

DOI: 10.15593/2499-9873/2021.4.04

УДК 658.562.3+004.932.2

К.А. Федосеева

Пермский национальный исследовательский политехнический университет,
Березниковский филиал, Березники, Россия

УСОВЕРШЕНСТВОВАНИЕ АДАПТИВНОЙ ФИЛЬТРАЦИИ ТРЕНДА КОЛИЧЕСТВА БЛИКОВ С ПОВЕРХНОСТИ ПЕНЫ

Одним из важных процессов при производстве калийных удобрений является процесс пенной флотации. Качество конечного продукта существенно зависит от качества флотации. Техническое зрение успешно используют для управления процессом флотации. Однако существующие методы обработки видеопотока неприменимы для управления процессом флотации калийной руды из-за большого разброса статистических характеристик от одного обрабатываемого кадра к другому. В данной статье рассмотрено применение неслепых фильтров для обработки потоковых данных. Сделан вывод, что их применение вызывает проблемы при идентификации момента начала отклонения. Исходя из этого, целью работы является уменьшение уровня шума без оказания влияния на идентификацию переходного процесса, иначе говоря, улучшение идентификации начала переходного процесса путем настраиваемой слепой фильтрации. Предложено распознавать наборы из N последовательных кадров вместо единичных. Для этого для каждого N кадра были рассчитаны количество пузырей, среднее и среднеквадратичные расстояния между ними, средние значения освещенности и цветовых компонент. Из данных расчетов сделан вывод, что использование среднего арифметического количества бликов из N кадров не привело к эффективному, значительному уменьшению уровня шума. Поэтому было предложено использовать другую норму вектора. В результате разработан эффективный метод адаптивной фильтрации тренда количества бликов. На материалах реальных видеосъемок проведено исследование изменения шума от количества кадров. Полученные результаты показывают, что предложенный метод может снизить среднеквадратичное отклонение на 10–25 % для разных съемок. Это доказывает возможность применения разработанного метода, для обработки видеопотоков как в лабораторных, так и в промышленных условиях.

Ключевые слова: пена, флотация, блик, фильтрация, шум, техническое зрение, кадр, видеопоток, идентификация, переходный процесс.

K.A. Fedoseeva

Perm National Research Polytechnic University, Berezniki branch,
Berezniki, Russian Federation

IMPROVING THE ADAPTIVE FILTRATION OF THE FOAM SURFACE GLARE TREND

One of the important processes in the production of potash fertilizers is the froth flotation process. The quality of the final product depends significantly on the quality of the flotation. Technical vision is successfully used to control the flotation process. However, the existing methods of processing the video stream are inapplicable for controlling the process of flotation of potash ore due to the large scatter of statistical characteristics from one processed frame to another. This article discusses the use of nonblind filters to process streaming data. It is concluded that their application causes problems in iden-

tifying the moment of the beginning of the deviation. Based on this, the aim of the work is to reduce the noise level without affecting the identification of the transient, in other words, to improve the identification of the beginning of the transient by means of tunable blind filtering. It is proposed to recognize sets of N consecutive frames instead of single ones. For this, for each N frame, the number of bubbles, the average and median distances between them, and the average values of illumination and color components were calculated. From these calculations, it was concluded that the use of the arithmetic mean number of flares from N frames did not lead to an effective, significant reduction in the noise level. Therefore, it was proposed to use a different vector norm. As a result, an effective method for adaptive filtering of the trend of the number of highlights has been developed. On the materials of real video filming, a study was made of the change in noise from the number of frames. The results obtained show that the proposed method can reduce the standard deviation by 10-25% for different surveys. This proves the possibility of using the developed method for processing video streams both in laboratory and in industrial conditions.

Keywords: foam, flotation, flare, filtration, noise, technical vision, frame, video stream, identification, transient process.

Введение

В настоящее время системы технического зрения (СТЗ) достаточно широко и успешно применяются во многих отраслях промышленности. Данные системы позволяют автоматизировать контроль качества выпускаемой продукции и управление производственными процессами и минимизировать влияние человеческого фактора [1, 2]. Однако существующие методы технического зрения не могут быть применены для управления процессом флотации при обогащении руд [3–10]. Значительной проблемой при использовании технического зрения для управления процессом флотации является большой разброс статистических характеристик от одного обрабатываемого кадра к другому. Поскольку производится обработка только отдельных кадров, получаемых при нужном положении пеногона, усреднение результатов в процессе их получения невозможно. В связи с этим распознавание начала и окончания переходных процессов затруднено. Например, в работе [11] авторы делают вывод о переходном процессе по следующему тренду количества бликов пузырьков в обрабатываемой области кадра (рис. 1). На рис. 1 обозначены также долговременные средние значения, полученные до начала и после окончания переходного процесса.

Очевидно, что при обработке потоковых данных в режиме реального времени возникает проблема идентификации момента начала отклонения. Получаемый зашумленный сигнал сложно отфильтровать. Применение неслепых фильтров, таких, например, как фильтр Калмана [12, 13], затруднено из-за того, что их надо периодически перенастраивать.

Фильтр Калмана работает в два этапа [14]. На этапе прогнозирования фильтр экстраполирует значения переменных состояния, а также их неопределенности. На втором этапе по данным измерения, полу-

ченного с некоторой погрешностью, результат экстраполяции уточняется. Благодаря пошаговой природе алгоритма фильтрации он способен в реальном времени отслеживать состояние объекта, используя только текущие замеры и информацию о предыдущем состоянии и его неопределенности. Иными словами, на вход фильтра время от времени (при изменении характера шума) необходимо подавать «чистый шум», не содержащий информативного сигнала. Это легко реализовать, например, при фильтрации линии связи, но в нашем случае достаточно сложно определить, на каком участке тренда нет переходного процесса (информативного сигнала). Собственно, именно его начало и окончание как раз и требуется определить.

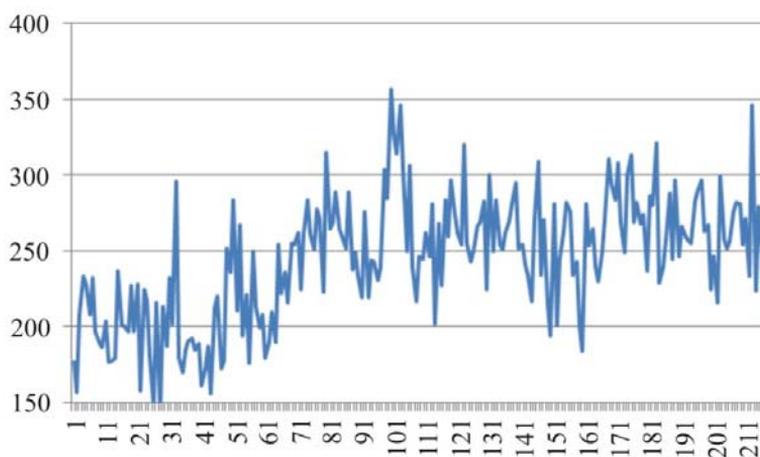


Рис. 1. Тренд количества пузырьков в кадре [1]

Слепая фильтрация в системах регулирования обычно выполняется методом скользящего среднего [12]. Однако в данном случае его применение вызывает две проблемы. Если использовать малое количество точек, то шум результата не очень отличается от исходного. А если использовать большое количество точек для осреднения (10, 20), то теряется результат (рис. 2).

Например, при регрессионном анализе, когда в распоряжении исследователя есть уже весь тренд, как видно из рис. 1, что в точке А около 70-го отсчета переходный процесс уже начался, т.е. его фактическое начало расположено где-то около 65-го отсчета. Рассмотрим подробнее участок этого тренда (рис. 3).

Очевидно, что при сглаживании по 10 или 20 точкам нет никакой возможности в моменты отсчета 65–70 идентифицировать начало переходного процесса, а при малом количестве точек идентификация по-прежнему затруднена шумом.

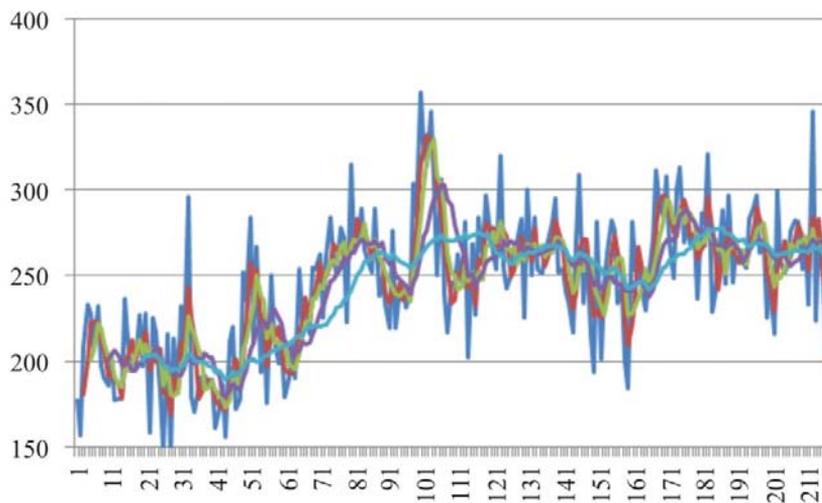


Рис. 2. Фильтрация тренда методом скользящего среднего: — исходные; — по трем точкам; — по пяти точкам; — по десяти точкам; — по 20 точкам

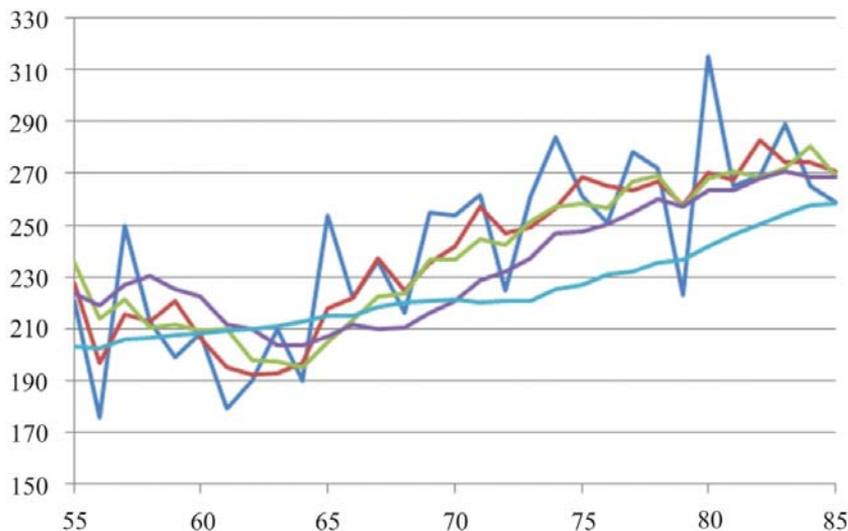


Рис. 3. Участок начала переходного процесса: — исходные; — по трем точкам; — по пяти точкам; — по десяти точкам; — по 20 точкам

1. Постановка задачи

Из всего перечисленного выше следует, что решение задачи уменьшения шума без оказания влияния на идентификацию переходного процесса или, наоборот, улучшения идентификации является практически значимым. Для решения данной задачи предлагается распознавать не единичные кадры, а наборы из N последовательных кадров, так как каждый раз при подсчете количества бликов возникает случайная ошибка, природа которой нам не может быть известна. В каждом из N последовательных кадров мы получим свое количество бликов, свое среднее значение освещенности, цветовых компонентов и т.д. При этом предположительно, количество бликов в нескольких кадрах, снятых подряд с частотой 25–60 fps, должно быть почти одинаковым. Разница может получаться только за счет того, что сколько-то пузырьков покинули обрабатываемую область кадра, а сколько-то в нее вошли. При равномерной пене это должны быть очень близкие значения.

2. Экспериментальная часть

Расчеты показали, что использование среднего арифметического количества бликов из N кадров $b = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N b_i$, где b_i – количество бликов в i -м из N кадров, не приводит к эффективному, значительному уменьшению шума. Исходя из этого, необходимо использовать другую норму вектора $\vec{B} = \{b_1, b_2, \dots, b_N\}$. Будем вычислять справочное среднее количество бликов B^* в кадре по последним M отсчетам синхронизации пеногона. Из результатов обработки каждых N последовательных кадров будем выбирать значение, которое ближе к среднему, т.е.

$$b = \begin{cases} \forall i : b_i > B^* \rightarrow \min(b_i); \\ \forall i : b_i < B^* \rightarrow \max(b_i); \\ \text{иначе} \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N b_i. \end{cases}$$

На рис. 4 представлен фрагмент реального тренда количества пузырей в зависимости от номера кадра при $N = 2$.

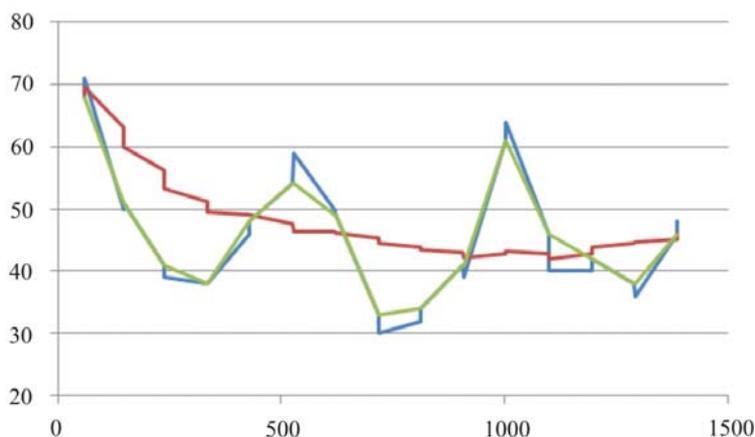


Рис. 4. Пояснение к алгоритму фильтрации: — исходные; — средние; — сглаженные

Очевидно, что сглаженный тренд будет иметь меньший разброс, чем исходный. При росте N (2, 3, 4 ...) эффект сглаживания будет увеличиваться до некоторого предела. На материалах 20 реальных съемок было произведено исследование, насколько изменяется шум в зависимости от N . Визуально снижение шума улучшается при использовании большего N (рис. 5), результаты получены при $M = 6$.

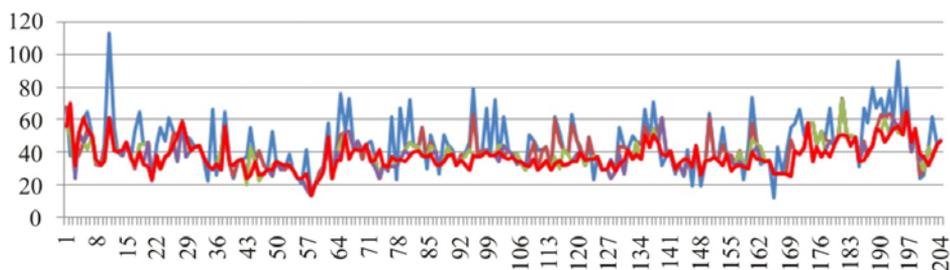


Рис. 5. Результаты фильтрации с использованием разного количества кадров на участке без переходного процесса: — один кадр; — два кадра; — три кадра; — четыре кадра; — пять кадров

Необходимое количество кадров оценили по среднеквадратичному отклонению на съемках участков без переходных процессов. На рис. 6 приведены типичные зависимости для нескольких процессов, а также среднее значение. За 100 % взято среднеквадратичное отклонение, достигаемое при $N = 1$.

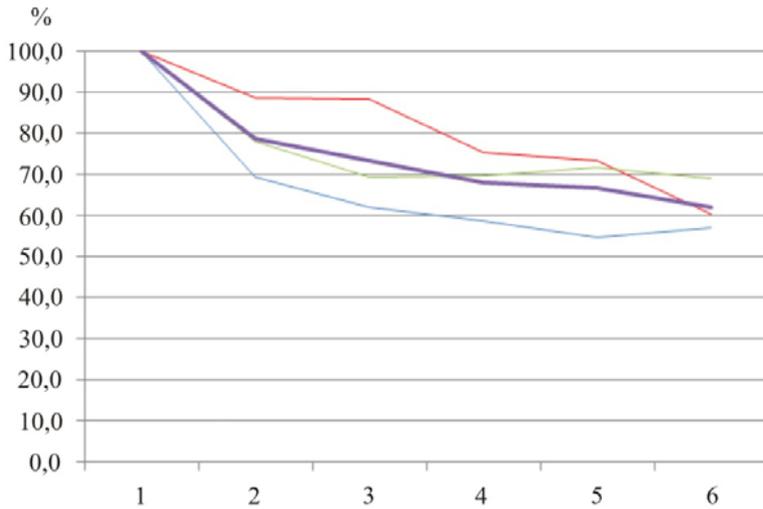


Рис. 6. Зависимость среднеквадратичного отклонения шума от количества обрабатываемых одновременно кадров N : — процесс № 1; — процесс № 2; — процесс № 3; — среднее значение



Рис. 7. Результаты обработки видеопотока с переходного процесса:
 — по одному кадру, сглаживание 20; — по трем кадрам, сглаживание 10

Очевидно, что наибольшее снижение шума достигается при $N = 2...3$. Далее шум также снижается, однако очень существенно возрастает время обработки видео, поэтому для дальнейшего использования выбрано $N = 3$. С этой настройкой обработан видеопоток пере-

ходного процесса, приведенный на рис. 1. Среднеквадратичное отклонение шума при этом уменьшилось на 7,9 % (с 34,42 до 31,88). Результаты обработки методом скользящего среднего по 20 кадрам (взято с рис. 2) и методом скользящего среднего по 10 кадрам при $N = 3$ приведены на рис. 7.

Видно, что начало переходного процесса (окрестность A) может легче быть идентифицировано по второму графику. Например, для этого можно использовать тот же метод, что применяется для синхронизации пеногона [15]. Идея метода заключается в том, что за окрестность A принимаются такие участки тренда, на которых за заданный, достаточно краткий промежуток времени dt наблюдается существенный рост значения. Термин «существенный» требует расшифровки. Определим максимальное Y_{\max} и минимальное Y_{\min} значения за некоторый достаточно длинный период времени Δt на продолжительном участке тренда (тренд 1 на рис. 5), еще не подвергнутого фильтрации. Будем считать моментом начала переходного процесса t такую точку тренда, значение в которой $Y(t)$ значительно больше, чем $Y(t - dt)$, т.е.

$$Y(t) - Y(t - dt) \geq dY,$$

где порог разности значений $dY = (Y_{\max} - Y_{\min}) / R$, а $R \in [2, 4]$ в зависимости от условий съемки. Для обработки будем выбирать кадр, поступивший через Δt после момента синхронизации.

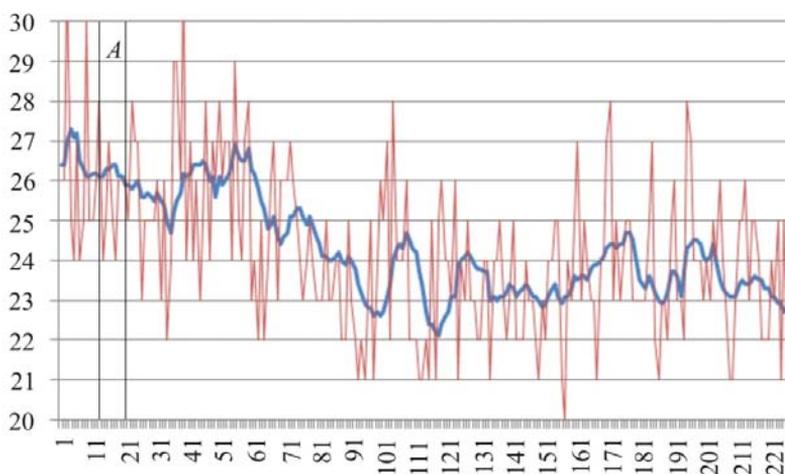


Рис. 8. Тренды исходного среднемедианного расстояния между бликами и усредненного по трем кадрам и методом скользящего среднего по десяти точкам:
— — по трем кадрам с усреднением; — — по одному кадру

В соответствии с выводами работы [15] в некоторых случаях для идентификации начала переходного процесса лучше использовать среднее медианное значение расстояний между бликами. После усреднения при $N = 3$ и усреднения методом скользящего среднего по 10 точкам, действительно, этот метод и в данном случае позволяет идентифицировать начало переходного процесса (рис. 8). Из-за разной длины скользящего среднего здесь начало тренда сдвинуто на 20 отсчетов относительно рис. 7. Этот метод может использоваться в дополнение к разработанному в данной статье.

Выводы

Таким образом, поставленная выше задача решена. Обоснован и разработан метод адаптивной фильтрации тренда количества бликов, позволяющий уменьшить среднеквадратичное отклонение на 10–25 % для разных съемок. Соответственно, увеличивается качество распознавания переходного процесса и сигнализации о его начале для флотатора. Метод реализован в программном обеспечении на языке C++. Показано, что новый метод не противоречит ранее полученным результатам. Следовательно, метод может быть применен на практике для обработки видеопотоков с промышленной флотомашинны.

Исследование не имело спонсорской поддержки. Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

Список литературы

1. Шилин А.Н., Сницарук Д.Г. Система технического зрения робота для контроля геометрических параметров обечаек // Приборы и системы. Управление, контроль, диагностика. – 2019. – № 8. – С. 36–43. – DOI: 10.25791/pribor.08.2019.825
2. Балбанов П.В., Юдаев В.А. Система технического зрения для контроля качества плодоовощной продукции // Промышленные АСУ и контроллеры. – 2020. – № 3. – С. 10–15. DOI: 10.25791/asu.3.2020.1165
3. Froth Stereo Visual Feature Extraction for the Industrial Flotation Process / L. Zhao, T. Peng, Y. Xie, W. Gui, Y. Zhao // Industrial & Engineering Chemistry Research. – 2019. – Vol. 58, iss. 31. – P. 14510–14519. DOI: 10.1021/acs.iecr.9b00426
4. The concentrate ash content analysis of coal flotation based on froth images / J. Tan, L. Liang, Y. Peng, G. Xie // Minerals Engineering. – 2016. – Vol. 92. P. 9–20. – DOI: 10.1016/j.mineng.2016.02.006

5. Jahedsaravani A., Massinaei M., Marhaban M.H. An Image Segmentation Algorithm for Measurement of Flotation Froth Bubble Size Distributions // Measurement. – 2017. – Vol. 111. – P. 29–37. DOI: 10.1016/j.measurement.2017.07.023

6. Fu Y., Aldrich C. Flotation froth image recognition with convolutional neural networks // Minerals Engineering. – 2019. – Vol. 132. – P. 183–190. DOI: 10.1016/j.mineng.2018.12.011

7. Recognition of flotation working conditions through froth image statistical modeling for performance monitoring / J. Zhang, Z. Tang, J. Liu, Z. Tan, P. Xu // Minerals Engineering. – 2016. – Vol. 86. – P. 116–129. DOI: 10.1016/j.mineng.2015.12.008

8. Flotation froth image texture extraction method based on deterministic tourist walks / J. Li, B. Cao, H. Zhu, F. Nie // Multimed Tools and Applications. – 2017. – Vol. 76. – P. 15123–15136. DOI: 10.1007/s11042-017-4603-3

9. Малков А.В., Гафуров М.Н., Логунова О.С. О распознавании мгновенных изображений в видеопотоке // Математическое и программное обеспечение систем в промышленной и социальной сферах. – 2018. – Т. 6, № 1. – С. 38.

10. Логунова О.С., Шилов Р.Э., Леднов А.В. Методика и алгоритмы сегментации изображения пенного продукта флотации // Актуальные проблемы современной науки, техники и образования. – 2018. – Т. 9, № 1. – С. 72–75.

11. Затонский А.В., Малышева А.В. Модернизация алгоритмов бликового распознавания параметров пенного слоя при флотации калийных руд // Обогащение руд. – 2018. – № 2 (374). – С. 35–41. DOI: 10.17580/or.2018.02.07

12. Прохоренков А.М., Качала Н.М. Цифровая фильтрация сигналов в промышленных системах управления // Цифровая обработка сигналов. – 2008. – № 3. – С. 32–36.

13. Савинов Г.Ф. О некоторых особенностях алгоритма оптимальной фильтрации Калмана – Бьюси // Авиакосмическое приборостроение. – 2007. – № 6. – С. 22–29.

14. Цыплаков А. Введение в моделирование в пространстве состояний // Квантиль. – 2011. – № 9. – С. 1–24.

15. Малышева А.В. Определение параметров процесса флотации калийной руды по видеоизображению поверхностной пены флотомашины // Виртуальное моделирование, прототипирование и промышленный дизайн: материалы III Междунар. науч.-практ. конф., г. Там-

бов, 15–17 ноября 2016 г. / Тамб. гос. техн. ун-т. – Тамбов, 2017. – С. 148–154.

16. Затонский А.В., Федосеева К.А., Медведева Е.С. Выбор метода идентификации технологических отклонений по изменению изображения пены // Молодежная наука в развитии регионов: материалы Всерос. науч.-практ. конф. студентов и молодых ученых (Березники, 28 апреля 2021 г.). – Пермь: Изд-во Перм. нац. исслед. политехн. ун-та, 2021. – С. 22–25.

References

1. Shilin A.N., Snitsaruk D.G. Sistema tekhnicheskogo zreniia robota dlia kontrolya geometricheskikh parametrov obechaek [Technical vision system of a robot for control of geometrical parameters of shells]. *Pribory i sistemy. Upravlenie, kontrol', diagnostika*, 2019, no 8, pp. 36–43.

2. Balbanov P.V., Iudaev V.A. Sistema tekhnicheskogo zreniia dlia kontrolya kachestva plodoovoshchnoi produktsii [Vision system for quality control of fruits and vegetables]. *Promyshlennyye ASU i kontrolyery*, 2020, no 3, pp.10–15. DOI: 10.25791/asu.3.2020.1165

3. Zhao L., Peng T., Xie Y., Gui W., Zhao Y. Froth Stereo Visual Feature Extraction for the Industrial Flotation Process. *Industrial & Engineering Chemistry Research*, 2019, vol. 58, iss. 31, pp. 14510–14519. DOI: 10.1021/acs.iecr.9b00426

4. Tan J., Liang L., Peng Y., Xie G. The concentrate ash content analysis of coal flotation based on froth images. *Minerals Engineering*, 2016, vol. 92, pp. 9–20. DOI: 10.1016/j.mineng.2016.02.006

5. Jahedsaravani A., Massinaei M., Marhaban M.H. An Image Segmentation Algorithm for Measurement of Flotation Froth Bubble Size Distributions. *Measurement*, 2017, vol. 111, pp. 29–37. DOI: 10.1016/j.measurement.2017.07.023

6. Fu Y., Aldrich C. Flotation froth image recognition with convolutional neural networks. *Minerals Engineering*, 2019, vol. 132, pp. 183–190. DOI: 10.1016/j.mineng.2018.12.011

7. Zhang J., Tang Z., Liu J., Tan Z., Xu P. Recognition of flotation working conditions through froth image statistical modeling for performance monitoring. *Minerals Engineering*, 2016, vol. 86, pp. 116–129. DOI: 10.1016/j.mineng.2015.12.008

8. Li J., Cao B., Zhu H. Nie F. Flotation froth image texture extraction method based on deterministic tourist walks. *Multimed Tools and Applications*, 2017, vol. 76, pp. 15123–15136. DOI: 10.1007/s11042-017-4603-3.

9. Malkov A.V., Gafurov M.N., Logunova O.S. O raspoznavanii mgnovennykh izobrazhenii v videopotoke [About recognizing instant images in a video stream]. *Matematicheskoe i programmnoe obespechenie sistem v promyshlennoi i sotsial'noi sferakh*, 2018, vol. 6, no. 1, pp. 38.

10. Logunova O.S., Shilov R.E., Lednov A.V. Metodika i algoritmy segmentatsii izobrazheniia pennogo produkta flotatsii [Methods and algorithms for segmentation of the image of the froth flotation product]. *Aktual'nye problemy sovremennoi nauki, tekhniki i obrazovaniia*, 2018, vol. 9, no. 1, pp. 72–75.

11. Zatonskii A.V., Malysheva A.V. Modernizatsiia algoritmov blikovogo raspoznavaniia parametrov pennogo sloia pri flotatsii kaliinykh rud [Modernization of algorithms for flare detection of froth layer parameters during flotation of potash ores]. *Obogashchenie rud*, 2018, no. 2 (374), pp. 35–41. DOI: 10.17580/or.2018.02.07

12. Prokhorenkov A.M., Kachala N.M. Tsifrovaia fil'tratsiia signalov v promyshlennykh sistemakh upravleniia [Digital filtering of signals in industrial control systems]. *Tsifrovaia obrabotka signalov*, 2008, no. 3, pp. 32–36.

13. Savinov G.F. O nekotorykh osobennostiakh algoritma optimal'noi fil'tratsii Kalmana-B'iusi [On some features of the Kalman-Bucy optimal filtering algorithm]. *Aviakosmicheskoe priborostroenie*, 2007, no. 6, pp. 22–29.

14. Tsyplakov A. Vvedenie v modelirovanie v prostranstve sostoianii [Introduction to State Space Modeling]. *Kvantil'*, 2011, no. 9, pp.1–24.

15. Malysheva A.V. Opredelenie parametrov protsessa flotatsii kaliinnoi rudy po videoizobrazheniiu poverkhnostnoi peny flotomashiny [Determination of the parameters of the flotation process of potash ore from the video image of the surface foam of the flotation machine]. *Virtual'noe modelirovanie, prototipirovanie i promyshlennyi dizain* [Proceedings of the III International scientific and practice conference “Virtual modeling, prototyping and industrial design”]. Tambov, 2017. pp. 148–154.

16. Zatonskii A.V., Fedoseeva K.A., Medvedeva E.S. Vybhor metoda identifikatsii tekhnologicheskikh otklonenii po izmeneniiu izobrazheniia peny [The choice of a method for identifying technological deviations by changing the foam image]. *Molodezhnaia nauka v razvitiu regionov* [Proceedings of the All-Russian scientific and practice conference of students and new scientists “Youth science in the development of regions”, Berezniki, Russia, 28 April 2021]. Perm, Perm National Research Polytecnic University, 2021. pp. 22–25.

Сведения об авторе

Федосеева Кристина Александровна (Березники, Россия) – аспирант, кафедра «Автоматизация технологических процессов», Пермский национальный исследовательский политехнический университет, Березниковский филиал (618404, Березники, ул. Тельмана, 7, e-mail: kristya_0103@mail.ru).

About the author

Kristina A. Fedoseeva (Berezniki, Russian Federation) – Ph. D. student, Department of Industrial Processes Automation, Perm National Research Polytechnic University, Berezniki branch (7, Telmana str., Berezniki, Perm region, 618404; e-mail: kristya_0103@mail.ru)

Статья получена: 12.11.2021

Статья принята: 26.11.2021

Опубликовано: 26.01.2022

Библиографическое описание статьи согласно ГОСТ Р 7.0.100–2018:

Федосеева, К.А. Усовершенствование адаптивной фильтрации тренда количества бликов с поверхности пены / К. А. Федосеева. – текст: непосредственный. – DOI: 10.15593/2499-9873/2021.4.04 // Прикладная математика и вопросы управления = Applied Mathematics and Control Sciences. – 2021. – № 4. – С. 59–71.

Цитирование статьи в изданиях РИНЦ:

Федосеева, К.А. Усовершенствование адаптивной фильтрации тренда количества бликов с поверхности пены / К. А. Федосеева // Прикладная математика и вопросы управления. – 2021. – № 4. – С. 59–71. – DOI: 10.15593/2499-9873/2021.4.04

Цитирование статьи в references и международных изданиях

Cite this article as:

Fedoseeva K.A. Improving the adaptive filtration of the foam surface glare trend. *Applied Mathematics and Control Sciences*, 2021, no. 4, pp. 59–71. DOI: 10.15593/2499-9873/2021.4.04 (in Russian)