ГИАБ. Горный информационно-аналитический бюллетень /
MIAB. Mining Informational and Analytical Bulletin, 2021;(11-1):162–170
ОРИГИНАЛЬНАЯ СТАТЬЯ / ORIGINAL PAPER

УДК 621.926.1 DOI: 10.25018/0236_1493_2021_111_0_162

К ВОПРОСУ ДИАГНОСТИКИ ТЕХНИЧЕСКОГО СОСТОЯНИЯ ПРИВОДА КОНУСНОЙ ДРОБИЛКИ НА ОСНОВЕ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

Н. Р. Ибраева[1,2], Ю. А. Лагунова[2]

[1] Карагандинский технический университет, Караганда, Казахстан;
[2] Уральский государственный горный университет, Екатеринбург, Россия;

Аннотация: Рассмотрен механизм привода конусной дробилки, показана вероятность диагностирования технического состояния элементов привода с применением нейронных сетей при формировании базы данных Access. Проанализированы особые требования к приводу конусной дробилки. Для конусных дробилок применяют приводы с качественными эксплуатационными показателями в условиях динамических нагрузок, которые способны обеспечить плавную регулировку скоростей в широких пределах. Применение нейронной сети при диагностике и управлении работой привода КМД позволит быстро обнаружить и локализовать аварийные ситуации, устранить неполадки, которые могут возникнуть во время эксплуатации. Диагностирование с применением нейронных сетей позволит правильно определить техническое состояние механизмов и узлов. Показана возможность применения искусственных нейронных сетей применительно к решению задачи диагностики и прогнозирования работы привода КМД.

Ключевые слова: конусные дробилки, нейронные сети, горные машины, прогнозирование, анализ работы, программный анализ.

Для цитирования: *Ибраева Н. Р., Лагунова Ю. А.* К вопросу диагностики технического состояния привода конусной дробилки на основе нейронных сетей // Горный информационно-аналитический бюллетень. — 2021. — № 11-1. — С. 162–170. DOI: 10.25018/0236_1493_2021_111_0_162.

Diagnostic engineering of cone crusher drive based on neural networks

N. R. Ibraeva[1,2], Yu. A. Lagunova[2]

[1] Karaganda Technical University, Karaganda, Kazakhstan;
[2] Ural State Mining University, Yekaterinburg, Russia

Abstract: The article examines the cone crusher drive and illustrates probability of diagnostic engineering of the drive components using neural networks and Access data base. Specific requirements imposed on the cone crusher drives are discussed. The cone crushers operate drive capable to operate under dynamic loads with allowance for smooth adjustment of velocities within wide ranges. The use of neural network in diagnosis and control of KMD drive operation can enable fast detection and localization of alarm conditions, as well as elimination of faults during operation. Neural network-based diagnosis provides correct evaluation of availability indexes of assemblies and units. Applicability of artificial neural networks in KMD drive diagnosis and operation prediction is demonstrated.

© Н. Р. Ибраева, Ю. А. Лагунова. 2021

Key words: cone crushers, neural networks, mining machines, prediction, duty analysis, program analysis.

For citation: Ibraeva N. R., Lagunova Yu. A. Diagnostic engineering of cone crusher drive based on neural networks. *MIAB. Mining Inf. Anal. Bull.* 2021;(11-1):162–170. [In Russ]. DOI: 10.25018/0236_1493_2021_111_0_162.

Введение

Главной задачей любой системы является повышение надежности работы, которая невозможна без диагностики текущего состояния работы системы и прогнозирования ее поведения в течение дальнейшей эксплуатации. В горной промышленности автоматизированный привод применяется во многих установках и технологических комплексах.

В статье рассмотрены особые требования к приводу конусной дробилки. Для конусных дробилок применяют приводы с качественными эксплуатационными показателями в условиях динамических нагрузок, которые способны обеспечить плавную регулировку скоростей в широких промежутках [1—6]. Применение нейронной сети при диагностике и управлении работой привода КМД позволит быстро обнаружить и локализовать аварийные ситуации, устранить неполадки, которые могут возникнуть во время эксплуатации, выявить оптимальные режимы работы, в том числе по критерию энергопотребления [7].

Цель применения нейронных сетей состоит в модернизации рабочего оборудования, способного к интеллектуальной обработке, чтобы произвести диагностику состояния привода конусной дробилки и оценить динамику работы. Используя программу базы данных (БД), мы сможем преобразовать модель нейронных сетей и на ранних стадиях обнаружить изменение параметров при эксплуатации конусной дробилки, выявить дефекты, внезапные поломки, ухудшение качества процесса работы (эффективности процесса дробления), то есть произвести диагностику состояния привода КМД в текущем времени.

Основным инструментом анализа состояния привода будет являться алгоритм информации об объекте.

Задачи исследования

– определить особенность рабочего процесса привода конусной дробилки, применяя базу данных на основе нейронных сетей;

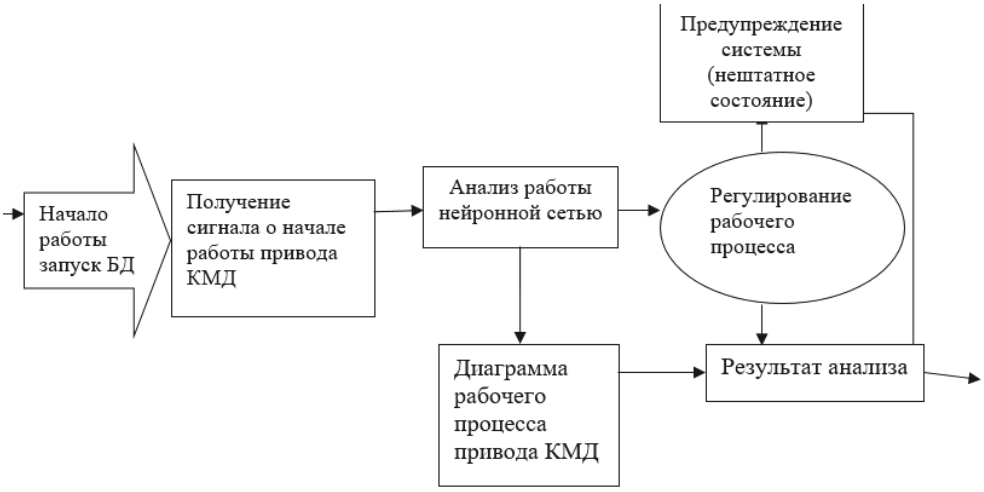
– разработать классификацию информационной модели и схему расчета надежности систем информационной нейронной сети (ИНС) рабочего процесса привода конусной дробилки.

БД запускается с началом работы привода конусной дробилки, изначально программа производит анализ динамики оборудования и сравнение результата нейронной модели с реальной динамикой привода.

Результаты работы привода основываются на начальном построении динамической модели нейронной сети перед запуском конусной дробилки. Модель позволит создать оболочку, которая поможет объединить процессы проектирования, моделирования и эксплуатации (наблюдение за текущим состоянием элементов) привода конусной дробилки.

Основным критерием для создания таблиц БД является элемент содержания таблицы, которая обычно отражается и в названии связанных таблиц. Основное поле таблицы будет называться «Привод», и оно будет содержать его описание.

а



б

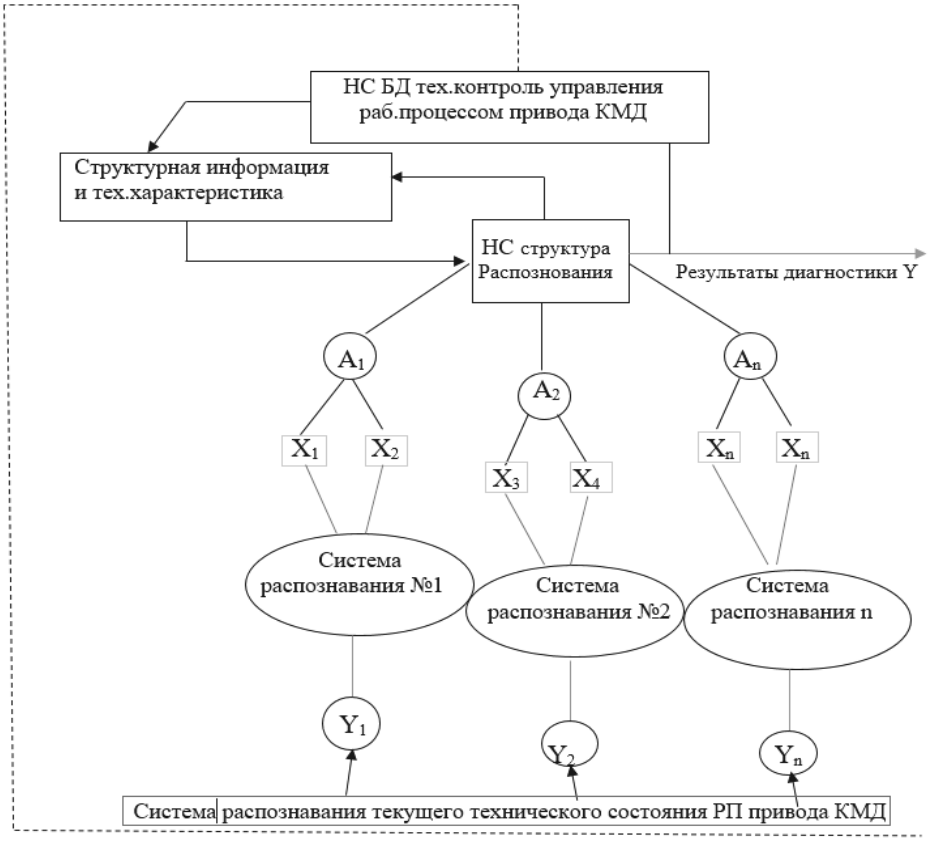


Рис. 1. Многомерная классификация (а) и архитектура НС БД (б) для получения результата анализа рабочего процесса привода КМД
Fig. 1. Multi-dimensional classification (a) and architecture (b) of neural network-based data base for KMD drive duty analysis

Начальные алгоритмы, созданные в начале таблицы, будут определять минимальные возможности базы, далее наполнение таблиц данными объекта будут определяться моделированием и основным процессом обработки данных. На примере рассмотрим (рис. 1) построение алгоритма баз данных с применением нейронной сети с минимальным количеством нейронов.

Привод конусной дробилки состоит из стандартных элементов, каждый узел имеет ряд неисправностей, которые распознаются и обнаруживаются по разным входным и выходным данным.

Основным моментом в нейронной сети является класс входных параметров [8—13]. НС на основе БДНС, которая имеет класс сигналов, может определить, к какому из классификаций относится входной сигнал, и, таким образом, он выявит новые признаки, отсутствующие в выборке данных.

Архитектура анализа ИНС БД позволяет классифицировать многомерные наблюдения, каждый из которых описывается набором характеристик входных данных [11—14]. В нашем случае это набор сигналов с различных датчиков конусной дробилки.

Рассмотрим БД «Привода». Основной алгоритм создания единой структуры БД для привода конусной дробилки задает конструктор.

В первую очередь мы создаем элемент кода с одинаковыми названиями для конечной соединительной системы. Далее создаются таблицы по примеру многомерной классификации (рис. 1, *а*), где сохраняется структура узлов и деталей.

Например, для «вала» сохраняются его основные параметры. Главной составляющей является время начала и окончания процесса работы приводного узла. Завершающей информационной сетью является код основного процесса для хранения информации.

Таким образом, можно рассмотреть следующую структурную модель, построенную в БД с применением НС (рис. 2).

Соединив все таблицы между собой, можно считать, что информация для привода конусной дробилки полностью создана. Составляющие узлы и механизмы привода связаны между собой, и можно показать различные данные во время эксплуатации конусной дробилки.

Проверка тестовых запросов по приводу конусной дробилки составляет несколько главных вводов функций, в которую входят «выбор», «удаление», «добавление», «обновление».

Применяя дополнительные столбцы и функции, можно показать различные чертежи узлов и механизмов конусной дробилки.

Чертежи появляются по запросу на гиперссылки. Воспользовавшись этой командой, возможно найти новые пути решения глобальной проблемы, касающейся принципиальной конструкции конусной дробилки, или частной задачи, возникщей в результате эксплуатации привода дробилки.

Заполнение таблиц исходными данными и параметрами является основным процессом для дальнейшего моделирования и получения результатов во время эксплуатации конусной дробилки [3].

Связь таблиц между собой означает, что эти функции обрабатывают как исходные данные, так и данные, получаемые через датчики и другие устройства.

Таблицы содержат код автоматизации процесса связи при переходе с одного уровня на другой (для получения информации, данных). Процесс разложения элементов для выходных

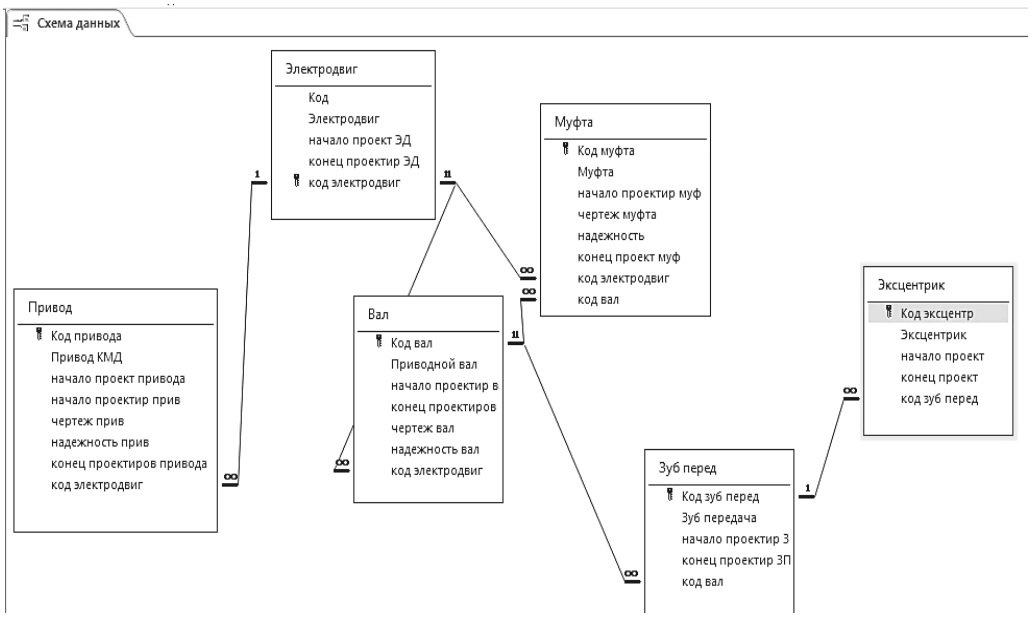


Рис. 2. Структура БД привода конусной дробилки
Fig. 2. Data base structure for cone crusher drive

данных (результата) является объектом, привязанным одинаковыми кодами для отображения и соединения основных процессов анализа межтабличных связей.

Применяя такой вид системы обработки, можно вычислять и оценивать вероятностные события при эксплуатации оборудования, когда одна из структур БД имеет ветвь для выхода данных [2]. Такая модель базы данных, созданная на основе нейронной сети, может перевоплощать возможности событий. Рассмотрим пример расчета надежности «Привода». В классификации НС можно создать ступень объектов. На примере расчета прочности «Привода» создана цепь взаимодействий элементов.

Связи между элементами позволяют анализировать узлы и части машины, а также всю конструкцию. Например, можно рассчитать надежность узлов на базовых уровнях, а затем надежность всей машины в целом.

Элемент А → элемент А1 →
→ элемент А1 2 →… . → Аn
Элемент В → элемент В1 →
→ элемент В1 2 →… . → Вn

Каждый из элементов описывает события вероятностью Р (А/В). Вероятность событийной цепи для непересекающихся объектов в базе можно рассчитать в соответсвии с рис. 3:

$$P (A / B)= P_{11}\ 2 \cdot P_{11} \cdot P1/P_n.$$

Таблица 1
Коды ошибок, сохраненных в БД
Codes of errors stored in data base

№	Название	Показатели	
1	ТНТ	8,4	577
2	ТНТ	0,6	577
3	ОСЛ	6,6	26,8
4	ТНТ	0,5	577
5	ОСЛ	0,5	0
6	ТНТ	0,5	583
7	ТНТ	0,8	581
8	ТНТ	0,8	521

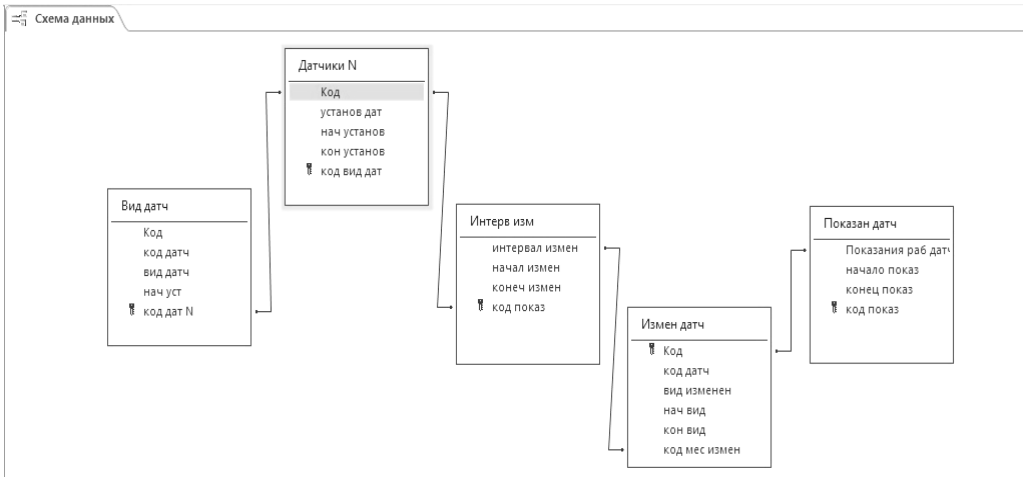


Рис. 3. Система диагностики привода, построенной на основе НС БД
Fig. 3. Drive diagnosis system grounded on neural network-based data base

В узлах — таблицах с программами обработки (макросы и модули) создается возможность использования комплекса пакетов для моделирования процессов.

Система имеет *N* датчиков, которые контролируют общее состояние параметров. Для каждого слоя с входными параметрами «1» является наличием неисправных систем, а «0» — их отсутствием. Такая система позволит определить источник неисправности и ее характер.

Например, выход из строя электродвигателя привода конусной дробилки по причине короткого замыкания обмотки в результате пробоя изоляции показан в табл. 1, где ТНТ — защита по максимальному току; ОСЛ — ток перегрузки при разгоне.

Созданная нами БД для регулировки и контроля текущего состояния оборудования, в первую очередь, сообщит на ранних стадиях начинающихся проблем о вероятности выхода из строя электродвигателя привода по какой-либо причине (например, замыкание обмотки, также возможной причиной выхода из строя электродвигателя привода дробилки может явиться неоднократный ее запуск в короткий промежуток времени с чрезмерной механической нагрузкой) и далее обязательно укажет причину неисправности, т.к. в БД сохраняются основные коды, указывающие на ошибки и неисправности оборудования (см. табл. 1, цифровые значения в которой указывают на номер неисправности, учтенной в БД по величине тока (577) и по частоте (0,5 Гц)).

Кроме того, созданная модель нейронной сети напомнит эксплуатирующему дробилку машинисту, что необходимо исключить многократные запуски дробилки под нагрузкой с малым промежутком времени, проверить наличие недробимого материала при остановке дробилки под нагрузкой.

Итак, созданная нами БД на основе НС имеет возможность работы с моделированием и проектированием на разных уровнях, которые определяют кинематические, динамические и статистические связи.

Соединения элементов баз данных привода конусной дробилки можно использовать при расчете нагрузок, ско-

ростных характеристик основных узлов конусных дробилок. Программа имеет возможность показать полную картину работы системы машины и в отдельности каждого узла. Таблицы и связи между ними направлены на анализ и оперативное визуальное представление информации об основных показателях текущего состояния конусной дробилки и повышения эффективности дробления.

Содержанием работы является приведение информации об эксплуатации оборудования в соответствии с задачей прогнозирования. Весь объем информации, на основании которой строится прогноз системы, может быть представлен отдельными ситуациями, в том числе с учетом модели траектории движения куска по камере дробления [1, 4, 5, 10]. При этом каждая наблюдаемая ситуация представляется в обобщенном виде БД. Формирование архитектуры НС данных: количество входных нейронов сети, число выходных нейронов соответствует числу прогнозируемых ситуаций и параметров функционирования конусной дробилки.

Заключение

Применение нейронных сетей для привода конусной дробилки на основе баз данных с многомерными классификациями объектов позволяет:

– выдавать информацию о текущем состоянии привода конусной дробилки быстро и качественно;

– определять отклонения сигналов для предупреждения возникновений ошибок рабочего процесса;

– отслежиить процесс дробления путем определения изменения динамики режима рабочего процесса,

– выбирать режим функционирования и получать модель с минимальными погрешностями за счет внедрения в нее моделирующих и прогнозирующих программ, которые имитируют рабочий процесс дробления и прогнозируют возможные неисправности.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. *Лагунова Ю. А.*, *Шестаков В. С.* Имитационное моделирование при расчете параметров конусных дробилок // Информационные технологии в горном деле: тезисы докладов III научно-технической конференции. Екатеринбург: УГГГА, 1988. С. 52 — 53.
2. *Бейсембаев К. М.*, *Ибраева Н. Р.* Нейросетевой подход к разработке, моделированию и управлению горными машинами / Разработка моделей и элементов управления технологическими машинами. IX Международная студенческая научная конференция. Студенческий научный форум — 2017. https://scienceforum.ru/2017/article/2017040082.
3. *Фурин В. О.*, *Лагунова Ю. А.*, *Федулов К. А.* Конусные дробилки ПАО «Уралмашзавод» для конкретных условий эксплуатации. Горное оборудование и электромеханика, 2018. № 1. — С. 27 — 33.
4. *Калянов А. Е.*, *Лагунова Ю. А.*, *Шестаков В. С.*, Расчет параметров конусных дробилок для пропуска недробимого тела // Технологическое оборудование для горной и нефтегазовой промышленности: сб. докладов XIV международной конф. «Чтения памяти В. Р. Кубачека». Екатеринбург: Изд-во УГГУ, 2016. с. 187 — 194.
5. *Ибраева Н. Р.*, *Малыбаев Н. С.*, *Комиссаров А. П.*, *Лагунова Ю. А.*, *Шестаков В. С.* Программа для ЭВМ исследование параметров рабочего процесса и движения кусков через камеру дробления конусной дробилки // Свидетельство о внесении сведений в государственный реестр прав на объекты, охраняемы авторским правом № 8055 от 10 февраля 2020 года. Вид объекта авторского права произведение науки. Дата создания объекта 19.10.2019 г. Республика Казахстан.

6. *Narendra K. S.*, *Parthasarathy K.* Identification and control of dynamical systems using neural networks // IEEE Trans. on Neur. Net..- 1990.- vol.1.- N 1.- pp. 4 — 27.

7. *Дмитриев В. Т.*, *Тимухин С. А.*, *Симисинов Д. И.*, *Карякин А. Л.* Анализ энергетических параметров шахтных подъемников // Горный журнал. N 8. С. 70 — 72. DOI: 10.17580/gzh.2017.08.13

8. *Клепиков В. Б.*, *Сергеев С. А.*, *Махотило К. В.*, *Обруч И. В.* Применение методов нейронных сетей и генетических алгоритмов в решении задач управления электроприводами / Электротехника, № 5, 1999. –С. 2 — 6.

9. *Цвенгер И. Г., Низамов И. Р.* Применение нейросетевых регуляторов в системах управления электроприводами / Вестник технологического университета. 2017. Т.20, №8

10. *Lagunova Y. A. Bochkov V. S.* Energy Component of Properties of Material Crushability Layer. (2020) Lecture Notes in Mechanical Engineering, pp. 577 — 584. https://www.scopus.com DOI: 10.1007/978 — 3-030 — 22063 — 1_61

11. *Tijmen Tieleman and Geoffrey Hinton.* Lecture 6.5-rmsprop: Divide the gradient by a running average of its recent magnitude. COURSERA: Neural networks for machine learning, 4(2):26 — 31, 2012

12. *Tianqi Chen, Mu Li, Yutian Li, Min Lin, Naiyan Wang, Minjie Wang, Tianjun Xiao, Bing Xu, Chiyuan Zhang, and Zheng Zhang.* Mxnet: A flexible and efficient machine learning library for heterogeneous distributed systems. NeurIPS Workshop on Machine Learning Systems, 2015.

13. Wang ZH, Tu L, Guo Z, Yang LT, Huang BX. Analysis of user behaviors by mining large network data sets[J]. Future generation computer systems. The international journal of grid computing and escience. 2014,37: 429 — 437.

14. *Chen CY, Chiang JS, Chen KY, Liu TK, Wong CC.* An Approach for Fuzzy Modeling based on Self-Organizing Feature Maps Neural Network[J]. Applied mathematics & information sciences. 2014,8(3):1207 — 1215 ГИАБ

REFERENCES:

1. Lagunova Yu. A., Shestakov V. S. *Imitatsionnoe modelirovanie pri raschetenii parametrov konusnykh crushilok* [Simulation modeling when calculating parameters of cone crushers]. Ekate-rinburg: UGGA, 1988. pp. 52 — 53. [In Russ]

2. Beisembayev K. M., Ibraeva N. R. Neural network approach to the development, modeling and management of mining machines. *Development of models and control elements of technological machines.* 2017. [In Russ]

3. Kalyanov A. E., Lagunova Yu. A. Mathematical modeling of elements of the hydraulic scheme of the cone crusher pressing system. *Mining equipment and electromechanics*. 2014. no. 2. pp. 39 — 45. [In Russ]

4. Kalyanov A. E., Lagunova Yu. A., Shestakov V. S., Calculation of parameters of cone crushers for the passage of an unbroken body. Technological equipment for the mining and oil and gas industry: collection of reports of the XIV International Conference “Readings in Memory of V. R. Kubachek”. Yekaterinburg: UGGU Publishing House, 2016. pp. 187 — 194. [In Russ]

5. Ibraeva N. R., Malybaev N. S., Komissarov A. P., Lagunova Yu.A., Shestakov V. S. Computer program study of the parameters of the working process and the movement of pieces through the crushing chamber of a cone crusher. Certificate of entering information into the state register of rights to objects protected by copyright no. 8055 dated February 10, 2020. Type of copyright object is a work of science. Date of creation of the object 19.10.2019 Republic of Kazakhstan. [In Russ]

6. Narendra K. S., Parthasarathy K. Identification and control of dynamic systems using neural networks. IEEE Trans. on Neur. Net. 1990. vol.1. no. 1. pp. 4 — 27.

7. Dmitriev V. T., Timukhin S. A., Simisinov D. I., Karyakin A. L. Analysis of energy parameters of mine hoists. *Gornyi Zhurnal*. 2017. no. 8, pp. 70—72. DOI: 10.17580/gzh.2017.08.13 [In Russ]

8. Klepikov, V. B., Sergeev S. A., was Mahotella K. V., Hoop I. V. application of the methods of neural networks and genetic algorithms in solving the problems of control of electric drives. *Electrical engineering*, no. 5, 1999. –P. 2—6. [In Russ]

9. I. G. Conger, I. R. Nizamov neural network regulator-ditch the drive control system. *Herald technological University*. 2017. Vol. 20, no. 8 [In Russ]

10. Lagunova, Y. A. Bochkov, V. S. Energy Component of Properties of Material Crushability Layer. (2020) *Lecture Notes in Mechanical Engineering*, pp. 577—584. https://www.scopus.com DOI: 10.1007/978—3-030—22063—1_61

11. Tijmen Tieleman and Geoffrey Hinton. Lecture 6.5-rmsprop: Divide the gradient by a running average of its recent magnitude. COURSERA: Neural networks for machine learning, 4(2):26—31, 2012

12. Tianqi Chen, Mu Li, Yutian Li, Min Lin, Naiyan Wang, Minjie Wang, Tianjun Xiao, Bing Xu, Chiyuan Zhang, and Zheng Zhang. Mxnet: A flexible and efficient machine learning library for heterogeneous distributed systems. NeurIPS Workshop on Machine Learning Systems, 2015.

13. Wang ZH, Tu L, Guo Z, Yang LT, Huang BX. Analysis of user behaviors by mining large network data sets[J]. Future generation computer systems. *The international journal of grid computing and escience*. 2014,37: 429—437.

14. Chen CY, Chiang JS, Chen KY, Liu TK, Wong CC. An Approach for Fuzzy Modeling based on Self-Organizing Feature Maps Neural Network[J]. *Applied mathematics & information sciences*. 2014,8(3):1207—1215.

ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРАХ

Ибраева Назира Раисқызы[1,2] — преподаватель кафедры «Технологическое оборудование, машиностроение и стандартизация», аспирант кафедры «Горные машины и комплексы»;

Лагунова Юлия Андреевна — докт. техн. наук, профессор кафедры «Горные машины и комплексы», e-mail: yu.lagunova@mail.ru;

[1] Карагандинский технический университет, Казахстан, г. Караганда, пр. Нурсултана Назарбаева, 56;

[2] Уральский государственный горный университет, г. Екатеринбург, Россия.

INFORMATION ABOUT THE AUTHORS

Ibraeva N. R.[1,2], Lecturer at the Process Equipment, Machine Engineering and Standardization Department, Post-Graduate Student at the Department of Mining Machines and Assemblies;

Lagunova Yu. A.[2], Dr. Sci. (Eng.), Professor, Department of Mining Machines and Assemblies, e-mail: yu.lagunova@mail.ru;

[1] Karaganda Technical University, Karaganda, Kazakhstan;

[2] Ural State Mining University, Yekaterinburg, Russia

Получена редакцией 01.06.2021; получена после рецензии 10.09.2021; принята к печати 10.10.2021.
Received by the editors 01.06.2021; received after the review 10.09.2021; accepted for printing 10.10.2021.