

ЭТАПЫ АЛГОРИТМА КВАЗИОПТИМАЛЬНОГО РЕГУЛИРОВАНИЯ В СИСТЕМЕ С ИМПУЛЬСНЫМ ПРЕОБРАЗОВАТЕЛЕМ

В.П.Войтенко

Черниговский государственный технологический университет, ул.Шевченко, 95, Чернигов, 14027, Украина

Сформулирована проблема создания квазиоптимальной системы реального времени на базе встраиваемых микроконтроллеров, в основе работы которой лежит идентификация с помощью искусственной нейронной сети подсистемы «импульсный преобразователь – неизвестная (в том числе – нелинейная) нагрузка», работающей в условиях изменяющихся ограничений на уровни воздействия и при наличии возмущений. Предложен модифицированный алгоритм оптимального регулирования, который без численного решения трансцендентного уравнения позволяет поставить время регулирования в зависимость от величины начального рассогласования и, тем самым, повысить быстродействие системы при обработке малых заданий (например, – при слежении за параметром). Библ. 7, табл. 1, рис. 5.

Ключевые слова: квазиоптимальное регулирование, импульсный преобразователь, идентификация, искусственные нейронные сети

История вопроса разработки оптимальных систем в теории автоматического управления восходит к началу 50-х годов XX в. Одно из многих определений оптимальности – это наиболее желательное поведение системы управления с точки зрения выработки управляющих воздействий в условиях ограничений, выраженных или подразумеваемых. Такие известные ученые, как Л.С.Понтрягин и его школа, Р.Беллман, Р.Калман и др. посвятили свои работы созданию теории оптимальных систем управления, а также разработке основ их практического применения.

При решении ряда технических задач управления часто возникает необходимость перевода объекта из одного состояния в другое за минимальное время. Решение этой задачи, которая получила известность как задача построения системы, оптимальной по быстродействию, в простейшем случае было найдено достаточно давно. Так, в системах управления с максимальным быстродействием и минимальным расходом энергии, применяются релейные регуляторы, принимающие крайние, а не промежуточные значения на допустимом интервале управления.

Однако постановка задачи в рафинированной математической форме не в полной мере отражает ситуацию, с которой приходится сталкиваться при проектировании реальных промышленных систем. Как правило, точная математическая модель управляемой системы конструктору неизвестна, условия функционирования могут изменяться, в каналах измерения фазовых координат действуют помехи, стохастическая природа которых не определена [1]. Кроме того, существует ряд ограничений на переменные состояния процесса, которые сами могут изменяться, например – зависеть от начальных условий.

В абсолютном большинстве практических случаев звеном связи между регулятором («интеллектуальной» частью системы) и процессом («энергопотребителем») является электрический преобразователь, главным образом – импульсного типа. Такие его особенности, как нелинейность модуляционной или регулировочной характеристики, а также собственные динамические свойства существенно сказываются на времени установления, ошибке в установившемся режиме и др. характеристиках системы.

В качестве примеров промышленных процессов, в которых востребованы автоматические системы управления, оптимизированные по быстродействию, без перерегулирования, можно привести технологический процесс шлифования со скрещивающимися осями инструмента и детали; разнообразные технологии, связанные с нагревом рабочего тела; процесс литья под давлением; работу гидро- и пневмосистем, транспортных роботов, исследований в области электрохимической коррозии и др.

Для реального объекта управления, рассмотренного в качестве примера в [1], существует особенность, заключающаяся в том, что на выходе присутствует возмущение в виде параметра окружающей среды y_0 (например, температуры), который должен быть скомпенсирован регулятором в соответствии с предлагаемым алгоритмом:

$$\left. \begin{aligned} u_n &= K_2 Err[n] = \frac{1}{\rho} Err[n]; \\ u_0 &= K_0 Err[0] + u_n; \\ u_1 &= K_1 Err[0] + u_n; \\ u_{n+} &= K_2 Err[0] + u_n, \end{aligned} \right\} \quad (1)$$

где $Err[n] = y[0] - y_0$ – рассогласование параметров в момент изменения задания;

$y[0]$ – исходное состояние объекта;
 ρ – коэффициент передаточной функции объекта управления;
 K_0, K_I, K_n – коэффициенты оптимального цифрового регулятора;
 u_0, u_1 – управляющие воздействия на входе объекта управления;
 u_{n+} – управляющее воздействие на объекта в установившемся режиме.

Предложенный модифицированный алгоритм оптимального регулирования, в отличие от известного, без численного решения трансцендентного уравнения, позволяет поставить время регулирования в зависимость от величины начального рассогласования и, тем самым, повысить быстродействие системы при обработке малых заданий (например, – при слежении за параметром). В ходе исследований была разработана модель системы с двумя типами регуляторов (взятого в качестве эталона цифрового ПИД-регулятора, а также – оптимального регулятора для конкретного объекта управления). В качестве интерфейса с объектом возможно использование, как линейного усилителя (идеальный случай), так и различных типов импульсных преобразователей. Модель позволяет симулировать подачу ступенчатых задающих воздействий требуемой амплитуды и полярности в специфицированные моменты времени. Возможна также имитация дестабилизирующих факторов (например – температуры окружающей среды).

Если на входное воздействие на ОУ существует ограничение (независимо от типа регулятора):

$$E_{min} \leq u_i \leq E_{max},$$

то для задания шага регулирования и далее – вычисления u_0 и u_1 по (1) может быть использован соответствующий итерационный алгоритм, который легко реализовать программно-аппаратными средствами встраиваемого микроконтроллера. Причем результаты моделирования переходного процесса в системе при ступенчатых задающих воздействиях (Рис. 1) позволяют сделать вывод, что формирование кусочно-ступенчатой огибающей (оптимальный регулятор) с помощью импульсного преобразователя проще, чем отслеживание плавно изменяющихся уровней (ПИД). При этом принято во внимание, что изменение скважности резидентных ШИМ современных микроконтроллеров производится посредством записи в конкретные регистры специальных функций соответствующих слов (кодов), что занимает определенное машинное время центрального процессора. Разумеется, с этой точки зрения кусочно-ступенчатый сигнал с выхода оптимального цифрового регулятора более удобен. В начале этапа регулирования становится известной длительность шагов, и перепрограммирование ШИМ можно производить по прерываниям от таймера.

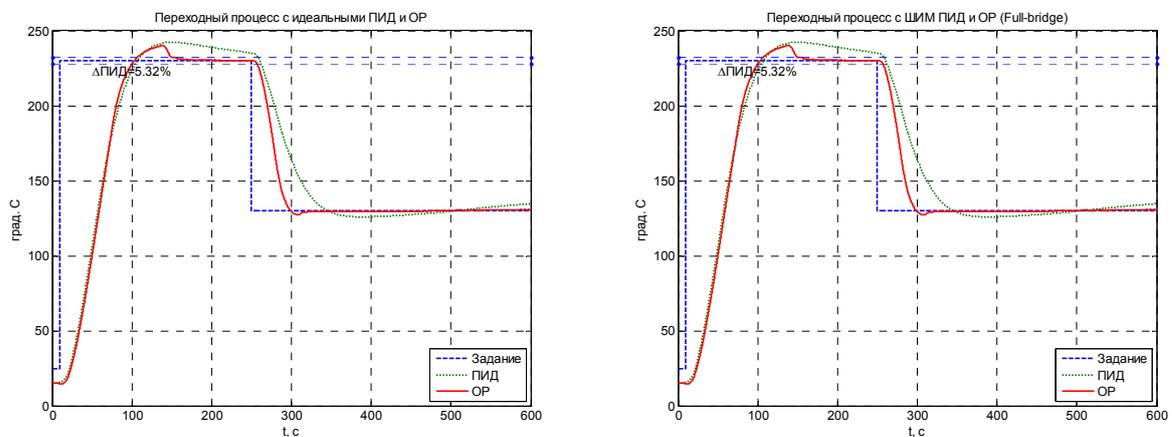


Рис. 1.

Модуляция ШИМ, подключенного к выходу идеального оптимального цифрового регулятора, производилась по линейному закону, а выработанные модулятором сигналы подаются на затворы МОП-транзисторов однофазного мостового инвертора напряжения. Модулированное по ширине импульса напряжение с выхода импульсного преобразователя далее подается на объект управления, который включен в диагональ моста. Был произведен ряд экспериментов по исследованию влияния частоты ШИМ на качество переходного процесса. Изменение периода производилось ШИМ от многократно более длительного до 1/16 длительности наименьшей из постоянных времени объекта с такой же дискретностью изменения шага регулирования при его итерационном вычислении (что существенно упрощает реализацию). Установлено, что, даже при периоде ШИМ, равном длительности наименьшей из постоянных времени ОУ, характер процесса остается неизменным, лишь возрастают пульсации регулируемого параметра в установившемся режиме.

Таким образом, предложенный модифицированный алгоритм оптимального регулирования, в отличие от известного, без численного решения трансцендентного уравнения, позволяет поставить время регулирования в

зависимость от величины начального рассогласования и, тем самым, повысить быстродействие системы при отработке малых заданий (например, – при слежении за параметром). Данный алгоритм может быть реализован резидентными программно-аппаратными средствами встраиваемых микроконтроллеров.

Теория построения оптимальных цифровых регуляторов опирается на представление реальных объектов управления линейными математическими моделями с весьма сходной динамикой. Искомые параметры модели объекта управления традиционно получают на основании данных теоретических исследований, а также экспериментов в лабораторных условиях. Этот подход допустим в том случае, когда разрабатывается система управления для наперед заданного объекта управления. Условия серийного производства промышленных регуляторов для широкого применения диктуют необходимость разработки алгоритмов оценивания типа модели объекта управления, а также ее параметров (т.е. идентификацию процесса) в системе, которая уже смонтирована.

В итоге построение оптимальных систем автоматического управления перечисленными, а также многими другими процессами в реальном времени на практике, где дополнительные ограничения накладывают вычислительные ресурсы существующей элементной базы промышленных систем управления – встраиваемые микроконтроллеры, – оказывается невозможным. Поэтому в этих условиях изначально имеет смысл ставить вопрос о разработке квазиоптимальных систем, т.е. – близких к оптимальным; таких, которые могут использоваться в качестве оптимальных в практических целях [4].

Единого стандарта в определении квазиоптимальности не существует, причем в каждом конкретном случае может быть предложен оригинальный подход, основанный на специфических для данного применения критериях. Здесь под квазиоптимальной будем понимать систему, характер переходного процесса и динамическая ошибка которой по отношению к идеализированной оптимальной системе не превышает заданной величины в условиях изменяющихся по неизвестному на стадии проектирования закону ограничений на управление.

Решению проблем эффективного управления импульсным преобразователем в составе промышленной системы автоматического управления посвящены работы ряда ученых. Однако в известных исследованиях в комплексе не решены такие научно-технические задачи, как получение оптимального по быстродействию и без перерегулирования переходного процесса при работе на нагрузку с неопределенными на стадии проектирования параметрами, а также инвариантность системы и к заданию, и к возмущению по выходному параметру [2].

Таким образом, актуальным является построение универсальных с точки зрения применения встраиваемых самонастраивающихся регуляторов, управляющих ключами импульсного преобразователя таким образом, что получаемая в результате система оказывается близкой к оптимальной по быстродействию независимо от характера и параметров управляемого процесса и возмущений.

Суть нерешенной научно-технической проблемы заключается в создании квазиоптимальных систем реального времени на базе встраиваемых микроконтроллеров, в основе работы которых лежит идентификация подсистемы импульсный преобразователь – не определенная (в том числе – нелинейная) нагрузка, работающей в условиях изменяющихся ограничений на уровне воздействия и при наличии возмущений.

Решение актуальной задачи построения универсальных с точки зрения применения самонастраивающихся регуляторов может быть получено путем разработки структур и алгоритмов адаптивного квазиоптимального регулирования, в которых импульсный преобразователь в связке с объектом управления является предметом идентификации, а полученная опорная модель реализуется программно-аппаратными средствами встраиваемого микроконтроллера и используется в контуре промышленной системы автоматического управления.

Под процессом идентификации системы понимают технологию оценки моделей динамических систем по результатам наблюдения входных и выходных данных [7]. Все оцениваемые модели дают ошибки двух типов:

1) дисперсионные погрешности или случайные ошибки. Обусловлены обычно тем, что наблюдения не точно воспроизводимы;

2) погрешности измерения или систематические ошибки. Определяются неадекватностью структуры модели (чаще всего – недостаточной ее сложностью).

Обычно с ростом сложности структуры модели случайные ошибки растут, а систематические – снижаются. Общую ошибку можно представить в виде суммы случайной и систематической составляющей:

$$V_r(d) = V_r(d) + V_b(d),$$

где d – действительное (или целое) число, которое характеризует гибкость структуры модели (например, количество независимых параметров). Предположим, что с увеличением d $V_b(d)$ снижается, $V_r(d)$ возрастает, а $V_r(d) * V_b(d)$ снижается. Для значения d^* , минимизирующего общую ошибку $V_r(d)$,

$$V_b(d^*) \leq V_r(d^*).$$

Отсюда следует, что сложность модели, минимизирующая общую ошибку, достигается тогда, когда систематическая погрешность не превышает случайную.

Процесс сопоставления оцениваемой модели с различными фактами, которые могут привести к ее фальсификации, называют валидизацией модели. Чаще всего используются другие наборы данных наблюдения, не

коррелирующими с задействованными в процессе получения модели. Валидизация означает проверку того, больше ли систематическая составляющая случайной. Модель, базовую ошибку которой нельзя установить без большого сомнения (она «маскируется» случайной ошибкой), не может быть сфальсифицирована.

Нет смысла в поиске модели с нулевой систематической ошибкой. Во-первых, структура такой модели будет чрезвычайно сложной или нереализуемой. Во-вторых, такая модель не будет минимизировать суммарную ошибку. Поэтому на практике все оценочные модели имеют уменьшенную сложность. К тому же с целью упрощения разработки есть смысл использовать модели проще тех, что дают минимальную суммарную ошибку. Для этих моделей сниженной сложности характерен доминирующий вклад систематической ошибки.

Если систематическая ошибка доминирует, она может быть «сформована», т.е. в рамках существующей структуры модели определенным свойствам системы уделяется больше внимания, чем другим. Сделать эту формовку можно как вручную после сбора данных, так и с помощью, предварительной фильтрации данных.

Модели сниженной сложности, оценка суммарной и формовка систематической ошибки – это наиболее актуальные вопросы идентификации систем, поскольку полученные в результате алгоритмы управления дают наилучшую производительность в замкнутых системах.

Известные типы структур оценочных моделей можно разделить на два класса [7]:

1) *Черные ящики*. Это семейство моделей, параметры которых не имеют физического значения, а цель – наилучшее совпадение с наблюдаемыми данными. Для линейных моделей это обычно – параметризация частотных функций, для нелинейных в качестве «черного ящика» используют искусственные нейронные сети.

2) *Физически параметризуемые модели*. Это результат более или менее трудоемкого моделирования, когда все физические представления о поведении процесса концентрируются в модели, обычно – в форме пространства состояний с известными и неизвестными параметрами. Неизвестные параметры описывают структуру модели и чаще всего имеют такой физический смысл, как неизвестные физические константы и т.д.

Желательный и важный физический подход используется в процессе идентификации при *полуфизическом моделировании*, при котором дело не доходит до конструирования физически параметризуемой модели. Полуфизическое моделирование – это процесс использования физического подхода поведения системы для подбора нелинейных преобразований результатов измерений так, чтобы вновь полученные преобразованные переменные (новые входы и выходы) лучше бы описывали реальную систему.

Процедура идентификации может быть выполнена с использованием аппарата искусственных нейронных сетей [3]. Предлагаются следующие основные шаги, реализующие квазиоптимальное регулирование.

1) *Формирование обучающей выборки*. Функциональный генератор обеспечивает подачу на импульсный преобразователь огибающей, амплитудные и временные характеристики которой возможно более полно покрывают диапазон допустимых воздействий (например, Рис. 2). В процессе on-line взаимодействия с реальным объектом собирается априорная информация о процессе, выявляются предельные воздействия по амплитуде и длительности – минимум-максимум, проводится полуфизическое моделирование [7]. Для нагревательного элемента, например, измеряется температура окружающей среды, которая добавляется к выходу процесса, что уменьшает количество входов модели. Результатом этапа являются экспериментальные данные о процессе.

2) *Идентификация процесса*. Используется модель импульсного преобразователя (МИП), на вход которой подается тестовая выборка, а выход подключен к искусственной нейронной сети (ИНС). На данном шаге в off-line-режиме производится обучение (тренировка) ИНС-аппроксиматора процесса, а по ней – нейроконтроллера (если предполагается его использование). В результате выбираются структуры сети и ее параметры.

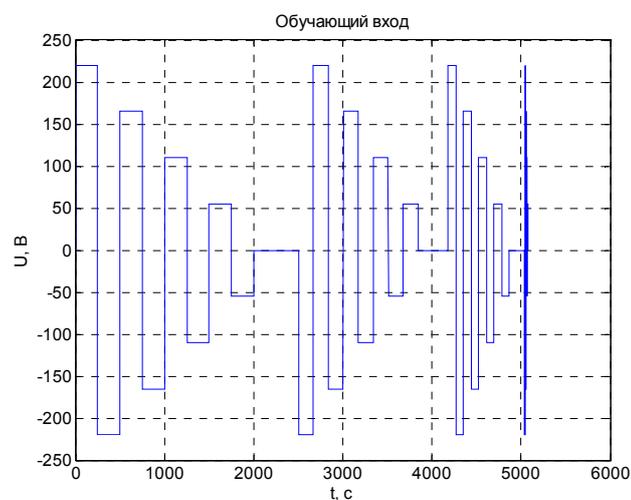


Рис. 2

3) *Параметрическая идентификация* (Рис. 3). Производится off-line-подбор базовой линейной модели

процесса (БМ) и ее параметров. Реализуется путем анализа рассогласования отклика на тестовое воздействие нейро-модели процесса и искомой модели. Результат: структура модели из базового набора (например, – 2...3-го порядка), а также алгоритм оптимального регулятора и их параметры.

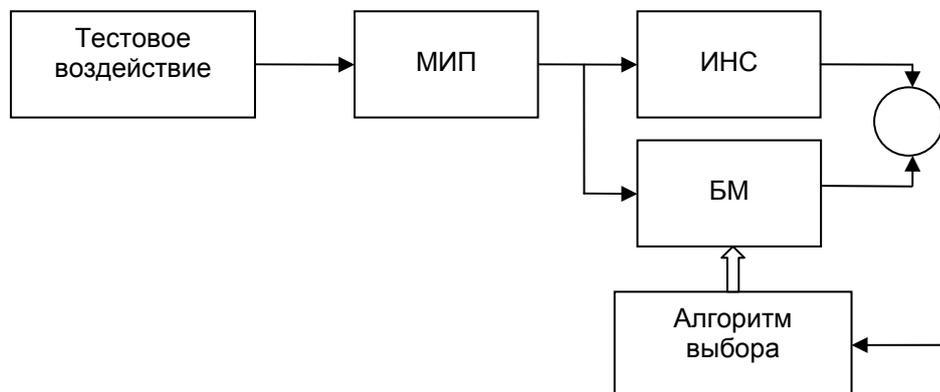


Рис. 3

4) Корректировка. Тестирование в on-line-режиме замкнутой системы и уточнение параметров оптимального регулятора. Реализуется путем анализа отклика системы на тестовое задание. В результате получаем работоспособную систему.

5) Эксплуатация. On-line-работа с адаптацией к возмущениям.

Таким образом, следует говорить о системе идентификации изменения границ, параметров, уровней и типа воздействий и возмущений, подбора на этой основе алгоритмов, отвечающих решению задачи квазиоптимального управления с обеспечением экстремального значения критерия из возможного набора решений. То есть решение проблемы включает в себя несколько уровней идентификации. Первый – идентификация условий, воздействий, возмущений. Второй – идентификация алгоритмов (взятых из библиотеки или сгенерированных программой генерации алгоритмов) и выбор наиболее удовлетворяющих данным условиям и критериям. Третий – идентификация и реализация критерия квазиоптимального управления на основе выбранного или сгенерированного (в случае нейросетей или генетического) алгоритма.

Далее было проанализировано использование нейронных сетей в управлении [5, 6] (Таблица 1). Как известно, в динамических ИНС выходы зависят не только от текущих значений входов, но также от текущих или предыдущих входов, выходов или состояний сети. Рассмотрены возможности нескольких классов динамических ИНС.

Таблица 1 – Использование нейронных сетей в управлении

Тип управления	Положительные стороны	Отрицательные стороны
Упреждающее регулирование по модели	Оптимальность процесса	Наибольший объем вычислений
Регулятор с линеаризацией обратной связью	Наименьший объем вычислений	Представление процесса в сопутствующей форме
Управление с опорной моделью	Универсальность (применимость к более широкому классу процессов)	Отдельный нейросетевой регулятор, обучаемый с динамической обратной связью

ИНС с задержками, сфокусированными на входах, обладают наиболее быстрым обучением, поскольку при вычислении градиента сети не требуется динамическое обратное распространение. Сеть не содержит охваченных обратной связью параметров. Это, к сожалению, делает такую сеть не универсальной, поскольку большинство динамических объектов описываются уравнениями (передаточными функциями), в которых присутствуют не только входные, но и выходные решетчатые функции.

В ИНС с распределенными задержками обучение сети происходит медленно, поскольку при вычислении градиента сети требуется динамическое обратное распространение. Такие ИНС чаще всего применяют в задачах распознавания.

Нелинейная авторегрессивная сеть с экзогенными (внешними) входами представляет собой рекуррентную динамическую сеть с обратной связью, которая охватывает несколько слоев. Базируется на линейной модели, которая обычно используется при моделировании временных последовательностей. Данную модель задает равенство:

$$y(t) = f\{y(t-1), y(t-2), \dots, y(t-n_y), u(t), u(t-1), u(t-2), \dots, u(t-n_u)\}.$$

Здесь следующее значение зависимого выходного сигнала $y(t)$ вычисляется по предыдущим значениям независимого (экзогенного) входного сигнала. Такую ИНС можно реализовать, используя нейросеть прямого распространения для аппроксимации функции f . Данная сеть в процессе тренировки представляет собой ИНС прямого распространения, но, после замыкания обратной связи, успешно выполняет те задачи, которые по силам только рекуррентным сетям.

Среди последних наибольшее распространение получили послонно-рекуррентные сети и сети Хопфилда. В первой разновидности ИНС для тренировки обычно используется приближенный алгоритм обратного распространения, т.е. – менее эффективный, чем для нелинейных авторегрессивных сетей с внешними входами. Сети Хопфилда являются рекурсивными, с линейной активационной функцией. Они, к сожалению, могут иметь как нестабильные точки равновесия, так и побочные (паразитные) стабильные точки.

Реакция объекта и двух нейросетевых моделей на воздействие, похожее на обучающее, но с другими параметрами, представлена на Рис. 4.

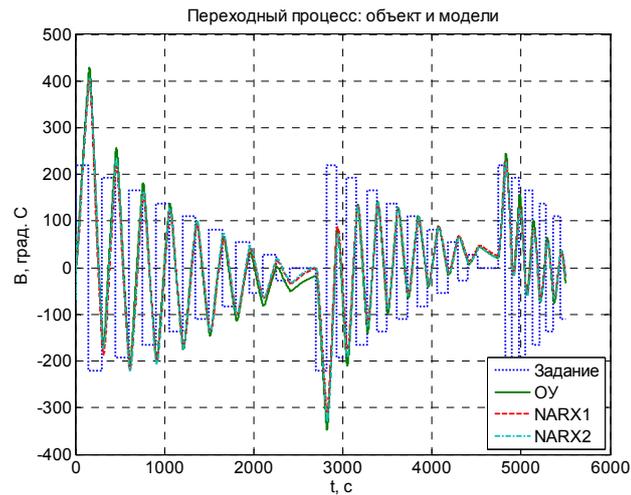


Рис. 4

Обе модели построены на базе нелинейных авторегрессивных сетей с экзогенными входами. Структура сетей содержит по одной входной и по две выходных задержки, что коррелирует с порядком полуфизических моделей, представляющих объекты при квазиоптимальном регулировании. В сети с названием NARX1 два нейрона в скрытом слое, а в NARX2 – шесть. Очевидна хорошая корреляция поведения обеих моделей с прототипом (физической моделью объекта управления).

Реакция объекта и двух моделей на воздействие, отличное от обучающего, представленная на Рис. 5, позволяет провести их дальнейшую валидизацию. Выбор тестового воздействия предопределен опытом работы с объектом (Рис. 1). Очевидно, что вторая модель с большим количеством нейронов обладает лучшей способностью к обобщению, хотя и требует больших затрат на ее реализацию.

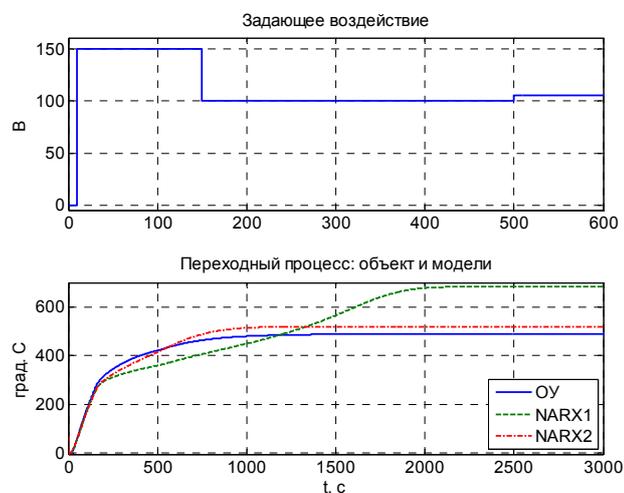


Рис. 5

ВЫВОДЫ

1. Предложен усовершенствованный алгоритм оптимального регулирования, реализуемый резидентными программно-аппаратными средствами микроконтроллера с меньшими затратами.
2. Проанализированы основные особенности известных динамических ИНС и обоснована предпочтительность применения нелинейных авторегрессионных сетей с экзогенными входами для решения задачи идентификации процесса.
3. Предложен алгоритм формирования обучающего сигнала, позволяющий обеспечить удовлетворительное качество аппроксимации и снизить требуемый объем памяти.
4. Построены переходные процессы, позволяющие судить об уровне обобщения, достаточном для использования полученных моделей на последующих шагах реализации квазиоптимального регулирования.

1. *Войтенко В.П.* Квазиоптимальное регулирование в промышленной системе с импульсным ключом // Технічна електродинаміка, 2011. – С. 171 – 175. – (Тем. вип. “Силова електроніка та енергоефективність”, ч. 2).
2. *Войтенко В.П.* Квазиоптимальные промышленные регуляторы с автоматической параметрической идентификацией // Технічна електродинаміка, 2004. – С. 85 – 90. – (Тем. вип. “Силова електроніка та енергоефективність”, ч. 3).
3. *Войтенко В.П., Хоменко М.А., Рудіч П.В.* Застосування штучних нейронних мереж для ідентифікації промислових об'єктів керування // Вісник ЧДТУ: зб. – Чернігів: ЧДТУ, 2011. – № 1 (47). – С. 196 – 201.
4. *Леонов А.П.* К проблеме синтеза квазиоптимального по быстродействию цифрового управления позиционированием объекта: Препринт ИФВЭ 99 – 1. Протвино, 1999. – 11 с.
5. *Hagan M.T., De Jesus O., Schultz R.* Training recurrent networks for filtering and control // Chapter 12 in *Recurrent Neural Networks: Design and Applications*, L. Medsker and L.C. Jain, Eds., CRC Press, P. 311-340.
6. *Hagan M.T., Demuth H.B.* Neural networks for control // Proceedings of the 1999 American Control Conference, San Diego, CA, 1999, P. 1642-1656.
7. *Ljung L.* Some aspects on nonlinear system identification // System Identification, Volume 14, Part 1. 14th IFAC Symposium on System Identification, 2006.

Algorithm stages of quasi-optimal regulation in system with a pulse converter

V.P.Voitenko

Chernihiv State Technological University, Shevchenka, 95, Chernihiv, 14027, Ukraine.

Research problem to create a real time quasi-optimal system on the basis of built in microcontrollers is formulated. In the heart of such system lies the identification of a subsystem called ‘the pulse converter – the unknown (including – nonlinear) load’ by the means of an artificial neural network. This subsystem functions under conditions of changing limitations on the impact levels and in the presence of disturbances. The modified algorithm of optimal regulation is suggested. It allows putting the regulation time in its dependence on the size of the initial mismatch without any numerical solving of the transcendental equation and therefore increasing the speed of the system while fulfilling smaller tasks (for example, a task of parameter tracking). References 7, tables 1, figures 5.

Key words: quasi-optimal regulation, pulse converter, identification, artificial neural networks

1. *Voitenko V.P.* Quasi-optimal regulation in the industrial system with the pulse key // *Tekhnichna elektrodynamika*, 2011. – P. 171 – 175. – (Topical issue ‘Power electronics and energetic efficiency’, part 2) (Rus.).
2. *Voitenko V.P.* Quasi-optimal industrial regulators with automatic parametric identification // *Tekhnichna elektrodynamika*, 2004. – P. 85 – 90. – (Topical issue ‘Power electronics and energetic efficiency’, part 3) (Rus.).
3. *Voitenko V.P., Khomenko M.A., Rudich P.V.* Application of artificial neural networks for the identification of industrial control objects // *Visnyk ChDTU: rep.* – Chernihiv: ChDTU, 2011. – № 1 (47). – P. 196 – 201 (Ukr.).
4. *Leonov A.P.* To a problem of synthesis of the quasi-optimal on speed digital control for the object positioning: the Pre-print IPHE 99–1. Protvino, 1999. – 11 P. (Rus.)
5. *Hagan M.T., De Jesus O., Schultz R.* Training recurrent networks for filtering and control // Chapter 12 in *Recurrent Neural Networks: Design and Applications*, L. Medsker and L.C. Jain, Eds., CRC Press, P. 311-340.
6. *Hagan M.T., Demuth H.B.* Neural networks for control // Proceedings of the 1999 American Control Conference, San Diego, CA, 1999, P. 1642-1656.
7. *Ljung L.* Some aspects on nonlinear system identification // System Identification, Volume 14, Part 1. 14th IFAC Symposium on System Identification, 2006.

Технічна електродинаміка, 2012. – №3, с. 125 – 126. (Скорочена версія)