УДК 622.046.

© Бойбутаев С.Б.

ПРИМЕНЕНИЕ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ В СИСТЕМАХ АВТОМАТИЧЕСКОГО УПРАВЛЕНИЯ ПРОЦЕССАМИ ИЗМЕЛЬЧЕНИЯ.ВСКРЫТИЯ

Бойбутаев С. Б. *- старший преподаватель кафедры «Автоматизация и управления» Навоийского государственного горного института Email: sboybutayev@mail.ru.*

Annotatsiya. Ushbu maqolada maydalash va klassifikasiyalash jarayonini avtomatlashtirish va boshqarish uchun ishlatiladigan parametrlar, shuningdek, neyron tarmoqlarning imkoniyatlari muhokama qilinadi. Neyron tarmoqlardan amaliy foydalanish nuqtai nazaridan foydali bo'lgan bir qator xususiyatlar tahlili keltirilgan. Neyron tarmog'idagi neyronlarning matematik aloqalari ham ko'rsatilgan.

Kalit so'zlari: Yanchish, boyitish, granulometrik tarkib, boshqarish, avtomatlashtirish, barqarorlashtirish, neyron tarmoq, loyqa kontroller, optimallashtirish.

Аннотация. В данной работе обсуждаются параметры, используемые для автоматизации и управления процессом измельчения и классификации, а также возможности нейронных сетей. Также представлен анализ ряда особенностей, полезных с точки зрения практического использования нейронных сетей. Также показаны математические связи между нейронами в нейронной сети.

Ключевые слова: Измельчение, обогащение, гранулометрический состав, управление, автоматизация, стабилизация, нейронной сети, оптимизация.

Annotation. This paper discusses the parameters used to automate and control the process of grinding and classification, as well as the capabilities of neural networks. The analysis of a number of features useful from the point of view of practical use of neural networks is also presented. Mathematical connections between neurons in a neural network are also shown.

Key words: Grinding, enrichment, granulometric composition, control, automation, stabilization, neural network, optimization.

Введение.

Экономический потенциал нашей страны зависит от развития производительности производства, в современном демократическом обществе многие поколения от добычи, переработки и обогащения полезных ископаемых.

Процессы обогащения основаны на процессе дробления и измельчения. В то же время процесс дробления и измельчения является очень дорогостоящим процессом. Они стоят более 60% стоимости переработки руды.

Процесс измельчения является одним из основных технологических параметров обогатительных фабрик. Измельчение является высокопроизводительным процессом, и подготовка к обогащению является одним из завершающих этапов процесса. Показатель измельчения влияет на последующие показатели обогащаемого продукта.

Поэтому экономия энергии и ресурсов за счет оптимизации режима работы измельчительных агрегатов является одним из основных вопросов на сегодняшний день [1,2,3,4].

Основным технологическим оборудованием процесса измельчения являются мельницы и классификаторы. К входящим параметрам процесса измельчения относятся следующие: попадание руды и воды на мельницу, распределение частиц по размерам и твердость руды.

Показателями процесса измельчения обычно являются гранулометрический состав и плотность продукта измельчения. Переменные качества исходной руды по объему, влажности, твердости и другие факторы значительно усложняют задачу оптимизации режима измельчения. Процесс измельчения считается тесно связанным с процессом классификации. Эти две процессы обычно происходят в замкнутом цикле. Поэтому технологические параметры, характеризующие каждый процесс в отдельности, находятся в динамической связи друг с другом.

Автоматическое управление процессами дробления и измельчения позволяет экономить энергию и ресурсы за счет стабилизации и оптимизации режимов работы технологического оборудования и достигать экономической эффективности за счет повышения качества продукции. На рис. 1 представлены контрольные параметры процесса измельчения. [5-10].

Целью оптимального управления процессом измельчения и классификации является обеспечение максимальной переработки руды и заданного качества ее измельчения. В этом случае сама задача состоит в том, чтобы найти оптимальное управление, переводящее систему из текущего состояния в желаемое, минимизирующее заданный интегральный критерий качества [11-14].

DOI: 10.24412/2181-1431-2022-1-26-30

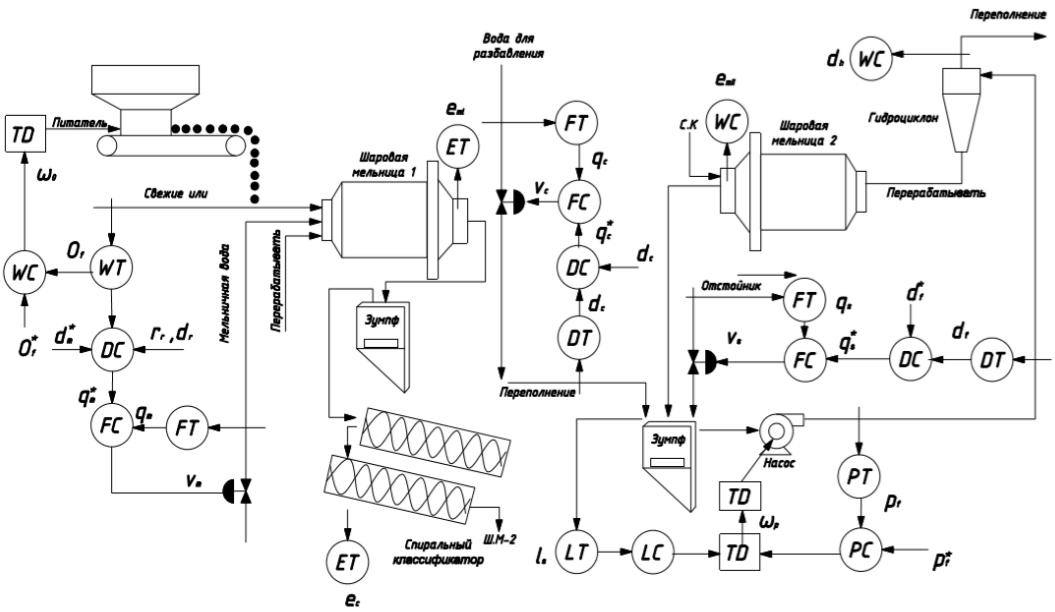

Рис.1. Контролируемые параметры в процессе измельчения.

Учитывая специфику условий технологического процесса измельчения руды, построение типовой системы управления в виде локальных контуров автоматического регулирования отдельных параметров не обеспечивает оптимального управления [15-18]. Исходя из этого, предпочтительнее разработать систему управления процессом измельчения и классификации на основе нейронных сетей, так как считается, что нейросетевые модели обладают способностью воспроизводить очень сложные взаимосвязи конкретных признаков [19-24].

Нечеткие системы, использующие средства нечеткого управления, представляет собой нечеткий контроллер, работающий с базой нечетких правил и реализующий операции нечеткой алгебры при формировании нечеткого вывода. Своим успехом нечеткая логика обязана собственной эффективности и простоте выражения неформальных знаний человека. Однако, несмотря на все преимущества нечеткой логики, сегодня не существует формальных процедур проектирования нечетких систем, а доступные методы создания нечетких контроллеров весьма немногочисленны. Основные идеи, использующиеся при построении нечеткой системы управления, основываются на опыте и знаниях разработчика, полученных методом проб и ошибок. Более того, оценить производительность нечеткого контроллера можно только после его создания [25-30].

Динамическое описание процесса в нечетких системах управления задается базой нечетких правил, с помощью которых имитируется процесс принятия решения человеком при управлении системой. Однако получить приемлемые нечеткие правила, особенно при описании сложного процесса, чрезвычайно трудно.

Нейронные сети обладает целым рядом свойств, привлекательных с точки зрения их практического использования на процессах измельчения и классификации:

- сверхвысокое быстродействие за счет использования массового параллелизма обработки информации;
- толерантность к ошибкам: работоспособность сохраняется при повреждении значительного числа нейронов;
- способность к обучению, программирование вычислительной системы заменяется обучением;
- способность к распознаванию образов в условиях сильных помех и искажений.

Процесс создания системы управления процессом измельчения можно разделить на два этапа:

1. Построение математической модели и определение степени влияния контролируемых параметров на качество помола и производительность мельницы по руде;
2. Исключение из системы оборудования для измерения таких параметров работы технологического процесса, значения которых можно определять вычислениями и запуском системы в минимально необходимой конфигурации.

При создании нейронной сети для процесса измельчения и классификации создается информационная нейро-модель по следующему алгоритму:

1. Запись текущих значений параметров (сигналов измерений и вычислений) в базу данных во время работы блока измельчения в различных режимах рудной нагрузки и при

DOI: 10.24412/2181-1431-2022-1-26-30

различных свойствах измельчаемой руды на протяжении заданного времени с заданным интервалом.

2. Автоматическая обработка данных взятых из базы данных, которые влияют на работу главных объектов процесса измельчения и классификации:

мельницы;

спирального классификатора;

гидроциклонных установок с целью определения типичных составов параметров для создания и тренировки объектов нейромодели.

3. Автоматическое создание нейромодели 3-х выше указанных объектов и их тренировка с целью минимизации ошибки математического моделирования для реальных диапазонов изменений входных и выходных переменных по принципу распространения сигналов ошибки от выходов нейронной сети к ее входам, в направлении, обратном прямому распространению сигналов в обычном режиме работы.

Данные, подаваемые на вход сети и снимаемые с выхода, должны быть правильно подготовлены. При создании нейронной сети для экспертной системы выбран один из распространённых способов – масштабирование:

$$\bar{x} = (x - m) \cdot c \qquad (1)$$

где $\bar{x}$ - масштабированный вектор; x - исходный вектор; m - усреднённое значение совокупности входных данных; c - масштабный коэффициент.

Масштабирование необходимо, чтобы привести данные в допустимый диапазон. Если масштабирования не проводиться, то имеется несколько проблем: нейроны входного слоя или окажутся в постоянном насыщении (m велик, дисперсия входных данных мала) или будут всё время заторможены (m мал, дисперсия мала); весовые коэффициенты примут очень большие или очень малые значения при обучении (в зависимости от дисперсии), и, как следствие, растянется процесс обучения и снизится точность.

Обучающая выборка имеет вид:

$$< X_1^n, X_2^n, ..., X_j^n, ..., X_N^n, Y_1^n, Y_2^n, ..., Y_i^n, ..., Y_M^n > \qquad (2)$$

где

X и Y - элемент входного и выходного сигнала, соответственно;

n - номер обучающего примера ($n = 1,2,...,P$);

P - число обучающих примеров в выборке.

Перед началом обучения сеть инициализируется синаптическим весам и смещениям присваиваются некоторые случайные значения из заданного диапазона. На каждой итерации обучения выполняются модификации значений синаптических весов и смещений, уменьшающие функцию ошибки.

$$w_{ij}^{\tau+1} = w_{ij}^{\tau} + \delta w_{ij}^{\tau} = w_{ij}^{\tau} - \mu\left(\frac{dD'_K}{dw_{ij}}\right)$$

$$i = 1,2,...,M \quad j = 1,2,...,N$$

где

τ – номер итерации обучения,

μ - шаг обучения.

Согласно методу наименьших квадратов, минимизируемой целевой функцией ошибки нейронной сети в процессе обучения является величина:

$$\Omega(w) = \frac{1}{2} \sum_{j,\rho} \left(y_{j,\rho}^{(N)} - d_{j,\rho}\right)^2$$

Где:

$y_{j,\rho}^{(N)}$ - реальное выходное состояние нейрона j выходного слоя N нейронной сети при подаче на ее входы ρ -го образа;

$d_{j,\rho}$ - идеальное (желаемое) выходное состояние этого нейрона.

Суммирование ведется по всем нейронам выходного слоя и по всем обрабатываемым сетью образам. Минимизация ведется методом градиентного спуска, что означает подстройку весовых коэффициентов следующим образом:

$$\Delta w_{ij}^{(n)} = -\eta \cdot \frac{d\Omega}{dw_{ij}}$$

где w_{ij} - весовой коэффициент синоптической связи, соединяющий i -ый нейрон слоя n-1 с j -ым нейроном слоя n;

η – коэффициент скорости обучения, $0 < \eta < 1$.

Количество входных и выходных нейронов отвечает количеству входных и выходных переменных. Каждый нейрон в сети имеет математические соединения с другими нейронами, входами и выходами.

Внешний входной сигнал подается на входы всех нейронов сети, выходы всех нейронов образуют выходной сигнал сети. Сеть функционирует в течение нескольких тактов. В начальный момент времени выходы всех нейронов равны нулю. В процессе функционирования на входы нейронов подаются выходные сигналы предыдущего такта и внешние входные сигналы.

DOI: 10.24412/2181-1431-2022-1-26-30

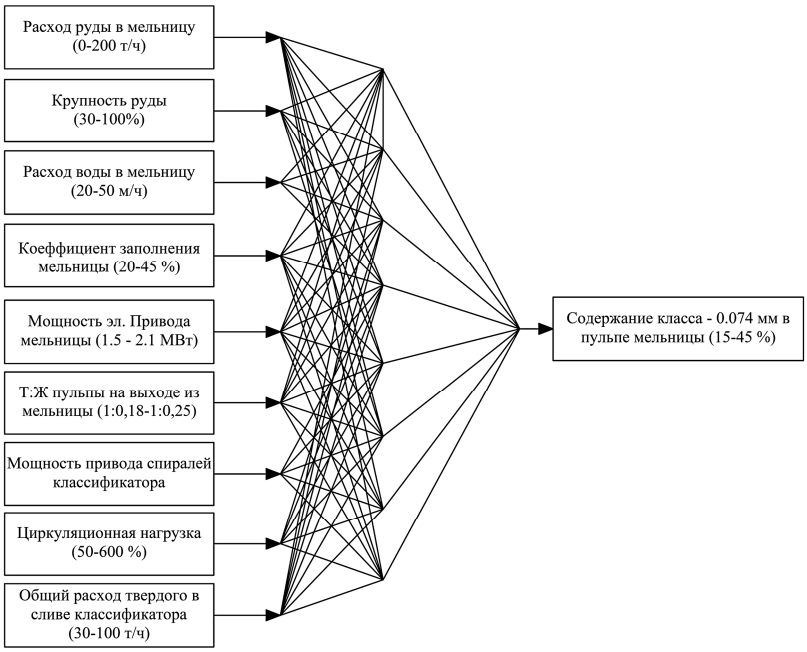

Рис.2. Схема полносвязной нейронной сети для шаровой барабанной мельницы

При обучении нейронной сети основные переменные хранятся в оперативной памяти компьютера. Число основных переменных фиксировано, оно определяется числом настраиваемых параметров сети (весов и смещений).

После процедуры обучения мы можем проинтерпретировать структуру сети. Оставшиеся узлы правил обозначают нечеткие правила если-то, необходимые для управления динамической системой.

Литературы

1. С.Н. Ткач, “Настройка параметров адаптивного контроллера с использованием нечеткой нейронной сети” Программные продукты и системы, 2001, №3, с.9-16

2. Jumaev O A, Nazarov J T, Makhmudov G B, Ismoilov M T and Shermuradova M F 2021 Intelligent control systems using algorithms of the entropie potential method J. Phys.: Conf. Ser. 2094 022030

3. Jumaev O A Mahmudov G B and Arziyev E I 2021 Fuzzy logic controller in the management of technological processes of bacterial oxidation International Scientific Research Journal 2 pp 191-197

4. Jumaev O A , Sayfulin R R, Ismoilov M T and Mahmudov G B 2020 Methods and algorithms for investigating noise and errors in the intelligent measuring channel of control systems J. Phys.: Conf. Ser. 1679 052018

5. Jumaev O A , Nazarov J T, Sayfulin R R, Ismoilov M T and Mahmudov G B 2020 Schematic and algorithmic methods of elimination influence of interference on accuracy of intellectual interfaces of the technological process J. Phys.: Conf. Ser. 1679 042037

Выводы. В этой статье рассмотрена модель нечеткого контроллера с использованием нечетких нейронных сетей, способных выполнять обучение и настройку параметров контроллера, и предложена структура нечеткой нейронной сети, которую можно легко интерпретировать в терминах нечетких правил если-то. Нечеткие системы управления процессом измельчения предполагает увеличение производительности комплекса, повышение выдачи класса заданной крупности и обеспечение стабильной работы оборудования.

6. Jumaev O A, Ismoilov M T, Mahmudov G B and Shermurodova M F 2020 Algorithmic methods of increasing the accuracy of analog blocks of measuring systems J. Phys.: Conf. Ser. 1515 052040

7. Jumayev O. A., Akhmatov A. A., Makhmudov G. B. Process modeling of optimum mixing of cyanic solutions with use of intellectual systems of measurement on a basis to a fuzzy logic //Chemical Technology, Control and Management. – 2018. – T. 2018. – №. 1. – С. 132-137.

8. Юсупбеков Н. Р. и др. НОАНИҚ МАНТИҚ АСОСИДА ИНТЕЛЛЕКТУАЛ БОШҚАРИШ ТИЗИМЛАРИНИ ИШЛАБ ЧИҚИШ //Journal of Advances in Engineering Technology. – 2020. – №. 2. – С. 20-25.

9. Jumaev O A , Sayfulin R R, Samadov A R, Arziyev E I and Jumaboyev E O 2020 Digital control systems for asynchronous electrical drives with vector control principle IOP Conf. Ser.: Mater. Sci. Eng. 862 032054

10. Jumaev O A , Shermuradova M F and Babayev A A 2018 Protection from interference of technical means of automation of control systems (Russia) Science, technology and education Issue 7-48

DOI: 10.24412/2181-1431-2022-1-26-30

11. Jumaev O A and Abdujalilov A A 2019 Mathematical modeling of the change in time of the metrological characteristics of intelligent measuring systems (India) International Journal for Research in Applied Science and Engineering Technology Issue 7

12. Yusupbekov N R and Jumaev O A 2019 Improvement measurements of electromagnetic flow meters European Science Review Issue 5-6 pp 95-99

13. Jumaev O A, Sayfulin R R, Samadov A R and Arziyev E I 2021 Methods for the Synthesis of Digital Controllers for an Asynchronous Brushless Motor New Visions in Science and Technology 9 pp 45-53

14.Авазов Ю.Ш., Кадыров Ё.Б., Саттаров О.У. Моделирование системы управления процессом ректификации / Теплотехника и информатика в образовании, науке и производстве. — Екатеринбург: УрФУ, 2013. — С. 128-131.

15. Sattarov O. U. Investigation of the process of obtaining nitrogen-phosphorus fertilizers on the basis of a melt of ammonium nitrate and phosphorites // Modern materials, equipment and technologies. 2016. V. 8. No 5. P. 164–170.

16.Д.П. Мухитдинов, Ё.Б. Кадиров, О.У. Саттаров. Разработка многосвязной динамической модели процесса экстракции фосфорной кислоты в дигидратном режиме. // Композиционные материалы. Научнотехнический и производственный журнал-2019, № 2, с 132-135.

17.Саттаров О.У. Исследование процесса получения азотно-фосфорных удобрений на основе плава аммиачной селитры и фосфоритов.// Научно - технический и производственный журнал «Современные материалы, техника и технологии» 16-17 февраля 2017 года, №8 с164-170.

18.Боева, О. Х. Алгоритм размещения полюсов для симметричных реализаций в пространстве состояний / О. Х. Боева // Эффективность применения инновационных технологий и техники в сельском и водном хозяйстве : Сборник научных трудов международной научно-практической онлайн конференции, посвященной 10-летию образования Бухарского филиала Ташкентского института инженеров ирригации и механизации сельского хозяйства, Курск, 25–26 сентября 2020 года / Отв. редактор Т.Х. Жураев. – Курск: "Дурдона" ("Sadriddin Salim Buxoriy" Durdona nashriyoti), 2020. – С. 431-435.

19. Otakulov, L. The algorithm of research of stability chemical reactors in conditions of uncertainty of the input data / L. Otakulov, O. Boyeva, D. Bazarova // Scientific enquiry in the contemporary world: theoretical basics and innovative approach : 3rd edition Research articles, San Francisco, California, USA, 20 апреля 2014 года / Science editor: A. Burkov. – San Francisco, California, USA: B&M Publishing., 2014. – P. 69-74.

20. Botirov T V, Latipov S B, Buranov B M and Barakayev A M 2020 Methods for synthesizing adaptive control with reference models using adaptive observers IOP Conference Series: Materials Science and Engineering 862(5) 052012

21.Базаров, М. Б., Ботиров, Т. В., & Кадыров, Е. Б. (2010). Интервальное адаптивное управление процессом получения формалина.-. Химическая технология. Контроль и управление, (6), 65-68.

22.Ботиров Т.В., Исмоилов Э.У., Рахмонова Х.З. Формализация задач синтеза систем управления технологическими процессами в условиях интервально-параметрической неопределенности. Современная наука: актуальные вопросы, достижения и инновации сборник статей V Международной научно-практической конференции. 2019. С. 38-41.

23. Igamberdiev H Z and Botirov T V 2021 Algorithms for the Synthesis of a Neural Network Regulator for Control of Dynamic Advances in Intelligent Systems and Computing 1323 AISC 460-5

24. Botirov T V, Latipov S B and Buranov B M 2021 Mathematical modeling of technological process in formalin production Journal of Physics: Conference Series 2094(2), 022052

25. Igamberdiev, H. Z., & Botirov, T. V. (2020, October). Algorithms for the Synthesis of a Neural Network Regulator for Control of Dynamic Objects. In World Conference Intelligent System for Industrial Automation (pp. 460-465). Springer, Cham.

DOI: 10.24412/2181-1431-2022-1-26-30