

НЕЙРОСЕТЕВОЕ УПРАВЛЕНИЕ ДРОБИЛЬНО-ПОМОЛЬНЫМ КОМПЛЕКСОМ

В статье рассматриваются вопросы применения аппарата искусственных нейронных сетей для построения систем мониторинга и управления дробильно-помольным комплексом, с целью определения и поддержания оптимального по электропотреблению режима работы агрегатов измельчения и помола. Решены вопросы выбора структуры регулятора и его обучение. Для практического решения задачи слежения предложена приближенная NARMA – модель с выделенной составляющей управления.

Показано, что применение настроенного нейроконтроллера позволяет достичь более стабильной работы участка по выходному продукту и при случайных изменениях входного грузопотока, за счет чего снижается электропотребление комплекса.

Ключевые слова: дробильно-помольный комплекс, искусственные нейронные сети, шаровая мельница.

Вступление. Системы управления с применением нейронных сетей представляют собой альтернативу системам управления, построенным согласно классическим методам управления. Такая возможность базируется на том, что нейронная сеть, состоящая из двух слоев и содержащая в скрытом слое произвольно большое количество узлов, может аппроксимировать любую функцию действительных чисел с заданной степенью точности [1].

На основании данных о электропотреблении, загрузке и качестве выходного продукта возможно построение нейронной сети для управления дробильно-помольным комплексом. Контролируемые параметры выступают в качестве выходного вектора, а соответствующие им значения регулируемых величин, параметров оборудования и измельчаемого вещества – входного вектора [2].

Цель и задачи исследования. Цель исследования – создание нейросетевого регулятора для управления дробильно-помольным комплексом. Для этого решаются задачи выбора структуры регулятора и его обучение.

При управлении на основе авторегрессии со скользящим средним регулятор представляет собой достаточно простую реконструкцию модели управляемого процесса. Недостатком модели является то, что модель должна быть задана в канонической форме пространства состояния, которая соответствует сопровождающая матрица, что может приводить к вычислительным погрешностям. Рассматриваемая авторегрессионная модель со скользящим средним является нелинейной дискретной моделью нелинейной динамической системы и представляется в форме

$$y(k+d) = N[y(k), y(k-1), \dots, y(k-n+1), u(k), u(k-1), \dots, u(k-n+1)], \quad (1)$$

где $y(k)$ - выход модели;

d - число тактов предсказания;

$u(k)$ - вход модели.

На этапе идентификации необходимо построить нейронную сеть для модели вида (1). Эта процедура может рассматриваться как процедура идентификации. Для проектировки следящей системы, обеспечивающей заданную траекторию вида

$$y(k+d) = y_r(k+d) \quad (2)$$

необходимо спроектировать нелинейный регулятор следующего общего вида

$$u(k) = G[y(k), y(k-1), \dots, y(k-n+1), y_r(k+d), u(k-1), \dots, u(k-m+1)]. \quad (3)$$

При реализации такого регулятора с помощью нейронных сетей в процессе минимизации среднеквадратической ошибки он требует чрезмерных вычислений, поскольку использует динамический вариант метода обратного распространения ошибки. [3]. Для практического решения задачи слежения Нарендра и Макхопадхан предложили приближенную NARMA – модель с выделенной составляющей управления [4]. Такая модель регулятора имеет вид:

$$y(k+d) = f[y(k), y(k-1), \dots, y(k-n-1), u(k-1), \dots, u(k-m+1)] + \\ + g[y(k), y(k-1), \dots, y(k-n-1), u(k-1), \dots, u(k-m+1)] \cdot u(k). \quad (4)$$

Преимущество этой формы состоит в том, что теперь текущее управление можно непосредственно вычислить, если известна желаемая траектория y_r , предыстория управления $\{u(k-1), \dots, u(k-m+1)\}$, а также предшествующие и текущие значения выхода $[y(k), \dots, y(k-m+1)]$:

$$u(k) = \frac{y_r(k+d) - f[y(k), y(k-1), \dots, y(k-n+1), u(k-1), u(k-1), \dots, u(k-m+1)]}{g[y(k), y(k-1), \dots, y(k-n+1), u(k-1), u(k-1), \dots, u(k-m+1)]}. \quad (5)$$

Непосредственное применение этого соотношения для реализации регулятора затруднительно, поскольку управление $u(k)$ зависит от текущего значения выхода $y(k)$. Поэтому уравнение (5) модифицируется следующим образом:

$$u(k+1) = \frac{y_r(k+d) - f[y(k), y(k-1), \dots, y(k-n+1), u(k-1), u(k-1), \dots, u(k-m+1)]}{g[y(k), y(k-1), \dots, y(k-n+1), u(k-1), u(k-1), \dots, u(k-m+1)]}, \quad (6)$$

но при этом параметр предсказания должен удовлетворять условию $d \geq 2$.

На рис. 1. показана структура соответствующего регулятора в виде нейронной сети. Здесь следует обратить внимание на участки сети, которые выполняют аппроксимацию нелинейных операторов g и f в виде выходов $\hat{g} = a_2(t)$ и $\hat{f} = a_4(t)$. Выходами регулятора являются сигналы $y(t+1)$ и $u(t+1)$, последний реализован в виде обратной связи, а так же эталонный сигнал $y(t+2)$. Блоки задержки осуществляют запоминание соответствующих входа и выхода, а затем используются двухслойные нейронные сети, которые формируют оценки нелинейных операторов и вычисляют сигналы управления в форме (5) Общая структура системы с NARMA - регулятором показана на рис. 2. На схеме явным образом выделена эталонная модель, которая задает желаемый вид выходного сигнала управления процессом.

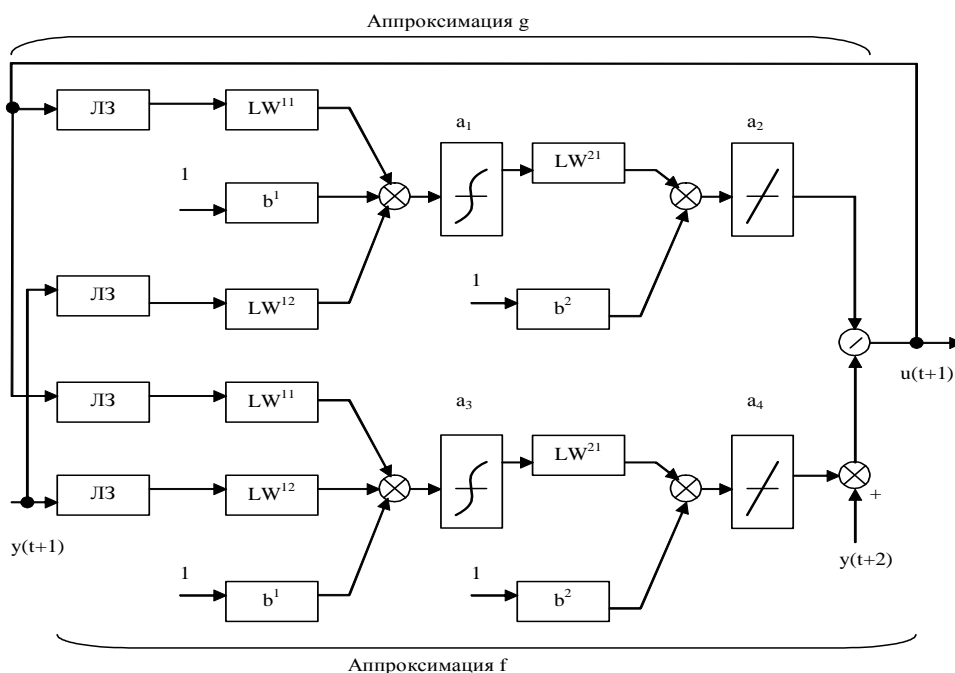


Рис. 1. Структура NARMA – регулятора в виде нейронной сети

Результаты исследований. Обучение Нейросетевого NARMA – регулятора, содержащего 10 нейронов в скрытом слое, на тренировочной последовательности проводилось в течении 100 циклов. Система с нейрорегулятором показана на рис.3.

На рис. 4 представлены графики ошибки для обучающей, тестовой и контрольной последовательностей. Результат работы системы с обученным регулятором представлен на рис.5 где кривая 1 отображает входное воздействие; а кривая 2 – выходной сигнал. Сравнение графиков входного

(случайного) сигнала и выхода системы показывает, что применение регулятора позволяет добиться более стабильной работы участка по выходному продукту, при случайных изменениях входного грузопотока

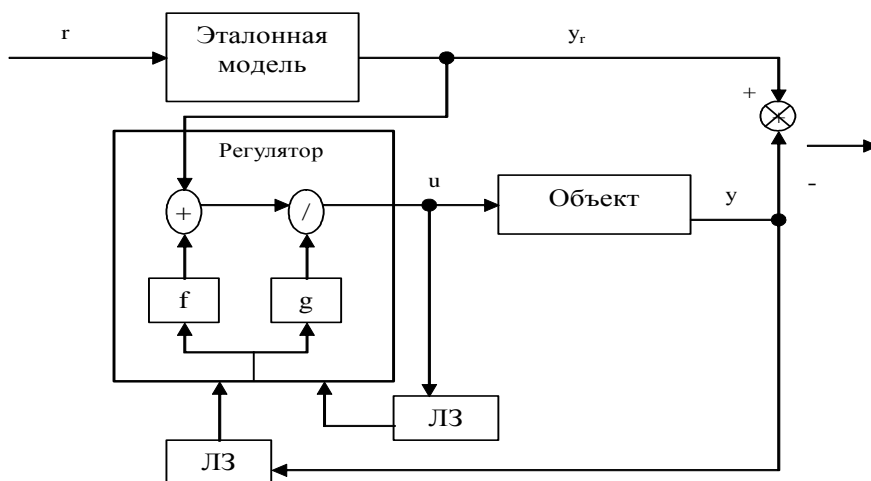


Рис. 2. Система с NARMA – регулятором

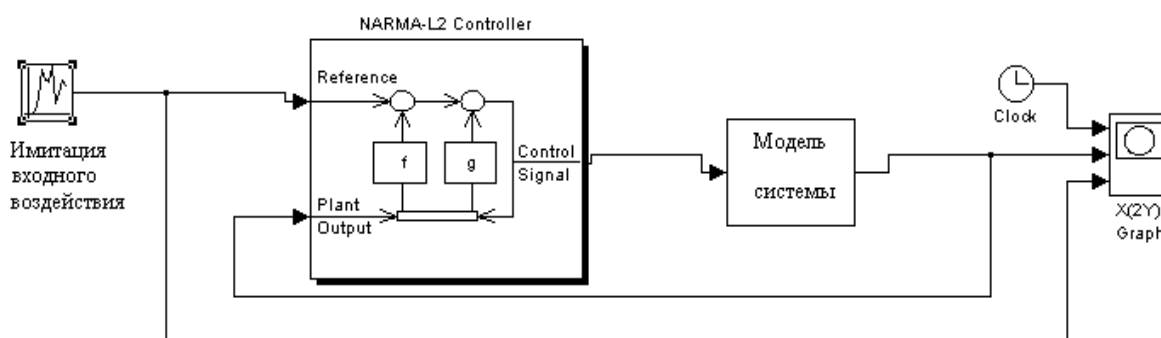


Рис.3. Система с NARMA – регулятором

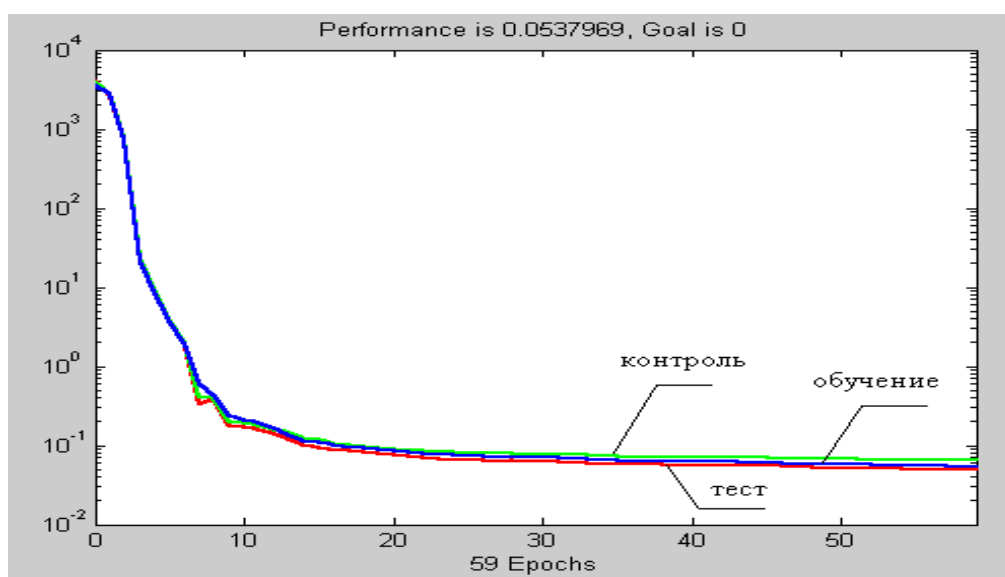


Рис. 4. Ошибка обучения, контрольной и тестовой последовательности для нейросетевого регулятора.

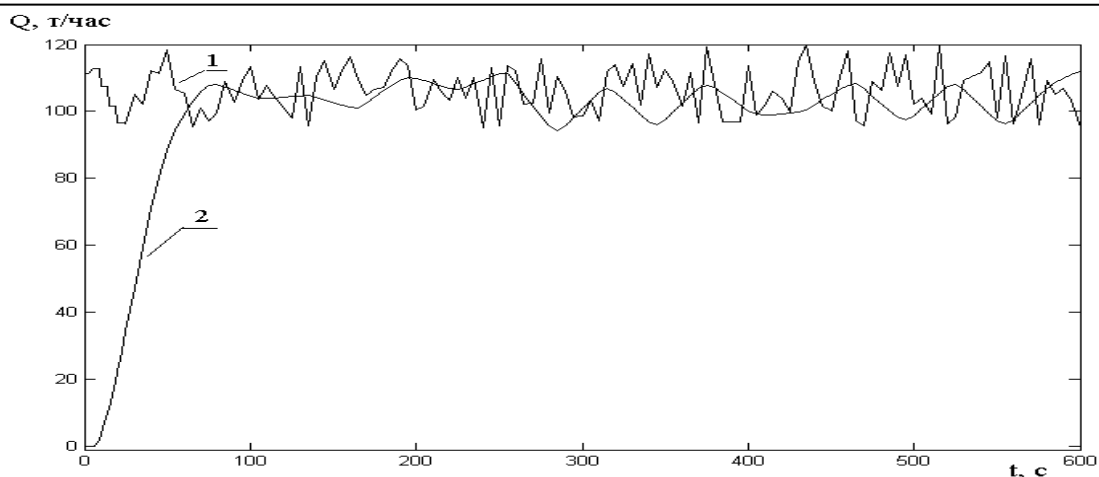


Рис.5. Входной и выходной сигналы системы с NARMA – регулятором.

Выводы. Анализ работы системы показывает, что применение настроенного нейроконтроллера позволяет достичь более стабильной работы участка по выходному продукту, в случае случайных изменений входного грузопотока, за счет чего снижается электропотребление комплекса. Вне зависимости от типа используемого в системе нейроконтроллера необходима процедура идентификации процесса, качество которой будет определять качество работы системы с контроллером. Для процедуры идентификации важны полнота и представительность обучающей последовательности. Процедура синтеза закона управления зависит от выбранной архитектуры регулятора.

Список литературы

1. Медведев В.С., Потемкин В.Г. Нейронные сети. MATLAB 6. – М.: ДИАЛОГ-МИФИ, 2002. – 496с.
2. Розен В.П., Калинин В. П., Мейта А.В. Применение моделей на базе нейронных сетей для решения многокритериальной задачи управления дробильно-измельчительным комплексом // Вісник НТУУ “КПІ”, серія “Гірництво”, - 2003, вип. 8. – С. 134 – 141.
3. Neural networks for control / Miller W. T., Sutton R. S., Werbos P. J., Eds. The MIT Press, 1990.
4. Narendra K. S., Mukhopadhyay S. Adaptive Control Using Neural Networks and Approximate Models// IEEE Transactions on Neural Network. 1989. Vol 2. P. 21-26.

УДК 621.311.1:621.9263:681.51/54

В.П. Калинин, канд. техн. наук, с.н.с.; **О.В. Мейта**, канд. техн. наук,

В.П. Розен, канд. техн. наук, профессор

Національний технічний університет України «Київський політехнічний інститут» НЕЙРОМЕРЕЖЕВЕ УПРАВЛІННЯ ДРОБИЛЬНО-ПОМОЛЬНИМ КОМПЛЕКСОМ

У статті розглядаються питання застосування апарату штучних нейронних мереж для побудови систем моніторингу та управління дробильно-помольним комплексом, з метою визначення і підтримки оптимального за електроспоживанням режиму роботи агрегатів подрібнення і помелу. Вирішено питання вибору структури регулятора та його навчання. Для практичного вирішення завдання стеження запропонована наближена NARMA - модель з виділеною складовою управління.

Показано, що застосування налаштованого нейроконтроллера дозволяє досягти більш стабільної роботи ділянки по вихідному продукту і при випадкових змінах вхідного вантажопотоку, за рахунок чого знижується електроспоживання комплексу.

Ключові слова: дробильно- помольний комплекс, штучні нейронні мережі, кульовий млин.

V. Kalinchyk, O. Meyta, V. Rozen

National Technical University of Ukraine “Kiev Polytechnic Institute”

NEURAL NETWORK CONTROL FOR CRUSHING-MILLING COMPLEX

The article examines issues of the artificial neural networks. They are applied for monitoring and control systems' construction of crushing-milling complex in order to determine and support optimal electricity consumption mode of crushing and grinding aggregates. Issues related to the regulator's structure selection and

its training were resolved. For the practical solution of the tracking problem approximate NARMA model was proposed. Approximate NARMA is a model with a dedicated control component.

It is shown that the application of the adjusted neural controller allows to reach more stable work of output area. This controller can also be applied in cases with random changes of input, thereby reducing electricity consumption of the complex.

Key words: crushing-milling complex, artificial neural networks, ball mill.

1. Medvedev V.S., Potiomkin V. H. Neural networks. MATLAB 6. – М.: DIALOG-MIFI, 2002. – 496 p.
2. Rozen V.P., Kalinchik V.P., Meita A.V. Application of models based on the neural networks for solving of the multi-criteria management task of crushing-grinding complex // *Visnyk NTUU "KPI", series of "Mining"*, - 2003, № 8. – p. 134-141.
3. Neural networks for control / Miller W. T., Sutton R. S., Werbos P. J., Eds. The MIT Press, 1990.
4. Narendra K. S., Mukhopadhyay S. Adaptive Control Using Neural Networks and Approximate Models // *IEEE Transactions on Neural Network*. 1989. Vol 2. P. 21-26.

Надійшла 11.04.2014

Received 11.04.2014

УДК 622.994

П. П. Куделя, канд. техн. наук, доцент; **П. А. Барабаш**, канд. техн. наук, доцент
Национальный технический университет Украины «Киевский политехнический институт»

ТЕПЛОВОЙ БАЛАНС КОНДЕНСАЦИОННЫХ КОТЛОВ

Составлено уравнение теплового баланса конденсационных котлов с использованием высшей теплоты сгорания топлива и получены выражения для определения его составляющих с учетом конденсации пара. Приведено сравнение энергетической эффективности конденсационных и традиционных котлов на основе соотношения для условного КПД. Проанализировано влияние на КПД конденсационных котлов потери теплоты от неполноты конденсации пара и потери теплоты с уходящими газами. Обсуждена возможность полного использования высшей теплоты сгорания топлива. Выделены факторы, способствующие повышению эффективности конденсационных котлов.

Ключевые слова: тепловой баланс, конденсационный котел, условный КПД, энергетическая эффективность.

Вступление. Для более эффективного использования теплоты сгорания топлива в отопительных и промышленных котельных широко начала использоваться конденсационная технология. Ее основная задача – глубокое охлаждение продуктов сгорания (ниже температуры точки росы) с обеспечением наиболее полной конденсации водяных паров, содержащихся в отходящих газах. Улучшение теплоизоляций зданий, снижение температуры теплоносителя, совершенствование отопительных приборов расширило возможности эффективного использования конденсационных котлов [1 – 4].

Цель и задание. Целью данной работы является сравнение энергетической эффективности конденсационных и традиционных котлов.

Материал и результаты исследования. Характерной частью конденсационных котлов является конденсационный теплообменник. Продукты сгорания (ПС) охлаждаются в нем обратной водой до температуры ниже t_p , а содержащийся в них водяной пар конденсируется на стенках теплообменника. Вследствие этого продукты сгорания, покидающие котел, имеют низкую температуру, всего на 10 – 15°C выше температуры обратной воды [7].

Значение температуры точки росы t_p зависит от состава ПС, что, в свою очередь, является следствием состава топлива, а также коэффициента избытка воздуха α и его влагосодержания d [5].

© Куделя П. П., Барабаш П. А., 2014