений отдельных правил - определение результирующей функции принадлежности $\mu_{res}(y)$ выходного значения (аккумуляция) с использованием оператора (MAX).

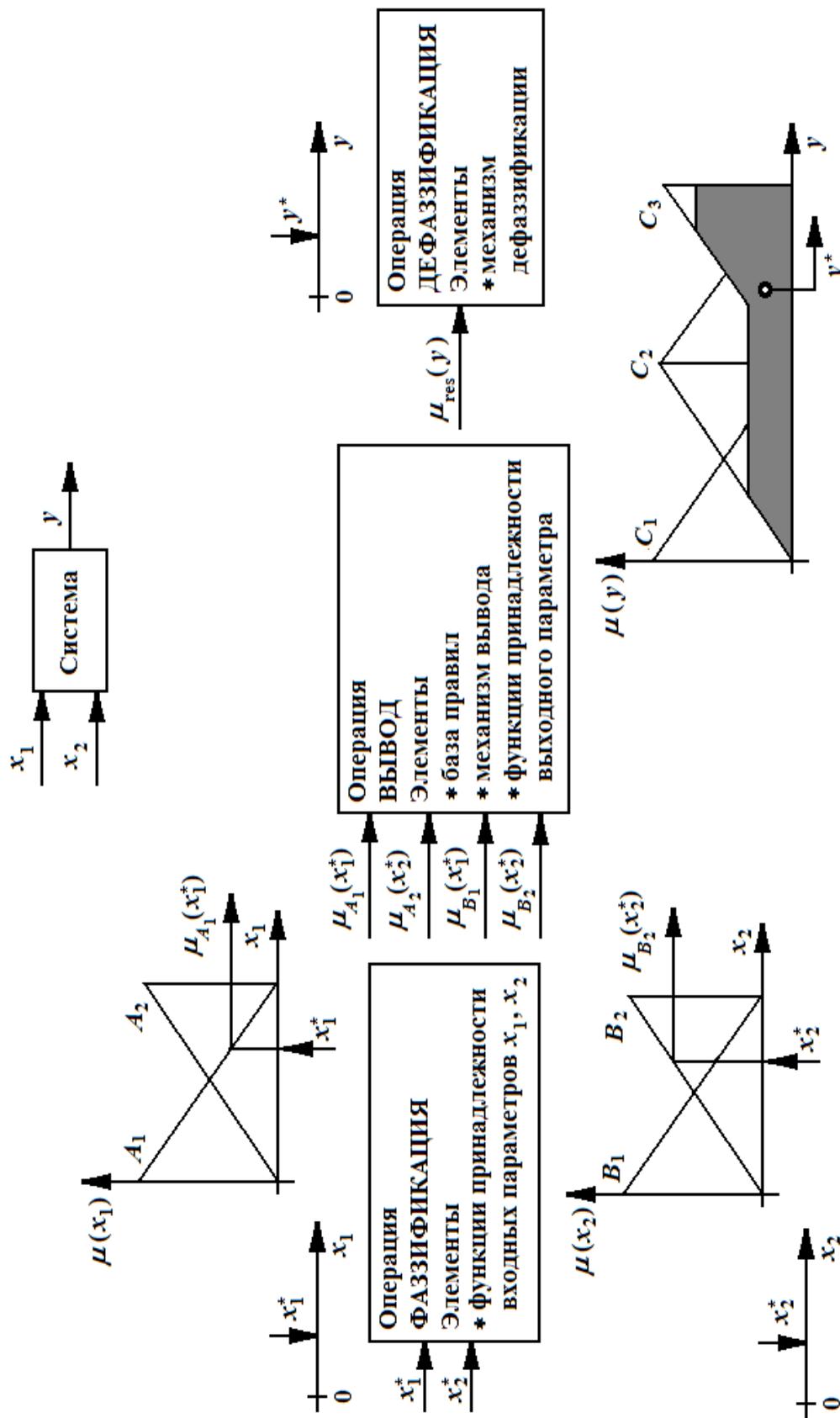


Рис. 1. Структура нечёткой модели типа Мамдани с двумя входами и одним выходом

Блок дефаззификации на основе результирующей функции принадлежности $\mu_{\text{res}}(y)$ вычисляет чёткое числовое значение y^* выходного параметра, являющегося результатом для входных числовых значений x_1^*, x_2^* . Данная операция выполняется посредством механизма дефаззификации, который определяет метод вычисления. Примерами механизма дефаззификации могут служить: центроидный метод, наименьший максимум, наибольший максимум, средний максимум, бисекторный метод.

Итак, для проведения идентификации объекта, необходимо задать входные и выходные лингвистические переменные, принимающие значения из множества слов или словосочетаний некоторого естественного языка. Очевидно, в качестве входных лингвистических переменных следует использовать вектор аргументов $x_k, k = 1, 2$, а в качестве выходной – значения функции y . Множество значений лингвистических переменных определяется терм-множеством:

$$T = \{\text{"Низкий"}, \text{"Ниже среднего"}, \text{"Средний"}, \text{"Выше среднего"}, \text{"Высокий"}\},$$

или в символическом виде $T = \{N, NS, S, VS, V\}$. Тогда лингвистическую переменную y можно задать так:

- универсальное множество: $U = [-50, 50]$;

- терм-множество: $T = \{N, NS, S, VS, V\}$ с функциями принадлежностями:

$$\begin{aligned} \mu_{N^n}(x) &= e^{-\frac{(x+50)^2}{2(10.62)^2}}, \mu_{NS^n}(x) = e^{-\frac{(x+25)^2}{2(10.62)^2}}, \mu_{S^n}(x) = e^{-\frac{x^2}{2(10.62)^2}}, \\ \mu_{VS^n}(x) &= e^{-\frac{(x-25)^2}{2(10.62)^2}}, \mu_{V^n}(x) = e^{-\frac{(x-50)^2}{2(10.62)^2}}, x \in U; \end{aligned}$$

- синтаксические правила, порождающие новые термы с использованием квантификаторов «не», «очень» и «более-менее»;

- семантические правила, заданные табл. 2.

Таблица 2

Правила модификации функций принадлежности

Квантификатор	Функция принадлежности
Не y	$1 - \mu_y(x)$ - дополнение
Очень y	$(\mu_y(x))^2$ - концентрирование (уплотнение)
Более-менее	$\sqrt{\mu_y(x)}$ - растяжение

Лингвистическая переменная x_1 :

- универсальное множество: $U = [-7, 3]$;

- терм-множество: $T = \{N, S, V\}$ с функциями принадлежностями:

$$f(x, a, b, c) = \max\left(\min\left(\frac{x-a}{b-a}, \frac{c-x}{c-b}\right), 0\right),$$

$$\mu_{N^n}(x, -11, -7, -3), \mu_{S^n}(x, -6, -2, 2), \mu_{V^n}(x, -1, 3, 6).$$

Лингвистическая переменная x_2 :

- универсальное множество: $U = [-4.4, 1.7]$;

- терм-множество: $T = \{N, S, V\}$ с функциями принадлежностями:

$$f(x, a, b, c) = \max\left(\min\left(\frac{x-a}{b-a}, \frac{c-x}{c-b}\right), 0\right),$$

$$\mu_{N^n}(x, -6.84, -4.4, -1.36), \mu_{S^n}(x, -3.79, -1.35, 1.08), \mu_{V^n}(x, -1.46, 1.69, 3.53).$$

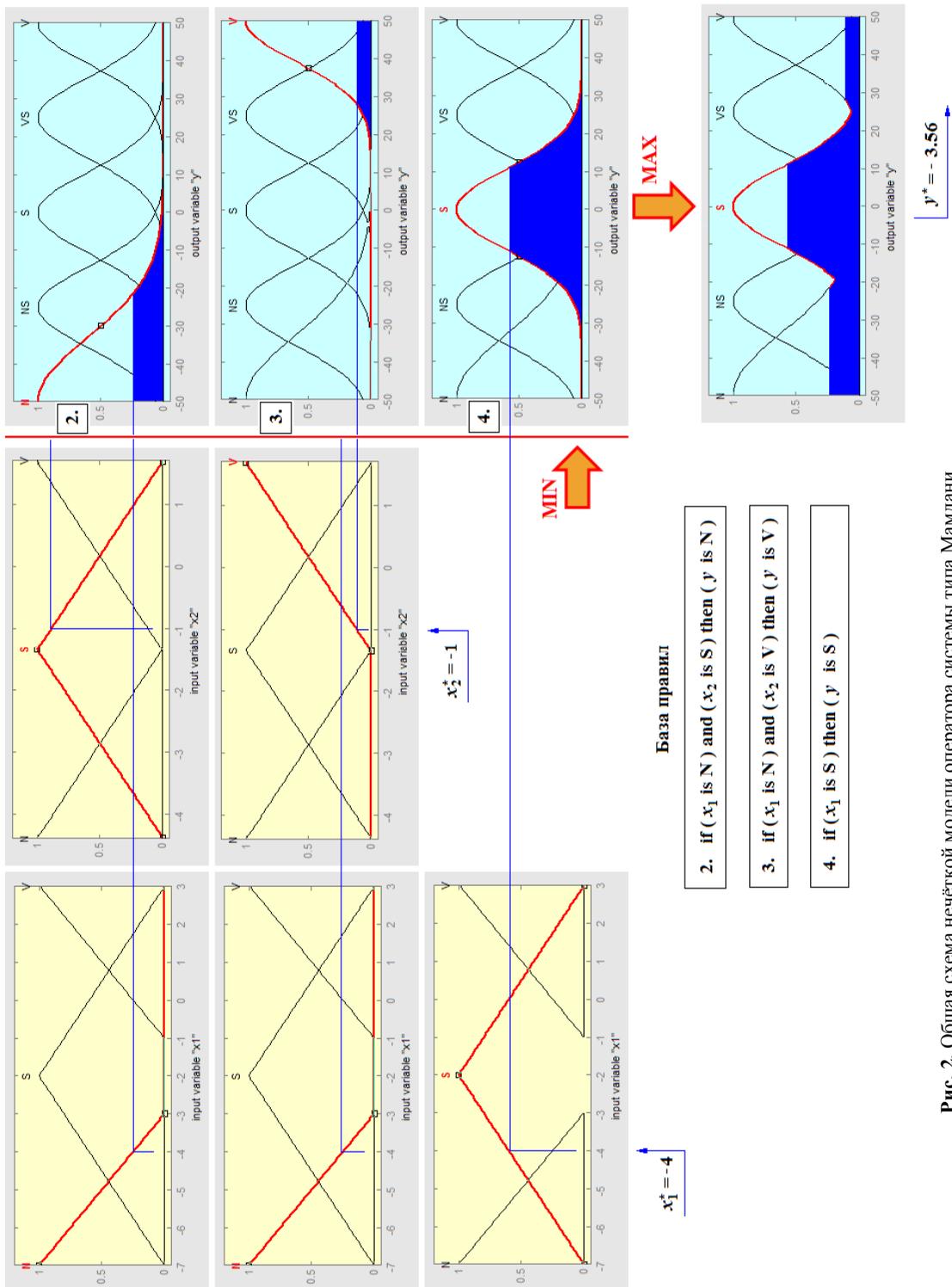


Рис. 2. Общая схема нечёткой модели оператора системы типа Мамдани

База правил

- 2. if (x_1 is N) and (x_2 is S) then (y is N)
- 3. if (x_1 is N) and (x_2 is V) then (y is V)
- 4. if (x_1 is S) then (y is S)

Учитывая имеющиеся разбиения диапазона значений входных лингвистических переменных – аргументов $x_k, k = 1, 2$ и выходной лингвистической переменной – значения функции y – формулируются высказывания на естественном языке. Для составления лингвистического правила вида «если ... то ...» требуется в соответствии с грамматикой лингвистических переменных выбрать термы для табличных значений x_k, y . Если система имеет два и более входов, то используется логическая связка “и”:

1. If (x1 is N) and (x2 is N) then (y is V) ((1) – вес правила)
2. If (x1 is N) and (x2 is S) then (y is N) (1)
3. If (x1 is N) and (x2 is V) then (y is V) (1)
4. If (x1 is S) then (y is S) (1)
5. If (x1 is V) and (x2 is N) then (y is VS) (1)
6. If (x1 is V) and (x2 is S) then (y is NS) (1)
7. If (x1 is V) and (x2 is V) then (y is VS) (1)

Нечеткий логический вывод осуществляется по алгоритму Мамдани на основе предварительно сформулированной базы нечетких правил, который может быть описан следующим образом.

1. Нечёткость: находятся степени истинности для предпосылок каждого правила: $A_1(x_1^*), A_2(x_1^*), B_1(x_2^*), B_2(x_2^*), A_3(x_1^*)$.

2. Нечёткий вывод: находятся уровни «отсечения» для предпосылок каждого из правил с использованием операции \min : $\alpha_1 = A_1(x_1^*) \wedge B_1(x_2^*), \alpha_2 = A_2(x_1^*) \wedge B_2(x_2^*), \alpha_3 = A_3(x_1^*)$, где через « \wedge » обозначена операция логического минимума (\min), затем находятся усечённые функции принадлежности: $C'_1(y) = (\alpha_1 \wedge C_1(y)), C'_2(y) = (\alpha_2 \wedge C_2(y)), C'_3(y) = \alpha_3 \wedge C_3(y)$.

3. Композиция: с использованием операции \max (обозначаемой как « \vee ») произойдет объединение найденных усечённых функций, что приводит к получению итогового нечёткого подмножества для переменной выхода с функцией принадлежности

$$\mu_{\text{res}}(y) = (\alpha_1 \wedge C_1(y)) \vee (\alpha_2 \wedge C_2(y)) \vee (\alpha_3 \wedge C_3(y)).$$

4. Наконец, приведение к чёткости (для нахождения y^*) проводится, например, центроидным методом (центр тяжести для $\mu_{\text{res}}(y)$):

$$y^* = \frac{\int_{\Omega} y \mu_{\text{res}}(y) dy}{\int_{\Omega} \mu_{\text{res}}(y) dy}.$$

Алгоритм иллюстрируется на рис. 2.

На рис. 3. приведена поверхность (оператор системы «входы-выход»), соответствующая синтезированной нечёткой модели. Сравнивая полученную поверхность с экспериментальными данными, можно сделать вывод, что нечёткая модель отражает основные особенности идентифицированной зависимости. Однако тестирование модели показало, что результаты нечёткого моделирования достаточно грубы, среднеквадратическое отклонение между экспериментальными данными и результатами нечёткого моделирования составляет 12,8 [ед.], это свидетельствует о неоптимальном выборе параметров функций принадлежности. Для улучшения качества модели необходимо выполнить настройки нечётких баз знаний с применением, например, генетических алгоритмов оптимизации Genetic Algorithm Toolbox, активизируемые функцией $ga(\dots)$ или созданием гибридных сетей, которые в Fuzzy Logic Toolbox реализованы в форме адаптивных систем нейро-нечёткого вывода ANFIS [3, 4].

Согласно методу наименьших квадратов, настройка базы знаний Мамдани сводится к следующей задаче математического программирования: найти такой вектор (P, W) , чтобы

$$\sqrt{\frac{1}{M} \sum_{r=1, M} (y_r - F(P, W, X_r))^2} \rightarrow \min,$$

где $(X_r, y_r), r = \overline{1, M}$ – экспериментальные данные; P – вектор параметров функций принадлежности термов входных и выходной переменной; W – вектор весовых коэффициентов правил базы знаний;

$F(P, W, X_r)$ – результат вывода по нечёткой базе знаний Мамдани с параметрами (P, W) при значении входов X_r .

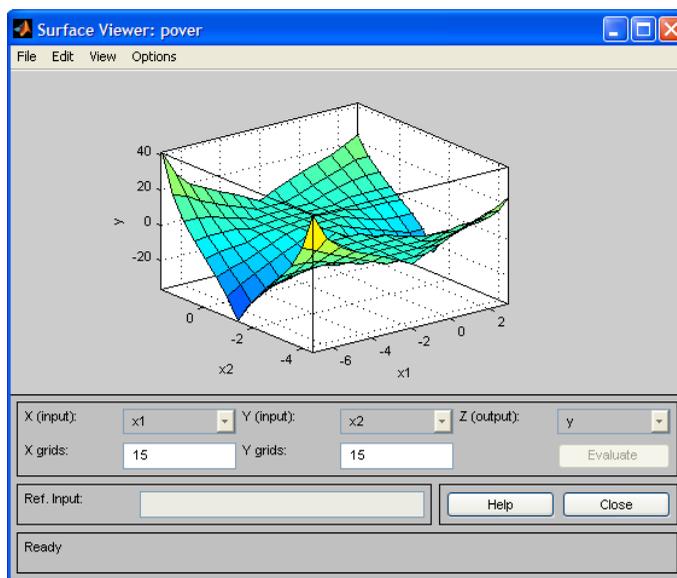


Рис. 3. Поверхность (оператор системы «входы-выход»)

В результате выполненной оптимизации – настройки десяти параметров нечёткой базы знаний:

- коэффициенты концентраций функций принадлежности термов «средний» входных переменных x_1, x_2 и термов «ниже среднего», «выше среднего» выходной переменной y ;
- координаты максимумов функций принадлежности термов «средний» входных переменных;
- координаты максимумов функций принадлежности «ниже среднего», «выше среднего» выходной переменной – с использованием генетического алгоритма оптимизации ошибка снизилась до значения 4,06 [ед.]. Поверхность (оператор системы «входы-выход») и функции принадлежности настроенной нечёткой модели показаны на рис. 4 и 5 соответственно. После настройки нечёткая модель хорошо отражает поведение идентифицированной зависимости $y = f(x_1, x_2)$.

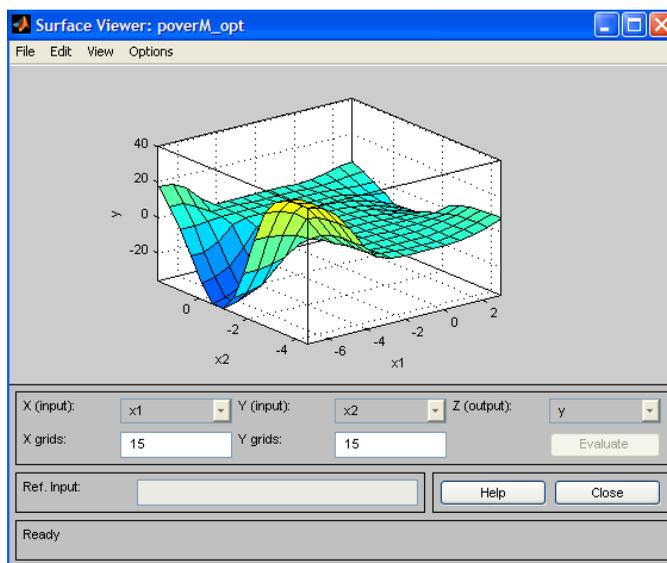


Рис.4. Поверхность (оператор системы «входы-выход») после оптимизации

Таким образом, в работе показано, что визуализация решений в среде визуального программирования делает процесс идентификации моделей предельно наглядным и относительно простым. Программный код прикладных пакетов MATLAB открыт, поэтому любой пользователь может не только просмотреть алгоритмы, но и модифицировать их под свои нужды.

В работе сформулированы рекомендации улучшающие показатели идентификации: подбор оптимального количества термов нечётких переменных, выбор начальных параметров функций принадлежности нечётких термов для исключения дублирования и несогласованности базы правил; использование генетических алгоритмов, являющихся аналогом случайного поиска, который ведётся одновременно из разных начальных точек, что сокращает время поиска оптимальных параметров нечёткой модели.

Идентификация нелинейных зависимостей нечёткой логикой при отсутствии полной информации для корректной формализации моделей сложных объектов является важной и актуальной задачей в технике, химической технологии, а также в эффективном управлении в условиях чрезвычайных ситуаций.

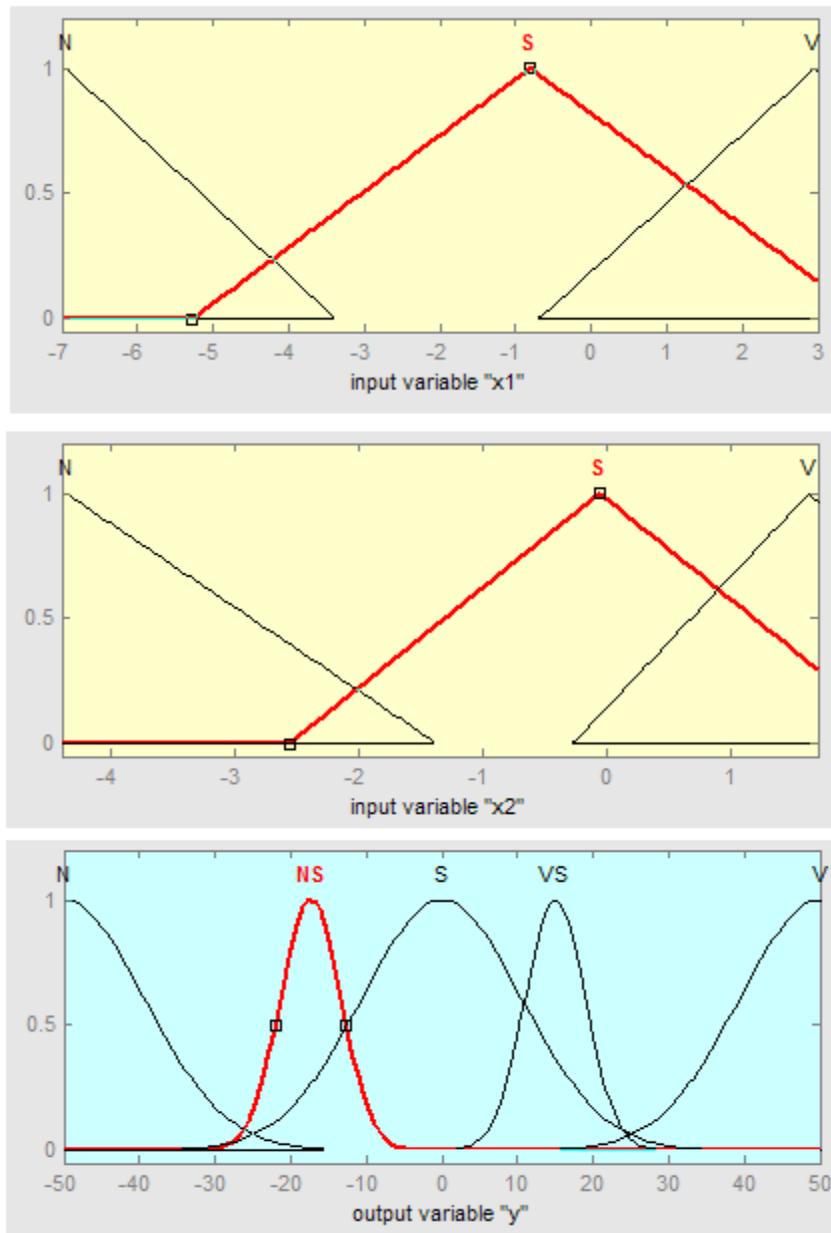


Рис. 5. Функции принадлежности после оптимизации

Литература

1. Дьяконов В.П., Круглов В.В. Математические пакеты расширения MATLAB. Специальный справочник. СПб.: Питер, 2001. 480 с.
 2. Леоненков А.В. Нечёткое моделирование в среде MATLAB и fuzzyTECH. БХВ-Петербург, 2005. 736 с.
 3. Штовба С.Д. Проектирование нечётких систем средствами MATLAB. М.: Горячая линия – Телеком, 2007. 288 с.
 4. Гализдра В.И., Бабаев Ш.Б. Нейронные сети и аппроксимация данных. // Научные и образовательные проблемы гражданской защиты. Химки, Изд-во АГЗ, 2011, №3, С. 35–43.
-

OBJECT IDENTIFICATION

Galizdra Vladimir Ivanovich,

Chimki, Moscow region, Russia, v_galizdra@mail.ru

Abstract. The paper discusses the techniques of visual programming tasks identification of multidimensional objects fuzzy logic, two-stage identification of nonlinear object is executed, recommendations for improving the performance of identification.

Keywords: visual programming; object identification; fuzzy logic.

References

1. Deaconov V.P., Kruglov V.V. Mathematical packages of the MATLAB expansion. Special reference book. SPb.: Peter, 2001. 480 p. (In Russian).
2. Leonenkov A.V. Indistinct modeling in the environment of MATLAB and fuzzyTECH. BHV-St. Petersburg, 2005. 736 p. (In Russian).
3. Shtoba C.D. Design of indistinct systems means of MATLAB. M.: Hot line - Telecom, 2007. 288 p. (In Russian).
4. Galizdra V.I., Babayev Sh.B. Neural networks and approximation of data.//Scientific and educational problems of civil protection. Chimki, Moscow region, publishing house of AGZ, 2011, No. 3. Pp. 35-43. (In Russian).

Information about authos:

Galizdra V.I., professor of department of the higher mathematics of Academy of civil protection of Emercom of Russia