

УДК 338.28

*М.Ю. Зарубин, В.Р. Зарубина*Рудненский индустриальный институт (РИИ), Республика Казахстан
Республика Казахстан, 111500, г. Рудный, ул. 50 лет Октября, 38

Использование искусственных нейрорподобных сетей для управления технологическими процессами железо-обогащительного комплекса

*M. Zarubin, V.R. Zarubin**Rudny Industrial Institute (RII), Republic of Kazakhstan
Republic of Kazakhstan, 111500, c. Rudny, st. 50 year of October, 38*

The use of Artificial Neural Networks for Process Control Hardware and Processing Complex

*М.Ю. Зарубін, В.Р. Зарубіна*Рудненський індустріальний інститут (РІІ), Республіка Казахстан
Республіка Казахстан, 111500, м. Рудно, вул. 50 років Жовтня, 38

Використання штучних нейрорподібних мереж для керування технологічними процесами залізо-збагачувального комплексу

В статье рассматривается решение задачи оптимизации работы горно-обогащительного оборудования в условиях нестабильности входных параметров. Для решения используется аппарат искусственных нейрорподобных сетей.

Ключевые слова: обогащительная фабрика, система автоматического управления, нейросеть.

In article the solution of a problem of optimization of work of the mining and processing equipment in the conditions of instability of input parameters is considered. For the decision, the device of artificial neurosimilar networks is used.

Key words: concentrating factory, system of automatic control, neuronet.

У статті розглядається рішення задачі оптимізації роботи гірничо-збагачувального устаткування в умовах нестабільності входних параметрів. Для вирішення використовується апарат штучних нейрорподібних мереж.

Ключові слова: збагачувальна фабрика, система автоматичного управління, нейромережа.

Истощение минерально-сырьевой базы и конкурентная борьба явились причиной нескольких НТР, приведших к формированию основной теоретико-методологической базы в вопросах, посвященных управлению процессами при обогащении полезных ископаемых. Особое место занимают фундаментальные работы Р. Изермана, В.А. Бесекерского, Е.П. Попова, В.В. Солодовникова, А.В. Нетушила, В.А. Лукаса.

Вопросы автоматизации обогащительных фабрик рассматривались в работах Г.А. Хака, Б.Д. Кошарского, А.Н. Марюты, В.В. Стальского, А.Е. Козина, В.З. Тропа, Дж. Форрестера и многих других.

Основа теории искусственных нейрорподобных сетей заложена в работах У. Маккалоха, У. Питса, Д. Хебба, Ф. Розенблатта, Д. Хьюбела, Т. Визеля, В. Уидроу, К. Штайнбуха, М. Минского, Дж. Хопфилда, Н.М. Амосова, А.И. Галушкина, В.К. Левина, Ц.Г. Литовченко и других.

Этой теме посвящены публикации таких зарубежных авторов, как П. Спек, Л. Паттерсон, Р. Бишоп, Дж. Голландок. Теоретические аспекты искусственных нейросетей достаточно хорошо разработаны такими известными украинскими и российскими исследователями, как Н.М. Амосов, В.М. Белов, Э.М. Куссуль, В.М. Глушков, А.И. Галушкин, А.Н. Горбань, В.Л. Дунин-Барковский, Е.М. Миркес, В.Г. Царегородцев, А.Б. Барский и др. В научно-технической литературе Республики Казахстан проблемы, связанные с аппаратом искусственных нейрноподобных сетей, рассматриваются в работах А.Ф. Цехового, Д.Ш. Ахмедова, Н.Г. Макаренко, В.В. Яворского и многих других.

В рамках выполняемого гранта № 601 от 15.04.2013 г. Министерства образования и науки Республики Казахстан нами проведено исследование возможностей использования искусственных нейрноподобных сетей для решения задач оптимизации технологических процессов железо-обогачительных комбинатов северного Казахстана.

Сложность современных технологических процессов (большое количество параметров получаемого продукта, регулируемые и изменяющиеся в результате износа параметры оборудования, а также взаимовлияние контуров регулирования друг на друга) делает комплексное автоматическое управление процессами в настоящее время весьма сложной, а, зачастую, не решаемой задачей.

Разработка и внедрение современных алгоритмов для программно-математического обеспечения управления сдерживается в первую очередь сложностью выделения влияющих (в том числе и слабо, но влияющих) параметров и формализации зависимостей для алгоритмов управления.

Решение данных задач на фон-неймановских вычислительных системах, на наш взгляд, будет являться заведомо сложной и непомерно дорогостоящей задачей.

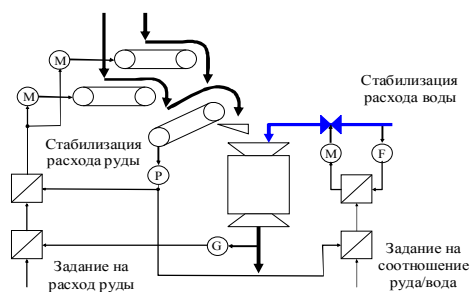
Вместе с тем, развитие раздела систем искусственного интеллекта – искусственных нейрноподобных сетей – и факты успешного их внедрения для управления технологическими процессами (например, на международной конференции по нейронным сетям в Вашингтоне в 1999 году М. Мозер объявил о проекте «Нейродом», интеллектуального здания, в котором нейронные сети управляют всем оборудованием, адаптируясь к поведению и потребностям обитателей, в 2004 году системы на основе нейрноподобных сетей внедрены на Ачинском глиноземном комбинате «Русский алюминий» для управления печью № 5, в книге «Опыт семилетнего применения нейрокомпьютеров на атомных станциях Южной Кореи» приводятся данные об использовании нейросистем в атомной промышленности) дают основание предположить, что такие алгоритмы могут быть успешно разработаны и эффективно реализованы именно на искусственных нейросетях и нейроконтроллерах. Поскольку они не требуют детального изучения взаимосвязей входных и выходных параметров и, в принципе, изначально предназначены для обработки значительных объемов входных величин.

Применимость же нейрноподобных сетей в качестве систем управления и технологическим оборудованием может быть выведена из доказательств Колмогорова-Арнольда, Хехт-Нильсена. Доказательство применимости сетей из нейрноподобных элементов для приближения (а, значит, и реализации) функции САУ сводится к доказательству того, что эта функция является непрерывной на любом замкнутом ограниченном множестве входных значений, что в принципе характерно для большинства технологических процессов ГОКов.

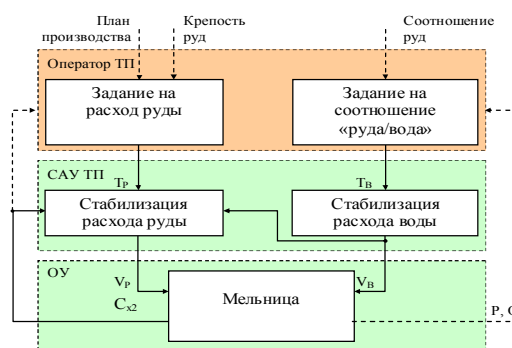
В этой связи представляется целесообразным исследование возможности применения аппарата ИНС вместо традиционных КТС и ПМО на примере управления наиболее энергоемкими процессами, а именно управления процессами измельчения руд на фабриках мокрой магнитной сепарации (ММС).

Раскрытие минерала в процессе измельчения зависит от соотношения «жидкое – твердое» в мельнице. Это соотношение не является константой, оно зависит от свойств руды. Для горных пород из-за сложности их состава, неоднородности структуры и плотности, наличия дефектов и других факторов автоматическое измерение параметров руд, характеризующих их физико-механические свойства, затруднено или невозможно. Однако возможен учет объема поступающих руд с добычных участков или промежуточных усреднительных складов в приемные бункера комплекса обогащения. Поэтому, при учете транспортных задержек и перемешивания возможно получение косвенных данных о физико-механических свойствах подаваемой усредненной руды, что подается на измельчение.

Как следствие, становится возможным создание систем адаптивного оптимального управления процессом измельчения. Для изучения в работе в качестве типового процесса в качестве предмета исследования выбран процесс измельчения промпродукта в стержневых мельницах по параметру соотношения «руда-вода» в зависимости от состава исходного сырья (рис. 1).



где P – конвейерные весы,
G – гранулометр,
F – расходомер,
M – электромоторы.



где T_P – задание на расход руды;
 T_B – задание на соотношение «руда/вода»;
 V_P, V_B – объем руды, воды;
 C_{x2} – гранулометрический состав слива мельницы;
 P, Q – энергопотребление, производительность мельницы.

Рисунок 1 – Мнемосхема первой стадии измельчения на фабрике ММС АО «ССГПО»

Рисунок 2 – Схема управления первой стадией измельчения на фабрике ММС АО «ССГПО»

С учетом дороговизны проведения натуральных экспериментов, для дальнейшего исследования разработана модель данного объекта управления.

Как в двух-, так и в трехстадиальных схемах измельчения на первой стадии обычно используются стержневые мельницы. На фабрике мокрой магнитной сепарации АО «Соколовско-Сарбайское горно-обогатительное производственное объединение» схема управления стержневой мельницей состоит из двух ступеней:

- нижней – двух систем автоматической стабилизации расхода руды и стабилизации расхода воды;
- средней – системы автоматизированного управления соотношением «руда/вода».

Схема управления стержневой мельницей представлена на рис. 2.

Плотность пульпы, находящейся в мельнице, существенно влияет как на производительность по исходному сырью, так и по вновь образовавшемуся готовому продукту. Водный режим измельчения регулируется подачей воды в барабан мельницы. Установлено, что с увеличением подачи воды в мельницу ее производительность сначала быстро

возрастает, а затем медленно падает, а производительность по питанию возрастает. В стержневых мельницах содержание твердого в пульпе до предела, при котором она остается подвижной, повышает производительность процесса. Это объясняется увеличением числа зерен, попадающих в зону ударных воздействий стержней.

При содержании твердого более 85% возможно слипание стержней и резкое снижение производительности. При избыточной подаче воды в мельницу налипание зерен руды на мелющие тела резко уменьшается, и интенсивность измельчения падает. Этим объясняется снижение производительности по готовому продукту при разжижении пульпы.

Рыхлые разновидности руд с большим содержанием глинистых примесей создают в мельнице вязкую пульпу, увлекающую недоизмельченную фракцию в слив мельницы. Эффективность измельчения этих руд повышается при более низкой плотности.

Естественно, производительность мельницы будет также зависеть и от ряда других факторов, например, таких как: размер мельницы, конструкция, условия измельчения, характер руды.

Обычно для задач автоматизации входными параметрами для мельницы являются: производительность цикла по исходной руде V_P ; расход воды в мельницу V_B ; гранулометрический состав S_{x1} ; физико-механические свойства руды q ; частота вращения барабана мельницы n ; количество мелющей среды f ; температура исходной руды T .

Выходные параметры: гранулометрический состав S_{x2} слива; плотность q_2 слива; производительность цикла по готовому классу Q и мощность, потребляемая электроприводом мельницы P .

Результаты построения математической модели объекта сведены на рис. 3.

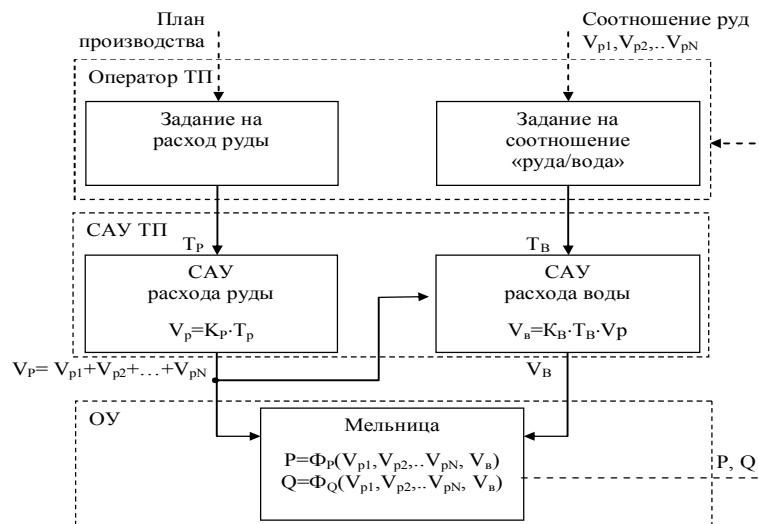


Рисунок 3 – Укрупненная математическая модель «САУ – оператор» для процесса измельчения

Аппроксимация зависимостей Φ_P и Φ_Q осуществлена для фиксированных значений входных параметров (на равномерной сетке) по данным протоколов работы оборудования АО «ССГПО» методом N -мерной табличной интерполяции.

Если проанализировать эти данные, то можно сказать, что имеется система зависимостей, имеющих вид гиперповерхностей в $(N+1)$ -мерном пространстве, где:

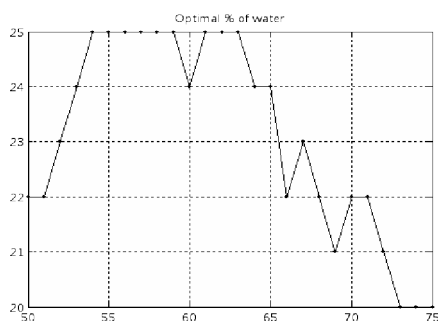
– $(N-1)$ измерений задействовано для описания объемов руд с различных N месторождений как доли в процентах от общего объема (зная, что суммарный объем руд составит 100% и зная суммарное значение поступивших объемов с $N-1$ месторождения, можно косвенно задать и объем руды с N -о месторождения);

– одно измерение – для задания значения соотношения «руда-вода» к объемам этих руд в данной точке);

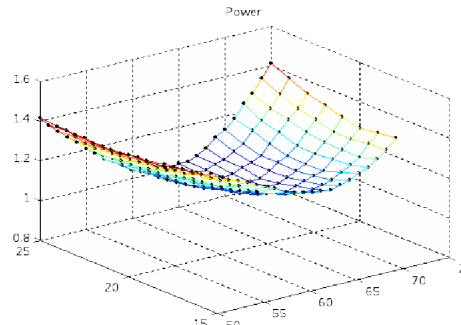
– одно измерение для задания выходного параметра, например, производительности по готовому классу, или потребляемой мощности.

График зависимости энергопотребления мельницы от соотношения двух руд и воды в питании (рис. 4а) построен в пакете MATLAB Simulink методом аппроксимации обработанных данных протоколов работы фабрики MMC АО «ССГПО». Для аппроксимации использована n-мерная табличная интерполяция.

На рис. 4б показано оптимальное процентное содержание воды в питании мельницы для данных соотношений руд. По интерполированной поверхности были найдены минимальные значения энергопотребления для каждого соотношения руд. Значения содержания воды, соответствующие этим точкам, и приведены на данном графике. Значимое влияние на процесс измельчения оказывает и состояние мельницы, физический износ ее компонент – этим частично, кроме погрешности, и объясняются пульсации на графике.



а)



б)

Рисунок 4 – Зависимость энергопотребления процесса измельчения от соотношения «жидкое – твердое»

Полученная математическая модель использована при программной реализации имитационной модели в системе MATLAB совместно со средой визуально-ориентированного программирования Simulink (рис. 5).

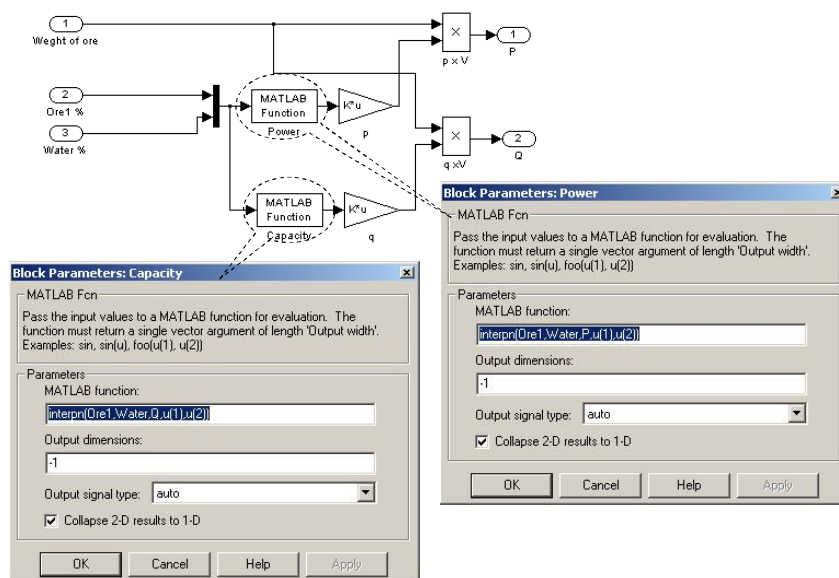


Рисунок 5 – Модель мельницы как объект управления

Анализ данной модели показал, что максимальное абсолютное отклонение моделируемой потребляемой мощности составляет 0,0612 МВт·час. Таким образом, максимальное относительное отклонение (погрешность модели) составляет 5,1%. Анализ распределения погрешности в зависимости от исходных данных показал, что погрешность возрастает к границам моделируемого интервала.

В работе предложена системы управления соотношением «руда/вода», которой является адаптивная система с самонастройкой и самообучением (рис. 6). Работу данной САУ можно описать следующим алгоритмом.

1. Если значение Y при текущем X , хранимое в БП, лучше полученного с ОУ и уменьшается абсолютное значение их разности, то направления уточнения оптимального значения сохраняется. БС не выдает никаких сигналов. БН сохраняет знак ΔX . Значения БП не изменяются.

2. Если значение Y при текущем X , хранимое в БП, лучше полученного с ОУ и увеличивается абсолютное значение их разности, то необходимо изменить направление уточнения оптимального значения. С БС подается сигнал на БН. БН меняет знак ΔX . Значения БП не изменяются.

3. Если значение Y при текущем X , хранимое в БП, хуже полученного с ОУ, то получено более точное оптимальное значение. БС передает в БП значение пары X и Y . БН сохраняет знак ΔX . Значения БП изменяются.

Соответственно, в любой момент времени выходной управляющий сигнал X САУ состоит из геометрической суммы сигнала X , как функции от Y , и сигнала поискового приращения ΔX , выдаваемого БН.

Представленная схема САУ работоспособна в тех случаях, когда время переходных процессов в объекте управления и САУ будет много меньше времени значимого изменения входных параметров.

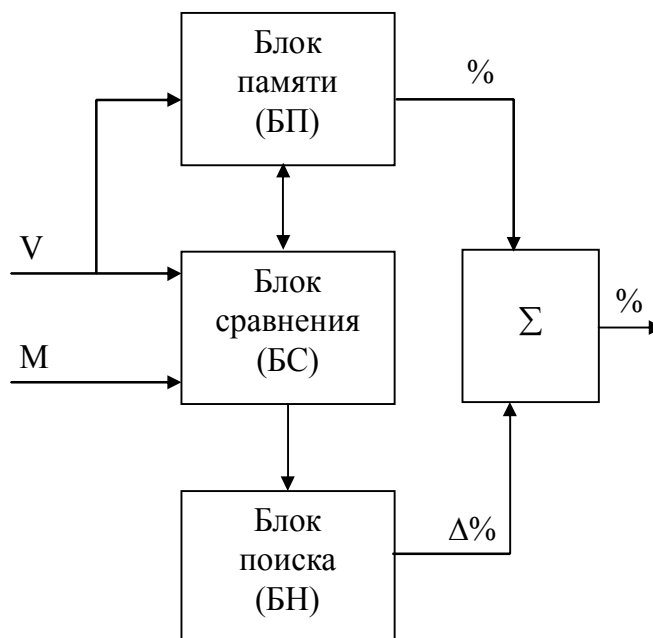


Рисунок 6 – Структура САУ с самонастройкой и обучением

Так как значение соотношения руд в промпродукте, подаваемом на измельчение, значительно меняется не чаще 5 – 6 раз в сутки, а время переходного процесса в мельнице

составляет минуты, то возможно пренебречь возникающей в результате переходных процессов погрешностью. Данное положение послужило обоснованием отказа от реализации механизма учета предыстории состояния ОУ.

где V – входные параметры (объемы руд месторождений);

M – параметры оптимизации;

% – управляющий параметр (соотношение «руда/вода»).

Для применения в модуле памяти исследованы возможности применения как классических подходов (полиномиальная и сплайн-интерполяция), так и на основе применения нейроподобных сетей.

В процессе работы были выяснены несколько осложняющих факторов, присущих данной задаче. Это, во-первых, факторы, связанные с самим технологическим процессом – нестабильность свойств руд месторождений, неточность и неоднозначность исходных (экспериментальных) данных (в связи с износом мельниц и мелющих тел), неравномерность данных в исследуемом пространстве и прочее, и, во-вторых, факторы, связанные с информационной емкостью задачи.

При аппроксимировании поверхности пространства первоначально упор был сделан на классические методы: аппроксимированием полиномом, кубическими сплайнами. Проблемами применения методов является ресурсоемкость алгоритмов настройки и отсутствие возможности перенастройки отдельного фрагмента зависимости при дрейфе параметров.

Также исследованы возможности применения нейросетевых методов: сетей с обратным распространением ошибки (Neural Network with Back Propagation Training Algorithm – NNwBPTA), сетей встречного распространения (Counter Propagation Network – CPN или Hecht-Nielsen Neurocomputer) и сетей радиальных базисных функций (Radial Basis Function Network – RBFN).

Первой исследованной на применимость нейросетью была сеть с обратным распространением ошибки (Neural Network with Back Propagation Training Algorithm – NNwBPTA). В качестве функций активации нейронов использованы два вида функций: функция Ферми (экспоненциальная сигмоида) и рациональная сигмоида. Как первый, так и второй вариант обеспечили решение задачи. Вариант с функцией активации вида рациональная сигмоида обеспечил более быстрое обучение, но все же не применимое на практике из-за значительных затрат времени. В настоящий момент существуют более быстрые алгоритмы обучения данного вида сети, чем использованные в работе. Возможно, применение данных алгоритмов позволит сделать NNwithBPTA применимой для практического использования в оптимизирующих САП.

Вторым вариантом была попытка применить сеть встречного распространения (Counter Propagation Network – CPN или Hecht-Nielsen Neurocomputer). Не смотря на то, что CPN прошла процесс обучения значительно быстрее NNwithBPTA, добиться достоверных или хотя бы применимых результатов не получилось.

Третьим и самым удачным вариантом была система, состоящая из сетей радиальных базисных функций (Radial Basis Function Network – RBFN). Сеть RBFN показала наилучшую точность и достаточно высокое, по сравнению с другими видами нейросетей и алгоритмов аппроксимации, время перенастройки. Этим и обосновано ее применение в блоке памяти.

Аналогично действиям предыдущего раздела программная реализация модели выполнена в среде визуального программирования Simulink (рис. 7).

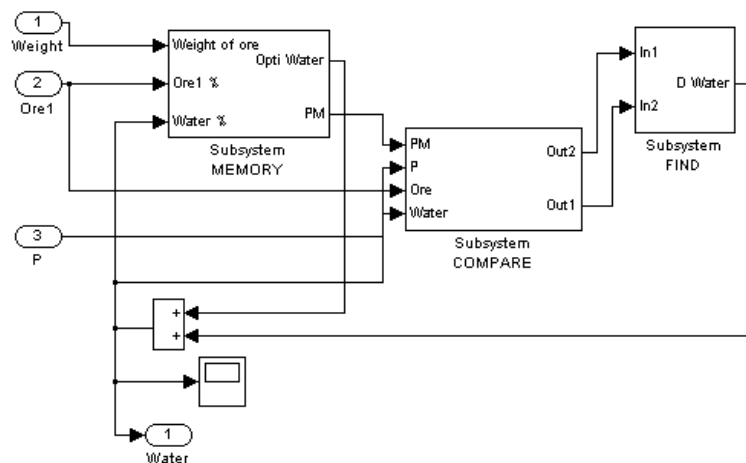


Рисунок 7 – Модель САУ

Графики энергопотребления мельницы и производительности при сравнении работы модели стрелковой мельницы при автоматическом адаптивном и автоматизированном управлении за 1 час работы приведены на рис. 8 и 9.

На графиках непрерывной линией показаны энергопотребление и производительность мельницы при автоматизированном управлении, а пунктирной – при адаптивном автоматическом. Ступенчатый характер графиков объясняется использованием механизма продвижения модельного времени Δt . Единичные участки превышения энергопотребления и снижения производительности исследуемой системы по сравнению с эталонной вызваны работой в системе блока поиска при удалении от оптимального значения соотношения «руда/вода».

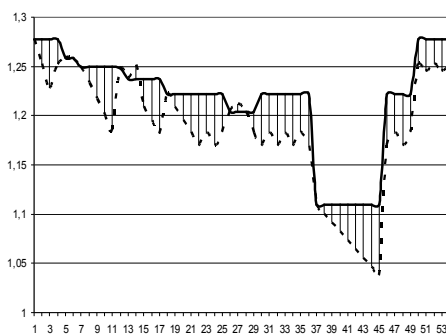


Рисунок 8 – График энергопотребления

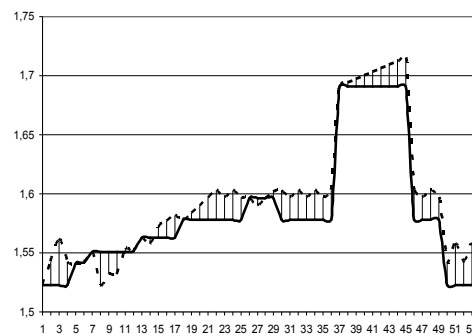


Рисунок 9 – График производительности

Суммарное энергопотребление модели мельницы при исследуемой системе управления по сравнению с эталонной меньше на 76 кВт·ч. Погрешность моделирования составляет 61.2 кВт·ч. Исходя из наихудшей ситуации (погрешность моделирования накладывается на экономию энергии) достоверным является факт экономии энергии в размере 15,8 кВт·ч. Таким образом, экономия энергопотребления одной мельницы в месяц составляет

$$\mathcal{E}_{э/n(мес)} = \mathcal{E}_{э/n(час)} \cdot T \cdot K = 15,8 \text{ кВт} \cdot \text{ч} \cdot 24 \text{ часа} \cdot 30 \text{ дней} = 11,376 \text{ МВт} \cdot \text{ч}. \quad (1)$$

Производительность мельницы по готовому классу также имеет тенденцию к росту, что характеризует улучшение качества управления процессом.

Как итог можно сказать:

- моделирование произведено с погрешностью порядка 5%, данная точность достигнута при реализации 608 прогонов модели;
- эксперимент показывает снижение энергопотребления как минимум на 15,8 кВт•ч и прирост производительности процесса измельчения при использовании разработанной адаптивной системой по сравнению с используемой на ММС АО «ССГПО» АСУ.

Эти пункты доказывают, что процесс измельчения руды с управлением разработанной адаптивной системой протекает при лучших условиях и ее внедрение экономически оправдано.

Литература

1. Jelali M. (2006). An overview of control performance assessment technology and industrial applications / M. Jelali // *Control engineering practice*. – 2006. – № 14(5). – P. 441-466.
2. Лукас В.А. Роль и задачи автоматизации в ближайшем десятилетии / В.А. Лукас // *Известия высших учебных заведений*. – М. : Горный журнал. – 2010. – № 3. – С. 79-89.
3. Совершенствование технологии обогащения железных руд различного минерального состава / [Броницкая Е.С., Тютюнник Н.Д., Никитин Е.Н. и др.] // *Международная конференция «Инновационные процессы в технологиях комплексной, экологически безопасной переработки минерального и нетрадиционного сырья» (Плаксинские чтения – 2009)*. – Новосибирск : ИГД СО РАН, 2009.
4. Geolocation in mines with an impulse response fingerprinting technique and neural networks / [Nerguizian C., Despins C. et al.] // *Wireless Communications*. – 2006. – IEEE Transactions on 5(3). – P. 603-611.
5. Network-based robust H_∞ control of systems with uncertainty / [Yue D., Q.L. Han et al.] // *Automatica*. – 2005. – № 41(6). – P. 999-1007.
6. Нейроинформатика / [А.Н. Горбань, В.Л. Дудин-Барковский, А.Н. Кидрин и др.]. – Новосибирск : Наука. Сибирское отделение РАН, 1998. – 296 с.
7. Царегородцев В.Г. Взгляд на архитектуру и требования к нейроимитатору для решения современных промышленных задач / В.Г. Царегородцев // *Материалы XI Всероссийского семинара : «Нейроинформатика и ее приложения»*. – Красноярск, 2003. – 215с. – С.171-175.
8. Царегородцев В.Г. Упрощение нейронных сетей – цели, идеи и методы / В.Г. Царегородцев // *Нейрокомпьютеры*. – 2002. – № 4. – С. 5-13.
9. Применение нейромоделирования при региональном прогнозе рудных месторождений / [В.Л. Лось, В.В. Ли, И.Т. Пак] : сб. научных трудов : «Нейроматематика-2004». – М., 2004. – С. 175-179
10. Хасенова Г.И. Нейроуправление и идентификация с помощью искусственных нейронных сетей / Г.И. Хасенова // *Международная конференция «Автоматизация и управление. Перспективы, проблемы и решения»*. – Алматы, 2007. – С. 576-581.

Literatura

1. Jelali M. (2006). An overview of control performance assessment technology and industrial applications / M. Jelali // *Control engineering practice*. – 2006. – № 14(5). – P. 441-466.
2. Lucas V.A. The role and tasks of automation in the next decade / V.A. Lucas // *News of higher educational institutions*. – M. : Mining Journal. – 2010. – № 3. – S. 79-89.
3. Improving the technology of enrichment of iron ores of different mineral composition / [Bronitskaya E.S., Tyutyunnik N.D., Nikitin E.N. and others] // *International Conference «Innovation processes in complex technologies, environmentally friendly processing of mineral raw materials and non-traditional» (read Plaksin – 2009)*. – Novosibirsk : Institute of Mining SB RAS, 2009.
4. Geolocation in mines with an impulse response fingerprinting technique and neural networks / [Nerguizian C., Despins C. et al.] // *Wireless Communications*. – 2006. – IEEE Transactions on 5(3). – P. 603-611.
5. Network-based robust H_∞ control of systems with uncertainty / [Yue D., Q.L. Han et al.] // *Automatica*. – 2005. – № 41(6). – P. 999-1007.
6. Neuroinformatics / [AN Gorban, VL Dudin-Barkovskiy, AN Kidrin et al.]. – Novosibirsk : Nauka. Siberian Branch of the Russian Academy of Sciences, 1998. – 296 p.
7. Tsaregorodtsev V.G. look at the architecture and requirements for neyroimitatoru solutions for problems of modern industrial / V.G. Tsaregorodtsev // *Proceedings of the XI All-Russian Seminar: «Neuroinformatics and its applications»* - Krasnoyarsk, 2003. – 215с. – P. 171-175.

8. Tsaregorodtsev V. Simplifying neural networks - the goals, ideas and methods / V.G. Tsaregorodtsev // Neurocomputers. – 2002. – № 4. – S. 5-13.
9. The use of neural network in the regional forecast ore deposits / [V.L. Elk, V. Lee, J.T. Park] : Wed. scientific papers : «Neuromathematic-2004». – M., 2004. – S. 175-179
10. Hasenova G.I. Neyroupravlenie and identification using artificial neural networks / G.I. Hasenova // International Conference «Automation and Control. Prospects, problems and solutions». – Almaty, 2007. – S. 576-581.

RESUME

M.U. Zarubin, V.R. Zarubina

Use of Artificial Neural Networks for Technological Processes Control of Iron-Concentrating Complex

In this article the adaptive control system of processing equipment of mining combine is offered. As object of management process of a task of a ratio "ore/water" in rod mills of sections of wet magnetic separation of JSC "SSGPO" is chosen. The choice is caused by strong dependence of the specified parameter on physical and chemical properties of a mix of ores of various fields of northern Kazakhstan given on crushing and lack of the formalized regularities of its task.

On data of JSC "SSGPO" approximation of information space by various methods and different architecture of neuronets was made. The Radial Basis Function Network network showed the best accuracy and rather high, in comparison with other types of neuronets and algorithms of approximation, change-over time.

Authors developed SAC structure with the block of adaptive memory on the basis of the RBFN network and its program realization in the environment of visual programming of SIMULINK.

By results of the analysis of model the conclusions are made:

- modeling is made with a margin error about 5 percent, this accuracy is reached at realization of 600 runs of model;
- the model shows significant decrease in power consumption and a gain of productivity of process of crushing when using developed adaptive SAC in comparison with available at the ACS enterprise.

Статья поступила в редакцию 26.04.2013.