ПРИМЕНЕНИЕ НЕЙРОКОНТРОЛЛЕРОВ ДЛЯ ЛОКАЛЬНЫХ САУ ТЕХНОЛОГИЧЕСКОГО ПРОЦЕССА ГАЗИФИКАЦИИ УГЛЯ НА УСТАНОВКАХ С ЦКС

Бессараб В.И., Червинский В.В., Хорхордин А.В.
Донецкий национальный технический университет, г. Донецк
кафедра автоматики и телекоммуникаций
E-mail: tscherwi@ua.fm

Abstract
Chervinsky V. V., Bessarab V.I., Khorkhordin A.V. Application of neural network controllers for optimal local control system of the technological process of gasification of coal in devices with circulating fluid stratum. *In article the necessity of application of neural network controllers for correction of local control in a two-level optimal control system of a technological process of a coal gasification by a method of half-cocking in devices with a circulating fluid stratum is justified. Synthesis of the control system for all local objects and simulation of optimal local control systems with the neural network controllers are conducted. As results diagrams of transients are obtained.*

Одной из современных схем комплексной переработки угля является технологический процесс газификация бурого угля методом полукоксования на установках с циркулирующим кипящим слоем (ЦКС). Разработка для такой установки оптимальной двухуровневой системы управления, проводимая в Донецком национальном техническом университете, предполагает использование обычных контроллеров с фиксированными коэффициентами передач, что является неэффективным для компенсации вариаций параметров объекта управления. Кроме того, синтез САУ проводился для упрощенной линеаризованной модели объекта, в которой не учтены нелинейности объекта (в рассматриваемой системе имеются нелинейности, определяемые характеристиками процессов горения, химических превращений и аппаратными задержками), что приводит к снижению эффективности реальной САУ.

Одним из вариантов решения подобной задачи управления установкой как нелинейной системой является применение нейрорегуляторов, поскольку нейронная сеть позволяет построить систему управления, обладающую способностью к самонастройке, гибкостью, устойчивостью и нелинейностью [4].

В качестве базиса для построения нейрорегулятора возможно применение одной из разработанных на настоящий момент времени нейронных сетей. Все разнообразие таковых сетей подразделяются на три основные типа, соответствующие трем методам их обучения: самоорганизующиеся сети Кохонена с обучением без "учителя"; динамические сети Хопфилда с обучением по методу последовательного подкрепления знаний; сети прямого распространения с обучением с "учителем". Опираясь на литературные источники [3], для рассматриваемой задачи управления и оптимизации в наибольшей степени подходят статические многослойные нейронные сети прямого распространения с обучением по методу обратного распространения ошибки (BP - Back Propagation).

На настоящее время имеется несколько подходов для построения нейроконтроллеров на базе многослойных нейронных сетей прямого распространения. Все они представляют собой последовательную или параллельную схему нейронного управления.

Последовательная схема, которая стала уже традиционной при построении систем управления на базе нейронных сетей, основывается на предварительном обучении нейронной сети свойствам объекта – то есть построении инверсной модели объекта. Обучение проводится на множестве соотношений вход-выход объекта, полученных при

проведении эксперимента на объекте. Такой подход является неприемлемым для системы управления установкой по газификации угля, поскольку получение выборки обучающий значений для тренировки сети представляет трудную задачу. Кроме того, в предварительно обученной модели невозможно учесть изменение параметров объекта вследствие его эксплуатации (изменение теплопроводности, образование раковин и наростов вследствие горения и химических превращений), что требует перенастройки нейронной модели.

Наиболее подходящий способ для разрабатываемой САУ является применение параллельного нейрорегулятора. Архитектура параллельного нейронного управления приведена на рис.1

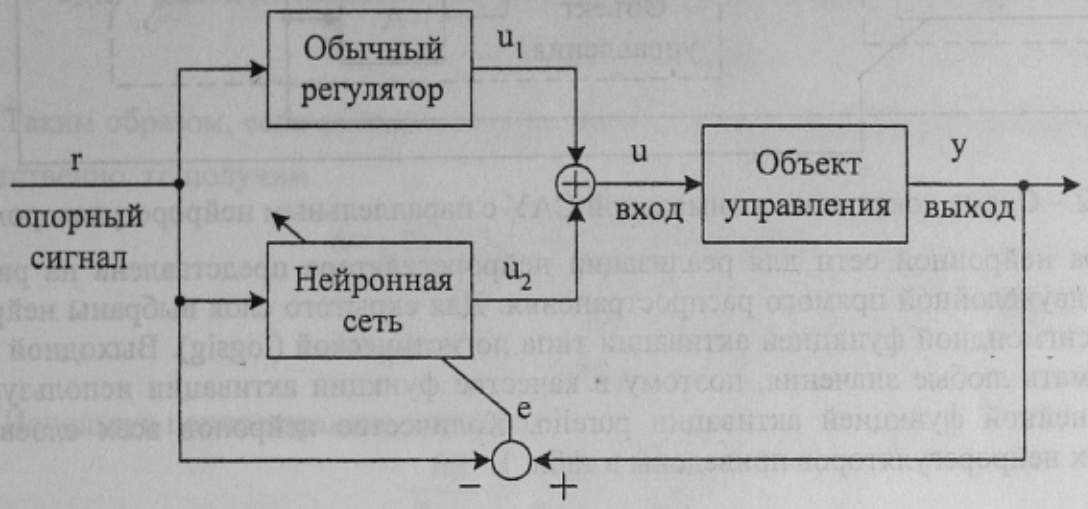


Рисунок 1 – Параллельная схема нейрорегулятора

Нейрорегулятор параллельного типа используется для настройки управляющего входного сигнала u_1, который является выходным сигналом обычного регулятора. Настройка выполняется таким образом, чтобы выходной сигнал объекта управления y как можно точнее соответствовал заданному опорному сигналу r. Задача нейрорегулятора параллельного типа заключается в том, чтобы подкорректировать управляющее воздействие u_1, если оно не обеспечивает хорошего результата.

Таким образом, для синтезированной оптимальной САУ установки по газификации угля предлагается ввести нейронный регулятор для адаптивной коррекции управляющего воздействия.

Рассматриваемая САУ имеет двухуровневую структуру. Нижний уровень включает три локальные САУ для управления отдельными технологическими модулями, верхний – координатор, служащий для координации взаимодействия локальных САУ и оптимизации управления установкой в целом. Локальные САУ синтезированы для трех объектов разной размерности (порядок систем – соответственно 7, 3 и 1 для первого, второго и третьего объектов).

Локальные оптимальные САУ управляют непосредственно отдельными модулями технологического процесса по обобщенному квадратичному критерию качества. Управление производится по переменным состояния, то есть основной регулятор – оптимальный по состоянию, вырабатывает входной сигнал по закону

$$u(t) = -K \cdot x(t) \qquad (1)$$

где K – n-мерная матрица коэффициентов передачи регулятора, которая определяется из решения уравнения Риккати.

При использовании параллельного нейрорегулятора для локальных оптимальных САУ ТП газификации угля структура локальных системы управления будет иметь вид, представленный на рис. 2.

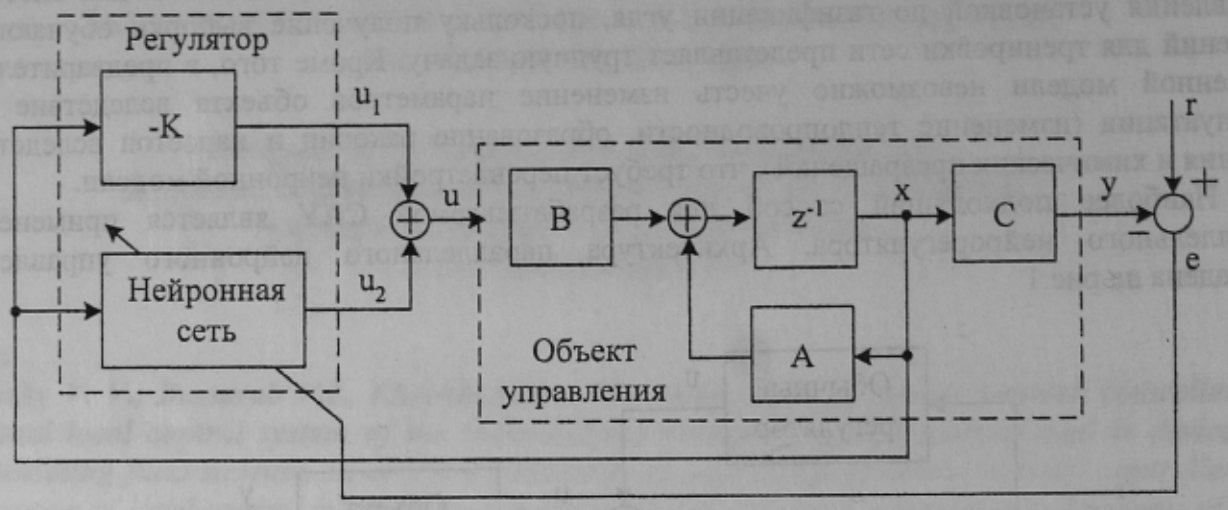
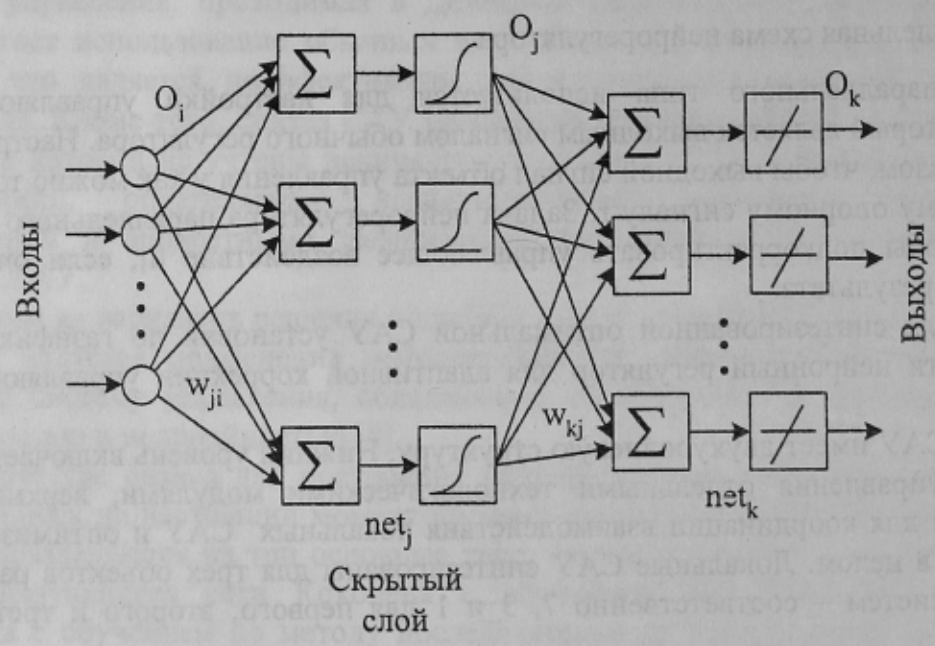


Рисунок 2 – Схема локальной оптимальной САУ с параллельным нейрорегулятором

Структура нейронной сети для реализации нейрорегулятора представлена на рис. 3. Сеть является двухслойной прямого распространения. Для скрытого слоя выбраны нейроны с нелинейной сигмоидной функцией активации типа логистической (logsig). Выходной слой должен принимать любые значения, поэтому в качестве функции активации используются нейроны с линейной функцией активации purelin. Количество нейронов всех слоев для каждого из трех нейрорегуляторов приведены в табл. 1.



O_k, O_j и O_i – выходные величины выходного, скрытого и входного слоев;
W_{kj} и W_{ji} – веса связи скрытый слой-выход и вход-скрытый слой;
Рисунок 3 – Структура трехслойной нейронной сети – нейрорегулятора

Таблица 1 – Структура нейронных сетей регуляторов локальных САУ

№ САУ	Кол-во входов	Кол-во выходов	Скрытый слой
1	7	4	30
2	2	2	10
3	1	1	4

Обучение нейрорегулятора производится по алгоритму обратного распространения. Поскольку обучение нейронной сети пошаговое, каждый шаг обучения производится в дискретные моменты времени цифровой системы управления объектом. Инициализация сети

выполняется исходя из условия минимального корректирующего воздействия нейрорегулятора на основной регулятор, обучение производится непосредственно в процессе функционирования системы управления. Таким образом реализуется адаптивность системы управления на основе самонастройки нейрорегулятора к изменяющимся параметрам объекта.

Обучение производится по следующей схеме:

Как показано на рис. 2, управляющий входной сигнал u(n) задается выражением

$$u(n) = u_1(n) + u_2(n) \tag{2}$$

где n – шаг дискретизации,

$u_1(n)$ – выход оптимального регулятора, определяется (1),

$u_2(n)$ - выход нейронной сети, минимизирующей функцию затрат:

$$E = \frac{1}{2}(e^2(n+1) + wu^2(n)) \tag{3}$$

Таким образом, если обозначить веса связей выходного и входного слоев w_{kj} и w_{ji} соответственно, то получим

$$\Delta w_{kj}(n+1) = -\eta\frac{\partial E}{\partial w_{kj}} + \alpha\Delta w_{kj}(n)$$

$$\Delta w_{ji}(n+1) = -\eta\frac{\partial E}{\partial w_{ji}} + \alpha\Delta w_{ji}(n) \tag{4}$$

Используя цепное правило, получим

$$\frac{\partial E}{\partial w_{kj}} = \frac{\partial E}{\partial net_k}\cdot\frac{\partial net_k}{\partial w_{kj}} \tag{5}$$

где

$$net_k = \sum_j w_{kj}O_j \tag{6}$$

Снова применяя цепное правило, получим

$$\frac{\partial E}{\partial net_k} = \frac{\partial E}{\partial y(n+1)}\cdot\frac{\partial y(n+1)}{\partial u(n)}\cdot\frac{\partial u(n)}{\partial net_k} + wu(n)\frac{\partial O(n+1)}{\partial net_k} \tag{7}$$

где $O(n+1) = u_2(n)$ - выходной сигнал нейронной сети.

В качестве функции активации выходного слоя будем использовать отображение тождества. Тогда получим $O(n+1) = net_k$ и

$$\frac{\partial E}{\partial net_k} = -e(n+1)\frac{\partial y(n+1)}{\partial u(n)} + ru(n) \tag{8}$$

так как $\partial u(n)/\partial net_k = \partial O(n+1)/\partial net_k = 1$. Далее, определяя δ_k как $\delta_k = \partial E/\partial net_k$, получим следующее обучающее правило:

$$\Delta w_{kj}(n+1) = \eta\delta_k O_j + \Delta w_{kj}(n) \tag{9}$$

$$\delta_k = -e(n+1)\frac{\partial y(n+1)}{\partial u(n)} - ru(n) \tag{10}$$

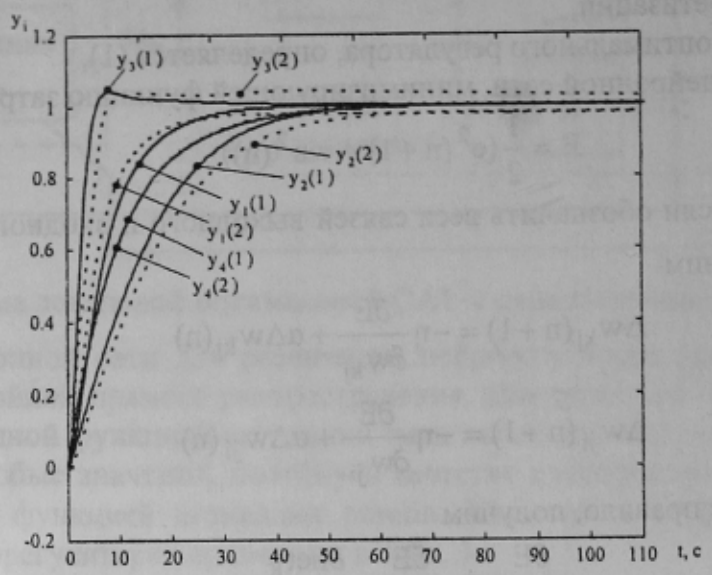
Для скрытого слоя получим

$$\Delta w_{ji}(n+1) = \eta\delta_j O_i + \Delta w_{ji}(n) \tag{11}$$

$$\delta_j = \delta_k w_{kj} O_j(1 - O_j) \tag{12}$$

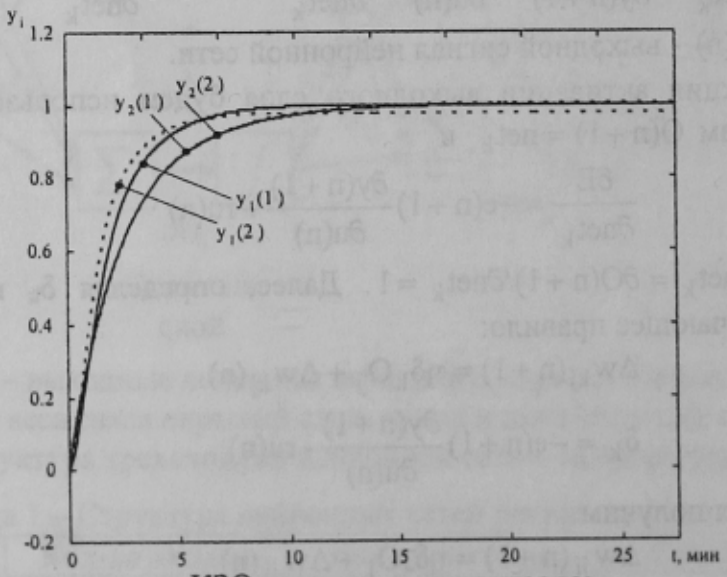
Данный алгоритм реализован для моделей систем управления локальными объектами САУ технологического процесса газификации угля на установках с ЦКС с помощью пакета прикладных программ Simulink Matlab 6.5.

Для каждой локальной САУ проведено моделирование системы с нейрорегулятором и без него. В качестве математических моделей объектов использовались нелинейные модели, более точно отражающая свойства объектов, чем линеаризованные модели, на базе которых построены оптимальные локальные САУ. Результаты моделирования – сравнительные графики (рис. 4-6) переходных процессов в системах с нейрорегулятором и без него. Графики демонстрируют реакцию систем на единичный скачок по всем входам. Обозначения на графиках соответствуют принятым в [1].



y_1 ($G_{КЗО}$) – выход коксозольного остатка из зоны сепарации;
y_2 (ΔP) – перепад давления в топке;
y_3 ($T_{КЗО}$) – температура коксозольного остатка на выходе зоны сепарации;
y_4 (C_{SO_2}) – концентрация оксида серы в продуктах сгорания.

Рисунок 4 – Графики переходных процессов ОУ1 (топки) с оптимальной САУ с нейрорегулятором (1) и без нейрорегулятора (2)



y_1 ($G_{КП}$) - расход полукокса-КЗО на выходе пиролизера;
y_2 ($T_{КП}$) - температура полукокса-КЗО на выходе пиролизера.

Рисунок 5 – Графики переходных процессов ОУ2 (пиролизера) с оптимальной САУ с нейрорегулятором (1) и без нейрорегулятора (2)

Из этих результатов видно, что рассмотренный выше подход на основе нейронного управления является более предпочтительным по сравнению с использованием традиционной схемы оптимального управления, поскольку нейрорегулятор компенсирует влияние нелинейностей объекта и изменение его параметров с течением времени на функционирование всей системы управления.

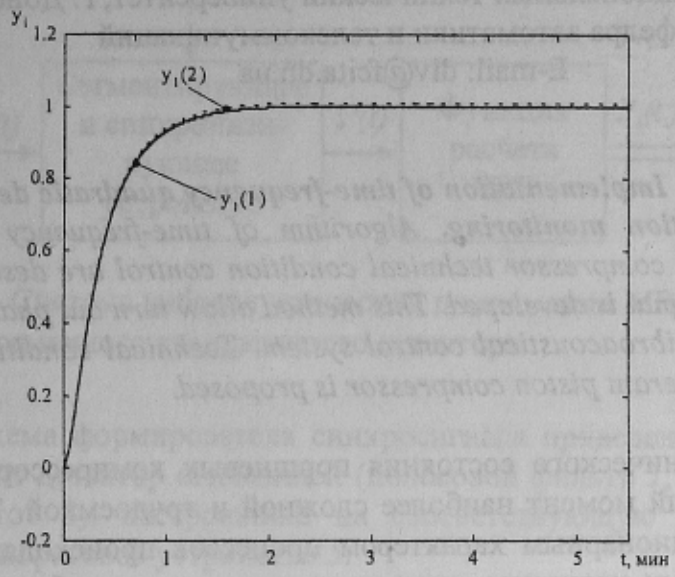


Рисунок 6 – Графики переходных процессов ОУЗ (тракта возврата КЗО) с оптимальной САУ с нейрорегулятором (1) и без нейрорегулятора (2)

Выводы

1. Для локальных оптимальных САУ, входящих в состав двухуровневой системы управления технологическим процессом газификации угля методом полукоксования на установках с ЦКС обоснована необходимость применения нейросетевых регуляторов с целью коррекции управляющего воздействия.

2 Предложены схема и принцип функционирования системы управления с нейрорегулятором, структура нейрорегуляторов и алгоритм их обучения. Проведен синтез локальных оптимальных САУ с нейрорегуляторами для установки по газификации угля.

3 Проведено сравнительное моделирование оптимальных локальных САУ с нейрорегуляторами и без них; полученные результаты – графики переходных процессов показали целесообразность применения нейрорегуляторов для систем управления установкой по газификации угля, разработанных по предложенной методике.

Литература

1. Бессараб В.И., Червинский В.В., Попов В.А. Модель процесса газификации угля в пространстве параметров состояний. – Наукові праці Донецького національного технічного університету. Серія: Обчислювальна техніка та автоматизація, Випуск 74: - Донецьк: ДонНТУ, 2004. С. 47-53

2. Медведев В.С., Потемкин В.Г Нейронные сети. MATLAB 6 – М.: ДИАЛОГ-МИФИ, 2002. – 496 С.

3. Сигеру Омату Нейроуправление и его приложения. Кн.2. –М.: ИПРЖР, 2000. -272 с.

4. Комашинский В.И., Смирнов Д.А Нейронные сети и их применение в системах управления и связи. –М.: Горячая линия-Телеком, 2002. – 94с.