



УДК 004.89
ГРНТИ 78.25.13

АДАПТАЦИЯ АППАРАТА ГИБРИДНЫХ НЕЙРО-НЕЧЁТКИХ СЕТЕЙ ДЛЯ КЛАССИФИКАЦИИ НАЗЕМНЫХ ЦЕЛЕЙ В БОРТОВОЙ ВЫЧИСЛИТЕЛЬНОЙ СИСТЕМЕ ВОЗДУШНЫХ РОБОТОТЕХНИЧЕСКИХ КОМПЛЕКСОВ ВОЕННОГО НАЗНАЧЕНИЯ

*С.И. СЛИНИН, кандидат технических наук
Центральный научно-исследовательский институт ВВС (г. Щелково)
В.И. РУБИНОВ, кандидат технических наук, доцент
ВУНЦ ВВС «ВВА имени профессора Н.Е. Жуковского и Ю.А. Гагарина» (г. Воронеж)*

В статье рассматривается автоматизация процессов классификации разведанных наземных целей противника, которые отображаются на фотопленке или в потоковом видео, получаемыми от систем технического зрения воздушного робота. Предложено использовать методы искусственного интеллекта, которые, как известно, обладают высокой скоростью обработки данных и достоверностью оценки ситуаций для повышения уровня автоматизации обработки (классификации) изображений наземных объектов и достижения требуемого качества (достоверности) классификации объектов вооружений противника. Обозначены вопросы адаптации (настройки) аппарата гибридной нейро-нечёткой сети для решения задачи классификации разведанных наземных целей в бортовой вычислительной системе воздушного робототехнического комплекса военного назначения.

Ключевые слова: воздушный робототехнический комплекс военного назначения, система технического зрения, обнаружение наземных целей, гибридная нейро-нечёткая сеть.

ADAPTATION OF HYBRID NEURO-FUZZY NETWORKS FOR CLASSIFICATION OF GROUND TARGETS IN THE ONBOARD COMPUTER SYSTEM OF MILITARY ROBOTIC SYSTEMS

*S.I. SLININ, Candidate of Technical sciences
The Air Force Central Research Institute of the Ministry of defense of the Russian Federation (Shchelkovo)
V.I. RUBINOV, Candidate of Technical sciences, Associate Professor
MESCAF «N.E. Zhukovsky and Y.A. Gagarin Air Force Academy» (Voronezh)*

Automation of classification processes for enemy ground targets that are displayed on photographic film or in streaming video received from technical vision systems is discussed in the article. Artificial intelligence methods, which are known to have a high speed of data processing and reliability of situation assessment, are proposed to be used to increase the level of automation of processing (classification) of images of ground objects and achieve the required quality (reliability) of classification of enemy weapons objects. The issues of adaptation (configuration) of the hybrid neuro-fuzzy network apparatus for solving the problem of classification of explored ground targets in the onboard computer system of military air robotic complex are indicated.

Keywords: military air robotic system, technical vision system, ground target detection, hybrid neuro-fuzzy network.

Введение. Гибридные нейро-нечёткие сети [1, 2] являются широко применяемым на практике аппаратом для решения задач автоматизации распознавания образов, принятия решений в системах технического зрения и управления сложными объектами, характеризующимися многомерностью и нелинейностью.



Актуальность. Автоматизация классификации обнаруженных наземных объектов вооружений противника в зоне интересов воздушной разведки представляет собой достаточно сложную задачу, особенно в условиях военного конфликта. Процесс классификации военных объектов усложняют шумы различной природы, к которым относятся вибрация камер систем технического зрения (СТЗ) воздушных робототехнических комплексов военного назначения (ВРТК ВН), исходящих от вибрации двигателя воздушного робота и воздействия турбулентности атмосферы на участках выполнения разведывательных задач. Для успешного проведения разведки наземных объектов противника предлагается использовать гибридную нейро-нечёткую сеть типа АНФИС [2, 5] для обработки изображений, полученных системами технического зрения, установленными на ВРТК ВН в качестве средств разведки (целевой нагрузки). Задача предлагаемой методики распознавания и классификации наземных целей (НЦ) заключается в автоматическом распознавании вооружений противника по полученным изображениям с СТЗ ВРТК ВН. Естественно, что адаптированный алгоритм АНФИС для решения указанной задачи реализуется в бортовой вычислительной системе (БВС), как программное обеспечение входящего в состав БВС БЦВМ (или вычислителей) ВРТК ВН.

Цель работы заключается в повышении уровня автоматизации обработки (классификации) изображений наземных объектов и достижении требуемого качества (достоверности) классификации объектов вооружений противника.

Методика решения задачи классификации обнаружения наземных целей. Одним из методов моделирования многомерных нелинейных объектов является их описание нечёткими базами знаний (НБЗ), предназначенных для формализации причинно-следственных связей между параметрами входа и выхода, которые характеризуют конкретные зависимости отображения входного вектора объекта на выходные сигналы. НБЗ воплощают в себе описание этих связей на естественном языке с применением теории нечётких множеств и лингвистических переменных (ЛП) [4, 5].

В гибридной нейро-нечёткой сети (ГННС) логические выводы делаются с помощью аппарата нечёткой логики, а соответствующие функции принадлежности (ФП) настраиваются с помощью алгоритма обучения нейронных сетей – обратного распространения ошибки (ОРО) [3, 5], т.е. описание объекта исследований выполняется методами нечёткой логики, а настройка этой модели – методами искусственной нейронной сети (ИНС), для получения более точного соответствия рассматриваемой модели описываемому объекту. Основной подсистемой модуля классификации обнаруженных наземных целей является система нечёткого вывода с выходной переменной дискретного типа (рисунок 1).

Нечёткий логический вывод является аппроксимацией зависимости «входы – выход» на основе лингвистических высказываний «ЕСЛИ-ТО» и логических операций над нечёткими множествами [3, 4]. Используемая вариация нейро-нечёткого вывода с дискретным выходом может использоваться для классификации объектов.

Вектор входных сигналов $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ определяет набор входных параметров, объективно описывающий распознаваемую НЦ, а значения дискретной выходной переменной $y = d_j$ представляют собой класс выходной переменной, одно из возможных значений – d_j которой связано с известным в нечёткой базе знаний эталонным образцом (рисунок 1).

Основное условие для проведения классификации НЦ заключается в том, чтобы в НБЗ должен быть полный набор эталонных образцов для возможных значений входных сигналов (параметров НЦ). При этом структура системы нечёткого вывода для классификации наземных целей содержит обычные для аппарата нечёткой логики модули (рисунок 1):

- фазификатор, преобразующий вектор входных параметров в нечёткое множество;
- нечёткая база знаний, содержащая информацию об объектах НЦ;
- выходная переменная лингвистического типа (в виде правил «ЕСЛИ-ТО»);



функции принадлежности, которые используются для представления нечётких термов, в нашем случае выбрана колоколообразная (КО) ФП;

машина нечёткого логического вывода, которая на основе правил базы знаний определяет нечёткое множество выходной переменной, соответствующих нечётким значениям входных сигналов;

дефаззификатор, преобразующий нечёткое множество выходной переменной в чёткое число, соответствующее определенному порядковому номеру объекта в базе знания системы.

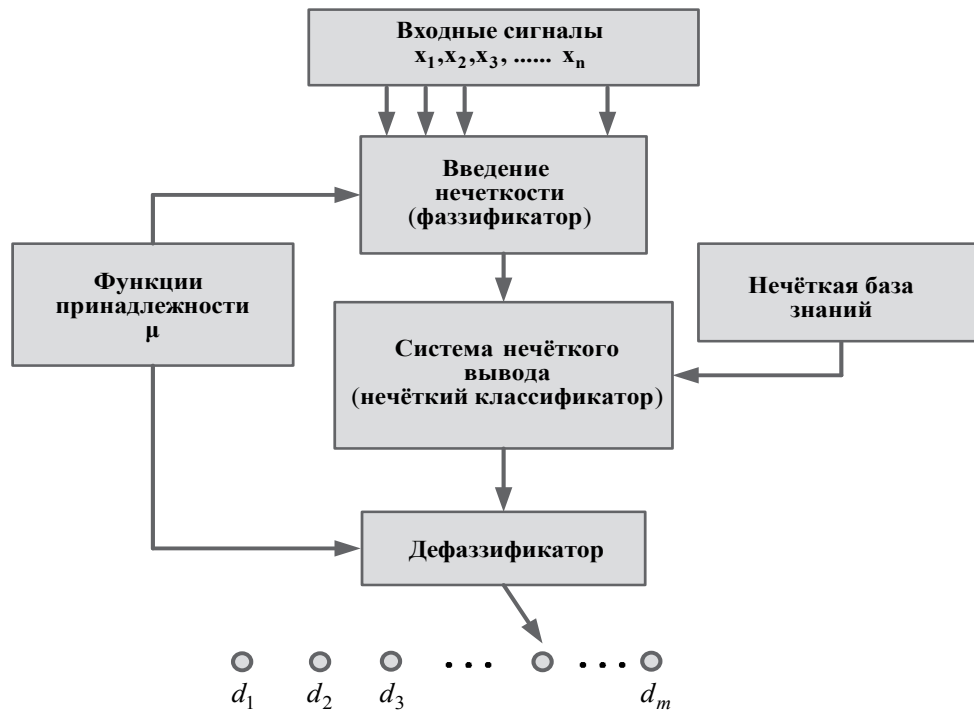


Рисунок 1 – Система нечёткого вывода для классификации наземных целей

Между изображениями классифицируемых НЦ и непосредственно объектами вооружений противника существует взаимно однозначное соответствие и, следовательно, наборы изображений НЦ могут быть использованы для классификации НЦ. Поэтому для построения нечёткой базы знаний (рисунок 1) нужно использовать изображения наземной военной техники, о которых известно, с определенной (большой) вероятностью, об их принадлежности к одному или другому классу НЦ. С позиции классификации объектов вооружений противника нечёткая база знаний выглядит следующим образом [1, 3]:

правило № 1: ЕСЛИ $x_1 = x_1^{эм}$ и $x_2 = x_2^{эм}$ и и $x_n = x_n^{эм}$, ТО $y = y_1$;

правило № 2: ЕСЛИ $x_2 = x_2^{эм}$ и $x_2 = x_2^{эм}$ и и $x_n = x_n^{эм}$, ТО $y = y_1$;

.....
правило № m: ЕСЛИ $x_{1m} = x_{1m}^{эм}$ и $x_{2m} = x_{2m}^{эм}$ и и $x_{nm} = x_{nm}^{эм}$, ТО $y = y_m$,

где $x_n^{эм}$ – эталонное значение параметра, соответствующее аналогичному параметру объекта разведки.

Полученная база знаний соответствует алгоритму Тагаки-Сугено-Канга (ТСК) нулевого порядка [4, 5], выходная переменная которого является линейной комбинацией значений входных параметров.

Для j -го правила в алгоритме ТСК значение является i -той выходной переменной и определяется по формуле:



$$y = y_j + \sum_{i=1}^n a_i^j x_i^{2m_i}. \quad (1)$$

Применение алгоритма ТСК нулевого порядка согласно [4, 5], совпадающего при построении базы знаний с модифицированным алгоритмом Мамдами существенно упрощает процедуру выбора параметров системы нечёткого вывода, т.к. отсутствует необходимость вычисления коэффициентов a_i^j в выражении (1). Поскольку машина нечёткого вывода (рисунок 1) для решения задачи классификации реализуется как отношение входных параметров к значению эталонного образца из базы знаний, эта нечёткая база знаний определяется как:

$$\left(\bigcap_{i=1}^n x_i = x_i^{2m_i} \right) \rightarrow y = y_j, \quad (2)$$

где \bigcap – операция; t – нормы (реализация логического «И»).

Тогда степень принадлежности классифицируемого объекта (НЦ) (заданного входными параметрами изображения цели) эталонному образцу определяется как:

$$\mu_j(x) = \bigcap_i \mu_{ji}(x_i), \quad (3)$$

где $\mu_{ji}(x_i)$ – степень принадлежности i -го параметра классифицируемого объекта j -му параметру эталонного объекта.

В качестве решения задачи классификации НЦ выбирается решение с максимальной степенью функции принадлежности [2, 3, 6]:

$$y^* = \arg_{y_1, y_2, \dots, y_k} \max[\mu_1(x^*), \mu_2(x^*), \dots, \mu_k(x^*)]. \quad (4)$$

Далее систему нечёткого вывода агрегируют с ИНС. В результате получается ГННС типа АНФИС [3, 5], настраиваемыми параметрами которой являются параметры ФП – $\mu_{ji}(x_i)$ (структурная схема ГННС представлена на рисунок 2).

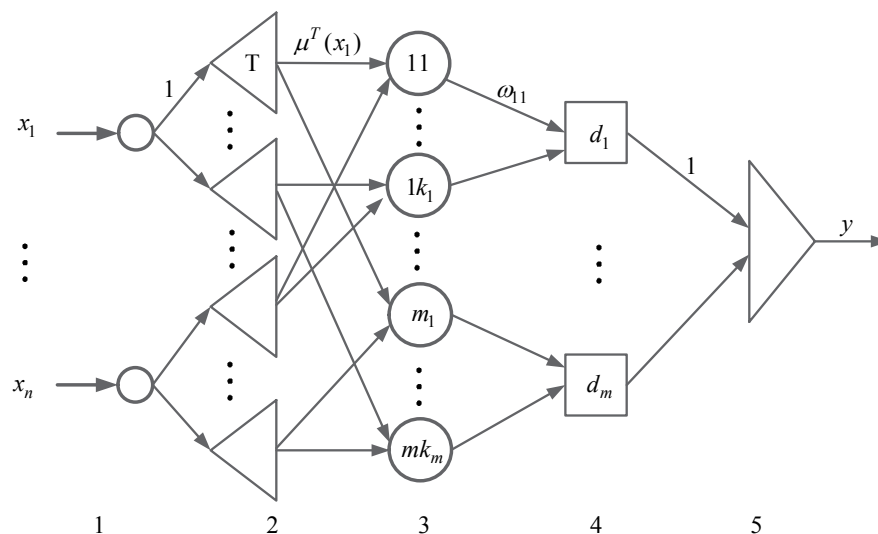


Рисунок 2 – Структурная схема гибридной нейро-нечёткой сети типа АНФИС



Функции узлов (аналоги нейронов обычной нейронной сети) структурной схемы ГНС, представленной на рисунке 2, отражены в таблице 1.

Таблица 1 – Функции узлов гибридной нейро-нечёткой сети

Узел	Наименование	Функции
	Вход	$v = u$
	Нечёткий терм	$v = \mu^T(u)$
	Нечёткое правило	$v = \prod_{i=1}^l u_i$
	Класс правил	$v = \sum_{i=1}^l u_i$
	Дефаззификация	$v = \frac{\sum_{j=1}^m u_j \bar{d}_j}{\sum_{j=1}^m u_j}$

Как видно из рисунка 2 ГНС типа АНФИС содержит 5 слоев:

- 1 слой – входы исследуемого нелинейного объекта;
- 2 слой – слой нечётких термов, которые используются в НБЗ исследуемого объекта;
- 3 слой – строки конъюнкции НБЗ (нечёткие правила);
- 4 слой – классы выходной переменной d_j ;
- 5 слой – слой дефаззификации, т.е. преобразования нечёткого вывода в чёткое число.

Количество узлов (нейронов) в каждом слое ГНС определяется следующим образом [2, 3, 5]:

- в 1-м слое по количеству входов объекта;
- во 2-м слое по количеству нечётких термов входных переменных НБЗ;
- в 3-м слое по количеству строк конъюнкций в НБЗ;
- в 4-м слое по количеству классов выходной переменной d_j .

Таким образом, полученная модель классификации НЦ представляет собой нечёткую базу знаний об исследуемом объекте, построенную экспертным путем, что соответствует «грубой» настройке модели, и имеет также аппарат «тонкой» настройки, который заключается в обучении ГНС с использованием метода, подобного алгоритму обратного распространения ошибки для нейронных сетей [2, 3, 5].

Так, при прямом проходе сигналов в сети появляются выражения для определения степени принадлежности значений входных сигналов к лингвистическим термам НБЗ описания моделируемого объекта:

$$\mu^{jp}(x_i) = \frac{1}{1 + \left(\frac{x_i - b_i^{jp}}{c_i^{jp}} \right)^2}, \quad (5)$$

где b и c – параметры КО ФП, вид которой представлен на рисунке 3.

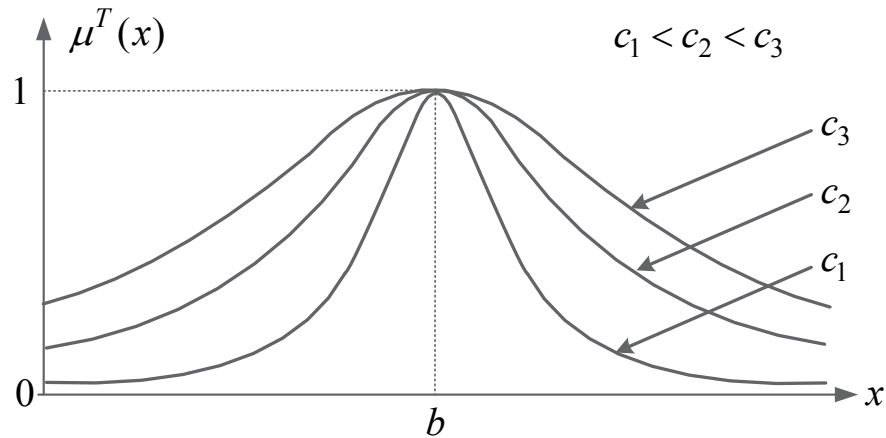


Рисунок 3 – Графики колоколообразной функции принадлежности в зависимости от значений параметров

Аналитическое выражение КО ФП:

$$\mu^T(x) = \frac{1}{1 + \left(\frac{x-b}{c}\right)^2}. \quad (6)$$

Далее определяется степень принадлежности выходного сигнала к соответствующим классам выходной переменной

$$\mu^{dj}(y) = \max\{w_{jp} \min[\mu^{jp}(x_i)]\}. \quad (7)$$

Затем вычисляется модельное значение (соответствует операции математического ожидания в теории случайных процессов) выходной переменной y путем дефаззификации по формуле:

$$y = \frac{y_0\mu^{d_1}(y) + y_1\mu^{d_2}(y) + \dots + y_{m-1}\mu^{d_m}(y)}{\mu^{d_1}(y) + \mu^{d_2}(y) + \dots + \mu^{d_m}(y)}. \quad (8)$$

Тогда значение ошибки ГННС определяется по:

$$E_t = \frac{1}{2}(y_{tm} - y_t)^2, \quad (9)$$

где y_{tm} – модельное значение выхода ГННС на t -м шаге обучения; y_t – экспериментальное выходное значение исследуемого объекта.

По аналогии с алгоритмом ОРО для ИНС в нейро-нечёткой сети для оценки ошибки в каждом сегменте ГННС выполняются процедуры обратного хода. Определение скорости изменения ошибки сети при изменении значения выходной величины:

$$\frac{\partial E_t}{\partial y} = \varepsilon_1 = y_{tm} - y_t. \quad (10)$$

На последнем этапе работы алгоритма обучения нейро-нечёткой сети выполняется модификация параметров ГННС, аналогичная методу ОРО для ИНС:



$$w_{jp}(t+1) = w_{jp}(t) - \eta \frac{\partial E_t}{\partial w_{jp}(t)}; \quad (11)$$

$$c_i^{jp}(t+1) = c_i^{jp}(t) - \eta \frac{\partial E_t}{\partial c_i^{jp}}; \quad (12)$$

$$b_i^{jp}(t+1) = b_i^{jp}(t) - \eta \frac{\partial E_t}{\partial b_i^{jp}}; \quad (13)$$

где η – коэффициент обучения, характеризующий скорость обучения ГННС, значения которого могут изменяться в диапазоне 0,2–0,8 [3, 5]; t – номер шага обучения ГННС.

Репрезентативный пример. В качестве примера разработки системы классификации обнаруженных НЦ рассмотрим алгоритм определения объектов военной техники с помощью ГННС, который может быть реализован в БЦВМ (вычислителе) БВС ВРТК ВН. Наблюдая за наземным объектом требуется описать его с помощью входных параметров нечёткой базы знаний – x_1, x_2, \dots, x_n и возможных классов выходной переменной – y_1, y_2, \dots, y_m , которые определяются в базе знаний, как эталонные образцы ВВСТ. Для указанного примера применения ГННС входными переменными являются параметры изображения наземной военной техники противника, приведенные к реальным размерам, которые зависят от высоты полета ВРТК ВН и угла наклона наблюдения за НЦ, и в терминологии аппарата нечёткой логики называются лингвистическими *термами*: длина объекта (м); ширина (м); площадь поверхности НЦ (кв. м). В результате проведенных экспериментов по разработке структуры ГННС была получена схема сети ГННС в виде (рисунок 4):

слой 1 – три входных переменных, параметры которых однозначно определяют объект наблюдения;

слой 2 – три терма для каждого входа системы классификации;

слой 3 – три правила нечёткой базы знаний;

слой 4 – три класса выходной переменной;

слой 5 – выполняется дефаззификация результата.

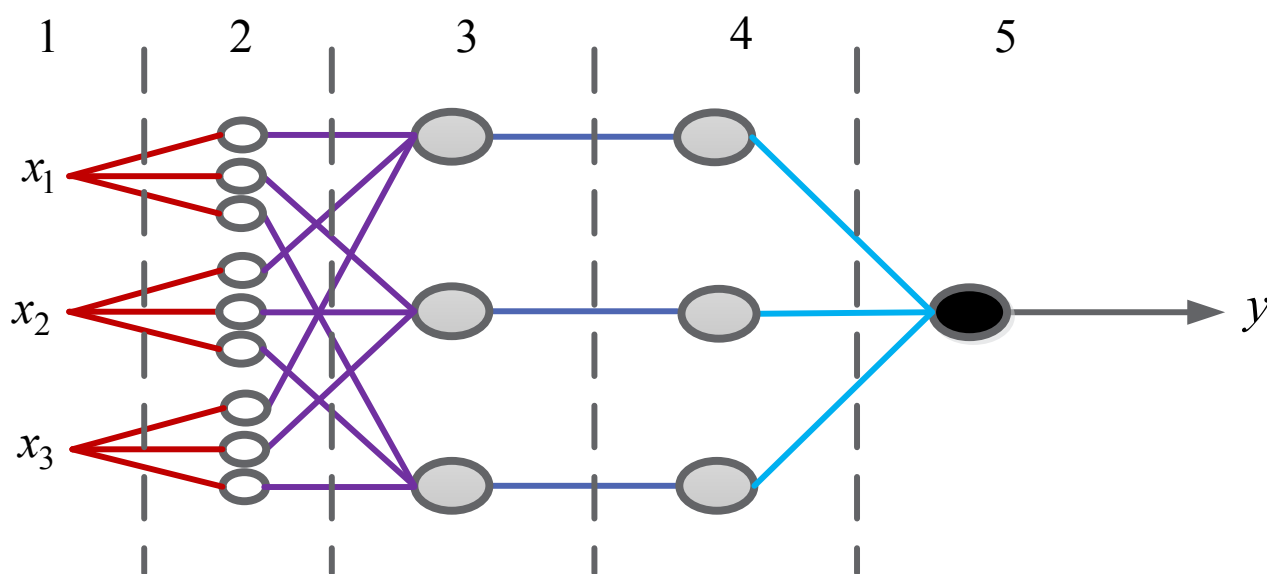


Рисунок 4 – Схема гибридной нейро-нечёткой сети типа ANFIS



Нечёткая база знаний определяется тремя правилами:

правило № А1: ЕСЛИ длина = около 8 и ширина = около 3.6 и S = около 29, ТО $y = y_1$;

правило № А2: ЕСЛИ длина = около 6.5 и ширина = около 3.2 и S = около 21, ТО $y = y_2$;

правило № А3: ЕСЛИ длина = около 4.6 и ширина = около 2.2 и S = около 10, ТО $y = y_3$,

где класс выходной переменной y представлен следующими значениями:

y_1 – выходное значение, соответствующее танку «Абрамс М1»;

y_2 – БМП «Брэдли»;

y_3 – внедорожнику «Хаммер».

Выбранные экспертным методом лингвистические выражения «около» в НБЗ наиболее полно отражают суть измерений, выполняемых с борта воздушных роботов. С одной стороны, в каждый момент времени значения термов «Длина», «Ширина» и «Площадь поверхности» являются определенными числами, но в другие моменты значения этих термов изменяются случайным (неопределённым) образом из-за ошибок и шумов измерения высоты и угла наклона наблюдения за НЦ.

Наиболее полно суть лингвистического выражения «около» отражают КО функции принадлежности (рисунок 2), которые также выбраны экспертным методом из числа наиболее популярных ФП: треугольные, трапециевидные и колоколообразные.

Выбранные для нашего примера работы ГННС (до обучения сети АНФИС) КО ФП для НБЗ, заданной указанными правилами, представлены на рисунке 5.

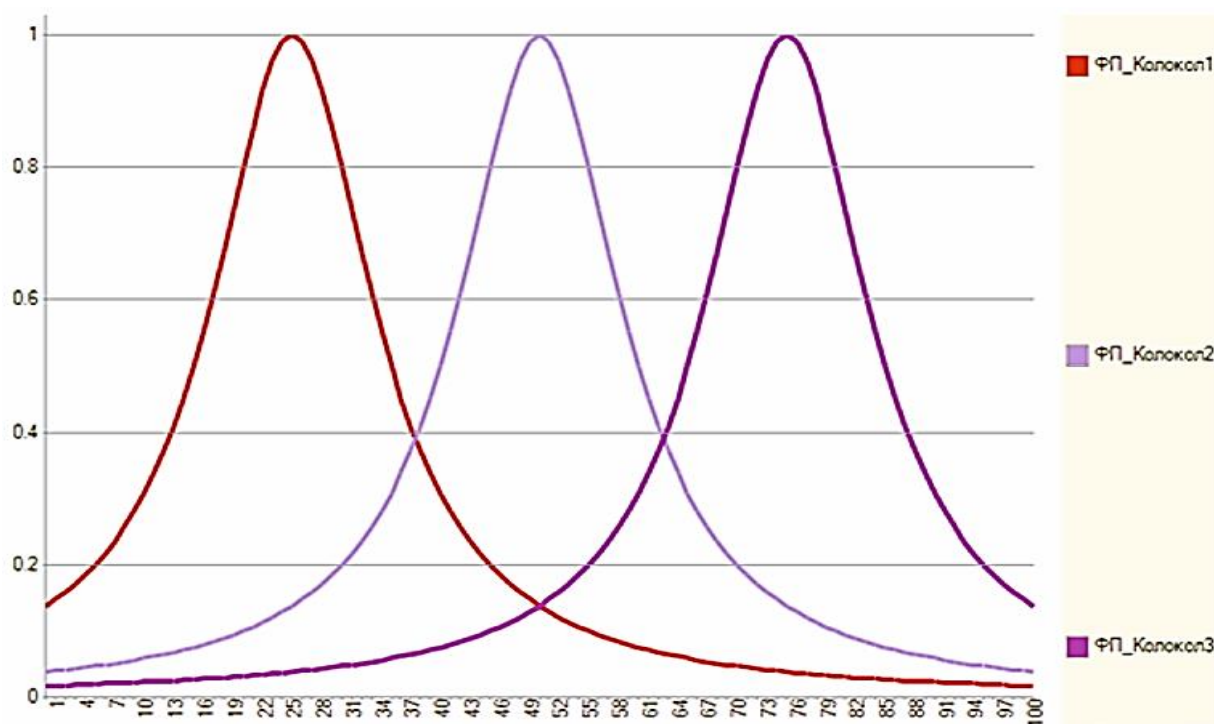


Рисунок 5 – График КО ФП до обучения ГННС

Разработанная модель, соответствующая рассматриваемому примеру создания системы классификации обнаруженных НЦ, приведена на рисунке 6. Обозначения узлов разработанной модели и термины теории ГННС приведены на рисунке 2 и в таблице 1.

В результате разработки модели классификации обнаруженных НЦ получено приближенное решение. Для точного решения указанной задачи воспользуемся методами обучения ГННС (10) – (13), аналогичными искусственным нейронным сетям [5].

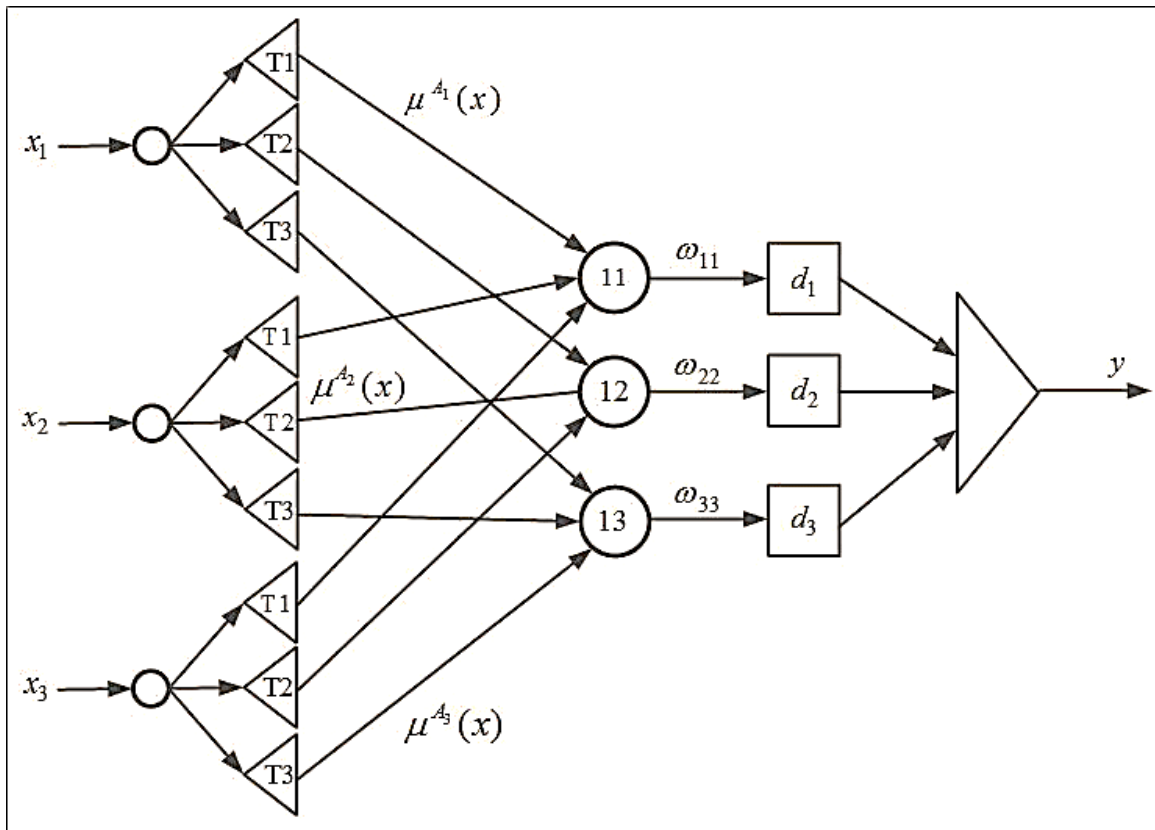


Рисунок 6 – Разработанная модель, соответствующая рассматриваемому примеру разработки системы классификации обнаруженных наземных целей

В результате обучения разработанной сети ГННС по вышеописанным алгоритмам была получена модель объекта с параметрами b и c функций принадлежности и весами нечётких правил, которые приведены в таблицах 2 и 3.

Таблица 2 – Значения параметров КО ФП до и после обучения

Параметры КО ФП до обучения			
c	0,1	0,1	0,1
b	0,25	0,5	0,75
Параметры КО ФП после обучения			
c	0,11	0,14	0,09
b	0,31	0,47	0,77

Таблица 3 – Веса правил до и после обучения ГННС

Веса правил до обучения			
w	1	1	1
Веса правил после обучения			
w	0,998	0,995	0,997

Графики функций принадлежности и параметры КО ФП после обучения ГННС показаны на рисунке 7 и в таблице 3, где c – коэффициент сжатия КО ФП, а b – координаты максимумов КО ФП.

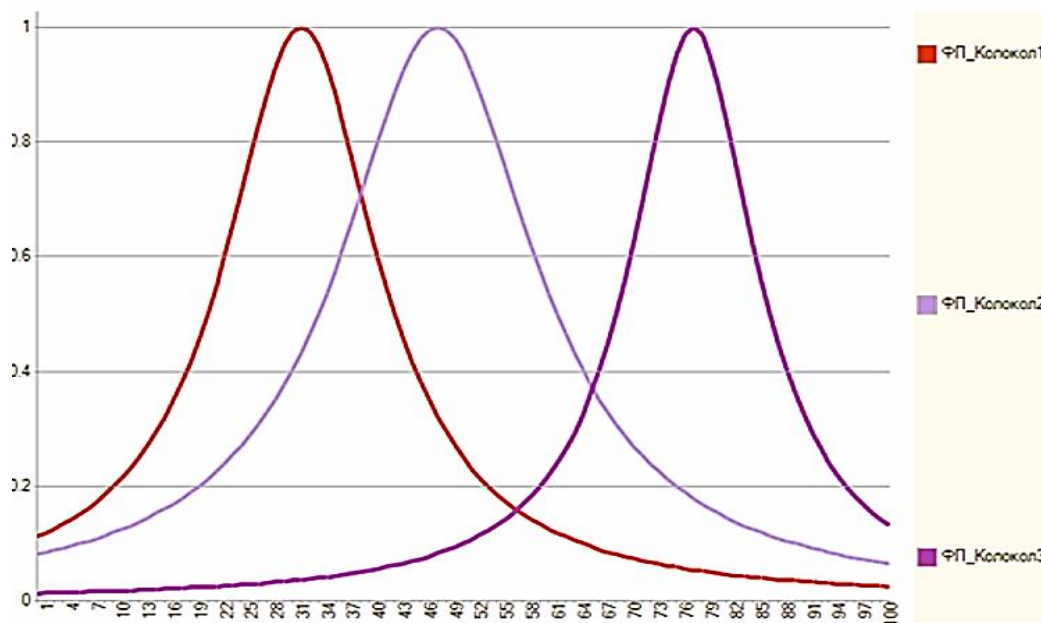


Рисунок 7 – Графики выбранной КО ФП после обучения ГНС

В результате обучения сети ГНС были получены новые значения параметров КО ФП (таблица 2, рисунок 7) и изменились веса правил НБЗ (таблица 3), что соответствует этапу «тонкой» настройки нечёткой модели объекта исследований – системы классификации обнаруженных наземных целей противника с борта ВРТК ВН.

Выводы. В работе показано, что применение гибридных нейро-нечётких сетей используемых в качестве программного обеспечения БВС ВРТК ВН, отвечающего за классификацию обнаруженных наземных целей противника с борта ВРТК ВН, является более предпочтительным по сравнению с другими методами искусственного интеллекта.

Совместное использование методов нейронных сетей и нечёткой логики позволяет получать модели исследуемых объектов с точностью аппарата искусственных нейронных сетей и «прозрачной» логикой модели за счет применения методов нечёткой логики.

Разработанная модель процесса классификации обнаруженных наземных целей отражает тот факт, что использование аппарата ГНС позволяет быстро создавать и исследовать свойства моделей и объектов военной техники и процессов, связанных с её эксплуатацией.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Штовба С.Д. Введение в теорию нечётких множеств и нечёткую логику. М.: Горяч. линия Телеком, 2005. 321 с.
2. Сулейменов Б.А. Интеллектуальные и гибридные системы управления технологическими процессами. Алма-Ата: Пикула, 2009. 305 с.
3. Заде Л. Понятие лингвистической переменной и его применение к принятию приближенных решений. М.: Мир, 1976. 165 с.
4. Колмогоров А.Н., Драгалин А.Г. Математическая логика. М.: КомКнига, 2006. 240 с.
5. Круглов В.В., Дли М.И. Нечеткая логика и искусственные нейронные сети. М.: Физматлит, 2001. 224 с.

REFERENCES

1. Shtovba S.D. Vvedenie v teoriyu nechetkih mnozhestv i nechetkuyu logiku. M.: Goryach. liniya Telekom, 2005. 321 p.



2. Sulejmenov B.A. Intellektual'nye i gibridnye sistemy upravleniya tehnologicheskimi processami. Alma-Ata: Pikula, 2009. 305 p.

3. Zade L. Ponyatie lingvisticheskoy peremennoj i ego primenenie k prinyatiyu priblizhennyh reshenij. M.: Mir, 1976. 165 p.

4. Kolmogorov A.N., Dragalin A.G. Matematicheskaya logika. M.: KomKniga, 2006. 240 p.

5. Kruglov V.V., Dli M.I. Nechetkaya logika i iskusstvennye neyronnye seti. M.: Fizmatlit, 2001. 224 p.

© Слинин С.И., Рубинов В. И., 2020

Слинин Сергей Игоревич, кандидат технических наук, старший научный сотрудник научно-исследовательского центра, Центральный научно-исследовательский институт Военно-воздушных сил, Россия, 141103, г. Щелково, ул. Аэродромная, 2, корп. 5, slininsergey@gmail.com.

Рубинов Владимир Иванович, кандидат технических наук, доцент, начальник кафедры автоматизации управления летательными аппаратами (и вычислительных систем), Военный учебно-научный центр Военно-воздушных сил «Военно-воздушная академия имени профессора Н.Е. Жуковского и Ю.А. Гагарина» (г. Воронеж), Россия, 394064, г. Воронеж, ул. Старых Большевиков, 54А, rubinov777@mail.ru.