

УДК 621.926:34.16

ИССЛЕДОВАНИЕ СХОДИМОСТИ МЕТОДОВ КЛАСТЕРИЗАЦИИ ХАРАКТЕРИСТИК КУСКОВ ЖЕЛЕЗНОЙ РУДЫ НА КОНВЕЙЕРЕ ДЛЯ УПРАВЛЕНИЯ ПРОЦЕССОМ СОРТИРОВКИ**В. С. Моркун, С. Л. Цвиркун**

ГВУЗ «Криворожский национальный университет»

ул. 22-го Партсъезда, 11, г. Кривой Рог, 50027, Украина. E-mail: tserg30@mail.ru

Исследована возможность применения методов четкой и нечеткой кластеризации для первичной настройки подсистемы распознавания технологических разновидностей кусков руды при формировании автоматизированного управления сортировкой крупнокусковой железной руды в потоке. Рассмотрена структура системы управления сортировкой кусковой руды с учетом ограниченного быстродействия исполнительного механизма, с помощью которой выбирается несколько кусков с наилучшими характеристиками. Исследована сходимость методов кластеризации характеристик кусков руды, которая проверялась при разбиении на близкое к оптимальному количество кластеров, что позволило оценить не только показатели сходимости, но и дополнительно проверить целесообразность произведенного ранее выбора оптимального количества кластеров. Было установлено, что для формирования автоматизированного управления сортировкой крупнокусковой железной руды в потоке первичную настройку подсистемы распознавания технологических разновидностей целесообразно осуществлять с использованием алгоритма нечеткой кластеризации Густафсона-Кесселя.

Ключевые слова: кластер, кластеризация, автоматизация, крупнокусковая руда, сортировка.

ДОСЛІДЖЕННЯ ЗБІЖНОСТІ МЕТОДІВ КЛАСТЕРИЗАЦІЇ ХАРАКТЕРИСТИК КУСКІВ ЗАЛІЗНОЇ РУДИ НА КОНВЕЄРІ ДЛЯ УПРАВЛІННЯ ПРОЦЕСОМ СОРТУВАННЯ**В. С. Моркун, С. Л. Цвиркун**

ДВНЗ «Криворізький національний університет»

вул. 22-го Партз'їзду, 11, м. Кривий Ріг, 50027, Україна. E-mail: tserg30@mail.ru

Досліджено можливість застосування методів чіткої і нечіткої кластеризації для первинної настройки підсистеми розпізнавання технологічних різновидів кусків руди при формуванні автоматизованого управління сортуванням крупнокускової залізної руди в потоці. Розглянуто структуру системи управління сортуванням кускової руди з урахуванням обмеженої швидкодії виконавчого механізму, за допомогою якої вибирається декілька кусків з найкращими характеристиками. Досліджено збіжність алгоритмів кластеризації характеристик кусків руди, яка перевірялася при розбитті на близькі до оптимального кількості кластерів, що дозволило оцінити не тільки, показники збіжності, а й додатково перевірити доцільність виробленого раніше вибору оптимальної кількості кластерів. Було встановлено, що для формування автоматизованого управління сортуванням крупнокускової залізної руди в потоці первинну настройку підсистеми розпізнавання технологічних різновидів доцільно здійснювати з використанням алгоритму нечіткої кластеризації Густафсона-Кесселя.

Ключові слова: кластер, кластеризація, автоматизація, крупнокускова руда, сортування.

АКТУАЛЬНОСТЬ РАБОТЫ. Добыча и переработка минеральных полезных ископаемых является одной из основных отраслей экономики Украины. С учетом возрастающей конкуренции на мировых рынках важной задачей является обеспечение высокой эффективности извлечения полезных компонентов, снижение отходов и потерь обогатительного производства.

Добыча и обогащение руды является сложным и трудоемким процессом. В настоящее время на каждом этапе переработки происходит перераспределение качества минерального сырья в железных рудах при помощи специализированных устройств и методов. Это вызвано большим количеством факторов, влияющих на потерю качества во время процесса добычи и переработки. Одним из них является «человеческий фактор».

На отечественных железорудных предприятиях осуществляется переработка в несколько технологических разновидностей руды. При этом система ведения горных работ не позволяет достаточно длительное время добывать однотипные руды, что при-

водит к нестабильности минерального состава сырья, поступающего на обогащение. При этом методы и средства алгоритмического и информационного обеспечения автоматизированных систем управления не позволяют достаточно эффективно разделять технологические потоки железорудного сырья в соответствии с его обогатительными характеристиками. Вследствие этого достаточно сложно получить качественное управление технологическими процессами обогащения.

Оперативный контроль качества железорудного сырья традиционно обеспечивает контроль какого-нибудь одного технологического параметра качества. Как правило, таким параметром является содержание полезной компоненты, которая определяет качество руды в основном. Но в ряде случаев на конечные качественные показатели товарной руды оказывает влияние содержание других компонент. Поэтому, для оптимального ведения технологических процессов добычи и переработки железных руд необходимо иметь данные о полном вещественном составе железной руды и продуктов ее переработки.

Таким образом, актуальними становятся вопросы разработки методов сортировки рудного материала в потоке на основе оперативного распознавания его технологических разновидностей.

Для обеспечения высоких технико-экономических показателей добычи и переработки минерального сырья целесообразно управлять качеством еще на стадии планирования, добычи и транспортировки руд.

Целью работы является исследование методов кластеризации существенных признаков рудных кусков для определения принадлежности куска дробленой железной руды к определенной технологической разновидности.

МАТЕРИАЛ И РЕЗУЛЬТАТЫ ИССЛЕДОВАНИЙ.

В работе [1] предложена методология построения автоматизированных систем непрерывного оперативного технологического контроля в потоке полного вещественного состава железорудного сырья. Согласно данному подходу, содержание всего заданного множества компонентов руды рассчитывается согласно известному значению содержания одного доминирующего (полезного) компонента и заданного массива статистик содержания всего множества компонентов для данной технологической разновидности руды. При этом массив статистик для заданной разновидности руды содержит начальные и корректировочные статистики.

Результаты исследования метода непрерывного автоматического контроля содержания общего железа в потоке руды на основе селективного гамма-гамма метода представлены в работе [2]. Основным элементом системы является интеллектуальный датчик регистрации гамма-излучения, состоящий из сцинтилляционного блока NJ (Т1), фотоэлектронного умножителя ФЭУ-82 (ФЭУ), широкополосного усилителя SA205, высоковольтного импульсного блока питания, порогового компаратора AD8561 для устранения «шумов» ФЭУ, источника опорного напряжения и цифро-аналогового преобразователя, двоичного четырехразрядного счетчика 74PC4520, микроконтроллера Atmega8-16A1, интерфейса RS-232. Система позволяет получать текущие и средние значения массовой доли общего железа и производительности конвейера, а также формировать базу данных и осуществлять графическое представление результатов измерения.

Устройство ДЖМ-4 [3] предназначено для экспресс-анализа дробленой горной массы по содержанию магнитного железа, крупностью до -20 мм. Конструктивно ДЖМ-4 состоит из интеллектуального датчика (ДЖМ), кюветы с пробой и пульта управления. Собственно ДЖМ содержит датчик магнитной восприимчивости, датчик массы пробы и микроконтроллер для обработки информации от датчиков. Время экспресс-анализа рудной массы объемом 300 см³ составляет 5 с. Погрешность измерения массовой доли железа магнитного в диапазоне 1...30 % (абс.) составляет 0,8 %.

При формировании автоматизированного управления сортировкой кусковой руды с учетом ограниченного быстродействия исполнительного механиз-

ма целесообразно, выбирать несколько кусков с наилучшими характеристиками, если их расположение на ленте не позволяет отобрать из потока все куски. Структура системы управления, реализующая данный подход представлена на рис. 1.

Принадлежность куска дробленой железной руды к определенной разновидности определяется по совокупности характеристик. Поэтому для определения подлежащих отбору кусков руды из находящегося на конвейере потока при формировании управляющего воздействия системой покусковой сортировки необходимо исследовать методы кластеризации наиболее существенных признаков рудных кусков.

Большинство алгоритмов кластеризации не опираются на традиционные для статистических методов допущения; они могут использоваться в условиях почти полного отсутствия информации о законах распределения данных

Исходной информацией для кластеризации является матрица Θ измерения косвенных признаков технологических разновидностей руды, состоящая из M строк, каждая из которых содержит N значений признаков отдельной пробы

$$\Theta = \begin{bmatrix} \theta_{11} & \theta_{12} & \dots & \theta_{1N} \\ \theta_{21} & \theta_{22} & \dots & \theta_{2N} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ \theta_{M1} & \theta_{M2} & \dots & \theta_{MN} \end{bmatrix}, \quad (1)$$

где N – количество признаков; M – количество проб руды. Задачей является разбиение проб руды, представленной несколькими технологическими разновидностями, на соответствующее количество кластеров, схожесть проб в которых позволяет выделить определенную технологическую разновидность.

Для повышения эффективности процесса кластеризации была выполнена предварительная нормализация входных данных [4, 5]

$$\bar{\theta} = \frac{\theta - \theta_{\min}}{\theta_{\max} - \theta_{\min}}, \quad (2)$$

где θ – текущее значение характеристики рудного материала, $[\theta_{\min}, \theta_{\max}]$ – диапазон значений характеристики рудного материала в исследуемом множестве проб.

Для осуществления кластеризации характеристик проб руды были рассмотрены методы четкой и нечеткой кластеризации. Методы четкой кластеризации k-means и k-medoids определяют принадлежность каждого набора характеристик куска руды одному из c кластеров, чтобы минимизировать в рамках кластера сумму квадратов [6, 7]

$$\sum_{i=1}^c \sum_{k \in A_i} \|\theta_k - v_i\|_2, \quad (3)$$

где A_i – набор объектов (опорных точек) в i -м кластере; v_i – среднее значение координат точек кластера i .



Рисунок 1 – Формирование управление в системе сортировки кусковой руды с учетом ограниченности быстродействия исполнительного механизма

Алгоритм кластеризации fuzzy c-means, использовавшийся для кластеризации характеристик проб руды, основан на минимизации функционала c-means [6, 7]

$$J(\Theta; U, V) = \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^N (\mu_{ik})^m \|\theta_k - v_i\|_A^2, \quad (4)$$

где

$$V = [v_1, v_2, \dots, v_c], v_i \in R^n \quad (5)$$

вектор центров кластеров

$$D_{ikA}^2 = \|\theta_k - v_i\|_A^2 = (x_k - v_i)^T A (\theta_k - v_i) \quad (6)$$

Также, для классификации характеристик железорудного сырья был использован алгоритм Густафсона-Кесселя (Gustafson-Kessel), который совершенствует fuzzy c-means алгоритм, используя адаптивную норму расстояния для каждого кластера [8]

$$D_{ikA}^2 = (\theta_k - v_i)^T A_i (\theta_k - v_i), \quad (7)$$

$$1 \leq i \leq c, 1 \leq k \leq N.$$

Целевая функция алгоритма определяется следующим образом

$$J(\Theta; U, V, A) = \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^N (\mu_{ik})^2 D_{ikA}^2 \quad (8)$$

Сходимость алгоритмов кластеризации характеристик кусков руды проверялась при разбиении на

близкое к оптимальному количество кластеров от пяти до девяти. Результаты оценивания сходимости алгоритма кластеризации k-means позволяют сделать следующие выводы.

С точки зрения скорости сходимости, оптимальным является разбиение на девять кластеров (рис. 2,а).

Наиболее близким к оптимальному является результат разбиения на семь кластеров, при котором достигается наименьшее среднее значение целевой функции. Оценки сходимости алгоритма кластеризации k-medoids представлены на рис. 2,б. Одинаковые результаты по скорости получены в результате разбиения на пять, шесть и семь кластеров. Вместе с тем, наименьшее среднее значение целевой функции алгоритма соответствует разбиению на семь кластеров.

Результат оценки сходимости алгоритма кластеризации fuzzy c-means приведен на рис. 3 а. С точки зрения скорости сходимости, оптимальным является разбиение на семь и девять кластеров.

Наиболее близким к оптимальному является результат разбиения на пять кластеров. При этом наименьшее среднее значение целевой функции алгоритма соответствует разбиению на семь, восемь и девять кластеров. Оценка сходимости алгоритма кластеризации Густафсона-Кесселя представлена на рис. 3,б. Наилучшие результаты по скорости сходимости получены в результате разбиения на семь и восемь кластеров.

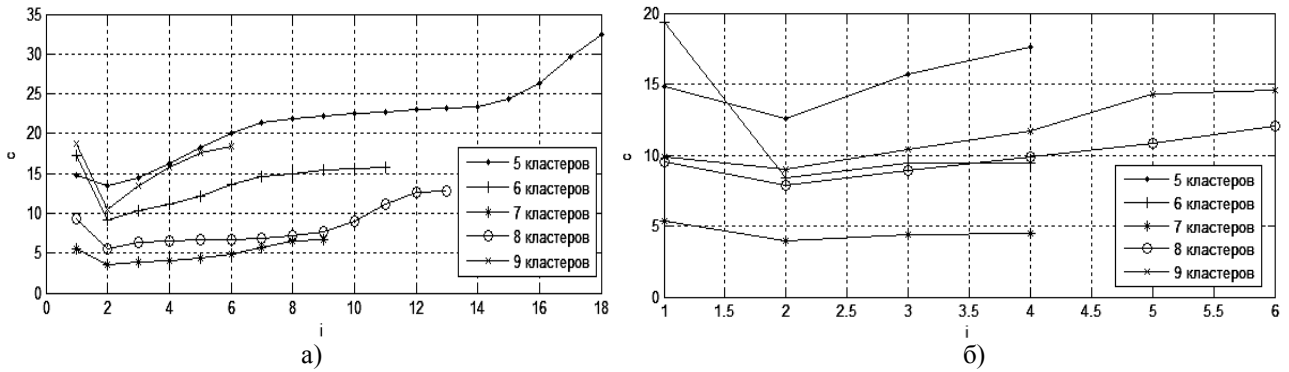


Рисунок 2 - Сходимость алгоритмов четкой кластеризации: а – алгоритм k-means; б – алгоритм k-medoids

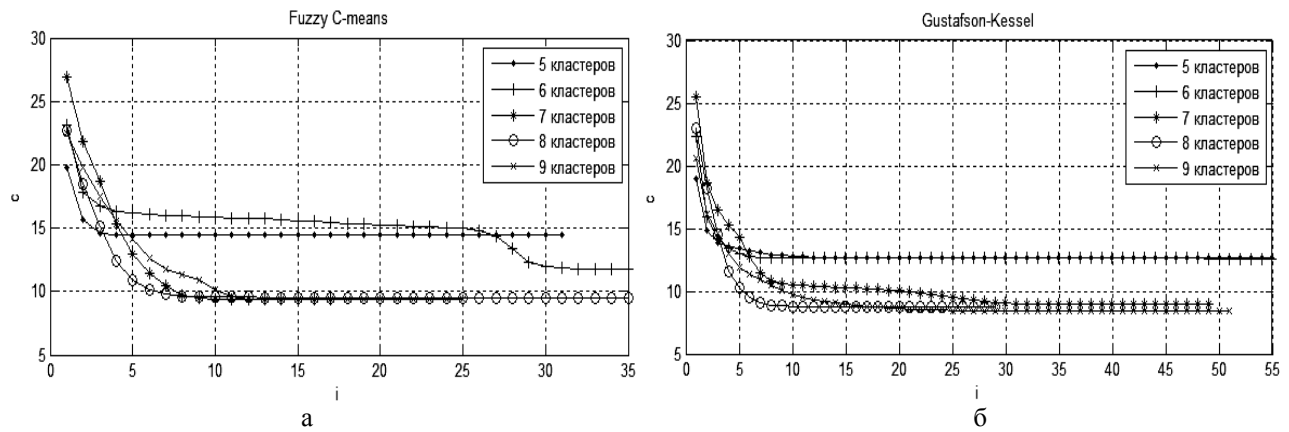


Рисунок 3 – Сходимость алгоритма нечеткой кластеризации: а – алгоритм fuzzy c-means; б – алгоритм Густафсона-Кесселя

Сравнительная оценка результатов исследования скорости сходимости алгоритмов кластеризации (рис. 4) показала, что алгоритм Густафсона-Кесселя

сходится в среднем за 30–35 итераций, что несколько превышает результаты остальных алгоритмов.

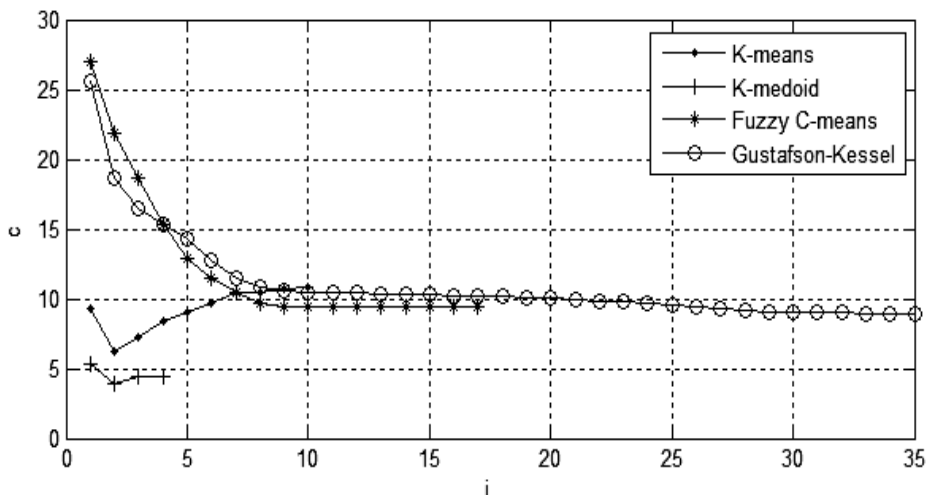


Рисунок 4 – Сравнение сходимости алгоритмов кластеризации

Следует отметить, что время на выполнение указанного количества итераций не превышает допустимого значения для обработки данных в режиме реального времени. Поскольку, согласно рассмотренным выше результатам, по качественным показателям алгоритм Густафсона-Кесселя превалирует

над остальными, подтверждается целесообразность его использования для первичной настройки подсистемы распознавания технологических разновидностей крупнокусковой руды в системе автоматизированной сортировки крупнокусковой руды в потоке.

ВЫВОДЫ. Для формирования автоматизированного управления сортировкой крупнокусковой железной руды в потоке первичную настройку подсистемы распознавания технологических разновидностей целесообразно осуществлять с использованием алгоритма нечеткой кластеризации Густафсона-Кесселя. Полученные результаты кластеризации целесообразно использовать для построения функций принадлежности в системе нечеткого логического вывода при реализации подсистемы распознавания технологических разновидностей в автоматизированной системе управления покусковой сортировкой железной руды в потоке.

ЛИТЕРАТУРА

1. Зубкевич В.Ю. Контроль вещественного состава железорудного сырья // Сборник научных трудов «Качество минерального сырья». – Вып. 11. – Кривой Рог, 2011. – С. 154–167.
2. Непрерывный контроль технологических потоков на конвейере / А.А. Азарян, Г.Н. Лисовой, Д.Ю. Мирошник // Сборник научных трудов Каче-

ство минерального сырья. – Кривой Рог, 2011. – Вып. 11. – С. 221–228.

3. Использование мобильных технологий для оперативного контроля содержания железа магнитного в условиях карьера / А.А. Азарян, В.В. Дрига, А.В. Ахтямов, А.С. Карачабан, И.Н. Козин // Научный вестник КУЕИТУ. Нові технології. – 2011. – № 4 (34). – С. 47–51.

4. Fuzzy Clustering and Data Analysis Toolbox / Balasko B., Abonyi J., Feil B. University of Pannonia, 2005. – 74 p.

5. Нечеткие множества в моделях управления и искусственного интеллекта / Под. ред. Д.А. Поспелова. – М.: Наука, 1986. – 312 с.

6. Штовба С.Д. Введение в теорию нечетких множеств и нечеткую логику [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://matlab/exponenta.ru/fuzzylogic/book1>.

7. Bezdek J.C. Pattern Recognition with Fuzzy Objective Function Algorithms. Plenum Press, New York, 1981. – 256 p.

8. Gustafson D.E., Kessel W.C. Fuzzy clustering with a fuzzy covariance matrix // Proc. IEEE CDC, San Diego, CA. – 1979. – PP. 761–766; Vol. 7. – PP. 773–781.

INVESTIGATION OF CONVERGENCE CLUSTERING METHODS OF LUMP ORE CHARACTERISTICS ON CONVEYORS FOR AUTOMATIZED CONTROL SORTING

V.S. Morkun, S. L. Tsvirkun

In this paper the possibility of applying the methods of clear and fuzzy clustering for the initial configuration of the subsystem recognition of lump ore technological types for the automated control of lump iron ore sorting was investigated. The structure of the control system of lump ore sorting, given the limited speed of the actuator which selects a few pieces with the best characteristics. Convergence of algorithms for clustering characteristics of pieces of ore, which checks if the partition on the near-optimal number of clusters, which allowed us to estimate not only indicators of convergence, but also check the appropriateness made earlier selection of the optimal number of clusters. It was found that for formation of automated management by sorting lump iron ore in the flow of the initial configuration of the subsystem recognition process variations is advantageously carried out using fuzzy clustering algorithm Gustafson-Kessel.

Keywords: cluster, clustering, automation, lump ore, sorting.

REFERENCES

1. Zubkevich, V.Y. (2011) “Control of the material composition of iron ore”, *Collection of scientific works of mineral materials*, iss. 11, pp. 154–168.
2. Azarian, A.A., Lisovoy, G.N., Miroshnik, D.Yu. (2011) “Continuous monitoring of process streams on the conveyor”, *Collection of scientific works of mineral materials*. iss. 11, pp. 221–228.
3. Azarian, A.A., Driga, V.V., Akhtyamov, A.V., Karachaban, A.V., Kozin, I.N. (2011) “Using mobile technologies for operational control of the magnetic iron content in a career”, *Scientific Bulletin KUEITU. New technologies*, no. 4 (34), pp. 47–51.
4. Balasko, B., Abonyi, J., Feil, B. (2005) Fuzzy Clustering and Data Analysis Toolbox, Department of Process Engineering University of Veszprem.

5. *Nechetkie mnozhestva v modelyah upravleniya i iskusstvennogo intellekta* [Fuzzy sets in management models and artificial intelligence], Ed. D.A. Pospelov (1986), Nauka, Moscow, Russia.

6. Shtovba, S.D. *Vvedenie v teoriyu nechetkih mnozhestv i nechetkuyu logiku* [Introduction to the theory of fuzzy sets and fuzzy logic], mode of access: // <http://matlab/exponenta.ru/fuzzylogic/book1>.

7. Bezdek, J.C. (1981) Pattern Recognition with Fuzzy Objective Function Algorithms. *Plenum Press*, New York, 256 p.

8. Gustafson, D.E., Kessel, W.C. (1979) “Fuzzy clustering with a fuzzy covariance matrix”, *Proc. IEEE CDC*, San Diego, CA, pp. 761–766, vol. 7, pp. 773–781.

Стаття надійшла 24.11.2014.