

2. J.P, Holman. Heat Transfer, Tenth Edition. McGraw-Hill Companies, Inc, 2010. P. 284-285, P. 45.

3. Ji, Jie, et al. "Effect of fluid flow and packing factor on energy performance of a wall-mounted hybrid photovoltaic/water-heating collector system." Energy and Buildings 38.12 (2006): 1380-1387.

4. Y. A. Cengel, Heat Transfer: A Practical Approach, 2nd ed., McGraw-Hill, 2003, P. 428

СТАБИЛИЗАТОР ТЕМПЕРАТУРЫ С АВТОПОДСТРОЙКОЙ ПАРАМЕТРОВ

Петухов Т.Д.

Томский политехнический университет г. Томск

*Научный руководитель: Пестунов Д.А., к.т.н., доцент кафедры
промышленной и медицинской электроники*

Качество работы практически всех сложных электронных приборов, используемых в промышленности, в науке или в медицине, а особенно тех, где имеют место измерения каких-либо величин, зависит от внешних условий. Часто значительное влияние на функционирование электронных систем оказывают колебания температуры. Не всегда искажения, вносимые температурой, удается компенсировать с помощью математического аппарата, и поэтому для обеспечения заданных характеристик электронные устройства оснащаются термостабилизаторами. Размеры и материал термостатируемого объекта, расположение датчиков и нагревателей (холодильников), условия эксплуатации и др. факторы оказывают влияние на качество стабилизации и на тип используемой системы термостатирования. Изготовление и настройка термостатов задача трудоемкая и в большинстве случаев требуется "индивидуальный подход" к различным типам объектов термостатирования. Таким образом возникла необходимость создания системы управления (СУ) нагревательными (охладительными) элементами, в основе которой заложены адаптационные или самообучаемые алгоритмы расчета параметров выходных сигналов.

В данной работе рассматривается возможность применения искусственной нейронной сети к задаче термостатирования.

Система стабилизации температуры

Разрабатываемая система автоматического управления имеет структуру, приведенную на рис. 1а. Задаваемый параметр стабилизации T_0 подается на вход системы. В нашем случае этот параметр представляет собой температуру, но при соответствующем исполнительном устройстве и датчике, коим у нас используются нагреватель и термодатчик, параметром стабилизации могут быть напряжение, ток, давление, скорость и т.п.

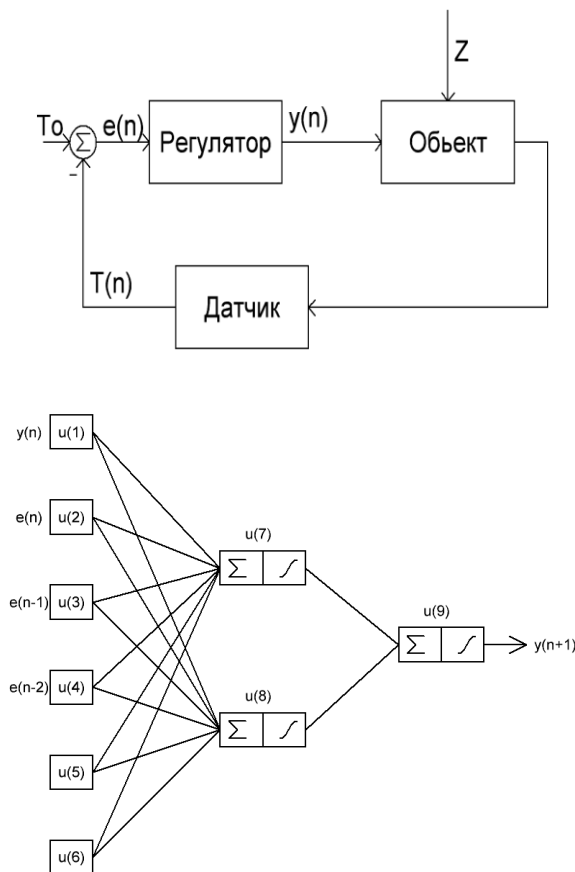


Рис. 1 Функциональная схема системы автоматического управления (а) и структура используемой нейронной сети (б)

В данной системе регулятор представляет собой искусственную нейронную сеть, задачей которой является генерация управляющего воздействия.

Объект - нагревательный элемент мощностью 30Вт, который представляет собой резистор соответствующей рассеивающей мощности, обмотанный нихромовой нитью, включенной параллельно.

Управление нагревателем плавное, осуществляется за счет ШИМ сигнала управления. Датчик температуры аналоговый, подключается к АЦП микроконтроллера(МК), выполняющего роль регулятора. Система отображения отлаживаемых параметров и расчёт сети происходит в программе на ПК написанной на языке Delphi. Микроконтроллер выполняет функцию сбора и передачи данных на ПК, приема значения и выработки сигнала управления. После отладки сети предполагается все расчетные функции полностью перенести в МК.

Искусственная нейронная сеть

При построении сети использована классическая модель – формальный нейрон[1, 3]. Методом обучения выбран метод обратного распространения ошибки, потому как данный метод обеспечивает уменьшение ошибки работы сети в процессе её обучения [1], но накладывает ограничение – дифференцируемость функции активации нейрона на всем промежутке [4]. Данный недостаток исключается путем применения в качестве функции активации *сигмоида*, описываемым уравнением:

$$OUT(NEТ) = \frac{1}{1+e^{-NEТ}}.(1)$$

Выходные значения сигмоида изменяются в диапазоне от 0 до 1, и поэтому сигнал функции активации выходного слоя задает коэффициент заполнения окна для модуля ШИМ МК.

При проектировании нейронной сети за основу были взяты параметры дискретного ПИД регулятора $y(n) = y(n - 1) + q_0 e(n) + q_1 e(n - 1) + q_2 e(n - 2)$. Где $y(n)$ – управляющее воздействие; $e(n)$ – ошибка работы системы в текущий момент времени, соответственно $e(n - 1)$ и $e(n - 2)$ ошибки работы системы в прошлые моменты времени.

При выборе структуры нейронной сети приоритетным для нас является минимальный размер сети, которая обеспечивает требуемую функциональность.

На рис. 1б представлена выбранная конфигурация сети. Вследствие того, что для метода обратного распространения ошибки требуется иметь целевое значение выходного параметра, а для разработанной сети его нет, потому как выходной параметр должен быть подобран для минимизации ошибки работы сети, то ошибкой выходного слоя принята ошибка работы системы $e(n)$. Так же сигмоида выходного нейрона сдвинута вправо, для того, что бы вначале обучения выходной параметр принимал минимальное значение.

Система является дискретной, поэтому все измерения происходят в дискретные моменты времени три раза в секунду. Измеряемое значение – значение 12-ти разрядного АЦП.

Процесс обучения искусственной нейронной сети при вариации входных параметров рис. 2а. Видно, что для данного объекта более оптимальным является набор параметров $y(n), e(n), e(n - 1), e(n - 2)$. Выбранный набор параметров позволяет получить меньшее значение перерегулирования, меньшую частоту и амплитуду аperiodических колебаний.

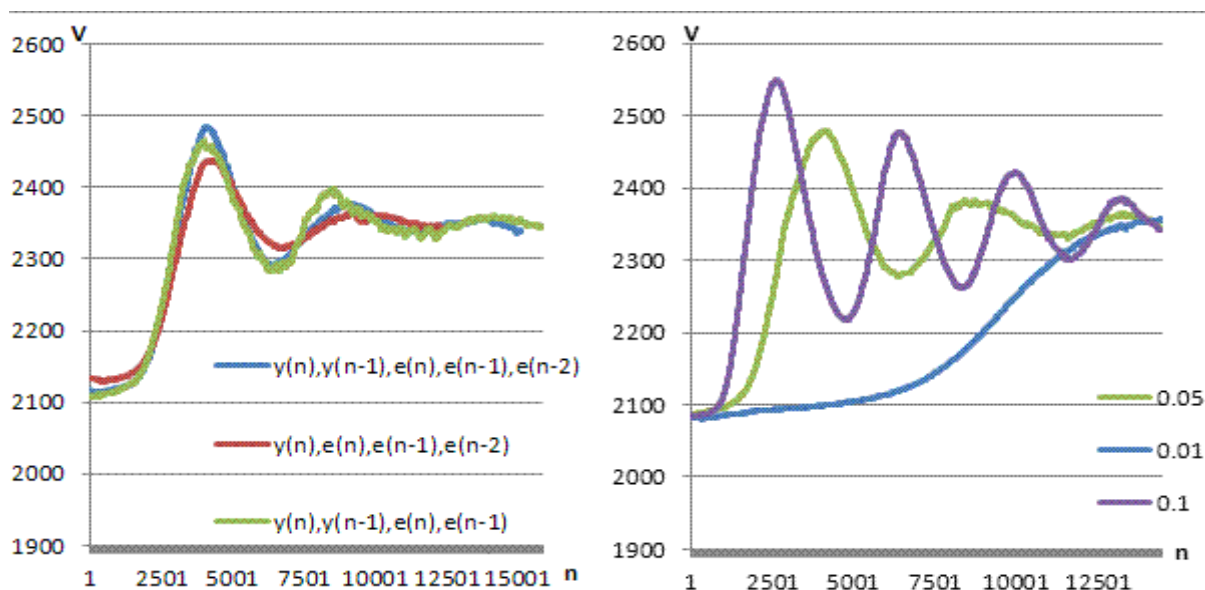


Рис. 2 Графики зависимости обучения сети от входных параметров (а) и зависимости от коэффициента обучения (б)

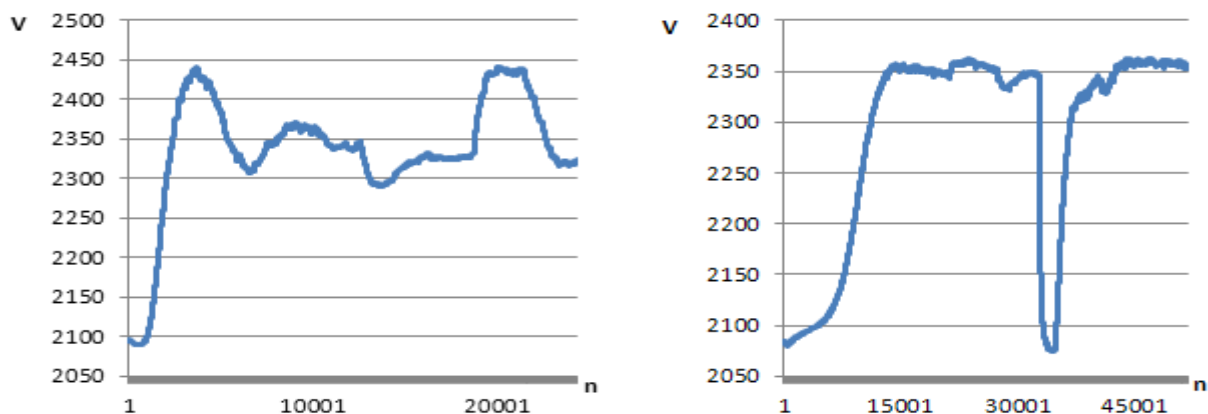


Рис. 3 График работы системы при внешних воздействиях (а) и Обучение системы, повторное включение (б)

Влияние коэффициента обучения на процесс обучения рис.2б. Графики показывают, что коэффициент обучения прямо пропорционально влияет на скорость реакции системы управления. Высокий коэффициент ведет к аperiodическому колебательному процессу. Малый коэффициент обучения позволяет «плавно» достигнуть требуемого значения примерно за одинаковое количество тактов.

Следующий график рис. 3а показывает, как работает система при наличии внешних возмущающих воздействий.

После обучения система способна выдавать требуемое управляющее значение после включения рис. 3б. Это свойство позволяет при повторных включениях получать «идеальную» переходную характеристику.

Заключение

К достоинствам применения нейронной сети в качестве регулятора можно отнести то, что для изменения поведения сети значимым является один параметр – коэффициент обучения. Данный коэффициент влияет как на скорость, так и на характер обучения. В то же время этот параметр влияет и на скорость реакции на возмущающие воздействия. После обучения сеть при последующих включениях обеспечивает наилучшую возможную переходную характеристику.

В то же время при проектировании сети возможно множество её конфигураций. Размер сети ограничивается лишь вычислительными возможностями. Так же могут проявляться недостатки алгоритмов обучения, например паралич сети, локальные минимумы. Большинство недостатков применения нейронной сети может быть скомпенсировано различными дополнительными условиями и алгоритмами программы, что позволяет эффективно использовать данный метод управления. Нейронная сеть используемая нами в качестве регулятора в СУ стабилизатора температуры способна обслуживаться вычислительными мощностями простейшего 32-х разрядного контроллера, например STM32F05X.

Список информационных источников

1. Уоссермен, Ф. Нейрокомпьютерная техника: Теория и практика //NeuralComputing. TheoryandPractice. — М.: Мир, 1992

2. Барский А.Б. Нейронные сети: распознавание, управление, принятие решений // М.: Финансы и статистика, 2004. – 176 с.
3. Заенцев И.В. Нейронные сети. Основные модели // Учебное пособие к курсу "Нейронные сети" для студентов 5 курса магистратуры к. электроники физического ф-та Воронежского Государственного университета. 1999
4. Васенков Д.В. Методы обучения искусственных нейронных сетей // 2007.
5. Тим Джонс М. Программирование искусственного интеллекта в приложениях (М. Tim Jones - AI Application Programming) // Пер. с англ. Осипов А.И. — М.: ДМК Пресс, 2004. — 312 с: ил.

МАТЕМАТИЧЕСКОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ ФИЗИЧЕСКИХ ПРОЦЕССОВ ВЗАИМОДЕЙСТВИЯ ЛАЗЕРНОГО ИЗЛУЧЕНИЯ С ВЕЩЕСТВОМ ПРИ 3D – ПЕЧАТИ МЕТОДОМ СЕЛЕКТИВНОГО ЛАЗЕРНОГО СПЕКАНИЯ

Порохов Е.С.

*Томский политехнический университет, г. Томск
Научный руководитель: Евтушенко Г.С., д.т.н., профессор
кафедры промышленной и медицинской электроники*

Технология селективного лазерного спекания имеет широкую область применения в различных отраслях. Детали, изготовленные по этой методики, могут использоваться как прототипы для оценки проекта и работоспособности изделия.

Относительно новым направлением, является изготовление готовых функциональных изделий методом СЛС. Изготовление готовых деталей при использовании данной методики занимает несколько часов, что намного дольше традиционных способов, применяемых в промышленности. Однако использование СЛС-технологии не требует отладки отдельного технологического процесса для каждого нового изделия, позволяет более гибко подбирать параметры нового изделия, что позволяет применять эту методику в очень широком спектре областей [1-3].

В работе [4] показано, что изменение параметров обработки вещества оказывает серьезное воздействие на качество готового изделия, его плотность и функциональные характеристики. Исследование посвящено определению влияния частоты следования