

Нейронные сети на основе метрических методов распознавания в применении к задачам с нечеткими выводами

Аннотация. В работе предлагается алгоритм преобразования задачи нечеткого логического вывода в задачу распознавания с применением нейронных сетей реализующих метрические методы распознавания. Для этого выполняется преобразование набора нечетких множеств и нечетких правил в набор эталонных кривых. На основе полученного набора кривых предлагается создание нейронных сетей на основе метрических методов распознавания в применении к задачам с нечеткими выводами. Показаны возможности оптимизации полученных сетей в применении к задачам с нечеткими выводами и возможность многозадачного использования единой архитектуры нейронной сети. Приведен алгоритм обучения, реализующий отбор мнений экспертов.

Ключевые слова: логический нечеткий вывод, метрические методы распознавания, оптимизация нейронных сетей.

Введение

В данной работе предлагается алгоритм преобразования задачи нечеткого логического вывода в задачу распознавания с дальнейшим применением нейронных сетей на основе метрического метода распознавания [1]. При этом правила нечеткой логики, применяемые в задаче, используются только в процессе создания нейронной сети, а на выходе системы распознавания определяются результаты логического вывода. В отличие от классических нейронных сетей [2-4] количество нейронов, слоев, и связей для нейронных сетей на основе метрического метода строго определяется в зависимости от начальных условий задачи: количество образов, эталонов, признаков. При этом сохраняется прозрачность сети, что позволяет оптимизировать их, минимизировав количество связей и нейронов. Нейронные сети [1] реализуют метрические методы распознавания [5], что позволяет при наличии эталонных образов определить значения весов аналитически без применения классических алгоритмов обучения [2-4]. Результативность в итоге полученных сетей на 100% повторяет результативность того

метрического метода распознавания, на основе которого сеть реализована. Как было показано в работе [1] в качестве обучающего алгоритма сети может быть применен алгоритм обучающего отбора [6], работа которого заключается в отборе минимального набора эталонов из общего набора обучающей выборки, обеспечивающих наилучший результат распознавания для этой выборки. При этом как было показано в работе [6] достоверность системы распознавания в зависимости от набора обучающей выборки повышается более чем на 90%.

Целью настоящей работы является

- преобразование задачи нечеткого логического вывода в задачу метрического метода распознавания;
- применение к полученной задаче нейронных сетей, реализующих метрические методы распознавания;
- преобразование архитектуры нейронных сетей и добавление блока дефазификации с целью получения промежуточных значений;
- оптимизация полученных сетей;
- описание алгоритма обучения сети, реализующего отбор мнений экспертов.

1. Преобразование нечеткого логического вывода в задачу метрического метода распознавания

В задачах с нечеткими выводами определенному набору значений входных данных соответствует определенное выходное значение. Это означает, что существует некоторый выходной вектор $\bar{Y}$, которому соответствует некоторый эталонный набор $\bar{X}$ с параметрами $x_1, x_2, \dots, x_i$, где x_i – могут быть как однотипными, так и разными величинами, например x_1 – скорость, x_2 – угол, x_3 – температура. Для приведения подобной задачи к задаче метрических методов распознавания, необходимо привести все входные значения к единому масштабу. Если единый масштаб изменений для всех величин принять равной Δx , то для величин $x_1, x_2, \dots, x_n$, измеряемых на определенных диапазонах $\Delta x_1, \Delta x_2, \dots, \Delta x_i$, значения этих величин будут преобразованы в линейный вид и определяться как:

$$\begin{aligned} f(x_1) &= \frac{\Delta x}{\Delta x_1} x_1 + \frac{\Delta x}{\Delta x_1} A_1, \\ f(x_2) &= \frac{\Delta x}{\Delta x_2} x_2 + \frac{\Delta x}{\Delta x_2} A_2, \dots \\ f(x_i) &= \frac{\Delta x}{\Delta x_i} x_i + \frac{\Delta x}{\Delta x_i} A_i, \end{aligned} \quad (1)$$

где $A_i \leq x_i \leq B_i$, и $\Delta x_i = B_i - A_i$, A_i и B_i начальное и конечное значения для i -го множества (Рис.1).

Функция $f(x_i)$ может иметь и другую форму, например треугольную, трапециевидную, параболическую и при этом, если диапазоны Δx_i соответствуют некоторым нечетко определенным понятиям (например: большой, средний, горячий, холодный и т.д.), а диапазоны $f(x_i)$ будут ограничены интервалом $[0, 1]$, то функции $f(x_i)$ соответствуют функциям

принадлежностям нечетко определенных множеств $\mu(x_i) = f(x_i)$ (Рис.2).

На Рис.2 приведены примеры нечетких множеств x_i , определенные на диапазонах Δx_i . При этом если нечеткие множества определены на отдельных элементах множества, то в этом случае определенные наборы выделенных элементов множеств можно представить в виде отдельных эталонных наборов $\bar{X}$.

Приведенное на Рис.2,а множество, состоит из трех нечетких подмножеств X_1, X_2, X_3 , определенных на девяти выделенных элементах множества. Каждому выделенному элементу подмножества соответствует значение принадлежности $\mu(x)$. При этом если нечеткое подмножество X_i определено на некотором диапазоне значений $[x_{i,1}, x_{i,2}]$, то линейные значения $f_i(x_{i,j})$ выделенных элементов $x_{i,j}$ определятся из выражения:

$$f_i(x_{i,j}) = \frac{1}{x_{i,2} - x_{i,1}} x_{i,j} + \frac{1}{x_{i,2} - x_{i,1}} x_{i,1} \quad (2)$$

где $f_i(x_i)$ – линейная функция i -го подмножества.

Если каждое нечеткое подмножество на Рис.2,а представить в виде одного отсчета кривой, то получим кривую, состоящую из трех отсчетов. При этом для определения количества возможных кривых назовем два множества (подмножества) зависимыми, если каждому элементу одного множества может быть сопоставлен только один элемент другого множества (условие однозначного отображения) и не зависимыми, если каждому элементу одного множества может быть сопоставлен любой элемент другого множества.

Например, приведенные на Рис.2,а подмножества являются зависимыми, поскольку являются термами одного множества. Для таких множеств количество кривых будет соответствовать количеству выделенных элементов множества. На Рис.3 приведены девять возможных

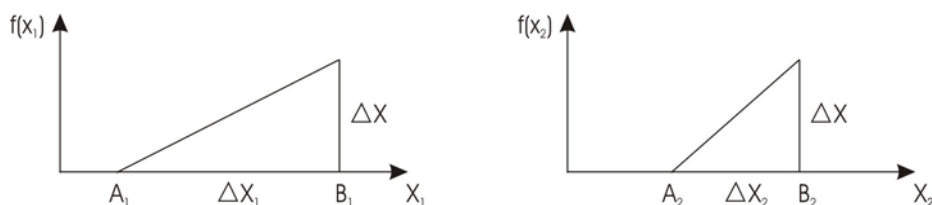


Рис.1. Преобразование к единому масштабу

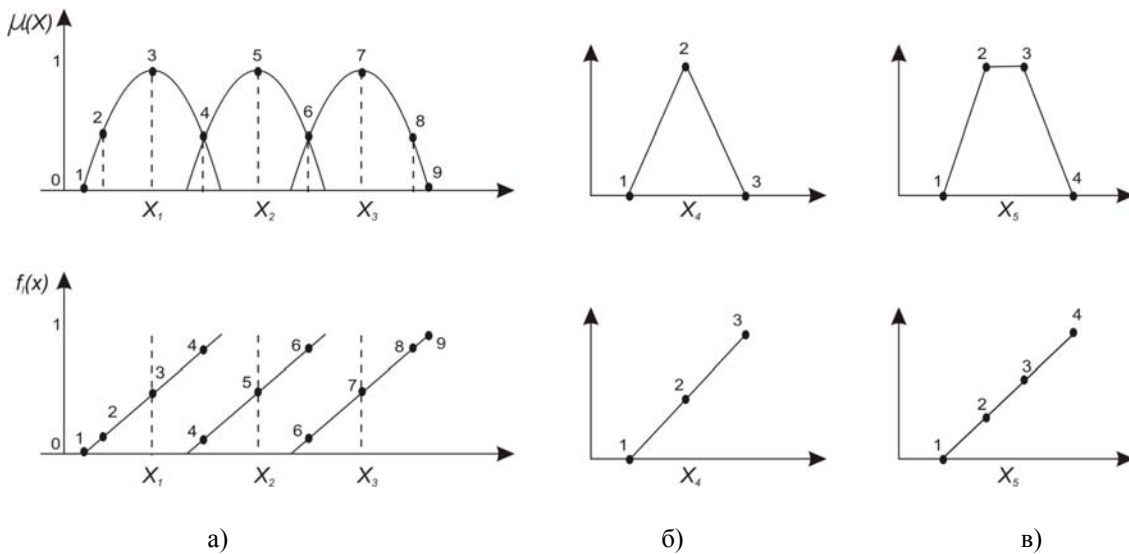
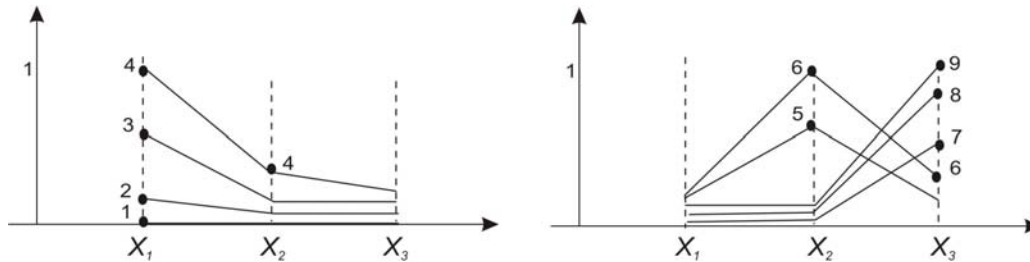


Рис.2. Преобразование множеств в линейную форму


 Рис.3. Наборы кривых для подмножеств X_1 , X_2 , X_3

кривых полученных на основе девяти линейных значений $f_i(x_{i,j})$ элементов множества на Рис.2,а.

Для зависимых множеств (подмножеств) количество кривых будет определяться как:

$$N_{кр} = n_{p1} n_{p2} \dots n_{pi}, \quad (3)$$

где $N_{кр}$ – количество кривых, n_{pi} – количество выделенных элементов i -го множества, при этом n_{pi} может также быть количеством выделенных точек, для нескольких зависимых множеств.

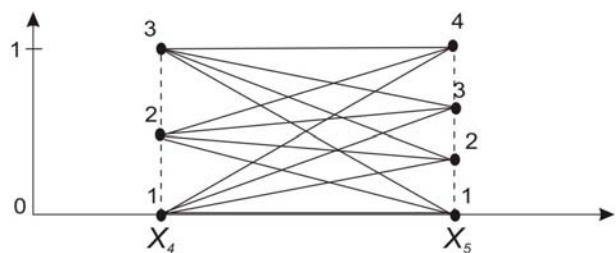
На Рис.4 приведены кривые для набора двух множеств X_3 , X_4 , (Рис.2, б,в), для которых количество полученных кривых определится как $3 \times 4 = 12$, при условии, если эти множества являются не зависимыми. В итоге для всех X_i , приведенных на Рис.2 получим кривую, состоящую из пяти отсчетов (Рис.5), а общее количество кривых при этом $N_{кр} = 9 \times 3 \times 4 = 108$.

Каждой эталонной кривой на выходе системы распознавания может соответствовать одно или несколько выходных значений y_i (Рис.5), в ка-

честве которых могут быть как не числовые понятия, например результаты диагноза «исправлен» или «не исправлен», так и числовые значения другого нечеткого множества.

Выходные значения системы распознавания y_i , соответствующие эталонным кривым можно определить на основе заданных нечетких правил с использованием правил нечеткой логики и алгоритма нечеткого вывода.

Рассмотрим пример возможного набора нечетких правил применительно к нечетким множествам, приведенным на Рис.2.


 Рис.4. Наборы кривых для множеств X_4 , X_5

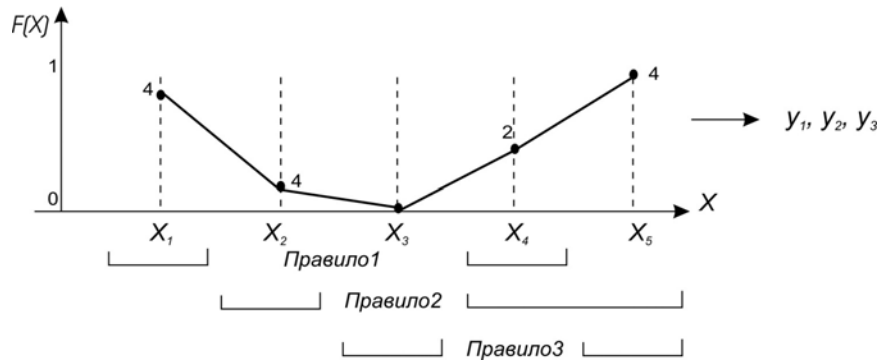


Рис.5. Пример одной эталонной кривой

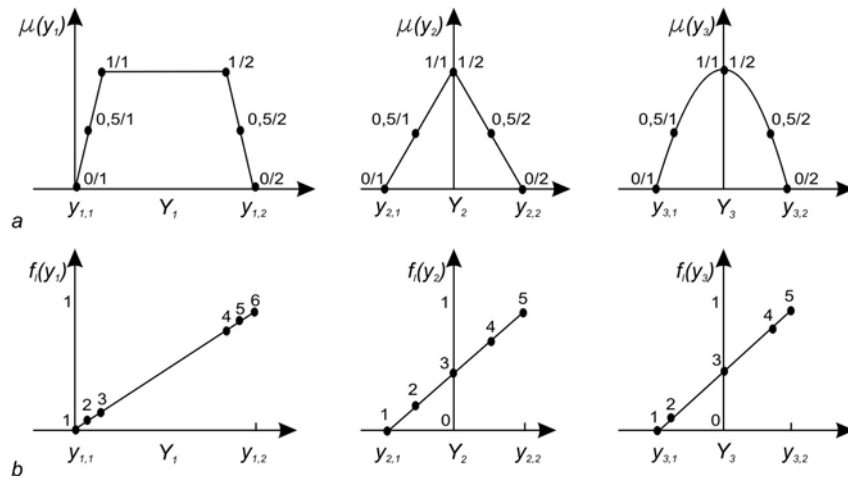


Рис.6. Преобразование выходных множеств в линейную форму

Правило 1: Если x равен X_1 и x равен X_4 , то u равен Y_1

Правило 2: Если x равен X_2 и x равен X_4 или x равен X_5 , то u равен Y_2

Правило 3: Если x равен X_3 или x равен X_5 , то u равен Y_3

На Рис.5 можно видеть, что эталонная кривая объединяет приведенные три нечетких правила, при этом на выходе системы распознавания эталонной кривой соответствуют три эталонных выходных значения u_1, u_2, u_3 , соответствующие множествам Y_1, Y_2, Y_3 (Рис.6). Аналогичным образом полученные кривые могут включать в себя и возможные другие правила, составленные из множеств, на основе которых кривые создавались.

В Табл.1 приведены примеры значений функции принадлежности $\mu(X_i)$ для отсчетов эталонных кривых X_i и соответствующие им значения функции принадлежности $\mu(Y_i)$, определяемых нечеткими правилами. При этом s определяет внешнюю ($s = 1$) и внутреннюю

($s = 2$) поверхность функций принадлежности $\mu(Y_i)$ (Рис.6).

На Рис.6,а приведены примеры результатов выходных значений функции принадлежности $\mu(Y_i)$ для множеств Y_1, Y_2, Y_3 , определенных на основе приведенных логических правил. При этом если $\mu(Y_i)$ является функцией определяющей принадлежность к множеству Y_i , то существует обратная функция $M(\mu(Y_i))$, определяющая значения u_i по принадлежности к множеству Y_i . По значению результатов Табл.1 и функции $M(\mu(Y_i))$ определяются значения u_i . Поскольку функция $M(\mu(Y_i))$ для разных поверхностей функции принадлежности определяет разные значения $u_{i,k}$ Рис.6,а, следовательно, выбирается то значение $u_{i,k}$, которое соответствует нужной поверхности $\mu(Y_i)$, указанной в Табл.1 ($k = s$).

Табл. 1. Определения эталонных значений функции принадлежности $\mu(Y_i)$

№ кривой	$\mu(X_i)/s$					$\mu(Y_i)/s$		
	X_1	X_2	X_3	X_4	X_5	Y_1	Y_2	Y_3
1	0/1	0/1	0/1	1/1	1/1	0/1	0/1	1/1
2	0,5/1	0/1	0/1	1/1	1/1	0,5/1	0/1	1/1
3	0/1	0,5/1	0/1	1/1	1/1	0/1	0,5/1	1/1
...								
107	0/2	0/2	0,5/2	0/2	1/1	0/2	0/2	1/2
108	0/2	0/2	0,5/2	0/2	0/1	0/2	0/2	0,5/2

Приведенный алгоритм соответствует алгоритму Тсукамото [7], поскольку предполагается, что кривые являются монотонными. При этом в качестве алгоритма нечеткого вывода могут быть применены и другие алгоритмы: Мамдани, Сугено, Ларсена и т.д. [7]. В случае если выходные переменные для разных правил являются термами одного множества, то в этом случае определяется эталонное четкое выходное значение согласно применяемому алгоритму нечеткого вывода и способу приведения к четкости [7]. В этом случае правилам, у которых нечеткие выходы являются термами одного множества, будет соответствовать одно выходное значение y_i . Значение линейных кривых $f_i(y_i)$ (Рис.6,b) элементов выходных множеств будут определяться из выражения:

$$f_i(y_i) = \frac{1}{y_{i,2} - y_{i,1}} y_i + \frac{1}{y_{i,2} - y_{i,1}} y_{i,1}, \quad (4)$$

где $y_{i,1}$, $y_{i,2}$ определяют начальные и конечные значения диапазона множеств Y_i .

В итоге к полученному набору эталонных кривых можно применить алгоритм распознавания с использованием метрических методов. Для этого предварительно в процессе распознавания по значению текущих входных значений нечетких множеств X_i , создается тестируемая кривая, аналогично выше описанному способу для эталонных кривых, линейные значения которого определяются по выражению (2). Тестируемая кривая последовательно сравнивается с эталонными кривыми, при этом коэффициент, характеризующий близость кривых [5], может вычисляться по выражению:

$$S_k = \sum_{i=1}^M (y_{etal\ k,i} - y_{test\ i})^2, \quad (5)$$

где S_k – коэффициент близости для k -ой эталонной кривой, $y_{etal\ k,i}$ и $y_{test\ i}$ – i -ые отсчеты значений тестируемой и k -ой эталонной кривых, M – количество отсчетов кривых. Минимальное значение S_k из общего набора значений S_j определяет соответствующую ей эталонную кривую, как наиболее близкую к тестируемой, а выходные значения $\bar{Y}_k$ на выходе системы распознавания, соответствующие данной кривой, будут определяться как итоговые выходные значения.

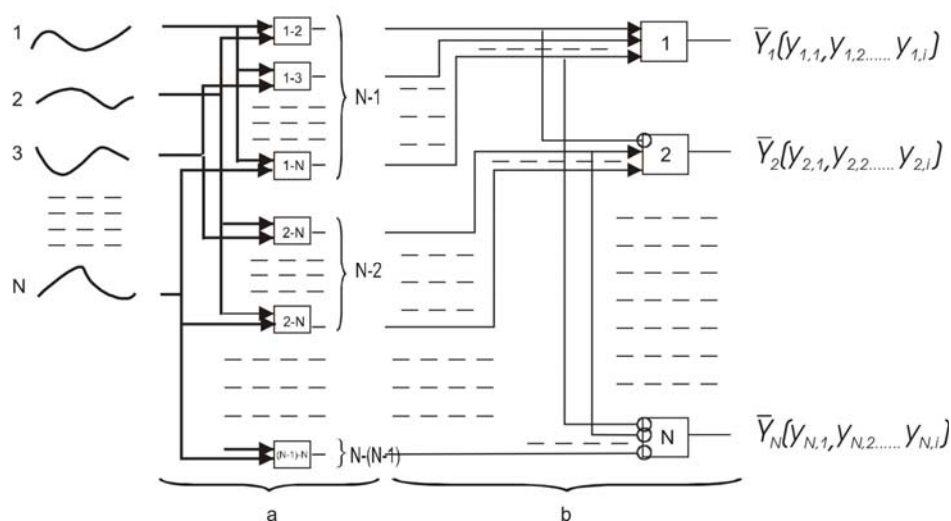
2. Применение к полученной задаче нейронных сетей, реализующих метрические методы распознавания

В работе [1] предлагалась возможность создания нейронной сети на основе метрического метода распознавания. На Рис.7 приведена схема нейронной сети на основе метрического метода для задачи распознавания N образов, которая может быть применима и для задачи распознавания кривых, созданных на основе нечетких множеств.

Каждой паре эталонных кривых в первом слое нейронной сети (Рис.7) соответствует нейрон, для которых вычисляются таблицы весов, значение каждого веса которых определяются на основе характеристики близости, используемой в методе распознавания, например по выражению (5):

$$w_{ij} = (y_{etal1i} - y_{test\ ij})^2 - (y_{etal2i} - y_{test\ ij})^2, \quad (6)$$

где y_{etal1i} , y_{etal2i} – значения эталонных кривых для i -ых отсчетов, $y_{test\ ij}$ – значение отсчета

Рис.7. Нейронная сеть для N образов

j -ой строки в i -ом столбце. При этом функция активации $f(S_n)$ для первого слоя нейронной сети определяется по выражению:

$$\begin{aligned} f(S_n) &= 1, \text{ если } S_n < 0; \\ f(S_n) &= 0, \text{ если } S_n > 0, \end{aligned} \quad (7)$$

где S_n – значение нейрона первого слоя, определяемого по выражению:

$$S_n = \sum_{i=0}^M \sum_{j=0}^K x_{ij} w_{ij}, \quad (8)$$

где M, K – количество столбцов и строк, на которое изображение было разбито; их значение может быть различно и зависеть от выбранной размерности таблицы весов. Значение x_{ij} определяет активность ячейки таблицы весов i -го столбца и j -ой строки, согласно условию, если тестируемая кривая проходит через данный отсчет изображения, то $x_{ij} = 1$, если кривая не проходит через данный отсчет, то $x_{ij} = 0$ (Рис.8).

При этом функция активации $f(S_n)$ для нейронов второго слоя (Рис.7,б) определяется по выражению:

$$\begin{aligned} f(S_n) &= 1, \text{ если } S_n \geq \alpha(N-1), \\ f(S_n) &= 0, \text{ если } S_n < \alpha(N-1), \end{aligned} \quad (9)$$

где S_n – значение нейрона второго слоя, α – постоянное значение веса нейрона второго слоя, в наиболее простом случае $\alpha = 1$.

Каждому i -му выходу нейронной сети на Рис.7 будет соответствовать выходной вектор $\bar{Y}_i$, значения которого будут активизированы, если значение соответствующего выхода нейронной сети будет равно 1. В качестве значений выходного вектора нейронной сети на Рис.7 могут быть заданы как значения линейных функций $f_l(y_{i,j})$, для всех выходных множеств, так и непосредственно значения самих выходных множеств $\bar{Y}_i$, определенных согласно применяемому алгоритму нечеткого вывода, либо из выражения (4) если известны линейные значения функции $f_l(y_{i,j})$:

$$y_{i,j} = (y_{i,2} - y_{i,1}) \left(f_l(y_{i,j}) - \frac{1}{y_{i,2} - y_{i,1}} y_{i,1} \right). \quad (10)$$

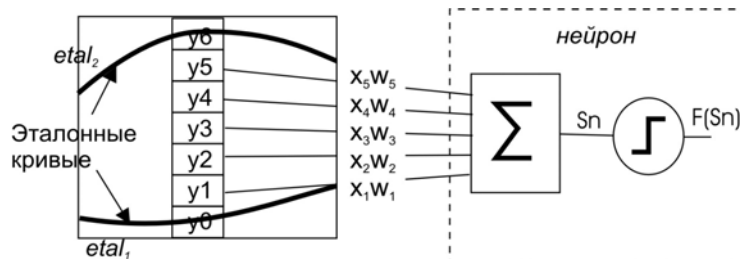


Рис.8. Схема получения одного нейрона

3. Определение итоговых промежуточных выходных значений

Для получения более точных значений Y_i необходимо определение промежуточных результатов выходных значений, которые можно определить на основе коэффициентов близости S_k .

Для этого по отношению к тестируемой кривой определяются значения S_k для ближайших двух эталонных кривых, $S_{\min 1}$ и $S_{\min 2}$ (Рис.9). При этом выходное значение линейной функции $f_l(y_i)$, будет определяться из выражения:

$$\frac{f_l(y_{i,\min 1}) - f_l(y_i)}{f_l(y_i) - f_l(y_{i,\min 2})} = \frac{\sqrt{S_{\min 1}/N}}{\sqrt{S_{\min 2}/N}}, \quad (11)$$

где $f_l(y_i)$ - итоговое промежуточное значение линейной функции для i -той выходной переменной, $f_l(y_{i,\min 1})$, $f_l(y_{i,\min 2})$ - значения линейных функций для i -го выходного значения соответствующие ближайшим двум эталонным кривым на выходах нейронной сети (Рис.7), N - количество отсчетов кривых. Поскольку функция f_l является линейной по отношению к своей переменной, то в выражении (11) можно заменить значение функции f_l на значение переменных:

$$\begin{aligned} \frac{y_{i,\min 1} - y_i}{y_i - y_{i,\min 2}} &= \frac{\sqrt{S_{\min 1}/N}}{\sqrt{S_{\min 2}/N}}, \text{ отсюда} \\ y_i &= \frac{y_{i,\min 1} \sqrt{S_{\min 2}} + y_{i,\min 2} \sqrt{S_{\min 1}}}{\sqrt{S_{\min 1}} + \sqrt{S_{\min 2}}}. \end{aligned} \quad (12)$$

Выражение (12) определяет все выходные значения нечетких множеств, т. е. выполняется дефазифицирование итоговых выходных значений. Для реализации выражения (12) необходимо определить $S_{\min 1}$, $S_{\min 2}$, значение которых можно получить непосредственно из нейронной сети. Для этого в нейронную сеть (Рис.7) добавляется дополнительный нулевой слой (Рис.10, а), состоящий из линейных нейронов, функции активации которых равны значениям самих нейронов:

$$f(Sn_{0,k}) = Sn_{0,k}, \quad (13)$$

где $Sn_{0,k}$ - значение k -го нейрона нулевого слоя, значение которого определяется на основе

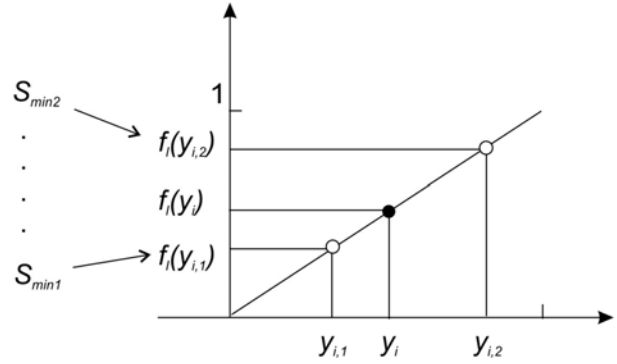


Рис.9. Определение промежуточных значений

используемой характеристики близости метрического метода распознавания, например из выражения (5):

$$\begin{aligned} Sn_{0,k} &= \sum_{i=1}^M (y_{etal\ k,i} - y_{test\ i})^2 = \\ &= \sum_{i=0}^M \sum_{j=0}^K x_{ij} (y_{etal\ k,i} - y_{test\ ij})^2 = \sum_{i=0}^M \sum_{j=0}^K x_{ij} w_{ij,k,0}, \\ Sn_{0,k} &= \sum_{i=0}^M \sum_{j=0}^K x_{ij} w_{ij,k,0}. \end{aligned} \quad (14)$$

В выражении (14) $w_{ij,k,0}$ - значение веса для связей нулевого слоя i -го столбца и j -ой строки таблицы весов k -ой эталонной кривой, определяющийся по выражению:

$$w_{ij,k,0} = (y_{etal\ k,i} - y_{test\ ij})^2 \quad (15)$$

где $y_{test\ ij}$ - значение номера строки в i -ом отсчете ($y_{test\ ij} = j$).

Поскольку выражение (6) состоит из двух составляющих $w_{ij,k,0}$ (15), следовательно, на входы нейрона первого слоя (Рис.10,б) подаются два соответствующих выхода нейронов нулевого слоя (Рис.10,а), при этом сохраняется целостность работы нейронов первого слоя, значения нейронов которых Sn_1 определяются по выражению (8):

$$\begin{aligned} Sn_1 &= \sum_{i=0}^M \sum_{j=0}^K x_{ij} w_{ij,k} = \\ &= \sum_{i=0}^M \sum_{j=0}^K x_{ij} ((y_{etal1\ i} - y_{test\ ij})^2 - (y_{etal2\ i} - y_{test\ ij})^2), \\ Sn_1 &= \sum_{i=0}^M \sum_{j=0}^K x_{ij} w_{ij,1,0} - \sum_{i=0}^M \sum_{j=0}^K x_{ij} w_{ij,2,0} = Sn_{0,1} - Sn_{0,2}. \end{aligned} \quad (16)$$

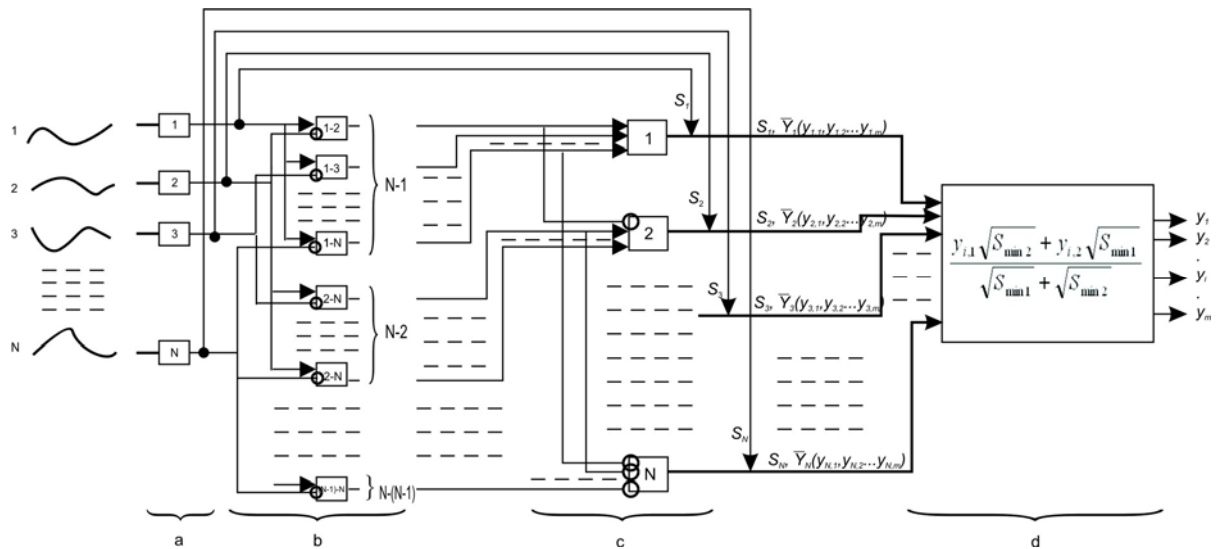
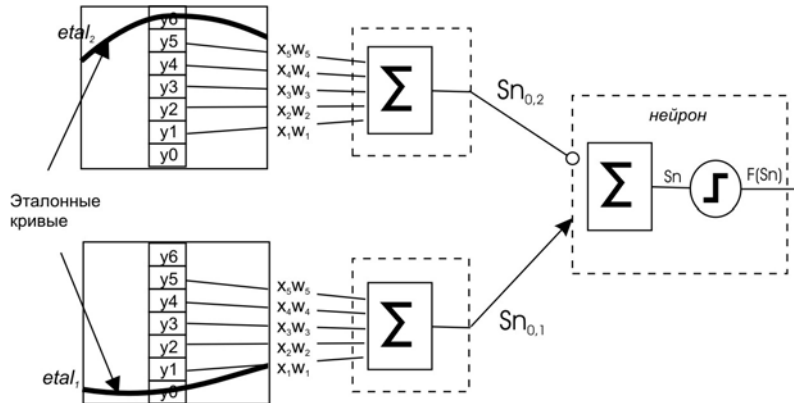
Рис.10. Нейронная сеть и блок дефазификации для N образов

Рис.11. Разбиение нейрона на два линейных нейрона

На Рис.11 приведен пример разбиения для нейрона первого слоя, при этом выход нулевого нейрона $Sn_{0,2}$ согласно выражению (16) инвертируется на входе нейрона первого слоя.

Как отмечалось выше для получения промежуточных значений y_j необходимо активизировать два выхода на выходе нейронной сети соответствующим двум наиболее ближайшим образам кривых. Для этого необходимо значение условия функции активации нейрона второго слоя в выражении (9) уменьшить на единицу, при этом функция активации нейронов второго слоя (Рис.10,с) изменится на выражение:

$$f(Sn_2) = 1, \text{ если } Sn_2 \geq \alpha(N-2); \quad (17)$$

$$f(Sn_2) = 0, \text{ если } Sn_2 < \alpha(N-2);$$

где N – общее число образов, Sn_2 – значение нейрона второго слоя.

На Рис.10,d выходы нейронной сети поступают в блок вычисления промежуточных значений

(блок дефазификации), определяющего итоговые выходные значения y_j для каждого j -го выходного множества согласно выражению (12).

4. Оптимизация полученных сетей

Как отмечалось в работе [1] для уменьшения количества связей и нейронов в сети, можно ограничить таблицу весов участками, соответствующими наиболее информативным участкам кривых. Для кривых на основе нечетких множеств такими участками могут быть диапазоны кривых, соответствующие определенным нечетким правилам (Рис.12). Для этих диапазонов кривых возможно создание независимых блоков по аналогии схемы на Рис.10. В этом случае для каждого блока значения характеристики близости кривых S_k (5) будут определяться с учетом соответствующих наборов диа-

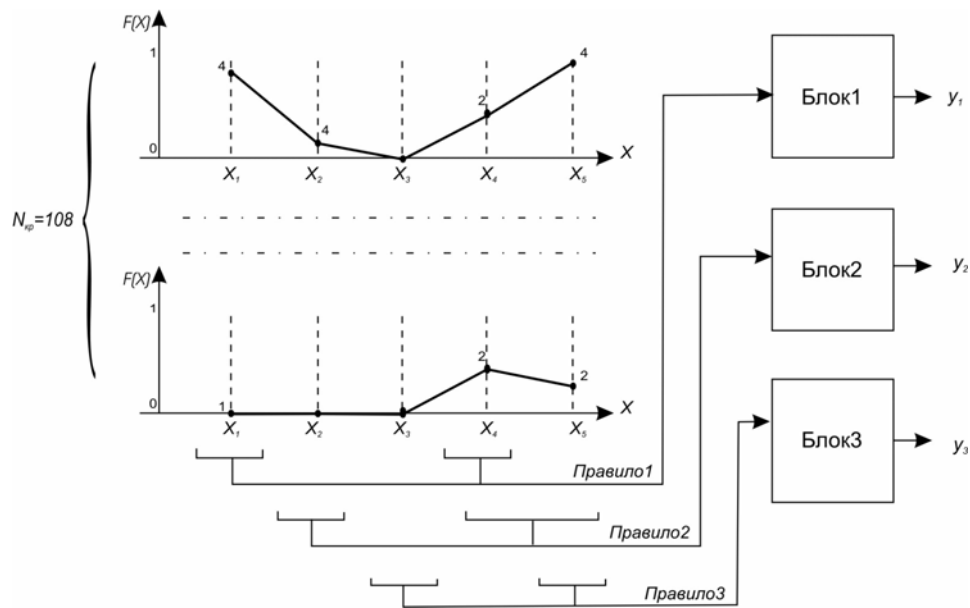


Рис.12. Разбиение сети на отдельные блоки

пазонов кривых, а результаты дефазификации (12) будут выполняться для выходов y_i соответствующих правил (Рис.12).

На Рис.12 каждому диапазону кривых соответствует отдельный блок. Такая схема работает в непрерывном режиме, обрабатывая все правила одновременно. При этом для дальнейшей оптимизации схемы, возможно ограничиться использованием одного блока в дискретном режиме. В этом случае диапазоны кривых, соответствующие отдельным правилам используют одну схему нейронной сети (НС) и блока дефазификатора (Деф) (Рис.13). Созданный таким образом блок будет оставаться единым для обработки каждого правила. При этом изменения будут касаться только наборов таблиц весов (Т.В.) (Рис.13), вычисляемых для каждого правила отдельно и подаваемых на входы нулевого слоя нейронной сети (Рис.10). А также выходного вектора правила $\bar{Y}_{out}$ предварительно определяемых согласно алгоритму нечеткого вывода, значения которой подаются на выход нейронной сети при использовании соответствующего этому вектору правила. Такой подход позволяет вносить изменения в условия задачи, например, добавлять или убавлять новые правила или новые наборы множеств без необходимости внесения изменения в структуру нейронной сети, при условии, если эти изменения не будут приводить к превышению возможности нейронной сети: количества эталонов, на которое сеть рассчитана,

размерности таблицы весов и размерности выходного вектора $\bar{Y}_{out}$. При этом диапазоны кривых для каждого правила на Рис.13 будут рассматриваться отдельно, как отдельные кривые и для каждого правила из общего числа кривых будут определены соответственно эталонные наборы кривых. К примеру, для приведенных выше правил количество эталонных кривых для каждого правила ($N_{кр,1}, N_{кр,2}, N_{кр,3}$) определяются из выражения (3):

$$\begin{aligned} N_{кр,1} &= 4 \times 3 = 12, \\ N_{кр,2} &= 3 \times 3 \times 4 = 36, \\ N_{кр,3} &= 4 \times 4 = 16. \end{aligned} \quad (18)$$

Сеть создается на основе правила, которому соответствует наибольшее количество кривых, в приведенном примере (Рис.2) для *правила 2*. Для этого правила количество нейронов в нулевом слое соответственно будет равно количеству эталонных кривых - 36, а количество нейронов в первом слое определится по выражению (21): $(36 \times 35)/2 = 630$. Причем из этих 630 нейронов первого слоя для набора кривых первого правила будет использовано только $(12 \times 11)/2 = 66$ нейрона и $(16 \times 15)/2 = 120$ нейронов для третьего правила.

Для обеспечения целостности работы сети необходимо задействовать в действие оставшиеся не использованные нейроны. Для этого на задействованные нейроны нулевого слоя (равные по количеству $36 - 12 = 24$ для первого правила

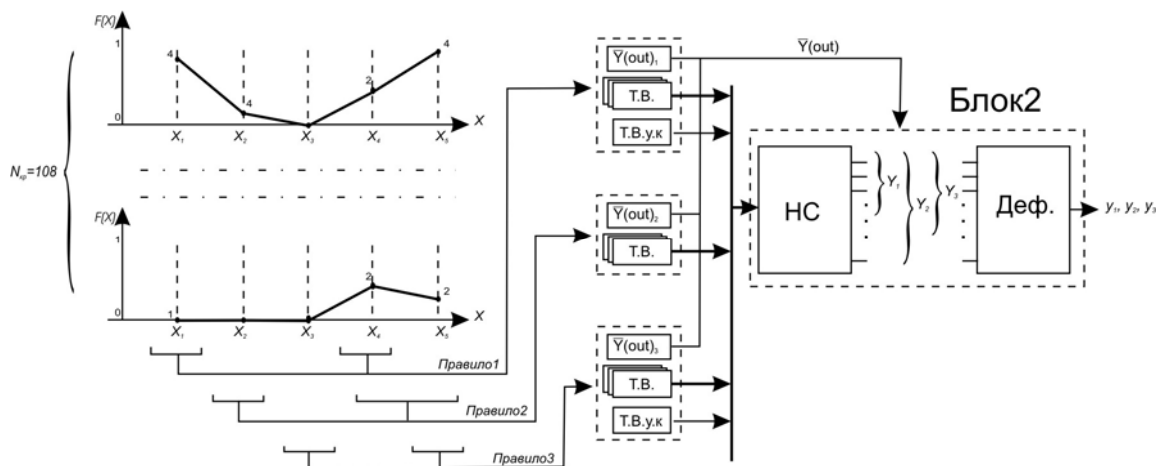


Рис.13. Схема применения Блока 2 к каждому правилу

и $36 - 16 = 20$ для третьего правила) необходимо подавать удаленные кривые, которые будут характеризоваться значительной удаленностью от всех эталонных кривых, таким образом, чтобы сравнение между любыми двумя эталонными кривыми, выполняемых посредством сравнений значений S_k (5) было меньше, чем аналогичное сравнение с удаленной кривой. Для задачи с нечеткими выводами, где значения точек кривых меняются в диапазоне от $[0, 1]$, такими кривыми могут быть любые кривые со значениями всех точек, превышающими этот диапазон в несколько раз, например кривая со значением всех точек равных 2. При этом для удаленной кривой создается единственная таблица весов (Т.В.у.к.) (Рис.13), значения которой подаются на все оставшиеся не используемые нейроны нулевого слоя. В итоге сохраняется целостность работы сети для всех правил, а на выходах нейронной сети выходы, соответствующие неиспользованным нейронам нулевого слоя, всегда будут равны нулю.

При этом для приведенной задачи (Рис.2) количество нейронов во втором слое будет равно количеству эталонов ($N_{kp,2} = 36$) и в итоге для данной задачи общее количество нейронов

$$N_n = n_{l0} + n_{l1} + n_{l2} = 36 + 630 + 36 = 702, \quad (19)$$

где n_{l0}, n_{l1}, n_{l2} - количество нейронов в нулевом, первом и во втором слоях.

5. Алгоритм обучения - отбора мнений экспертов

В работах [1, 6] был приведен алгоритм обучающего отбора эталонов, заключающегося в

отборе оптимального набора эталонов из обучающей выборки обеспечивающих необходимый уровень достоверности распознавания для данной обучающей выборки. Данный алгоритм может быть преобразован и применен к эталонным кривым, определенным на основе задачи нечеткого логического вывода. Пусть существует K экспертов. Согласно мнению каждого из них создаются нечеткие множества и соответственно для каждого эксперта – наборы эталонных кривых $N_{kp,k}$, на основе которых строятся наборы таблиц весов для каждого эксперта. Сеть создается на основе мнения эксперта с наибольшим количеством кривых. Предположим также, что существует тестируемая выборка, выбранная произвольным образом и состоящая из L наборов входных значений нечетких множеств $\bar{X}_l$. Алгоритм обучающего отбора мнений эксперта заключается в отборе лучших мнений эксперта на основе этой выборки. Для этого каждый набор выборки $\bar{X}_l$ преобразуется в тестовую кривую и поочередно подается в систему с учетом каждого мнения эксперта. На выходе системы выполняется оценка принятого решения, результаты которого фиксируются в обучающей таблице в виде кодовой строки единиц и нулей (t_{ij}), при этом, если решение было принято верно, то $t_{ij} = 1$, если нет $t_{ij} = 0$. В Табл.2 приведен пример обучающей таблицы для случая, когда $K = 5$, $L = 10$. Полученная в итоге обучающая таблица становится объектом исследования на предмет определения наименьшего набора строк, поразрядное логическое сложение которых дает наибольшее количество единиц в итоговой кодо-

Табл.2. Обучающая таблица

Мнения Экспертов, $K = 5$	Результата t_{ij} применения тестовых наборов $\bar{X}_l, L = 10$										
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	Сумма
Эксперт 1	1	0	1	1	1	0	0	1	1	1	7
Эксперт 2	0	0	1	0	0	0	1	1	0	0	3
Эксперт 3	1	1	0	0	1	0	0	0	1	1	5
Эксперт 4	1	1	1	0	0	1	1	0	1	0	6
Эксперт 5	0	1	0	1	1	1	0	1	0	1	6
Эксперт 1, Эксперт 4	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	10\13

вой строке, значение которого должно быть не меньше требуемого значения.

По результатам таблицы можно видеть, что наилучшую итоговую кодовую строку дают два независимых набора строк – это набор строк «эксперт 1 и эксперт 4» и набор строк «эксперт 4 и эксперт 5». В случае если определяется несколько одинаковых наборов с одинаковым количеством строк, алгоритм отбора выбирает тот набор строк, сумма единиц которых является наибольшим ($13 > 12$), что соответствует выбору более надежного набора мнений экспертов. Таким образом, с учетом результатов Табл.2 мнения *эксперта 1* и *эксперта 4* определяются как наилучший и достаточный набор экспертов. На основе эталонных кривых соответствующим этим экспертам либо определяются средние эталоны кривых для каждой соответствующей кривой по выражению:

$$y_i = \frac{1}{K} \sum_{k=0}^K y_{ikl}, \quad (20)$$

где y_i - i -ый параметр среднего эталона, y_{ikl} - i -ый параметр k -го эталона для l - кривой, K – количество выбранных мнений эксперта, при этом корректируются только таблицы весов. Или же каждый набор эталонов применяется отдельно, что потребует дополнительных нейронов и связей, а также добавления третьего слоя где, соответствующие кривые, принадлежащие разным экспертам, будут объединяться в нейроне третьего слоя (Рис.14) как эталоны одного образа [1].

При этом функция активации для нейрона третьего слоя определяется по выражению:

$$\begin{aligned} f(Sn_i) &= 1, \text{ если } Sn_i > 0; \\ f(Sn_i) &= 0, \text{ если } Sn_i = 0; \end{aligned} \quad (21)$$

а значение нейрона третьего слоя (Sn_i), определяется по выражению:

$$Sn_i = \alpha \sum_{k=1}^{n_i} x_k, \quad (22)$$

где x_k – k -ое значение входа нейрона, n_i – число эталонов для i -го образа.

Заключение

Таким образом, задача нечеткого вывода может быть преобразована для реализации с использованием нейронных сетей реализующих метрические методы распознавания. Для каждого правила строятся наборы кривых, для которых создаются таблицы весов. Нейронная сеть создается на основе правила, которому соответствует наибольшее количество кривых. Как было показано на Рис.13, сеть, реализованная для одного правила, может быть применена для всех остальных правил задачи в дискретном режиме.

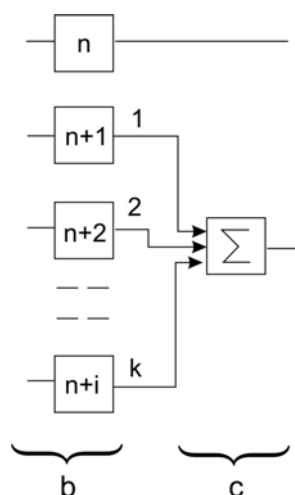


Рис.14. Объединение эталонов одного образа в нейроне третьего слоя

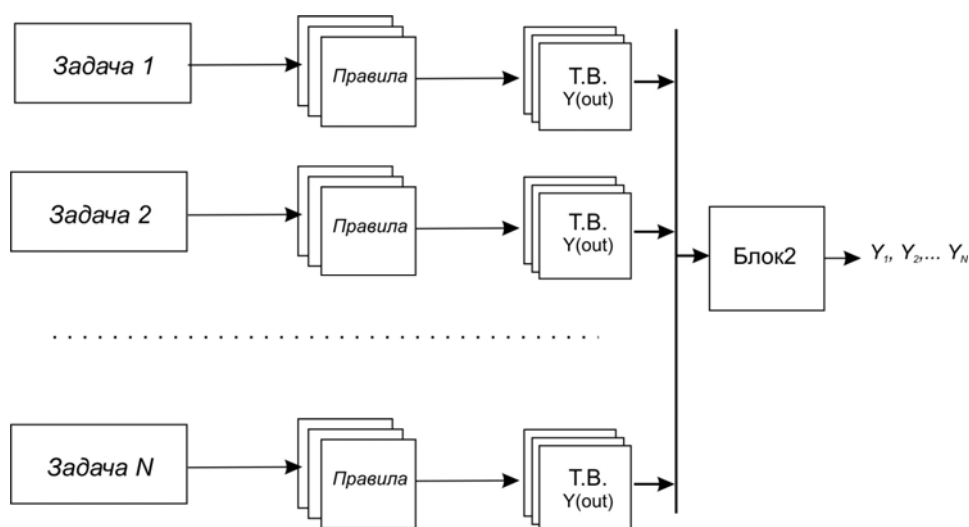


Рис.15. Многозадачное применение Блока 2

Такая возможность позволяет расширить применения подобного подхода, используя нейронную сеть и блок дефазификации, реализованные для одной задачи, к другим задачам с нечеткими логическими выводами, с другими наборами правил и множеств. И таким образом реализовать многозадачность применения нейронной сети на основе метрического метода к задачам с нечеткими логическими выводами (Рис.15).

Литература

1. Гейдаров П.Ш. Нейронные сети на основе метода эталона // Автоматика и вычислительная техника, 2009, №4, с. 48-57.

2. Уоссермэн Ф. Нейрокомпьютерная техника. Теория и Практика. [Рус. перевод] М.: Мир, 1992.
3. Головкин В.Л. Нейронные сети: обучение, организация и применение / Под ред. А.И. Галушкина. Науч. сер. «Нейрокомпьютеры и их применение». Кн. 4. - М.: ИПРЖР, 2001.
4. Миркес Е. М. Нейрокомпьютер. Проект стандарта. Новосибирск: Наука, 1998.
5. Биргер И.А. Техническая диагностика. - М.: Машиностроение, 1978.
6. Гейдаров П.Ш. Повышение достоверности результатов идентификации рукопечатных символов // Известия НАН Азерб., т. XXV, №2, 2005, с.64-69.
7. Круглов В.В., Дли М.И., Голунов Р.Ю. Нечеткая логика и искусственные нейронные сети. - М.: Физматлит, 2001.

Гейдаров Полад Шахмалы оглы. Старший научный сотрудник Института кибернетики НАН Азербайджана. Окончил Азербайджанский технический университет в 1996 году. Кандидат технических наук. Автор 17 печатных работ. Область научных интересов – распознавание образов и сигналов. E-mail: plbaku@liderkart.com