

Национальный технический университет Украины «ХПИ»
Запорожский национальный технический университет

СИНТЕЗ АВТОМАТИЗИРОВАННЫХ ЭЛЕКТРОМЕХАНИЧЕСКИХ СИСТЕМ НА ОСНОВЕ МОДИФИЦИРОВАННЫХ РЕКУРРЕНТНЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

Разработаны методы синтеза математических моделей нелинейных электромеханических систем в виде модифицированных рекуррентных нейронных сетей, с использованием которых определены оптимальные параметры нелинейных регуляторов с применением генетических алгоритмов.

Розроблено методи синтезу математичних моделей нелінійних електромеханічних систем у вигляді модифікованих рекуррентних нейронних мереж, із використанням яких визначені оптимальні параметри нелінійних регуляторів із застосуванням генетичних алгоритмів.

The methods of nonlinear electromechanical systems mathematical models synthesis in the form of a modified recurrent neural networks, using which the optimal parameters of nonlinear controllers using genetic algorithms is developed.

Интенсивное развитие современных технологий повышает требования к обеспечению качественных характеристик электромеханических систем (ЭМС) в переходных и установившихся режимах работы. Традиционные подходы к синтезу систем управления ЭМС из-за сложности электромеханических объектов и изменений их параметров во время работы не всегда являются эффективными. В современных ЭМС имеются мощные вычислительные ресурсы, что дает возможность для синтеза математических моделей объектов, идентификации параметров и оптимальной настройки регуляторов применить обучающиеся интеллектуальные системы.

Математические модели в виде нейронных сетей (НС) обладают свойством аппроксимировать любую функцию, для их обучения разработаны алгоритмы, однако требуются значительные ресурсы времени для выполнения обучения, которое при использовании метода обратного распространения ошибки прекращается в локальных минимумах и не позволяет обеспечить необходимую точность [1,8,9]. Перечисленные недостатки возникают, когда при синтезе нейросетевых моделей объектов они рассматриваются в виде "чёрного ящика". Однако, современные ЭМС в большинстве случаев не являются "чёрными ящиками". Для них разработаны математические модели различной точности.

Предлагаемые модифицированные рекуррентные НС (МРНС) и их методы синтеза основаны на совместном использовании известных данных о математической модели объекта и методов расчёта и обучения этих моделей в реальном времени по данным режима работы оборудования. МРНС позволяют реализовать модели в виде НС с минимальным числом весовых коэффициентов, что даёт возможность по весовым коэффициентам НС идентифицировать параметры объекта.

Синтез математических моделей ЭМС в виде МРНС требует решения следующих задач.

1. Разработать структуры МРНС с учётом особенностей ЭМС, обладающие обобщающими свойствами, предназначенные для синтеза в реальном времени математических моделей ЭМС.

2. Разработать методы синтеза математических моделей ЭМС в виде МРНС по данным режима работы оборудования.

Основой структур линейных моделей являются рекуррентные НС (РНС), представляющие объект в пространстве состояний [8]. В таких сетях выходы скрытых нейронов, определяющие вектор состояния объекта, замкнуты на входной слой через элементы задержки. Функции активации нейронов – единичные линейные, весовые коэффициенты смещений равны нулю.

Для линейного объекта, описываемого в пространстве состояний системой уравнений

$$\dot{x} = Ax + Bu, \quad (1)$$

в зависимости от представления производной в разностном виде предложены различные структуры его моделей в виде МРНС [5]. Так при $\dot{x} = (x(n+1) - x(n))/T$ преобразование модели (1) позволяет вычислить матрицы весовых коэффициентов нейронов РНС1 (рис.1,а) для входных сигналов $I1W$ и сигналов обратной связи $L1W$ по уравнениям:

$$I1W = B \cdot T, \quad L1W = [I + A \cdot T], \quad (2)$$

где x – вектор состояния модели объекта, $x = [x_1, x_2, \dots, x_q]^T$; u – вектор входных сигналов, $u = [u_1, u_2, \dots, u_m]^T$; A – матрица коэффициентов, размером $q \times q$; B – матрица коэффициентов, размером $q \times m$, I – единичная матрица, размером $q \times q$; T – такт счёта; $x(n+1)$ и $x(n)$ – векторы состояний модели в дискретные моменты времени $n+1$ и n .

Если определить производную вектора состояния по выражению $\dot{x} = (x(n) - x(n-1))/T$, тогда матрицы $I2W$ и $L2W$ весовых коэффициентов нейронов РНС2 определяются по уравнениям

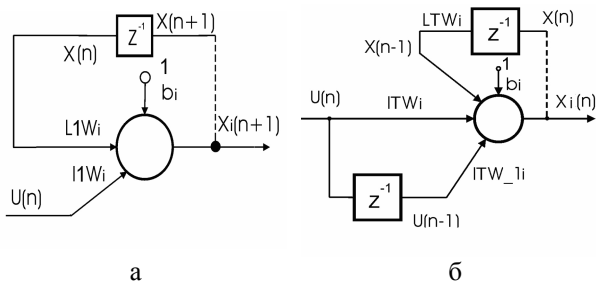


Рис.1. Структуры i -ых нейронов: а – РНС1, б– РНСТ

$$\left. \begin{aligned} I1W &= [I - A \cdot T]^{-1} \cdot B \cdot T, \\ L2W &= [I - A \cdot T]^{-1}. \end{aligned} \right\} \quad (3)$$

Для описания дискретной модели объекта широко используется формула Тастина, определяющая при интегрировании среднее значение функции на n -ом и $(n-1)$ -ом тактах счёта [4]. В РНС Тастина (РНСТ) добавляются задержанные на такт счёта входные сигналы и, соответственно, матрица весовых коэффициентов – ITW_1 (рис1,б). Матрицы весовых коэффициентов РНСТ определяются уравнениями:

$$\left. \begin{aligned} ITW &= 0,5T \cdot [I - 0,5T \cdot A]^{-1} \cdot B, \\ ITW_1 &= 0,5T \cdot [I - 0,5T \cdot A]^{-1} \cdot B, \\ LTW &= [I - 0,5T \cdot A]^{-1} \cdot [I + 0,5T \cdot A]. \end{aligned} \right\} \quad (4)$$

При разбиении шага счёта на 2, можно принять условия $x(n+1) - x(n) = x(n) - x(n-1)$, $u(n+1) - u(n) = u(n) - u(n-1)$ и получить структуру сети РНСР1 (рис.2,а). Если принять только второе условие, то структура РНС (РНСР2) имеет вид (рис.2,б). Для каждой из этих сетей получены выражения расчёта весовых коэффициентов через матрицы A и B [5].

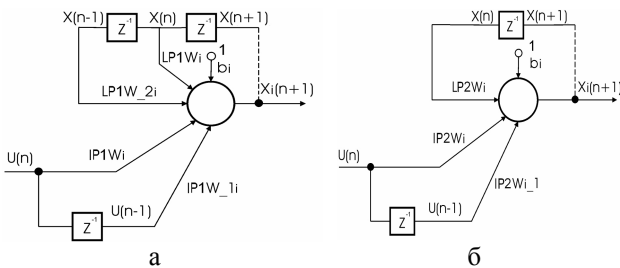


Рис.2. Структуры i -х нейронов: а – РНСР1, б – РНСР2

Структура РНС1 (рис.1,а) наиболее простая и для неё зависимости, связывающие матрицы A и B с весовыми коэффициентами, наиболее просты. В связи с этим эта сеть была использована как основа при синтезе моделей нелинейных объектов.

В математических моделях ЭМС нелинейности параметров представлены в виде нелинейных коэффициентов дифференциальных уравнений. В предлагаемых моделях нелинейных ЭМС в виде МРНС нелинейность реализуется расширением входного пространства с последующей линейной комбинацией новых переменных. При нелинейностях от одной переменной нелинейности с высокой точностью могут

быть представлены в виде степенного ряда этой переменной. РНС с расширением входного пространства в виде степенных зависимостей названы степенными РНС (СРНС). Разработан метод преобразования нелинейной модели объекта в модель в виде СРНС. Обеспечение точной работы модели в начальный момент времени достигается заданием начальных состояний во временных задержках СРНС.

В реальных ЭМС существуют нелинейности одновременно от нескольких переменных, а также и от их производных по времени (различного порядка). В этом случае точность моделей, выполненных в виде СРНС, не достаточна. Нелинейности разностных уравнений с высокой точностью могут быть представлены в виде полиномов от нескольких переменных [3]. Такое представление модели объекта можно выполнить в виде полиномиальных РНС (ПРНС), имеющих обратные связи и увеличенное число входных сигналов. Использование линейных функций активации, аналогично, как и для СРНС, обеспечивает наличие простых аналитических зависимостей между параметрами объекта и весовыми коэффициентами сети. Математической основой ПРНС являются рекуррентные модели с использованием полиномиальной аппроксимации для описания существующих нелинейностей.

Получим структуры и аналитические зависимости расчёта весовых коэффициентов ПРНС, как преобразованием известного математического описания объекта, так и расчётом и обучением по данным режима работы этих объектов.

Запишем уравнение объекта (1)

$$\dot{x} = CY, \quad (5)$$

где $Y = [x_1, x_2, \dots, x_q, u_1, u_2, \dots, u_m]^T = [y_1, y_2, \dots, y_K]^T$ – вектор размера $1 \times K$ ($K = q + m$), объединяющий векторы состояния объекта и входных сигналов; C – матрица нелинейных коэффициентов размером $q \times K$, полученная объединением матриц A и B .

Введём новый объединённый вектор Z (объединяющий величины, от которых имеются нелинейности, в том числе и производные сигналов)

$$Z = [z_1, z_2, \dots, z_R]^T = [y_1, y_2, \dots, y_K, dy_1, dy_2, \dots, dy_K, d^2y_1, d^2y_2, \dots, d^2y_K, \dots, d^p y_1, d^p y_2, \dots, d^p y_K]^T, \quad (6)$$

размером $R = K(P+1)$, где $d^i y$ – i -ые производные по времени элементов вектора Y . Количество производных для всех элементов вектора Y взято одинаковым, равным P . Разностное уравнение объекта при вычислении производной на последующем такте имеет вид: $x_n = x_{n-1} + TCY_n$. Весовые коэффициенты сети при преобразовании математической модели рассчитываются по формуле (7) [6], где: $Pol_r(\cdot)$ и $pol_r(\cdot)$ – матрица и вектор коэффициентов полиномов степени r , вычисленных при полиномиальном разложении выражений, находящихся в скобках; $w_{ij} = pol_r(Tc_{ij})$ – элементы матрицы весовых коэффициентов ПРНС для j связи i -го нейрона. Структура ПРНС дана на рис. 3.

$$W = \text{Pol}_r(TC) = \begin{bmatrix} \text{pol}_r(Tc_{11}) & \text{pol}_r(Tc_{12}) & \dots & \text{pol}_r(Tc_{1K}) \\ \text{pol}_r(Tc_{21}) & \text{pol}_r(Tc_{22}) & \dots & \text{pol}_r(Tc_{2K}) \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ \text{pol}_r(Tc_{q1}) & \text{pol}_r(Tc_{q2}) & \dots & \text{pol}_r(Tc_{qK}) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} w_{11} & w_{12} & \dots & w_{1K} \\ w_{21} & w_{22} & \dots & w_{2K} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ w_{q1} & w_{q2} & \dots & w_{qK} \end{bmatrix}. \quad (7)$$

Для расчёта весовых коэффициентов ПРНС по данным режима работы нелинейного объекта объединяющий вектор Y представим в нормализованном виде $\bar{Y} = [\bar{y}_1, \bar{y}_2, \dots, \bar{y}_K]^T$, где: \bar{y}_i – нормализованное значение i -ой переменной вектора Y . Выходы блоков, выполняющих расчёт полиномиальных произведений, обозначим векторами h_{ij} с такими же индексами, как у элементов векторов весовых коэффициентов w_{ij} и элементов c_{ij} матрицы C . В общем случае для степени полинома r при нелинейной зависимости элементов c_{ij} от всех K элементов вектора \bar{Y} вектор h_{ij} имеет вид:

$$h_{ijn} = [\bar{y}_{1n}^0 \bar{y}_{2n}^0 \dots \bar{y}_{K-1n}^0 \bar{y}_{Kn}^0 y_{jn}, \dots, \bar{y}_{1n}^0 \bar{y}_{2n}^0 \dots \bar{y}_{K-1n}^r \bar{y}_{Kn}^r y_{jn}, \dots, \bar{y}_{1n}^0 \bar{y}_{2n}^0 \dots \bar{y}_{K-1n}^0 \bar{y}_{Kn}^r y_{jn}, \dots, \bar{y}_{1n}^r \bar{y}_{2n}^r \dots \bar{y}_{K-1n}^r \bar{y}_{Kn}^r y_{jn}]^T. \quad (8)$$

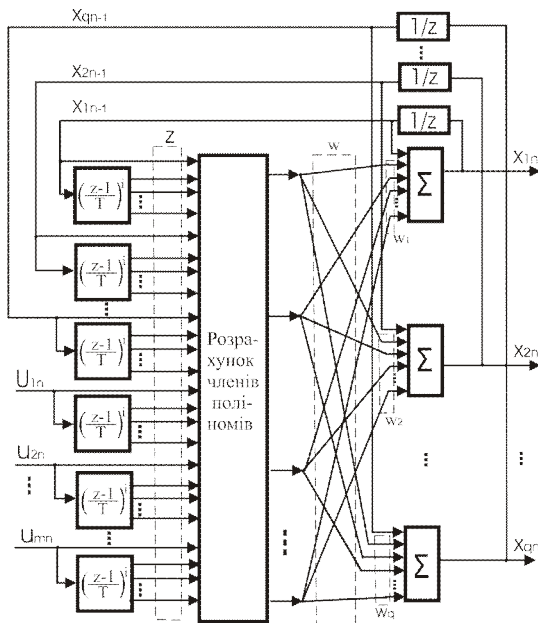


Рис.3. Структурная схема ПРНС

Размерность вектора h_{ij} равна $((r+1)^K \times 1)$. С учётом приведенных выше обозначений систему уравнений (5) можно представить

$$w_i h_{in} = \Delta x_{in}, \quad i = 1, \dots, q, \quad (9)$$

где $\Delta x_{in} = x_{in} - x_{in-1}$; h_{in} – векторы-столбцы, полученные добавлением (конкатенацией) соответственно к векторам h_{in} снизу последовательно элементов век-

торов-столбцов h_{i2n}, \dots, h_{iKn} ; w_i – векторы-строки, полученные добавлением соответственно к векторам-строкам w_{i1} справа последовательно элементов векторов-строк w_{i2}, \dots, w_{iK} [7].

Число неизвестных коэффициентов полиномов степени r для K сигналов одного разностного уравнения определяется выражением $N_C = (q+m) \cdot (r+1)^K$. Для расчёта неизвестных коэффициентов ПРНС измеряются входные сигналы и сигналы вектора состояния объекта в последовательных $(M \geq N_C + 1)$ тактах счёта. Тогда уравнение (9) даёт M уравнений

$$w_i^* h_i^* = \Delta x_{in}^*, \quad (10)$$

где $w_i^* = [w_{i1}, \dots, w_{iK}]^T$ – вектор с одинаковыми элементами размера $(M \times 1)$; $h_i^* = [h_{in}, \dots, h_{in-M+1}]$, $\Delta x_{in}^* = [\Delta x_{in}, \dots, \Delta x_{in-M+1}]^T$. Если число уравнений равно числу неизвестных коэффициентов ПРНС ($M = N_C$), тогда матрица искоемых весовых коэффициентов определяется через обратную матрицу. При числе уравнений больше N_C весовые коэффициенты определяются через псевдообратную матрицу $(h_i^*)^+$

$$w_i^* = \Delta x_{in}^* (h_i^*)^+. \quad (11)$$

Для обеспечения близкой к физическому представлению нелинейных зависимостей в модели в виде РНС целесообразно применить на входе НС известную структуру функциональных преобразований сигналов. В этом случае предлагается представлять модель в виде функциональной РНС (ФРНС) (рис. 4). Входом блока функционального преобразования сигналов является вектор Y , выходом – вектор h . Нелинейности могут реализовываться разными функциями, в том числе и логическими. Частным случаем ФРНС является ПРНС.

Наличие функциональных преобразований сигналов на входе МРНС приводит к необходимости изменения известных алгоритмов обучения РНС, заключающегося в дополнительном вычислении при подготовке обучающих наборов вектора h_i и приращений выходных сигналов.

Так как известны вектора сигналов в каждом такте счёта (из результатов измерений и функциональных преобразований), а следовательно и вектора h_i , обучение МРНС выполняется отдельно для каждого нейрона с использованием алгоритмов обучения одиночного не рекуррентного нейрона. При обучении минимизируются суммарные квадратичные ошибки E_i (i – номер нейрона) между приращениями элементов вектора состояния объекта и приращениями выходных сигналов МРНС при одинаковой последовательности входных сигналов

$$E_i = \frac{1}{2} \sum_{n=1}^{N_V} e_{in}^2, \quad e_{in} = \Delta x_{in} - \Delta g_{in}, \quad (12)$$

где e_{in} – ошибка выхода i -го нейрона в n -ом такте счёта; N_V – объём обучающей выборки;

$\Delta g_{in} = g_{in} - g_{in-1}$ – разность в n -ом такте между текущим g_{in} и предыдущим g_{in-1} значениями i -го элемента выходного вектора МРНС. Коррекция весовых коэффициентов i -го нейрона (вектор w_i) на основе градиентного метода обучения

$$\left. \begin{aligned} \frac{\partial E_{in}}{\partial w_{ikn}} &= -e_{in} \cdot h_{ikn}, \\ w_{ikn} &= w_{ikn-1} - \sum_n \eta \frac{\partial E_{in}}{\partial w_{ikn}} = w_{ikn-1} + \sum_n \eta \cdot e_{in} \cdot h_{ikn} \end{aligned} \right\}, (13)$$

где h_{ikn} – значения k -го элемента вектора h_i для данных n -ого такта, η – коэффициент обучения.

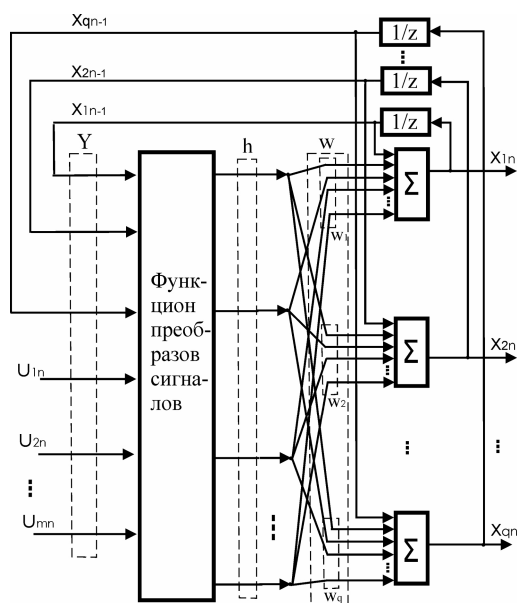


Рис.4. Структурная схема ФРНС

При математическом моделировании установлено, что снизить время поиска нелинейных регуляторов методом ГА удаётся при использовании выбранных кратковременных режимов модели ЭМС. При этом начальные условия задаются в блоках временных задержек МРНС.

Для примера взят тиристорный электропривод (ЭП) постоянного тока с системой подчинённого регулирования. Рассмотрена работа ЭП для нелинейного объекта при зависимости приведенного момента инерции от угловой скорости ω . Переходные процессы для такой системы с регуляторами, настроенными на средний приведенный момент инерции, становятся колебательными и имеют большое перерегулирование (рис.5,а).

При определении линейных и нелинейных коэффициентов регуляторов с помощью ГА особыми являются модели ЭП с различными значениями параметров регулятора (генами). Формировались целевые функции для нескольких критериев: минимизации потерь электроэнергии в момент пуска ЭП, обеспечения максимального быстродействия переходного процесса (минимизация ошибки по угловой скорости с учетом времени); обеспечения быстродействия переходного процесса и одновременно минимизация потерь энергии. Обеспечение заданных критериев осуществлялось настройкой параметров регулятора скорости.

Первый критерий – снижение потерь электроэнергии в момент пуска электропривода. Для этого критерия целевая функция имеет вид

$$F_1 = \int_0^T [k_{\omega} |\omega_z - \omega| + I^2] \cdot dt, (14)$$

где ω_z, ω – заданное и полученное значения скорости двигателя с регулятором, найденным ГА; I – ток якоря двигателя; T – время, за которое необходимо выполнить разгон привода до скорости ω_z ; t – текущее время. Выражения $|\omega_z - \omega|$ и I^2 учитывают, соответственно, ошибку по скорости и потребление энергии на активном сопротивлении якорной цепи. Коэффициент k_{ω} (задавался равным 100 сА^2) обеспечивает желательное влияние переменных на значение целевой функции.

Второй критерий уменьшает время переходного процесса (для этого используется множитель t^2)

$$F_2 = \int_0^T |\omega_z - \omega| \cdot t^2 \cdot dt. (15)$$

Третий критерий обеспечивает быстроедействие переходного процесса и снижает потери энергии. Коэффициент $k_{\text{ор}}$ задавался равным $100 \text{ с}^{-1} \text{А}^2$.

$$F_3 = \int_0^T [k_{\text{ор}} |\omega_z - \omega| \cdot t^2 + I^2] \cdot dt. (16)$$

Нелинейности коэффициентов в нелинейных П и ПИ-регуляторах скорости задавалась 14 точками. Моделирование ЭП выполнялось в системе MATLAB с использованием пакета инструментов ГА с фиксированным шагом 0,01 с. Параметры ГА, выбранные по результатам экспериментов: количество эпох – 100, размер популяции – 20, число элитных особей – 2.

Переходные процессы пуска привода без нагрузки при настройках по разным критериям параметров нелинейных П и ПИ регуляторов скорости для нелинейного объекта приведены на рис.5,б и 5,в соответственно. Здесь цифрами 1-3 показаны кривые при настройках по 1-3 критериям соответственно.

Моделирование показало, что использование результатов синтеза нелинейных регуляторов на основе модели ЭМС в виде МРНС обеспечивает перерегулирование скорости для всех рассмотренных случаев менее 8 % и устраняет колебания. При стандартных настройках регуляторов перерегулирование составляло более 50 % (рис.5,а).

В отличие от [2], где только решалась задача синтеза системы управления для нелинейной ЭМС при разбиении нелинейности на три линейных участка, разработанные методы обеспечивают более высокую точность учёта истинных нелинейностей. Точность, методов, проверена при синтезе моделей и систем управления различных ЭМС.

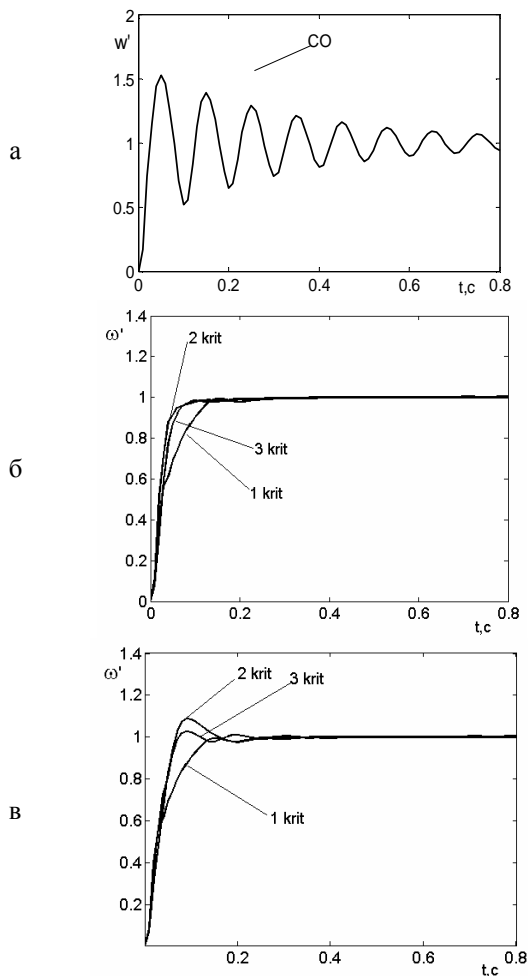


Рис.5. Переходные процессы скорости при нелинейном объекте: а – стандартная настройка ПИ регулятора, б – нелинейный П-регулятор, в – нелинейный ПИ-регулятор

Выводы.

1. Разработаны методы преобразования линейных и нелинейных математических моделей ЭМС в модель в виде МРНС.
2. Разработан метод синтеза математических моделей нелинейных ЭМС в виде МРНС с использованием их расчёта и обучения по данным режима работы объекта.
3. Применение методов определения оптимальных настроек на модели в виде МРНС нелинейных регуляторов с использованием ГА позволяет достигнуть требуемые переходные процессы для нелинейного ЕП.

Список используемой литературы

1. Бодянский Е.В. Искусственные нейронные сети: архитектуры, обучение, применения / Е.В. Бодянский, О.Г. Руденко – Харьков: ТЕЛТЕХ, – 2004. – 372 с.
2. Клепиков В.Б. Квазинейрорегулирование двухмассовой электромеханической системой с отрицательным вязким трением / В.Б. Клепиков, И.С. Полянская // Электротехника. – М.: Электропривод. – 2003. – № 3. – С. 29-33.

3. Ивахненко А.Г. Самообучающиеся системы распознавания и автоматического управления / А.Г. Ивахненко. – К.: – Техніка, 1969. – 392 с.

4. Микропроцессорные системы автоматического управления / В.А. Бесекерский, Н.Б. Ефимов, С.И. Зиятдинов и др.; Под общ. ред. В.А. Бесекерского. – Л.: Машиностроение, 1988. – 365 с.

5. Орловский И.А. Прогнозирование динамики тиристорного электропривода постоянного тока моделями на рекуррентных нейронных сетях / И.А. Орловский // Электротехника та електроенергетика. 2006. – № 1. – С. 61-68.

6. Орловский И.А. Расчёт и обучение моделей нелинейных электромеханических объектов на полиномиальных рекуррентных нейронных сетях / И.А. Орловский, А.А. Синявский // Искусственный интеллект. – 2008. – № 3. – С. 579-590.

7. Орловский И.А. Применение генетических алгоритмов для определения параметров нелинейных регуляторов в электроприводе постоянного тока / И.А. Орловский, Ю.С. Бут // Электротехника та електроенергетика. – 2005. – № 2. – С. 62-68.

8. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс, 2-е издание / С. Хайкин. М.: Издательский дом “Вильямс”, 2006. – 1104 с.

9. Narendra K.S. Identification and control of dynamical systems using neural networks / K.S. Narendra, K. Parthasarathy // IEEE Transactions on Neural Networks. – 1990. – № 1. – P. 4-27.

Получено 11.07.2011



Клепиков Владимир Борисович, Заслуженный деятель науки и техники Украины, д.т.н., зав. каф. «Автоматизированные эл.механические системы» НТУУ «ХПИ», г. Харьков, ул. Лермонтовская, д. 28, кв. 66, т 704-24-10, e-mail: klepikov@kpi.kharkov.ua.



Орловский Игорь Анатольевич, к.т.н., доцент каф. «Эл.привод и автоматизация промышленных установок» ЗНТУ, г. Запорожье, ул. Жуковского 64, т.р. (061)7698313, т.д. (0612)63-30-19, e-mail: i_orlovsky@mail.ru