

Комплексное применение синергетического подхода и нейросетевых структур к проблеме синтеза интеллектуальной системы управления электроприводом***А. А. Колесников, Д. В. Маршаков, А. Р. Айдинян**

Рассматривается применимость искусственных нейронных сетей к синтезу интеллектуальных систем с синергетическим законом управления. Изложены основные положения синергетического подхода к проблеме системного синтеза. Рассмотрен пример синергетического синтеза закона управления электроприводом робота в условиях неконтролируемого изменения его параметров и внешних возмущений. Представлен алгоритм синтеза нейросетевого регулятора на основе заданного синергетического закона управления. Алгоритм базируется на поведении синергетического регулятора, моделируемом искусственной нейронной сетью в результате ее обучения посредством гармонических сигналов различной частоты. Особенность предложенного комплексного подхода к синтезу интеллектуальной системы управления заключается в том, что он предполагает комбинацию принципа единства процессов самоорганизации и обучения нейронной сети на предварительном этапе. Таким образом обеспечивается последующее устойчивое функционирование системы.

Ключевые слова: синергетика, искусственные нейронные сети, интеллектуальное управление, самоорганизация, нейрорегулятор.

Введение. Отличительной особенностью современных искусственных систем управления является наличие соответствующей совокупности прямых и обратных связей. В последнее время все большую популярность получают интеллектуальные системы управления, основанные на пяти следующих принципах [1]:

- 1) наличие тесного информационного взаимодействия управляющих систем с реальным внешним миром и использование специально организованных информационных каналов связи;
- 2) принципиальная открытость систем для повышения интеллектуальности и совершенствования собственного поведения;
- 3) наличие механизмов прогноза изменения внешнего мира и собственного поведения системы в динамически меняющемся внешнем мире;
- 4) построение управляющей системы в виде многоуровневой иерархической структуры в соответствии с правилом: повышение интеллектуальности и снижение требований к точности по мере повышения ранга иерархии;
- 5) сохраняемость функционирования при разрыве связей или потере управляющих воздействий от высших уровней иерархии управляющей структуры.

Системы подобного рода, на наш взгляд, можно синтезировать путем достижения единства процессов самоорганизации и управления, а именно за счет применения к синтезу интеллектуальных систем управления синергетического подхода [2–4].

Такой подход наиболее близок к прикладной теории управления. Он заключается в переходе от исходной задачи, включающей в себя уравнения объекта управления и внешние силы, к расширенной постановке задачи таким образом, чтобы внешние силы стали внутренними взаимодействиями общей (замкнутой) системы. Для этого внешние воздействия представляются как частные решения некоторых дополнительных дифференциальных уравнений, описывающих информационную модель — тем самым осуществляется их «погружение» в общую структуру расширенной системы [5].

При этом важным вопросом синтезируемой системы управления является устойчивость ее функционирования, определяемая, в частности, принципом сохраняемости функционирования при потере связей. Данная проблема может быть частично решена в результате распараллеливания внут-

* Работа выполнена в рамках инициативной НИР.

ренных процессов функционирования системы, что может быть достигнуто применением нейросетевых технологий.

Искусственные нейронные сети (ИНС) сохраняют основные свойства, а также структурные особенности их биологических прототипов и представляют собой совокупность взаимосвязанных простых вычислительных элементов (нейронов) [1]. Этим объясняется интерес к технологии нейронных сетей в области управления [6, 7].

К основным свойствам данных структур можно также отнести:

- возможность их обучения;
- обобщение по примерам;
- высокую отказоустойчивость;
- высокую вычислительную мощность за счет параллельного функционирования отдельных элементов [8].

Кроме того, обучаемость ИНС является одной из предпосылок к созданию самообучающихся систем управления.

Таким образом, перспективна комбинация предлагаемого синергетического подхода и ИНС. Данная задача предусматривает синтез нейросетевого регулятора на основе динамического регулятора с синергетическим законом управления и может быть решена посредством обучения заданной конфигурации ИНС.

Метод синтеза подобного регулятора рассмотрим ниже, на примере решения синергетическим методом задачи управления электроприводом робота с ангулярными степенями свободы, наиболее полно представленной в работах [5, 9].

Модель электропривода. Процедура построения динамических моделей ангулярных систем основывается на методике нахождения уравнений Лагранжа второго рода. В данном случае рассматривается ангулярная система, включающая n исполнительных приводов, с помощью которых достигается заданная цель управления. Считается, что моменты инерции приведены к валу каждого электропривода и, следовательно, зависят от кинематической схемы системы, т. е. $J_i = J_i(\phi_1, \phi_2 \dots \phi_n)$, $i = 1, \dots, n$, где ϕ_i — угол поворота вала i -го электропривода. Для построения математической модели данной механической системы рассмотрим уравнение Лагранжа для голономной многомассовой динамической системы [9]:

$$\frac{d}{dt} \frac{\partial W_k}{\partial \omega_i} - \frac{\partial W_k}{\partial \phi_i} = - \frac{\partial Q}{\partial \omega_i} - \frac{\partial W_p}{\partial \phi_i} + M(\omega_i, \phi_i), i = 1, \dots, n, \quad (1)$$

где W_k и W_p — кинетическая и потенциальная энергии системы; ω_i — угловая скорость i -го привода;

Q — диссипативная функция, характеризующая момент сопротивления M_G вызванный диссипативными силами в упругих элементах.

Кинетическая энергия системы записывается в виде выражения:

$$W_k = \sum_{i=1}^n \frac{J_i(\phi_1, \phi_2 \dots \phi_n) \omega_i^2}{2}. \quad (2)$$

При анализе поведения системы рассматривался i -й привод и учитывалось влияние на него других приводов. Уравнение, описывающее функционирование i -го привода, в соответствии с (1) и (2) имеет вид:

$$J_i(\phi_1, \phi_2 \dots \phi_n) \frac{d\omega_i}{dt} + \omega_i \sum_{k=1, k \neq i}^n \frac{\partial J_i(\phi_1, \phi_2 \dots \phi_n)}{\partial \phi_k} \omega_k + \frac{1}{2} \frac{\partial J_i(\phi_1, \phi_2 \dots \phi_n)}{\partial \phi_i} \omega_i^2 = -M_c - M_u + M(\omega_i, \phi_i). \quad (3)$$

Устранение неопределенности коэффициентов посредством нахождения уравнений аналитических зависимостей всех связей между подсистемами приводов затруднительно. В связи с этим рассматривается модель автономного электропривода с переменными динамическими параметрами и возмущениями, приведенными к валу исполнительных двигателей. При этом момент инерции берется как функция времени, и уравнение для кинетической энергии автономного привода принимает вид:

$$W_{ki} = \frac{J_i(t)\omega_i(t)^2}{2}. \quad (4)$$

Подставив (4) в уравнение Лагранжа (1), получаем:

$$J_i(t) \frac{d\omega_i}{dt} + \omega_i(t) \frac{dJ_i(t)}{dt} = M_d - M_c,$$

где M_d — момент двигателя, M_c — момент сопротивления.

Таким образом, механическая подсистема i -го электропривода имеет вид:

$$\begin{aligned} \dot{\phi}_i(t) &= \omega_i, \\ \dot{\omega}_i(t) &= \frac{1}{J_i(t)} \left(M_d - M_c - \frac{dJ_i(t)}{dt} \omega_i \right), \end{aligned} \quad (5)$$

где ϕ_i — угол поворота, ω_i — скорость вращения вала электропривода.

Для более детального рассмотрения процессов, происходящих, например, в электроприводе постоянного тока, к модели механической части добавляются уравнения баланса электрической цепи:

$$u = k_e \omega + RI + L \frac{dI}{dt}, \quad M_d = k_m I, \quad (6)$$

где I — ток в цепи якоря, R и L — активное сопротивление и индуктивность якорной обмотки, k_e и k_m — коэффициенты ЭДС вращения и момента, u — напряжение на якорной обмотке электродвигателя.

Математическая модель двигателя постоянного тока с независимым возбуждением получена при следующих допущениях:

- гистерезис в магнитной цепи отсутствует;
- размагничивающее действие реакции скомпенсировано;
- индуктивность якорной цепи постоянна;
- к валу двигателя со стороны машины приложен электромагнитный момент, а все моменты, обусловленные механическими потерями, входят в момент сопротивления нагрузки;
- управление осуществляется по одному каналу.

Синтез синергетического динамического регулятора. Согласно (5) и (6), математическая модель электропривода робота i -го сочленения по скорости вращения имеет вид (далее в формулах номер сочленения опущен):

$$\begin{cases} \dot{x}_1(t) = x_2, \\ \dot{x}_2(t) = \frac{k_m x_3 - M_c - \dot{J}(t) x_2}{J(t)}, \\ \dot{x}_3(t) = \frac{u - k_e x_2 - R x_3}{L}, \end{cases} \quad (7)$$

где x_1 — угол поворота вала, x_2 — скорость вращения вала, x_3 — ток в якорной цепи.

Параметрическая неопределенность объекта (7) возникает из-за изменения во времени приведенного момента инерции $J(t)$ и его производной $\dot{J}(t)$. Действие внешней среды определяется

моментом сопротивления M_c . В зависимости от характера изменения во времени этих моментов и их текущих оценок $\hat{J}(t)$ и $\hat{M}_c$ можно построить разные модели синтеза системы.

Задача формирования управляющих воздействий решалась с использованием метода аналитического конструирования агрегированных регуляторов (АКАР), который на основе моделей синтеза системы позволяет построить соответствующие законы управления $u(x_2, x_3, \hat{J}, \hat{M}_c)$ — регуляторы, которые приспособляются к указанным изменениям моментов и, следовательно, решают технологическую задачу — поддержание желаемой скорости вращения электропривода робота.

Примем момент инерции равным:

$$J(t) = J_0 + at + b \sin w_0 t. \quad (8)$$

Представим $J(t)$ в линейном приближении:

$$J(t) \cong J_0 + at + bw_0 t. \quad (9)$$

Тогда динамические модели момента сопротивления $M_c = M_0 = \text{const}$ и производной момента инерции $\dot{J}(t) \cong a + bw_0 = \text{const}$ можно, согласно методу АКАР, представить в виде двух интеграторов:

$$\dot{v}_1(t) = \beta_1 (x_2 - x_2^0), \quad \dot{v}_2(t) = \beta_2 (x_2 - x_2^0), \quad (10)$$

где $v_1 = \hat{M}_0$ — оценка момента сопротивления, $v_2 = \hat{a} + \hat{b}\hat{w}_0$ — оценка приведенного момента инерции.

Из (10) следует, что указанные возмущения подавляются в момент достижения заданной скорости вращения электропривода ($x_2 = x_2^0$). Если допустить, что подавление возмущений происходит одновременно, т. е. при $\beta_1 = \beta_2 = \beta$, то общую модель возмущений можно представить одним интегратором:

$$\dot{x}_4(t) = \beta (x_2 - x_2^0), \quad (11)$$

где x_4 — оценка неизмеряемых постоянных величин $\{\hat{M}_0, \hat{a} + \hat{b}\hat{w}_0\}$.

Для выдерживания соотношения (9) следует обеспечить скорость изменения переменной x_4 в (11), существенно превосходящую динамику возмущения (9). Для этого необходимо выполнить следующее условие:

$$2\pi\beta^2 \gg w_0. \quad (12)$$

Положим, что данное условие выполняется. Тогда модель расширенной системы синтеза имеет вид:

$$\begin{cases} \dot{x}_2(t) = \frac{k_m x_3 - x_4 - x_4 x_2}{J_0}, \\ \dot{x}_3(t) = \frac{u - k_e x_2 - R x_3}{L}, \\ \dot{x}_4(t) = (x_2 - x_2^0)\beta. \end{cases} \quad (13)$$

При этом в знаменатель правой части первого уравнения системы (13) вместо $J(t)$ вводилось номинальное значение J_0 , поскольку функция $J(t)$ в (7) отражает лишь инерционные свойства элек-

тропривода, т. е. фактически масштабирует переходные процессы и сама по себе не влияет на установившийся режим движения. В соответствии с методом АКАР вводилась макропеременная ψ_1 :

$$\psi_1 = k_m x_3 - x_4 - x_4 x_2 + \alpha x_2 + \gamma x_4. \quad (14)$$

Подставим ψ_1 (14) в функциональное уравнение:

$$T_1 \dot{\psi}_1(t) + \psi_1 = 0. \quad (15)$$

Решение уравнения (14) совместно с (7) и (15) позволило получить синергетический закон управления:

$$u_1 = k_e x_2 + R x_3 + L \left(\frac{\beta}{k_m} (x_2 - x_2^0) (1 - \gamma + x_2) + \frac{x_4 - \alpha}{k_m J_0} (k_m x_3 - x_4 - x_2 x_4) - \frac{\psi_1}{k_m T_1} \right), \quad (16)$$

где $x_4 = \beta \int (x_2 - x_2^0) dt$.

Данный закон управления u_1 переводит изображающую точку системы на многообразие $\psi_1 = 0$ (14), движение вдоль которого описывается декомпозированными дифференциальными уравнениями:

$$J_0 \dot{x}_{2\psi_1}(t) = -\alpha x_{2\psi_1} - \gamma x_{4\psi_1}, \quad \dot{x}_{4\psi_1}(t) = \beta (x_{2\psi_1} - x_{2\psi_1}^0), \quad (17)$$

объединяя которые, имеем:

$$J_0 \ddot{x}_{2\psi_1}(t) + \alpha \dot{x}_{2\psi_1}(t) + \gamma \beta (x_{2\psi_1} - x_{2\psi_1}^0) = 0. \quad (18)$$

Данное уравнение описывает движение координаты $x_{2\psi_1}$ вдоль $\psi_1 = 0$ (14). При выборе коэффициентов $\alpha > 0$, $\gamma \beta > 0$ уравнение (18) и, следовательно, замкнутая система (7) под управлением (16) будут асимптотически устойчивыми относительно состояния $x_2 = x_2^0$. Для выбора коэффициентов α , β , γ можно использовать декремент затухания ξ системы (18), т. е. $\alpha = 2\xi\sqrt{\gamma\beta J_0}$.

Структурная схема рассмотренной системы управления, выполненная средствами *Simulink* среды *MATLAB*, представлена на рис. 1.

В данной схеме функциональный блок `fun_block1` моделирует полученный синергетический динамический регулятор, содержит вычисление макропеременной ψ_1 (14) и реализует закон управления (16). Входными сигналами блока являются координаты скорости вращения вала двигателя x_2 , ток якорной цепи x_3 и x_4 — оценка неизмеряемых постоянных величин $\{\hat{M}_0, \hat{a} + \hat{b}\hat{w}_0\}$. Выходным сигналом является закон управления u_1 .

Чтобы достичь поставленной цели (для выведенного закона управления), синтезируем нейросетевой регулятор, обучив его функциям, реализуемым блоком.

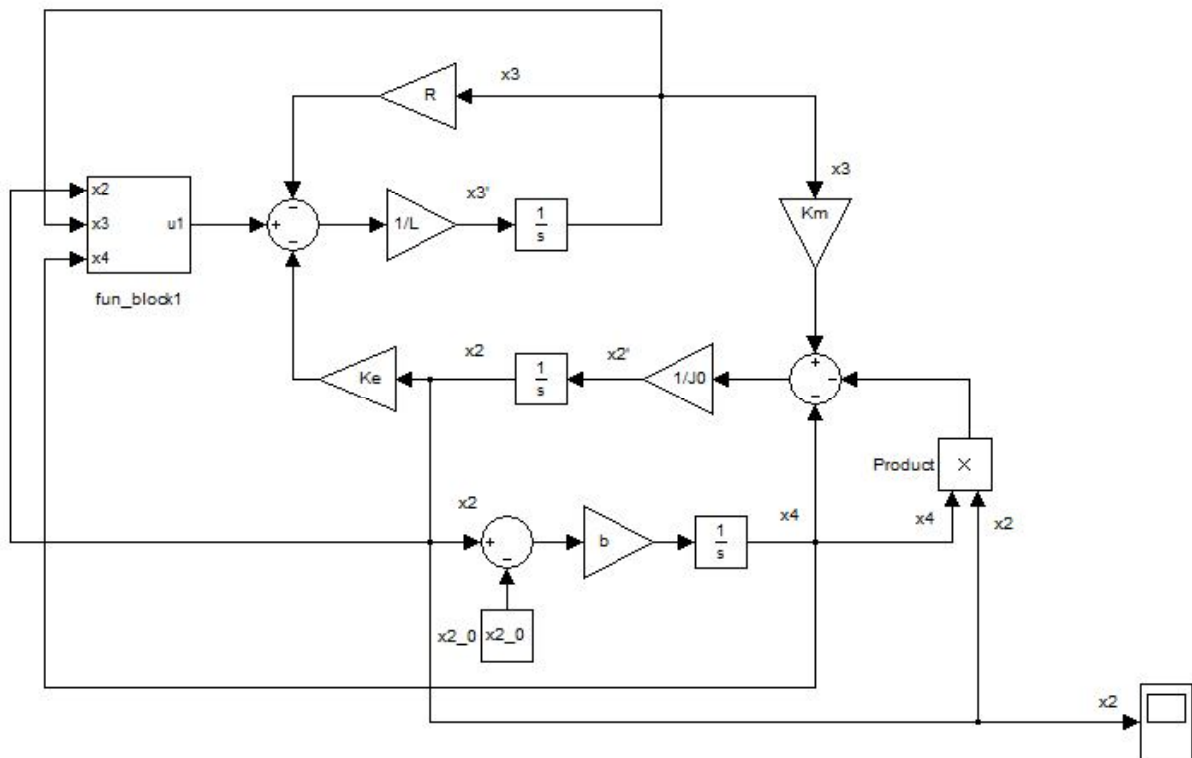


Рис. 1. Структурная схема системы управления электроприводами ангулярных роботов

Синтез нейросетевого регулятора на основе синергетического закона управления. В общем случае решение задачи, возложенной на проектируемый нейросетевой регулятор, сводится к синтезу многослойной ИНС прямого распространения, обученной аппроксимации требуемой функции.

При построении нейросетевого регулятора такого рода важно определить:

- размерность нейронной сети (число слоев в сети и количество нейронов в каждом слое, достаточные для обеспечения требуемой точности функционирования);
- применяемые функции активации в нейронах.

Определение размерности нейросети для решения конкретной задачи зачастую основывается на опыте разработчика. Однако, как отмечается авторами [6, 7], сеть, состоящая как минимум из двух слоев и имеющая в скрытом слое произвольное количество нейронов, может аппроксимировать практически любую нелинейную функцию. На этом во многом основывается использование ИНС для решения задач управления. Благодаря своей архитектуре такие сети позволяют заложить в ИНС априорные знания о желаемом законе обработки сигналов в сети.

Исходя из этого, для решения поставленной задачи целесообразно выбрать двухслойную ИНС прямого распространения. Поскольку в качестве входных сигналов нейросети принимаются векторы трех рассмотренных координат — x_2 , x_3 и x_4 , а в качестве выходного сигнала — закон управления u_1 , то количество нейронов во входном слое — 3 (по числу компонент входного вектора), в выходном слое — 1 нейрон. При этом число нейронов в скрытом слое примем равным 40. Данное количество выбрано исходя из соображений обеспечения определенного запаса избыточности в структуре нейронной сети.

В качестве функции активации в нейронах скрытого и выходного слоя будем использовать сигмоидальную функцию активации, которая:

- удовлетворяет условию диапазона входных данных (0,1);
- предоставляет возможность реализации полного спектра значений входных сигналов;

— не ограничивает дискретными значениями пространство решений, в котором работает нейронная сеть.

Синтез структуры и последующее моделирование нейросетевой системы управления будем проводить посредством библиотеки *Neural Network Toolbox* среды *MATLAB*.

Обучение нейросетевого регулятора. Процедура обучения нейросетевого регулятора заключается в следующем. На основании имеющихся входных и выходных данных (обучающей выборки) настраиваются весовые коэффициенты и смещения нейронной сети — с тем расчетом, чтобы минимизировать разность между целевым сигналом и полученным на выходе в результате моделирования. Данная процедура подразумевает наличие определенного алгоритма настройки весовых коэффициентов и некоего внешнего звена, предоставляющего сети кроме входных образов также и целевые выходные реакции.

Учитывая условия решаемой задачи (требуемое нелинейное преобразование и применение ИНС прямого распространения), из множества известных алгоритмов обучения ИНС целесообразно выбрать обучение нейросетевого регулятора с использованием метода обратного распространения ошибки на основе алгоритма градиентного спуска с возмущением [10]. С учетом возмущения метод обратного распространения ошибки реализует следующее соотношение для приращения вектора настраиваемых параметров:

$$\Delta w_k = mc \Delta w_{k-1} + (1 - mc) \eta g_k, \quad (19)$$

где Δw_k — приращение вектора весовых коэффициентов, mc — параметр возмущения, η — параметр скорости обучения, g_k — вектор градиента функционала ошибки на k -й итерации.

Множество пар обучающей выборки T опишем как:

$$T = \{P, D\}, \quad (20)$$

где P — множество входных обучающих примеров, D — множество целевых реакций ИНС.

Функционирование ИНС по отдельному обучающему примеру на каждой итерации обучения будем оценивать на основании функционала, зависящего от ошибок сети, т. е. разности между целевым (эталонным) и реальным сигналами на ее выходе. Согласно выбранной топологии ИНС можно использовать в качестве такого функционала сумму квадратов ошибок:

$$\delta = \sum_{j=1}^N e_j^2, \quad (21)$$

где $e_j = (d_j - y_j)$ — значение ошибки, определяемое как разность между желаемым значением j -го выхода d_j и полученным на выходе ИНС значением y_j .

В процессе обучения внутри ИНС вырабатывается собственный разрешающий алгоритм, согласно которому обобщается поступающая в сеть информация. Поэтому в качестве обучающей выборки целесообразно сформировать наборы сигналов, наиболее полно охватывающие весь спектр возможных входных сигналов и соответствующих им решений на выходе. При этом для выработки оптимального разрешающего алгоритма обучение нейросети будем производить в виде, явно не зависящем от времени.

Определенные входные обучающие наборы можно формировать путем предварительного вычисления блоком `fun_block1` входных значений, генерируемых посредством гармонических сигналов различной частоты, ограниченных по амплитуде максимально допустимыми значениями координат x_2 , x_3 и x_4 . Данные сигналы отличаются друг от друга частотой. Это позволяет осуществить сдвиг синусоидальных сигналов по времени и наиболее полно охватить на входе нейронной сети спектр возможных входных значений. В процессе предварительных испытаний установлено, что для достижения требуемого спектра входных значений частота синусоидального сигнала на входе x_2 составляет 1,67; x_3 — 1,72; x_4 — 2.

Множества целевых реакций нейросетевого регулятора определим экспериментальным путем, подав полученные гармонические сигналы на модель синергетического регулятора замкнутой системы (7), (16), настроенной согласно следующим параметрам: $M_c = 1$; $J_0 = 2$; $L = 0,1$; $R = 10$; $k_e = 1$; $k_m = 1$; $a = 0,2$; $b = 0,1$; $u_0 = 10$; $\xi = 1$; $\beta = -25$; $\gamma = -50$; $\alpha = 100$.

Процесс моделирования и регистрации данных на выходе синергетического регулятора представлен на рис. 2.

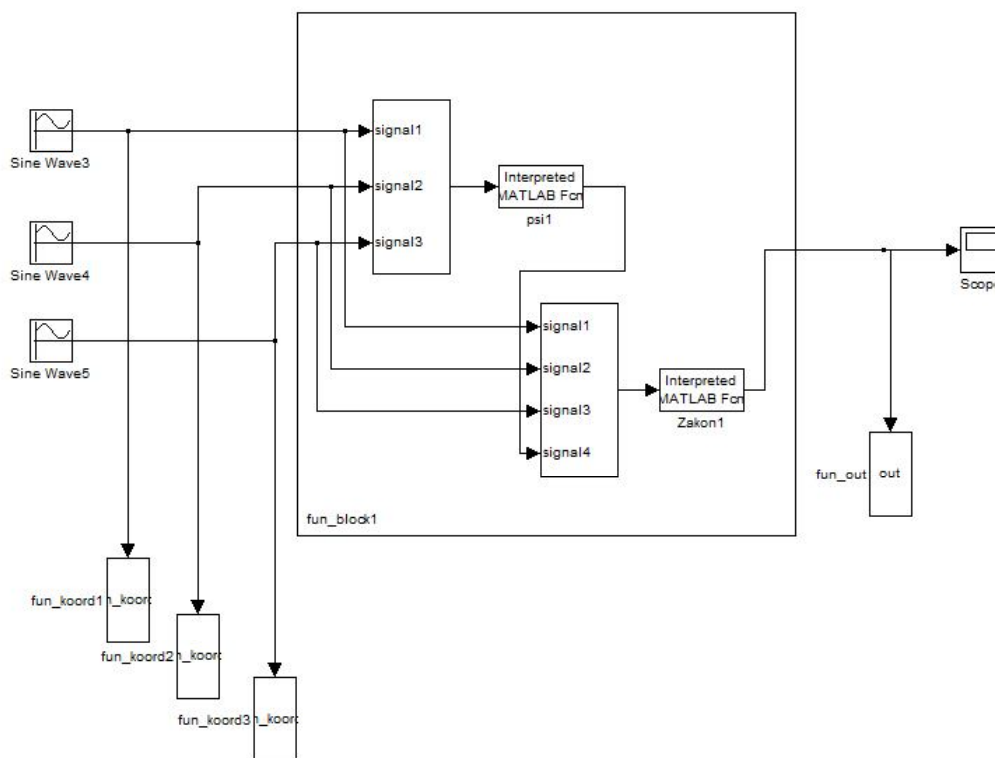


Рис. 2. Схема процесса регистрации данных с синергетического регулятора

По результатам проведенной операции было получено 9300 различных входных комбинаций P' и соответствующих им выходных реакций D' , которые будем считать эталонами. Чтобы сформировать из них обучающие массивы ИНС, необходимо выполнить предварительную обработку полученных данных. Для этого масштабируем входные и эталонные сигналы так, чтобы они находились в интервале принятых сигмоидальных функций активации (0,1). Масштабирование сигналов проведем по следующей формуле:

$$\begin{cases} P = \frac{P' - \min_{P'}}{(\max_{P'} - \min_{P'})}, \\ D = \frac{D' - \min_{D'}}{(\max_{D'} - \min_{D'})}, \end{cases} \quad (22)$$

где P' — матрица входных сигналов, D' — матрица эталонных сигналов, P — матрица масштабированных входных сигналов ИНС, D — матрица масштабированных эталонных сигналов ИНС, $\max_{P'}$ — вектор максимальных значений для P' , $\min_{P'}$ — вектор минимальных значений для P' , $\max_{D'}$ — максимальное значение для вектора D' , $\min_{D'}$ — минимальное значение для вектора D' .

Полученные в результате такого преобразования матрицы P и D используем для обучения нейросетевого регулятора сети.

Синтез нейросетевого регулятора. Чтобы обеспечить правильное функционирование полученного на основе ИНС нейросетевого регулятора, после процедуры ее обучения необходимо рассчитать параметры блоков масштабирования входных и выходных сигналов. Параметры данных блоков получаются путем следующего преобразования формулы (22):

$$\begin{cases} P = \frac{P' - \min_{P'}}{(\max_{P'} - \min_{P'})}, \\ Y' = Y \cdot (\max_{D'} - \min_{D'}) + \min_{D'}, \end{cases} \quad (23)$$

где Y' — выходное значение, моделирующее закон управления u_1 ; Y — выходное значение ИНС.

Применительно к принятым параметрам системы управления структура нейросетевого регулятора принимает вид, представленный на рис. 3.

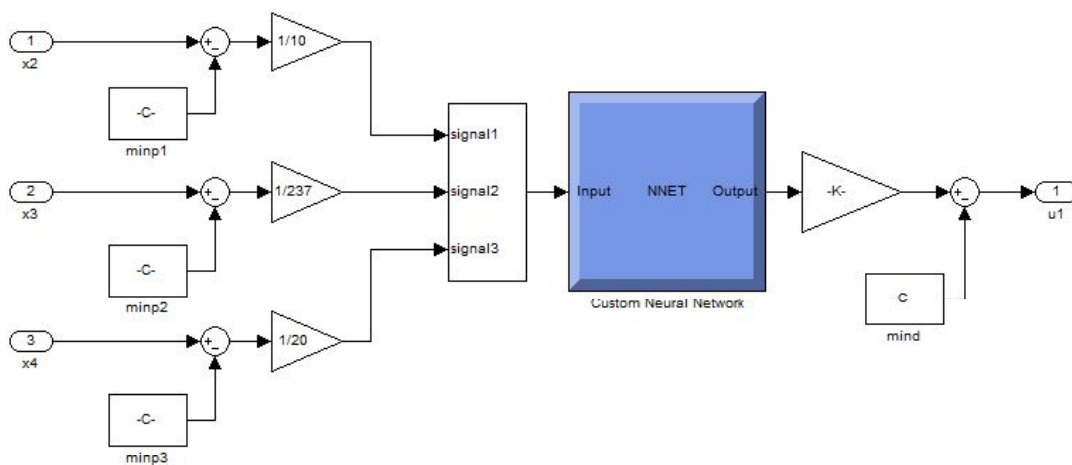


Рис. 3. Структура нейросетевого регулятора, выполненная средствами *MATLAB*

Синтезировав таким образом нейросетевой регулятор и поместив его в замкнутую систему управления, произведем оценку его функционирования. Для этого зададим представленные выше входные параметры системы управления и промоделируем работу системы для различных начальных скоростей при условии, что момент инерции $J(t)$ изменяется по линейному закону (8) во времени. На рис. 4 представлены графики полученного моделирования для начальных значений скорости $x_2^0 = 3$, $x_2^0 = 10$.

Промоделируем теперь средствами *Simulink* внешнее возмущающее воздействие на нейросетевую систему для двух случаев:

- 1) случайное воздействие, формирующее сигнал, заполняемый согласно распределению Гаусса;
- 2) воздействие, имеющее гармонический характер.

Результаты моделирования представлены на рис. 5.

В целом, результаты моделирования показывают, что нейросетевой регулятор, синтезированный на базе синергетического динамического регулятора (15), обеспечивает высокое качество управления в широком диапазоне изменения параметров и приспособление к параметрическим и внешним возмущениям.

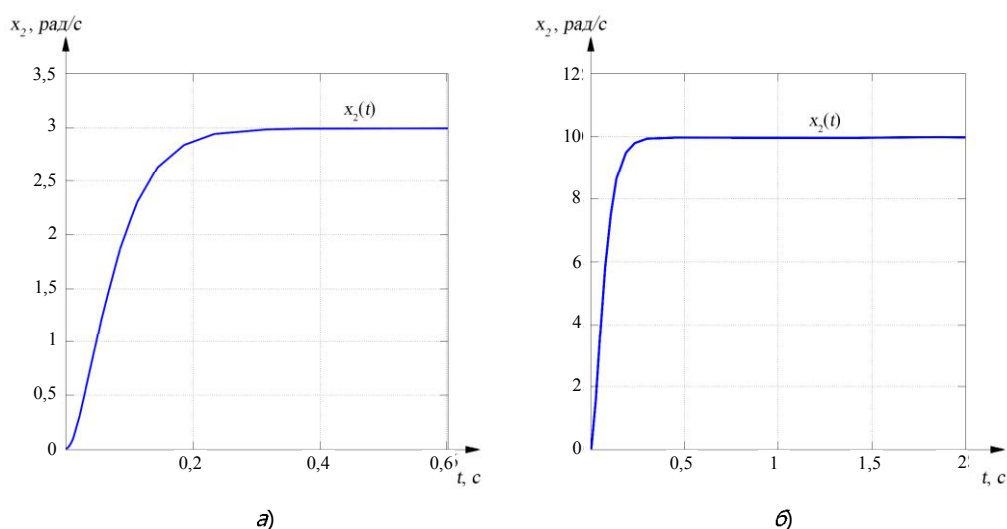


Рис. 4. Графики изменения координаты скорости для случаев: $x_2^0 = 3$ (а); $x_2^0 = 10$ (б)

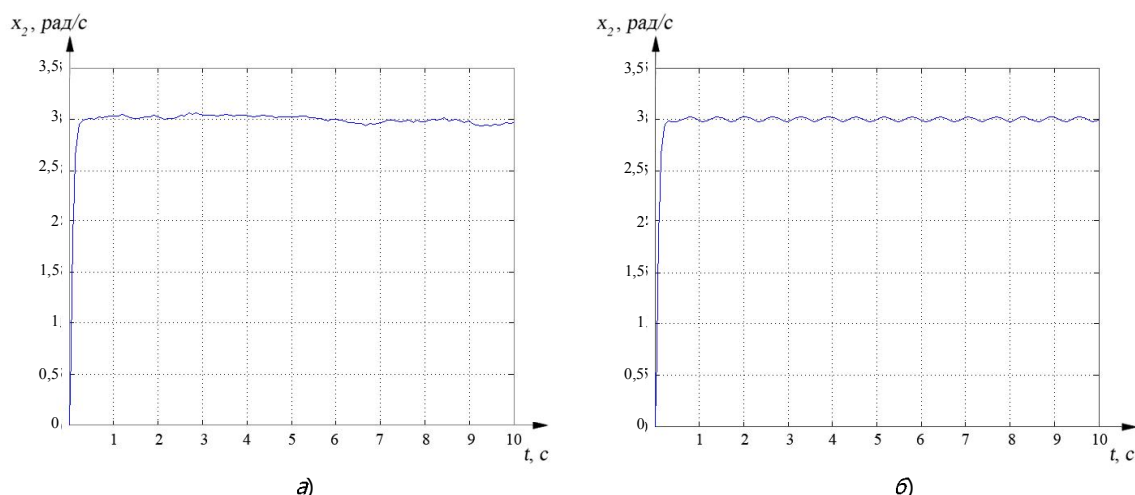


Рис. 5. Графики изменения координаты скорости при воздействии на систему возмущений: случайное (а); гармоническое (б)

Заключение. Синергетическому подходу к синтезу искусственных систем свойственна идеология единства процессов направленной самоорганизации и управления. Благодаря этому есть возможность генерации прогностической информации, позволяющей эффективно конструировать разнообразные системы. Кроме того, как было показано в работах [5, 9], синергетический регулятор обладает своего рода «интеллектом» и поэтому успешно приспосабливается к неконтролируемым возмущениям, действующим на систему. Применение же ИНС (их особенности — обучение на экспериментальном материале и параллельная обработка информации) обеспечивает высокое быстродействие, а также (за счет распределенных процессов внутреннего функционирования) одновременное отслеживание процессов, протекающих в реальном объекте. Таким образом, комплексное применение синергетического подхода и нейросетевых структур позволило синтезировать интеллектуальную систему управления, особенностью которой является параллельное вычисление закономерностей функционирования и учет принципов внутренней самоорганизации. Кроме того, высокая степень избыточности ИНС обеспечивает сохраняемость функционирования при разрыве связей или потере управляющих воздействий.

Библиографический список

1. Интеллектуальные системы автоматического управления / Под ред. И. М. Макарова, В. М. Лохина. — Москва : Физматлит, 2001. — 576 с.
2. Колесников, А. А. Синергетические методы управления сложными системами: теория системного синтеза / А. А. Колесников. — Москва : Едиториал УРСС ; КомКнига, 2006. — 240 с.
3. Заковоротный, В. Л. Синергетическая концепция при построении систем управления точностью изготовления деталей сложной геометрической формы / В. Л. Заковоротный, М. Б. Флек, Фам Динь Тунг // Вестник Дон. гос. техн. ун-та. — 2011. — Т. 11, №10 (61). — С. 1785–1797.
4. Атрощенко, О. И. Синергетический синтез управлений для нелинейного объекта управления / О. И. Атрощенко // Вестник Дон. гос. техн. ун-та. — 2008. — Т. 8, № 3. — С. 245–251.
5. Колесников, А. А. Синергетический подход к проблеме формирования искусственной самоорганизации управляемых систем. Часть 1 / А. А. Колесников, Б. В. Топчиев // Мехатроника, автоматизация, управление. — 2005. — № 1. — С. 2–6.
6. Omatu, S. Neuro-Control and its applications / S. Omatu, M. Khalid, R. Yusof. — London : Springer-Verlag, 1995. — 255 p.
7. Терехов, В. А. Нейросетевые системы управления / В. А. Терехов, Д. В. Ефимов, И. Ю. Тюкин. — Москва : Высшая школа, 2002. — 183 с.
8. Haykin, S. Neural networks and learning machines / S. Haykin. — 3rd edition. — New Jersey : Prentice Hall, 2009. — 936 p.
9. Колесников, А. А. Синергетический подход к проблеме формирования искусственной самоорганизации управляемых систем. Часть 2 / А. А. Колесников, Б. В. Топчиев // Мехатроника, автоматизация, управление. — 2005. — № 2. — С. 2–11.
10. Медведев, В. С. Нейронные сети. MATLAB 6 / В. С. Медведев, В. Г. Потемкин. — Москва : Диалог-МИФИ, 2002. — 496 с.

Материал поступил в редакцию 23.11.2014.

References

1. Makarov, I. M., Lokhin, V. M., eds. *Intellectual'nye sistemy avtomaticheskogo upravleniya*. [Intelligent automatic control systems.] Moscow : Fizmatlit, 2001, 576 p. (in Russian).
2. Kolesnikov, A. A. *Sinergeticheskie metody upravleniya slozhnymi sistemami: teoriya sistemnogo sinteza*. [Synergetic methods of complex system control: theory of system synthesis.] Moscow : Editorial URSS ; KomKniga, 2006, 240 p. (in Russian).
3. Zakovorotny, V. L., Flek, M. B., Pham Dinh Tung. *Sinergeticheskaya kontseptsiya pri postroenii sistem upravleniya tochnost'yu izgotovleniya detaley slozhnoy geometricheskoy formy*. [Synergetic concept in construction of accuracy control systems for manufacturing parts of complex geometric forms.] *Vestnik of DSTU*, 2011, vol. 11, no. 10 (61), pp. 1785–1797 (in Russian).
4. Atroshchenko, O. I. *Sinergeticheskiy sintez upravleniy dlya nelineynogo ob'ekta upravleniya*. [Synergetic control synthesis for nonlinear control object.] *Vestnik of DSTU*, 2008, vol. 8, no. 3, pp. 245–251 (in Russian).
5. Kolesnikov, A. A., Topchiyev, B.V. *Sinergeticheskiy podkhod k probleme formirovaniya iskusstvennoy samoorganizatsii upravlyaemykh sistem. Chast' 1*. [Synergetic approach to the problem of forming artificial self-organization of control systems. Part 1.] *Mekhatronika, avtomatizatsiya, upravlenie*, 2005, no. 1, pp. 2–6 (in Russian).
6. Omatu, S., Khalid, M., Yusof, R. *Neuro-Control and its applications*. London : Springer-Verlag, 1995, 255 p.

7. Terekhov, V. A., Yefimov, D. V., Tyukin, I. Y. Neyrosetevye sistemy upravleniya. [Neural network control systems.] Moscow : Vysshaya shkola, 2002, 183 p. (in Russian).
8. Haykin, S. Neural networks and learning machines. 3rd edition. New Jersey : Prentice Hall, 2009, 936 p.
9. Kolesnikov, A. A., Topchiyev, B. V. Sinergeticheskiy podkhod k probleme formirovaniya iskusstvennoy samoorganizatsii upravlyaemykh sistem. Chast' 2. [Synergetic approach to the problem of forming artificial self-organization of control systems. Part 2.] Mekhatronika, avtomatizatsiya, upravlenie, 2005, no. 2, pp. 2–11 (in Russian).
10. Medvedev, V. S., Potemkin, V.G. Neyronnye seti. MATLAB 6. [Neural networks. MATLAB 6.] Moscow : Dialog-MIFI, 2002, 496 p. (in Russian).

INTEGRATED APPLICATION OF SYNERGETIC APPROACH AND NEURAL NETWORK STRUCTURES TO THE PROBLEM OF ELECTRIC DRIVE INTELLECTUAL CONTROL SYSTEM SYNTHESIS *

A. A. Kolesnikov, D. V. Marshakov, A. R. Aydinian

The applicability of the artificial neural networks to the synthesis of the intellectual systems with the synergetic control law is considered. The key points of the synergetic approach to the system synthesis problem are stated. An example of the synergetic synthesis of the robot electrodrive control law under the conditions of its uncontrolled parametric variation and external disturbances is considered. An algorithm for synthesis of the neural network controller based on a predetermined synergetic control law is presented. The algorithm is based on the synergetic controller behavior simulated by an artificial neural network as a result of its training through harmonic signals of different frequencies. The key element of the proposed integrated approach to the synthesis of the intelligent control system is that it involves a combination of the self-organization unity principle and the training of the neural network at the preliminary stage. This ensures a subsequent stable system operation.

Keywords: *synergetics, artificial neural networks, intelligent control, self-organization, neurocontroller.*

* The research is done within the frame of the independent R&D.