

СИНТЕЗ НЕЙРОНАБЛЮДАТЕЛЯ ДЛЯ ЛОКАЛЬНОЙ ОПТИМАЛЬНОЙ САУ ТОПОЧНОГО МОДУЛЯ УСТАНОВКИ С ЦИРКУЛИРУЮЩИМ КИПЯЩИМ СЛОЕМ

Бессараб В.И., Червинский В.В.

Донецкий национальный технический университет
кафедра автоматики и телекоммуникаций

E-mail: tscherwi@ua.fm

Abstract

Bessarab V.I., Chervinsky V. V. Synthesis of neural network observers for optimal local control system of heating module of device with circulating fluid stratum. In article the necessity of application of the Luenberger observers for restitution of a not measured state for local system of 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. Ranking of state of all objects on measured and not measured is conducted. The necessity of application of neural network as a correcting element is justified. Synthesis of the reduced observers with neural network and simulation of synthesized optimal local control systems with the observers are conducted. The results - diagrams of transients are obtained.

Развитие топливо-энергетического комплекса предполагает применение современных технологий по комплексной переработке угля. Одной из таких технологий является газификация бурого угля методом полукоксования на установках с циркулирующим кипящим слоем (ЦКС). Исследования режимов такой установки проводятся в Донецком национальном техническом университете, и на данном этапе решается задача синтеза системы управления установкой как многосвязным многомерным объектом.

В предыдущих работах [2] при проведении синтеза оптимальной двухуровневой САУ технологического процесса газификации угля на установках с ЦКС предложенная авторами система управления разрабатывалась исходя из предположения, что все переменные состояния известны. Однако, последние доступны измерению не в полном объеме, что требует их восстановления при помощи наблюдателей.

При построении оптимальной системы управления для линеаризованного объекта возможно использование наблюдателя Лунбергера (полного или редуцированного).

В нашем случае система управления технологического процесса состоит из двух уровней: нижний включает три локальные САУ для управления отдельными технологическими модулями, и верхний представляет собой координатор, служащий для координации взаимодействия локальных САУ и оптимизации управления установкой в целом.

Локальные оптимальные САУ синтезированы для трех объектов (технологических модулей) разной размерности (порядки систем – 7, 3 и 1 для первого, второго и третьего объектов соответственно). Поскольку неизмеряемые переменные состояния имеются только в первом локальном объекте (топочном модуле), для него необходимо построение наблюдателя.

Необходимым условием использования наблюдателей является наблюдаемость объектов управления [1]. Если объект полностью наблюдаем, то ранг его матрицы наблюдаемости

$$Ob = \begin{bmatrix} C \\ CA \\ CA^2 \\ \vdots \\ CA^{n-1} \end{bmatrix} \quad (1)$$

где n – порядок объекта,
 равен порядку объекта $\text{rang}(Ob) = n$

Для рассматриваемого локального объекта условие наблюдаемости выполняется (ранг матриц наблюдаемости равен n).

В общем виде векторно-матричная модель локальной САУ с наблюдателем Люнбергера приведена на рис. 1. Уравнения, описывающие работу наблюдателя:

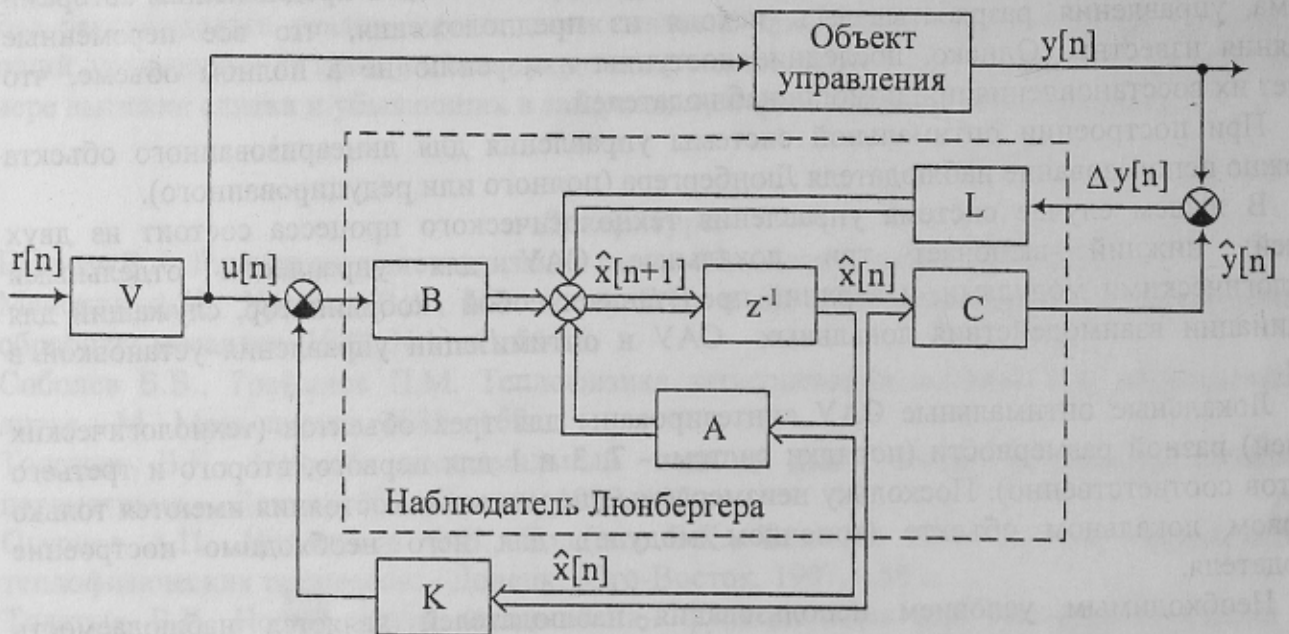
$$\begin{cases} \hat{x}(n+1) = A\hat{x}(n) + Bu(n) + L(y(n) - \hat{y}(n)), \\ \hat{x}(0) = \hat{x}_0, \\ \hat{y}(n) = C\hat{x}(n), \\ L(y(n) - \hat{y}(n)) = LC(x(n) - \hat{x}(n)). \end{cases} \quad (2)$$

где $\hat{x}(n)$ - оценка переменных состояния объекта;

$e(n) = x(n) - \hat{x}(n)$ - ошибка рассогласования;

L - вес наблюдателя.

Наблюдатель основывается на линеаризированной модели объекта в пространстве состояний. Поскольку в реальной системе имеются нелинейности, неучтенные возмущения, а также возникают отклонения параметров и характеристик, принятых при расчете модели, для обеспечения качественного управления наблюдатель охватывается обратной связью (матрица L) по сигналу разности выхода объекта и его оценки $\Delta y[n] = y[n] - \hat{y}[n]$.



A, B, C, D – матрицы динамики объекта;

V – предварительный фильтр;

K – коэффициенты оптимального регулятора;

L - вес наблюдателя, задаваемый проектным правилом алгоритма наблюдения.

Рисунок 1 – Модель системы с наблюдателем Люнбергера

Синтез наблюдателя проводится исходя из условия обеспечения необходимой его динамики. Наблюдатель должен быть более широкополосным, чем ОУ, при этом он может восстановить с минимальной погрешностью переменные состояния объекта. Формально необходимо найти матрицу динамики $[A - LC]$, которая обеспечивает расположение ее собственных чисел на комплексной плоскости левее, чем собственные числа объекта. При этом необходимо учитывать, что наблюдатель получает свойства дифференцирующего звена, и сдвиг необходимо ограничивать коэффициентом 2..4 [3].

Проведем ранжирование переменных состояния для рассматриваемого объекта управления [2]:

На основе матрицы управления

$$C = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \end{pmatrix}$$

Выделим измеряемые переменные состояния:

$$x_{4(1)} = T_{KZO}, x_{5(1)} = \Delta P, x_{6(1)} = C_{SO_2}, x_{7(1)} = G_{KZO},$$

и неизмеряемые переменные состояния:

$$x_{1(1)} = M_{Сл}, x_{2(1)} = T_{Сл}, x_{3(1)} = U_p.$$

(Обозначения переменных соответствуют принятым в [2])

Наличие измеряемых переменных дает возможность синтеза редуцированного наблюдателя, в котором восстанавливаются только неизмеряемые переменные состояния. Достоинство редуцированного наблюдателя – пониженный порядок.

Синтез редуцированного наблюдателя проводится следующим образом:

Вектор переменных состояния X разделяется на измеряемую часть X и неизмеряемую W . При этом уравнение динамики объекта принимает вид:

$$\begin{bmatrix} X[n+1] \\ W[n+1] \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} A_{11} & A_{12} \\ A_{21} & A_{22} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} X[n] \\ W[n] \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} B_1 \\ B_2 \end{bmatrix} \cdot U[n] \quad (3)$$

где A_{11}, A_{12} относятся к наблюдаемым переменным состояниям;

A_{21}, A_{22} - к ненаблюдаемым переменным состояниям;

Уравнение, описывающее наблюдатель, имеет вид:

$$W[n+1] - LX[n+1] = (A_{21} - LA_{11})X[n] + (A_{22} - LA_{12})W[n] + (B_2 - LB_1)U[n] \quad (4)$$

Структура, соответствующая уравнению (4), представлена на рис. 2.

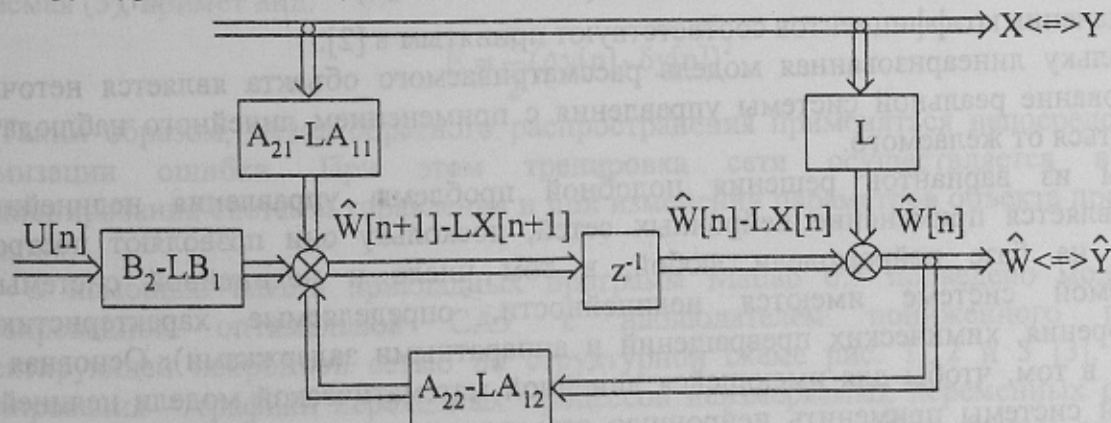


Рисунок 2 – Структура редуцированного наблюдателя

Таким образом, матрицей динамики редуцированного наблюдателя является матрица $[A_{22} - LA_{12}]$, для синтеза которой используем ту же методику, что и для наблюдателя

полного порядка, т. е. заданное расположение полюсов левее в 2 .. 4 раза, чем расположение полюсов объекта.

Для объекта все вышеперечисленные матрицы выглядят следующим образом:

$$X = \begin{pmatrix} x_4 \\ x_5 \\ x_6 \\ x_7 \end{pmatrix}; W = \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{pmatrix};$$

$$A_{11} = \begin{pmatrix} 0 & \frac{1-k_{\text{ПОТ1}}}{T_{3(1)}} & 0 & -\frac{1}{T_{3(1)}} \\ 0 & 0 & \frac{\lambda \cdot h \cdot \rho_g}{g/U_0^2 d \cdot T_{1(1)}} & 0 \\ \frac{k_S}{T_{3(1)}} & 0 & 0 & 0 \\ \frac{k_{\text{КЗО}} k_{\text{УН}} U_{\text{ps}}}{T_{3(1)}} & 0 & \frac{k_{\text{КЗО}} k_{\text{УН}} M_{\text{СЛs}}}{T_{3(1)}} & 0 \end{pmatrix}; A_{12} = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 \\ -\frac{1}{T_{1(1)}} & 0 & 0 \\ 0 & -\frac{1}{T_{3(1)}} & 0 \\ 0 & 0 & -\frac{1}{T_{3(1)}} \end{pmatrix};$$

$$A_{21} = \begin{pmatrix} (k_{\text{УН}} U_{\text{ps}} - k_{\text{ДЗ}}) & 0 & -k_{\text{УН}} M_{\text{СЛs}} \\ \frac{\omega \cdot Q_T - k_{\text{УН}} U_{\text{ps}} T_{\text{СЛs}} c_{\text{СЛ}}}{k_{\text{СЛ}}} & -\frac{G_{\text{УНs}} c_{\text{УН}}}{k_{\text{СЛ}}} & -\frac{k_{\text{УН}} M_{\text{СЛs}} T_{\text{СЛs}} c_{\text{СЛ}}}{k_{\text{СЛ}}} \\ 0 & 0 & -\frac{1}{T_{2(1)}} \end{pmatrix}; A_{22} = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix};$$

$$B_1 = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & -\frac{k_{\text{И}}}{T_{3(1)}} \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}; B_2 = \begin{pmatrix} (1-\omega) & 0 & 0 & 0 \\ \frac{I_{\text{У}}}{k_{\text{СЛ}}} & \frac{I_{\text{В}} - T_{\text{СЛs}} c_{\text{СЛ}}}{k_{\text{СЛ}}} & \frac{I_{\text{В}} - T_{\text{СЛs}} c_{\text{СЛ}}}{k_{\text{СЛ}}} & 0 \\ 0 & \frac{1/\rho_{\text{В}} \cdot S_{\text{СЛ}} \cdot \epsilon}{T_{2(1)}} & \frac{1/\rho_{\text{В}} \cdot S_{\text{СЛ}} \cdot \epsilon}{T_{2(1)}} & 0 \end{pmatrix}$$

Обозначения коэффициентов соответствуют принятым в [2].

Поскольку линеаризованная модель рассматриваемого объекта является неточной, функционирование реальной системы управления с применением линейного наблюдателя будет отличаться от желаемого.

Одним из вариантов решения подобной проблемы управления нелинейными системами является применение нейронных сетей, поскольку они позволяют построить наблюдатель на базе нейромодели любой, в том числе и нелинейной системы (в рассматриваемой системе имеются нелинейности, определяемые характеристиками процессов горения, химических превращений и аппаратными задержками). Основная его идея состоит в том, чтобы для имеющейся линейной математической модели нелинейной динамической системы применить нейронную сеть для уменьшения расхождения между выходом модели и фактическим выходом системы. Используя линейную модель определен закон оптимального управления по обобщенному квадратичному критерию качества, который не будет является действительным законом управления, так как выведен на основе

линеаризованной математической модели. С целью настройки управляющего входного сигнала, обеспечивающего минимизацию квадратичной функции для реального объекта управления, вводится нейронная сеть.

На рисунке 3 представлена схема наблюдателя с использованием нейронной сети в качестве корректирующего устройства.

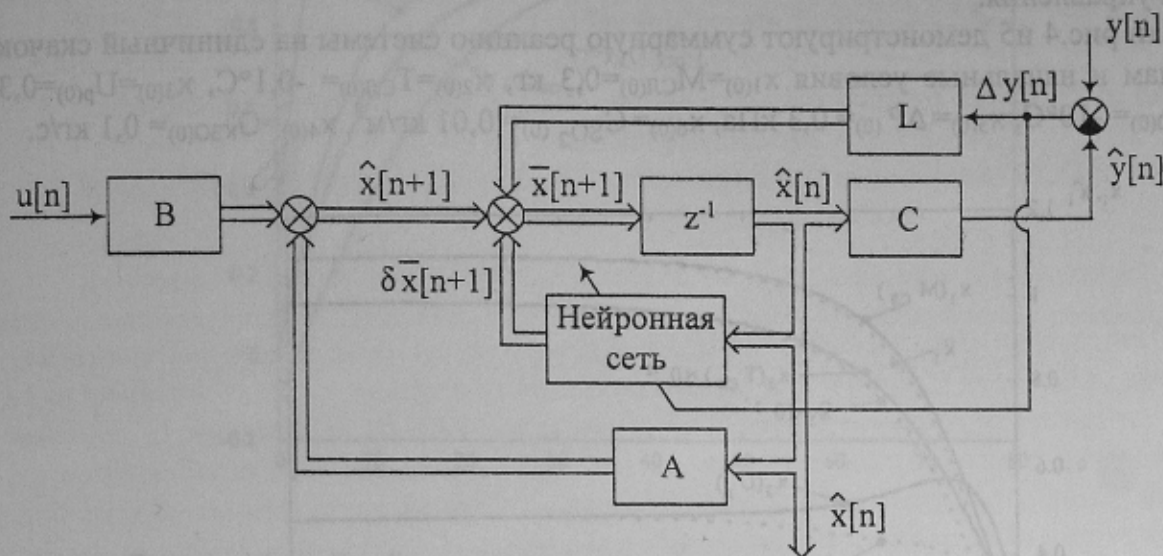


Рисунок 3 – Структура наблюдателя с корректирующей нейросетью

Корректировка оценки $\hat{x}[n+1]$ выполняется с использованием нейронной сети по следующей схеме:

$$\bar{x}[n+1] = \hat{x}[n+1] + \delta \bar{x}[n+1] \tag{5}$$

где $\delta \bar{x}[n+1]$ - выход нейронной сети, обученной таким образом, что ошибка выхода $\Delta y[n]$ минимизируется.

Обучающее правило строится на основе алгоритма обратного распространения, что обеспечивает минимизацию квадратичной ошибки, задаваемой выражением

$$\hat{E} = \frac{1}{2} \varepsilon^2[n] \tag{6}$$

Если определить выходную часть нейронной сети как

$$\delta y[n] = s \delta \bar{x}[n] \tag{7}$$

а $\Delta y[n]$ рассматривать как желаемый выход сети при ее тренировке, то величина \hat{E} , задаваемая (5), примет вид:

$$\hat{E} = \frac{1}{2} (\Delta y[n] - \delta y[n])^2 \tag{8}$$

Таким образом, метод обратного распространения применяется непосредственно для минимизации ошибки. При этом тренировка сети осуществляется в процессе функционирования системы управления и при изменении параметров объекта происходит ее адаптация.

С помощью пакета прикладных программ Matlab 6.5 проведено моделирование синтезированной оптимальной САУ с наблюдателем пониженного порядка и корректирующей нейронной сетью по структурной схеме рис. 1, 2 и 3 [3]. Результаты моделирования – графики переходных процессов неизмеряемых переменных состояния и соответствующих восстанавливаемых переменных состояния наблюдателем приведены на рис. 3. Графики демонстрируют реакцию системы на единичный скачок по всем входам и начальные условия $x_{1(0)} = M_{сл(0)} = 0,3$ кг, $x_{2(0)} = T_{сл(0)} = 30^\circ\text{C}$, $x_{3(0)} = U_{р(0)} = 0,3$ м/с. Обозначения на графиках соответствуют принятым в [2].

Для сравнения проведено моделирование объекта, идентичного рассматриваемому, но со всеми измеряемыми переменными состояния и оптимальной САУ. Результаты моделирования – переходные процессы выходных координат для обеих систем (рис. 4, 5) показывают удовлетворительное качество функционирования наблюдателя по восстановлению неизмеряемых переменных состояния и функционирования на их основе всей системы управления.

Графики рис.4 и5 демонстрируют суммарную реакцию системы на единичный скачок по всем входам и начальные условия $x_{1(0)}=M_{\text{СЛ}(0)}=0,3$ кг, $x_{2(0)}=T_{\text{СЛ}(0)}=-0,1^{\circ}\text{C}$, $x_{3(0)}=U_{\text{P}(0)}=0,3$ м/с, $x_{4(0)}=T_{\text{КЗО}(0)}=-10^{\circ}\text{C}$, $x_{5(0)}=\Delta P_{(0)}=0,3$ кПа, $x_{6(0)}=C_{\text{SO}_2(0)}=0,01$ кг/м³, $x_{4(0)}=G_{\text{КЗО}(0)}=0,1$ кг/с.

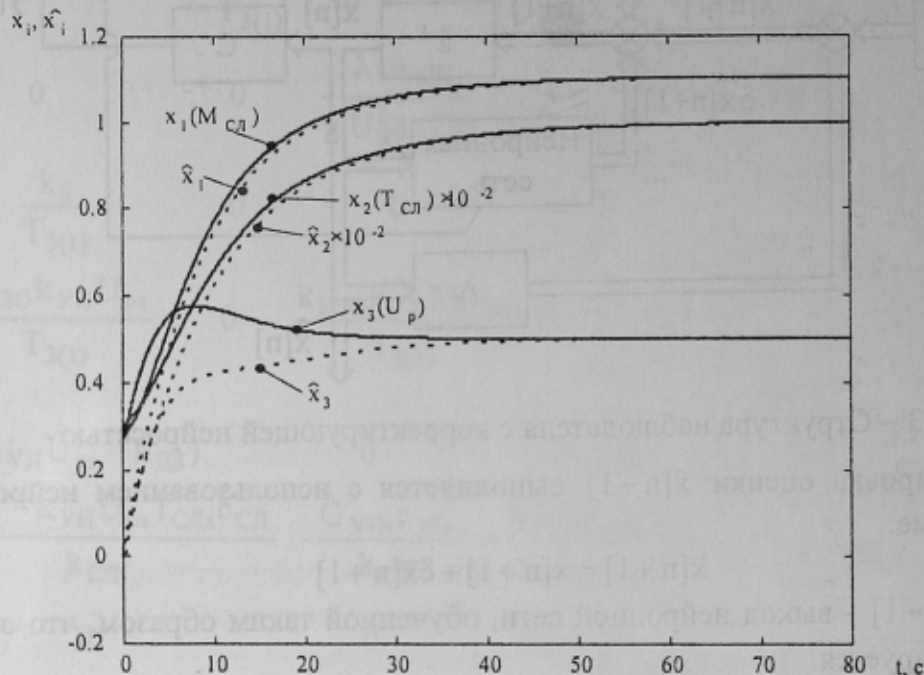


Рисунок 3 – Графики переходных процессов неизмеряемых переменных состояния объекта x_i и соответствующих восстанавливаемых переменных состояния наблюдателя \hat{x}_i

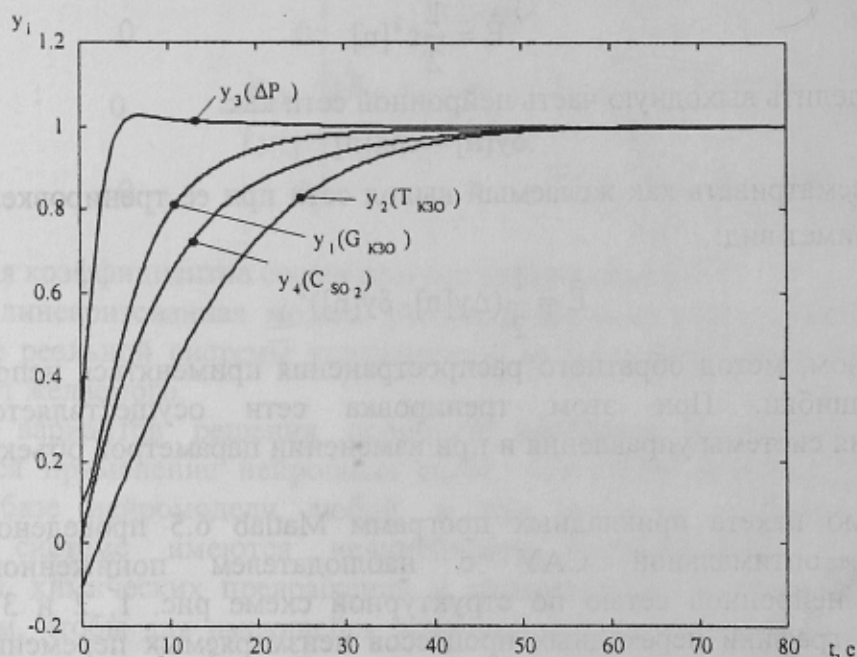


Рисунок 4 – Графики переходных процессов выходных координат y_i оптимальной САУ для объекта со всеми измеряемыми переменными состояния

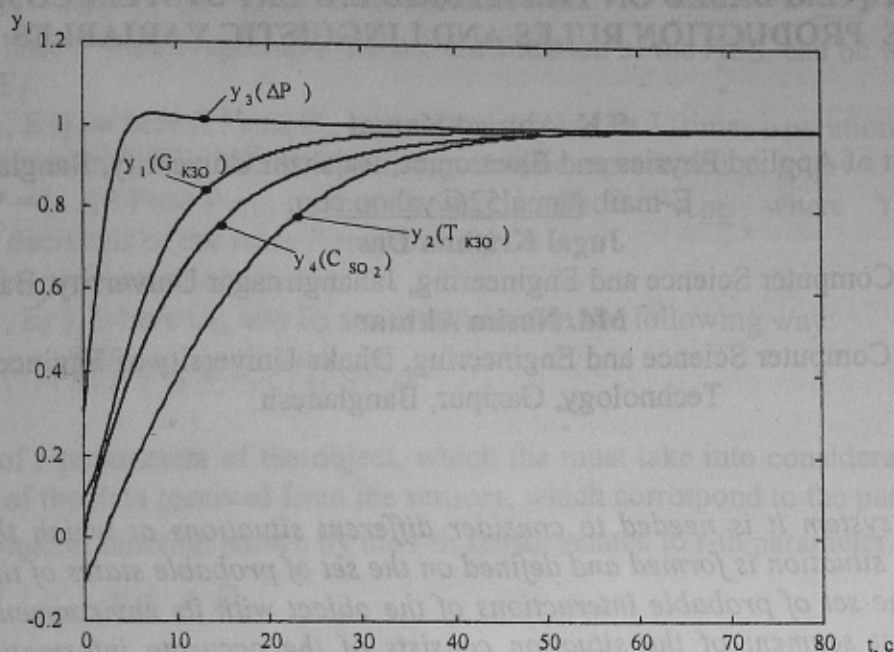


Рисунок 5 -- Графики переходных процессов выходных координат y_i оптимальной САУ для объекта с наблюдателем состояния

Выводы

1. Для локальной оптимальной САУ топочного модуля, входящих в состав двухуровневой системы управления технологическим процессом газификации угля методом полукоксования на установках с ЦКС обоснована необходимость применения наблюдателей Люнбергера для восстановления неизмеряемых переменных состояния. Проведено ранжирование переменных состояния объекта на измеряемые и неизмеряемые.

2. Обоснована необходимость применения нейронной сети в качестве корректирующего элемента наблюдателя для учета нелинейностей объекта и изменения его параметров.

3. Проведен синтез редуцированного наблюдателя для локальной оптимальной САУ топочного модуля рассматриваемой установки с применением нейронной сети в качестве корректирующего элемента.

3 Проведено моделирование синтезированной оптимальной локальной САУ с наблюдателем; полученные результаты – графики переходных процессов показали допустимость применения наблюдателей, синтезированных по предложенной методике.

Литература

1. Атанс М., Фалб П. Оптимальное управление – М.: Машиностроение, 1968. - 764С.
2. 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.
3. Медведев В.С., Потемкин В.Г Control system toolbox. MATLAB 5 для студентов – М.: ДИАЛОГ-МИФИ, 1999. – 287 с.
4. Рей У. Методы управления технологическими процессами – М.: Мир, 1983. 368 С.
5. Сигеру Омату Нейроуправление и его приложения. Кн. 2. (Нейрокомпьютеры и их применение) – М: ИПРЖР, 2000. - 272 с.