

МОДЕЛЬ ОСТАТОЧНОГО РЕСУРСА ЭЛЕКТРОДВИГАТЕЛЯ НА ОСНОВЕ ОБУЧЕННОЙ НЕЙРО-НЕЧЕТКОЙ СЕТИ

Г.В. Суханкин, Н.П. Воробьев

Вектор диагностических признаков, целевой вектор, нейро-нечеткая система (ННС) с набором правил – вот три компоненты, необходимые для построения модели остаточного ресурса технического объекта. Это в полной мере относится и к электродвигателю любого типа. Входные данные обрабатываются специальными алгоритмами с целью наилучшей работы ННС. В качестве обучения ННС используется алгоритм обратного распространения ошибки. Система реализована в Microsoft Excel и Visual Basic for Applications

Ключевые слова: остаточный ресурс, нейро-нечеткая сеть, кросс-энтропия, функция принадлежности, алгоритм обратного распространения ошибки, диагностический признак (ДП)

При моделировании многомерных зависимостей вход-выход в ННС целесообразно использовать многоуровневость. В подобных системах выход одного уровня является входом другого. Применение таких систем позволяет значительно сократить число правил базы знаний. Например, если для описания переменных используется 2 термина, а модель описывается вектором, имеющим 9 диагностических признаков, то база знаний ННС должна содержать $2^9 = 512$ правил. Сформулировать такое количество правил не под силу каждому эксперту. А иерархическая система [1], состоящая, например, из четырех уровней, включающая в себя двухразрядные стандартные нейро-нечеткие блоки (нейроны), изображенная на рис. 1, будет содержать всего $4 \cdot 8 = 32$ правила, причем 4 рассматриваемых правила идентичны для всех блоков.

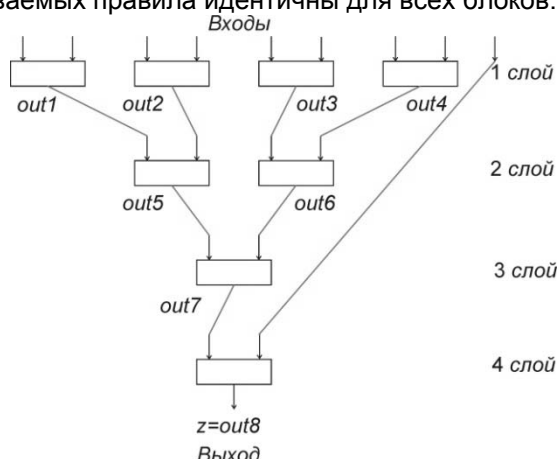


Рисунок 1 – Иерархическая система модели остаточного ресурса: количество правил $4 \cdot 4 + 2 \cdot 4 + 4 + 4 = 32$, *out1–out7* – внутрисетевые сигналы [1]

Но как подключить входной вектор к сгенерированной ННС, изображенной на рис. 1? Ведь если сигналы находятся в сильной связи друг с другом, подключать их в один блок не имеет смысла. Корреляционный [2] анализ сигналов в данном случае неприемлем, так как в общем случае входные сигналы связаны между собой нелинейно, а корреляционные методы эффективны при линейных, линейно зашумленных или близких к ним связях. С учетом того, что изначально характер связи между входными сигналами неизвестен, целесообразно оценить предсказуемость входов относительно друг друга.

Предсказуемость случайного вектора Y , обеспечиваемая знанием другой случайной величины X , определяется по формуле [3]:

$$I(Y, X) = H(Y) + H(X) - H(X, Y) = H(Y) - H(Y | X),$$

где $H(Y)$ – энтропия (неопределенность) величины Y , $H(X)$ – энтропия X , $H(X, Y)$ – энтропия связи величин X и Y , $H(X|Y)$ – энтропия Y , обеспеченная знанием X .

Чем больше $I(Y, X)$, тем больше определенности вносит знание значения X в предсказание значения переменной Y [4].

По методу “box-counting” [3] энтропия приближенно оценивается по числу заполненных ячеек, на которые разбивается интервал ее возможных значений, т.е. энтропия есть логарифм эффективного числа заполненных ячеек (рис. 2):

$$I(Y, X) = \log \frac{N_X N_Y}{N_{XY}}. \quad (1)$$

В рассматриваемом примере, на основе многолетнего опыта, авторами отобраны следующие диагностические параметры для оценки остаточного ресурса электродвигателя: x_1 – ток холостого хода статора, x_2 –

ПОЛЗУНОВСКИЙ ВЕСТНИК № 4 2012

МОДЕЛЬ ОСТАТОЧНОГО РЕСУРСА ЭЛЕКТРОДВИГАТЕЛЯ НА ОСНОВЕ ОБУЧЕННОЙ НЕЙРО-НЕЧЕТКОЙ СЕТИ

воздушный зазор между ротором и статором, x_3 – сопротивление изоляции статора, x_4 – отклонение сопротивления обмоток статора, x_5 – коэффициент абсорбции изоляции статора, x_6 – коэффициент поляризации изоляции статора, x_7 – модуль упругости изоляции статора, x_8 – состояние подшипников, x_9 – отклонение коэффициента мощности. Методика измерения этих параметров и их размерность приведены в [5-9] и поэтому здесь не рассматриваются. Необходимо заметить, что все признаки нормализуются: для вычисления кросс-энтропии – к диапазону 1-10, для подключения к ННС – к диапазону 0-1.

Пример расчета предсказуемости параметров x_1 и x_2 для вышедших из строя по разным причинам 100 (выборка) асинхронных электродвигателей серии 4А мощностью 3 кВт, приведен на рис. 2. N_{x_1} и N_{x_2} – количество столбцов и строк с данными, $N_{x_1 x_2}$ – общее количество клеток с данными, величина –1 указывает по одной пустой строке и столбцу маркированной области, которые нужно вычесть.

По данным результатов измерений ДП в момент отказа диагностируемых объектов рассчитаны значения кросс-энтропий по (1), которые приведены в табл. 1.

Таблица 1 – Кросс-энтропия ДП асинхронных электродвигателей серии 4А, мощностью 3 кВт

	Кросс-энтропия								
	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	x_6	x_7	x_8	x_9
x_1	1	0,522879	0,425969	0,30103	0,425969	0,442359	0,405765	0,234083	0,359022
x_2	0,522879	1	0,488117	0,330993	0,477121	0,422764	0,464887	0,273001	0,39794
x_3	0,425969	0,488117	1	0,338819	0,567298	0,535113	0,544068	0,30103	0,425969
x_4	0,30103	0,330993	0,338819	1	0,352183	0,352183	0,322219	0,255273	0,30103
x_5	0,425969	0,477121	0,567298	0,352183	1	0,556303	0,544068	0,30103	0,380211
x_6	0,442359	0,422764	0,535113	0,352183	0,556303	1	0,477121	0,227244	0,325854
x_7	0,405765	0,464887	0,544068	0,322219	0,544068	0,477121	1	0,322219	0,405765
x_8	0,234083	0,273001	0,30103	0,255273	0,30103	0,227244	0,322219	1	0,234083
x_9	0,359022	0,39794	0,425969	0,30103	0,380211	0,325854	0,405765	0,234083	1

В общем виде вектор ДП $x(t)$, сформированный из k ДП:

$$x(t) = x_1(t), x_2(t), \dots, x_k(t),$$

где $t=1, 2, \dots, T$.

В соответствии с табл. 1 по алгоритму [10] вектор ДП, при $k=9$, получился таким:

$$x(t) = [x_8(t), x_6(t), [x_4(t), x_1(t)], [x_9(t), x_5(t)], [x_7(t), x_2(t)], (x_3(t))],$$

(2)

где ДП, заключенные в квадратные скобки обозначают объединение в пары в 1 слое, неспаренный параметр x_3 , имеющий «наихудшие показатели» подается в 4 слой (рис 1).

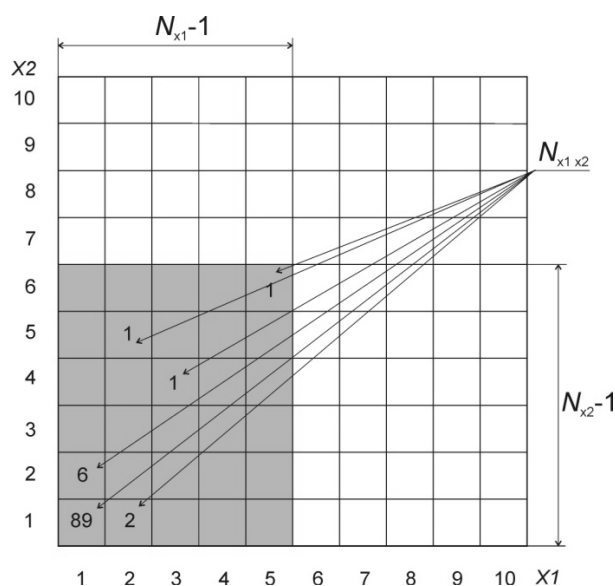


Рисунок 2 – Расчет предсказуемости параметров x_1 и x_2 : цифры в клетках указывают на количество совпадений этих параметров при их измерении в момент отказа диагностируемых объектов (в сумме дают выборку T , равную 100)

Рассмотрим поведение входных данных $x_1, \dots, x_9$ с помощью самоорганизующихся карт, в английской аббревиатуре (SOM). Целью метода, использующего SOM является проецирование пространства с большей размерности на меньшее. В рассматриваемом случае 9-мерный вектор ДП преобразуется в двумерную квадратную карту, в узлах которой находятся нейроны, обучаемые в процессе подачи входного вектора. Вектор подается случайным образом. Основными параметрами нейронной карты являются координаты нейронов и их веса w . В отличие от обычной нейронной сети, где ее обучение производится в соответствии с предъявляемыми эталонами, самоорганизующиеся карты обучаются

без учителя, только за счет входного вектора. Алгоритм обучения сводится к изменению весов нейронов карты:

$$w_i(t) = w_i(t-1) + h(t) \cdot x(t) - w_i(t-1), \quad (3)$$

где $w_i(t-1)$ – старое значение веса i -го нейрона, $h(t)$ – функция соседства [11].

Необходимо отметить, что количество итераций по (3) может быть ограничено по мере достижения, желаемой экспертом, величины ошибки.

Общий принцип работы карты заключается в определении нейрона-победителя, вес которого наиболее близко соответствует входному вектору. При определении нейрона-победителя, веса его и соседей подстраиваются по алгоритму (3).

Мера соседства может определяться по формуле:

$$h(t) = \alpha(t) \cdot e^{-\frac{r^2}{2\sigma^2(t)}},$$

где $\alpha(t)$ – коэффициент скорости обучения, находящийся в пределах от 0 до 1, r – радиус, в котором находятся соседние нейроны, $\sigma(t)$ – монотонно убывающий коэффициент, уменьшающий количество соседей с итерациями.

Существуют и другие алгоритмы определения соседей, которые рассматриваются в соответствующей литературе. Необходимо также отметить, что часть коэффициентов в SOM [12] определяются самостоятельно экспертами.

На рис. 3 показаны раскраски в SOM ДП x1 – x9 в момент выхода диагностируемых объектов из строя.

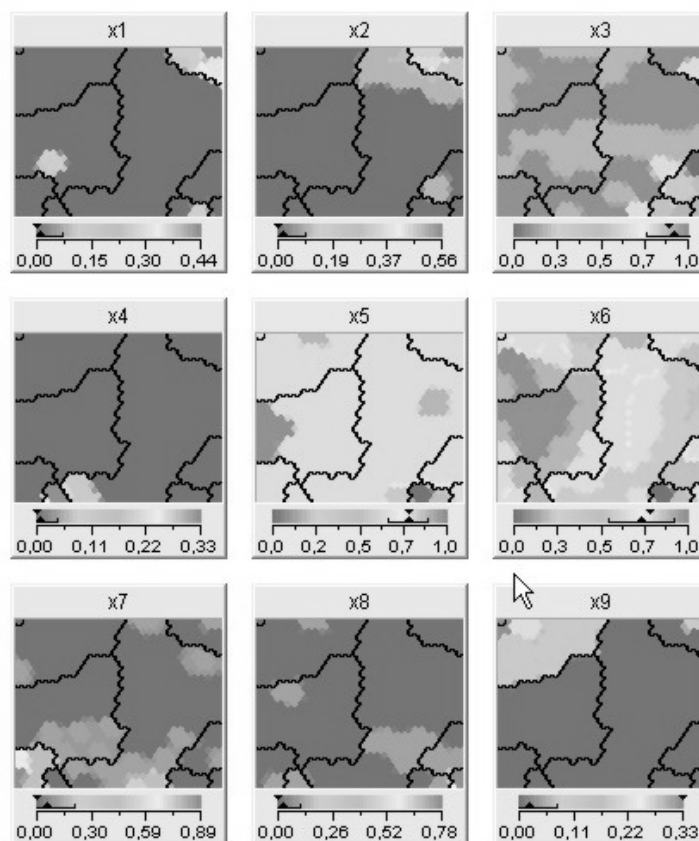


Рисунок 3 – Самоорганизующаяся карта диагностических признаков, сформированная пробной версией программы Viscovery SOMine5

Интерпретация рис. 3, например, показывает, что признаки x1 и x2 практически совпадают по местонахождению на карте (увеличенный ток холостого хода статора указывает на больший чем нужно воздушный зазор или на уменьшенное число витков статора)

[5], следовательно, они сильно предсказывают друг друга, поэтому должны во входном векторе максимально удалены друг от друга, что подтверждается расчетами кросс-энтропий и, соответственно (2). Анализ остальных семи карт также приводит к набору

МОДЕЛЬ ОСТАТОЧНОГО РЕСУРСА ЭЛЕКТРОДВИГАТЕЛЯ НА ОСНОВЕ ОБУЧЕННОЙ НЕЙРО-НЕЧЕТКОЙ СЕТИ

(2), однако это применительно только к одному типу электродвигателя соответствующей мощности. Таким образом, определение набора признаков является прерогативой эксперта, а расчеты кросс-энтропий и работу с SOM можно рассматривать как полезную помощь. Не исключено, что после подобных исследований, некоторые ДП могут исключаться из рассмотрения и вводятся другие.

Перейдем к самой ННС по определению остаточного ресурса электродвигателя. В отличие от SOM эта система обучается не только на входных, но и на целевых векторах. В момент выхода из строя электродвигателя фиксируются ДП, при этом известно время, в течение которого он эксплуатировался. Этот

параметр становится целевым. Таким образом, обучение ННС сводится к настройке ее коэффициентов последовательно подавая вектора ДП и остаточного ресурса на нее. Алгоритм генерации такой ННС описан в [10]. ННС является иерархической и многоуровневой. ДП подаются парами на входы стандартных нейронов ННС в соответствии с предыдущими рекомендациями, неспаренный признак, имеющий «наихудшие» параметры, подается на другой уровень.

Структура стандартного нейрона ННС приведена на рис. 4 (термин «стандартный» использован в том смысле, что все 8 нейро-нечетких нейрона для этой ННС одинаковы).

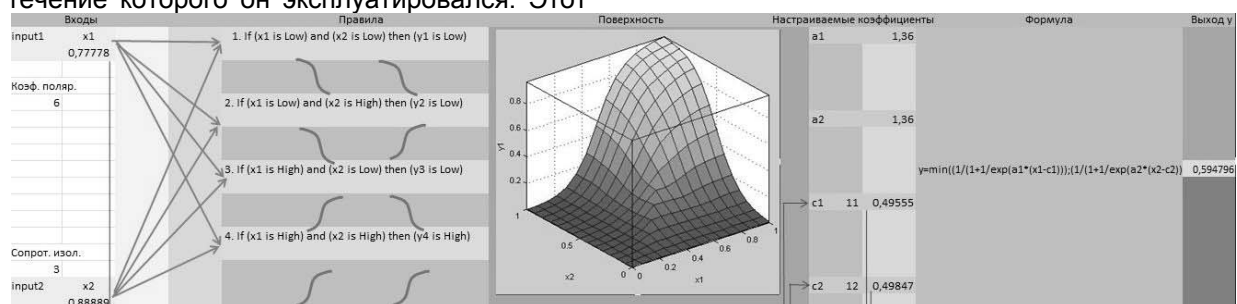


Рисунок 4 – Стандартный нейрон ННС, разработанный авторами в Excel

Передаточная поверхность нейрона изображена на рис. 5 и связывает нечетким логическим «И» два входных ДП. Таким образом, остаточный ресурс (на рис. 5 – y_1) считается «высоким», если ДП, например, x_8 и x_6 «высокие» одновременно, а если хотя бы один из них «низкий», то и остаточный ресурс – «низкий». На рис. 4 и 5 сигналы x_1 и x_2 являются порядковыми номерами пары входных сигналов любого стандартного нейрона, а не ДП x_1 и x_2 . Следует отметить, что нечеткое логическое «И» определяется математической функцией минимума ($\min$).

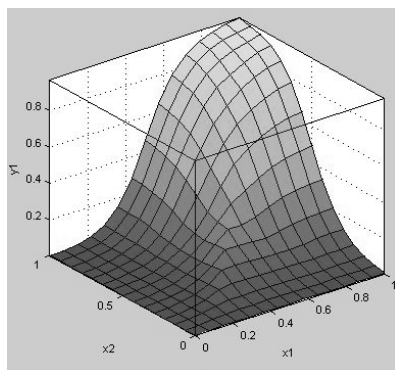


Рисунок 5 – Передаточная поверхность (функция принадлежности) нечеткого нейрона

Функция принадлежности (ФП) нечеткого нейрона описывается выражением:

$$y_1 = \min\left(\frac{1}{1 + 1/\exp(a_{ij} \cdot (x_1 - c_{ij}))}\right); \frac{1}{1 + 1/\exp(a_{ij} \cdot (x_2 - c_{ij}))}\right)$$

где y_1 – выход нейрона, a_{ij} , c_{ij} – коэффициенты функции принадлежности (i – номер слоя, в котором находятся a , c , j – номер a , c в слое), x_1 , x_2 – пара ДП (в данном случае любая пара ДП, а не конкретно x_1 , x_2)

1. Работа ННС в прямом направлении.

Данные, поступающие от диагностируемого электродвигателя собираются в матрицу наблюдений в автоматическом или ручном режимах. Для автоматического ввода данных использовались системы сбора данных типа L-card (в данной работе – 16-канальный АЦП L-783) [13]. 9-разрядный входной вектор, показывающий состояние электродвигателя, нормализовался [1]. Наблюдения проводились до отказа технического объекта. Далее система автоматически производит подключение ДП в соответствии с кросс-энтропией и производится запуск ННС, при этом веса нейронов (коэффициенты c_{ij} инициализируются случайным образом в пределах от 0 до 1.

2. Обучение или работа сети в обратном направлении.

На каждой шаге (эпохе) на вход сети поочередно подаются все обучающие наблюдения, выходные значения сети сравниваются с целевыми значениями и вычисляется ошибка. Значение ошибки, а также градиента поверхности ошибок используется для корректировки весов, после чего цикл повторяется.

Оценка работы сети определяется как сумма квадратов расстояний от выходных сигналов сети до их требуемых значений по всей выборке:

$$E(w) = \left[\sum_{k=1}^T (z_k - \text{target}_k)^2 \right] / 2,$$

где z – выход последнего нечеткого нейрона, target – требуемое значение выхода.

В приведенной формуле не производится суммирование по всем выходным нейронам, так как на выходе функционирует один нейрон, выходной вектор которого имеет размерность 1 и представляет собой остаточный ресурс.

Новое значение коэффициента c_{new} определяется как сумма старого значения c_{old} и его вклада в общую ошибку сети:

$$c_{\text{new}} = c_{\text{old}} + \eta E y$$

где η – коэффициент скорости обучения, $0 < \eta < 1$,

y – сигнал на выходе нейрона.

Выходная ошибка, которая распределяется по сети, изменяет ФП нейронов:

$$E = (\text{target} - z)y(1 - y).$$

Таким образом, ошибка предпоследнего слоя при условии ФП, изображенной на рис. 5:

$$E_{\text{next}} = \frac{dy}{dx} E c_{\text{old}} = y(1 - y) E c_{\text{old}}.$$

$$\text{out1} = \min((1/(1 + 1/\text{Exp}(a11 * (x8 - 0,495))))); (1/(1 + 1/\text{Exp}(a12 * (x6 - 0,498))))))$$

$$\text{out2} = \min((1/(1 + 1/\text{Exp}(a13 * (x4 - 0,499))))); (1/(1 + 1/\text{Exp}(a14 * (x1 - 0,496))))))$$

$$\text{out3} = \min((1/(1 + 1/\text{Exp}(a15 * (x9 - 0,500))))); (1/(1 + 1/\text{Exp}(a16 * (x5 - 0,500))))))$$

$$\text{out4} = \min((1/(1 + 1/\text{Exp}(a17 * (x7 - 0,500))))); (1/(1 + 1/\text{Exp}(a18 * (x2 - 0,500))))))$$

$$\text{out5} = \min((1/(1 + 1/\text{Exp}(a21 * (\text{out1} - 0,469))))); (1/(1 + 1/\text{Exp}(a22 * (\text{out2} - 0,477)))))) =$$

$$\min((1/(1 + 1/\text{Exp}(a21 * (\min((1/(1 + 1/\text{Exp}(a11 * (x8 - 0,495)))));$$

$$(1/(1 + 1/\text{Exp}(a12 * (x6 - 0,498)))))) - 0,469)))));$$

$$(1/(1 + 1/\text{Exp}(a22 * (\min((1/(1 + 1/\text{Exp}(a13 * (x4 - 0,499)))));$$

$$(1/(1 + 1/\text{Exp}(a14 * (x1 - 0,496)))))) - 0,477))))))$$

Далее процесс вычисления коэффициентов в предшествующих слоях происходит аналогично.

Обратное преобразование из нормализованного в абсолютное значение производилось по [1].

Всего настраиваемых коэффициентов сети – 32, из них 16 являются константами. Коэффициенты $a11$ - $a42$ (крутизна поверхности) являются константами и взяты такими, чтобы обучение было самым эффективным. Настраиваются в процессе обучения коэффициенты $c11$ - $c42$, которые смещают поверхность по горизонтали в направлениях $x1$ и $x2$ (рис. 5).

Процесс обучения, связанный с ошибкой ННС, изображен на рис. 6.

Сигналы и коэффициенты в них, соответствующие рис. 1, в результате обучения с помощью Microsoft Excel и Visual Basic for Applications приведены такими:

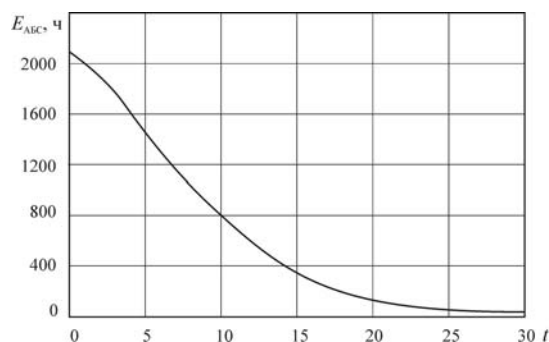


Рисунок 6 – Абсолютная ошибка определения остаточного ресурса – $E_{\text{АБС}}$

МОДЕЛЬ ОСТАТОЧНОГО РЕСУРСА ЭЛЕКТРОДВИГАТЕЛЯ НА ОСНОВЕ ОБУЧЕННОЙ НЕЙРО-НЕЧЕТКОЙ СЕТИ

$$\begin{aligned} out6 = & \min((1/(1+1/\exp(a23*(out3-0,498)))));(1/(1+1/\exp(a24*(out4-0,498)))) = \\ & \min((1/(1+1/\exp(a23*(\min((1/(1+1/\exp(a11*(x9-0,500))))); \\ & (1/(1+1/\exp(a12*(x5-0,500)))))) - 0,498))))); \\ & (1/(1+1/\exp(a24*(\min((1/(1+1/\exp(a13*(x7-0,500))))); \\ & (1/(1+1/\exp(a14*(x2-0,500)))))) - 0,498)))))) \\ \\ out7 = & \min((1/(1+1/\exp(a31*(out5-0,260))))); \min(1/(1+1/\exp(a32*(out6-0,472)))) = \\ & \min((1/(1+1/\exp(a31*(\min((1/(1+1/\exp(a21*(\min((1/(1+1/\exp(a11*(x8-0,495))))); \\ & (1/(1+1/\exp(a12*(x6-0,498)))))) - 0,469))))); \\ & (1/(1+1/\exp(a22*(\min((1/(1+1/\exp(a13*(x4-0,499))))); \\ & (1/(1+1/\exp(a14*(x1-0,496)))))) - 0,477)))))) - 0,260))))); \\ & \min(1/(1+1/\exp(a32*(\min((1/(1+1/\exp(a23*(\min((1/(1+1/\exp(a11*(x9-0,500))))); \\ & (1/(1+1/\exp(a12*(x5-0,500)))))) - 0,498))))); \\ & (1/(1+1/\exp(a24*(\min((1/(1+1/\exp(a13*(x7-0,500))))); \\ & (1/(1+1/\exp(a14*(x2-0,500)))))) - 0,498)))))) - 0,472)))))) \end{aligned}$$

Таким образом, модель остаточного ресурса электродвигателя серии 4А, мощностью 3кВт:

$$\begin{aligned} z = out8 = & \min((1/(1+1/\exp(a41*(out7+2,256))))); \min(1/(1+1/\exp(a42*(out8-0,191)))) = \\ & \min((1/(1+1/\exp(a41*(\min((1/(1+1/\exp(a31*(\min((1/(1+1/\exp(a21*(\min((1/(1+1/\exp(a11*(x8-0,495))))); \\ & (1/(1+1/\exp(a12*(x6-0,498)))))) - 0,469))))); \\ & (1/(1+1/\exp(a22*(\min((1/(1+1/\exp(a13*(x4-0,499))))); \\ & (1/(1+1/\exp(a14*(x1-0,496)))))) - 0,477)))))) - 0,260))))); \\ & \min(1/(1+1/\exp(a32*(\min((1/(1+1/\exp(a23*(\min((1/(1+1/\exp(a11*(x9-0,500))))); \\ & (1/(1+1/\exp(a12*(x5-0,500)))))) - 0,498))))); \\ & (1/(1+1/\exp(a24*(\min((1/(1+1/\exp(a13*(x7-0,500))))); \\ & (1/(1+1/\exp(a14*(x2-0,500)))))) - 0,498)))))) - 0,472)))) + 2,256))))); \min(1/(1+1/\exp(a42*(x3-0,191)))) \end{aligned}$$

Абсолютное значение ошибки ННС по определению остаточного ресурса асинхронного электродвигателя серии 4А, 1,5 кВт составило 57 часов (2,85% от полученного значения остаточного ресурса асинхронного электродвигателя – 2000 ч), что свидетельствует о высокой эффективности использования обученной нейро-нечеткой сети при определении остаточного ресурса асинхронного электродвигателя.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Г.В. Суханкин. Нейронная модель остаточного ресурса электрической машины. [Текст] / Г.В. Суханкин // Вестник алтайской науки. – № 2. – 2012. – С 140-143.
2. Ограничения корреляционного анализа / [Электронный ресурс]. – Электрон. дан. М., [2012]. – Режим доступа: <http://ru.wikipedia.org/wiki/%D0%9A%D0%BE%D1%80%D1%80%D0%B5%D0%BB%D1%8F%D1%86%D0%B8%D1%8F>. - Загл. с экрана.
3. А.А. Ежов, С.А. Шумский. Нейрокомпьютинг и его применение в экономике и бизнесе. М.: – 1998. – 222 с.
4. Отбор наиболее значимых входов / [Электронный ресурс]. – Электрон. дан. – М., [2012]. – Режим доступа: <http://www.intuit.ru/departments/expert/neurocomputing/7/6.html>. - Загл. с экрана.
5. Испытания электрических машин после ремонта / [Электронный ресурс]. – Электрон. дан. – М., [2012]. – Режим доступа: <http://www.aspelectronics.ru/electromashini/electromashini65.html> - Загл. с экрана.
6. Измерение сопротивления обмоток асинхронных электродвигателей при постоянном токе / [Электронный ресурс]. – Электрон. дан. – М., [2012]. – Режим доступа: <http://leg.co.ua/info/elektricheskie-mashiny/izmerenie-soprotivleniya-obmotok-asinhronnyh-elektrodvigateley-pri-postoyannom-toke.html> - Загл. с экрана.
7. Трехфазные асинхронные двигатели с короткозамкнутым ротором общепромышленного назначения / [Электронный ресурс]. – Электрон. дан. – М., [2012]. – Режим доступа: <http://www.rts74.ru/katdvig/5a.php> - Загл. с экрана.

8. Измерение параметров изоляции / [Электронный ресурс]. – Электрон. дан. – М., [2012]. – Режим доступа: http://www.sonel.ru/ru/biblio/measurement/measurement_mic/ - Загл. с экрана.

9. Эксплуатация асинхронных двигателей / [Электронный ресурс]. – Электрон. дан. – М., [2012]. – Режим доступа: http://www.induction.ru/library/book_003/9.html - Загл. с экрана.

10. Г.В. Суханкин. Диагностическая система оценки состояния технического объекта на основе обучающейся нейронной сети. [Текст] / Г.В. Суханкин // Вестник алтайской науки. – № 2. – 2012. – С 143-147.

11. Самоорганизующаяся карта Кохонена / [Электронный ресурс]. – Электрон. дан. – М., [2012]. – Режим доступа: http://ru.wikipedia.org/wiki/%D0%A1%D0%B0%D0%BC%D0%BE%D0%BE%D1%80%D0%B3%D0%B0%D0%BD%D0%B8%D0%B7%D1%83%D1%8E%D1%89%D0%B0%D1%8F%D1%81%D1%8F_%D0%BA%D0%B0%D1%80%D1%82%D0%B0_%D0%9A%D0%BE%D1%85%D0%BE%D0%BD%D0%B5%D0%BD%D0%B0 - Загл. с экрана.

12. Viscovery SOMine 5.2 / [Электронный ресурс]. – Электрон. дан. – М., [2012]. – Режим доступа: <http://www.viscovery.net> - Загл. с экрана.

13. Платы АЦП / ЦАП на шину PCI 2 / [Электронный ресурс]. – Электрон. дан. – М., [2012]. – Режим доступа: <http://www.lcard.ru/l-783.php3> - Загл. с экрана.

Суханкин Геннадий Владимирович, к.т.н.,
директор информационно-издательского центра
АлтГТУ им. И.И.Ползунова, Барнаул, Алтайский
край, 656038, пр-т Ленина, 46, тел. 8(385-2) 29-
07-44, E-mail: gen195@mail.ru

**Воробьев Николай Павлович, д.т.н., до-
цент,** профессор кафедры Электрификация про-
изводства и быта АлтГТУ им. И.И. Ползунова,
Барнаул, Алтайский край, 656038, пр-т Ленина,
46, тел. 8(385-2) 36-71-29, E-mail: vnprol51p@ya.ru