

Расчет моделей нелинейных электромеханических объектов на полиномиальных рекуррентных нейронных сетях из их известных математических моделей

По известным математическим моделям нелинейных объектов разработаны структуры и получены общие расчётные зависимости для весовых коэффициентов полиномиальных рекуррентных нейронных сетей (ПРНС), предназначенных для представления моделей этих объектов. Дана методика разработки моделей на ПРНС и выполнен их расчёт и исследование методом имитационного моделирования для тиристорного электропривода с двигателем постоянного тока последовательного возбуждения.

За відомими математичними моделями нелінійних об'єктів розроблені структури та отримані загальні розрахункові залежності вагових коефіцієнтів поліноміальних рекуррентних нейронних мереж (ПРНМ), що призначені для представлення моделей цих об'єктів. Надано методику розробки моделей та виконано їх розрахунок та дослідження методом імітаційного моделювання на ПРНМ тиристорного електропривода з двигуном постійного струму послідовного збудження.

Качественное управление посредством электропривода производственными механизмами является актуальной и сложной задачей. Сложность этой задачи обусловлена нелинейным видом изменяющихся в процессе работы характеристик и внутренних параметров большинства электромеханических объектов.

Исследование и первоначальную отладку новых систем управления, а также корректировку настройки системы управления в процессе работы (для обеспечения заданного качества управления) целесообразно выполнять на имитационной математической модели, описывающей с достаточной точностью реальный объект [8, 14]. Такая модель может быть рассчитана по известным характеристикам внутренних параметров объекта либо найдена во время его функционирования из текущих значений контролируемых координат объекта управления. Для ускорения поиска параметров модели и анализа её работы требуется, чтобы структура модели отображала физические процессы в объекте и имела минимальное число искомых параметров, особенно для моделей нелинейных объектов.

Для построения моделей изменяющихся объектов в последнее время широко используются искусственные нейронные сети (НС), способные обучаться и имеющие возможности универсальных аппроксиматоров [2, 14]. Универсальность в таких сетях (например, сети Джордана, Эльмана, перцептроны с внешними обратными связями) достигается за счёт использования нелинейных активационных функций нейронов, многослойности сети и большого числа соединений [2]. Однако, как правило, обучение НС выполняется за десятки и сотни эпох, останавливается в локальных

оптимумах и по значениям весовых коэффициентов НС невозможно идентифицировать характеристики внутренних параметров объекта.

Для идентификации параметров как линейного, так и нелинейного объекта, по его модели на НС требуется, чтобы структура модели была подобна объекту, имела минимальное число искомых параметров, и существовало чёткое соответствие между значениями сигналов в модели и в объекте. В этом случае желательно наряду с существующими преимуществами НС обеспечить "прозрачность" этих сетей, т.е. наличие возможности связать значения сигналов в сети с процессами в реальном объекте.

Согласно [15], модели линейных объектов целесообразно выполнять в виде рекуррентных нейронных сетей (РНС) с линейными функциями активации, структура которых способна представлять объект в пространстве состояний. Перспективность использования РНС для получения модели электропривода подтверждается в [3]. В [11] получены выражения для расчёта модели на РНС линейного объекта по известным значениям его внутренних параметров. В [10] показана возможность идентификации с высокой точностью внутренних параметров линейного объекта по весовым коэффициентам РНС, представляющей его модель, на примере тиристорного электропривода (ТЭП) с двигателем постоянного тока независимого возбуждения. Предлагаемые в различных источниках, в том числе [3, 10, 11, 15], модели на РНС являются рекуррентными моделями динамических систем. Построение таких линейных математических моделей типа "вход—выход" по экспериментальным данным в виде временных рядов достаточно подробно рассмотрено в [7], хотя при этом не используется термин "РНС". Термин "РНС"

для линейных рекуррентных моделей динамических систем вполне оправдан, так как разработаны градиентные алгоритмы обучения этих структур, элементы их сходны с нейронами, например, РНС Хопфилда [17].

Линеаризация нелинейного объекта справедлива только на небольших интервалах времени, на длительном интервале возникают значительные ошибки модели. В статье [16] рассмотрены вопросы инициализации и обучения РНС (называемых авторами "динамическими НС") для идентификации нелинейных моделей объектов. Авторы отмечают, что очень важным фактом, влияющим на результат обучения, являются начальные значения состояний скрытого слоя (как при обучении, так и при применении сетей). Компенсация некорректно заданных начальных состояний при обучении осуществляется настройкой параметров сети и, в первую очередь, коэффициентов смещений (bias), что приводит к нежелательным эффектам (особенно в нелинейных моделях). Начальные состояния весовых коэффициентов таких сетей могут быть найдены предварительным расчётом, который в статье не рассматривается.

В работе [14] прямую модель объекта предлагается выполнять в виде РНС с нелинейной функцией активации (например, в виде гиперболического тангенса). Входные сигналы сети и сигналы обратной связи через блоки задержки подаются на входы первого слоя нейронов. Такая сеть является универсальным аппроксиматором, однако после настройки сети отсутствует соответствие между сигналами в сети и значениями физических координат в объекте, что не позволяет выполнять последующую идентификацию внутренних параметров объекта по весовым коэффициентам сети. В работе [12] предложены достаточно "прозрачные" степенные РНС, позволяющие эмулировать нелинейный объект, содержащий нелинейности параметров только для одного элемента вектора состояния либо вектора входного сигнала. Однако, в реальных электромеханических объектах достаточно часто наблюдается нелинейная зависимость параметров от различных элементов векторов состояния объекта и входных сигналов. Существуют также нелинейные зависимости внутренних параметров объекта от производных составляющих этих векторов. В этом случае модели, выполненные на степенных РНС, не способны с необходимой точностью описывать объект, в чём убедился автор методом имитационного моделирования.

В [2] описаны полиномиальные НС прямого распространения, относящиеся к функционально связанным сетям. В этих сетях скрытый слой расширяет входное пространство с помощью полиномиального преобразования входного вектора $z = (z_1, z_2, \dots, z_n)^T$, в основе которого лежит полиномиальное разложение Колмогорова-Габора. Такая полиномиальная сеть прямого распространения

реализует преобразование

$$y = w_0 + \sum_{i=1}^n w_i z_i + \sum_{i_1=1}^n \sum_{i_2=1}^n w_{i_1 i_2} z_{i_1} z_{i_2} + \dots + \sum_{i_1=1}^n \sum_{i_2=1}^n \dots \sum_{i_i=1}^n w_{i_1 i_2 \dots i_i} z_{i_1} z_{i_2} \dots z_{i_i}, \quad (1)$$

где y — выход сети, $w_0 \dots w_{i_1 i_2 \dots i_i}$ — весовые коэффициенты выходного слоя нейронов сети. Сеть при достаточно высоких степенях сигналов, согласно теореме Стоуна-Вейерштрасса, позволяет достигнуть сколь угодно высокой точности аппроксимации нелинейной функции [2]. Однако из-за своей прямонаправленности такая сеть не способна описывать динамику объекта без дополнительных внешних обратных связей.

В работах Ивахненко А.Г. [5, 6] при построении моделей нелинейных функций или процессов с использованием полиномиального разложения показана возможность резкого сокращения объёма вычислений, достигаемая при отбрасывании части членов полиномов ("уравнений регрессии") или при использовании метода группового учёта аргумента. Автор также отмечает, что необходимо оценивать модели согласно внешним критериям (определение которых основано на новой информации о "свежих" точках, не использованных при синтезе моделей) [6]. В этом случае ошибка для моделей высокой сложности (с высокими степенями полиномов) при исследовании её в различных режимах становится больше, чем для более простых моделей.

Анализ перечисленных выше литературных источников показал, что задача нахождения моделей нелинейных объектов на НС является актуальной и в настоящее время ей уделяется большое внимание в научно-технической литературе. Модели, выполненные на РНС с линейными функциями активации, имеют высокую точность [11, 15], возможна идентификация параметров объекта по его модели на РНС [10], однако их применение возможно только для линейных объектов либо при линеаризации объекта на коротком промежутке времени. При обучении моделей нелинейных объектов на РНС с нелинейными функциями активации, способных представлять нелинейный объект, возникают сложности, связанные с выбором начальных значений весовых коэффициентов [16] и отсутствием "прозрачности РНС", что не позволяет выполнить последующую идентификацию внутренних параметров объекта [14]. Возможности полиномиального разложения нелинейных функций рассмотрены только для сетей прямого распространения [2, 5] и востребовано развитие этих идей для сетей с обратными связями. Решение данной задачи степенными РНС [12] показало воз-

возможность получения "прозрачных" моделей нелинейных объектов, однако высокая точность этих моделей возможна только для ограниченных видов нелинейностей объекта. Результаты, полученные в работах [5, 6], показали необходимость исследования полиномиальных моделей нелинейных объектов с различными степенями полиномов и уменьшенным числом членов полиномов.

По мнению автора наиболее быстрая коррекция модели изменяющегося объекта в процессе его работы может быть выполнена градиентными алгоритмами обучения РНС. Алгоритмы обучения разрабатываются и совершенствуются, если известна структура РНС. Структура РНС может быть определена при использовании известных знаний о математической модели нелинейного объекта, что в научной литературе не рассматривалось.

Цель статьи. Разработка общей методики построения моделей нелинейного объекта на полиномиальных РНС (ПРНС) по его известной математической модели и исследования полученных моделей методом математического моделирования.

Общие выражения расчёта модели нелинейного объекта на ПРНС. Математической основой ПРНС являются рекуррентные модели с использованием полиномиальной аппроксимации для описания существующих нелинейностей, что используется при выводе аналитических зависимостей при расчёте ПРНС.

Пусть объект в пространстве состояний описывается в виде нелинейной системы уравнений

$$\dot{x} = Ax + Bu, \quad (2)$$

где x — вектор состояния 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 нелинейных коэффициентов, размером $q \times q$; B — матрица нелинейных коэффициентов, размером $q \times m$. Будем считать, что измеряется весь вектор состояния, тогда выход объекта равен вектору состояний.

В общем случае (теоретически) для нелинейного объекта коэффициенты матриц A и B могут быть нелинейными от всех элементов вектора состояния объекта, от всех входных (управляющих и возмущающих) сигналов и от всех производных всех координат объекта и входных (управляющих и возмущающих) сигналов.

Для описания нелинейных коэффициентов удобно записать уравнение объекта (2) в виде

$$\dot{x} = CY, \quad (3)$$

где $Y = [x_1, x_2, \dots, x_q, u_1, u_2, \dots, u_m]^T$ — 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 .

Для матриц

$$A = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & \dots & a_{1q} \\ a_{21} & a_{22} & \dots & a_{2q} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ a_{q1} & a_{q2} & \dots & a_{qq} \end{bmatrix}, \quad B = \begin{bmatrix} b_{11} & b_{12} & \dots & b_{1m} \\ b_{21} & b_{22} & \dots & b_{2m} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ b_{q1} & b_{q2} & \dots & b_{qm} \end{bmatrix}$$

матрица C запишется следующим образом:

$$C = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & \dots & a_{1q} & b_{11} & b_{12} & \dots & b_{1m} \\ a_{21} & a_{22} & \dots & a_{2q} & b_{21} & b_{22} & \dots & b_{2m} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ a_{q1} & a_{q2} & \dots & a_{qq} & b_{q1} & b_{q2} & \dots & b_{qm} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} c_{11} & c_{12} & \dots & c_{1K} \\ c_{21} & c_{22} & \dots & c_{2K} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ c_{q1} & c_{q2} & \dots & c_{qK} \end{bmatrix}. \quad (4)$$

Для удобства переобозначим элементы вектора Y через y_i , где $i = 1, \dots, K$

$$Y = [y_1, y_2, \dots, y_K]^T. \quad (5)$$

Модель объекта на РНС (в том числе и ПРНС) строится по разностным уравнениям этого объекта. При записи уравнения (3) в разностном виде для n -го такта счёта вектор Y имеет вид

$$Y = [y_{1n}, y_{2n}, \dots, y_{Kn}]^T, \quad (6)$$

где $y_{in} = \begin{cases} x_{in-1}, & \text{для } i=1, 2, \dots, q; \\ u_{jn} (j=i-q), & \text{для } i=q+1, q+2, \dots, K. \end{cases}$

Когда существует нелинейная зависимость элементов матрицы C от всех элементов вектора состояния и всех входных сигналов, то вектором величин, от которых имеются нелинейности, является вектор Y . В случае существования зависимости элементов матрицы C не только от этих сигналов, но и от производных элементов вектора состояния и входных сигналов по времени, для простоты описания введём новый объединённый вектор Z (объединяющий величины, от которых имеются нелинейности)

$$Z = [y_1, \dots, y_K, dy_1, \dots, dy_K, d^2y_1, \dots, d^2y_K, \dots, d^p y_1, \dots, d^p y_K]^T \quad (7)$$

размером $R = K(P+1)$, где $d^i y$ — i -ые производные по времени элементов вектора Y . При этом количество производных для всех элементов вектора Y взято одинаковым, равным P . Вектор $Z = [z_1, z_2, \dots, z_R]^T$ может быть представлен в разност-

ном виде $Z_n = [z_{1n}, z_{2n}, \dots, z_{Rn}]^T$, при этом

$$z_{in} = \begin{cases} y_{i,n} & \text{для } i=1, \dots, K, \\ dy_{j,n} & (j=i-K) \text{ для } i=K+1, K+2, \dots, 2K, \\ dy_{j,n}^2 & (j=i-2K) \text{ для } i=2K+1, 2K+2, \dots, 3K, \\ \dots & \\ dy_{j,n}^p & (j=i-pK) \text{ для } i=pK+1, pK+2, \dots, (p+1)K, \end{cases} \quad (8)$$

где $dy_{j,n}, dy_{j,n}^2, \dots, dy_{j,n}^p$ — соответствующие производные по времени для n -го такта счёта элементов вектора Y .

Для нахождения весовых коэффициентов ПРНС запишем уравнение (3) в разностном виде при вычислении производной на последующем такте

$$x_n = x_{n-1} + TCY_n, \quad (9)$$

где T — такт счёта. В структуре ПРНС, согласно уравнению (9), для каждого нейрона, выходом которого является переменная состояния, вводится задержанная на один такт счёта положительная единичная обратная связь по этой переменной, (первое слагаемое x_{n-1} в уравнении (9)). С учётом этого все остальные весовые коэффициенты сети рассчитываются по следующей формуле:

$$W = Pol_r(TC), \quad (10)$$

где $Pol_r(\)$ — функция нахождения коэффициентов полинома степени r для выражения, находящегося в скобках; W — матрица весовых коэффициентов ПРНС, имеющая структуру, аналогичную матрице из выражения (4). Полиномиальное разложение выполняется независимо для каждого элемента матрицы C

$$W = \begin{bmatrix} Pol_r(Tc_{11}) & Pol_r(Tc_{12}) & \dots & Pol_r(Tc_{1K}) \\ Pol_r(Tc_{21}) & Pol_r(Tc_{22}) & \dots & Pol_r(Tc_{2K}) \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ Pol_r(Tc_{q1}) & Pol_r(Tc_{q2}) & \dots & Pol_r(Tc_{qK}) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} w_{11} & w_{12} & \dots & w_{1K} \\ w_{21} & w_{22} & \dots & w_{2K} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ w_{q1} & w_{q2} & \dots & w_{qK} \end{bmatrix}. \quad (11)$$

Общая структура ПРНС, соответствующая уравнениям (9)—(11), показана на рис. 1. Функции активации нейронов ПРНС являются линейными с коэффициентами, равными единице.

При полиномиальном разложении для каждого нелинейного элемента c_{ij} матрицы C требуется знание

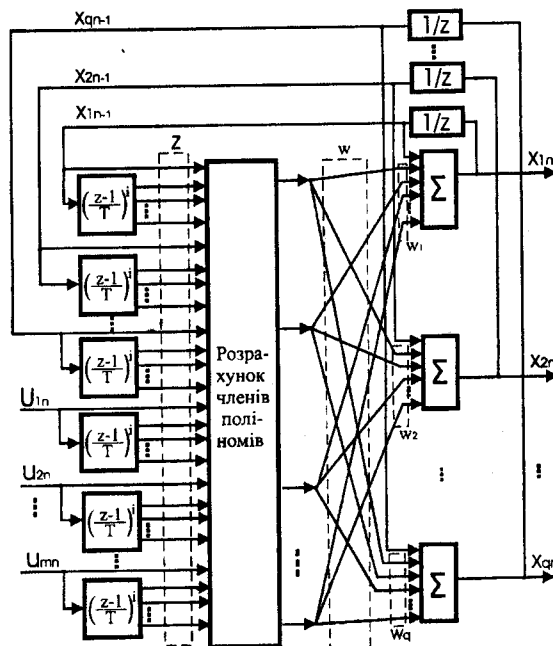


Рис. 1

$$N = (r+1)^R \quad (12)$$

коэффициентов полиномов. Например, при $R=10$ и $r=3$ число коэффициентов превысит миллион (1048576). Для $R=30$ и $r=5$ число коэффициентов составит $2,21 \cdot 10^{23}$, определение которых потребует огромных вычислительных ресурсов.

Знание физических процессов в объекте даёт возможность выделить наиболее существенные нелинейности, имеющиеся в объекте, что позволяет на порядки снизить количество коэффициентов ПРНС. Обычно элементы c_{ij} характеризуются нелинейностью относительно одного, двух или трёх элементов вектора Z либо являются линейными. Если при этом ограничить степени представляющих элементы c_{ij} полиномов до трёх, то число коэффициентов будет соответственно 4, 16 и 64, что вполне приемлемо для практики. При выполнении практических расчётов моделей конкретных электромеханических объектов требуются уточнения, связанные с нормализацией сигналов и с выбором степеней полиномов, а также необходима проверка полученных моделей методом имитационного моделирования. Рассмотрим определение структуры и весовых коэффициентов ПРНС, согласно полученных выше общих выражений, применительно к модели ТЭП с двигателем постоянного тока последовательного возбуждения (ДПТПВ), имеющего различные виды нелинейностей.

Расчёт модели ТЭП с ДПТПВ, выполненной на ПРНС. Данный привод включает в себя тиристорный преобразователь и двигатель постоянного тока. На привод подаётся управляющее воздействие в виде напряжения управления на входе преобразо-

вателя U_y и возмущающее воздействие в виде статического момента сопротивления M_C , имеют три выходных координаты: напряжение на зажимах двигателя U (напряжение с выхода преобразователя), якорный ток двигателя I и угловая скорость ротора двигателя ω .

Динамика привода при непрерывном якорном токе двигателя описывается системой нелинейных уравнений [13]

$$\begin{aligned} T_\mu dU/dt + U &= k(U_y) U_y, \\ L(I, D) dl/dt + IR_d &= U - c \Phi(I, D) \omega, \\ J(\omega) d\omega/dt &= c \Phi(I, D) I - M_C, \end{aligned} \quad (13)$$

где $k(U_y)$ — коэффициент усиления тиристорного преобразователя, зависящий (при линейном опорном напряжении системы импульсно-фазового управления (СИФУ)) от напряжения управления; T_μ — усреднённое значение постоянной времени тиристорного преобразователя; R_d — эквивалентное активное сопротивление цепи постоянного тока (зависит от температуры обмоток, при этом постоянная времени нагрева на порядки превышает постоянные времени электромагнитных и электромеханических переходных процессов, в рассматриваемом примере R_d принимаем неизменным); $L(I, D)$ — эквивалентная индуктивность цепи постоянного тока, зависящая от тока якоря двигателя и производной якорного тока двигателя $D = dl/dt$; $c\Phi(I, D)$ — произведение конструктивной постоянной двигателя c на значение магнитного потока двигателя Φ , зависящего от тока якоря двигателя и производной якорного тока двигателя; $J(\omega)$ — приведенный к валу двигателя момент инерции привода. Указанный момент инерции привода для ряда механизмов (например, центрифуги, барабанные сушилки, сепараторы) зависит от угловой скорости ротора или от угла поворота ротора (роботы, экскаваторы, устройства, имеющие коленчатый вал и другие).

Эквивалентную индуктивность L можно представить в виде суммы следующих индуктивностей: якоря L_α , рассеяния L_δ и индуктивности от значений полезного потока обмотки возбуждения L_B [1]

$$L = L_\alpha + L_\delta + L_B. \quad (14)$$

Индуктивности якоря и рассеяния можно принять постоянными величинами, индуктивность от полезного потока обмотки возбуждения изменяется при работе двигателя и может быть определена из кривой намагничивания [1], представляющей зависимость полезного потока от МДС, создаваемой обмоткой возбуждения. Индуктивность, обусловленная полезным магнитным потоком Φ , пронизывающим полюс, согласно

[1], определяется выражением

$$L_B = 2p w_n d\Phi/dl, \quad (15)$$

где w_n — число витков на одном полюсе, $2p$ — число полюсов машины. Зависимость индуктивности от производной потока объясняется тем, что в уравнении тока (второе уравнение системы (13)) через индуктивность определяется ЭДС самоиндукции, которая зависит от скорости изменения магнитного потока. Падение напряжения на индуктивности, равное ЭДС самоиндукции, можно вычислить по выражению

$$U_L = 2p w_n d\Phi/dt. \quad (16)$$

Выразив приращение потока $d\Phi$ из выражения (15) и подставив в уравнение (16), получим с учетом того, что $L_B \gg L_\alpha + L_\delta$, используемое во втором уравнении системы (13) выражение для ЭДС самоиндукции

$$U_L = L dl/dt. \quad (17)$$

Зависимость эквивалентной индуктивности цепи постоянного тока $L(I, D)$ не только от якорного тока, но и от его производной объясняется тем, что при изменении во времени тока и, следовательно, магнитного потока проявляется влияние вихревых токов в толще магнитного материала и влияние магнитной вязкости [9]. Согласно исследованиям Аркадьева В.К. и Поливанова К.М., влияние вихревых токов и магнитной вязкости на процесс перематчивания проявляется в зависимости индуктивности не только от значения напряжённости поля, но также от скоростей изменения напряжённости и индукции и от производных этих величин более высокого порядка [9]. В уравнении (13) нелинейность индуктивности принимается только от скорости изменения напряжённости поля, т.е. от производной якорного тока двигателя.

Для рассматриваемой системы (13) векторы переменных состояния x и входных сигналов u имеют вид

$$x = [U, I, \omega]^T, \quad u = [U_y, M_C]^T. \quad (18)$$

Обобщённый вектор Z с учётом зависимости параметров привода от производной якорного тока двигателя, согласно выражению (8), имеет вид $Z = [U, I, \omega, U_y, M_C, D]^T$. Матрицы коэффициентов A и B , согласно уравнениям (2) и (13), с учётом выражения (18) следующие:

$$A = \begin{bmatrix} -T_\mu^{-1} & 0 & 0 \\ L^{-1}(I, D) & -R_d L^{-1}(I, D) & -L^{-1}(I, D) c \Phi(I, D) \\ 0 & J^{-1}(\omega) c \Phi(I, D) & 0 \end{bmatrix}, \quad (19)$$

$$B = \begin{bmatrix} T_{\mu}^{-1}k(U_y) & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & -J^{-1}(\omega) \end{bmatrix}.$$

При представлении объекта в виде выражения (3) матрица C , исходя из выражений (19), будет иметь вид

$$C = \begin{bmatrix} c_{11} & 0 & 0 & c_{14} & 0 \\ c_{21} & c_{22} & c_{23} & 0 & 0 \\ 0 & c_{32} & 0 & 0 & c_{35} \end{bmatrix}, \quad (20)$$

где $c_{11} = -T_{\mu}^{-1}$, $c_{21} = L^{-1}(I, D)$, $c_{22} = -R_d L^{-1}(I, D)$,

$$c_{23} = -L^{-1}(I, D)c\Phi(I, D), \quad c_{32} = J^{-1}(\omega)c\Phi(I, D),$$

$$c_{14} = T_{\mu}^{-1}k(U_y), \quad c_{35} = -J^{-1}(\omega).$$

Не равные нулю элементы c_{ij} матрицы C определяются в соответствии с формулой (20). Так элемент c_{11} является константой; элементы c_{14} и c_{35} — функциями от одной переменной U_y и ω соответственно; элементы c_{21}, c_{22}, c_{23} — функциями от двух переменных I и D ; элемент c_{32} представляется функцией от трёх переменных I, D и ω .

Используя уравнение (9), система уравнений (1) в разностном виде с учётом выражения (20) принимает вид

$$U_n = U_{n-1} + Tc_{11}U_{n-1} + Tc_{14}U_{y,n},$$

$$I_n = I_{n-1} + Tc_{21}U_{n-1} + Tc_{22}I_{n-1} + Tc_{23}\omega_{n-1}, \quad (21)$$

$$\omega_n = \omega_{n-1} + Tc_{32}I_{n-1} + Tc_{35}M_n.$$

Матрица весовых коэффициентов W для модели ТЭП с ДПТПВ, согласно уравнений (11) и (12), имеет вид

$$W = \begin{bmatrix} w_{11} & 0 & 0 & w_{14} & 0 \\ w_{21} & w_{22} & w_{23} & 0 & 0 \\ 0 & w_{32} & 0 & 0 & w_{35} \end{bmatrix}, \quad (22)$$

где $w_{11} = \text{Pol}_r(-T_{\mu}^{-1}T)$, $w_{21} = \text{Pol}_r(L^{-1}(I, D)T)$,

$$w_{22} = \text{Pol}_r(-R_d L^{-1}(I, D)T), \quad w_{32} = \text{Pol}_r(J^{-1}(\omega)c\Phi(I, D)T),$$

$$w_{23} = \text{Pol}_r(-L^{-1}(I, D)c\Phi(I, D)T), \quad w_{14} = \text{Pol}_r(T_{\mu}^{-1}k(U_y)T),$$

$$w_{35} = \text{Pol}_r(-J^{-1}(\omega)T).$$

Для удобства изображения на рисунках и представления ПРНС в программах для выполнения в

дальнейшем обучения и расчётов ПРНС по экспериментальным данным удобно ввести полиномиальные блоки, рассчитывающие полиномиальные члены с заданными степенями входных сигналов. Обозначением полиномиального блока являются три буквы "POL", расположенные сверху блока. Блок имеет на входе сигналы, формирующие полиномиальную зависимость. Внутри блока (рис. 2) возле каждого входного сигнала ставится число, например "r", без скобок, обозначающее, что выходные сигналы блока содержат полиномиальные члены со всеми степенями от 0 до "r" этой переменной. Если число возле входного сигнала находится в скобках, например "(1)" возле верхнего входа, тогда выходные сигналы блока содержат полиномиальные члены с этой переменной только в степени, указанной в скобках. Выходами блока являются результаты расчёта всех полиномиальных членов с заданными степенями входных сигналов.

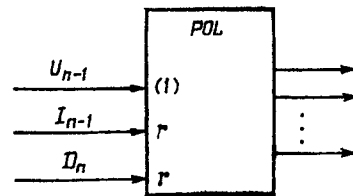


Рис. 2

Структура модели нелинейного ТЭП с ДПТПВ на ПРНС с использованием полиномиальных блоков, соответствующая уравнениям (21) и (22), показана на рис. 3. Данная ПРНС, разработанная с

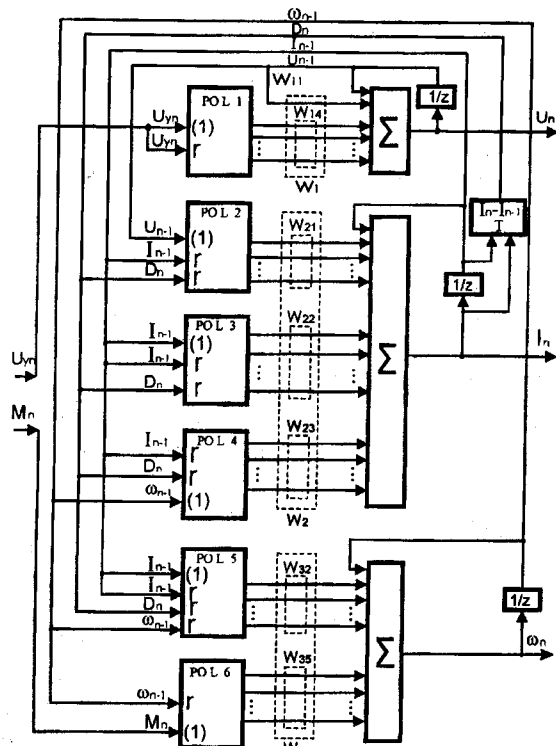


Рис. 3

использованием знаний об объекте, при порядке полиномов $r=3$ имеет небольшие длины векторов элементов матрицы W , приведённые в табл. 1.

Таблица 1

Элементы W	w_{11}	w_{14}	w_{21}	w_{22}	w_{23}	w_{32}	w_{35}
Длина вектора	1	4	16	16	16	64	4

Общее число весовых коэффициентов ПРНС (общая длина векторов в табл. 1) составляет 121. Если не использовать предварительные знания об объекте и предположить, что имеются нелинейности всех элементов матрицы от элементов вектора состояния и входных сигналов и их первых производных ($R=3+2+5=10$), то число весовых коэффициентов ПРНС (длина векторов w_{ij} , $i=1,2,3$, $j=1,2,\dots,5$) для каждого элемента матрицы C (формула (12)) превысит миллион (4^{10}), что неприемлемо для практического использования. Согласно приведенному расчету, построенная по разработанной методике ПРНС, представляющая модель этого объекта, имеет число весовых коэффициентов в 130000 ($15 \cdot 4^{10} / 121$) раз меньше по сравнению с ПРНС, составленной для всех возможных вариантов нелинейных зависимостей.

Вычисление значений весовых коэффициентов ПРНС. Расчёт и исследование моделей на ПРНС выполнялись для ТЭП с ДПТПВ со следующими характеристиками: двигатель типа МП-62, имеющий следующие параметры: $U = 220$ В, $I_n = 260$ А (ПВ=25%), $\omega_n = 53,4$ с⁻¹; $c = 78,5$; номинальное значение магнитного потока $\Phi_n = 0,048$ Вб; индуктивность якоря $L_{я} = 0,00475$ Гн; индуктивность потоков рассеяния $L_{\delta} = 0,0037$ Гн; момент инерции ротора двигателя $J = 0,56$ кг·м²; для ТЭП принимались: $T_{\mu} = 0,01$ с; $R_d = 0,0647$ Ом (при температуре 75°); СИФУ выполнена с линейным опорным напряжением. Характеристика статической кривой намагничивания двигателя $\Phi=f(I)$ и зависимости индуктивности полезного потока обмотки возбуждения от якорного тока двигателя $L_B=f(I)$ даны в табл. 2 [1].

Более точное описание кривой намагничивания выполняется динамическими петлями гистерезиса, учитывающими также скорость изменения тока (скорость перемагничивания) [1]. Динамические петли гистерезиса шире соответствующих статических за счёт вихревых токов и магнитной вязкости [9].

Наличие зависимости $\Phi(I, D)$ позволяет проверить способности ПРНС представлять модель нелинейного объекта, имеющего нелинейные характеристики внутренних параметров, зависящие от производных координат объекта. Эта зависимость (рис. 4, а) используется в данной работе для проверки методики расчёта ПРНС и не претендует на точное отображение ею намагничивания в

реальном двигателе.

Таблица 2

I, A	$\Phi, Вб \cdot 10^{-3}$	$L_B, Гн \cdot 10^{-3}$
20	7	36
40	13,5	34,5
60	20,4	32
80	26,4	28,5
100	31,6	24
120	35,1	19,5
140	37,9	15
160	41	11
180	42,6	9
200	44,1	7,5
220	45,5	6,3
240	46,8	5,5
260	48	5
280	49,1	4,5
300	50,1	4,2
320	51	4

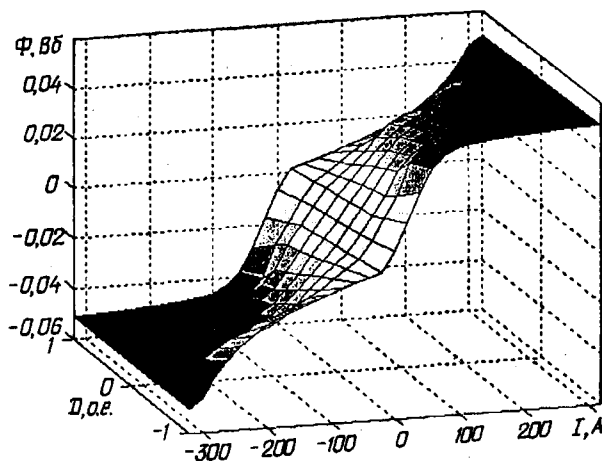


Рис. 4,а

Поскольку характеристики намагничивания реальных двигателей с учётом скорости перемагничивания в научно-технической литературе не приводятся, то в последующем такие характеристики могут быть получены из моделей на ПРНС, рассчитанных или обученных из экспериментальных данных работы двигателя. Значения производной тока вычислялись в относительных единицах (в нормализованном виде) как отношение текущих значений производной тока двигателя к максимально возможному значению этой производной

$$D_{o.e.} = D / D_{max}, \quad (23)$$

где $D_{max} \approx 8000$ А/с определено методом имитации

онного моделирования.

Согласно уравнению (15), индуктивность полезного потока обмотки возбуждения двигателя зависит от производной магнитного потока. Зависимость эквивалентной индуктивности якорной цепи от тока и производной тока двигателя, вычисленная по формуле (14), показана на рис. 4, б, поверхность L .

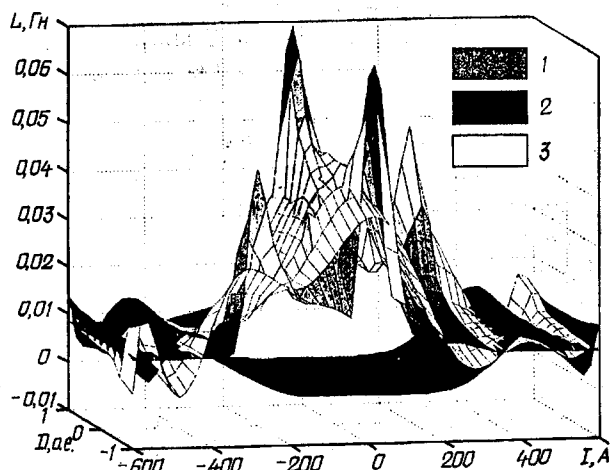


Рис. 4, б

В СИФУ тиристорного преобразователя используется опорное линейное напряжение, поэтому коэффициент передачи тиристорного преобразователя является нелинейной зависимостью от U_y и определяется из соотношения [13]

$$k(U_y) = \frac{E_{d0}}{U_y} \sin\left(\frac{\pi}{2} \frac{U_y}{U_{on.max}}\right), \quad (24)$$

где E_{d0} — максимальное значение ЭДС на выходе преобразователя, определяемое его схемой и входным напряжением (при линейном напряжении сети, равном 220 В, $E_{d0} = 297$ В); $U_{on.max}$ — максимальное значение пилообразного опорного напряжения, равное 10 В.

Зависимость приведенного момента инерции к валу двигателя от угловой скорости двигателя $J(\omega)$ зададим в виде следующего аналитического выражения:

$$J = J_D + 0,8 \left(1 + e^{-0,2|\omega| - 5}\right)^{-1}. \quad (25)$$

Подобную характеристику, как отмечалось выше, могут иметь центрифуги, сепараторы барабанные, сушилки и другие механизмы.

Значения реальных физических координат объекта измеряются в различных единицах измерения и выражаются числами, отличающимися на порядки, а возможно и на десятки порядков. Как показали проведенные автором исследования при расчёте полиномов высоких степеней для сигнала

лов, численные значения которых отличаются на порядки или десятки порядков, из-за ограничения представления чисел в вычислительных машинах [4] возникают ситуации, когда полиномы высоких степеней описывают нелинейный объект со значительно большей ошибкой, чем полиномы небольшой степени. При этом может возникнуть ситуация, когда не удаётся обеспечить необходимую точность представления нелинейной зависимости полиномами. В этом случае значительно увеличить точность полиномов можно, применив нормализацию их входных сигналов.

В рассматриваемой модели ТЭП с ДПТПВ на рис. 3, выполненной на полиномиальных блоках, напряжение управления изменяется в небольших пределах (от 0 до 10 В) и существует только степенная зависимость напряжения на двигателе U от напряжения управления U_y в блоке POL1. Полиномиальные зависимости внутренних параметров привода от сигнала U_y отсутствуют, поэтому нормализацию напряжения управления U_y можно не выполнять. Напряжение U двигателя и момент его сопротивления M_c не являются величинами, от которых зависят нелинейные характеристики внутренних параметров привода, поэтому нормализацию этих сигналов также выполнять не нужно.

Сигналы I , D и ω используются в полиномах в различных сочетаниях. Изменения их значений происходят в следующих диапазонах: ток якоря двигателя — от 0 до $\pm I_{max}$ ($I_{max} = 600$ А); производная якорного тока — от 0 до $\pm D_{max}$ ($D_{max} = 8000$ А/с); угловая скорость ротора двигателя — от 0 до $\pm \omega_{max}$ ($\omega_{max} = 70$ рад/с). Рассматриваемые сигналы поступают как на "полиномиальные" входы (обозначенные на рис. 3 внутри блока POL без скобок), так и на "сигнальные" входы (обозначенные на рис. 3 скобками). Нормализацию сигналов, поступающих на сигнальные входы, выполнять не нужно, чтобы модель на ПРНС формировала выходные сигналы в том же масштабе, как и реальный объект. Сигналы на полиномиальных входах необходимо нормализовать, для чего устанавливаются блоки нормализации с коэффициентами передачи соответственно I_{max}^{-1} , D_{max}^{-1} , ω_{max}^{-1} . Применение нормализации сигналов на входе полиномиальных блоков требует выполнения расчёта коэффициентов полиномов (весовых коэффициентов w_i , ПРНС) с учётом этой нормализации, при этом входные сигналы нелинейных характеристик внутренних параметров объекта нормализуются, а выходные — остаются без изменения.

Расчёт коэффициентов полиномов выполнялся с помощью специально разработанной программы на языке Matlab, входными переменными которой являлись: степень полинома, коэффициенты нормализации, значения аргументов и функций нелинейных характеристик; выходом являлся вектор, состоящий из коэффициентов искомого полинома. Для исследования влияния степени полино-

мов на точность моделей на ПРНС вычислялись коэффициенты для второй, пятой и десятой степеней полиномов.

В общем случае необходимо представить в виде полиномов умноженные на T все элементы матрицы C из зависимости (20). В табл. 3 приведены значения весовых коэффициентов ПРНС при представлении нелинейных характеристик полиномами второй степени (вычисленные коэффициенты полиномов более высоких степеней из-за большого количества коэффициентов в статье не приводятся).

Таблица 3

w_{11}	-0,05								
w_{14}	2,3389	-0,00927	-0,00771						
w_{21}	0,0221	$-1,09 \cdot 10^{-5}$	0,00478	$-1,11 \cdot 10^{-4}$	-0,00581	$1,43 \cdot 10^{-4}$	0,05309	$8,23 \cdot 10^{-6}$	-0,00788
w_{22}	-0,00143	$7,05 \cdot 10^{-7}$	$-3,09 \cdot 10^{-4}$	$7,22 \cdot 10^{-4}$	$3,76 \cdot 10^{-4}$	$-9,24 \cdot 10^{-6}$	-0,00343	$-5,32 \cdot 10^{-7}$	$5,1 \cdot 10^{-4}$
w_{23}	$8,17 \cdot 10^{-4}$	0,0502	-0,00104	-0,2937	$5,68 \cdot 10^{-5}$	0,001596	$-9,54 \cdot 10^{-4}$	-0,06173	0,001221
	$-1,16 \cdot 10^{-5}$	$-7,59 \cdot 10^{-4}$	$1,47 \cdot 10^{-5}$	0,004324	$-3,5 \cdot 10^{-7}$	-0,000139	$1,7 \cdot 10^{-5}$	0,0011	$-2,16 \cdot 10^{-5}$
w_{32}	$5,46 \cdot 10^{-4}$	0,000357	$-6,91 \cdot 10^{-4}$	-0,00203	$1,64 \cdot 10^{-7}$	$6,57 \cdot 10^{-5}$	-0,000008	-0,000517	$1,01 \cdot 10^{-5}$
	$-1,07 \cdot 10^{-6}$	-0,00007	$1,36 \cdot 10^{-4}$	0,000399	$-3,23 \cdot 10^{-4}$	$-1,29 \cdot 10^{-5}$	$1,57 \cdot 10^{-4}$	0,000102	$-1,99 \cdot 10^{-4}$
w_{35}	-0,000766	0,00036	$-7,07 \cdot 10^{-4}$						

Согласно зависимости (22) элемент w_{11} является константой, $w_{11} = -T_{\mu}^{-1}T = -0,05$, где $T = 0,0005$ с. Элементы w_{14} и w_{35} представляют собой векторы, состоящие из коэффициентов полиномов, зависящих от одной переменной (соответственно от U_y или ω). Эти полиномы упрощаются до степенных рядов, коэффициенты которых приведены во второй и девятой строках табл. 3. Элементы c_{21} , c_{22} и c_{23} матрицы C зависят от двух сигналов, вследствие чего число коэффициентов полиномов второго порядка w_{21} , w_{22} и w_{23} равно: $(2+1)^2 = 9$. Значения этих коэффициентов даны в табл. 3 в третьей, четвертой и пятой строках соответственно. Элемент матрицы c_{32} зависит от трёх сигналов, поэтому число коэффициентов полинома второго порядка w_{32} равно: $(2+1)^3 = 27$ (табл. 3 с шестой по восьмую строки).

Выполнено исследование точности представления нелинейных характеристик полиномами с использованием и без использования нормализации входных сигналов. В частности, на рис. 4,б показаны результаты представления суммарной индуктивности якорной цепи (поверхность 1 — с

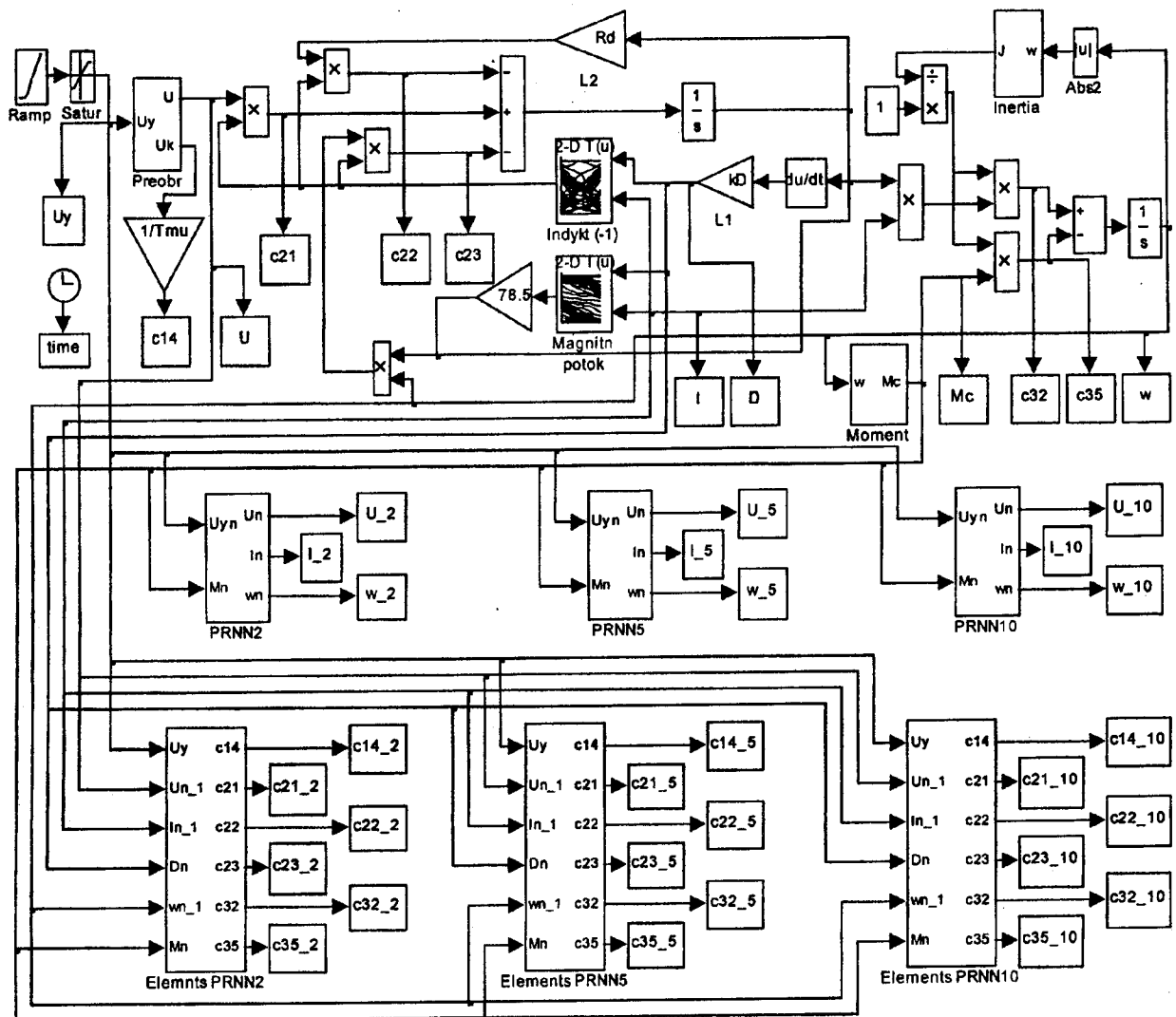


Рис. 5

разными оттенками серого цвета) полиномами десятого порядка с нормализацией входных сигналов (поверхность 3 — белого цвета) и без нормализации (поверхность 2 — черного цвета). Из рисунка видно, что при нормализации сигналов поверхность отображает основные изменения нелинейной характеристики. При отсутствии нормализации сигналов поверхность не отображает заданную нелинейную характеристику.

Создание имитационных моделей и результаты их исследования. На основе системы уравнений (13) разработана имитационная модель ТЭП с ДПТПВ в системе Matlab [4], структурная схема которой показана на рис. 5. Блок Pгеобр реализует модель тиристорного преобразователя. Блоки Induct(-1) и Magnitn_potok воспроизводят в виде таблиц соответственно нелинейные зависимости обратного значения эквивалентной индуктивности якорной цепи и магнитного потока двигателя от тока и производной тока двигателя. Блок Inertia реализует зависимость (25) приведенного к валу двигателя момента инерции от угловой скорости вала двигателя. Блок Момент формирует значения момента сопротивления. Блоки PRNN2, PRNN5 и

PRNN10 являются моделями ПРНС, выполненных согласно рис. 3 со степенями полиномов соответственно второй, пятой и десятой степеней. Блоки Elements PRNN2, Elements PRNN5 и Elements PRNN10 вычисляют значения элементов матрицы C из рассчитанных коэффициентов полиномов соответственно второй, пятой и десятой степеней. Блок $L1$ с коэффициентом усиления $k_D = 1/8000$ выполняет нормализацию производной тока двигателя. Все ПРНС рассчитывались и моделировались с нормализацией входных сигналов.

На входе преобразователя с помощью блоков ramp и satur задается линейно нарастающий сигнал от 0 до 5,3 В (рис. 6, а). Момент сопротивления задавался сигналом, показанным на рис. 6, б; изменение производной тока двигателя, выраженной в относительных единицах, — на рис. 6, в. На рис. 6, г — б, е сплошной линией показаны результаты пуска ТЭП с ДПТПВ под нагрузкой и снижение нагрузки в промежуток времени с 1 с по 1,5 с, результаты работы модели PRNN2 в этих режимах приведены штриховыми линиями. Точность обработки вектора состояния привода моделью на ПРНС зависит от точности формирования в ПРНС

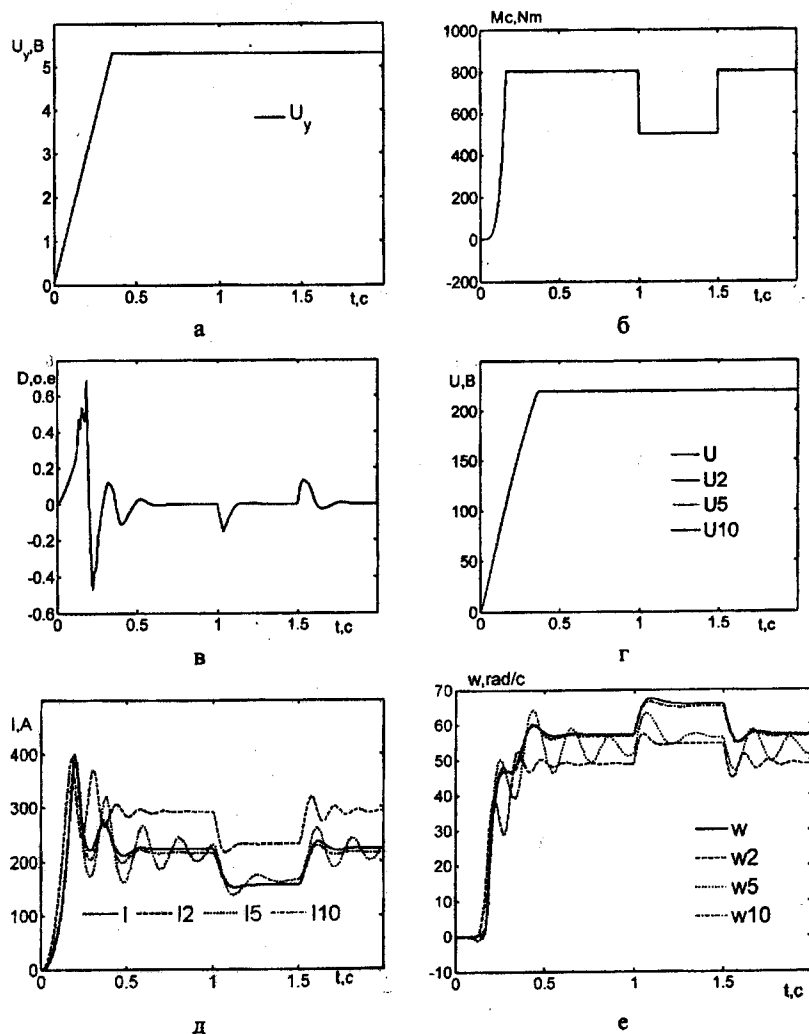


Рис. 6

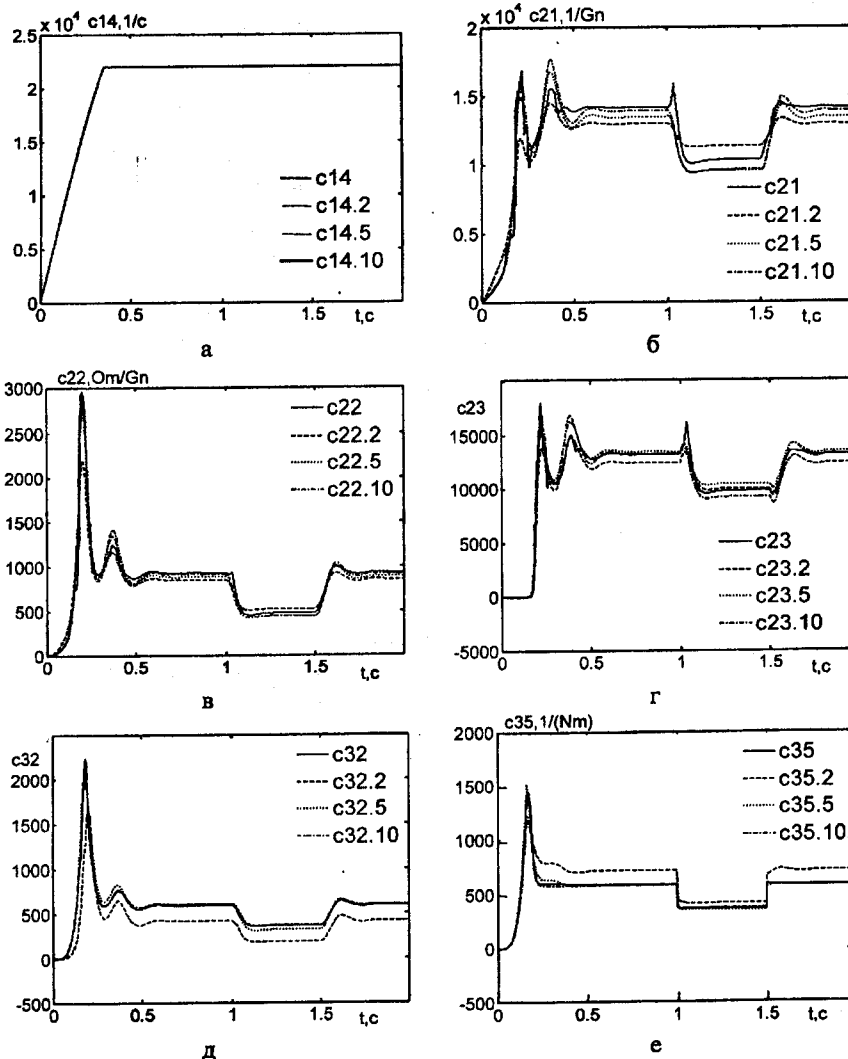


Рис. 7

элементов матрицы C . Результаты обработки элементов матрицы C электроприводом и блоком Elements PRNN2 показаны на рис. 7 соответственно сплошными и штриховыми линиями. Из последнего рисунка видна высокая точность обработки элемента c_{14} . Для элементов c_{21} и c_{22} присутствует ошибка в статике и динамике (составляющая, например, в статике для элемента c_{21} , около 10%). Статическая ошибка для угловой скорости двигателя достигает 16% (рис. 6, e), для тока двигателя — 18% (рис. 6, d).

Повышение точности модели на ПРНС удаётся получить при использовании полиномов более высоких степеней. На рис. 6 и 7 пунктирными и штрихпунктирными линиями, соответственно, показаны результаты моделирования электро-механических процессов ТЭП с ДППВ при использовании полиномов пятой (PRNN5) и десятой степеней (PRNN10). Максимальные ошибки обработки напряжения с выхода преобразователя, якорного тока двигателя и угловой скорости ротора двигателя моделями на ПРНС разных степеней приведены в табл. 4.

Из табл. 4 следует, что точность моделей на

ПРНС существенно возрастает с использованием полиномов более высоких степеней. Статическая и динамическая ошибки модели PRNN10 для тока и угловой скорости двигателя снизились соответственно до 1,8% и 1,2%.

Таблица 4

Степень ПРНС	ПРНС	Максимальные ошибки в %		
		U	I	ω
2	PRNN2	0,038	18,4	16,1
5	PRNN5	0,0012	12,3	12,3
10	PRNN10	0,0001	1,75	1,14

Выводы. 1. Разработанная методика позволяет рассчитать модели на ПРНС для нелинейных динамических объектов с использованием известных математических моделей этих объектов. При этом структура разработанных моделей на ПРНС позволяет учесть особенности конкретного объекта, благодаря чему удаётся значительно уменьшить в ней количество весовых коэффициентов.

2. Результаты математического моделирова-

ния показали, что ошибка переменных вектора состояния (напряжения с выхода преобразователя, якорного тока двигателя и угловой скорости ротора двигателя) математических моделей ТЕП с ДПТПВ, вычисленных по известной математической модели этого объекта, в динамических и статических режимах при использовании полиномов десятой степени, не превышает 2%.

3. На точность моделей на ПРНС существенное влияние оказывает степень полиномов, описывающих нелинейности объекта, и нормализация сигналов. На основе проведенных исследований влияния степени полиномов на точность моделей на ПРНС установлено, что, с ростом степени полиномов при нормализации сигналов возрастает точность моделей.

1. Андреев В.П., Сабинин Ю.А. Основы электропривода. — М.—Л.: Госэнергоиздат. 1963. — 772 с.

2. Бодянский Е.В., Руденко О.Г. Искусственные нейронные сети: архитектуры, обучение, применения. — Харьков: ТЕЛЕТЕХ, 2004. — 372 с.

3. Браславский И.Я., Ишматов З.Ш., Борац Е.И., Аверьянов М.А., Костылев А.В. Нейронный наблюдатель для асинхронного электропривода с прямым управлением момента / Вісник Нац. техн. ун-ту "ХПИ". Тем. вип. "Проблеми автоматизованого електропривода. Теорія і практика". — 2002. — С. 60 — 61.

4. Дьяконов В. П. MATLAB 6.0/6.1/6.5+SP1 + Simulink 4/5. Обработка сигналов и изображений. — М.: СОЛОН-Пресс, 2005. — 592 с.

5. Ивахненко А.Г. Самообучающиеся системы распознавания и автоматического управления. — К.: Техніка, 1969. — 392 с.

6. Ивахненко А.Г. Индуктивный метод самоорганизации моделей сложных систем. — К.: Наук. думка, 1981. — 296 с.

7. Каминская В.А. Идентификация динамических систем по дискретным наблюдениям. Ч. 1. Основы статистических

методов оценивания параметров линейных систем. — Вильнюс: Мокслас, 1982. — 245 с.

8. Клепиков В.Б., Сергеев С.А., Махотило К.В., Обруч И.В. Применение методов нейронных сетей и генетических алгоритмов в решении задач управления электроприводами. // Электротехника. — 1999. — № 5. — С. 2 — 6.

9. Миловзоров В.П. Электромагнитные устройства автоматики: Учебник для вузов. 4-е изд., перераб. и доп. — М.: Высш. Школа, 1983. — 408 с.

10. Орловский И.А. Идентификация внутренних параметров тиристорного электропривода постоянного тока по его моделям на рекуррентных нейронных сетях. // Техн. електродинаміка. — 2007. — № 4. — С. 19 — 24.

11. Орловский И.А. Модель электропривода постоянного тока на рекуррентных нейронных сетях. // Радиоелектроніка, інформатика, управління. — 2006. — № 1. — С. 151 — 159.

12. Орловский И.А., Синяевский А.А. Разработка моделей нелинейных электротехнических объектов в виде степенных рекуррентных нейронных сетей. // Радиоелектроніка, інформатика, управління. — 2007. — № 1. — С. 128 — 137.

13. Перельмутер В.М., Сидоренко В.А. Системы управления тиристорными электроприводами постоянного тока. — М.: Энергоатомиздат, 1988. — 304 с.

14. Терехов В.А., Ефимов Д.В., Тюкин И.Ю. Нейросетевые системы управления. Кн. 8: Учеб. Пособие для вузов / Общая ред. А.И. Галушкина. — М.: ИПРЖР, 2002. — 480 с.

15. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс, 2-е издание: Пер. с англ. — М.: Издательский дом "Вильямс", 2006. — 1104 с.

16. Becerra V.M., Calado J.M.F., Silva P.M., Garces F. System identification using dynamic neural networks: training and initialization aspects. // 15th Triennial World Congress IFAC, Barcelona, Spain, 2002. — 6 p.

17. Narendra K.S., Parthasarathy K. Identification and control of dynamical systems using neural networks. // IEEE Transactions on Neural Networks. — 1990. — V. 1. — № 1. — Pp. 4 — 27.

Надійшла 11.01.08