

3.Мелешин В.И. Транзисторная преобразовательная техника / В.И. Мелешин. – М.: Техносфера, 2005. – 632 с.

4.Андрійченко В.П. Підвищення ефективності процесу пуску тягових електродвигунів рухомого складу миського електричного транспорту / В.П. Андрійченко, Ю.П. Колонтаєвський, О.В. Донець // Матеріали І міжнар. наук.-практ. конф. «Проблеми, перспективи та нормативно-правове забезпечення енерго-, ресурсозбереження в житлово-комунальному господарстві». – Алушта: ХО НТТ КГ та ПО, ХНАМГ, 2009. – С.149-152.

Отримано 10.11.2011

УДК 629.42 : 004.032.26 : 681 : 513

В.И.НОСКОВ, д-р техн. наук, М.В.ЛИПЧАНСКИЙ, канд. техн. наук
Национальный технический университет "Харьковский политехнический институт"
В.С.БЛИНДЮК, канд. техн. наук
Украинская государственная академия железнодорожного транспорта, г. Харьков

КОНТРОЛЬ И ДИАГНОСТИКА МОТОРВАГОННЫХ ПОЕЗДОВ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

Предлагается для контроля и диагностики систем управления моторвагонного подвижного состава использовать радиально-базисные нейронные сети.

Пропонується для контролю та діагностики систем управління моторвагонного рухомого складу використовувати радіально-базисні нейронні мережі.

Proposed using radial basis neural networks for monitoring and diagnosis of control systems motor-carriage trains.

Ключевые слова: контроль, диагностика, характеристики систем управления, нейронные сети.

Контроль и диагностика отклонения характеристик от заданных значений является актуальной задачей для оценки качества работы систем управления моторвагонного подвижного состава (МВПС). Для решения задач контроля и диагностики МВПС предлагается использовать нейронные сети, с радиально-базисными функциями активации нейронов [1, 2]. Нейроны этого типа осуществляют локальную аппроксимацию приближаемой функции в ограниченной области вокруг выбранного центра.

На рис.1 приведена радиально-базисная сеть для определения разладок во временной последовательности

$$y(t_1), y(t_2), \dots, y(t_k), \dots$$

Нейроны $A_1^1, A_2^1, \dots, A_m^1$ первого слоя сети имеют радиально-базисные функции активации, а единственный нейрон второго слоя сети A^2 – линейную функцию активации и выполняет только взвешенное суммирование выходных сигналов нейронов первого слоя. Обучение этой нейронной сети может выполняться с помощью рекуррентного выражения [3]:

$$W(t_{n+1}) = W(t_n) + r^{-1}(t_n)(y(t_n) - \sum_{i=1}^m W_i(t_n) U_{\text{вых}A_i}(t_n)) U_{\text{вых}A}(t_n), \quad (1)$$

которое дополняется вычислением вспомогательной переменной

$$r(t_n) = \alpha r(t_{n-1}) + \|U_{\text{вых}A}(t_n)\|^2, \quad r(0) = 1, \quad 0 \leq \alpha \leq 1, \quad (2)$$

где $W(t_{n+1}) = (W_1(t_{n+1}), W_2(t_{n+1}), \dots, W_m(t_{n+1}))^T$,

$W(t_n) = (W_1(t_n), W_2(t_n), \dots, W_m(t_n))^T$ – векторы весов связей между нейронами $A_1^1, A_2^1, \dots, A_m^1$ скрытого слоя и выходным нейроном A^2 соответственно в моменты времени t_{n+1} и t_n ; $y(t_n)$ – входной сигнал нейронной сети в момент времени t_n ;

$U_{\text{вых}A}(t_n) = (U_{\text{вых}A_1^1}(t_n), U_{\text{вых}A_2^1}(t_n), \dots, U_{\text{вых}A_m^1}(t_n))^T$ – вектор выходных сигналов нейронов скрытого слоя в момент времени t_n ;

$U_{\text{вых}A_i^1}(t_n) = f_i(\sum_{k=0}^d y(t_{n-k}))$, $i = \overline{1, m}$; f_i – функция активации i -го

A_i^1 -нейрона, $i = \overline{1, m}$; $\|U_{\text{вых}A}(t_n)\|$ – норма вектора выходных сигналов скрытого слоя, может определяться метрикой Евклида, Чебышева, Камбера или любой другой метрикой, соответствующей "физике" решаемой задачи [3].

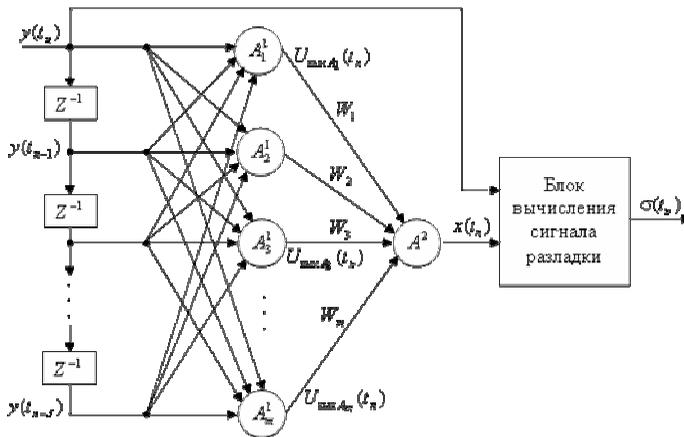


Рис.1 – Радиально-базисная нейронная сеть для определения разрядок во временных последовательностях

Сигнал разладки $\sigma(t_n)$ на выходе сети определяется выражением

$$\sigma(t_n) = \begin{cases} y(t_n) - x(t_n), & \text{если } |y(t_n) - x(t_n)| \geq \eta, \\ 0, & \text{если } |y(t_n) - x(t_n)| < \eta, \end{cases} \quad (3)$$

где η – заданное пороговое значение.

Применение на программном уровне этой радиально-базисной нейронной сети для определения разладок во временных последовательностях позволило определить "сбой" в передаче сигналов управления по каналу CAN от регулятора к преобразователю частоты, а также распознать "сбой" на программном уровне, не допустив отказа в работе электропередачи дизель-поезда.

Для диагностики объектов с некоторым множеством $M = \{y_1(t), y_2(t), \dots, y_d(t)\}$ выходных сигналов может использоваться трехслойная радиально-базисная нейронная сеть, приведенная на рис.2 [3].

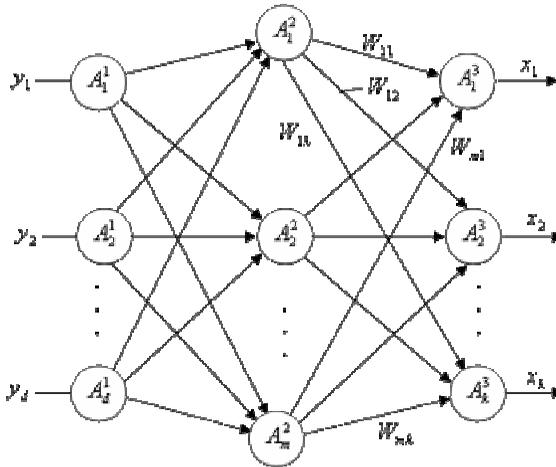


Рис.2 – Радиально-базисная нейронная сеть для классификации состояний объектов со многими выходными сигналами

Функция нейронов первого слоя $A_1^1, A_2^1, \dots, A_d^1$ – простое умножение входных сигналов $y_1(t), y_2(t), \dots, y_d(t)$. Нейроны $A_1^2, A_2^2, \dots, A_m^2$ скрытого слоя с радиально-базисными функциями активации выполняют суммирование и нелинейное преобразование сумм входных сигналов.

ЛОВ:

$$U_{\text{вых}A_i^2} = f_i \left(\sum_{j=1}^d y_j \right), \quad i = \overline{1, m},$$

где $U_{\text{вых}A_i^2}$ – выходной сигнал i -го нейрона скрытого слоя; f_i – радиально-но-базисная функция активации i -го нейрона.

Нейроны выходного слоя $A_1^3, A_2^3, \dots, A_k^3$ имеют линейные функции активации и выполняют роль сумматоров, вычисляющих взвешенные суммы выходных сигналов нейронов скрытого слоя:

$$U_{\text{вых}A_p^3} = \sum_{q=1}^m W_{qp} U_{\text{вых}A_q^2} = \sum_{q=1}^m W_{qp} f_q \left(\sum_{j=1}^d y_j \right), \quad p = \overline{1, k}, \quad (4)$$

где W_{qp} , $q = \overline{1, m}$, $p = \overline{1, k}$ – веса связей между нейронами скрытого и выходного слоя нейронов.

После обучения сеть по вектору входных сигналов $y = (y_1, y_2, \dots, y_d)$ классифицирует режим нормального функционирования объекта, которому соответствует некоторый образ $x_{\text{нор}} = \{x_{1\text{нор}}, x_{2\text{нор}}, \dots, x_{k\text{нор}}\}$, и множество $M_1 = \{m_1, m_2, \dots, m_g\}$ режимов функционирования с различными видами разладок, которым соответствует множество образов

$$X_1 = \{x^1 = (x_1^1, x_2^1, \dots, x_k^1), x^2 = (x_1^2, x_2^2, \dots, x_k^2), \dots, x^g = (x_1^g, x_2^g, \dots, x_k^g)\}.$$

Каждому образу из множества $X_2 = X_1 \cup x_{\text{нор}}$ в k -мерном пространстве, которое порождается k выходными сигналами нейронов выходного слоя, соответствует одна точка. Отнесение текущего состояния объекта $x(t) = (x_1(t), x_2(t), \dots, x_k(t))$ к одному из образов выполняется с помощью выделения минимального расстояния в k -мерном пространстве между точкой $x(t)$ и точками множества $X_2 = \{x^1, x^2, \dots, x^g; x_{\text{нор}}\} \equiv \{x^1, x^2, \dots, x^g, x^{g+1}\}$:

$$\min_{i \in G} R(x(t), x^i), \quad G = \{1, 2, \dots, g, g+1\}, \quad (5)$$

где $R(x(t), x^i)$ – расстояние между точками $x(t)$ и x^i в k -мерном пространстве.

Для расширения диагностических способностей нейронной сети, изображенной на рис.2, целесообразно использование выходных сигнала-

лов y_1, y_2, \dots, y_d объекта не только в текущий, но и предшествующие моменты времени. Один из возможных вариантов структуры такой сети приведен на рис.3.

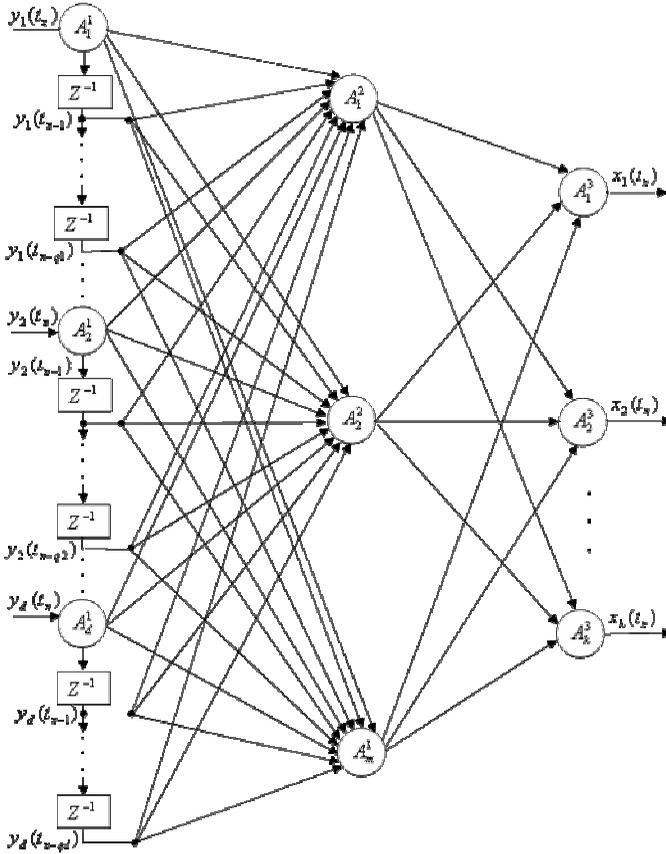


Рис.3 – Диагностирующая нейронная сеть

В качестве расстояния в соотношении (5) для нейронных сетей рис.2 и 3 часто используются:

расстояние по Евклиду

$$R(x(t), x^i) = \left(\sum_{j=1}^k (x_j(t) - x_j^i)^2 \right)^{1/2};$$

расстояние по Минковскому

$$R(x(t), x^i) = \left(\sum_{j=1}^k (x_j(t) - x_j^i)^\lambda \right)^{1/\lambda},$$

где λ – целое положительное число, $\lambda > 2$.

В качестве расстояния в соотношении (5) для нейронных сетей рис.2 и 3 могут также использоваться:

расстояние по Чебышеву

$$R(x(t), x^i) = \max_{j=1, 2, \dots, k} |x_j(t) - x_j^i|;$$

расстояние по Камберра

$$R(x(t), x^i) = \sum_{j=1}^k \frac{|x_j(t) - x_j^i|}{x_j(t) + x_j^i};$$

расстояние Махаланобиса

$$R(x(t), x^i, A) = ((x_j(t) - x_j^i)^T A (x_j(t) - x_j^i))^{1/2},$$

где A – матрица, или любое другое расстояние, соответствующие смыслу решаемой задачи.

Предложенная радиально-базисная нейронная сеть с определением разладок во временных последовательностях с использованием метрик Евклида для решения задач контроля, диагностики и прогнозирования состояния тягового электропривода была реализована на отечественном дизель-поезде ДЭЛ-02 [4].

1.Дмитриенко В.Д. Основы теории нейронных сетей / В.Д. Дмитриенко, Н.И. Корсун. – Белгород: БИИММАП, 2001. – 159 с.

2.Оссовский С. Нейронные сети для обработки информации / С. Оссовский. – М.: Финансы и статистика, 2002. – 344 с.

3.Бодянский Є.В. Адаптивне виявлення розглядань в об'єктах керування за допомогою штучних нейронних мереж / Є.В. Бодянский, О.І. Михальов, І.П. Плїсе. – Дніпропетровськ: Системні технології, 2000. – 140 с.

4.Дмитриенко В.Д. Адаптивный контроль отклонений в системах управления локомотивом с помощью нейронных сетей / В.Д.Дмитриенко, Н.И.Заполовский, В.И.Носков, М.В. Липчанский // Вісник Нац. техн. ун-ту "Харківський політехнічний інститут". – 2002. – №18. – С.45-51.

Получено 25.10.2011