

Д. М. Шпрехер¹, д-р техн. наук, проф., shpreher-d@yandex.ru,

Г. И. Бабочкин², д-р техн. наук, проф., babokinginov@yandex.ru,

А. В. Зеленков¹, аспирант, sashazelinkv@mail.ru,

¹Тульский государственный университет, г. Тула,

²Национальный исследовательский технологический университет "МИСиС", Горный институт, г. Москва,

Нейросетевой алгоритм настройки ПИ регулятора в системе управления очистного комбайна

Рассматривается система управления очистным комбайном, который предназначен для разрушения горной породы и погрузки ее на забойный конвейер. При обработке комбайном пласта угля внешние возмущения — сопротивляемость угля резанию, твердые включения породы, изменение ширины захвата шнеков, изменяющиеся неопределенно, приводят к ухудшению качества переходных процессов. В работе акцентируется внимание на системе управления комбайном, ключевыми элементами в которой являются: привод подачи, привод резания, угольный забой и типовой регулятор, обеспечивающий системе желаемые показатели качества управления.

Типовой регулятор тока резания в виде ПИ регулятора с параметрами, настроенными на конкретный режим работы комбайна, не может обеспечить оптимальное функционирование системы управления во всех режимах в силу нелинейности объекта управления и случайного характера изменения сопротивляемости угля резанию. Для улучшения показателей качества управления необходимо выбирать параметры ПИ регулятора так, чтобы минимизировать амплитуды бросков тока двигателя резания, а значит, и снизить амплитуды момента в трансмиссии привода резания и минимизировать время успокоения системы.

В настоящей работе предлагается алгоритм настройки, в основе которого лежит идентификация вида возмущающего воздействия по кривым отклика системы, доступным наблюдению, в целях получения значений параметров регулятора для каждого из возможных режимов функционирования комбайна.

При этом предложено применять искусственную нейронную сеть прямого распространения сигнала, выступающую в качестве оперативного средства распознавания многомерной кривой отклика в контуре управления. Была использована нейронная сеть двух архитектур: со скалярной и векторной выходными функциями. Алгоритм распознавания кривых удовлетворяет ограничениям по быстродействию решения задачи управления электромеханической системой, так как распознавание возмущения происходит за время, не превосходящее время выхода процесса на максимум броска тока. Корректность полученных результатов была подтверждена результатами компьютерного моделирования.

Ключевые слова: очистной комбайн, перегрузка, ПИ регулятор, переходный процесс, нейронная сеть, система управления, достоверность распознавания, позиционный код

Введение

Подземный способ добычи угля в настоящее время ориентирован на использование очистных механизированных комплексов, в которых очистной комбайн (ОК) выполняет основную функцию — разрушение горной породы и ее погрузку на забойный конвейер [1].

Технологический процесс угледобычи является нелинейным и нестационарным в виду изменения значений параметров механизмов, входящих в состав очистных механизированных комплексов, в которых такие процессы протекают. Нестабильность параметров объекта управления без перенастройки регулятора приводит к ухудшению качества переход-

ных процессов, что выражается, в том числе, в увеличении энергопотребления, ухудшении сортности добываемого угля и поломке резцов исполнительного органа (ИО). Но на практике такая перенастройка на шахте обычно не проводится из-за ее трудоемкости и высоких требований к квалификации исполнителей [2].

Кроме того, возмущения различной природы оказывают существенное влияние на ход технологического процесса угледобычи, усложняя задачу управления. К ним следует отнести неконтролируемые внешние возмущающие воздействия, основным из которых является сопротивляемость угля резанию, обусловленная содержанием крупных консолидированных включений (линз, окатышей, валунов).

Так, при встрече ИО комбайна с твердыми включениями породы в пласте угля в случае, если сигнал управления на снижение скорости подачи ОК не поступит своевременно, могут возникнуть большие ударные нагрузки на ИО и в трансмиссиях приводов резания и подачи. Как следствие, происходит повышенный износ режущего инструмента или поломка комбайна, а значит, потеря добычи за счет возрастания длительности простоев ОК.

В данных условиях актуальной потребностью является разработка и применение регуляторов, управляющее воздействие которых формируется так, чтобы оперативно реагировать на изменения возмущающих и задающих воздействий, обеспечивая точность и качество управления процессом угледобычи в заданном диапазоне значений.

Система управления очистным комбайном с типовым регулятором

Объектом управления для разрабатываемого регулятора является ОК, включающий приводы подачи и резания (рис. 1) [3].

Привод подачи предназначен для передвижения комбайна в процессе работы с необходимым тяговым (напорным) усилием, а также при различных маневровых операциях и состоит из асинхронного двигателя подачи (АДп), редуктора подачи и вынесенных или встроенных механизмов перемещения. Привод резания содержит электродвигатель резания (АДр), редуктор резания и ИО шнекового или барабанного типа, который, вращаясь со скоростью $n_{\text{ИО}}$ и перемещаясь поступательно,

врезается в угольный массив и осуществляет разрушение угольного пласта (рис. 1).

В системе управления ОК применяют типовой регулятор тока резания (нагрузки) (РТР) в виде ПИ регулятора, назначение которого — не допустить перегрузки или опрокидывания электродвигателя привода резания путем контроля параметра рабочего тока электродвигателя резания I_p с помощью сигнала с датчика тока, путем изменения скорости подачи V_p комбайна при изменении сопротивляемости полезного ископаемого резанию A и условий работы комбайна [4]. Регулирование скорости V_p и усилия подачи комбайна $F_{\text{сп}}$ осуществляется с помощью преобразователя частоты (ПЧ) за счет изменения частоты $f_{\text{ст}}$ и напряжения $U_{\text{ст}}$ на статоре АДп.

Данная система управления вынуждена работать в условиях параметрических возмущений $M_{\text{ср}}$, действующих на ИО в процессе разрушения угольного пласта, которые формируются под влиянием разнообразных, сложным образом взаимодействующих и непрерывно изменяющихся во времени и в пространстве факторов. Сложность в управлении добавляет случайный характер самого процесса разрушения угля, приводящий к появлению непрогнозируемых ударных нагрузок на ИО [5].

Таким образом, процесс разрушения и погружки угля носит случайный нестационарный характер, следовательно, при синтезе систем управления процессом угледобычи целесообразно использовать методы оперативной корректировки коэффициента передачи регулятора тока (РТР) асинхронного двигателя резания (АДр) и постоянной времени интегрирования этого регулятора.

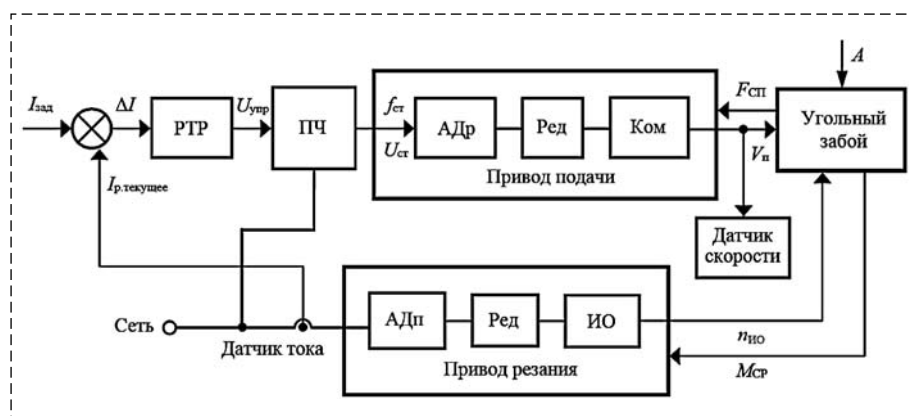


Рис. 1. Структурная схема совместной работы привода подачи и привода резания в очистном комбайне

Fig. 1. Block diagram of the joint operation of the motion drive and cutting drive of the shearer

За последние десятилетия было разработано множество различных подходов к настройке типовых регуляторов, включая ПИ регуляторы, например, правила Циглера—Николса, Коэна—Куна, Чина—Хронеса—Ресквика [6]. Однако точность данных методов во многом зависит от точности полученной модели объекта управления, что является достаточно нетривиальной задачей в условиях горного производства. Кроме того, П и ПИ законы регу-

лирования являются линейными, в то время как в реальности, строго говоря, не существует линейных стационарных объектов управления (ОУ) [7]. Коэффициенты таких регуляторов часто подобраны оптимально для конкретного состояния объекта, однако при его переходе в другие состояния данные значения коэффициентов уже не позволяют получать требуемые по качеству переходные процессы. Это ведет к снижению качества регулирования [8, 9]. Данная проблема актуальна для многих отраслей — от микротехнологий до крупной промышленности.

Перспективным направлением совершенствования современных систем управления сложными электромеханическими объектами является широкое использование методов и технологий искусственного интеллекта, обеспечивающих высокую эффективность процессов управления и широкий диапазон функциональных возможностей в условиях неопределенности модели объекта [10]. Так, в работе [11] рассматриваются вопросы синтеза законов управления манипуляционными микроробототехническими системами с блоками предсказания. В статье [12] была предложена математическая модель продольного движения грузового автомобиля и нейросетевая реализация алгоритма функционирования адаптивного круиз-контроля. В работе [13] разработан нейросетевой блок автонастройки ПИД регулятора для объектов энергетики.

Более фундаментальные и прикладные вопросы аппаратно-программной реализации алгоритмов отражены в работах [14–16].

Рассмотренные в работах методы аппроксимации законов изменения коэффициентов ПИ регулятора могут быть в дальнейшем использованы для построения систем управления, способных эффективно функционировать в различных режимах. Полученные результаты позволяют констатировать тот факт, что в процессе изменения параметров объекта существенное превосходство дает использование нейросетевого блока автонастройки. Обоснованность подхода подтверждена численным моделированием, а также результатами управления реальными объектами.

Актуальность данной проблемы в угледобывающей промышленности обусловлена частыми поломками оборудования в результате длительных колебательных процессов в механических частях трансмиссии динамических

моментов со значениями, большими номинальных. Однако готовых для внедрения решений по синтезу нейросетевых систем управления для электроприводов очистных комбайнов обнаружено не было.

Алгоритм настройки типового ПИ регулятора

Для того чтобы качество управления не ухудшалось, необходимо получить значения параметров регулятора для каждого из возможных режимов функционирования ОУ, включая и компенсацию возмущений.

Для расчета оптимальных параметров ПИ регулятора необходимо знать характер изменения сопротивления угля резанию, который, в свою очередь, можно идентифицировать по форме начального фрагмента кривой отклика на скачок нагрузки [17].

Реализовать настройку коэффициентов ПИ регулятора возможно с использованием искусственной нейронной сети (НС) прямого распространения сигнала, выступающей в качестве оперативного средства распознавания многомерной кривой отклика в контуре управления.

При внезапном изменении сопротивления угля резанию, в частности, при различных уровнях скачков и их комбинаций, быстродействие регулятора тока резания (длительность переходных процессов) и броски тока также различаются, успокоение переходного процесса также происходит за разное время и зависит от параметров регулятора.

Для улучшения качества переходного процесса необходимо выбирать параметры ПИ регулятора так, чтобы минимизировать амплитуды бросков тока, а значит, и снизить амплитуды момента в трансмиссии привода резания и минимизировать время успокоения системы (снизив время действия максимальных моментов в трансмиссии), в том числе, относительно ПИ регулятора в данных условиях.

Удовлетворить обоим требованиям можно, минимизировав интеграл функции, вычисляемый дискретизацией и суммированием невязки в каждом отсчете кривой тока резания и отсчетов линии уставки в заданном временном интервале, который пропорционален потоку механической энергии в трансмиссии. Таким образом, оптимальными настройками ПИ регулятора K_p и K_I считаются такие, которые при заданном возмущающем воздействии A обеспечивают минимум площади S под кривой

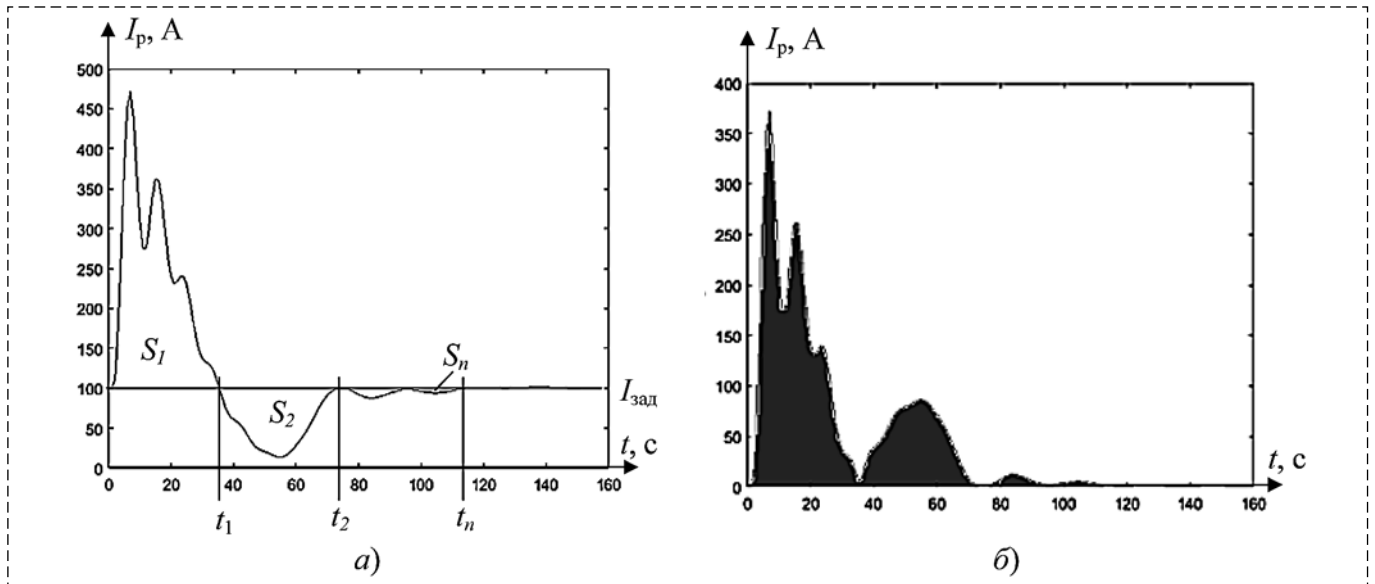


Рис.2. График изменения силы тока резания при внезапном изменении параметра сопротивляемости угля резанию (а) и переход к кривой, площадь под которой необходимо минимизировать (б)

Fig. 2. The graph of the change in the cutting current with a sharp change in the coal cutting resistance parameter (a) and the transition to the curve, the area under which it is necessary to minimize (b)

силы тока статора асинхронного двигателя (АД) резания, регистрируемой после скачка (или первого из комбинации скачков) (рис. 2):

$$S = S_1 + S_2 + \dots + S_n = \int_0^{t_1} (I_p(t) - I_{\text{зад}}) dt + \left| \int_{t_1}^{t_2} (I_p(t) - I_{\text{зад}}) dt \right| + \dots + \left| \int_{t_{n-1}}^{t_n} (I_p(t) - I_{\text{зад}}) dt \right|.$$

Для решения вышеупомянутой задачи предлагается алгоритм, содержащий следующую последовательность этапов.

1. С использованием компьютерной модели системы "ПИ регулятор—Угольный комбайн", реализованной в среде MATLAB/Simulink, формирование обучающей выборки (табл. 1) [18].

В табл. 1 приняты следующие обозначения.

Входные данные:

$A_1 \dots A_N$ — одиночные значения или комбинации скачков сопротивляемости угля реза-

ния; $K_{P1} \dots K_{PN}$ — пропорциональная составляющая ПИ регулятора; $K_{I1} \dots K_{IN}$ — интегральная составляющая ПИ регулятора;

Выходные данные:

$\{I\}_1 \dots \{I\}_N$ — отсчеты кривой силы тока статора АД резания, регистрируемые после скачка (или первого из комбинации скачков); $\{V\}_1 \dots \{V\}_N$ — отсчеты кривой скорости подачи ОК, регистрируемые после скачка (или первого из комбинации скачков); $S_1 \dots S_N$ — площади под кривой силы тока статора АД резания, регистрируемые после скачка (или первого из комбинации скачков).

В выборке всех возможных комбинаций A , K_P и K_I объемом N определяются оптимальные сочетания $[A, K_P^*$ и $K_I^*]$ по критерию:

$$S \rightarrow \min.$$

2. На основе выборки (табл. 1) формируется модель распознавания отклика системы "ПИ регулятор—очистной комбайн". Входные и выходные параметры модели представлены в табл. 2.

В табл. 2 приняты следующие обозначения.

Входные данные:

$K_{P1} \dots K_{PM}$ — пропорциональная составляющая ПИ регулятора; $K_{I1} \dots K_{IM}$ — интегральная составляющая ПИ регулятора; $\{I\}_1 \dots \{I\}_N$ — первые M отсчетов кривой силы тока статора АД резания, регистрируемые после скачка (или первого из комбинации скачков); $\{V\}_1 \dots \{V\}_M$ —

Таблица 1
Table 1

Входные и выходные данные модели наблюдения

Observation model inputs and outputs

Входные данные			Выходные данные		
A_1	K_{P1}	K_{I1}	$\{I\}_1$	$\{V\}_1$	S_1
...	...	...	...	...	...
A_N	K_{PN}	K_{IN}	$\{I\}_N$	$\{V\}_N$	S_N

Таблица 2
Table 2

Входные и выходные данные модели распознавания
Input and output data of the recognition model

Входные данные				Выходные данные
K_{P1}	K_{I1}	$\{I\}_1$	$\{V\}_1$	A_1
...	...	...	...	...
K_{PM}	K_{IM}	$\{I\}_M$	$\{V\}_M$	A_M

первые M отсчетов кривой скорости подачи ОК, регистрируемые после скачка (или первого из комбинации скачков)

Выходные данные:

$A_1...A_M$ — одиночные значения или комбинации скачков сопротивления угля резания.

Системотехнически речь идет о L моделях распознавания, где L — число сочетаний значений K_P и K_I , т. е. для каждого сочетания K_P и K_I на вход модели подаются отсчеты двумерной кривой $\{I\}, \{V\}$, на выходе снимается распознанный вид скачка A . Выборка, вид которой представлен в табл. 2, используется для обучения нейронной сети (НС) прямого распространения. При этом также могут применяться L нейросетевых моделей распознавания, каждая для своей комбинации K_P и K_I : на вход подаются отсчеты кривой $\{I\}, \{V\}$, на выходе снимается распознанный вид скачка A .

3. Регистрируется или моделируется процесс работы ОК в условиях непредсказуемых видов скачков (если скачки непредсказуемы во времени и по уровню, то получается полный марковский процесс как обобщение схемы Бернулли). ПИ регулятор имеет начальные значения коэффициентов: K_P^1 и K_I^1 . Регистрируем факт начала скачка и первые M отсчетов переходного процесса. Отсчеты идентифицируемой кривой после скачка на интервале 1,25 с силы тока статора АД резания и скорости подачи показаны на рис. 3, а, б, соответственно, параметры $A = 6$; $K_P = 0,21$; $K_I = 2,5$.

В реальных условиях окружающей среды информацион-

ные системы большинства технических объектов функционируют в условиях шумов и искажений. Поэтому на вход модели распознавания подаются искаженные (согласованной низкочастотной помехой) и зашумленные (белым гауссовским шумом) первые M отсчетов двумерного сигнала $\{I\}, \{V\}$. На выходе модели формируется оценка распознанного класса вида скачка A' . Класс A в общем случае характеризует уровни и последовательность серии ступенчатых аппроксимаций изменения сопротивления угля резанию. Первые M отсчетов переходного процесса регистрируются на длительности T_1 . Общая длительность переходного процесса составляет $T_1 + T_2$ (рис. 3).

Параллельно решается оптимизационная задача выбора соотношения интервалов T_1/T_2 , при котором, с одной стороны, обеспечивается устойчивое распознавание в условиях помех и шумов, с другой стороны, еще остается выигрыш оптимального управления, связанный с упреждающей коррекцией коэффициентов ПИ регулятора под распознанный класс скачка сопротивления угля резанию.

4. Для распознанного вида скачка A' по табл. 1 определяется оптимальная комбинация K_P^{opt} и K_I^{opt} , для которой $S \rightarrow \min$.

5. Выполняется коррекция параметров ПИ регулятора:

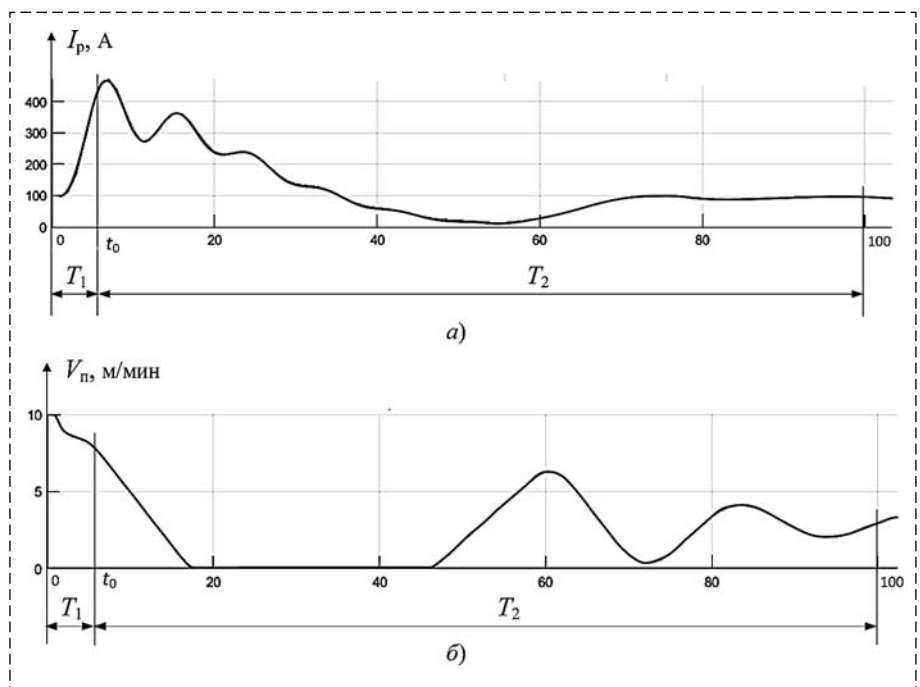


Рис. 3. Формирование фрагмента первых отсчетов:

а — силы тока статора АД резания; б — скорости подачи очистного комбайна

Fig. 3. Formation of a fragment of the first indications of:

а — stator current of the cutting electric motor; б — speed of movement of the shearer

$$\begin{cases} \Delta K_p = (K_p^1 - K_p^{opt}) \left(\frac{S_1}{S_1 + S_2} \right); \\ \Delta K_I = (K_I^1 - K_I^{opt}) \left(\frac{S_1}{S_1 + S_2} \right), \end{cases}$$

где S_1 и S_2 — площади под участками кривой наблюдения и прогнозирования, соответственно, для длительностей T_1 и $(T_1 + T_2)$ (рис. 3).

При ограничениях на вычислительные ресурсы контроллера формулы для коррекции можно упростить:

$$\begin{cases} \Delta K_p = (K_p^1 - K_p^{opt}) \left(\frac{T_1}{T_1 + T_2} \right); \\ \Delta K_I = (K_I^1 - K_I^{opt}) \left(\frac{T_1}{T_1 + T_2} \right), \end{cases}$$

где T_1 и T_2 — длительность регистрации кривой на входе модели распознавания и оставшаяся длительность переходного процесса, соответственно.

6. В момент времени t_0 , точнее $(t_0 + \Delta t)$, где Δt — время, отводимое на распознавание и коррекцию, присваиваются новые значения коэффициентам ПИ регулятора:

$$\begin{cases} K_p^2 = K_p^1 + \Delta K_p; \\ K_I^2 = K_I^1 + \Delta K_I. \end{cases}$$

При этом обобщенная схема регулирования, приведенная на рис. 1, путем дополнения функциональными блоками преобразуется к виду, изображенному на рис. 4.

В общем случае в качестве источников данных для идентификации вида возмущающего воздействия на объект регулирования могут использоваться n сечений многомерной кривой отклика, доступных наблюдению (рис. 5).

Алгоритм распознавания кривых должен быть масштабируемым относительно n , а также должен удовлетворять ограничениям по быстродействию решения задачи управления электромеханической системой, так как распознать скачок необходимо, когда переходный процесс не вышел на максимум броска силы тока (см. рис. 2, 3).

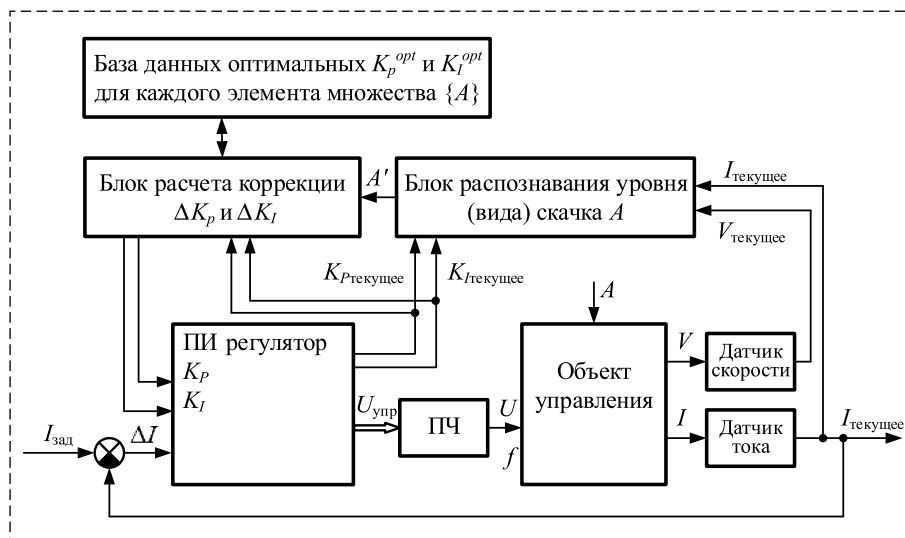


Рис. 4. Преобразованная схема регулирования угольного комбайна

Fig. 4. Converted control circuit for the shearer

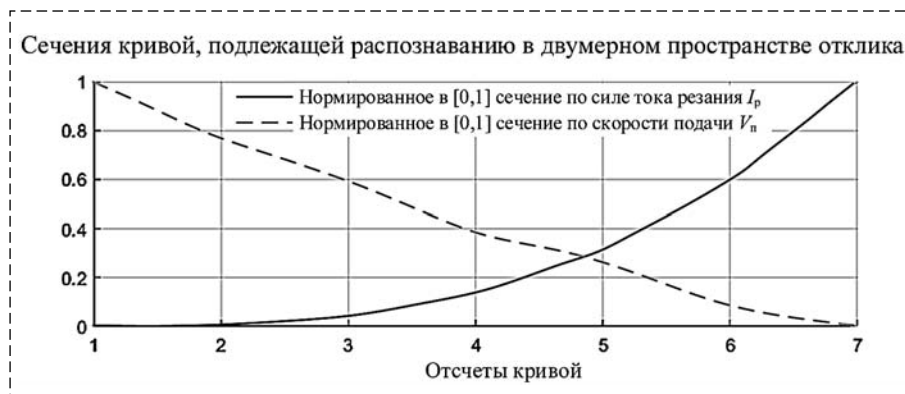


Рис. 5. Два сечения фрагмента двумерной кривой, подаваемых на вход алгоритма распознавания

Fig. 5. Two sections of a fragment of a two-dimensional curve supplied to the input of the recognition algorithm

Нейросетевая реализация алгоритма настройки ПИ регулятора

Реализовать настройку коэффициентов ПИ регулятора возможно с использованием искусственной НС прямого распространения сигнала, выступающей в качестве оперативного средства распознавания многомерной кривой отклика в контуре управления параметрами контроллера.

ОУ, или источником данных переходных процессов в модели наблюдения, является модель функционирования угле-

добывающего комбайна УКД300, реализованная в системе Simulink [18].

На вход модели наблюдения подается дискретный уровень скачка сопротивляемости угля резанию A .

Принято, что внутреннее состояние объекта наблюдения с достаточной для достоверного распознавания степенью приближения описывается двумя скалярными величинами:

- пропорциональной составляющей ПИ регулятора силы тока АД резания K_p ;
- интегральной составляющей ПИ регулятора силы тока АД резания K_I .

С выхода модели наблюдения снимаются дискретные отсчеты двумерной кривой $\{I\}, \{V\}$, где I — сила тока АД резания, V — скорость подачи ОК.

Генерация обучающей выборки заключается в последовательном выполнении следующих этапов:

1. Задание условий начального уровня скачка $A = A_1$ и начальных значений составляющих ПИ регулятора силы тока АД резания K_p^1 и K_I^1 .
2. Запуск модели функционирования ОК.
3. Регистрация и запись в двумерный массив реализаций кривой отклика $\{I\}, \{V\}_1$ на скачок A_1 .
4. Последовательная вариация условий функционирования ОК $[A_1, \dots, A_n], [K_p^1, \dots, K_p^m], [K_I^1, \dots, K_I^k]$ с запуском модели функционирования и регистрацией $M = nmk$ кривых отклика в трехмерный массив.

Задача распознавания заключается в оценке уровня скачка $A_i, i = 1, \dots, M$, по фрагменту (начальным отсчетам) двумерной кривой $\{I\}, \{V\}_i$, при заданных состояниях K_p^i и K_I^i .

Входной вектор обучающей выборки содержит первые L отсчетов распознаваемой кривой и, в силу разных диапазонов кривой по току $[1, 100]$ и скорости $[1, 10]$ s_i , нормирован в интервал $s_i^{norm} \in [0, 1]$:

$$s_i^{norm} = \frac{s_i - s_{i,\min}}{s_{i,\max} - s_{i,\min}}(b - a) + a,$$

где a и b — границы нормированного диапазона ($a = 0, b = 1$); $s_{i,\min}$ и $s_{i,\max}$ — минимальное и максимальное значения на интервале нормирования.

Выходные переменные обучающей выборки характеризуют скалярную величину — уровень скачка сопротивляемости угля резанию A , в связи с чем нормировка/денормировка выходных векторов нецелесообразна.

Таким образом, возможно применение многослойной НС прямого распространения двух архитектур. Первая, с так называемой скалярной функцией выхода, имеет архитектуру $\{L, X_1, \dots, X_N\}$, где L — размер входного слоя, $X_1, \dots, X_N$ — размеры скрытых слоев, число скрытых слоев 1. Входными сигналами будут фрагменты сечения кривой по силе тока резания $\{S_1^1, S_{L1}^1\}$ и фрагменты сечения кривой по скорости подачи ОК $\{S_1^2, S_{L2}^2\}$, выход e_j состоит из одного нейрона и соответствует виду скачка A . Вторая НС, с так называемой векторной функцией выхода, имеет архитектуру $\{2L, X_1, \dots, X_N\}$. Входные сигналы идентичны первой НС, число выходных нейронов соответствует числу возможных значений (вариантов) A . Число скрытых слоев 2.

Вычисление взвешенных выходных значений $w_{ij} \cdot f(s_i)$ нейронов с учетом максимального числа слоев осуществляется в соответствии с выражением

$$c_j = f_j^{[3]} \left(\sum_{m=1}^{n_3} w_{mj}^{[3]} \left(f_m^{[2]} \left(\sum_{h=1}^{n_2} w_{hm}^{[2]} \left(f_h^{[1]} \left(\sum_{i=1}^{n_1} w_{ih}^{[1]} s_i \right) \right) \right) \right) \right),$$

$$j = \overline{1, n_3},$$

где n_2, n_3 — число нейронов в скрытых слоях; n_1 — число нейронов распределительного слоя; s_i — i -й вход НС; w — весовые коэффициенты по слоям с индексами i, h, m ; f — функции активации по слоям с индексами h, m, j .

В экспериментах все передаточные функции нейронов одинаковые:

$$f^{[s]}(x) = \frac{e^{a^{[s]}x} - e^{-a^{[s]}x}}{e^{a^{[s]}x} + e^{-a^{[s]}x}},$$

где a — параметр крутизны гиперболического тангенса; x — взвешенная сумма входов нейрона.

Алгоритмом обучения обеих архитектур НС выбран квазиньютоновский алгоритм, или процедура второго порядка, в которой кроме первых используются производные и второго порядка [19].

На рис. 6 приведены зависимости достоверности распознавания скачка сопротивляемости угля резанию двумя типами НС (со скалярной и векторной функциями выхода) в зависимости от числа первых отсчетов фрагмента кривой, использованной при распознавании. В численных экспериментах использовались от 10 до 1000 примеров обучающей выборки, в которой нормированные значения сопротивляемости угля A изменялись от 1 до 10 с равномерным шагом от 1 до 0,01.

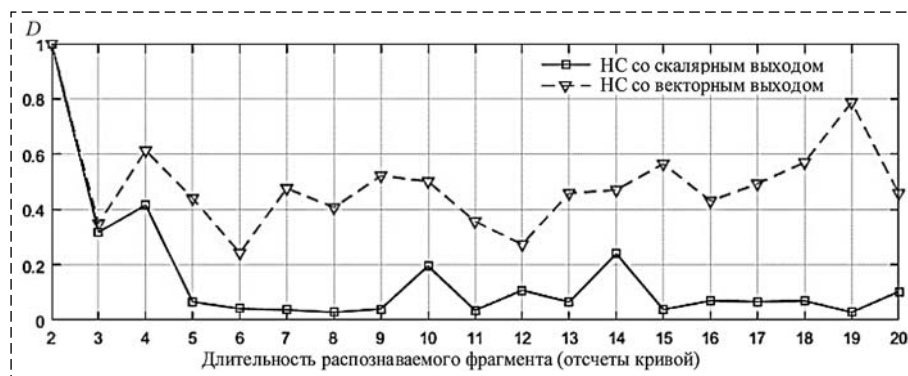


Рис. 6. Зависимость достоверности D распознавания вида скачка силы тока от длительности фрагмента наблюдения

Fig. 6. Dependence of the recognition reliability of the type of current surge on the duration of the observation fragment

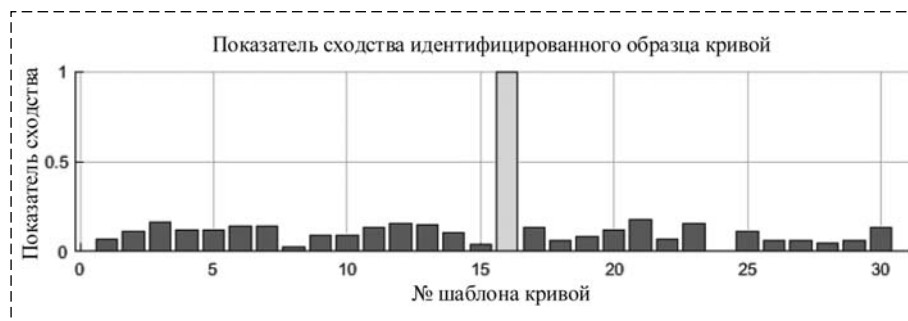


Рис. 7. Результат функционирования НС с векторной функцией выхода

Fig. 7. The result of the functioning of the neural network with a vector output function

Зависимости свидетельствуют о более высокой помехоустойчивости распознавания с использованием НС с векторной функцией выхода, платой за которую является на порядок более трудоемкое длительное обучение.

НС с векторной функцией выхода использует в выходном слое НС позиционный код вида

$$[-1, -1, \dots, 1, \dots, -1] \rightarrow C_j, \quad j = \overline{1, M}.$$

$1, 2, \dots, j, \dots, M$

Иными словами, наличие единичного уровня выходного сигнала j -го нейрона в совокупности с отрицательными уровнями остальных нейронов в целевом векторе свидетельствует об A_j -м скачке сопротивления угля, где номер нейрона с максимальным уровнем выхода указывает на номер искомого шаблона кривой и, соответственно, искомого уровня скачка A (рис. 7).

При большом объеме выборки была использована НС с двумя скрытыми слоями. Число нейронов первого и второго скрытых слоев составляло 85 и 35 соответственно.

Заключение

1. В рамках данной работы было предложено для повышения быстродействия системы регу-

лирования применить ПИ регулятор, коэффициенты которого адаптируются к внешним условиям работы ОК при внезапных изменениях нагрузки (сопротивляемости угля резанию).

2. В результате исследований способов настройки коэффициентов ПИ регулятора подтверждена возможность использования НС прямого распространения сигнала, выступающей в качестве оперативного средства распознавания многомерной кривой отклика в контуре управления параметрами контроллера ОК. Для повышения помехоустойчивости распознавания использована специализированная архитектура НС с векторной функцией выхода. Целевые обучающие векторы такой НС образованы позиционным кодом, указывающим на вид распознаваемого скачка нагрузки (изменение сопротивления угля резанию).

3. Предложенный в статье подход может быть использован при решении и других прикладных задач, в которых объект управления является нелинейным, и алгоритму управления требуется адаптироваться к меняющемуся состоянию объекта. Полученные результаты планируется использовать в дальнейшем для совершенствования системы управления нагрузкой очистных комбайнов.

Список литературы

1. Бабокин Г. И., Шпрехер Д. М., Колесников Е. Б. Математическое моделирование электропривода очистного комбайна с встроенной системой перемещения // Известия Тульского государственного университета. Технические науки. 2019. № 3. С. 645–651.
2. Morkun V., Morkun N., Tron V., Paraniuk D., Sulyma T. Adaptive control of drilling by identifying parameters of object model under nonstationarity conditions // Mining of Mineral Deposits. 2020. Vol. 14, Iss. 1. P. 100–106.
3. Воронин В. А., Непша Ф. С. Имитационное моделирование электропривода очистного комбайна для оценки показателей энергоэффективности системы электроснабжения // Записки Горного института. 2020. Т. 246. С. 633–639.
4. Стариков Б. Я., Азарх В. Л., Рабинович З. М. Асинхронный электропривод очистных комбайнов. М.: Недра, 1981. 288 с.
5. Liu C., Qin D., Liao Y. Electromechanical dynamic analysis for the drum driving system of the long-wall shearer // Advances in Mechanical Engineering. 2015. Vol. 7, N. 10. P. 1–14.

6. Pfeiffer B. M. Towards "plug and control": self-tuning temperature controller for PLC // International journal of Adaptive Control and Signal Processing. 2000. N. 14. P. 519–532.
7. Глущенко А. И. Нейросетевая адаптивная настройка регуляторов для управления нестационарными технологическими объектами в металлургии: дис. докт. техн. наук. Воронеж, 2020. 304 с.
8. Еременко Ю. И., Глущенко А. И., Фомин А. В. О применении нейросетевого настройщика параметров ПИ-регулятора на тепловых объектах горно-металлургической отрасли в режиме обработки возмущений // Горный информационно-аналитический бюллетень (научно-технический журнал). 2017. № 12. С. 122–133.
9. Astrom K. J., Hagglund T. Advanced PID Control. Research Triangle Park: ISA — The Instrumentation, Systems, and Automation Society, 2006. 461 p.
10. Емельянов А. В., Гордеев В. Н., Жабин И. П. Использование нейронных сетей для идентификации текущих параметров объекта управления электроприводом постоянного тока // Известия ТулГУ. Технические науки. 2017. Вып. 11. Ч. 3, С. 252–261.
11. Ильясов Б. Г., Даринцев О. В., Мигранов А. Б. Использование нейросетевого предиктора в системе управления микротехнологическим процессом // Мехатроника, автоматизация, управление. 2005. № 8. С. 39–45.
12. Волков В. Г., Демьянов Д. Н. Синтез и нейросетевая реализация ПИ регулятора адаптивного круиз-контроля грузового автомобиля // Мехатроника, автоматизация, управление. 2018. № 11. С. 707–713.
13. Щербатов И. А., Артюшин В. А., Долгушев А. Н. Разработка нейросетевого блока автонастройки ПИД-регулятора для объектов энергетики // Информационные технологии. Проблемы и решения. 2019. № 1 (6). С. 190–195.
14. Змеу К. В., Ноткин Б. С., Дьяченко П. А. Безмодельное прогнозирующее инверсное нейроуправление // Мехатроника, автоматизация, управление. 2006. № 9. С. 8–15.
15. Иващук Д. Г. Алгоритм ПИД-регулирования на основе искусственных нейронных сетей // Совершенствование методологии познания в целях развития науки: сборник статей Международной научно-практической конференции. 2018. С. 16–18.
16. Кравец П. И., Жеребко В. А., Шимкович В. Н. Методика аппаратно-программной реализации одноканального нейросетевого ПИД-регулятора на FPGA // Вісник Вінницького політехнічного інституту. 2011. № 3 (96). С. 148–152.
17. Shprekher D. M., Kolesnikov E. B., Zelenkov A. V. Investigation of possibility to stabilize load current of shearer's cutting electric drive // Proceedings 2020 International Russian Automation Conference, RusAutoCon 2020. Sochi, Russia. P. 248–254.
18. Шпрехер Д. М., Бабокин Г. И., Колесников Е. Б., Зеленков А. В. Исследование динамики нагружения регулируемого электропривода очистного комбайна // Известия Тульского государственного университета. Технические науки. 2020. № 2. С. 514–525.
19. Shepherd A. J. Second-Order Methods for Neural Networks. London: Springer-Verlag, 1997. 145 p.

Neural Network Algorithm for Adjusting the PI Controller in the Shearer Control System

D. M. Shprekher¹, shpreher-d@yandex.ru, G. I. Babokin², babokinginov@yandex.ru,
A. V. Zelenkov¹, sashazelinkv@mail.ru

¹Tula State University, Tula, 300012, Russian Federation,

²National Research Technological University "MISIS", Moscow, Russian Federation

Corresponding author: D. M. Shprekher, Dr. Tech. Sc., Professor, Tula State University,
Tula, 300012, Russian Federation, e-mail: shpreher-d@yandex.ru

Accepted on September 23, 2021

Abstract

The control system of a shearer is considered, which is designed for destroying rock and loading it onto a scraper conveyor. When working out a coal seam by a shearer, external disturbances — the coal resistance to cutting, solid inclusions of rock, changes in the width of the screw, which vary indefinitely, lead to a deterioration in the quality of transients. The paper focuses on the shearer control system, the key elements of which are: a movement drive, a cutting drive, a coal face and a standard regulator that provides the system with the desired control quality indicators. A typical cutting current controller in the form of a PI controller with parameters configured for a specific mode of operation of the shearer cannot ensure the optimal functioning of the control system in all modes due to the non-linearity of the control object and the random of changes in the coal resistance to cutting. To improve the control quality indicators, it is necessary to choose the parameters of the PI controller so as to minimize the amplitudes of the current steps of the cutting motor, and therefore reduce the amplitudes of the moment in the transmission of the cutting drive and minimize the system quieting time. In this paper, we propose a tuning algorithm based on obtaining the values of the controller parameters for each of the possible modes of operation of the shearer, identifying the type of disturbing effect by the response curves of the system available to observation. At the same time, the use of an artificial feed forward neural network, acting as an operational means of recognizing a multidimensional response curve in the control loop, is proposed. A neural network of two architectures was used: with a scalar and a vector output function. The curve recognition algorithm satisfies the limitations on the speed of solving the problem of controlling an electromechanical system, since the recognition of a disturbance occurs in a time that does not exceed the output of the process to the maximum of the current step. The correctness of the obtained results was confirmed by the results of computer modeling.

Keywords: shearer, overload, PI controller, transients, neural network, control system, recognition reliability, positional code

For citation:

Shprekher D. M., Babokin G. I., Zelenkov A. V. Neural Network Algorithm for Adjusting the PI Controller in the Shearer Control System, *Mekhatronika, Avtomatizatsiya, Upravlenie*, 2022, vol. 23, no. 1, pp. 13–22.

DOI: 10.17587/mau.23.13-22

References

1. **Babokin G. I., Shprekher D. M., Kolesnikov E. B.** Mathematical modeling of the electric drive of a shearer with a built-in moving system, *Izvestiya Tul'skogo gosudarstvennogo universiteta. Tekhnicheskie nauki*, 2019, no. 3, pp. 645–651 (in Russian).
2. **Morkun V., Morkun N., Tron V., Paraniuk D., Sulyma T.** Adaptive control of drilling by identifying parameters of object model under nonstationarity conditions, *Mining of Mineral Deposits*, 2020, vol. 14, iss. 1, pp. 100–106.
3. **Voronin V. A., Nepsha F. S.** Simulation of the electric drive of the shearer for assessing the energy efficiency of the power supply system, *Zapiski Gornogo institute*, 2020, no. 246, pp. 633–639 (in Russian).
4. **Starikov B. Ya., Azarh V. L., Rabinovich Z. M.** Asynchronous electric drive of shearers, Moscow, Nedra, 1981, 288 p. (in Russian).
5. **Liu C., Qin D., Liao Y.** Electromechanical dynamic analysis for the drum driving system of the long-wall shearer, *Advances in Mechanical Engineering*, 2015, vol. 7, no. 10, pp. 1–14.
6. **Pfeiffer B. M.** Towards "plug and control": self-tuning temperature controller for PLC, *International journal of Adaptive Control and Signal Processing*, 2000, no. 14, pp. 519–532.
7. **Glushchenko A. I.** Neural network adaptive tuning of regulators to control non-stationary technological objects in metallurgy, Doctor of Technical Sciences (Engineering) dissertation, Voronezh, 2020, 304 p. (in Russian).
8. **Eremenko Yu. I., Poleshchenko D. A., Glushchenko A. I., YArmuratij D. Yu.** On intelligent adaptation of PID controller parameters to reduce energy consumption of a controlled process, *Nauchnye vedomosti. Seriya Istoriya. Politologiya. Ekonomika. Informatika*, 2013, vol. 22 (165), no. 28/1, pp. 210–217 (in Russian).
9. **Astrom K. J., Hagglund T.** Advanced PID Control, Research Triangle Park: ISA, The Instrumentation, Systems, and Automation Society, 2006, 461 p.
10. **Emel'yanov A. V., Gordeev V. N., Zhabin I. P.** The use of neural networks to identify the current parameters of the control object of a direct current electric drive, *Izvestiya Tul'skogo gosudarstvennogo universiteta. Tekhnicheskie nauki*, 2017, vol. 11, no. 3, pp. 252–261 (in Russian).
11. **Il'yasov B. G., Darincev O. V., Migranov A. B.** Using a neural network predictor in a microtechnological process control system, *Mekhatronika, Avtomatizatsiya, Upravlenie*, 2005, no. 8, pp. 39–45 (in Russian).
12. **Volkov V. G., Dem'yanov D. N.** Synthesis and neural network implementation of the PI controller for the adaptive cruise control of a truck, *Mekhatronika, Avtomatizatsiya, Upravlenie*, 2018, no. 11, pp. 707–713 (in Russian).
13. **Shcherbatov I. A., Artyushin V. A., Dolgushev A. N.** Development of a neural network block for autotuning a PID controller for power facilities, *Informacionnye tekhnologii. Problemy i resheniya.*, 2019, no. 1(6), pp. 190–195 (in Russian).
14. **Zmeu K. V., Notkin B. S., D'yachenko P. A.** Modelless predictive inverse neurocontrol, *Mekhatronika, Avtomatizatsiya, Upravlenie*, 2006, no. 9, pp. 8–15 (in Russian).
15. **Ivashchuk D. G.** PID control algorithm based on artificial neural networks, *Sovershenstvovanie metodologii poznaniya v celyah razvitiya nauki: sbornik statej Mezhdunarodnoj nauchno-prakticheskoy konferencii*, 2018, pp. 16–18 (in Russian).
16. **Kravec P. I., Zhrebko V. A., Shimkovich V. N.** Method of hardware and software implementation of the PID controller of a single neural network on an FPGA, *Vestnik Vinnickogo politekhnicheskogo instituta*, 2011, no. 3 (96), pp. 148–152 (in Ukr).
17. **Shprekher D. M., Kolesnikov E. B., Zelenkov A. V.** Investigation of possibility to stabilize load current of shearer's cutting electric drive, *Proceedings — 2020 International Russian Automation Conference, RusAutoCon 2020, Sochi, Russia*, pp. 248–254.
18. **Shprekher D. M., Babokin G. I., Kolesnikov E. B., Zelenkov A. V.** Investigation of the dynamics of loading of the variable electric drive of the shearer, *Izvestiya Tul'skogo gosudarstvennogo universiteta. Tekhnicheskie nauki*, 2020, no. 2, pp. 514–525 (in Russian).
19. **Shepherd A. J.** Second-Order Methods for Neural Networks, London, Springer-Verlag, 1997, 145 p.

cnews
CONFERENCES

5 апреля 2022 г., Москва

Конференция

ИТ в промышленности: от автоматизации к цифровизации

Основные проблемы

- Интернет вещей как основа «Индустрии 4.0»
- Видеоаналитика и машинное зрение: кейсы
- Большие данные и машинное обучение
- Использование роботов
- Искусственный интеллект
- Применения технологий дополненной реальности

Контактная информация

+7 (495) 500-00-36, доб. 9401, 9402, 9403, 9404
events@cnews.ru