

АЛГОРИТМЫ СИНТЕЗА ЭКСПЕРТНОЙ МАТРИЦЫ ИНФОРМАЦИОННО-АНАЛИТИЧЕСКИХ ИССЛЕДОВАНИЙ НА ОСНОВЕ ФАЗЗИЛОГИКИ

Предложен алгоритм заполнения ячеек экспертной матрицы комплексных информационно-аналитических исследований, построенный на основе теории нечётких множеств. В качестве инструмента обучения фаззимоделей предложено использовать нейронные сети (ANFIS) при этом было опробовано несколько известных алгоритмов с целью выбора наиболее эффективного в данном приложении. Приведен пример синтеза такой экспертной системы.

Ключевые слова: фаззилогика, матрица экспертных выводов, нечеткие множества, критерий, индуктивная процедура.

Введение

Применение в комплексных информационно-аналитических исследованиях (ИАИ) индуктивных принципов метода группового учета аргументов (МГУА) предполагает конструирование и использование специальных внешних критериев комплексного оценивания общего результата [1], который складывается из результатов более низкого порядка (назовем их «элементарными»). В данном случае общий результат удобно представлять в виде некоторой матрицы, элементы которой – оценки элементарных результатов. Поскольку в ИАИ такие оценки получают при помощи экспертов, то для их построения, по нашему мнению, достаточно адекватно и эффективно может быть использован аппарат нечетких множеств Л. Заде (аппарат фаззилогик) [2-7]. Действительно, этот аппарат оказывается особенно полезным в случаях, когда процессы и объекты системно-аналитических исследований являются слишком сложными для анализа с помощью общепринятых количественных методов или когда доступные источники информации интерпретируются качественно, неточно и/или неопределенно, а сама процедура анализа не поддается строгой математической трактовке. Кроме того, специальный развитый математический аппарат фаззилогик позволяет сконструировать адекватную реальному объекту модель и сделать выводы.

Экспертная матрица в КИАИ

Введем понятие «образа» результата ИАИ – $R(I_b)$, где I_b – определенный (начальный или сформированный с помощью информационного мониторинга [1]) информационный базис, на основе которого и синтезирован результат $R(I_b)$. Образ результата – это прямоугольная матрица $E = (e_{ij})$ размерностью $n \times m$, i -я строка которой, $i = 1, 2, \dots, m$, отображает один из беспрекословных видов требований к «наилучшему» (воздержимся от термина «идеальному») результату исследования с позиций экспертов и/или заказчика исследования (например, один из необходимых разделов будущего документа с определенными требованиями к его сути), а j -й столбец соответствует позиции j -го эксперта, $j = 1, 2, \dots, n$, где n – количество экспертов. Отметим, что эксперты допускают определенные отклонения будущего результата от «идеала», но при этом оценивают такие «несовершенства». Такая матрица формируется экспертным образом на стадии постановки информационно-аналитического проекта.

С позиций теории нечетких множеств каждая строка матрицы E может трактоваться как лингвистическая переменная, то есть терм A , а составляющие части этой строки – как элементы α_{ij} из множества возможных значений, $\alpha_{ij} \in A$. Например, в уже ставшем классическом примере [2], экспертная оценка ответа на вопрос очень ли горячая вода может иметь при $n = 10$ такую форму:

$$E = \left\{ \frac{0,0}{10}; \frac{0,0}{20}; \frac{0,0}{30}; \frac{0,1}{40}; \frac{0,2}{50}; \frac{0,5}{60}; \frac{0,8}{70}; \frac{0,9}{80}; \frac{1,0}{90}; \frac{1,0}{100} \right\}. \quad (1)$$

Здесь в знаменателе – температура воды ($^{\circ}\text{C}$), в числителе – количество положительных оценок в том смысле, что это действительно очень горячая вода. То есть последний и, возможно, предпоследний элементы действительно отвечают термину «кипяток», хотя для кого-то вода уже может казаться «очень горячей» и при 40°C .

Следовательно, экспертная матрица должна иметь вид:

$$E = \{e_{ij} / v_{ij}\}, \quad (2)$$

где: v_{ij} – все возможные значения оценок градаций экспертных выводов, в которых может находиться результат по i -му элементу (в нашем примере $\alpha = 10, \dots, 100$ °C).

Обратим внимание на очевидный факт, что для всех позитивных результатов исследования знаменатели всех элементов одной строки матрицы E будут одинаковыми и, таким образом, строка экспертных оценок из приведенного примера может иметь вид:

$$E = \{0,0; 0,0; 0,0; 0,1; 0,2; 0,5; 0,8; 0,9; 1,0; 1,0\}, \quad (3)$$

элементы которой являются ординатами функции принадлежности $g(x)$ [3] (x – входной сигнал), а экспертная матрица приобретет более простой вид:

$$E = (e_{ij}) = \begin{pmatrix} e_{11} & \dots & e_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ e_{m1} & \dots & e_{mn} \end{pmatrix}. \quad (4)$$

Процедуры создания экспертной матрицы на основе систем нечёткого вывода

Приведенный ниже алгоритм создания и практического использования нечёткой системы конструирования экспертной матрицы оценивания результатов ориентирован на расчёт одного значения e_{ij} обобщённой матрицы E в диапазоне значений $[0, 1]$.

Для практической реализации такой нечёткой системы нами рассматривался ряд известных алгоритмов [5-7]: Mamdani, Tsukamoto, Sugeno, Larsen, упрощённый алгоритм нечёткого вывода. Однако, с учётом существующих апробированных программных продуктов и того, что эксперты ИАИ при построении базы правил нечётких продукций будут выдавать числовые значения оценок, для построения соответствующей системы предварительно приняли возможность использования алгоритмов Sugeno или упрощённого алгоритма нечёткого вывода.

При упрощённом алгоритме правила нашей задачи будут задаваться в виде:

$$П_1 : \text{ЕСЛИ } x \in A_1 \text{ ТОГДА } z_1 = c_1,$$

.....

$$П_N : \text{ЕСЛИ } x \in A_N \text{ ТОГДА } z_N = c_N$$

где: x, z – соответственно входная и выходная переменные;

A – заданные терм-множества (заранее необходимо согласовать со всеми экспертами);

c_1 и c_2 – оценки экспертов (чёткие числа из диапазона $[0, 1]$);

N – количество правил (равно количеству экспертов умноженному на количество терм-множеств, однако, при равенстве оценок экспертов определённого параметра – оставляем одно правило).

Упрощенный алгоритм нечёткого вывода примет вид:

Первый этап – находятся степени истинности для предпосылок каждого правила.

2. Второй этап – находятся вспомогательные числа:

$$\begin{aligned} \alpha_1 &= A_1(x_0), \\ &\dots\dots\dots \\ \alpha_N &= A_N(x_0). \end{aligned} \tag{5}$$

3. Третий этап – находится чёткое значение оценки характеристики объекта исследования (процесса, явления):

$$z_0 = \frac{\sum_{i=1}^N \alpha_i c_i}{\sum_{i=1}^N \alpha_i}. \tag{6}$$

Правила при использовании алгоритма Sugeno примут вид:

$$\begin{aligned} П_1 : \text{ЕСЛИ } x \hat{=} A_1 \text{ ТОГДА } z_1 &= \alpha_1 x, \\ &\dots\dots\dots \\ П_N : \text{ЕСЛИ } x \hat{=} A_N \text{ ТОГДА } z_N &= \alpha_N x \end{aligned}$$

где: α_1, α_N – степени истинности для соответствующих правил.

Тогда алгоритм Sugeno для решения нашей задачи можно представить в виде следующей процедуры.

1. Первый этап – как в упрощенном алгоритме.

Второй этап – сначала, аналогично упрощённому алгоритму, вычисляются вспомогательные числа α , потом индивидуальные выходы правил:

$$\begin{aligned} z_1^* &= \alpha_1 X_0, \\ &\dots\dots\dots \\ z_N^* &= \alpha_N X_0. \end{aligned} \tag{7}$$

Третий этап – вычисление чёткого выхода:

$$z_0 = \frac{\alpha_1 z_1^* + \dots + \alpha_N z_N^*}{\alpha_1 + \dots + \alpha_N} . \tag{8}$$

Используя созданную нечёткую систему (упрощённый алгоритм или алгоритм Sugeno), можно получать окончательную оценку для одного элемента матрицы E .

Процедура создания экспертной матрицы на основе нечётких нейронных сетей

Однако одним из главных недостатков систем нечёткого вывода есть их неспособность самообучаться [2-5] и для их подстройки необходимо повторное привлечение экспертов при полной функциональной остановке. Для решения нашей задачи необходимой является способность к самоадаптации при изменении экспертных оценок или получении дополнительной порции информации.

Поэтому имеет смысл использовать аппарат нечётких нейронных сетей – нейронных сетей с чёткими сигналами, весами и активационной функцией, но из объединением их с использованием t -нормы, t -конормы или других операций [6].

При этом входы, выходы и веса нечёткой нейронной сети – действительные числа с необходимого нам диапазона [0, 1]. Интегриро-

ванный в прикладные программные продукты (например, MatLAB) алгоритм обучения нечёткой системы достаточно прост в использовании [6].

Основные расчётные формулы алгоритма настройки нечёткой системы с помощью нейронной сети представим на системе с двумя правилами (форма записи соответствует упрощённому алгоритму нечёткого вывода) [7]:

$$\begin{aligned} \Pi_1 : \text{ЕСЛИ } x \hat{=} A_1, \text{ ТОГДА } y = z_1, \\ \Pi_2 : \text{ЕСЛИ } x \hat{=} A_2, \text{ ТОГДА } y = z_2. \end{aligned}$$

Примем, что нечёткие понятия A_1 и A_2 имеют сигмоидные функции принадлежности:

$$A_1(x) = \frac{1}{1 + e^{b_1(x-a_1)}}, \quad A_2(x) = \frac{1}{1 + e^{b_2(x-a_2)}}, \quad (9)$$

которые характеризуются коэффициентами a_1, a_2, b_1, b_2 .

Тогда степени истинности правил определяются соотношениями:

$$\alpha_1 = A_1(x) = \frac{1}{1 + e^{b_1(x-a_1)}}, \quad \alpha_2 = A_2(x) = \frac{1}{1 + e^{b_2(x-a_2)}}, \quad (10)$$

и выход системы:

$$o = \frac{\alpha_1 z_1 + \alpha_2 z_2}{\alpha_1 + \alpha_2} = \frac{A_1(x) z_1 + A_2(x) z_2}{A_1(x) + A_2(x)}. \quad (11)$$

Функция ошибки в общем виде имеет вид:

$$\Delta_k = \Delta_k(a_1, b_1, a_2, b_2, z_1, z_2) = \frac{1}{2} (o^k(a_1, b_1, a_2, b_2, z_1, z_2) - y^k)^2. \quad (12)$$

где: $k = 1, \dots, N$.

Используя подходы алгоритма обратного распространения ошибки [7], получим требуемые корректировочные формулы для частичных выводов:

$$z_1 := z_1 - \eta \frac{\partial E_k}{\partial z_1} = z_1 - \eta (o^k - y^k) \frac{\alpha_1}{\alpha_1 + \alpha_2} = z_1 - \eta (o^k - y^k) \frac{A_1(x^k)}{A_1(x^k) + A_2(x^k)}, \quad (13)$$

$$z_2 := z_2 - \eta \frac{\|E_k\|}{\|z_2\|} = z_2 - \eta (o^k - y^k) \frac{\alpha_2}{\alpha_1 + \alpha_2} = z_2 - \eta (o^k - y^k) \frac{A_2(x^k)}{A_1(x^k) + A_2(x^k)}, \quad (14)$$

где η – константа скорости обучения.

Результатом работы программной реализации ANFIS (adaptive neuro-fuzzy inference system) в системе MatLAB, будет построение обученной на экспертных оценках нечёткой системы вывода информации (алгоритм Sugeno).

Пример

Демонстрацию синтеза такой системы приведём на примере экспертной ANFIS-системы определения выходной концентрации взвесей в воде после электрокоагулятора при очистке сточных вод птицефабрики [8]. Подобные задачи часто встречаются в комплексных информационно-аналитических исследованиях оценки возможных отдаленных последствий влияния агропромышленных перерабатывающих комплексов на окружающую среду и здоровье человека. В наших терминах результат такого исследования будет носить «элементарный» (частный) характер, т.е. входить в системную экспертную матрицу как элемент. Но наша задача – на этом частном примере убедиться в эффективности предложенной выше процедуры.

Задача экспертной системы – рассчитать значения концентрации взвешенных в воде частиц (С, мг/л) при возможных комбинациях выбранных технологических параметров в установленных диапазонах их значений: плотность тока на электродах (i) – 0,1-1,2 А/дм²; рН подающейся на очистку воды – 3-7; скорость потока в междуэлектродном пространстве (V) – 2-6 м/час; концентрация взвешенных частиц в воде подающейся на очистку (С) – 0,5-7 г/л. Технологические параметры и диапазоны их изменения выбирались исходя из рекомендаций экспертов (технолог, главный энергетик, главный механик, инженер с контрольно-измерительных приборов и автоматизации). Статистические данные были получены экспериментальным путём [9].

Экспериментальные данные электрокоагуляционной очистки сточных вод птицефабрики: А – учебные, В – контрольные, С – проверочные

| i, А/дм.кв | pH | V, м ³ /час | C, г/л | C, мг/л |
|------------|-----|------------------------|--------|---------|
| 0,2 | 7 | 2 | 1,75 | 12,12 |
| 0,3 | 6,9 | 2,1 | 3 | 27,52 |
| 0,4 | 6,8 | 2,2 | 1,74 | 12,59 |
| 0,5 | 6,7 | 2,3 | 2 | 15,81 |
| 0,6 | 6,6 | 2,4 | 1,73 | 13,06 |
| 0,7 | 6,5 | 2,5 | 1,78 | 13,91 |
| 0,8 | 6,4 | 2,6 | 1,72 | 13,53 |
| 0,9 | 6,3 | 2,7 | 1,79 | 14,69 |
| 1 | 6,2 | 2,8 | 1,71 | 14,08 |
| 1,1 | 6,1 | 2,9 | 1,8 | 15,39 |
| 1,2 | 6 | 3 | 1,7 | 14,55 |
| 1,2 | 5,9 | 3,1 | 1,81 | 16,16 |
| 1,1 | 5,8 | 3,2 | 1,69 | 15,20 |
| 1 | 5,7 | 3,3 | 1,82 | 17,08 |
| 0,9 | 5,6 | 3,4 | 1,68 | 15,90 |
| 0,8 | 5,5 | 3,5 | 1,83 | 18,00 |
| 0,7 | 5,6 | 3,6 | 2 | 20,32 |
| 0,6 | 5,4 | 3,7 | 1,84 | 18,88 |
| 0,1 | 5,3 | 3,8 | 3 | 33,73 |
| 0,2 | 5,2 | 3,9 | 1,85 | 19,86 |

А)

| i, А/дм.кв | pH | V, м ³ /час | C, г/л | C, мг/л |
|------------|-----|------------------------|--------|---------|
| 0,2 | 3,1 | 2,1 | 0,6 | 6,45 |
| 0,3 | 3,2 | 2,2 | 0,7 | 7,11 |
| 0,4 | 3,3 | 2,3 | 0,8 | 7,82 |
| 0,5 | 3,4 | 2,4 | 0,9 | 8,59 |
| 0,6 | 3,5 | 2,5 | 1 | 9,41 |
| 0,7 | 3,6 | 2,6 | 1,1 | 10,29 |
| 0,8 | 3,7 | 2,7 | 1,2 | 11,22 |
| 0,9 | 3,8 | 2,8 | 1,3 | 12,21 |
| 1 | 3,9 | 2,9 | 1,4 | 13,25 |
| 1,1 | 4 | 3 | 1,5 | 14,34 |
| 1,2 | 4,1 | 3,1 | 1,6 | 15,49 |
| 1,2 | 7 | 6 | 2,9 | 42,84 |
| 1,1 | 6,9 | 5,9 | 2,9 | 42,37 |
| 1 | 6,7 | 5,8 | 2,8 | 40,25 |
| 0,9 | 6,8 | 5,7 | 2,7 | 38,24 |
| 0,8 | 6,7 | 5,6 | 2,6 | 36,25 |
| 0,7 | 6,6 | 5,5 | 2,5 | 34,30 |
| 0,6 | 6,5 | 5,4 | 2,4 | 32,42 |
| 0,5 | 6,4 | 5,3 | 2,3 | 30,59 |
| 0,4 | 6,3 | 5,2 | 2,2 | 28,81 |

В)

| i, А/дм.кв | pH | V, м ³ /час | C, г/л | C, мг/л |
|------------|----|------------------------|--------|---------|
| 1,2 | 3 | 2 | 0,5 | 4,54 |
| 0,1 | 7 | 2 | 0,5 | 0,13 |
| 0,1 | 3 | 6 | 0,5 | 13,69 |
| 1,2 | 7 | 6 | 0,5 | 8,18 |
| 1,2 | 3 | 2 | 3 | 25,47 |
| 0,1 | 7 | 2 | 3 | 27,29 |
| 0,1 | 3 | 6 | 3 | 41,86 |
| 1,2 | 7 | 6 | 3 | 44,64 |
| 0,65 | 5 | 4 | 1,75 | 18,97 |
| 0,65 | 7 | 2 | 3 | 27,26 |
| 0,1 | 5 | 2 | 0,5 | 2,78 |
| 1,2 | 5 | 6 | 3 | 43,49 |
| 0,1 | 7 | 2 | 1,75 | 12,11 |
| 0,1 | 5 | 6 | 3 | 43,58 |
| 0,65 | 7 | 6 | 0,5 | 8,72 |
| 1,2 | 3 | 6 | 1,75 | 25,84 |
| 1,2 | 3 | 4 | 3 | 32,88 |
| 0,65 | 3 | 6 | 0,5 | 13,11 |
| 1 | 4 | 3 | 0,8 | 7,35 |
| 0,7 | 6 | 5 | 2 | 25,13 |

С)

Используя результаты исследований ANFIS-систем [7], нами было взято три блока по 20 наборов экспериментальных данных: учебный (Training data), контрольный (Testing data), проверочный (Checking data) (табл. 1). Проверочный блок даёт возможность убедиться в отсутствии “переобучения”. Такой же подход характерен и в МГУА.

При обучении в ANFIS-Editor (программная среда MatLAB) экспертной системы из учебной выборки данных (Training data) нами были выбраны настройки по умолчанию и определено “прогночных” 30 циклов (Epochs). В результате было получено технологически приемлемое среднеквадратическое отклонение – $3,9788e-005$ мг/л (рис. 1).

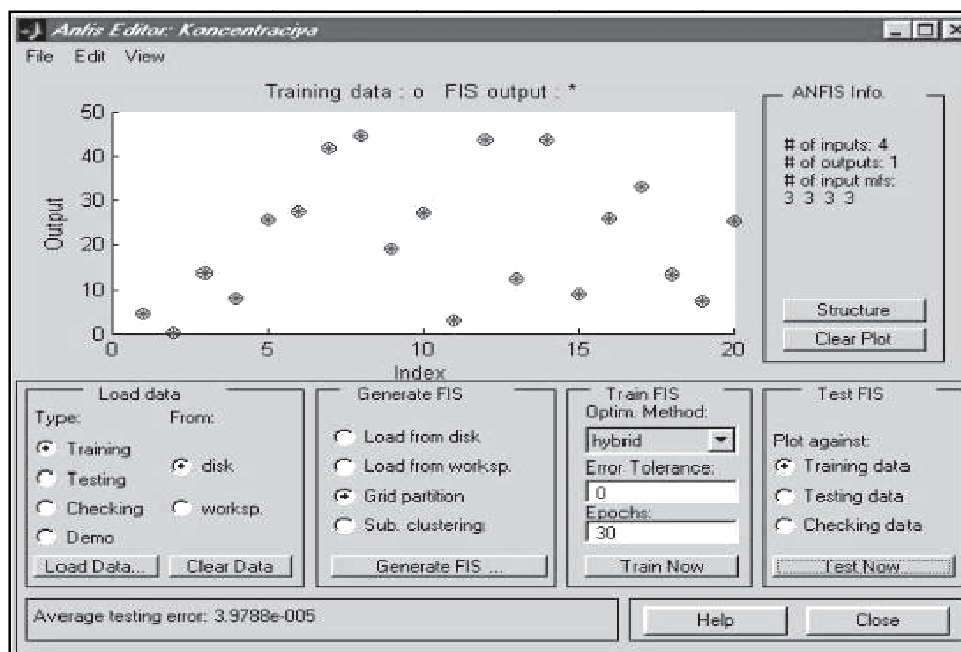


Рисунок 1 – Настройка ANFIS на учебных экспериментальных данных

Но после ввода значений контрольной выборки (Testing data) качество работы, полученное при использовании настроек по умолчанию, оказалось неудовлетворительным – среднеквадратическая ошибка составляла 12,6569 мг/л (рис. 2).

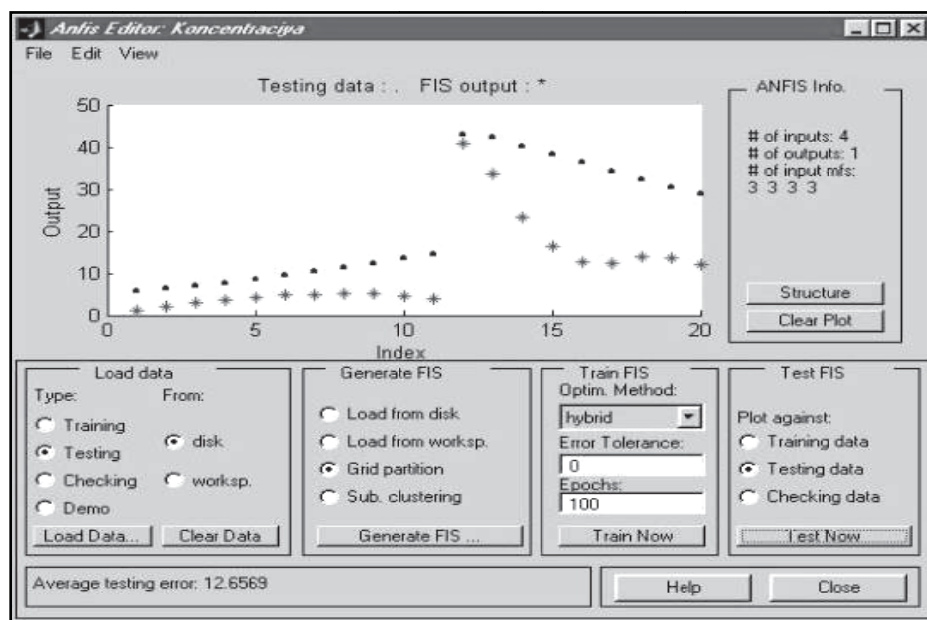


Рисунок 2 – Настройка ANFIS на контрольные экспериментальные данные (по умолчанию)

В процессе экспертной корректировки в структуре нечёткой нейронной сети количество нейронов в каждом слое было уменьшено на единицу и варьировались параметры функций принадлежности. В

результате 64 этапов итерационного обучения (рис. 3), была получена среднеквадратическая ошибка – 0,28268 мг/л. Такое значение, согласно технологических аспектов электрокоагуляционной очистки сточных вод птицефабрик от взвешенных веществ принимается как удовлетворительное.

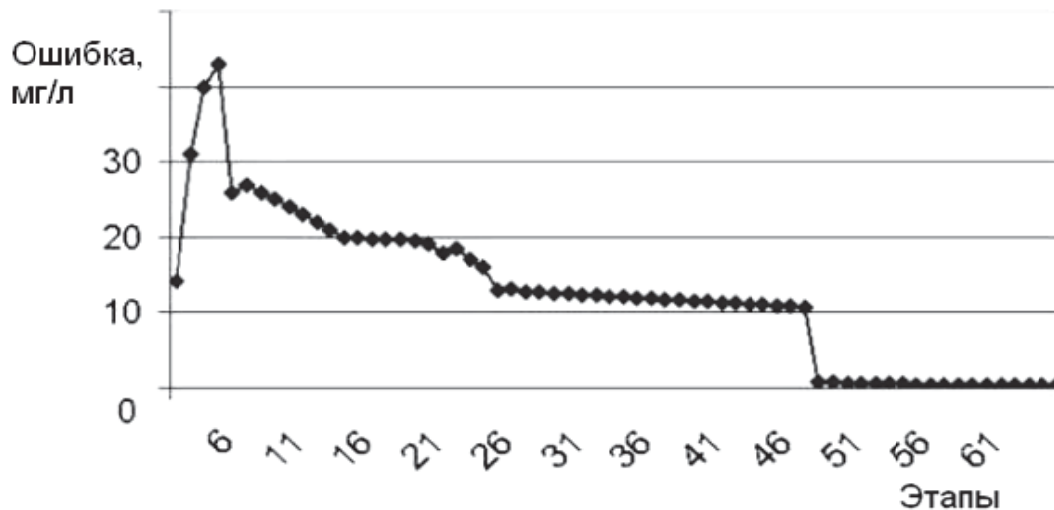


Рисунок 3 – Экспертное итерационное обучение ANFIS

Качество работы ANFIS-системы окончательно оценивалось после подачи на вход проверочных данных (Checking data). Среднеквадратическая ошибка при этом составляла – 0,34339 мг/л. Это свидетельствовало о том, что система не “переобучена” и может использоваться для дальнейших исследований. Таким образом, была получена программная реализация нечёткой системы определения качества электрокоагуляционной очистки сточных вод птицефабрики от взвесей (рис. 4).

Синтезированная нечёткая система согласно предложенной процедуре может быть использована для исследования процессов электрокоагуляции без проведения сложных экспериментов при проектировании автоматизированных систем управления очистными комплексами. Базис ее – нечёткая система, а нейросетевой подход использовался только для ее настройки.

Одним из преимуществ нашего подхода является то, что, накапливая базу данных (знаний) и/или используя систему информационного мониторинга [1], можно периодически или за установленным

критерием качества (например, изменения законодательных норм и т.п.) в программном режиме “дообучать” нечёткую систему, без подключения к этому процессу экспертов. Это важно при использовании такой нечеткой системы в качестве инструментария в индуктивных процедурах ИАИ.

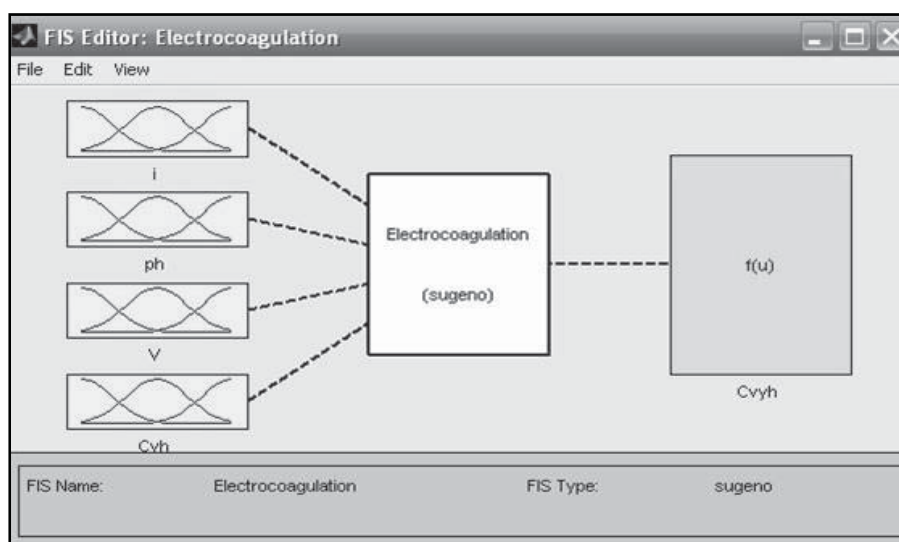


Рисунок 4 – Программный интерфейс обученной нечёткой системы (алгоритм Sugeno) оценки качества электрокоагуляции сточных вод птицефабрики FIS-Editor (среда MatLAB)

Отметим, что при формировании достаточно сложной матрицы комплексных информационно-аналитических исследований вероятно необходима будет некоторая компиляция систем, подобных той, которая использовалась в примере оценки электрокоагуляции. Это связано с разноплановостью ИАИ, необходимостью использования знаний экспертов из различных предметных областей и это необходимо учитывать при создании конкретных информационно-аналитических систем.

Выводы

Предложенный подход к построению матриц экспертных оценок результатов в комплексных информационно-аналитических исследованиях с использованием инструментария теории нечетких множеств с одной стороны достаточно эффективен, что показано в простом практическом приложении, а с другой стороны – достаточно прост в реализации. Это важно с точки зрения прикладной реализации сис-

темы, реализующей процедуры индуктивного системного анализа за методом группового учета аргументов, поскольку возможность «дообучать» такой блок без усилий профессиональных экспертов может существенно положительно сказаться на стоимости и времени выполнения работ.

ЛИТЕРАТУРА

1. Осипенко В.В. Принципи методу групового ураховання аргументів в контурі системного аналітичного проекту. В кн.: Індуктивне моделювання складних систем. – К.: МННЦІТіС АН України, 2010. – С. 140 – 148.
2. Kevin M. Passino, Stephen Yurkovich. Fuzzy Control – Ohio State University (OSU), 2001 – 572 p.
3. Ross T.J. Fuzzy logic with engineering applications. – McGraw-Hill, 1995. – 600 p.
4. Zadeh L.A. Fuzzy logic. – IEEE Transactions on Computer, vol. 21, no. 4 1988, pp. 83-93.
5. Pappis C.P., Sugeno M. Fuzzy relations equalation and the inverse problem // Fuzzy Sets Systems. – 1985. – V.15. – P.79-90.
6. Рутковская Д., Пилиньский М., Рутковский Л. Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы: Пер с польск. – М.: Горячая линия - Телеком, 2004. – 452 с.
7. Круглов В.В. Борисов В.В. Искусственные нейронные сети. Теория и практика – М.: Горячая линия – Телеком, 2002. – 382 с.
8. Штепа В.М. Синтез та апаратно-програмна реалізація інтелектуальної АСК електрокоагуляційною очистки стічних вод птахівничого комплексу // Тези доповідей Міжнародної науково-практичної конференції “Інтелектуальний аналіз інформації”. – К.: НТУ “КПІ”. – 2007. – С. 368-373.
9. Донченко М.И., Срибная О.Г., Гончаров Ф.И., Штепа В.Н. Очистка растворов от дисперсных примесей методом электрокоагуляции // Вісник НТУ “ХПІ”. – Харків: НТУ “ХПІ”. – 2009. – № 22. – С. 57-65.