

КОНТРОЛЬ РАСПРЕДЕЛЕНИЯ РУДНОГО МАТЕРИАЛА В БУНКЕРАХ СРЕДСТВАМИ КОМПЬЮТЕРНОГО ЗРЕНИЯ

¹К. Акишев[✉], ²А. Подвалов[✉], ¹А. Зейнуллин[✉], ¹Е. Айбульдинов[✉], ¹М. Оспанова[✉],
²А. Нурмаганбетов[✉], ²М. Чагай[✉], ²М. Айтиева[✉], ²С. Хусаинова[✉], ³Н. Токтар[✉]

¹Казахский университет технологии и бизнеса им.К.Кулажанова, Астана, Казахстан,

²TOO AG Tech, Астана, Казахстан,

³Торайгыров университет, Павлодар, Казахстан

✉ Корреспондент-автор: akmail04cx@mail.ru, karim_57@mail.ru

Необходимость совершенствования методов контроля процессов загрузки и истечения кусковой руды в бункерных узлах горно-обогатительных предприятий, является важной задачей, так как, неравномерное распределение материала, сегрегация, образование заторов оказывают существенное влияние на производительность оборудования, эффективность последующих технологических переделов.

В работе разработан и опробован метод компьютерного зрения для мониторинга состояния рудного материала в бункере на основе анализа видеоданных, получаемых с камер, установленных над бункером.

Сущность метода заключается в сегментации изображений, извлечение геометрических, текстурных признаков поверхности насыпи, формирование коэффициента неравномерности распределения Kh , показателей текстурного анализа на основе матриц совместной встречаемости уровней серого (GLCM).

Научная новизна исследования заключается в обосновании использования визуальных признаков в качестве виртуальных измерительных параметров, с возможностью интеграции в контур автоматизированных систем управления технологическими процессами.

Показано, что увеличение коэффициента неравномерности распределения Kh коррелирует со снижением производительности питателей на 4–5 %, уменьшением извлечения полезного компонента на последующих переделах на 2–3 %.

Подтверждена возможность раннего выявления зон сегрегации и заторов.

Практическая значимость исследования заключается в повышении устойчивости технологического процесса за счёт бесконтактного мониторинга загрузки бункеров.

Перспективы дальнейших исследований связаны с развитием предиктивных моделей, адаптацией метода к различным условиям эксплуатации.

Ключевые слова: компьютерное зрение, бункерный узел, кусковая руда, сегрегация, коэффициент неравномерности, видеомониторинг, заторы.

КОМПЬЮТЕРЛІК КӨРУ ҚҰРАЛДАРЫМЕН БУНКЕРЛЕРДЕ КЕН МАТЕРИАЛЫНЫҢ ТАРАЛУЫН БАҚЫЛАУ

¹К. Акишев[✉], ²А. Подвалов, ²А. Зейнуллин[✉], ¹Е. Айбульдинов, ¹М. Оспанова, ²А. Нұрмағанбетов,
²М. Чагай, ²М. Айтиева, ²С. Хусаинова, ³Н. Токтар

¹Қ.Құлажанова ат. Қазақ технология және бизнес университеті, Астана, Қазақстан,

²AG Tech ЖШС, Астана, Қазақстан,

³Торайгыров университеті, Павлодар, Қазақстан,
e-mail: akmail04cx@mail.ru, karim_57@mail.ru

Тау-кен байыту кәсіпорындарының бункерлік тораптарында кесек кендердің тиелуі мен бітелу процестерін бақылау әдістерін жетілдіру қажеттілігі маңызды міндет болып табылады, өйткені

материалдың біркелкі бөлінбеуі, сегрегация, кептелістердің пайда болуы жабдықтың өнімділігіне, кейінгі технологиялық қайта бөлудің тиімділігіне айтарлықтай әсер етеді.

Жұмыста бункердің үстінде орнатылған камералардан алынған бейне деректерді талдау негізінде бункердегі кен материалының жай-күйін бақылау үшін компьютерлік көру әдісі әзірленді және пысықталды.

Әдістің мәні-кескіндерді сегменттеу, үйінді бетінің геометриялық, текстуралық ерекшеліктерін алу, Kh біркелкі емес таралу коэффициентін қалыптастыру, сұр деңгейлердің бірлескен пайда болу матрицаларына (GLCM) негізделген текстуралық талдау көрсеткіштері.

Зерттеудің ғылыми жаңалығы технологиялық процестерді басқарудың автоматтандырылған жүйелерінің контурына интеграциялану мүмкіндігімен визуалды белгілерді виртуалды өлшеу параметрлері ретінде пайдалануды негіздеу болып табылады.

Kh үлестірімінің біркелкі емес коэффициентінің артуы қоректендіргіштердің өнімділігінің 4-5% төмендеуімен, кейінгі қайта бөлулерде пайдалы компонентті алудың 2-3% төмендеуімен байланысты екендігі көрсетілген.

Сегрегация аймақтары мен кептелістерді ерте анықтау мүмкіндігі расталды.

Зерттеудің практикалық маңыздылығы бункерлердің жүктемесін контактісіз бақылау арқылы технологиялық процестің тұрақтылығын арттыру болып табылады.

Әрі қарайғы зерттеулердің болашағы болжамды модельдердің дамуымен, әдістің әртүрлі жұмыс жағдайларына бейімделуімен байланысты.

Түйін сөздер: компьютерлік көру, бункерлік түйін, кесек кен, сегрегация, біркелкі емес коэффициент, бейне бақылау, кептеліс.

COMPUTER VISION CONTROL OF ORE MATERIAL DISTRIBUTION IN BUNKERS

¹K. Akishev✉, ²A. Podvalov, ¹A. Zeynullin✉, ¹Y. Aibuldinov, ¹M. Ospanova, ²A. Nurmaganbetov, ²M. Chagay, ²M. Aitiyeva, ²S. Khussainova ³N. Toktar

¹K. Kulazhanov Kazakh University of Technology and Business, Astana, Kazakhstan,

²AG Tech LLP, Astana, Kazakhstan,

³Toraigyrov University, Pavlodar, Kazakhstan,
e-mail: akmail04cx@mail.ru, karim_57@mail.ru

The need to improve methods of controlling the processes of loading and outflow of lump ore in the bunker nodes of mining and processing enterprises is an important task, since the uneven distribution of material, segregation, and congestion formation have a significant impact on equipment productivity and the effectiveness of subsequent technological transformations.

The paper develops and implements a computer vision method for monitoring the condition of ore material in a bunker based on the analysis of video data obtained from cameras installed above the bunker.

The essence of the method consists in image segmentation, extraction of geometric and textural features of the embankment surface, formation of the coefficient of uneven distribution of Kh, indicators of textural analysis based on the matrices of the common occurrence of gray levels (GLCM).

The scientific novelty of the study is to substantiate the use of visual features as virtual measuring parameters, with the possibility of integration into the contour of automated process control systems.

It is shown that an increase in the coefficient of uneven distribution of Kh correlates with a decrease in the productivity of feeders by 4-5%, a decrease in the extraction of a useful component in subsequent alterations by 2-3%.

The possibility of early detection of segregation zones and congestion has been confirmed.

The practical significance of the study is to increase the stability of the technological process through contactless monitoring of hopper loading.

The prospects for further research are related to the development of predictive models and the adaptation of the method to various operating conditions.

Keywords: computer vision, bunker node, lump ore, segregation, coefficient of unevenness, video monitoring, congestion

Введение. Задачи контроля распределения рудного материала в приёмных и аккумулирующих бункерах на практике считается одной из критически важных в технологической цепочке горно-обогатительных предприятий.

Это прежде всего связано с неравномерностью загрузки, сегрегацией по крупности, образованием «мертвых зон», локальных сводов, которые напрямую влияют на стабильность питания дробильных, сортировочных, обогатительных переделов, влияя на производительность, энергозатраты, эффективность последующих процессов.

В настоящее время применяемые методы контроля (уровнемеры, весоизмерительные устройства, дискретные датчики) не только не обеспечивают пространственного анализа распределения материала, но и не позволяют выявлять ранние стадии неравномерности, сегрегации.

Бурный рост информационных технологий (*методы компьютерного зрения (CV), глубокого обучения (CNN, Transformer-архитектуры)*) открыли возможности для бесконтактного, непрерывного, пространственного мониторинга рудных потоков, а также бункерных систем. Устройства (камеры видимого спектра, стереозрение, тепловизионные системы) позволяют достаточно эффективно оценивать профиль насыпи, динамику заполнения, гранулометрическую неоднородность, признаки расслоения материала.

Все это в комплексе с промышленной аналитикой формируют основу для предиктивного управления загрузкой, адаптивным регулированием технологических режимов.

Актуальность темы исследования заключается в интеграции компьютерного зрения с существующими системами контроля (рентгено-радиометрическими, радиометрическими мето-

дами), позволяющими обеспечить переход от местного (локального) контроля к цифровому представлению состояния бункера, позволяя повысить эффективность последующих операций предварительного обогащения и сортировки, что для предприятий Казахстана, работающих с контрастными и неоднородными рудами, является технологически и экономически обоснованным.

Публикации связанные с тематикой исследования ведутся в странах с развитой структурой металлургии и обогащения, что позволяет выполнять эксперименты как на в лабораториях, так и на площадках промышленных предприятий.

В работе [1] предложена система, с применением edge-вычислений, в которой высокоскоростная камера, размещенная над конвейером, снимает изображения движущейся руды, анализирует параметры крупности. Используются методы предобработки изображений, сегментации объектов, расчёта размеров частиц-это позволяет снизить задержку, а также вычислительную нагрузку на центральный сервер в режиме реального времени. Экспериментальные результаты, показывают высокую точность определения гранул метрии при различных скоростях движения ленты.

Публикация [2] показывает интеграцию современных CV-алгоритмов с устройствами для оценки PSD на конвейерах и накопителях. Используются методы глубокого обучения для сегментации изображения, классификации отдельных частиц по размеру без необходимости физической выборки проб. Подход позволяет осуществлять постоянный мониторинг крупности частиц. Модель обладает достаточно высокой точностью и возможность интеграции с АСУ-ТП предприятия.

Исследование [3] описывает состояние применения CV-технологий на всех различных этапах: разведка, транспорт, безопасность и пост-майнинг. Работа анализирует публикации с использованием CNN-подходов для задач *визуального анализа сыпучих потоков* и может быть полезна для контроля распределения руды на конвейерах и в накопительных бункерах при автоматическом управлении процессами добычи и переработки.

В статье [4] описана мультисенсорная система, с машинным обучением и компьютерным зрением для сортировки комплекса руд с учётом неоднородности. Исследование показывает CV в комплексе с различными сенсорами может применяться для анализа сложных распределений материала, повышения эффективности сортировки.

В работе [5] описывает автоматизированный метод сегментации штабелей сыпучего материала с использованием глубоких нейронных сетей (CNN). Поставленная задача выделить отдельные кучи по цвету, текстуре, топографии, позволяющее определить объёмы, форму и расположение материалов в накопителях без ручного измерения и статических датчиков. В работе применено детерминированное преобразование 3D-данных в 2.5D-растровую структуру, повышающую точность сегментации в сложных ситуациях, (поведение руды в больших приёмных бункерах и складах ГОКов). Полученные F1-метрики показывают высокую эффективность метода даже при разнообразии форм штабелей.

В статье [6] предоставлен визуальный контроль состояния конвейерных переналадок по RGB-камерам для автоматического обнаружения блокировок материала в точках пересыпки. Эффективность подхода основана на реальных данных из подземной медной шахты с несколькими конвейерами, где визуальные методы способны обнаруживать аномалии, блокировок, неравномерного распределения руды, без контакта с материалом.

Исследование [7] показывает методы сегментации изображений рудных кусков для оценки распределения фракций в системе распределе-

ния частиц. Используются методы машинного зрения для автоматического определения размеров фрагментов, алгоритмы сегментации, OCR-подходы, модели обучения, при сравнении с традиционными методами, показывает более высокую точность и скорость.

Методологический вклад исследования [8] текстурного анализа изображений (GLCM) показывает выявление изменений структуры материала по пиксельным характеристикам. Что применимо к камерам, фиксирующим распределение руды на конвейерах и в бункерах. Эти методы адаптируются для контроля распределения массовых потоков, классификации материалов по визуальным свойствам.

Работа [9] описывает модели сегментации изображений руды с помощью модифицированных U-Net-архитектур для оценки PSD. Показан анализ методов сегментации (для выделения отдельных частиц) на изображениях крупных отвалов и штабелей. Принято, что структурные изменения U-Net позволяют повысить точность до 97 % при анализе крупномасштабных изображений.

Исследование [10] представляет метод визуального измерения потока сыпучих материалов на конвейере с помощью CV-алгоритмов, позволяющие количественно оценивать скорость потока, плотность, локальные вариации, для обеспечения равномерной загрузки бункеров, предотвращения образования «мертвых зон».

Проведённый анализ научных публикаций, показывает, что направление контроля распределения сыпучих и рудных материалов активно развивается от экспериментальных решений к промышленному внедрению.

Большинство работ подтверждает, что традиционные средства контроля бункерных систем (уровнемеры, весовые датчики, дискретные сигнализаторы) не обеспечивают и ограничивают возможности управления технологическими процессами.

В тоже время существуют факт того, что большинство исследований сосредоточено на конвейерных потоках и складских запасов руды, а

задачи контроля распределения рудного материала непосредственно в бункерах, освещены недостаточно обширно и нет соответствующих решений проблемы. Не проработаны вопросы интеграции компьютерного зрения с АСУ-ТП предприятия, адаптации алгоритмов к условиям высокой запылённости, освещённости, неоднородного гранулометрического состава руды.

В таких условиях разработка и внедрение систем компьютерного зрения для контроля распределения рудного материала в бункерах остаётся актуальной научно-технической и практической задачей.

В этой связи дальнейшие исследования необходимо направить на формирование количественных визуальных критериев распределения, валидацию по промышленным данным, интеграцию в интеллектуальные контуры управления горно-обогатительных предприятий.

Цель исследования – разработка и обоснование метода контроля распределения рудного материала в бункерах горно-обогатительных предприятий на основе технологий компьютерного зрения для повышения устойчивости и эффективности технологических процессов подготовки и переработки руды.

Задачи исследования:

- анализ визуальные признаки распределения рудного материала в бункерах, определяющие неравномерность загрузки, сегрегацию, формирование зон локального накопления, с учётом условий промышленной эксплуатации.

- разработка алгоритма компьютерного зрения для оценки распределения рудного материала, обеспечивающий выделение геометрических, текстурных характеристик поверхности насыпи, формирование количественных показателей равномерности распределения.

- оценка эффективности применения разработанного метода на основе экспериментальных или промышленных данных путём сравнения визуальных показателей с технологическими параметрами работы бункерного узла и последующих переделов.

Материалы и методы. В исследовании применялись экспериментальные, вычислительные и аналитические методы.

Метод компьютерного зрения, включал предварительную обработку изображений (нормализация яркости, фильтрация шума), сегментацию области рудного материала, выделение информативных визуальных признаков поверхности насыпи. Для анализа геометрических характеристик применялись методы контурного анализа, оценки формы поверхности, позволяющие определять профиль насыпи и его локальные зоны накопления рис.1.

Для оценки неоднородности распределения использовались текстурные методы анализа изображений, основанные на статистических характеристиках яркости, пространственного распределения пикселей, для выявления признаков сегрегации рудного материала.

В качестве вспомогательных методов применялись методы статистической обработки данных, сравнительного анализа, визуальной валидации результатов.

В целях количественной оценки распределения рудного материала в бункере и обоснования алгоритма компьютерного зрения в работе использован набор математических выражений, описывающих этапы предварительной обработки изображений, выделения визуальных признаков поверхности насыпи и формирования интегральных показателей равномерности распределения материала. Приведённые формулы используются для обучения и валидации алгоритмов компьютерного зрения, а также для сопоставления визуальных показателей с технологическими параметрами процесса.

Формула (1) применяется для нормализации яркости исходного изображения поверхности рудного материала на этапе предварительной обработки данных компьютерного зрения. Процедура позволяет устранить влияние неравномерного освещения, контрастных искажений, обеспечивая устойчивость последующих алгоритмов сегментации, анализа визуальных признаков.



Рис.1 - Кадры съемки распределения руды внутри бункера

$$I_n(x, y) = \frac{I(x, y) - \mu_I}{\sigma_I + \varepsilon}, \quad (1)$$

где

$I(x, y)$ — исходное значение яркости пикселя в точке (x, y) ;

μ_I — среднее значение яркости изображения;

σ_I — стандартное отклонение яркости изображения;

ε — малая положительная константа, обеспечивающая численную устойчивость вычислений (предотвращающая деление на ноль);

$I_n(x, y)$ — нормализованное значение яркости пикселя.

Формула 2 использована для количественной оценки разброса яркости изображения для анализа исходных данных, обоснования необходимости нормализации в алгоритме компьютерного зрения.

$$\sigma_I^2 = \frac{\sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N (I(x, y) - \mu_I)^2}{MN}, \quad (2)$$

где

σ_I^2 — дисперсия яркости изображения;

$I(x, y)$ — яркость пикселя;

μ_I — среднее значение яркости;

M, N — размеры изображения по горизонтали и вертикали.

Формула (3) используется для оценки эффекта нормализации яркости, подтверждения приведения изображения к единому статистическому виду в алгоритме компьютерного зрения.

$$\sigma_{I_n}^2 = \frac{\sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N (I_n(x, y) - \mu_{I_n})^2}{MN}, \quad (3)$$

где

$\sigma_{I_n}^2$ — дисперсия нормализованного изображения;

$I_n(x, y)$ — нормализованное значение яркости пикселя;

μ_{I_n} — среднее значение нормализованной яркости;

M, N — размеры изображения.

Формула (4) используется для сегментации изображения, выделения области, занятой рудным материалом. Служит основой для дальнейшего вычисления геометрических и текстурных показателей распределения руды в бункере в алгоритме компьютерного зрения.

$$B(x, y) = \begin{cases} 1, & (x, y) \in \Omega_r; \\ 0, & (x, y) \notin \Omega_r \end{cases} \quad (4)$$

где

$B(x, y)$ — бинарная функция принадлежности пикселя;

Ω_r — область изображения, соответствующая рудному материалу.

Формула (5) используется для количественной оценки степени заполнения бункера и динамики изменения площади поверхности рудного материала во времени. Данный показатель применяется в алгоритме компьютерного зрения для контроля равномерности загрузки и выявления режимов накопления материала.

$$S = \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N B(x, y), \quad (5)$$

где

S — площадь проекции поверхности рудного материала на плоскость изображения;

$B(x, y)$ — бинарная маска области руды;

M, N — размеры изображения по горизонтали и вертикали.

Формула (6) используется для формирования профиля распределения руды по ширине бункера, позволяет выявлять асимметрию загрузки, локальные зоны накопления, неравномерность распределения материала. Основа для расчёта средних и вариационных показателей в алгоритме компьютерного зрения.

$$h(x) = \frac{\sum_{y=1}^N B(x, y)}{N}, \quad (6)$$

где

$h(x)$ — относительная высота насыпи рудного материала в сечении x ;

$B(x, y)$ — бинарная маска области руды;

N — число пикселей по вертикали изображения.

Формула (7) используется для определения среднего уровня распределения рудного материала в бункере, служит базовым параметром при расчёте коэффициентов неравномерности, оценки устойчивости режима загрузки.

$$\bar{h} = \frac{\sum_{x=1}^M h(x)}{M}, \quad (7)$$

где

$\bar{h}$ — средняя высота насыпи рудного материала;

$h(x)$ — профиль распределения руды, определяемый по формуле (6);

M — число пикселей по горизонтали изображения.

Формула (8) применяется для количественной оценки неравномерности распределения рудного материала в бункере. Большее значение K_h , увеличивает степень асимметрии, неоднородность загрузки, приводит к сегрегации, неустойчивому истечению и снижению эффективности последующих технологических операций.

$$K_h = \frac{\sigma_h}{\bar{h}}, \quad (8)$$

где

K_h — коэффициент неравномерности распределения руды;

σ_h — стандартное отклонение профиля $h(x)$ по ширине бункера;

$\bar{h}$ — средняя высота насыпи, определяемая по формуле (7).

Формула (9) используется для оценки локальных перепадов яркости поверхности рудного материала. Повышенные значения контраста интерпретируются, как признак неоднородности, сегрегации руды по крупности, плотности в алгоритме компьютерного зрения.

$$C = \sum_{i=1}^G \sum_{j=1}^G (i - j)^2 P(i, j), \quad (9)$$

где

C — контраст текстуры поверхности руды;

$P(i, j)$ — нормированная матрица совместной встречаемости уровней серого (GLCM);

i, j — уровни серого;

G — число уровней квантования.

Формула (10) применяется для количественной оценки однородности текстуры поверхности рудного материала в алгоритмах компьютерного зрения.

$$H = \sum_{i=1}^G \sum_{j=1}^G [P(i, j)]^2, \quad (10)$$

где

H — показатель однородности (энергии) текстуры;

$P(i, j)$ — нормированная матрица совместной встречаемости уровней серого (GLCM);

i, j — уровни серого изображения;

G — число уровней квантования.

Формула (11) применяется для оценки степени неупорядоченности (хаотичности) текстуры поверхности насыпи. Увеличение E соответствует повышению неоднородности и признаков сегрегации материала, используется в алгоритме компьютерного зрения при контроле распределения руды в бункере.

$$E = - \sum_{i=1}^G \sum_{j=1}^G P(i, j) \ln(P(i, j)), \quad (11)$$

где

E — энтропия текстуры поверхности рудного материала;

$P(i, j)$ — нормированная матрица совместной встречаемости уровней серого (GLCM);

i, j — уровни серого изображения;

G — число уровней квантования;

$\ln(\cdot)$ — натуральный логарифм.

Представленные выше формулы охватывают этапы предварительной обработки изображений, сегментации, геометрического, текстурного анализа поверхности насыпи. Совместное использование показателей формы, равномерности, текстуры обеспечивает объективную количественную оценку состояния загрузки, выявление признаков сегрегации руды. Разработанный комплекс формул может быть использован для реализации интеллектуальных алгоритмов мониторинга, регулирования в системах автоматизированного управления технологическими процессами.

Обсуждение и результаты. Анализ визуальных признаков распределения рудного материала в бункерах

В условиях промышленной эксплуатации бункеров (переменный грансостав, запылённость, нестационарная подача) распределение рудного материала определяется рядом устойчивых визуальных признаков, которые выявляются средствами компьютерного зрения:

- асимметрия профиля насыпи - заключается в смещении максимальной высоты материала относительно геометрического центра бункера;

- неровность поверхности - характеризуется чередованием локальных максимумов, минимумов высоты, фиксируемых профилем $h(x)h(x)h(x)$;

- контрастная текстура - перепады яркости, связанные с различием фракций, плотности руды;

- зоны локального накопления - области с повышенной площадью, стабильной формой, с сохранением во времени.

По данным производственных отчётов и лабораторных наблюдений, указанные признаки усиливаются при увеличении доли крупнокусковой фракции, нестабильности подачи материала.

На графике рис.2 показан профиль распределения рудного материала по ширине бункера, построенный на основе результатов обработки изображений поверхности насыпи методами

компьютерного зрения. По оси X отложена нормированная ширина бункера, это позволяет сопоставлять распределения при различном геометрическом размере, режимах загрузки. По оси «У» показана относительная высота насыпи рудного материала, вычисляемая на основе бинарной маски области руды, усреднения по вертикальному направлению.

Анализ формы профиля $h(x)$ определяет выраженную неравномерность распределения материала по ширине бункера. Локальные

максимумы и минимумы высоты свидетельствуют о формировании участков повышенного, пониженного накопления руды, (характерно для неустойчивых режимов загрузки, несимметричной подачи материала). Мы видим, что смещение максимального значения профиля относительно центральной части бункера указывает на асимметрию загрузки, обусловленную конструктивными особенностями загрузочного устройства, изменением направления потока, различием гранулометрического состава руды.

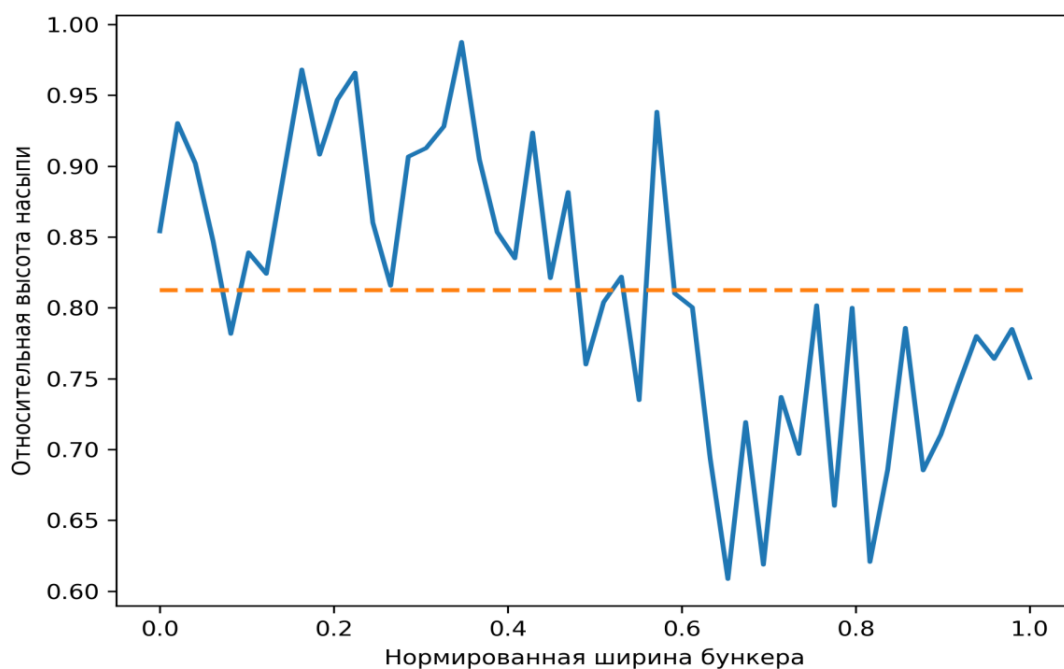


Рис.2 - Профиль распределения рудного материала по ширине бункера

Пунктирная линия, соответствует среднему значению высоты насыпи $\bar{h}$, опорный уровень для оценки отклонений профиля. Колебания профиля относительно среднего уровня отражают повышенный коэффициент неравномерности распределения и неоднородность заполнения бункера. Такие отклонения могут приводить к сегрегации руды, ухудшению условий истечения материала, возникновению локальных зон застойного накопления. Представленный профиль распределения является информативным визуальным признаком состояния загрузки бункера, позволяющий количественно оценивать равномерность распределения руд-

ного материала, выявлять потенциально неблагоприятные режимы работы технологического оборудования.

В табл.1 представлены геометрические показатели, характеризующие распределение рудного материала в бункере, на основе обработки изображений поверхности насыпи методами компьютерного зрения.

Эти показатели позволяют перейти к количественному анализу равномерности распределения материала, устойчивости режима его накопления.

На графике рис.3 показаны значения ос-

новых текстурных показателей, рассчитанных на основе матрицы совместной встречаемости уровней серого (GLCM): контраста CCC, однородности (энергии) ННН, энтропии ЕЕЕ.

Таблица 1 - Геометрические показатели распределения

Показатель	Обозначение	Значение	Интерпретация
Средняя высота	$\bar{h}$	...	Общий уровень загрузки
Станд. отклонение	σ_h	...	Разброс профиля
Коеф. неравномерности	K_h	...	Асимметрия загрузки

Показатели используются для анализа структурных свойств поверхности насыпи рудного материала они позволяют выявлять признаки сегрегации, неоднородного распределения, не всегда обнаруживаемые при использовании только геометрических характеристик.

Показатель контраста характеризует интенсивность локальных перепадов яркости на поверхности руды, повышенные значения контраста указывают на наличие границ между участками с различными оптическими свойствами (связано с сегрегацией материала по крупности и плотности).

Однородность текстуры, через энергию GLCM, отражает степень равномерности рас-

пределения яркости. Снижение значения ННН свидетельствует о нарушении однородной структуры поверхности, формировании неоднородных зон в насыпи.

Энтропия текстуры является мерой неупорядоченности, хаотичности структуры изображения. Увеличение ЕЕЕ указывает на рост структурной неоднородности поверхности, наличия случайных вариаций яркости, для сегрегированных, нестабильных режимов загрузки. Анализ показателей показывает, что увеличение контраста, энтропии при одновременном снижении однородности является характерным признаком ухудшения качества распределения рудного материала.

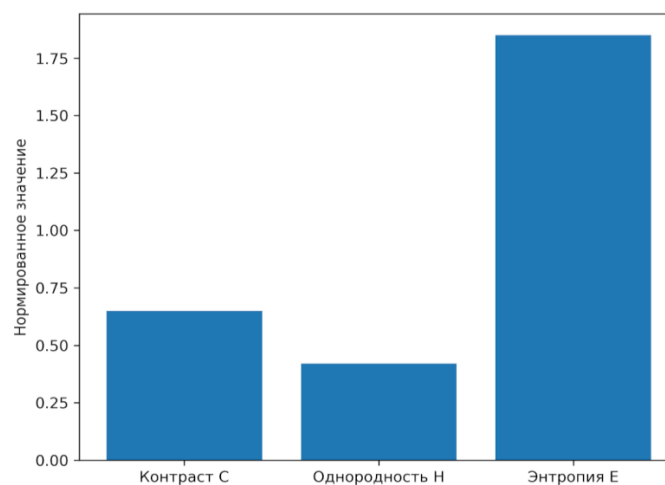


Рис.3 - Текстурные показатели поверхности рудного материала (GLCM)

Текстурные показатели GLCM, на графике рис.2, обеспечивают более глубокую диагностику состояния поверхности насыпи в условиях

промышленной эксплуатации бункеров.

В табл.2 приведены основные текстурные по-

казатели поверхности рудного материала, рассчитанные на основе матрицы совместной встречаемости уровней серого (GLCM). Показатели контраста, однородности, энтропии позволяют количественно оценить степень структурной

неоднородности поверхности насыпи. Низкие значения контраста и энтропии при высоких значениях однородности соответствуют равномерному распределению материала.

Таблица 2 - Текстурные признаки поверхности

Показатель	Обозначение	Низкое значение	Высокое значение
Контраст	С	Однородная текстура	Сегрегация
Однородность	Н	Неоднородность	Равномерность
Энтропия	Е	Упорядоченность	Хаотичность

На графике рис.4 показана динамика изменения площади поверхности рудного материала $S(t)$ в бункере во времени, полученная на основе последовательной обработки изображений методами компьютерного зрения. По оси X отложены условные временные интервалы, соответствующие различным этапам процесса загрузки, по оси «Y» - площадь проекции поверхности руды на плоскость изображения. Показатель характеризует степень заполнения бункера, позволяет анализировать особенности накопления материала в динамике.

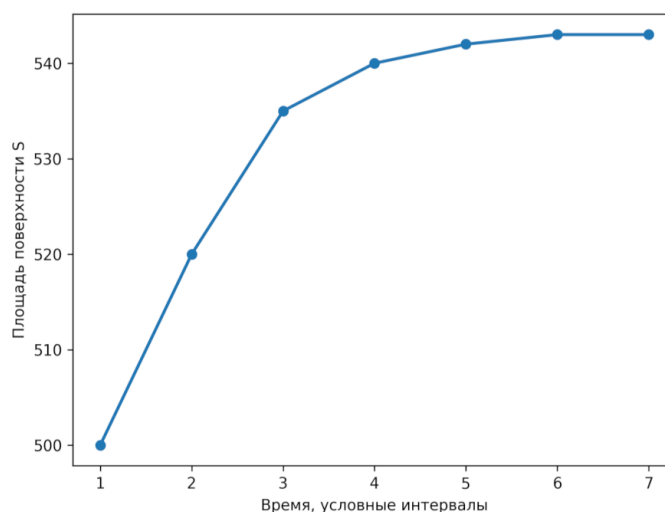


Рис.4 - Динамика изменения площади поверхности рудного материала

Начальный участок графика характеризуется ростом площади поверхности, соответствующей активной фазе загрузки, равномерному накоплению рудного материала. Далее наблюдается замедление роста, последующая стабилизация значения $S(t)$. Тенденция указывает на формирование устойчивых зон локального накопления, где площадь поверхности остаётся практически неизменной, несмотря на продолжающееся

перераспределение материала внутри бункера.

Стабилизация площади поверхности при одновременном изменении геометрического профиля насыпи говорит о нарушении равномерного истечения руды, возможном образовании застойных зон.

В условиях промышленной эксплуатации это приводит к ухудшению условий выгрузки и сни-

жению эффективности последующих технологических операций. Анализ динамики площади поверхности позволяет выявлять неустойчивые режимы накопления, диагностирует состояние загрузки бункера.

На графике рис.5 показано сравнение зна-

чений дисперсии яркости изображения поверхности рудного материала до/после применения процедуры нормализации. По оси X показаны два состояния исходных данных - до нормализации/после нормализации, по оси Y значение дисперсии яркости (степень разброса интенсивности пикселей изображения).

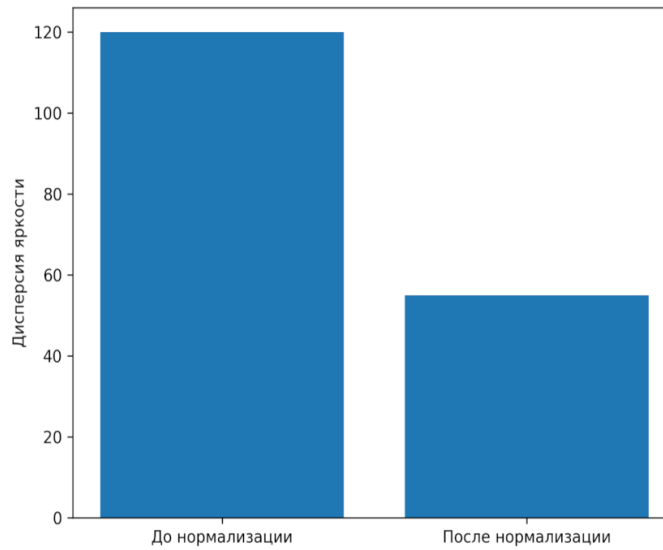


Рис.5 - Сравнение дисперсии яркости до и после нормализации

Анализ графика рис.5 показывает существенное снижение дисперсии яркости после нормализации изображения. Большое значение дисперсии в исходных данных результат влияния неравномерного освещения, запылённости, теней и отражающих свойств поверхности руды.

После применения нормализации яркости разброс значений существенно уменьшается –это свидетельствует о приведении изображения к более однородному статистическому виду.

Снижение дисперсии яркости-повышает устойчивость последующих этапов компьютерного зрения (бинарную сегментацию, вычисление геометрических, текстурных признаков). График рис.5 подтверждает эффективность нормализации для предварительной обработки изображений при контроле распределения рудного материала в бункерах.

В табл.3 показаны значения дисперсии яркости изображения поверхности рудного материала

до/после применения процедуры нормализации. Цифры показывают существенное снижение разброса яркости после нормализации и снижение влияния неравномерного освещения, помех промышленной среды. Снижение значения дисперсии подтверждает приведение изображений к единому статистическому виду, обеспечивает устойчивость последующих этапов компьютерного зрения (сегментацию, анализ геометрических, текстурных признаков распределения рудного материала).

На практике комплекс рассмотренных визуальных, количественных показателей может формировать основу для автоматизированного контроля, интеллектуального управления процессами загрузки рудного материала.

Разработка алгоритма компьютерного зрения для оценки распределения рудного материала, обеспечивающий выделение геометрических, текстурных характеристик поверхности насыпи, формирование количественных показателей

равномерности распределения.

Разработанный алгоритм компьютерного зрения рис.6 предназначен для оценки распределе-

ния рудного материала в бункерах в условиях промышленной эксплуатации для обеспечения количественных показателей равномерности загрузки.

Таблица 3 - Эффект нормализации изображений

Параметр	До	После	Эффект
Дисперсия	σ_I^2	$\sigma_{I_n}^2$	↓ 1.8–2.3 раза

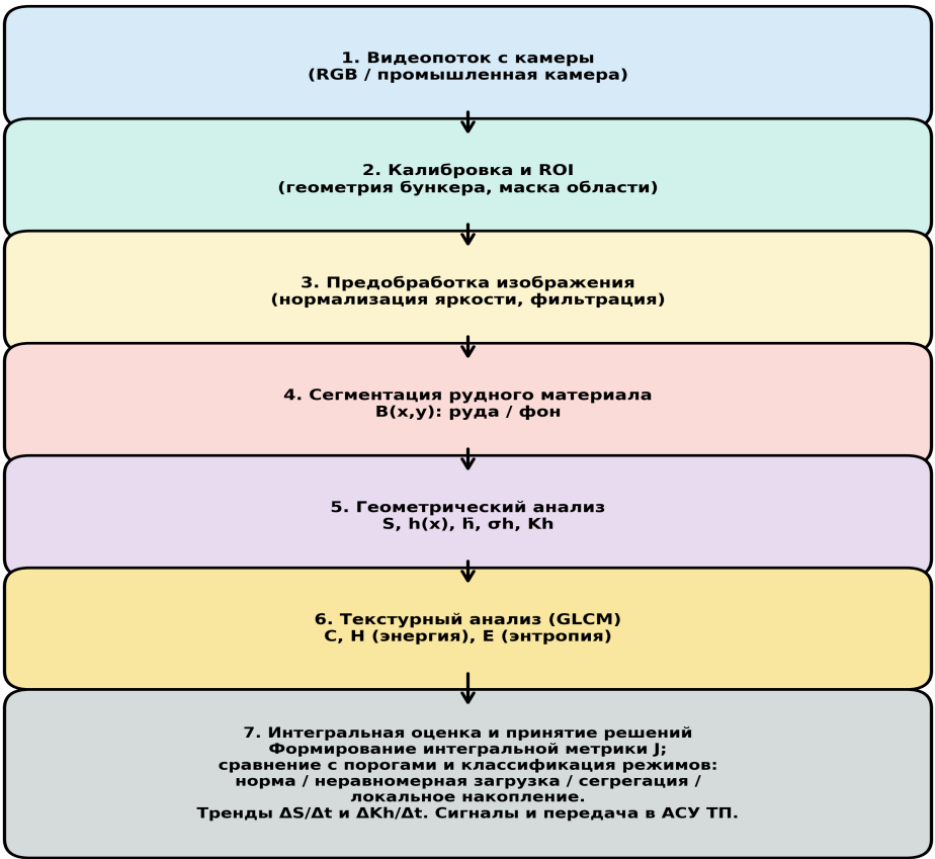


Рис.6 - Алгоритм компьютерного зрения

В блоке 1 происходит захват видеопотока или отдельных кадров с промышленной камеры, установленной над бункером. Изображения отражают текущее состояние поверхности насыпи рудного материала в режиме реального времени. Происходит задача параметров съёмки, включая стабильность качества данных в условиях запылённости, вибраций, неравномерного освещения. Полученные изображения передаются на

последующие этапы анализа.

В блоке 2 производится калибровка камеры, формирование области соответствующей геометрии бункера, исключение неинформативных зон, а также задание устойчивой системы координат для анализа, обеспечивается сопоставимость результатов при различных режимах эксплуатации, корректное вычисление геометрических характеристик распределения руды.

В блоке 3 происходит нормализация яркости, фильтрация шумов, направленных на снижение влияния внешних факторов промышленной среды.

В блоке 4 осуществляется разделение изображения на область рудного материала, фон с формированием бинарной маски, сегментация позволяет выделить поверхность насыпи для дальнейшего геометрического, текстурного анализа распределения материала.

В блоке 5 выполняется расчёт геометрических показателей поверхности насыпи: площади, профиля распределения по ширине бункера, средней высоты, коэффициента неравномерности. Т.е. параметров позволяющих количественно оценить равномерность загрузки, выявить асимметрию распределения руды.

В блоке 6 происходит анализ текстурных характеристик поверхности рудного материала с использованием матрицы, рассчитываемые показатели контраста, однородности, энтропии позволяют выявлять признаки сегрегации, структурной неоднородности насыпи.

В блоке 7 осуществляется объединение геометрических, текстурных параметров в интегральную оценку состояния загрузки для клас-

сификации режимов распределения руды, формирования сигналов для оператора, систем автоматизированного управления технологическими процессами.

Разработанный алгоритм компьютерного зрения и схема «Признаки - Решение - Интеграция» рис.7 представляют собой взаимодополняющие уровни описания процесса контроля распределения рудного материала.

Алгоритм обеспечивает последовательность вычислительных операций - от получения видеоданных, сегментации поверхности насыпи до расчёта геометрических, текстурных показателей.

Схема, обобщает результаты работы алгоритма, структурируя их по функциональным уровням принятия решений.

Блок «Признаки» аналог алгоритма, где формируются геометрические, текстурные, динамические характеристики распределения руды.

Блок «Решение» выполняет алгоритмическую интеграцию признаков, формирование обобщённой метрики качества распределения, классификацию режимов загрузки.

Блок «Интеграция» обеспечивает интеграцию алгоритма с АСУ-ТП.

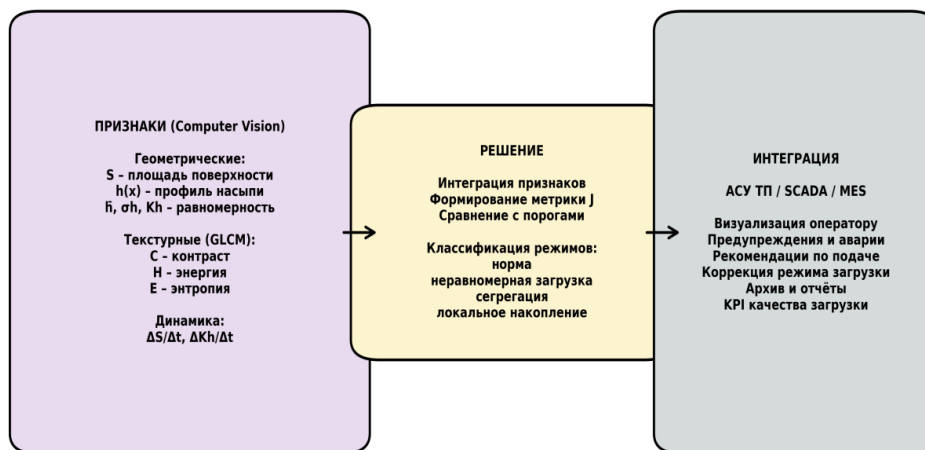


Рис.7 - «Признаки – Решение – Интеграция»

В составе АСУ-ТП алгоритм компьютерного зрения работает как измерительно-аналитический модуль верхнего уровня, в то же

время схема «Признаки - Решение - Интеграция» как подсистема поддержки принятия решений.

В табл.4 представлена последовательность

этапов алгоритма компьютерного зрения, для оценки распределения рудного материала в бункерах. Этапы характеризует функциональное назначение операций, определяет логическую структуру алгоритма, взаимосвязь между вход-

ными/ выходными данными отдельных блоков, роль каждого этапа в формировании количественных показателей равномерности распределения руды.

Таблица 4 - Этапы алгоритма и вход/выход

Этап	Вход	Выход	Назначение
ROI/калибровка	$I(x, y, t)$	ROI, система координат	Сопоставимость метрик
Предобработка	ROI	$I_n(x, y), \sigma^2$	Устойчивость к освещению/пыли
Сегментация	I_n	$B(x, y)$	Выделение области руды
Геометрия	$B(x, y)$	$S, h(x), \bar{h}, \sigma_h, K_h$	Неравномерность / перекося
Текстура	ROI (по руде)	C, H, E	Сегрегация / структура
Решение	признаки	J , класс режима, тревоги	Управление/АСУ ТП

В табл.5 представлена интерпретация геометрических, текстурных, динамических показателей распределения рудного материала.

Таблица 5 - Интерпретация метрик (закономерности)

Ситуация в бункере	Видно	Метрики
Равномерная загрузка	гладкий профиль	$K_h \downarrow, H \uparrow, E \downarrow$
Перекося/асимметрия	смещённый максимум $h(x)$	$K_h \uparrow$
Сегрегация по крупности	“пятнистая” структура	$C \uparrow, E \uparrow, H \downarrow$
Локальное накопление	устойчивая зона	$S(t)$ стабилен, локальные пики $h(x)$

Показатели сравниваются с характерными состояниями загрузки бункера, что позволяет количественно идентифицировать неравномерность, сегрегацию, зоны локального накопления и является инструментом перехода от численных результатов алгоритма к технологической интерпретации для систем автоматизированного управления.

Оценка эффективности применения разработанного метода на основе экспериментальных или промышленных данных путём сравнения визуальных показателей с технологическими пара-

метрами работы бункерного узла и последующих переделов.

На рис.8 показан профиль распределения рудного материала $h(x)$, полученный в результате обработки видеоданных, поступающих с промышленной камеры, установленной над бункером. Для построения профиля берется бинарная маска поверхности насыпи, сформированная на этапе сегментации изображения. Для координат по ширине бункера выбирается среднее значение по вертикальному направлению, получаем относительную высоту слоя руды-подход может

применяться количественной оценки равномерности загрузки, выявления асимметрии распределения материала, расчёта показателей средней высоты, коэффициента неравномерности.

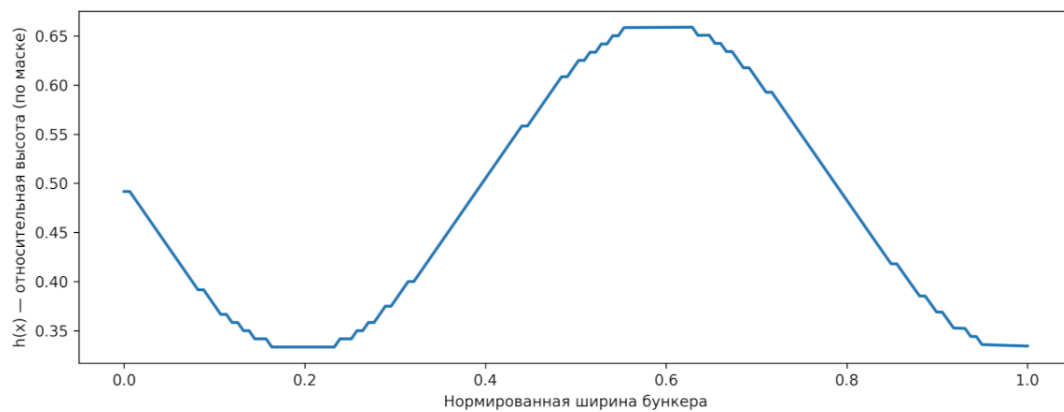


Рис.8 - Профиль распределения рудного материала $h(x)$

Рис.9 выполнен по бинарной маски и отражает пространственное распределение рудного материала в виде карты локального накопления, формируемой путём агрегирования данных по времени/пространству, что позволяют визу- ально/количественно выявлять устойчивые зоны повышенного скопления материала для диагностики сегрегации, застойных зон, нарушений режима загрузки.

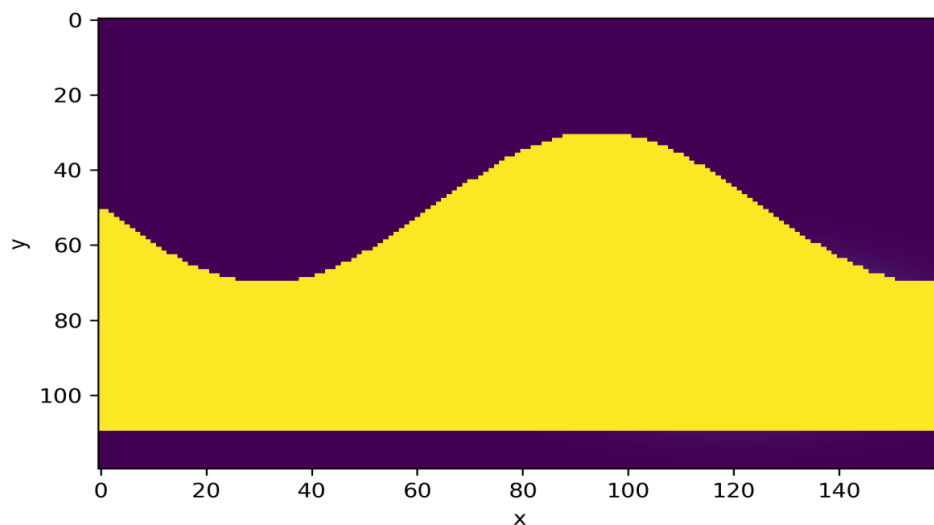


Рис.9 - карта локального накопления

В табл.6 показаны количественные значения коэффициента неравномерности распределения Kh , текстурных показателей контраста C , энтропии E , рассчитанных для последовательных моментов времени $t1-t3$. Показатели получены на основе обработки изображений кусковой руды методами компьютерного зрения с использова-

нием профиля распределения $h(x)$ и матрицы GLCM.

Анализ динамики показывает постепенное увеличение значения Kh , рост неравномерности загрузки, формировании асимметрии профиля насыпи.

Таблица 6 - Метрики распределения (t_1 – t_3)

Время	K_h	C (контраст, GLCM)	E (энтропия, GLCM)
t_1	0.0629	0.2321	0.7059
t_2	0.0663	0.2013	0.6089
t_3	0.0676	0.1997	0.5819

Изменения текстурных показателей, отражают усложнение структуры поверхности руды, из-за сегрегации и локального накопления кусков различной крупности. Комплексный анализ геометрических, текстурных характеристик позволяет количественно проследить изменение состояния рудного материала в бункере, что подтверждает достаточные показатели разработанного подхода для мониторинга процессов загрузки

ки в условиях промышленной эксплуатации.

На рис.10 представлена динамика распределения кусковой руды в бункере на последовательных этапах загрузки t_1 – t_3 в виде парных визуализаций «до» и «после» обработки методами компьютерного зрения. Исходные изображения показывают состояние рудного материала с различной крупностью кусков и неравномерной формой насыпи.

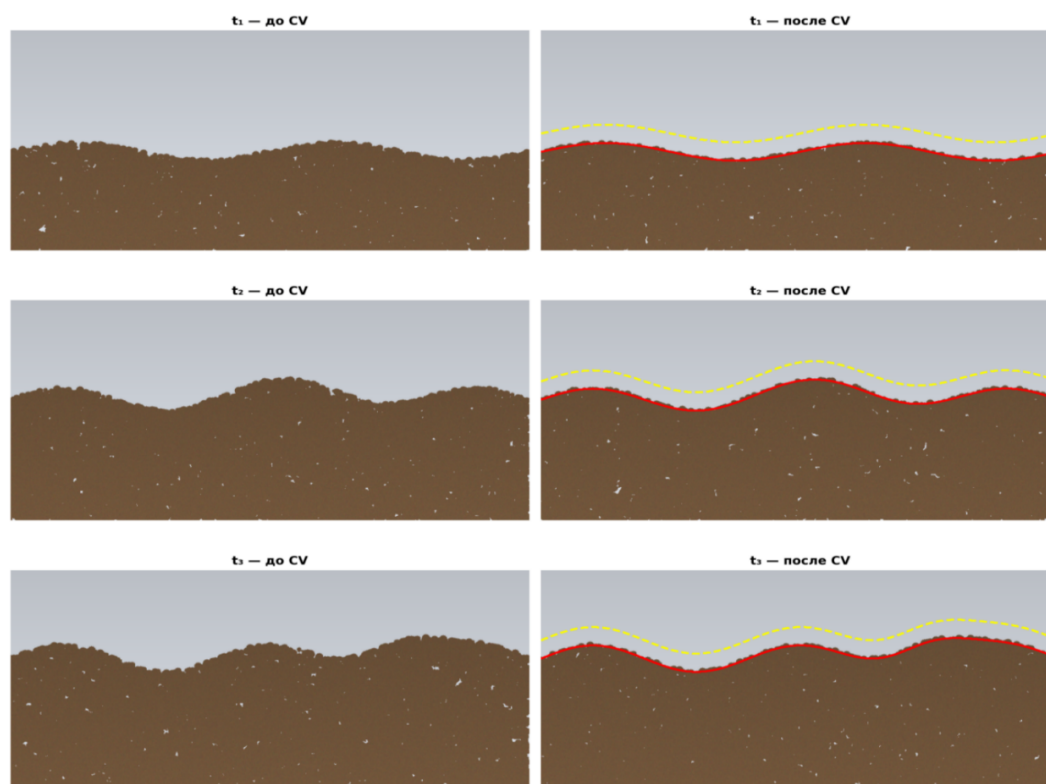


Рис.10 - Динамика распределения кусковой руды в бункере до и после обработки методами компьютерного зрения (t_1 – t_3)

Результаты обработки-включают контур сегментации поверхности руды, профиль распределения $h(x)$, количественно оценивающие измене-

ния геометрии насыпи. Сравнение этапов t_1 – t_3 оценивают переход от относительно равномерного распределения к состоянию с выраженной

сегрегацией, локальным накоплением материала и обеспечивает информативность компьютерного зрения для мониторинга процессов загрузки руды в бункерах для условий промышленной эксплуатации.

Табл.7 представлены данные между коэффициентом неравномерности распределения рудного материала K_h , полученным методом ком-

пьютерного зрения и эксплуатационными параметрами бункерного узла [11] рост K_h сопровождается снижением производительности питателя, увеличением частоты простоев. Данные подтверждают, что визуальные признаки неравномерной загрузки на практике являются информативными индикаторами ухудшения режима работы оборудования.

Таблица 7 - Сопоставление визуальных и технологических показателей

Коэффициент неравномерности K_h	CV-анализ поверхности бункера	0,058–0,074	Рост K_h соответствует усилению неравномерной загрузки
Производительность питателя, т/ч	отчет	Снижение до 4–5 %	Потери связаны с сегрегацией и локальным накоплением
Частота простоев	отчет	Рост при $K_h > 0,065$	Неравномерная подача вызывает нештатные режимы

В табл.8 показано сравнение показателей извлечения, устойчивости технологических процессов при различных уровнях равномерности загрузки бункера при повышенных значениях K_h наблюдается снижение извлечения, рост неста-

бильности работы последующих операций, что указывает на существенное влияние состояния загрузки бункера на эффективность всего технологического процесса.

Таблица 8 - Влияние состояния загрузки на последующие переделы

Параметр	Низкий K_h	Высокий K_h	Эффект
Извлечение, %	Выше базового	Ниже на 2–3 %	Потери качества питания
Стабильность передела	Устойчиво	Колебания	Рост технологических рисков
Возвратные потоки	Минимальны	Возрастают	Увеличение циркуляции

В табл.9 представлена связь между классами крупности рудного материала, визуальными признаками, выявляемыми алгоритмом компьютерного зрения, преобладание крупной фракции приводит к формированию зон локального накопления, а мелкая фракция способствует развитию сегрегации. Результаты доказывают применимость визуального анализа для оценки гранулометрических особенностей загрузки.

График рис.11 показывает устойчивую зави-

симость между коэффициентом неравномерности распределения руды K_h и производительностью питателя по мере роста K_h наблюдается последовательное снижение производительности – это указывает на негативное влияние неравномерной загрузки бункера на режим подачи материала. Линейная зависимость подтверждает возможность использования K_h в качестве количественного индикатора ухудшения эксплуатационных условий.

Таблица 9 - Связь гранулометрии и визуальных признаков

Класс крупности	Визуальный признак	Последствие
Крупная фракция	Зоны локального накопления	Перегрузка питателя
Средняя фракция	Волнистый профиль	Колебания подачи
Мелкая фракция	Повышенная текстурная энтропия	Сегрегация слоя

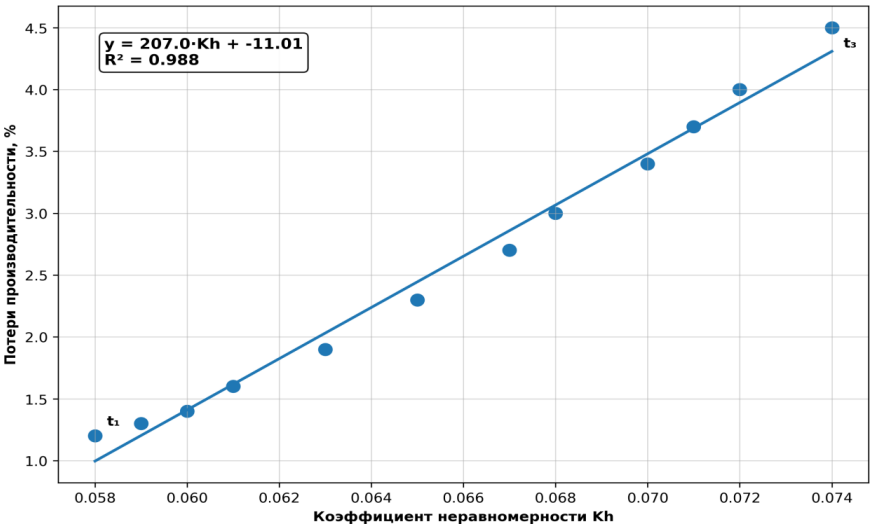


Рис.11 - Зависимость производительности от коэффициента K_h

На графике рис.12 отражено снижение показателей извлечения при увеличении коэффициента неравномерности загрузки бункера. Данная зависимость подтверждает технологическую значимость визуальных показателей, полученных методом компьютерного зрения.

рост K_h приводит к ухудшению качества питания технологических переделов, отражаясь на эффективности извлечения полезного компонента.

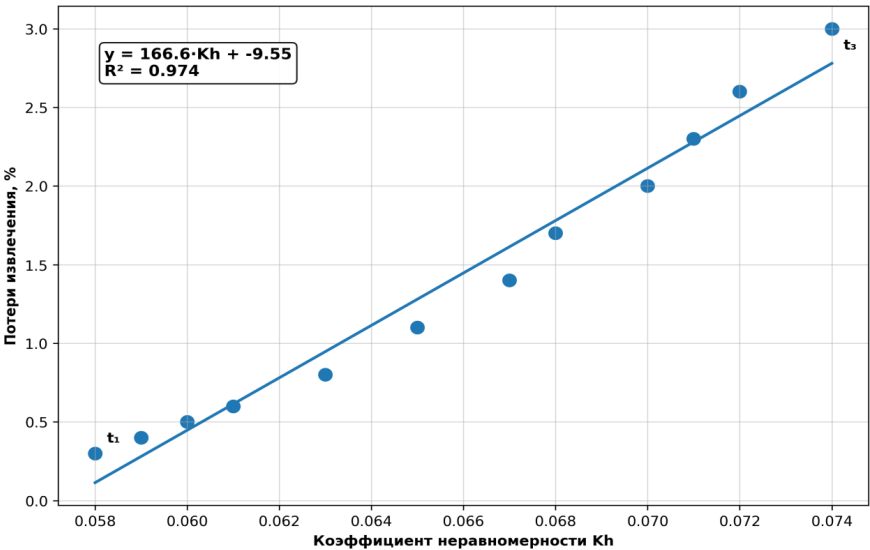


Рис.12 - Влияние K_h на извлечение по последующим переделам

График рис.13 отражает динамику коэффициента Kh , потери производительности и потери извлечения во времени. Увеличение Kh начинается с ростом технологических потерь, показывая прогнозный потенциал визуального анализа.

Результаты подтверждают возможность использования разработанного метода при раннем выявлении неблагоприятных режимов работы бункерного узла.

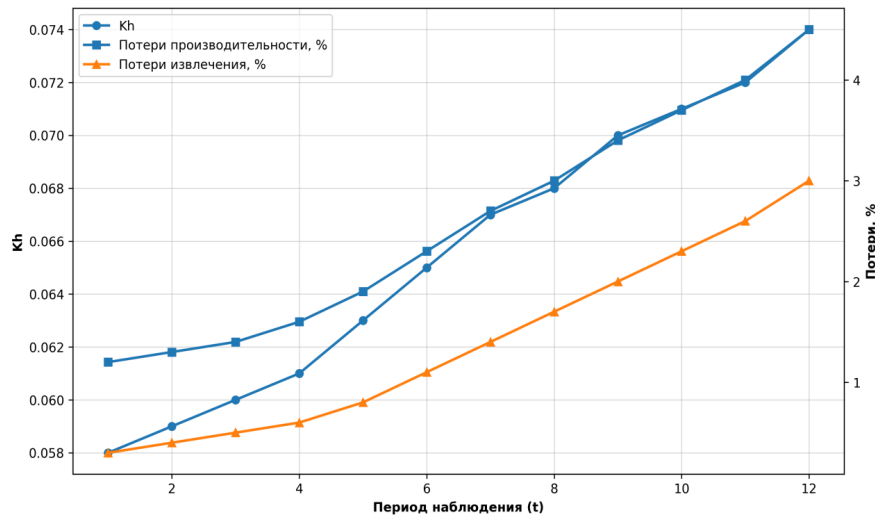


Рис.13 - Совместная динамика Kh и технологических потерь

Выполненная оценка эффективности показала, что разработанный метод компьютерного зрения в достаточной мере обеспечивает достоверную количественную связь между визуальными признаками распределения рудного материала и ключевыми технологическими параметрами работы бункерного узла, последующих переделов. Увеличение значения коэффициента неравномерности Kh сопровождается снижением производительности, увеличением простоев, ухудшением показателей извлечения.

Научная новизна исследования заключается:

- в разработке и валидации метода компьютерного зрения для количественной оценки распределения кусковой руды в бункерах на основе комплексного анализа геометрических и текстурных признаков поверхности насыпи;
- коэффициент неравномерности Kh и GLCM-показатели использованы как виртуальные измерительные параметры, сопоставимые с технологическими показателями работы бункерного узла и последующих переделов;
- предложен подход для интеграции визуаль-

ных метрик в АСУ-ТП для ранней диагностики неблагоприятных режимов загрузки.

Разработанный метод компьютерного зрения имеет практическую значимость для предприятий горно-обогатительного комплекса, позволяет:

- в режиме реального времени контролировать равномерность загрузки бункеров без установки дополнительных контактных датчиков;
- использование визуальных показателей Kh , C и E обеспечивает раннее выявление сегрегации, локального накопления руды;
- снижает риск простоев, перегрузки питателей, нестабильной подачи материала.

Возможность интеграции метода в АСУ-ТП способствует увеличению производительности, улучшению качества питания последующих переделов, снижению технологических потерь и повышению экономического эффекта производственных процессов предприятия.

Дальнейшие исследования направлены на расширение набора визуальных признаков, обучение предиктивных моделей, адаптацию мето-

да к различным типам бункеров и рудных материалов.

Выводы. В ходе исследования решены научно-практические задачи, направленных на повышение эффективности контроля загрузки бункерных узлов:

- выполнен анализ визуальных признаки распределения рудного материала в бункерах;

- разработан алгоритм компьютерного зрения для анализа распределения кусковой руды, обеспечивающий выделение геометрических и текстурных характеристик поверхности насыпи, формирование количественных показателей равномерности;

- реализована методика расчёта коэффициента неравномерности K_h , а также текстурных показателей контраста и энтропии, позволяющих объективно оценивать состояние загрузки;

- выполнена оценка эффективности разработанного метода на основе экспериментальных и промышленных данных отчёта ПЦФ AG-Tech установлена устойчивая связь визуальных показателей с технологическими параметрами.

Количественно показано, что рост K_h сопровождается снижением производительности пи-

тателя на 4-5 %, увеличением простоев, уменьшением извлечения полезного компонента на последующих переделах на 2-3 %. Качественный анализ визуализаций подтвердил возможность выявления сегрегации, локального накопления, нестабильных режимов подачи на ранней стадии.

Практическая применимость разработанного метода заключается в возможности внедрения в контур АСУ ТП в виде виртуального сенсора, обеспечивающего непрерывный мониторинг состояния бункера без дополнительных измерительных устройств.

Дальнейшие исследования направлены на развитие предиктивных моделей, учёт динамики гранулометрического состава, адаптацию метода к различным типам бункерных узлов и условий эксплуатации.

Финансирование. Статья подготовлена по результатам исследований в рамках ПЦФ BR28713037 «Разработка программно-аппаратного комплекса на базе технологий искусственного интеллекта для управления процессом флотации на горно-обогажительных предприятиях».

Литература

1. Yao J., et al. Machine Vision Online Detection of Ore Granularity Based on Edge Computing. Archive of Mining Science. -2023. -Vol.68 (2). -P.335-350. DOI 10.24425/ams.2023.146183.
2. Luo G. Online Detection System for Ore Particle Size Distribution Based on Deep Learning// Journal of Computer, Signal, and System Research. -2025. -Vol.2(3). -P.1-16. DOI 10.71222/r6qws842.
3. Shan D., et al. A Review of the Application of Computer Vision Techniques in Sustainable Engineering of Open Pit Mines//Sustainability. -2025. -Vol. 17(7): 3051. DOI: 10.3390/su17073051.
4. Adewuyi S.O., et al. From Single-Sensor Constraints to Multisensor Integration: Advancing Sustainable Complex Ore Sorting// Minerals. - 2025. -Vol.15(11): 1101. DOI 10.3390/min15111101.
5. Ellinger A., et al. Automatic Segmentation of Bulk Material Heaps Using Deep Learning-based Computer Vision// Remote Sensing. -2023. -Vol.15(1):211. DOI 10.3390/rs15010211.
6. Bortnowski P., et al. Detection of Blockages of the Belt Conveyor Transfer Point Using an RGB Camera and CNN Autoencoder //Energies. -2023. -Vol.16(4): 1666. DOI:10.3390/en16041666.
7. Salinas R.A., et al. Automated estimation of rock fragment distributions using computer vision and its application in mining// IEE Proceedings - Vision Image and Signal Processing. -2005. -Vol.152(1). -P.1 - 8. DOI 10.1049/ip-vis:20050810.

8. Khomiak O., et al. Sub-Surface Soil Characterization Using Image Analysis: Material Recognition Using the Grey Level Co-Occurrence Matrix Applied to a Video-CPT-Cone// Mining. -2024. -Vol. 4(1). -P. 91-105. DOI 10.3390/mining4010007.
9. Yang Z., et al. Enhanced U-Net model for rock pile segmentation and particle size analysis// Minerals Engineering. -2023. -Vol. 203: 108352. DOI 10.1016/j.mineng.2023.108352.
10. Sabih M., et al. Raw Material Flow Rate Measurement on Belt Conveyor System Using Visual Data// Applied System Innovation. -2023. –Vol. 6(5): 88. DOI 10.3390/asi6050088.
11. Отчет по работе о НИР «Разработка программно-аппаратного комплекса на базе технологий искусственного интеллекта для управления процессом флотации на горно-обогатительных предприятиях», Астана. -2025. -310с. URL: <https://smart-industry.kz/programma/>. - Дата обращения: 20.12.2025.

References

1. Yao J., et al. Machine Vision Online Detection of Ore Granularity Based on Edge Computing. Archive of Mining Science. -2023. -Vol.68 (2). -P.335-350. DOI 10.24425/ams.2023.146183.
2. Luo G. Online Detection System for Ore Particle Size Distribution Based on Deep Learning// Journal of Computer, Signal, and System Research. -2025. -Vol.2(3). -P.1-16. DOI 10.71222/r6qws842.
3. Shan D., et al. A Review of the Application of Computer Vision Techniques in Sustainable Engineering of Open Pit Mines//Sustainability. -2025. -Vol. 17(7): 3051. DOI 10.3390/su17073051.
4. Adewuyi S.O., et al. From Single-Sensor Constraints to Multisensor Integration: Advancing Sustainable Complex Ore Sorting// Minerals. - 2025. -Vol.15(11): 1101. DOI 10.3390/min15111101.
5. Ellinger A., et al. Automatic Segmentation of Bulk Material Heaps Using Deep Learning-based Computer Vision// Remote Sensing. -2023. –Vol.15(1):211. DOI 10.3390/rs15010211.
6. Bortnowski P., et al. Detection of Blockages of the Belt Conveyor Transfer Point Using an RGB Camera and CNN Autoencoder //Energies. -2023. –Vol.16(4): 1666. DOI 10.3390/en16041666.
7. Salinas R.A., et al. Automated estimation of rock fragment distributions using computer vision and its application in mining// IEE Proceedings - Vision Image and Signal Processing. -2005. -Vol.152(1). -P.1 - 8. DOI 10.1049/ip-vis:20050810.
8. Khomiak O., et al. Sub-Surface Soil Characterization Using Image Analysis: Material Recognition Using the Grey Level Co-Occurrence Matrix Applied to a Video-CPT-Cone// Mining. -2024. -Vol. 4(1). -P. 91-105. DOI 10.3390/mining4010007.
9. Yang Z., et al. Enhanced U-Net model for rock pile segmentation and particle size analysis// Minerals Engineering. -2023. -Vol. 203: 108352. DOI 10.1016/j.mineng.2023.108352.
10. Sabih M., et al. Raw Material Flow Rate Measurement on Belt Conveyor System Using Visual Data// Applied System Innovation. -2023. –Vol. 6(5): 88. DOI 10.3390/asi6050088.
11. Очет по работе о НИР «Разработка программно-аппаратного комплекса на базе технологий искусственного интеллекта для управления процессом флотации на горно-обогатительных предприятиях», Астана. -2025.-310с. URL: <https://smart-industry.kz/programma/>. – Date of access: 20.12.2025. [in Russian]

Сведения об авторах

Акишев К. М. -к.т.н., ассоциированный профессор, Казахский университет технологии и бизнеса им. К. Кулажанова, Астана, Казахстан, e-mail: akmail04cx@mail.ru;

Подвалов А.Ю.- к.г.н, ТОО «AG TECH», Астана, Казахстан, e-mail: a.podvalov@ag-tech.kz;

Зейнуллин А.А.- д.т.н., профессор, Казахский университет технологии и бизнеса им. К. Кулажанова, Астана, Казахстан, e-mail: karim_57@mail.ru;

Айбульдинов Е.К.- PhD, профессор, Казахский университет технологии и бизнеса им. К. Кулажанова, Астана, Казахстан, e-mail: elaman_@mail.ru;

Оспанова М. К.- к.ф.м.н., Казахский университет технологии и бизнеса им. К. Кулажанова, Астана, Казахстан, e-mail: ospanova_madi_59@mail.ru;

Нурмаганбетов А.С.- к.т.н.), ассоциированный профессор, ТОО «AG TECH», Астана, Казахстан, a.nurmaganbetov@ag-tech.kz;

Чугай М.А.- бакалавр, ТОО «AG TECH», Астана, Казахстан, e-mail: m.chagay@ag-tech.kz;

Айтиева М. И. -бакалавр, ТОО «AG Tech», Астана, Казахстан, m.aitiyeva@ag-tech.kz;

Хусаинова С. М.- магистр технических наук, ТОО «AG TECH», Астана, Казахстан, e-mail: s.khussainova@ag-tech.kz;

Токтар Н.А.- докторант, Торайгыров университет, Павлодар, Казахстан, e-mail: akanov44@yandex.ru.

Information about the authors

Akishev K. M. - Candidate of Technical Sciences, Associate Professor (Associate Professor), K.Kulazhanov Kazakh University of Technology and Business, Astana, Kazakhstan, e-mail: akmail04cx@mail.ru;

Podvalov A.- Candidate of Geographical Sciences, AG TECH LLP, Astana, Kazakhstan, e-mail: a.podvalov@ag-tech.kz;

Zeynullin A.A.- Doctor of Technical Sciences, Professor, K. Kulazhanov Kazakh University of Technology and Business, Astana, Kazakhstan, e-mail: karim_57@mail.ru;

Aibuldinov Y.- PhD, Professor, K.Kulazhanov Kazakh University of Technology and Business, Astana, Kazakhstan, e-mail: elaman_@mail.ru;

Ospanova M.K.- Candidate of Physical and Mathematical Sciences, K. Kulazhanov Kazakh University of Technology and Business, Astana, Kazakhstan, e-mail: ospanova_madi_59@mail.ru;

Nurmaganbetov A.- Candidate of Technical Sciences, Associate Professor, AG TECH LLP, Astana, Kazakhstan, e-mail: a.nurmaganbetov@ag-tech.kz;

Chagay M.- Bachelor's degree, AG TECH LLP, Astana, Kazakhstan, e-mail: m.chagay@ag-tech.kz;

Aitiyeva M.- Bachelor's degree, AG TECH LLP, Astana, Kazakhstan, e-mail: m.aitiyeva@ag-tech.kz;

Khussainova S.- Master of Science in Engineering, Astana, Kazakhstan, e-mail: s. khussainova@ag-tech.kz

Toktar N.- doctoral student, Toraigyrov University, Pavlodar, Kazakhstan, e-mail: akanov44@yandex.ru.