

## СИНТЕЗ СИСТЕМЫ ОПТИМАЛЬНОГО УПРАВЛЕНИЯ ТП НЕЙРОСЕТЕВЫМ МЕТОДОМ

Л.Ф. Хуснутдинова (РГУ нефти и газа им. И. М. Губкина)

Приводятся результаты сравнительного анализа характеристик системы автоматического регулирования (САУ) с типовым ПИД-регулятором и адаптивным регулятором на базе искусственных нейронных сетей.

Синтез системы оптимального управления технологическими объектами традиционными методами теории управления предполагает составление математической модели объекта управления и расчет оптимального управления методами, разработанными в теории оптимизации. Решение поставленных задач требует предположений, идеализирующих реальный ТП. Альтернативой традиционному подходу является использование искусственных нейронных сетей. Нейронные сети представляют собой блочный вычислительный алгоритм, каждый блок которого – есть суперпозиция элементарных операций сложения и умножения. Благодаря тому, что с помощью нелинейных нейронных сетей можно сколь угодно точно и равномерно приблизить любую непрерывную функцию многих переменных на любом замкнутом ограниченном множестве [1], возможно применение многослойных нейронных сетей для формирования оптимальных управляющих воздействий в динамических системах.

Сравним САУ с типовым регулятором (оптимизированный ПИД-регулятор) и адаптивным регулятором на базе искусственных нейронных сетей.

В качестве примера ТП выберем процесс низкотемпературной сепарации с передаточной функцией [2, 3]:

$$w_{об}(p) = \frac{0,874 \cdot p + 0,236}{p^2 + 1,248 \cdot p + 0,274}.$$

Определим оптимальные настройки ПИД-регулятора (рис.1)

$$u(t) = Kp \cdot e(t) + Ki \cdot \int e(t)dt + Kd \cdot \frac{de(t)}{dt},$$

минимизирующие с помощью пакета Matlab интегральный критерий качества

$$J = \int (c_0 x^2 + c_1 \dot{x}^2 + c_2 u^2) dt \longrightarrow \min_u.$$

Полученная кривая переходного процесса (рис. 2) будет рассматриваться как эталонная при синтезе оптимальной системы управления с помощью теории нейронных сетей.

Теория нейронных сетей позволяет строить математическую модель объекта управления, рассматривая

его статическую характеристику. С помощью пакета Matlab по математической модели объекта получим статическую характеристику объекта управления, по которой проведем идентификацию объекта управления. На этапе идентификации разрабатывается нейросетевая модель объекта управления, которая в дальнейшем будет использована при синтезе регулятора.

При идентификации задаем следующие параметры сети: число скрытых слоев – 1; размер скрытого слоя – 12; число элементов запаздывания на входе/выходе модели – 3/2; длина обучающей выборки – 1000. График изменения ошибки обучения методом Левенберга – Марквардта показан на рис. 3 [4].

Следующим этапом синтеза оптимальной нейросетевой системы управления является синтез закона регулирования. Рассмотрим три архитектуры нейронных сетей, которые реализованы в виде нейроконтроллеров [5]: с предсказанием; на основе эталонной модели и модели авторегрессии со скользящим средним (NARMA-L2).

При управлении с предсказанием нейросетевая модель управляемого процесса предсказывает реакцию объекта управления на определенном интервале в будущем, и затем вычисляется управляющий сигнал, который минимизирует рассогласование

между желаемыми и действительными изменениями сигнала на выходе модели и таким образом оптимизирует управляемый процесс.

В системе автоматического регулирования с нейрорегулятором на основе эталонной модели цель обучения состоит в том, чтобы выход объекта управления отслеживал выход эталонной модели при одинаковом регулирующем воздействии.

Нейрорегулятор на основе модели NARMA-L2 реализует следующее управляющее воздействие

$$u(k+1) = \frac{y_r(k+d)}{g[y(k), y(k-1), \dots, y(k-n+1), u(k-1), \dots, u(k-m+1)]} - \frac{f[y(k), y(k-1), \dots, y(k-n+1), u(k-1), \dots, u(k-m+1)]}{g[y(k), y(k-1), \dots, y(k-n+1), u(k-1), \dots, u(k-m+1)]},$$

при условии  $d \geq 2$  [5],

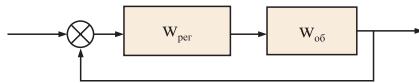


Рис. 1. Структурная схема САУ

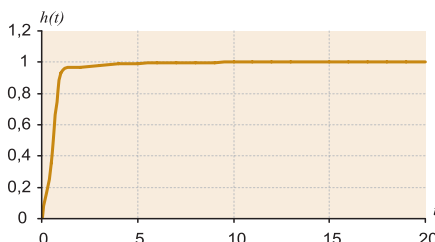


Рис. 2. Переходная характеристика системы с оптимальными настройками ПИД-регулятора

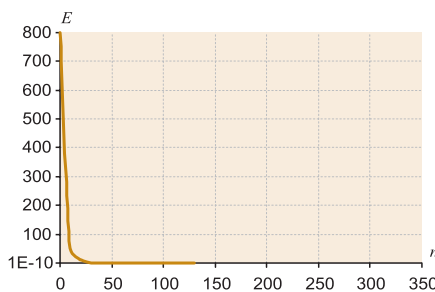


Рис. 3. Изменение ошибки нейросетевой модели объекта управления в процессе обучения с использованием алгоритма Левенберга-Марквардта

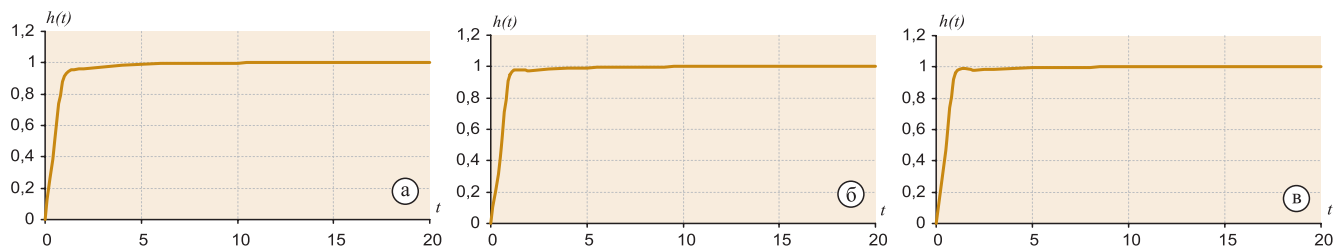


Рис. 4. Переходные характеристики систем автоматического управления:

а) на основе предсказывающего нейроконтроллера; б) с нейрорегулятором на основе модели NARMA-L2; в) с нейрорегулятором на основе эталонной модели.

где  $d$  – число тактов предсказания;  $\{y(k), \dots, y(k-n+1)\}$  – предшествующие и текущие значения выхода объекта;  $\{u(k-1), \dots, u(k-m+1)\}$  – предыстория управления;  $y_r$  – задающее воздействие.

В результате моделирования в среде Matlab получены переходные характеристики нейросетевых систем управления (рис. 4).

По итогам сравнительного анализа системы, реализованной с помощью "классических" методов теории автоматического управления и адаптивной системы, построенной с использованием искусственных нейронных сетей, был сделан вывод, что нейросетевые системы управления обеспечивают требуемое качество переходного процесса, не используя при этом аналитического представления математической модели объекта. Нейросетевые системы управления гибко настраиваются на реальные условия, образуя модели, адекватные поставленной задаче и несодержащие ограничений, связанных с построением формальных систем.

#### Список литературы

1. Горбань А.Н. Обучение нейронных сетей. М.: СП "ParaGraph", 1990.
2. Герман В.Т., Тараненко Б.Ф., Ладомиров В.В. и др. Исследование автономной системы регулирования температурного режима установки низкотемпературной сепарации газа / В книге: "Автоматизация ТП в газовой и нефтяной промышленности". Кабардино – Балкарское книжное издательство, 1967.
3. Рутковская А.Ю. Оптимальное управление многосвязным объектом регулирования температурного режима установки низкотемпературной сепарации газа при полной и точной информации // Известия ВУЗов "Нефть и газ" Министерства Образования РФ. 2002. №2.
4. Осовский С. Нейронные сети для обработки информации/ Пер. с польского Рудинского И.Д. М.: Финансы и статистика. 2002.
5. Медведев В.С., Потемкин В.Г. Нейронные сети. Matlab 6/ Под ред. В.Г. Потемкина. М.: Диалог-МИФИ, 2002.

*Хуснутдинова Лилия Фанильевна – аспирантка кафедры*

*"Автоматизация технологических процессов" РГУ нефти и газа им. И.М.Губкина.*

*Контактный телефон (915) 243-44-25. E-mail: lilya-husn@mail.ru*

## СИСТЕМА ПОДДЕРЖКИ ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ ПРИ ДИАГНОСТИКЕ ТЕХНИЧЕСКИХ СРЕДСТВ АСУТП

О.М. Проталинский, А.Н.Савельев (АГУ)

Описывается система поддержки принятия решений (СППР) при диагностике технических средств АСУТП, в которой использован метод проверки достоверности первичной информации на основе интеллектуальной модели. Преимущество системы в том, что она не затрагивает состояние технических средств автоматизации, а использует дополнительные информационные каналы, характеризующие не только количественные, но и качественные показатели состояния объекта управления.

АСУ сложными ТП характеризуются большим числом контролируемых параметров. Поэтому корректная интерпретация результатов работы системы персоналом должна осуществляться с учетом многочисленных источников погрешностей, ошибок и неточностей, к которым относятся изменения во времени точностных характеристик датчиков, сбой в аппаратуре и ряд других факторов. Цена ошибочного решения, принятого на основе недостоверных данных, может быть недопустимо высокой и привести к авариям. Все это делает актуальной разработку единой СППР при оценке достоверности информации, получаемой оперативным персоналом в РВ.

Традиционные способы оценки достоверности информации в данной ситуации не приводят к успеху, так как в силу сложности современных объектов

автоматизации точные модели, описывающие их поведение, либо слишком громоздки для практического применения, либо отсутствуют вовсе и позволяют выявлять лишь случайные погрешности, не учитывая систематические, которые в большинстве случаев являются достаточно ощутимыми.

Эффективным средством восстановления истинных значений источников информации (ИИ) являются так называемые "интеллектуальные датчики" – новый класс средств восприятия и измерения, оснащенные микропроцессором. Однако их главным недостатком является высокая стоимость, а также необходимость полной модернизации технических средств предприятия, что не всегда является возможным. Но применение средств восстановления значений ИИ особенно оправдано именно на предприятии-