

$$\begin{aligned} \frac{dy_1}{dt} &= y_2 = X^* T_1^1(x) + u_1 Y_1^* T_1^1(x) + u_2 Y_2^* T_1^1(x); \\ \frac{dy_2}{dt} &= y_3 = X^{*2} T_1^1(x) + u_1 Y_1^* X^* T_1^1(x) + u_2 Y_2^* X^* T_1^1(x); \\ \frac{dy_3}{dt} &= u_1^* = X^{*3} T_1^1(x) + u_1 Y_1^* X^{*2} T_1^1(x) + u_2 Y_2^* X^{*2} T_1^1(x); \\ \frac{dy_4}{dt} &= y_5 = X^* T_1^2(x) + u_1 Y_1^* T_1^2(x) + u_2 Y_2^* T_1^2(x); \\ \frac{dy_5}{dt} &= y_6 = X^{*2} T_1^2(x) + u_1 Y_1^* X^* T_1^2(x) + u_2 Y_2^* X^* T_1^2(x); \\ \frac{dy_6}{dt} &= u_2^* = X^{*3} T_1^2(x) + u_1 Y_1^* X^{*2} T_1^2(x) + u_2 Y_2^* X^{*2} T_1^2(x), \end{aligned}$$

где  $T_1^1(x)$  и  $T_1^2(x)$  – неизвестные функции, которые могут быть определены по хорошо разработанной методике [15]. Имея математическую модель двигателя в форме Бруновского и зная функции  $T_1^1(x)$  и  $T_1^2(x)$  можно выполнить синтез регулятора для линейного объекта, а затем использовать его для управления объектом, описываемым системой нелинейных уравнений.

**Выводы.** Таким образом, на основе инволютивных распределений геометрической теории управления выполнена динамическая линеаризация математической модели тягового асинхронного привода с помощью обратной связи. Полученную модель предполагается в дальнейшем использовать для синтеза системы управления тяговым приводом.

**Список литературы:** 1. Справочник по теории автоматического управления / Под ред. А.А. Красовского. – М.: Наука, 1987. – 712 с. 2. Буков В.И., Князев И.А. Робастное оптимальное управление // Автоматика и телемеханика. – 1991. – № 3. – С. 15 – 22. 3. Zhukovskiy V.I., Salukvadze M.E. The Vector-Valued Maximin. – New York etc.: Academ. Press, 1994. – 404 p. 4. Zhou K., Doyle J.C., Glover K. Robust and optimal control // Englewood Cliffs, NJ: Prentice-Hall, 1995. – 596 p. 5. Нейронні мережі в системах автоматизації / В.І. Архангельський, І.М. Богасенко, Г.Г. Грабовський, М.О. Рюмишин. – К.: Техніка, 1999. – 364 с. 6. Башняков О.М., Гаращенко Ф.Г., Пичур В.В. Практична стійкість та структурна оптимізація динамічних систем. – К.: Київський університет, 2000. – 197 с. 7. Габасов Р., Куриллова Ф.М., Балашевич И.В. Синтез оптимальных замкнутых систем // Кибернетика и системный анализ. – 2002. – № 3. – С. 100 – 119. 8. Комашинский В.М., Смирнов Д.А. Нейронные сети и их применение в системах управления и связи. – М.: Горячая линия. – Телеком, 2002. – 94 с. 9. Ерофеев А.А. Теория автоматического управления. – СПб.: Политехника, 2003. – 302 с. 10. Мирошник И.В. Теория автоматического управления. Нелинейные и оптимальные системы. – СПб.: Питер, 2006. – 272 с. 11. Su R. On the linear equivalents of nonlinear systems // Syst. and Cont. letter. – 1982. – Vol. 2. – № 1. – P. 48 – 52. 12. Byrnes C., Isidori A. A survey of recent developments in nonlinear control theory // Proc. of the IFAC Symp. Robot Conf., Barselona, Nov. 6 – 8. – 1985. – P. 287 – 291. 13. Краснощёченко В.И. О линейных эквивалентах нелинейных систем // Труды МГТУ им. Н.Э. Баумана. – 1999. – № 575. – С. 39 – 45. 14. Краснощёченко В.И. Синтез регуляторов для нелинейных систем, приводимых к канонической форме Бруновского // Труды МГТУ им. Н.Э. Баумана. – 1997. – № 569. – С. 28 – 33. 15. Краснощёченко В.И., Крищенко А.П. Нелинейные системы: геометрический метод анализа и синтеза. – М.: Изд-во МГТУ им. Н.Э. Баумана. – 2005. – 520 с.

Поступила в редакцию 25.10.2006

**В.Д. ДМИТРИЕНКО**, д-р.техн.наук,  
**М.В. ЛИПЧАНСКИЙ**

## КОНТРОЛЬ ЭНЕРГЕТИЧЕСКИХ ЦЕПЕЙ ДИЗЕЛЬ-ПОЕЗДА С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

Розглядаються питання контролю систем керування дизель-потягів у динамічних режимах на основі таксономічного показника. Приводиться архітектура й алгоритм роботи розробленої нейронної мережі для визначення таксономічного показника в процесі експлуатації рухомого складу з використанням змінного вікна.

The questions of the checking diesel-train's control systems in dynamic modes on base of the taxonomic factor are considered. Architecture and algorithm of the modified neural network for determination of the taxonomic factor in process of the usages of the rolling stock with partial account of the previous condition are shown.

**Постановка проблеми.** Осуществление эффективного контроля человеком сложных технических объектов в условиях изменяющейся внешней среды и состояний объекта во многом зависит не только от возможностей измерительно-информационной системы, но и от умения оперативно и эффективно обрабатывать большие информационные потоки, представляя результаты обработки в интегрированном виде, легко воспринимаемом человеком. Одним из возможных инструментов для решения задач подобного класса является математический аппарат таксономического анализа. В частности, использование таксономического показателя позволяет учитывать множество разнотипных параметров в одной интегральной оценке. Этот подход часто используется для решения задач классификации в социальных, экономических и технических системах [1 – 5].

**Анализ литературы.** Проблемам определения таксономического показателя применительно к контролю энергетических цепей дизель-поезда посвящены работы [6, 7]. Для расчета таксономического показателя составляется матрица наблюдений  $A(t)$ , состоящая из  $k$  столбцов и  $l$  строк

$$A(t) = \begin{pmatrix} \hat{a}_1(t_1) & \hat{a}_2(t_1) & \cdots & \hat{a}_p(t_1) & \check{a}_{p+1}(t_1) & \cdots & \check{a}_k(t_1) \\ \hat{a}_1(t_2) & \hat{a}_2(t_2) & \cdots & \hat{a}_p(t_2) & \check{a}_{p+1}(t_2) & \cdots & \check{a}_k(t_2) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \hat{a}_1(t_i) & \hat{a}_2(t_i) & \cdots & \hat{a}_p(t_i) & \check{a}_{p+1}(t_i) & \cdots & \check{a}_k(t_i) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \hat{a}_1(t_l) & \hat{a}_2(t_l) & \cdots & \hat{a}_p(t_l) & \check{a}_{p+1}(t_l) & \cdots & \check{a}_k(t_l) \end{pmatrix}. \quad (1)$$

Число столбцов определяется количеством контролируемых параметров, а число строк – равно числу тактов измерений параметров.

Контролируемые параметры  $a_1(t), \dots, a_k(t)$  матрицы  $A(t)$  делятся на показатели-стимуляторы ( $\bar{a}_1, \dots, \bar{a}_p$ ) и показатели-дестимуляторы ( $\bar{a}_{p+1}, \dots, \bar{a}_k$ ). При увеличении значений показателей-стимуляторов обычно улучшается состояние объекта, а показателей-дестимуляторов – ухудшается. Однако, не всегда возможно выделить соответствующие группы показателей.

Ввиду того, что величина различных параметров может существенно различаться, то матрица  $A(t)$  преобразуется в стандартизованную матрицу наблюдений  $B(t) = \|b_{ji}(t_j)\|$ ,  $j = \overline{1, l}$ ,  $i = \overline{1, k}$ . Элементы матрицы  $B(t)$  рассчитываются по оценкам математических ожиданий (2) и дисперсий (3) для каждого из параметров:

$$\bar{a}_i(t_i) = \frac{1}{l} \sum_{j=1}^l a_i(t_j), \quad i = \overline{1, k}; \quad (2)$$

$$\sigma_i^2(t_i) = \frac{1}{l} \sum_{j=1}^l (a_i(t_j) - \bar{a}_i)^2, \quad i = \overline{1, k}; \quad (3)$$

$$b_{ji} = b_{ji}(t) = \frac{a_i(t_j) - \bar{a}_i}{\sigma_i}. \quad (4)$$

Эталонная матрица наблюдений  $B^*(t)$ , соответствующая некоторому наилучшему сценарию поведения исследуемого объекта, задается согласно выражений (5):

$$\begin{cases} B^*(t) = \|b_{ji}^*\| = \|b_1^*(t), \dots, b_k^*(t)\|, & j = \overline{1, l}, \quad i = \overline{1, k}; \\ \hat{b}_i^* = \max_j \hat{b}_i(t_j), & i = \overline{1, p}, \quad j = \overline{1, l}; \\ \tilde{b}_q^* = \min_j \tilde{b}_q(t_j), & q = \overline{p+1, k}, \quad j = \overline{1, l}, \end{cases} \quad (5)$$

где  $b_i^*(t) = \|b_i^*(t_1), \dots, b_i^*(t_l)\|^T$ ,  $i = \overline{1, k}$  – столбцы матрицы  $B^*(t)$ ;  $\hat{b}_i^*$ ,  $i = \overline{1, p}$  – максимальные элементы столбцов матрицы  $B(t)$ , содержащих данные по показателям-стимуляторам;  $\tilde{b}_q^*$ ,  $q = \overline{p+1, k}$  – минимальные элементы столбцов матрицы  $B(t)$ , содержащих данные по показателям-дестимуляторам;  $p$ ,  $n-p$  – соответственно число показателей-стимуляторов и показателей-дестимуляторов, характеризующих объект.

Близость матриц наблюдения и эталонной матрицы можно оценить при помощи расстояний:

$$r(t_j) = \left( \sum_{i=1}^k (b_i(t_j) - b_i^*)^2 \right)^{1/2}, \quad j = \overline{1, l}; \quad (6)$$

$$\bar{r}(t) = \frac{1}{l} \sum_{j=1}^l r(t_j), \quad (7)$$

где  $r(t_j)$  – расстояние между наблюдаемым и эталонным объектом в момент времени  $t_j$  ( $j = \overline{1, l}$ );  $\bar{r}(t)$  – среднее расстояние между наблюдаемым и эталонным объектами в интервале времени  $[t_1, t_l]$ .

Расстояния (6), (7) используются для определения таксономического показателя объекта

$$d(t_j) = 1 - \frac{r(t_j)}{\tilde{r}(t)}, \quad (8)$$

где

$$\tilde{r}(t) = \bar{r}(t) + 2S(t), \quad \tilde{r}(t) \neq 0; \quad (9)$$

$$S(t) = \left( \frac{1}{l} \sum_{j=1}^l (r(t_j) - \bar{r}(t))^2 \right)^{1/2}. \quad (10)$$

Чем меньше расстояния (6), (7), тем ближе наблюдаемый объект к эталонному и тем ближе к нулю отношение  $r(t_j)/\tilde{r}(t)$  в выражении (8), и тем ближе к единице таксономический показатель объекта  $d(t_j)$ .

В работе [6] таксономический показатель используется в системе контроля локомотива. Его расчет ведется с помощью нейронной сети по рекуррентным соотношениям, которые учитывают длинную предысторию, что часто не позволяет обнаруживать кратковременные разладки в контролируемых системах. В связи с этим для расчета таксономического показателя целесообразно использовать скользящее окно.

**Целью статьи** является разработка нейронной сети для расчета таксономического показателя с использованием скользящего окна оптимальной ширины.

Существенную роль в выражениях (2) – (10) играет число  $l$  учитываемых наблюдений. В связи с этим для расчета таксономического показателя с целью контроля реального сложного объекта очень важно выбрать оптимальное окно или число наблюдений  $n$ , используемых для оценки технического состояния контролируемого объекта.

Непосредственное использование выражений (2) – (10) для расчета таксономического показателя с использованием скользящего окна требует достаточно больших вычислительных ресурсов. С учетом выражений

полученных в [6], а также того, что ширина скользящего окна  $n$  фиксирована получены следующие рекуррентные соотношения определения элементов стандартизованной матрицы в момент времени  $t_h$ :

$$\bar{a}_i(t_h) = \bar{a}_i(t_{h-1}) + \frac{1}{n}(a_i(t_h) - a_i(t_{h-n})), \quad i = \overline{1, k}; \quad (11)$$

$$\sigma_i^2(t_h) = \sigma_i^2(t_{h-1}) + \frac{1}{n-1}((a_i(t_h) - \bar{a}_i(t_h))^2 - (a_i(t_{h-n}) - \bar{a}_i(t_{h-n}))^2); \quad (12)$$

$$b_i(t_h) = \frac{a_i(t_h) - \bar{a}_i(t_h)}{\sigma_i(t_h)}, \quad (13)$$

где  $\bar{a}_i(t_h)$ ,  $\bar{a}_i(t_{h-1})$ ,  $\bar{a}_i(t_{h-n})$  – оценки математического ожидания для моментов времени  $t_h$ ,  $t_{h-1}$ ,  $t_{h-n}$ ;  $a_i(t_h)$ ,  $a_i(t_{h-n})$  – значения параметров в соответствующие моменты времени;  $\sigma_i^2(t_h)$ ,  $\sigma_i^2(t_{h-1})$  – оценки дисперсии на текущий и на предыдущий момент времени;  $b_i(t_h)$  – значение элемента стандартизованной матрицы в текущий момент;  $n$  – ширина скользящего окна.

По выражениям (11) – (13) построена четырехуровневая нейронная сеть, для расчета стандартизованной матрицы. На рис. 1 приведен модуль нейронной сети, рассчитывающий математическое ожидание, дисперсию и элемент  $b_1(t_h)$  стандартизованной матрицы. Аналогичные модули используются для вычисления остальных элементов матрицы  $B(t)$ . Входной сигнал  $a_1(t_h)$  поступает на входы нейронов  $A^1$ ,  $A^2$ , а также на вход цепочки из  $n$  элементов единичной задержки. Одновременно с сигналом  $a_1(t_h)$  на вход нейрона  $A^1$  поступают сигналы  $\bar{a}_1(t_{h-1})$  и  $a_1(t_{h-n})$ . Выходной сигнал  $\bar{a}_1(t_h)$  нейрона  $A^1$  поступает на вход элемента единичной задержки и вход нейрона  $A^2$ , рассчитывающего разность  $a_1(t_h) - \bar{a}_1(t_h)$ . При помощи нейрона  $A^3$  вычисляется выражение (12). На последнем уровне нейрон  $A^4$  по выражению (13) рассчитывает значение элемента стандартизованной матрицы  $b_1(t_h)$ .

Выражения (6) – (10), позволяющие вычислить расстояние между эталонным и наблюдаемым объектами, и таксономический показатель, преобразуются к следующему виду:

$$r(t_h) = \left( \sum_{i=1}^k (b_i(t_h) - b_i^*)^2 \right)^{1/2}, \quad i = \overline{1, k}; \quad (14)$$

$$\bar{r}(t_h) = \bar{r}(t_{h-1}) + \frac{1}{n}(r(t_h) - r(t_{h-n})); \quad (15)$$

$$S^2(t_h) = S^2(t_{h-1}) + \frac{1}{n-1}((r(t_h) - \bar{r}(t_h))^2 - (r(t_{h-n}) - \bar{r}(t_{h-n}))^2); \quad (16)$$

$$\tilde{r}(t_h) = \bar{r}(t_h) + 2S(t_h); \quad (17)$$

$$d(t_h) = 1 - \frac{r(t_h)}{\tilde{r}(t_h)}. \quad (18)$$

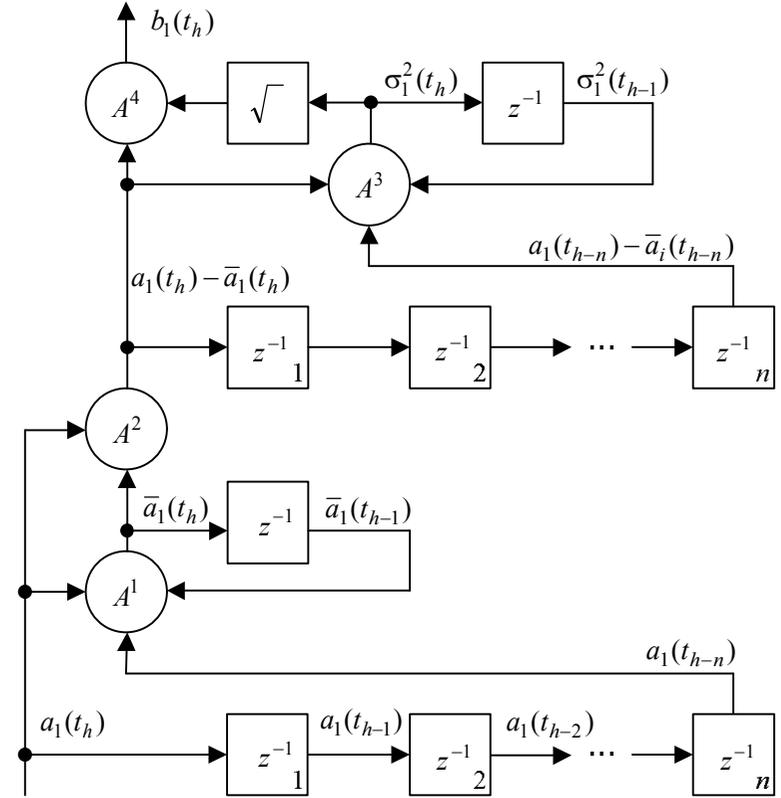


Рис. 1. Нейронная сеть для определения элементов стандартизованной матрицы

По выражениям (14) – (18) построена нейронная сеть, вычисляющая таксономический показатель (рис. 2). Модули  $M_1, \dots, M_k$  рассчитывают элементы стандартизованной матрицы и представляют собой нейронные сети, рассмотренные выше (рис. 1).

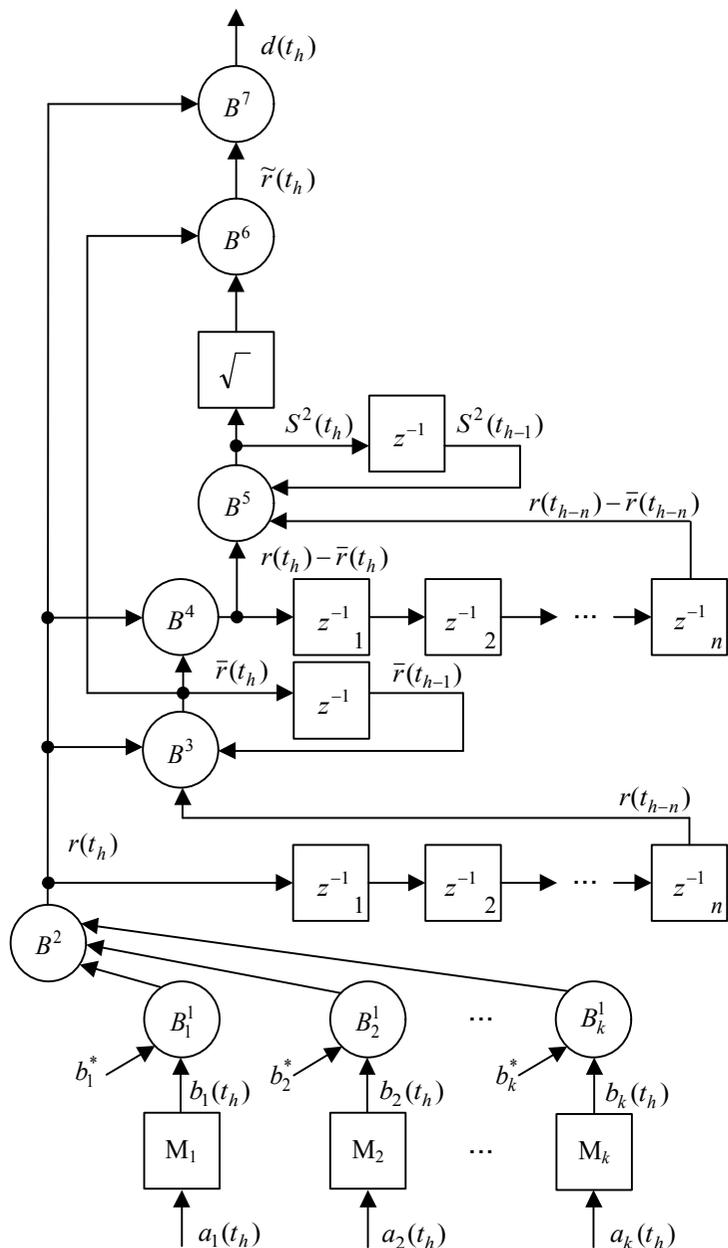


Рис. 2. Нейронная сеть для определения таксономического показателя

Нейроны первого слоя  $B_1^1, \dots, B_k^1$  формируют разности вида  $b_1(t_h) - b_1^*, \dots, b_k(t_h) - b_k^*$ , а нейрон  $B^2$  второго слоя определяет расстояние  $r(t_h)$  по выражению (14). Для вычисления среднего значения расстояния  $\bar{r}(t_h)$  по рекуррентному соотношению (15) используется нейрон  $B^3$ . При помощи нейрона  $B^4$  вычисляются разности  $r(t_h) - \bar{r}(t_h)$ . Нейроны  $B^5$  и  $B^6$  по выражениям (16) и (17) вычисляют значения  $S(t_h)$  и  $\tilde{r}(t_h)$  соответственно. Наконец, нейрон  $B^7$  последнего слоя определяет значение таксономического показателя  $d(t_h)$  по выражению (18).

Математическое моделирование энергетических цепей дизель-поезда совместно с разработанной нейронной сетью для определения таксономического показателя на каждой позиции контроллера машиниста показали работоспособность предложенной нейронной сети, а также существенную зависимость чувствительности метода от ширины скользящего окна.

**Выводы.** Разработана нейронная сеть для определения таксономического показателя с использованием скользящего окна. При моделировании определена оптимальная величина окна, позволяющая выявлять кратковременные сбои и разладки в энергетической системе. Разработанная нейронная сеть обеспечивает более качественный контроль энергетических цепей дизель-поезда.

**Список литературы:** 1. Бодянский С.В., Михальов О.Л., Плісс І.П., Адаптивне виявлення розладень в об'єктах керування за допомогою штучних нейронних мереж. – Дніпропетровськ: Системні технології, 2000. – 140 с. 2. Матусовський Г., Бодянский С., Іващенко П. Використання наукового потенціалу в розробці криміналістичних методик виявлення економічних злочинів // Вісник Академії правових наук України. – Харків: Право, 1997, – № 4 (11). – С.111 – 116. 3. Матусовський Г.А., Плісс І.П. Можливості використання теорії штучних нейронних мереж для аналізу економічної злочинності // Матеріали н.-т. конф. "Використання науки і техніки у боротьбі зі злочинністю". – Харків: Право, 1998. – С.113 – 115. 4. Плюга В. Сравнительный многомерный анализ в экономических исследованиях. – М.: Статистика, 1980. – 151 с. 5. Бодянский Е.В., Любчик Л.М. и др. Об одном алгоритме таксономической классификации на основе искусственных нейронных сетей // Радиоэлектроника и информатика. – 1998. – № 3. – С. 65 – 68. 6. Дмитриенко В.Д., Запоровский Н.И., Носков В.И., Липчанский М.В. Адаптивный контроль отклонений в системах управления локомотивов с помощью нейронных сетей // Вісник Національного технічного університету "ХПІ". – Харків: НТУ "ХПІ". – 2002. – № 18. – С.144 – 150. 7. Дмитриенко В.Д., Носков В.И., Липчанский М.В. Контроль тягового подвижного состава с использованием таксономического показателя // Системи обробки інформації. – Харків: ХВУ. – 2004. – Вип. 8 (36). – С. 20 – 26.

Поступила в редакцию 02.11.2006