

## ИСПОЛЬЗОВАНИЕ МОДЕЛЕЙ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ (MACHINE LEARNING) В ПРОЦЕССАХ ФЛОТАЦИИ

<sup>1</sup>*Носиров Н.И., <sup>2</sup>Абдатова З.Т.*

<sup>1</sup> *Доцент Алмалыкского государственного  
технического института, Узбекистан*

<sup>2</sup> *студент Алмалыкского государственного  
технического института, Узбекистан*

**Аннотация:** Флотация выделяется как успешный и широко применяемый метод отделения ценных минеральных частиц от отработанных пород. Эффективность этого процесса зависит от различных физико-химических свойств, проявляемых различными минералами. Однако сложное сочетание нескольких подпроцессов в флотации создает трудности в управлении этим механизмом и достижении оптимальной эффективности. В связи с этим растет зависимость от методов машинного обучения в исследованиях по переработке полезных ископаемых. В данной работе представлен всесторонний обзор методов машинного обучения и искусственного интеллекта, а также представлено их потенциальное применение в процессах флотации. Обзор демонстрирует достижения, обсуждаемые в научных исследованиях за последнее десятилетие, и подчеркивает растущий интерес к использованию методов машинного обучения для мониторинга и оптимизации процессов флотации, что подтверждается растущим количеством исследований в этой области. Последние тенденции также свидетельствуют о том, что курс мониторинга и контроля процессов флотации будет все больше сосредоточен на совершенствовании и внедрении сетей глубокого обучения, разработанных специально для извлечения и анализа пенообразов.

**Ключевые слова:** флотация; машинное обучение.

### USE OF MACHINE LEARNING MODELS IN FLOTATION PROCESSES

N.I.Nosirov<sup>1</sup>, Z.T.Abdatova<sup>2</sup>

<sup>1</sup>*Associate Professor of Almalyk State Technical Institute, Uzbekistan*

<sup>2</sup>*student of Almalyk State Technical Institute, Uzbekistan*

### ABSTRACT

Flotation stands out as a successful and extensively employed method for separating valuable mineral particles from waste rock. The efficiency of this process is subjected to the distinct physicochemical attributes exhibited by various minerals. However, the complex combination of multiple sub-processes within flotation presents

challenges in controlling this mechanism and achieving optimal efficiency. Consequently, there is a growing dependence on machine learning methods in mineral processing research. This paper provides a comprehensive overview of machine learning and artificial intelligence techniques, presenting their potential applications in flotation processes. The review demonstrates advancements discussed in scholarly research over the past decade and highlights a growing interest in utilizing machine learning methods for monitoring and optimizing flotation processes, as demonstrated by the increasing number of studies in this field. Recent trends also suggest that the course of flotation process monitoring and control will increasingly focus on the refinement and deployment of deep learning networks developed specifically for froth image extraction and analysis.

**Keywords:** flotation; machine learning.

### Вступление

Флотация является широко используемым методом в переработке и обогащении полезных ископаемых для эффективного разделения минеральных частиц. Исследование последовательного мониторинга и точного контроля процесса флотации стало постоянным занятием среди инженеров, что отражает важность поддержания оптимальных условий для эффективного разделения. Однако внедрение такой сложной системы управления требует значительных финансовых вложений в оборудование, что приводит к значительным затратам. Кроме того, текущее техническое обслуживание, необходимое для поддержания высоких стандартов системы мониторинга, добавляет дополнительные расходы. В ответ на эти проблемы оценочные модели, по-видимому, представляют собой эффективные и экономически обоснованные решения для управления сложностью процесса флотации.

Машинное обучение (ML) предполагает разработку алгоритмов и моделей, которые позволяют компьютерам учиться и принимать прогнозы или решения на основе предоставленных данных, не будучи явно запрограммированы. Построение моделей машинного обучения включает в себя несколько ключевых этапов, включая сбор данных, предварительную обработку, инженерию функций, выбор модели, обучение, валидацию и тестирование. Предварительная обработка данных особенно важна, так как она включает в себя очистку, трансформацию и организацию исходных данных, чтобы сделать их подходящими для обучения моделей. Этот этап может включать обработку отсутствующих значений, нормализацию, масштабирование функций и кодирование категориальных переменных. Эффективная предварительная обработка гарантирует, что данные имеют высокое качество и модель может извлекать из них значимые закономерности и связи. Выбор подходящей модели

машинного обучения имеет решающее значение, так как она напрямую влияет на точность, интерпретабельность и способность к обобщению прогнозов. Различные алгоритмы машинного обучения имеют разные сильные и слабые стороны, и выбор правильной модели обеспечивает эффективное захват данных и их использование для принятия обоснованных решений. Валидация и тестирование являются важными этапами, позволяющими оценить эффективность и обобщаемость моделей помимо данных обучения.

Влияние машинного обучения и искусственного интеллекта трансформирует различные области, начиная от повседневной жизни и заканчивая передовыми научными приложениями. Свидетель стремительной интеграции различных дисциплин, включая распознавание голоса и лица, автономные автомобили, фильтрацию спама и платформы социальных сетей, влияние этих технологий становится очевидным в глобальном масштабе. За последнее десятилетие исследователи выявили различные проблемы в процессе обогащения полезных ископаемых, представив потенциальные решения, существующие в методах машинного обучения и искусственного интеллекта. Эта тенденция тесно связана с быстрым прогрессом в информатике, значительным расширением доступных данных, а также расширением понимания методов машинного обучения и искусственного интеллекта.

Накопление этих достижений привело к появлению более доступных методов машинного обучения, расширив их применение во многих областях. Эти модели могут эффективно решать различные задачи, связанные с процессом флотации, включая прогнозирование сорта и извлечения, оптимизацию дозировок реагентов и другие критические параметры, необходимые для повышения эффективности и производительности процесса.

In this review, our objective was to explore recent advances in machine learning applications within froth flotation processes, focusing on developments from the past decade to provide a comprehensive understanding of the field's current state. To achieve this, we conducted an extensive search of scholarly publications and categorized them into distinct groups such as predictive models for grade and recovery, evaluation of flotation parameters, and froth image analysis. Additionally, we conducted a detailed analysis to visualize trends in ML applications over time and within specific research areas, identifying popular ML models and their impact on predictive modeling and performance monitoring strategies. Our review underscores the increasing interest in ML for optimizing flotation processes, especially in the development of deep learning networks for froth image analysis and extraction.

## 2. Основные сведения и методология: процессы флотации и состав обзора

Флотация, являющаяся весьма популярным методом переработки полезных ископаемых, оказывает значительное влияние на отделение ценных

минеральных частиц от сопутствующего отхода. Его эффективность обусловлена разнообразными физико-химическими свойствами поверхности, проявляемыми различными минералами, отличающими их как гидрофобные, так и гидрофильные. Эффективность механизма флотации заключается в использовании этих различий, что позволяет проводить селективный и эффективный процесс разделения на основе склонности минералов к прилипанию к водяным или воздушным пузырькам.

### 2.1. Описание процесса флотации

Процесс флотации происходит в водной среде в специальных флотационных ячейках, которые аэрируются для образования воздушных пузырьков. Для перемешивания и перемешивания пульпы используется двигатель, обеспечивающий равномерное размещение частиц на протяжении всего процесса. Скорость вращения двигателя зависит от таких факторов, как размер ячейки, тип двигателя и свойства материалов, и составляет от десятков до сотен оборотов в минуту.

Гидрофобные частицы стремятся прилипнуть к воздушным пузырькам, а затем переносятся ими на поверхность и создают пену, которая непрерывно удаляется из клетки. Гидрофильные частицы же не плавают в пену и погружаются на дно клетки. Идеальный процесс флотации возникает, когда каждая ценная частица сталкивается и прилипает к воздушному пузырю, не отрываясь от него до тех пор, пока не удаляется с пеной.

В процессе флотации для повышения эффективности разделения полезных ископаемых используются различные реагенты, включая собиратели, депрессоры, пенообразователи и активаторы [1].

Эффективность флотации зависит от взаимодействия множества факторов, включая характеристики частиц, гидродинамические условия и дисперсию газов [2]. Пример пенофлотационной ячейки приведен на рисунке 1, а реальная фотография флотационной установки — на рисунке 2.

Рисунок 1. Флотационная машина.

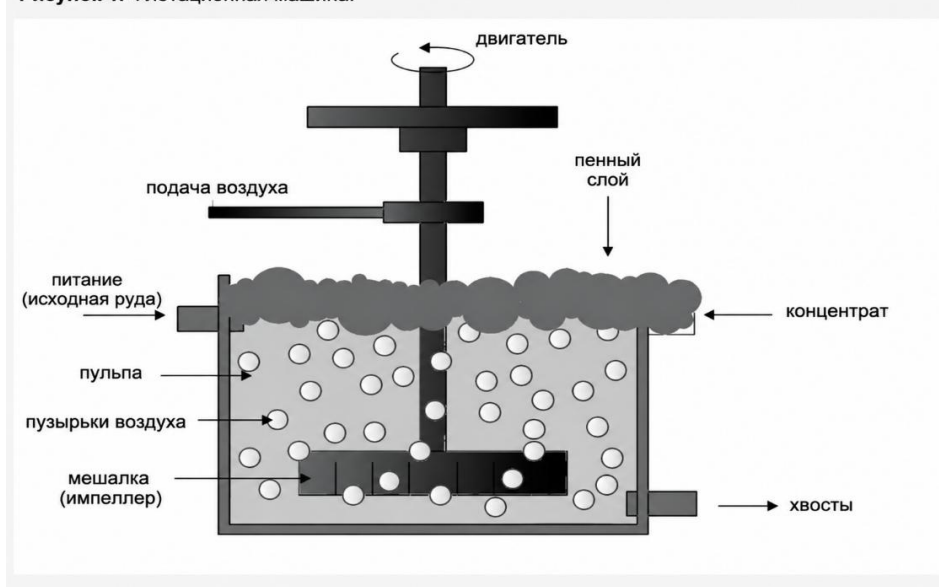


Рисунок 1. Флотационный элемент.



Рисунок 2. Фото реальных флотационных ячеек с перерабатывающего завода (фото сделано авторами).

## 2.2. Трудности и вызовы флотационных процессов

Флотация — это механизм разделения, включающий многочисленные взаимосвязанные подпроцессы, совместная работа которых определяет его общий успех. Сложность и взаимосвязь различных факторов напрямую влияют на разработку успешной модели прогнозирования [3]. Удовлетворительную систему управления флотацией сложно получить из-за динамичного и нелинейного характера механизма [4].

Для разработки модели машинного обучения крайне важно собрать данные с большим количеством переменных. К таким переменным относятся характеристики пульпы, подаваемой в флотационную камеру (скорость потока, количество материала, распределение размеров частиц, сорт и т. д.), физико-химическая информация (качество воды, виды и количество используемых в процессе реагентов, температура флотационной среды, значение pH, распределение пузырьков, скорость аэрации и т. д.) [5]. Размер, структура и прочность воздушных пузырьков существенно влияют на успех процесса флотации. Если пузырьки слишком велики, они склонны к разрыву, что может привести к тому, что прикрепленные к ним ценные минералы погрузятся на дно ячейки и будут рассматриваться как отходы [6].

Оптимальная производительность процесса флотации зависит от достижения подходящего баланса между сортом и извлечением концентрата. Во многих случаях, когда сорт концентрата повышается с помощью контролирующих методов, в хвостохранилищах может быть потеряно большее количество важных минералов. Однако, если решено увеличить извлечение

продукта, с пузырьками может выплывать больше нежелательных минералов, что снижает качество концентрата. При значительном объеме материала, перерабатываемого на заводе, даже незначительные неблагоприятные изменения могут привести к значительным экономическим потерям [7]. Сложность флотационного механизма усугубляется последовательностью процесса. Обычно на перерабатывающих заводах одновременно работают несколько флотационных элементов. Выход из одной ячейки передается в другую ячейку для дальнейшей обработки. Кроме того, отходы часто проходят дополнительную очистную флотацию в последующих ячейках для обеспечения комплексного извлечения ценных полезных ископаемых.

Основными показателями эффективности процесса являются концентрация ценных частиц в конечном продукте и извлечение. Следовательно, необходимо контролировать и регулировать как сорт поступающего в флотационную цепь сырья, так и сорт конечного концентрата. Эту информацию можно получить путем онлайн-измерений с различных контрольных устройств и лабораторных анализов. Используя эти данные, можно определить извлечение при помощи простых расчетов. Однако существенным недостатком данного подхода является высокая стоимость оборудования и сложность поддержания оптимальных условий. Следовательно, модели машинного обучения и искусственного интеллекта предлагают потенциальное решение для замены традиционных методов измерений [8].

### Список литературы:

1. Альсафасфех А.Х.; Алага Л.; Алзиджон А.; Надендла В.С.С. Оптимизация эффективности флотации фосфатных минералов в горных отходах с использованием полимерных депрессоров: эксперименты и машинное обучение. Физика и химия. Probl. Шахтёр. Процесс. 2022, 58, 150477. [Google Scholar] [CrossRef]
2. Моньяке К.; Хан Т.; Али Д.; Алага Л.; Кумар А. Экспериментальные и машинные исследования сополимеров хитозан-полиакриламида для селективного разделения сульфидов металлов в процессе пенной флотации. Интерфейсы коллоидов 2023, 7, 41. [Google Scholar] [CrossRef]
3. Ле Ру, Ж.; Oosthuizen, D.; Манчо С.; Крейг И. Обзор состояния промышленного флотационного контроля. IFAC-PapersOnLine 2020, 53, 11854–11859. [Google Scholar] [CrossRef]
4. Хорн, З.; Оре, Л.; Маккой Дж.; Олдрич К.; Хербст Б. Эффективность конволюционных нейронных сетей для экстракции признаков в пенофлотационном зондировании. IFAC-PapersOnLine 2017, 50, 13–18. [Google Scholar] [CrossRef]

5. Кинг Р.П. Моделирование и моделирование систем переработки полезных ископаемых; Баттерворт-Хайнеманн: Бостон, Массачусетс, США, 2001. [Google Scholar]
6. Шахбази Б.; Челгани С.К.; Matin, S. Прогнозирование реакций пенной флотации на основе различных параметров кондиционирования методом Random Forest. Коллоиды Surf. Физик-химик. Англ. Асп. 2017, 529, 936–941. [Google Scholar] [CrossRef]
7. Джахедсаравани А.; Мархабан М.; Массиней М. Прогнозирование металлургических показателей системы периодической флотации методом анализа изображений и нейронных сетей. Шахтёр. Англ. 2014, 69, 137–145. [Google Scholar] [CrossRef]
8. Берг Л. Искусственный интеллект на предприятиях по переработке полезных ископаемых: обзор. В материалах Международной конференции 2016 года по искусственному интеллекту: технологии и приложения, Бангкок, Таиланд, 24–25 января 2016 года. [Google Scholar]
9. Чжу Дж.; Гуи У.; Янг, К.; Сюй Х.; Ван Х. Функция плотности вероятности прогнозного контроля дозировки реагентов на основе размера пузырьков для грубой медной флотации. Контроль. Англ. Пр. 2014, 29, 1–12. [Google Scholar] [CrossRef]
10. Хаависто О. Обнаружение и анализ колебаний в цепи флотации минералов. Контроль. Англ. Пр. 2010, 18, 23–30. [Google Scholar] [CrossRef]
11. Морар Ш.Х.; Харрис, М.К.; Брэдшоу Д.Дж. Использование машинного зрения для прогнозирования эффективности флотации. Шахтёр. Англ. 2012, 36–38, 31–36. [Google Scholar] [CrossRef]