

*НЕЧЁТКИЕ НЕЙРОСЕТИ В ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОМ АНАЛИЗЕ ДАННЫХ***М.В. ЯНАЕВА, Е.В. СИНЧЕНКО**

*Кубанский государственный технологический университет,
350002, г. Краснодар, Российская Федерация, ул. Московская, 2;
электронная почта: yanayeva@mail.ru*

Статья посвящена исследованию возможности применения нечёткой нейросети в разрабатываемой интеллектуальной системе удалённого управления в территориально распределённых комплексах. Осуществляется постановка задачи применения нейросетей в распознавании образов. Приведены алгоритмы обучения и использования нечётких нейросетей.

Ключевые слова: распознавание образов, нечёткая логика, нейронная сеть (НС), искусственный нейрон (ИН), искусственные нейронные сети (ИНС), нечёткие нейросети, гибридные нейронные сети (ГНС).

Одним из ключевых вопросов проектирования и реализации интеллектуальной системы удаленного управления в территориально – распределенных комплексах является распознавание образов. Данная задача заключается в анализе поступающего на вход образа, который путём извлечения из общего фона и дальнейшего использования полученного образца сравнивает текущее решение с уже существующими эталонами. Эталоны – это необходимая и самая важная часть распознавания образов. Они выделяются в определённые классы решений, и на их основе выдаётся ответ анализа текущего образа. Данная задача успешно может быть решена путем использования аппарата нечёткой логики, который успешно зарекомендовал себя, как отличное решение для сложных, постоянно меняющихся динамических систем [1, 3, 4, 5].

В интеллектуальной системе удаленного управления распознавание образов будет осуществляться путём получения изображения с видеокамеры, отсюда возможно множество вариантов зашумления картинки:

1. Плохая погода;
2. Ночь;
3. Активное солнце;
4. Грязь, попавшая в объектив;
5. Возможное совмещение некоторых предыдущих вариантов.

Все эти факторы могут существенно повлиять на возможность правильного соотнесения текущего объекта с сохранённым в базе данных эталоном, соответственно распознавание может быть ошибочным. Во избежание подобных дефектов в разрабатываемой интеллектуальной системы принято решение использовать аппарат нечёткой логики, поскольку он основан на функции принадлежности некоторому упорядоченному множеству в определённом промежутке [7, 8].

Немного о различии обычной и нечёткой логики. Пусть E – такое множество, где x – элемент из E , а R – какое-либо свойство. Четкое подмножество A универсального множества E , элементы которого удовлетворяют некоторому свойству R , определяется как множество упорядоченных пар

$$A = \{ \mu_A(x)/x \} \quad (1)$$

где $\mu_A(x)$ - *характеристическая функция*, имеющая значение 1, если x удовлетворяет некоторому свойству R , и 0 - в обратном случае.

Нечеткое подмножество отличается от обычного тем, что для элементов x из E нет однозначного ответа «да-нет» относительно свойства R . В связи с этим, нечеткое подмножество A универсального множества E определяется как множество упорядоченных пар

$$A = \{ \mu_A(x)/x \} \quad (2)$$

где $\mu_A(x)$ - характеристическая функция принадлежности (или просто функция принадлежности), принимающая значения в некотором вполне упорядоченном множестве M (например, $M = [0,1]$).

Функция принадлежности указывает степень (или уровень) принадлежности элемента x подмножеству A . Множество M называют множеством принадлежностей. Если $M = \{0,1\}$, то нечеткое подмножество A может рассматриваться как обычное или четкое множество.

Таким образом, нечёткая логика в купе с нейросетями поможет выявить с каким процентом точности можно судить о распознавании человека, который попал в поле зрения камеры.

Искусственный нейрон приближенно имитирует свойства биологического нейрона. Искусственному нейрону на вход подаётся некое множество сигналов, причём каждый сигнал это выход предыдущего нейрона. Происходит умножение каждого входа на определённый вес (аналог синаптической силы), полученные произведения суммируются, тем самым определяется активационный уровень нейрона.

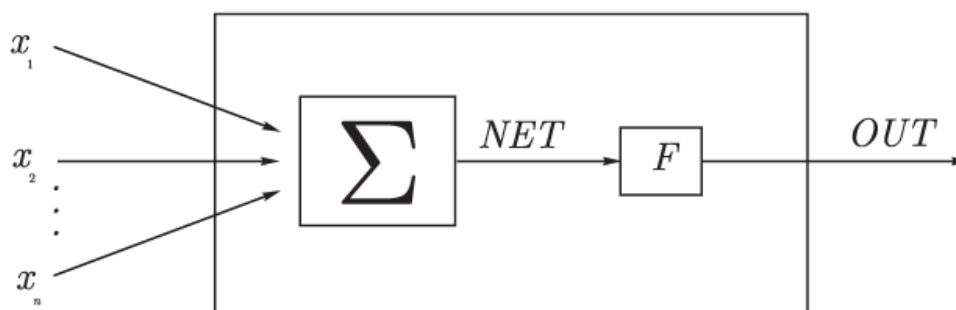


Рисунок 1 - Искусственный нейрон

На рисунке 1 изображена модель, которая реализует описанную идею. Множество сигналов входов, обозначаемых x_1, x_2, \dots, x_n , приходят в ИН. Сигналы входов, являющиеся вектором X в совокупности, ставятся в соответствие сигналам, поступающим в синапсы «живого» нейрона. Происходит умножение сигналов на определённый вес w_1, w_2, \dots, w_n , произведения которых идут в суммирующий блок. Все веса соответствуют «силе» одной «живой» синаптической связи (совокупность весов - вектор W). Блок, осуществляющий суммирование, соответствующий телу клетки, алгебраически складывает взвешенные входы, таким образом создавая выход, который назовём NET . Это можно записать следующим образом: $NET = XW$.

Сигнал NET далее обычно изменяется под воздействием функции активации F и подает на выход нейронный сигнал OUT . Например, функция активации может иметь вид линейной функции:

$$OUT = F(NET) \tag{3}$$

где F — пороговая функция.

$$OUT = \begin{cases} 1, & \text{если } NET > T; \\ 0, & \text{если } NET \leq T; \end{cases} \tag{4}$$

Сигмоидной:

$$OUT = \frac{1}{1 + e^{-NET}} \tag{5}$$

Текущую сеть с одним нейроном, которая использует операции суммирования, умножения и сигмоидную функцию активации назовём стандартной ИНС. При использовании других операций перейдём к ИНС, называющейся гибридной.

Гибридная нейронная сеть (ГНС) - это НС с четкими сигналами, функцией активации и весами, но с объединением x_i и w_i , p_1 и p_2 при использовании операций нечётких множеств t -нормы, t -конормы или каких-либо других непрерывных операций.

Выходы, веса, входы ГНС – это вещественные числа, которые принадлежат отрезку $[0,1]$.

Далее рассмотрим примеры элементарных ГНС.

Нечеткий нейрон "И". Веса w_i и сигналы x_i объединяются в данном случае при помощи t -конормы (треугольной конормы): $p_i = S(w_i, x_i)$, $i = 1,2$, а выход образуется с применением треугольной нормы (рисунок 2): $y = AND(p_1, p_2) = T(p_1, p_2) = T(S(w_1, x_1), S(w_2, x_2))$.

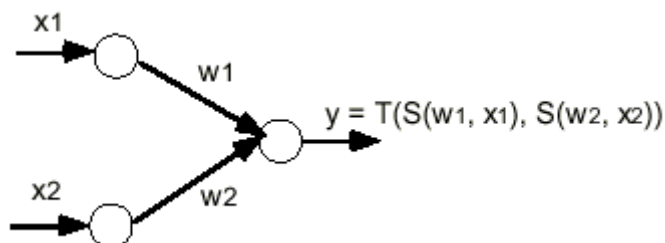


Рисунок 2 - Структура нечёткого нейрона "И"

Если обозначить $T = \min$, $S = \max$, в таком случае гибридный нейрон «И» осуществляет композицию min-max: $y = \min\{w_1 \vee x_1, w_2 \vee x_2\}$.

Нечеткий нейрон «ИЛИ». Веса w_i и сигналы x_i объединяются на основе t-нормы (треугольной нормы): $p_i = T(w_i, x_i)$, $i = 1, 2$, а выход образуется с применением треугольной конормы (рисунок 3):

$$y = OR(p_1, p_2) = S(p_1, p_2) = S(T(w_1, x_1), T(w_2, x_2)).$$

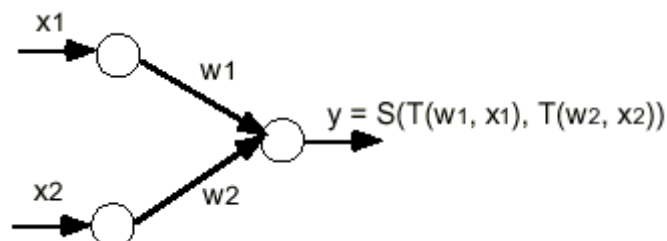


Рисунок 3 - Гибридный нейрон "ИЛИ"

Если обозначить $T = \min$, $S = \max$, в таком случае гибридный нейрон «ИЛИ» осуществляет композицию max-min: $y = \max\{w_1 \wedge x_1, w_2 \wedge x_2\}$.

Далее приведём типовой подход к созданию алгоритмов обучения и использования ГНС.

Например, ГНС должна реализовать неизвестное отображение: $y^k = f(\mathbf{x}^k) = f(x_1^k, x_2^k, \dots, x_n^k)$, $k = 1, 2, \dots, N$, с учётом обучающего множества: $\{(\mathbf{x}^1, y^1), \dots, (\mathbf{x}^N, y^N)\}$.

Чтобы смоделировать отображение f , применим упрощение алгоритма нечёткого вывода, используя такую запись предикатных правил:

Π_i : если x_1 есть A_{i1} , и x_2 есть A_{i2} и, . . . , и x_n есть A_{in} , тогда $y = z_i$, $i = 1, 2, \dots, m$, где A_{ij} - нечеткие числа треугольной формы, z_i - вещественные числа, с помощью операции умножения находя степень истинности i -го правила:

$$\alpha_i = \prod_{j=1}^n A_{ij}(x_j^k) \tag{6}$$

(здесь возможно использование и других представлений для определения нечеткого оператора «И») и находя выход ГНС дискретным аналогом центроидного метода:

$$o^k = \frac{\sum_{i=1}^m \alpha_i z_i}{\sum_{i=1}^m \alpha_i} \quad (7)$$

Если ввести функцию ошибки для k-го предъявленного образца:

$$E_k = \frac{1}{2} (o^k - y^k)^2 \quad (8)$$

Это позволит затем, как в стандартных НС, применить градиентный метод для того, чтобы подстроить параметры заданных предикатных правил. Таким образом, величины z_i можно откорректировать по соотношению:

$$z_i := z_i - \eta \frac{\partial E_k}{\partial z_i} = z_i - \eta (o^k - y^k) \frac{\alpha_i}{\alpha_1 + \alpha_2 + \dots + \alpha_m}, \quad i=1,2,\dots,m, \quad (9)$$

где η , как и до этого, постоянная, которая характеризует скорость обучения.

Далее рассмотрим алгоритм настройке на примере системы, в которой два правила:

П₁: если x есть A_1 , тогда $y = z_1$,

П₂: если x есть A_2 , тогда $y = z_2$,

и применим предположение, что гибридные понятия A_1 («малый») и A_2 («большой») используют сигмоидные функции принадлежности:

$$A_1(x) = \frac{1}{1 + \exp(b_1(x - a_1))}, \quad (10)$$

$$A_2(x) = \frac{1}{1 + \exp(b_2(x - a_2))}, \quad (11)$$

описываемые параметрами a_1, a_2, b_1, b_2 .

Следующими соотношениями определяются степени истинности правил:

$$\alpha_1 = A_1(x) = \frac{1}{1 + \exp(b_1(x - a_1))}, \quad (12)$$

$$\alpha_2 = A_2(x) = \frac{1}{1 + \exp(b_2(x - a_2))}, \quad (13)$$

и следующим выражением выход системы:

$$o = \frac{\alpha_1 z_1 + \alpha_2 z_2}{\alpha_1 + \alpha_2} = \frac{A_1(x)z_1 + A_2(x)z_2}{A_1(x) + A_2(x)}. \quad (14)$$

Сделаем предположение об имеющемся обучающем множестве $\{(x^1, y^1), \dots, (x^N, y^N)\}$, которое отображает неизвестную функцию f .

Необходимо: произвести настройку параметров системы $a_1, a_2, b_1, b_2, z_1, z_2$, которая обеспечит наилучшую аппроксимацию данной функции.

Решение. В следующей форме можно записать функцию ошибки:

$$E_k = E_k(a_1, b_1, a_2, b_2, z_1, z_2) = \frac{1}{2} (o^k(a_1, b_1, a_2, b_2, z_1, z_2) - y^k)^2. \quad (15)$$

Используя подход, основанный на выводе алгоритма обратного распространения ошибки, примем:

$$z_1 := z_1 - \eta \frac{\partial E_k}{\partial z_1} = z_1 - \eta(o^k - y^k) \frac{\alpha_1}{\alpha_1 + \alpha_2} = z_1 - \eta(o^k - y^k) \frac{A_1(x^k)}{A_1(x^k) + A_2(x^k)} \quad (16)$$

$$z_2 := z_2 - \eta \frac{\partial E_k}{\partial z_2} = z_2 - \eta(o^k - y^k) \frac{\alpha_2}{\alpha_1 + \alpha_2} = z_2 - \eta(o^k - y^k) \frac{A_2(x^k)}{A_1(x^k) + A_2(x^k)} \quad (17)$$

Таким же образом для корректирования коэффициентов a_1, a_2, b_1, b_2 получим исходные соотношения:

$$a_1 := a_1 - \eta \frac{\partial E_k}{\partial a_1}, \quad a_2 := a_2 - \eta \frac{\partial E_k}{\partial a_2}, \quad b_1 := b_1 - \eta \frac{\partial E_k}{\partial b_1}, \quad b_2 := b_2 - \eta \frac{\partial E_k}{\partial b_2}.$$

Можно упростить громоздкие конечные выражения, если функции принадлежности принимают вид:

$$A_1(x) = \frac{1}{1 + \exp(-b(x - a))}, \quad A_2(x) = \frac{1}{1 + \exp(b(x - a))}.$$

Приведённые функции описываются двумя параметрами (a и b), и в некотором понимании симметричны, удовлетворяя уравнению: $A_1(x) + A_2(x) = 1$.

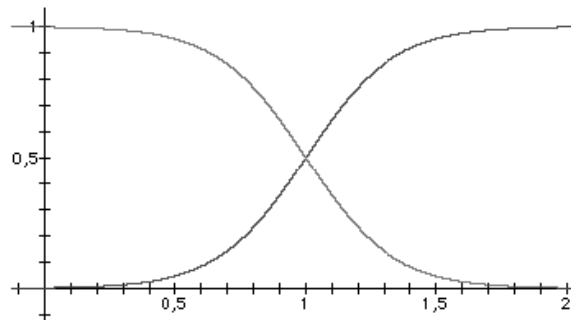


Рисунок 4 - Симметричность функций принадлежности

Из предыдущих уравнений следует:

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

$$z_2 := z_2 - \eta \frac{\partial E_k}{\partial z_2} = z_2 - \eta(o^k - y^k) \frac{\alpha_2}{\alpha_1 + \alpha_2} = z_2 - \eta(o^k - y^k) A_2(x^k).$$

И далее выкладки:

$$a := a - \eta \frac{\partial E_k(a, b)}{\partial a}, \text{ где}$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial E_k(a, b)}{\partial a} &= (o^k - y^k) \frac{\partial o^k}{\partial a} = (o^k - y^k) \frac{\partial}{\partial a} [z_1 A_1(x^k) + z_2 A_2(x^k)] = \\ &= (o^k - y^k) \frac{\partial}{\partial a} [z_1 A_1(x^k) + z_2 (1 - A_1(x^k))] = (o^k - y^k)(z_1 - z_2) \frac{\partial A_1(x^k)}{\partial a} = \\ &= (o^k - y^k)(z_1 - z_2) b \frac{\exp(b(x^k - a))}{[1 + \exp(b(x^k - a))]^2} = (o^k - y^k)(z_1 - z_2) b A_1(x^k)(1 - A_1(x^k)) = \\ &= (o^k - y^k)(z_1 - z_2) b A_1(x^k) A_1(x^k) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{и: } b &:= b - \eta \frac{\partial E_k(a, b)}{\partial b}, \text{ где } \frac{\partial E_k(a, b)}{\partial b} = (o^k - y^k)(z_1 - z_2) \frac{\partial}{\partial b} \left[\frac{1}{1 + \exp(b(x^k - a))} \right] = \\ &= (o^k - y^k)(z_1 - z_2)(x^k - a) A_1(x^k)(1 - A_1(x^k)) = \\ &= (o^k - y^k)(z_1 - z_2)(x^k - a) A_1(x^k) A_1(x^k). \end{aligned}$$

Далее рассмотрим, как решать задачу классификации с помощью гибридной системы, то есть отнести объект, который характеризуется определённым набором признаков, к некоторому классу.

На рисунке 5 приведена предполагаемая структура для решения такой задачи.

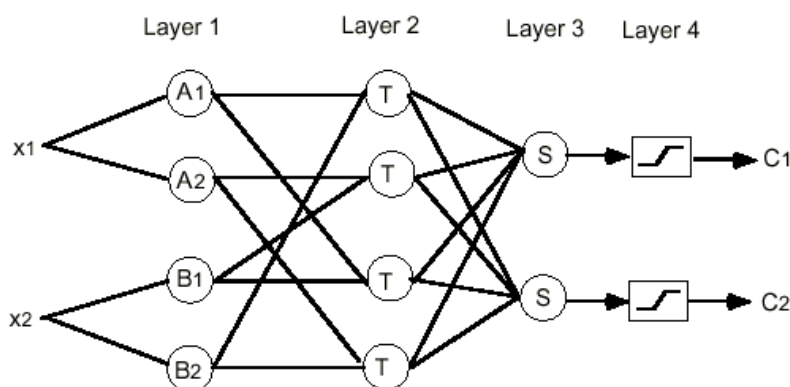


Рисунок 5 - ГНС для решения задачи классификации

Вводится предположение, что объект охарактеризован 2-мя количественными признаками - x_1 и x_2 и принадлежит одному из двух классов - C_1 или C_2 . Можно ограничиться четырьмя правилами, так как каждый из входов представляется двумя лингвистическими понятиями.

ГНС можно описать так:

1. Слой 1 (Layer 1). Для этого слоя выходы узлов являются степенями принадлежности входных переменных, который определены нечёткими множествами A_1, A_2, B_1, B_2 .

Таким образом, выбраны функции принадлежности колоколообразного вида:

$$A_i(t) = \exp \left[-\frac{1}{2} \left(\frac{t - a_{i1}}{b_{i1}} \right)^2 \right] \quad (18)$$

с параметрами $a_{i1}, a_{i2}, b_{i1}, b_{i2}$.

Данные параметры могут быть скорректированы в процессе обучения сети, который основан на градиентном методе.

2. Слой 2 (Layer 2). В этом слое все нейроны типа гибридного нейрона «И».

3. Слой 3 (Layer 3). На данном слое нейроны являются стандартными, в

которых входы являются взвешенными комбинациями выходов нейронов предшествующего слоя, а выходы сформированы на основе активационных функций сигмоидного типа. Данные выходы являются степенями принадлежности предъявленного объекта первому или второму классу.

Интересным примером ГНС является сеть, в которой используется коэффициент скорости обучения сети η , подстраиваемый методами нечеткой логики.

В общем, чтобы улучшить качество процесса обучения, этот коэффициент должен быть не постоянным, а изменяться в интервале $[0,1]$ на основе величины ошибки сети: если ошибка большая – коэффициент больше, малая – меньше. Выработать какие-либо количественные рекомендации довольно трудно.

Но, на основе аппарата нечеткой логики, необходимые изменения коэффициента описываются с использованием лингвистических переменных, например, как в таблице 1.

Т а б л и ц а 1 - Нечеткое представление желаемого значения коэффициента скорости обучения

	Лингвистические переменные						
Ошибка сети	NL	NM	NS	ZE	PS	PM	PL
Величина коэффициента η	L	M	S	ZE	S	M	L

Здесь NL означает «большая отрицательная», NM – «средняя отрицательная», NS – «малая отрицательная», ZE - близкая к нулю, PS – «малая положительная», PM – «средняя положительная», PL – «большая положительная», L – «большая», M – «средняя», S – «малая».

Подстройка коэффициента η здесь осуществляется нечетким регулятором в соответствии с таблицей 1, выбранными (например, треугольными) функциями принадлежности и алгоритмом нечеткого вывода.

На основе рассмотренных алгоритмов средствами MS Visual Studio будет разработана программа, в которой распознавание образов после обучения гибридной нейронной сети предполагается производить в следующей последовательности [2, 6, 9]:

- Получение изображения с видеокамеры.
- Обработка полученного изображения гибридной нейронной сетью.
- Сравнение результата обработки с имеющимися в базе данных эталонами.
- Вывод результата распознавания.

ЛИТЕРАТУРА

1. Цыгикало Т.И., Янаева М.В., Цыгикало Д.В., Руденко М.В., Автоматизация процесса управления экологическим мониторингом строительной площадки // Научный журнал КубГАУ Краснодар КубГАУ , 2012 - №77. – [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2012/03/pdf/70.pdf>.

2. Янаева М.В., Мурлин А.Г., Мурлина В.А., Системы экологического мониторинга в строительных организациях // Научный журнал КубГАУ – Краснодар КубГАУ , 2012 . - №84 - [Электронный ресурс] - Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2012/10/pdf/35.pdf>

3. Янаева М.В., Мурлин А.Г., Мурлина В.А., Методы прогнозирования в информационной системе экологического мониторинга // Научный журнал КубГАУ– Краснодар КубГАУ, 2012 - №84 - [Электронный ресурс] - Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2012/10/pdf/34.pdf>

4. Янаева М.В., Мурлин А.Г., Мурлина В.А. Управление эффективностью пространственно распределённых промышленных предприятий // Научный журнал КубГАУ – Краснодар КубГАУ, 2014. - №102(08) - [Электронный ресурс] - Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2014/08/pdf/65.pdf>

5. Видовский Л.А., Янаева М.В., Мурлин А.Г., Мурлина В.А. Стратегическое управление территориально – распределёнными комплексами // <http://ntk.kubstu.ru/file/1292>

Научный журнал КубГАУ [Электронный ресурс]. – Краснодар КубГАУ, 2015. - №112. - шифр Информрегистра: 0421200012\0222. Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2015/08/pdf/86.pdf>

6. Янаева М.В. Интеллектуальная система комплексного мониторинга экологической обстановки стройплощадки // Монография, Краснодар, 2012.

7. Янаева М.В., Адамова А.В. Разработка информационной подсистемы стратегического управления территориально – распределенным строительным комплексом // Научные труды КубГТУ, №10, 2015 г. - [Электронный ресурс] - Режим доступа: <http://ntk.kubstu.ru/file/574>

8. Янаева М.В., Коломбет А.В. Разработка информационной системы управления и мониторинга территориально – распределенными комплексами // Научные труды КубГТУ, №10, 2015 г. - [Электронный ресурс] - Режим доступа: <http://ntk.kubstu.ru/file/601>

9. Янаева М.В., Аваков Д.В. Подсистема удаленного обмена информацией на основе использования облачных технологий для информационной системы управления территориально – распределенным строительным комплексом // Научные труды КубГТУ, №10, 2015 г. - [Электронный ресурс] – Режим доступа: <http://ntk.kubstu.ru/file/602>

REFERENCES

1. Tsygikalo T.I., Yanaeva M.V., Tsygikalo D.V., Rudenko M.V., Avtomatizatsiya protsessa upravleniya ekologicheskim monitoringom stroitelnoy ploshchadki // Nauchnyy zhurnal KubGAU Krasnodar KubGAU , 2012 - №77. – [Elektronnyy resurs]. – Rezhim dostupa: <http://ej.kubagro.ru/2012/03/pdf/70.pdf>.

2. Yanaeva M.V., Murlin A.G., Murlina V.A., Sistemy ekologicheskogo monitoringa v stroitelnykh organizatsiyakh // Nauchnyy zhurnal KubGAU – Krasnodar KubGAU , 2012 . - №84 - [Elektronnyy resurs] - Rezhim dostupa: <http://ej.kubagro.ru/2012/10/pdf/35.pdf>

3. Yanaeva M.V., Murlin A.G., Murlina V.A., Metody prognozirovaniya v informatsionnoy sisteme ekologicheskogo monitoringa // Nauchnyy zhurnal

KubGAU– Krasnodar KubGAU, 2012 - №84 - [Elektronnyy resurs] - Rezhim dostupa: <http://ej.kubagro.ru/2012/10/pdf/34.pdf>

4. Yanaeva M.V., Murlin A.G., Murlina V.A. Upravlenie effektivnostyu prostranstvenno raspredelennykh promyshlennykh predpriyatiy // Nauchnyy zhurnal KubGAU – Krasnodar KubGAU, 2014. - №102(08) - [Elektronnyy resurs] - Rezhim dostupa: <http://ej.kubagro.ru/2014/08/pdf/65.pdf>

5. Vidovskiy L.A., Yanaeva M.V., Murlin A.G., Murlina V.A. Strategicheskoe upravlenie territorialno – raspredelennymi kompleksami // Nauchnyy zhurnal KubGAU [Elektronnyy resurs]. – Krasnodar KubGAU, 2015. - №112. - shifr Informregistra: 0421200012\0222. Rezhim dostupa: <http://ej.kubagro.ru/2015/08/pdf/86.pdf>

6. Yanaeva M.V. Intellektualnaya sistema kompleksnogo monitoringa ekologicheskoy obstanovki stroyploshchadki // Monografiya, Krasnodar, 2012.

7. Yanaeva M.V., Adamova A.V. Razrabotka informatsionnoy podsistemy strategicheskogo upravleniya territorialno – raspredelennym stroitelnyim kompleksom // Nauchnye trudy KubGTU, №10, 2015 g. - [Elektronnyy resurs] - Rezhim dostupa: <http://ntk.kubstu.ru/file/574>

8. Yanaeva M.V., Kolombet A.V. Razrabotka informatsionnoy sistemy upravleniya i monitoringa territorialno – raspredelennymi kompleksami // Nauchnye trudy KubGTU, №10, 2015 g. - [Elektronnyy resurs] - Rezhim dostupa: <http://ntk.kubstu.ru/file/601>

9. Yanaeva M.V., Avakov D.V. Podсистема udalennogo obmena informatsiey na osnove ispolzovaniya oblachnykh tekhnologiy dlya informatsionnoy sistemy upravleniya territorialno – raspredelennym stroitelnyim kompleksom // Nauchnye trudy KubGTU, №10, 2015 g. - [Elektronnyy resurs] – Rezhim dostupa: <http://ntk.kubstu.ru/file/602>

INDISTINCT NEURONETS IN DATA MINING

M.V. YANAEVA, E.V. SINCHENKO

*Kuban State Technological University,
2, Moskovskaya st., Krasnodar, Russian Federation, 350002,
e-mail: yanaevam@mail.ru*

The article investigates the possibility of applying fuzzy neural network in the intelligent system developed by remote control in geographically distributed complexes. Implemented formulation of the problem of application of neural networks in pattern recognition. The algorithms of learning and the use of fuzzy neural networks.

Key words: recognition of images, fuzzy logic, neural network (NN), artificial neuron (AN), artificial neural networks (ANN), indistinct neuronets, hybrid neural networks (HNN).