

ЗАМКНУТЫЕ СИСТЕМЫ УПРАВЛЕНИЯ ЭЛЕКТРОПРИВОДОМ С ДВИГАТЕЛЕМ ПОСТОЯННОГО ТОКА ПОСЛЕДОВАТЕЛЬНОГО ВОЗБУЖДЕНИЯ НА БАЗЕ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

Традиционные методы управления электроприводами (ЭП), основанные на классических понятиях теории автоматического управления для линейных систем к настоящему времени достигли достаточного совершенства. В принципе, используя, например, методы модального управления (МУ) или систем подчиненного регулирования (СПР), можно конструировать системы управления (СУ), обеспечивающие высокое качество как статических, так и динамических показателей регулирования координат ЭП. При аналитическом синтезе параметров регуляторов подобных систем широко используются матричные, корневые, топологические методы, получившие существенное развитие в последнее время.

Однако такое управление требует введения внешних обратных связей по всем основным координатам электропривода. Это не только усложняет систему, но и затрудняет ее реализацию, когда необходимо иметь информацию о трудноизменяемых координатах, таких как, например, упругий момент в определенной кинематической связи. Использование наблюдателей для измерения подобных координат усложняет электромеханическую систему. Другим недостатком таких систем может быть невозможность реализации синтезированных параметров регуляторов из-за ограничений по тем или иным причинам в реальных электроприводах.

Двигатели постоянного тока последовательного возбуждения (ДПТ ПВ) широко применяются до настоящего времени в различных машинах и механизмах, например, в электроприводах вспомогательных механизмов прокатных станов, в электроприводах кранов для перемещения моста или тележки, электротранспорте (трамвай, троллейбус, электровоз, электрокар, электромобиль), в средствах внутризаводского транспорта. Такой ЭП имеет ряд преимуществ, но из-за особенностей конструктивного исполнения ДПТ ПВ реализация замкнутых СУ с линейными регуляторами (МУ, СПР) достаточно проблематична, поэтому, сейчас, используются только лишь разомкнутые системы управления, реализованные при помощи релейно-контакторной аппаратуры (рис. 1).

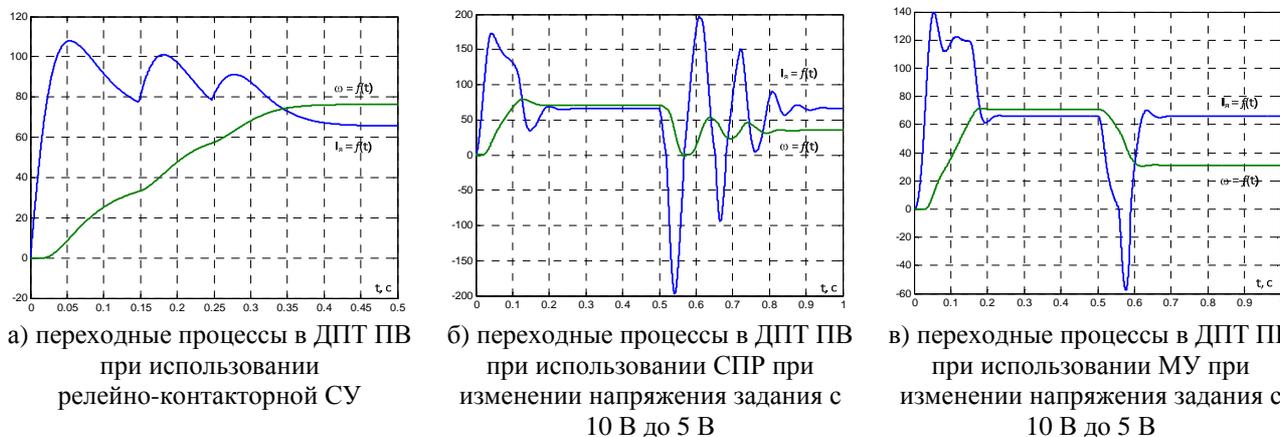


Рисунок 1 – Переходные процессы в ЭП с ДПТ ПВ с различными СУ

Очевидно, повысить качество регулирования координат ЭП можно было бы введением в систему такого нелинейного регулятора, который, имел на входе информацию по легко измеряемым одной или нескольким координатам и обеспечивал бы требуемое управление электроприводом. К таким регуляторам могут быть отнесены нейроконтроллеры – технические устройства, построенные на базе искусственных нейронных сетей (НС) различной организации, которые могут быть реализованы при помощи различных аппаратных средств или микропрограммно.

Как показали ранее проведенные исследования [1, 2], для реализации замкнутых СУ с НС для управления электродвигателем постоянного или переменного тока вполне достаточно одной обратной связи по скорости, с дискретизацией по времени и одним звеном чистого запаздывания. Таким образом, НС будет иметь 3 входных нейрона, на которые подается вектор входных сигналов в виде сигнала задания, текущего и предыдущего значения скорости электродвигателя. Минимально-достаточное количество нейронов скрытого слоя таких систем равно 10 [3], а выходных нейронов в данном случае требуется один. На этом выходном нейроне и будет формироваться управляющее напряжение для тиристорного преобразователя. Нейронные сети такого вида обозначаются NN3–10–1. Структурная схема такой замкнутой СУ показана на рис. 2.

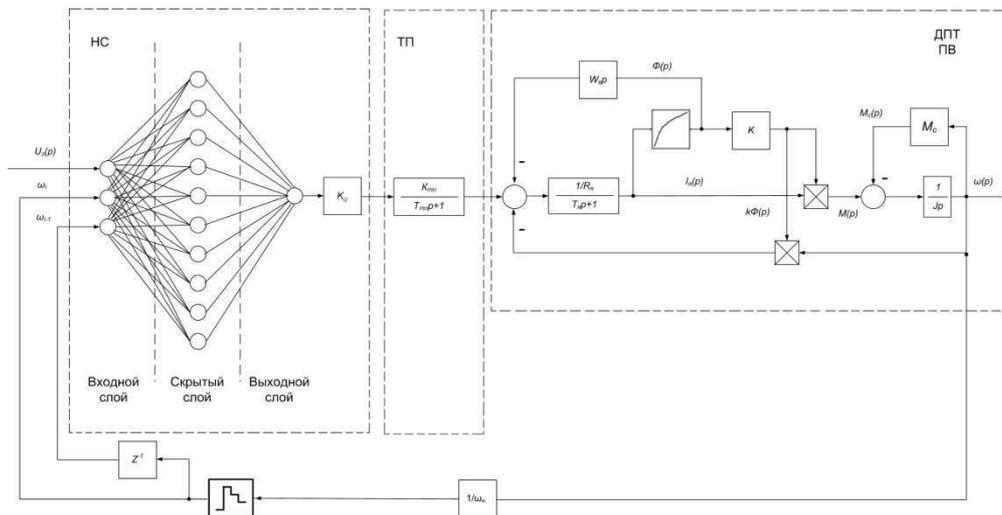


Рисунок 2 – Структурно-алгоритмическая схема нейросетевой СУ ДПТ ПВ

Задача синтеза нейронной сети заключается в определении весовых коэффициентов и сигналов сдвига нейронов скрытого и выходных слоев, которые бы обеспечивали требуемое управление. Для решения этой задачи обычно используется алгоритм обратного распространения ошибки (Backpropagation) [4], являющийся по своей сути методом градиентного спуска и обладающий в силу этого известным недостатком – локализацией области минимизации. Между тем, пространство синтезируемых параметров обладает столь большой размерностью (51 параметр), что требует применение методов глобальной оптимизации.

Для глобальной оптимизации параметров НС требуется использовать метод генетического алгоритма (ГА) [5]. Рассматривая НС как единый набор параметров, ГА способен осуществлять ее оптимальную настройку при размерности поискового пространства достаточной для решения большинства практических задач. При этом спектр рассматриваемых приложений гораздо превосходит возможности алгоритма обратного распространения ошибки. Сочетание этих двух вычислительных технологий, искусственные НС и генетические алгоритмы, рассматривается сегодня как потенциальный источник будущего прогресса в сфере эволюционного моделирования. Кроме присущей ему глобальности, ГА, как тренировочная процедура, обладает тем преимуществом по сравнению с алгоритмом обратного распространения ошибки, что он способен тренировать НС сразу по выходным характеристикам объекта, а не выходным сигналам НС.

Подобно тому, как генетическая информация о биологическом индивиде содержится в генах хромосом, так и информация о параметрах нейронной сети содержится в виде цепочек символов, называемых, так же как и в биологии и генетике, хромосомами. Эти параметры кодируются при помощи двух- или четырехбуквенного алфавита. Для простоты изложения рассмотрим двухбуквенное (бинарное) кодирование параметров нейронной сети, которое используется при моделировании эволюции популяций (некоторого набора хромосом) так называемого гаплоидного типа. Каждая переменная нейронной сети x_i – вес и сдвиг нейрона, кодируется определенным фрагментом хромосомы (рис. 3) в виде последовательности нулей и единиц. Эти фрагменты идут в хромосоме друг за другом и не имеют маркеров начала и конца, и, тем не менее, при декодировании хромосомы в вектор переменных на протяжении всего моделируемого периода эволюции используется одна и та же маска картирования. Такие хромосомы генерируются случайным образом, путем последовательного заполнения рядов (генов) нулем или единицей, и всякие последующие изменения хромосом в популяции связаны с изменением генетической информации и лишь затем декодируются в параметры искусственной НС.

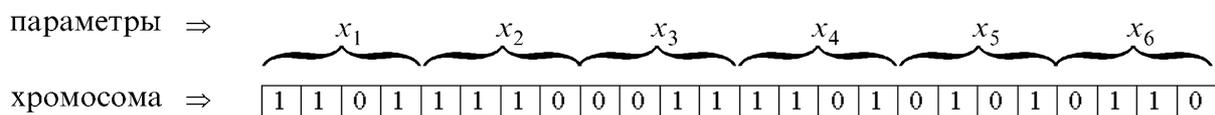


Рисунок 3 – Простейшая маска картирования хромосомы для 6 параметров

В принципе, для декодирования генетической информации из бинарной формы к десятичному виду подходит любой двоично-десятичный код, но обычно исходят из того, что она представлена в коде Грея. Для каждого параметра НС задаются левой и правой границей диапазона изменения этого параметра и числом бит (генов), кодирующих параметр. Код Грея имеет преимущества по сравнению с двоично-десятичным кодом, который при некотором стечении обстоятельств порождает своеобразные тупики для поискового процесса. Если привлечь геометрические интерпретации, код Грея гарантирует, что две соседние, принадлежащие одному ребру, вершины гиперкуба, на котором осуществляется поиск, всегда декодируются в две ближайшие точки пространства вещественных чисел, отстоящие друг от друга на одну дискрету точности. Двоично-десятичный код подобным свойством не обладает.

Обучение нейронной сети проводилось методом ГА со следующими параметрами: коэффициент давления отбора – 10 %, родительская группа – 100 %, среднее число кроссоверов – 1, вероятность мутации гена – 0,004, вероятность транслокации – 0,005, вероятность инверсии – 0,002. Новые параметры НС синтезировались в процессе минимизации интегрального критерия (1)

$$F = \frac{1}{T_{\max} \cdot N} \cdot \sqrt{\int_0^{T_{\max}} [(\omega_s - \omega_{\phi}) \cdot t]^2 dt}, \quad (1)$$

где T_{\max} – время переходного процесса системы,
 N – количество тестовых сигналов,
 ω_s, ω_{ϕ} – заданное и фактическое значение скорости ДПТ ПВ.

Обучение производилось на персональном компьютере с CPU типа INTEL Core i7 с тактовой частотой 3 Гц. В качестве тестовых сигналов были выбраны $|\pm 1 \pm 0,8 \pm 0,6 \pm 0,4 \pm 0,2 \ 0| \cdot \omega_i$, где ω_i – номинальная скорость двигателя. Полное время счета составило 02:03:31, при этом количество вычислений целевой функции – 337373, а минимальное значение критерия (1) – 5,7923104391986.

На рис. 4 представлены переходные процессы в ДПТ ПВ с нейросетевой системой управления. При этом, для ограничения координат был применен задатчик интенсивности.

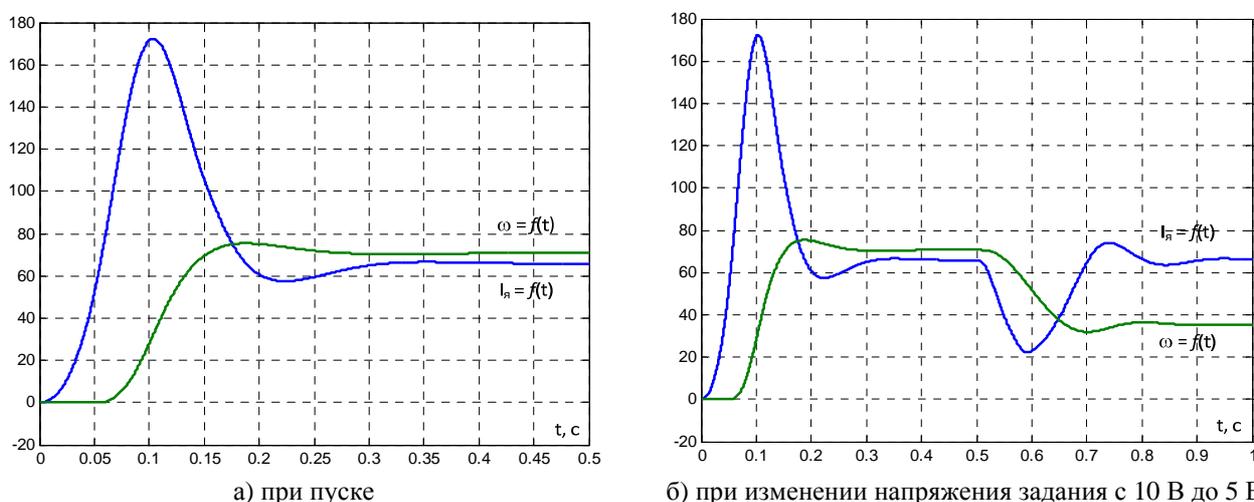


Рисунок 4 – Переходные процессы в ДПТ ПВ с нейросетевой системой управления

Выводы

Как видно из графиков (рис. 4) на базе НС имеется возможность построить замкнутую систему управления ЭП с ДПТ ПВ с более высоким качеством регулирования координат, по сравнению с традиционными системами (МУ, СПР). При этом были достигнуты следующие значения показателей: время регулирования – $\approx 0,25$ с, перерегулирование – $\approx 6,7$ %, статическая ошибка регулирования – $\approx 0,11$ %, максимальное значение тока обмотки якоря – ≈ 172 А, максимальное значение момента двигателя – ≈ 657 Н·м.

Литература

1. Клепиков В. Б., Махотило К. В., Обруч И. В. Синтез нейросетевой системы управления одномассовой электромеханической системы с отрицательным вязким трением при ограничении координат электропривода // Проблемы автоматизированного электропривода. Теория и практика: [Труды конференции], Под общей редакцией В.Б.Клепикова, Л.В.Акимова. – Харьков: Основа, 1997, сс. 19 – 21.
2. Обруч И. В. Нейросетевое управление двухмассовой электромеханической системой с зазором в кинематических передачах // Сборник научных трудов, тематический выпуск «Проблемы автоматизированного электропривода. Теория и практика», т.1, Вестник НТУ «ХПИ», № 5, 2002, сс. 302 – 304.
3. Обруч И. В. Выбор размера скрытого слоя нейроконтроллера при управлении электромеханической системой с отрицательным вязким трением // Сборник научных трудов, тематический выпуск «Проблемы автоматизированного электропривода. Теория и практика», Вестник НТУ «ХПИ», № 10, 2001, сс. 435 – 437.
4. Rumelhart D. E., Hinton G. E., Williams R. J. Learning representation by back-propagating errors // *Nature*. – 1986. – vol. 323. – pp. 533 – 536.
5. De Jong K. A. Genetic Algorithms: A 10 Year Perspective // In: Proc of the First Int. Conf. on Genetic Algorithms, 1985. – pp. 167 – 177.