

РАЗРАБОТКА И НАСТРОЙКА АЛГОРИТМА ПРОГРАММНОЙ ИДЕНТИФИКАЦИИ ОТКЛОНЕНИЙ В ПЕННОМ СЛОЕ КАЛИЙНОЙ ФЛОТОМАШИНЫ

А.В. Затонский¹, zxenon@narod.ru, <https://orcid.org/0000-0003-1863-2535>

К.А. Федосеева², kristya_0103@mail.ru

Д.И. Некрасов¹, otaky1996@yandex.ru

¹ Пермский национальный исследовательский политехнический университет, Березниковский филиал, Березники, Россия

² Пермский национальный исследовательский политехнический университет, Пермь, Россия

Аннотация. В статье рассматриваются проблемы, возникающие при практическом применении метода блокового распознавания параметров пенного слоя флотомашин калийной руды. К ним относятся выбор наилучшей статистической характеристики, настроек фильтрации и усреднения, проверка возможности учета антиблоков и необходимость адаптивного перенормирования сигнала. **Цель исследования** заключается в разработке алгоритма идентификации ячейки флотомашин как объекта автоматического регулирования, что возможно только после решения указанных проблем. **Материалы и методы.** Исследование проведено на материалах экспериментальной съемки калийной флотомашин. В ходе съемки на ячейку машины был подан стандартный ступенчатый сигнал, вызвавший изменение состава амино-масляной смеси, что вызвало переходный процесс. Для разных статистических характеристик (количество пузырей, количество красной компоненты в кадре, среднее и среднемедианные расстояния между центрами пузырей) опробованы различные способы фильтрации и усреднения данных. Одновременно решалась задача идентификации коэффициента усиления и постоянной времени объекта. Наилучшая характеристика и способы её обработки выбирались на основании среднеквадратичного отклонения расчетного переходного процесса от натуральных данных, полученных путем блокового распознавания поверхности пенного слоя. **Результаты.** Обработка нескольких кадров подряд, снятых при одном и том же положении пеногона, незначительно улучшает результат, но значительно загружает вычислительные мощности. Слепая фильтрация по десяти точкам практически не влияет на время обработки данных. Для улучшения идентификации применялось перенормирование данных, заключающееся в адаптивном подборе нулевого и единичного сигнала в условиях зашумленности данных. Методом локализации произведено определение оптимального с точки зрения квадратичного отклонения запаздывания до начала переходного процесса. **Заключение.** В результате получены наилучшие настройки фильтрации и усреднения данных, обеспечивающие наименьшую погрешность идентификации. Постоянная времени ячейки оказалась близка к результатам предшествующих авторов, полученным в том числе путем визуального наблюдения за флотомашинной. Учет антиблоков несущественно влияет на параметры объекта. Важным выводом является то, что одна статистическая характеристика хорошо описывает начало переходного процесса, а другая – его окончание. Это необходимо учитывать при построении системы сигнализации отклонений.

Ключевые слова: калийная промышленность, флотация, пенный слой, распознавание, блоковый метод, сигнализация, управление

Для цитирования: Затонский А.В., Федосеева К.А., Некрасов Д.И. Разработка и настройка алгоритма программной идентификации отклонений в пенном слое калийной флотомашин // Вестник ЮУрГУ. Серия «Компьютерные технологии, управление, радиоэлектроника». 2023. Т. 23, № 1. С. 42–56. DOI: 10.14529/ctcr230104

DEVELOPMENT AND TUNING OF ALGORITHM FOR SOFTWARE IDENTIFICATION OF DEVIATIONS IN THE POTASH FLOTATION MACHINE FROTH LAYER

A.V. Zatonkiy¹, z xenon@narod.ru, <https://orcid.org/0000-0003-1863-2535>

K.A. Fedoseeva², kristya_0103@mail.ru

D.I. Nekrasov¹, otaky1996@yandex.ru

¹ Perm National Research Polytechnic University, Berezniki Branch, Berezniki, Russia

² Perm National Research Polytechnic University, Perm, Russia

Abstract. The article deals with the problems that arise in the practical application of the method of glare recognition of the parameters of the froth layer of a potash ore flotation machine. These include choosing the best statistical characteristic, filtering and averaging settings, checking the possibility of taking into account anti-glare, and the need for adaptive signal renormalization. **Objective of the study** is to develop an algorithm for identifying a flotation cell as an object of automatic control, which is possible only after solving these problems. **Materials and methods of research.** The study was carried out on the materials of an experimental survey of a potash flotation machine. During the shooting, a standard step signal was applied to the machine cell, which was expressed in a change in the composition of the amino-oil mixture, which caused a transient process. For different statistical characteristics (the number of bubbles, the number of red components in the frame, the average and median distances between the centers of the bubbles), various methods of filtering and averaging the data were tested. At the same time, the problem of identifying the gain and the time constant of the object was solved. The best characteristic and methods of its processing were chosen on the basis of the root-mean-square deviation of the calculated transient process from field data obtained by glare recognition of the foam layer surface. **Results.** Processing several frames in a row, taken at the same position of the foam, slightly improves the result, but significantly loads computing power. Blind filtering by ten points has practically no effect on the data processing time. To improve the identification, data renormalization was used, which consists in the adaptive selection of the zero and single signals in the conditions of noisy data. The localization method was used to determine the optimal delay from the point of view of the quadratic deviation before the start of the transient process. **Conclusion.** As a result, the best filtering and data averaging settings were obtained, providing the smallest identification error. The time constant of the cell turned out to be close to the results of previous authors, obtained, among other things, by visual observation of the flotation machine. Accounting for antiglare does not significantly affect the parameters of the object. An important conclusion is that one statistical characteristic describes well the beginning of the transient process, and the other describes its end. This must be taken into account when building a deviation signaling system.

Keywords: potash industry, flotation, foam layer, recognition, glare method, signaling, control

For citation: Barkalov S.A., Kurochka P.N., Serebryakova E.A. Determining a rating score based on a streaming model. *Bulletin of the South Ural State University. Ser. Computer Technologies, Automatic Control, Radio Electronics*. 2023;23(1):42–56. (In Russ.) DOI: 10.14529/ctcr230104

Введение

«Уралкалий» – российская компания, один из крупнейших в мире производителей калийных удобрений. Производственные мощности компании находятся в городах Березники и Соликамске Пермского края. «Уралкалий» разрабатывает Верхнекамское месторождение калийно-магниевых солей. Природные калийные руды перерабатывают в технический продукт – хлористый калий, который используется как удобрение, вносимое либо напрямую в почву, либо в составе сложных, комплексных, удобрений. А также хлористый калий используется и в других отраслях промышленности: химической, нефтехимической, пищевой, фармацевтической [1].

Для обогащения калийных руд на верхнекамских калийных комбинатах применяют пенную флотацию [2], в том числе используются шламовая флотация (отделение хлористых солей от нерастворимого остатка) и сильвиновая флотация (разделение хлорида калия и хлорида натрия) (рис. 1).

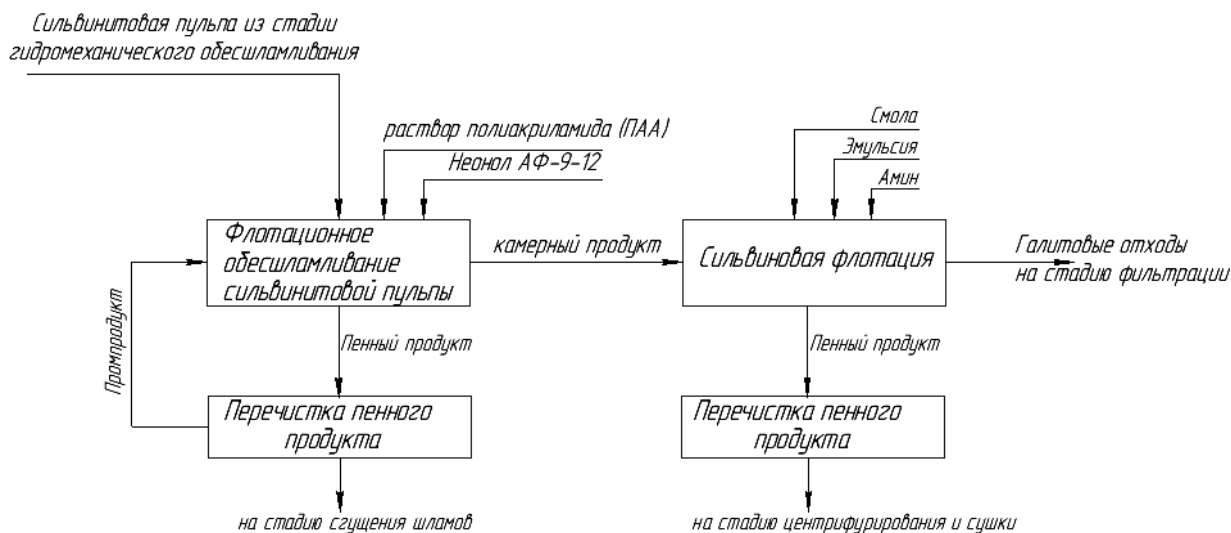


Рис. 1. Краткая схема стадий флотационного процесса
Fig. 1. Brief flotation technological scheme

При сильвиновой флотации через пульпу обогащаемой руды пропускают пузырьки воздуха. Частицы не смачиваемого амино-масляной смесью хлорида калия прилипают к пузырькам воздуха и всплывают на поверхность в виде минерализованной пены, а смачиваемые частицы (хлорид натрия) тонут и удаляются с камерным продуктом машины. Пена в обоих случаях смахивается в лоток-приемник вращающимся пеногоном.

Технолог (флотатор) контролирует процесс, наблюдая за изменениями пенного слоя. Для их описания используются сленговые термины «пена лысая» (снизилось количество частиц хлорида калия), «пена неровная» (проблемы с подачей воздуха), «пена не красная» и т. д. Важно, что технолог может наблюдать одновременно только одну флотационную машину (ФМ), тогда как в отделении флотации их десятки. Проблему можно было бы решить в том числе с применением компьютерного зрения. Существуют системы, успешно распознающие пузырьки в полиметаллических [3, 4] или угольных [5–7] ФМ. Однако неконтрастная пена калийной ФМ может быть распознана только путем анализа бликов с поверхности пузырьков, формируемых точечным источником света [8]. При практической реализации подобного подхода возникают две самостоятельные задачи, продвижение к решению которых посвящена эта статья:

- 1) осуществить сигнализацию начала переходного процесса (изменений в ФМ) для привлечения внимания флотатора;
- 2) подключить систему видеораспознавания на вход обычного ПИ- или ПИД-регулятора по каналу «статистическая характеристика пенного слоя» с выходом на регулирование состава амино-масляной смеси.

Постановка задачи

В обоих случаях требуется идентификация канала как объекта регулирования. Предположим в соответствии с [9], что ячейка ФМ по свойствам близка к звену идеального смешения (первого порядка) с запаздыванием, что соответствует техническому устройству ячейки. В неё подается воздух, поток которого разбивается на пузырьки импеллером, одновременно перемешивающим пульпу в ячейке. Передаточная функция такого звена имеет вид

$$W(s) = \frac{k}{T \cdot s + 1} \exp(\tau s), \quad (1)$$

где T – постоянная времени; k – коэффициент усиления; τ – транспортное запаздывание, вызванное дотеканием старого состава смеси от смесителя до ячейки. Первая из перечисленных задач это, по сути, определение запаздывания τ , ответ на вопрос – как давно начался переходный процесс. Вторая – идентификация T и k . Если обрабатываются нормированные тренды, то определению подлежат всего два параметра: T и τ . Традиционно же τ определяется «на глаз», визуально: как только начал изменяться тренд на выходе, значит, это и есть запаздывание.

Однако этому мешает большой разброс значений характеристики. Кадры для компьютерной обработки вынужденно выбираются один (или несколько подряд) за полуоборот пеногона, и к следующей выборке кадров поверхность слоя может сильно измениться. Например, количество пузырьков в кадре (в некоторых относительных единицах) при стабильной работе ФМ, в отсутствие переходных процессов, меняется так, как показано на рис. 2.

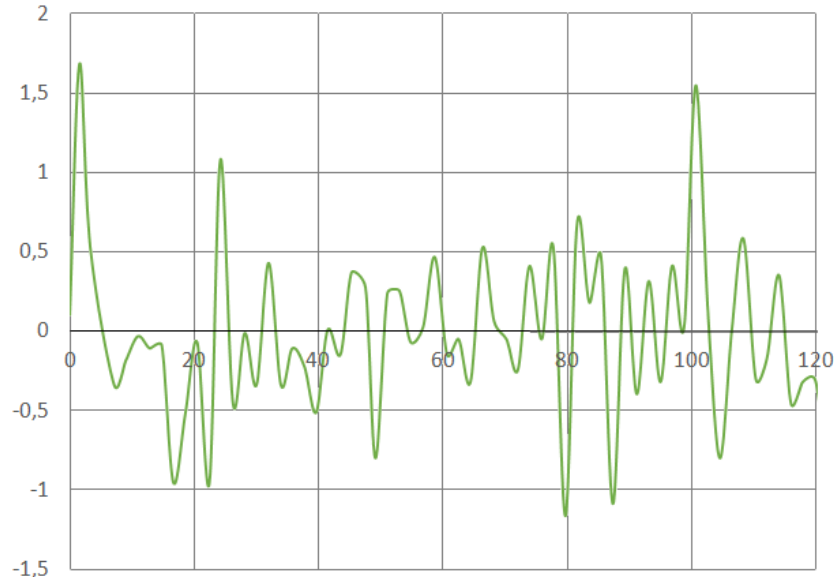


Рис. 2. Относительное количество пузырьков в последовательности обработанных кадров
Fig. 2. Relative number of bubbles in the sequence of processed frames

Целью данной работы является разработка алгоритма идентификации ячейки флотомашины как объекта автоматического регулирования. Однако цель недостижима без решения проблемы высокой погрешности сигнала, мешающей как идентифицировать объект регулирования, так и управлять им или сигнализировать изменения в нем. Для достижения цели поставлены и решены следующие задачи:

- выбор наилучшей статистической характеристики;
- выбор вида и настройки фильтрации сигнала;
- определение возможности использовать усреднение кадров подряд;
- модификация нормировки сигнала при определении запаздывания;
- определение возможности учитывать антиблики [10];
- собственно построение алгоритма идентификации, включая алгоритм определения начала переходного процесса, и определение их настроек;
- идентификация объекта и сравнение результатов с данными других авторов.

Все перечисленные выборы производились по критерию наименьшего отклонения переходного процесса в ФМ от расчетного значения, полученного в соответствии с (1). Если на объект 1-го порядка (1) подать ступенчатое стандартное воздействие $1(t)$, в нем начнется переходный процесс, в реальных единицах измерения соответствующий уравнению

$$Y_i^* = k \cdot \left(1 - \exp\left(\frac{-t_i^*}{T}\right) \right), \quad (2)$$

где t_i^* – время с учетом запаздывания; k и T – как указано выше, это параметры звена. Идентификация производится решением задачи

$$S \rightarrow \min,$$

где $S = \sum_i (Y_i - Y_i^*)^2$; Y_i – значение исходного нормированного ряда данных; Y_i^* – значение расчетного нормированного ряда данных.

Решение задачи перенормирования

Описанная выше высокая погрешность исходных данных приводит к тому, что если при нормализации за нижний предел значений Y_0 принимать минимальное значение из всего тренда, то получим результат идентификации, подобный представленному на рис. 3.

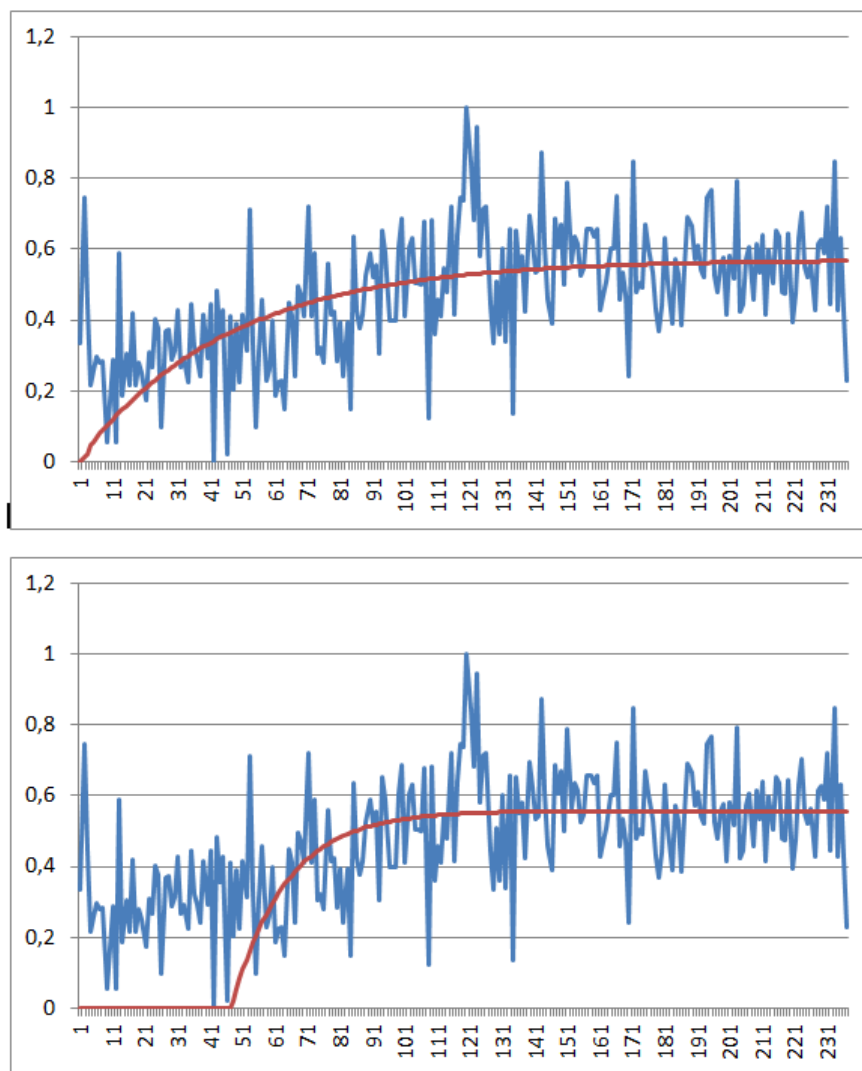


Рис. 3. Идентификация при неверно выбранном минимальном значении, нулевом и ненулевом запаздывании
Fig. 3. Identification with an incorrectly chosen minimum value, with a zero and non-zero delay

От запаздывания эффект «неправильного нуля» не зависит – даже при его отсутствии очевидно, что начало расчетного тренда находится очень далеко от усредненного значения. А поскольку какое-то количество исходных точек получено до изменения подачи флокулянта, все колебания здесь обусловлены только погрешностью распознавания и стохастическим характером возникновения пузырьков. Следовательно, разумно было бы усреднить какое-то значительное количество (ниже оно обозначено OTS) исходных точек перед той точкой, где предполагается запаздывание, и получить их среднее, а не минимальное, значение o_null . Аналогично получить среднее значение в конце тренда o_end , где переходный процесс уже закончился и колебания тренда обусловлены только погрешностью. Функции реализуют усреднение на отрезках OTS с учетом разных возможных ситуаций, например, если точка запаздывания находится от начала тренда менее чем в OTS позициях.

Использование данного метода позволяет привести расчетные тренды к адекватным начальному и конечным значениям, как показано на рис. 4.

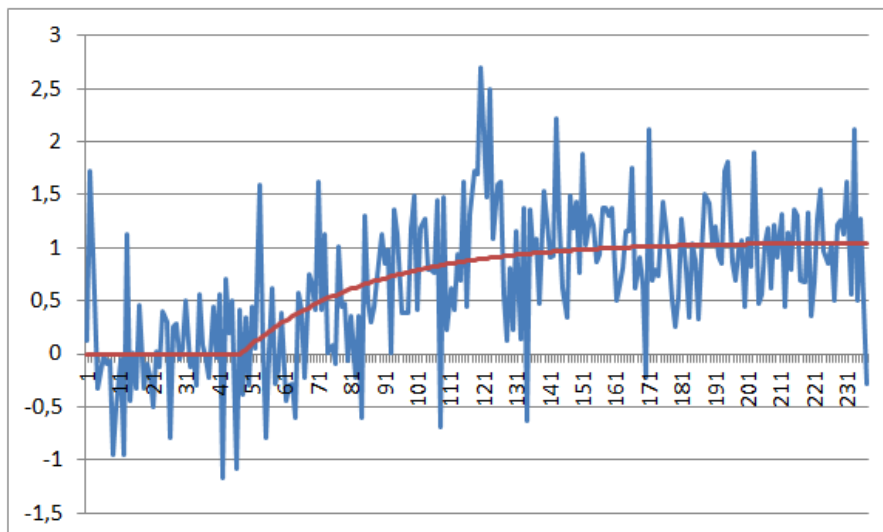


Рис. 4. Результат идентификации с усреднением по OTS точек
в начале и конце тренда
Fig. 4. The result of identification with averaging over OTS points
at the beginning and end of the trend

Перед поиском параметров объекта производится заполнение массива «нормированные данные с учетом запаздывания». До точки запаздывания в него записывается 0, далее – исходные значения. В массив «время с учетом запаздывания» t_i^* до точки запаздывания записывается 0, далее – натурное время минус запаздывание. Этим достигается значение времени 0 в момент начала расчетного переходного процесса.

Решение задачи идентификации

Алгоритм определения k и T по обработанному ряду данных приведен на рис. 5.

Если в распоряжении исследователя есть уже весь тренд, визуально можно определить, что когда-то давно переходный процесс уже начался. Однако при контроле технологического процесса в режиме реального времени «правая», будущая часть тренда отсутствует. Есть только его начало до текущего момента. И как можно быстрее после начала переходного процесса надо, как минимум, сигнализировать флотатору об изменении состояния ФМ. Как максимум – предпринять компенсирующие действия, например, при помощи ПИД-регулятора. Вопросу программной идентификации начала переходного процесса предшествующие авторы уделяли недостаточно внимания. Мы предлагаем следующий алгоритм, работоспособность которого нами проверена и подтверждена на описанных исходных данных.

Пусть нам откуда-то известна постоянная времени T^* ячейки ФМ. Выберем некоторый размер скользящего окна (например, 20–40 отсчетов) и будем в его пределах идентифицировать постоянную времени так, как если бы на вход объекта поступил стандартный ступенчатый сигнал. В левой части графика мы будем получать значения T , очень далекие от T^* , скорее всего, близкие к бесконечности, ведь тренд почти горизонтальный. В правой части графика будет аналогичный эффект и отрицательные значения T (между 130 и 160 отсчетами). И только если расчетная T близка к T^* , мы можем более-менее уверенно идентифицировать начало переходного процесса. Обстоятельство «более-менее» в данном случае не слишком существенно, так как лучше сигнализировать лишний раз, заставить флотатора подойти к ФМ, чем упустить особую ситуацию.

Алгоритм идентификации начала переходного процесса, таким образом, состоит в следующем.

1. По нескольким специально созданным переходным процессам определить T^* , имея в распоряжении полные тренды экспериментов.
2. В ходе наблюдений за ФМ (получения следующего тренда) идентифицировать T , и как только $|T - T^*| < \varepsilon$, где ε некоторая граничная погрешность, сигнализировать об изменениях в ФМ, заслуживающих внимания оператора.

3. Для обеспечения п. 2 в ходе выполнения п. 1 определить настройки обоих алгоритмов, обеспечивающие удовлетворительное качество работы (размер скользящего окна, граничную погрешность и т. д.), включая выбор самого исходного сигнала (K4, K5, K8, K9), метод предварительной фильтрации сигнала и его настройки.

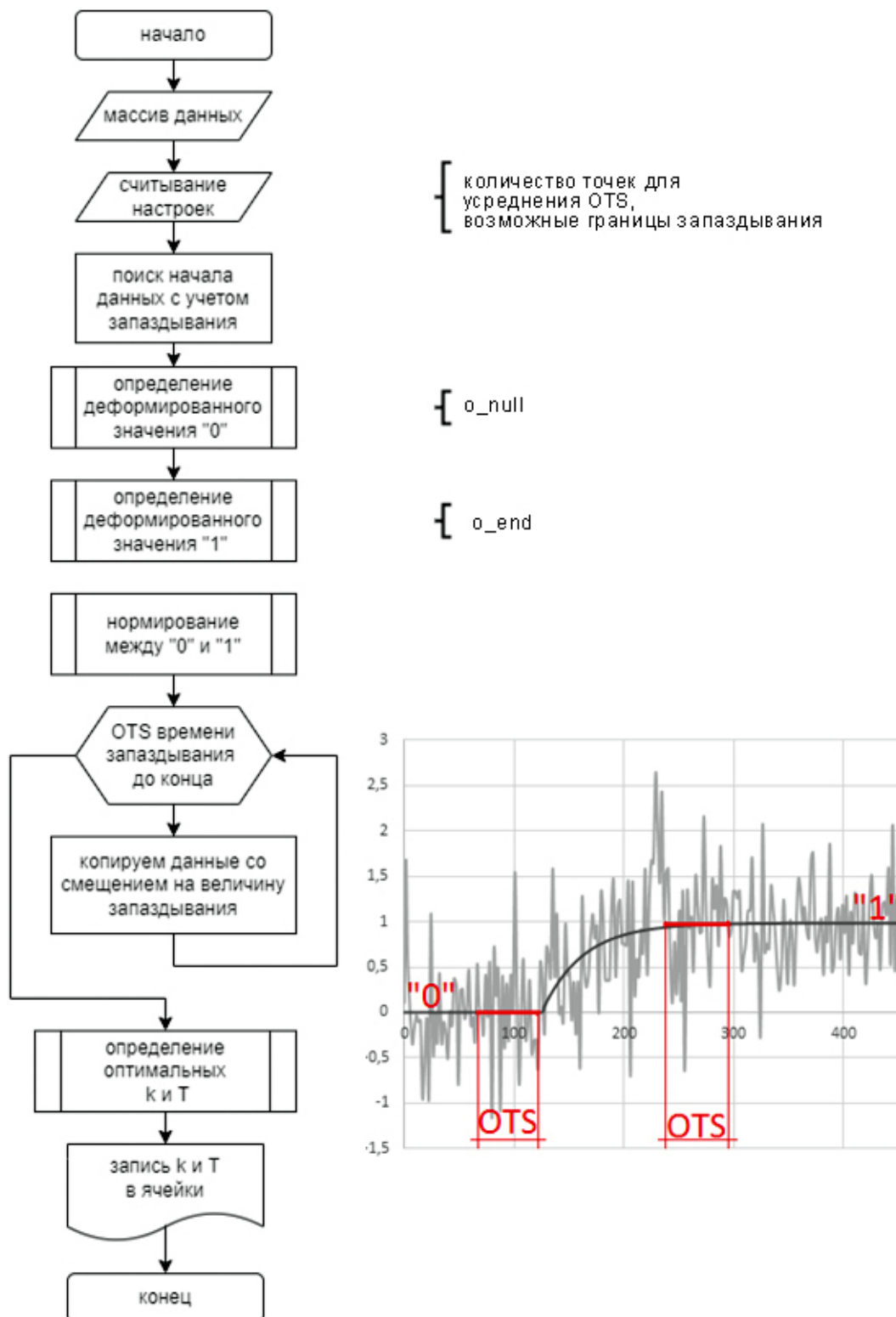


Рис. 5. Алгоритм идентификации запаздывания и постоянной времени с нормированием по усредненным значениям

Fig. 5. Algorithm for delay and time constant identification with averaged values normalization

Исходные материалы

Мы обрабатывали видеопотоки, полученные на разных ФМ ПАО «Уралкалий» и ООО «Еврохим – Усольский калийный комбинат». На одной из ФМ после длительной съемки без внесения возмущений был организован переходный процесс, начало которого и требуется определить. В качестве статистических характеристик пены рассматривались следующие (рис. 6):

- количество бликов (и антибликов, если этот режим включен) – далее обозначено K4;
- усредненное количество красной компоненты на RGB-изображении – K5;
- среднее арифметическое расстояние между центрами бликов – K8;
- среднемедианное расстояние между центрами бликов – K9.

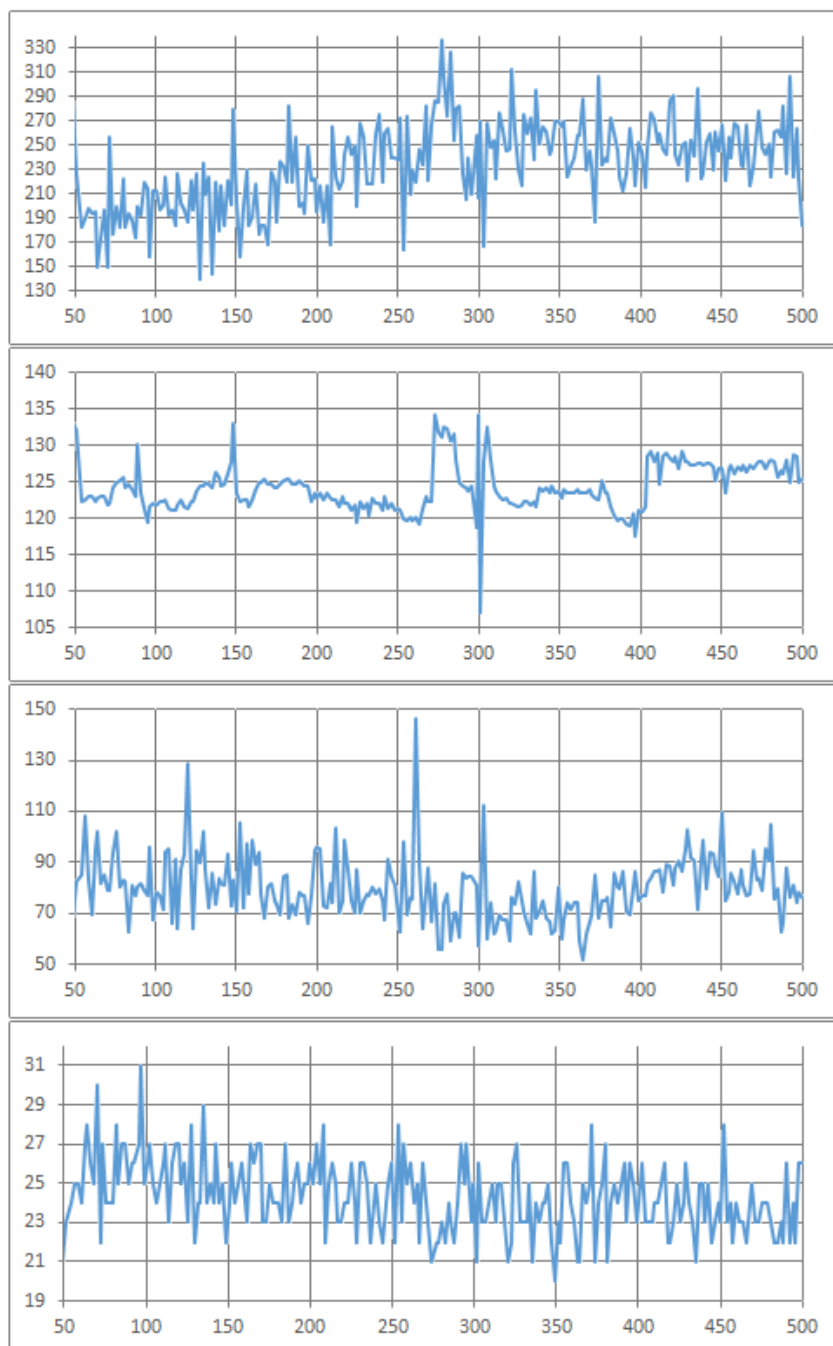


Рис. 6. Исходные тренды K4, K5, K8 и K9 в зависимости от номера одиночного обработанного кадра (без сглаживания и без усреднения по последовательным кадрам)
Fig. 6. Initial trends K4, K5, K8 and K9 depending on the number of a single processed frame (without smoothing and without averaging over successive frames)

Значения характеристик вычислялись путем обработки одного кадра или как среднее от вычисленных по последовательности (2, 3, 5) кадров, взятых подряд на одном и том же полуобороте пеногона.

Предварительно данные блоковой обработки видеопотока [11] фильтровались сглаживанием по нескольким (3, 5, 10, 20) точкам. Использование методов неслепой фильтрации (наподобие фильтра Калмана [12, 13]) в данном случае затруднительно, так как они работают в два этапа [14]. На этапе прогнозирования фильтр экстраполирует значения переменных состояния, а также их неопределенности. На втором этапе по данным измерения, полученного 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. То есть на вход фильтра время от времени (при изменении характера шума) необходимо подавать «чистый шум», не содержащий информативного сигнала. Это легко реализовать, например, при фильтрации шумов на линиях 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.

Решение задачи фильтрации

Слепая фильтрация в системах автоматического 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. 7).

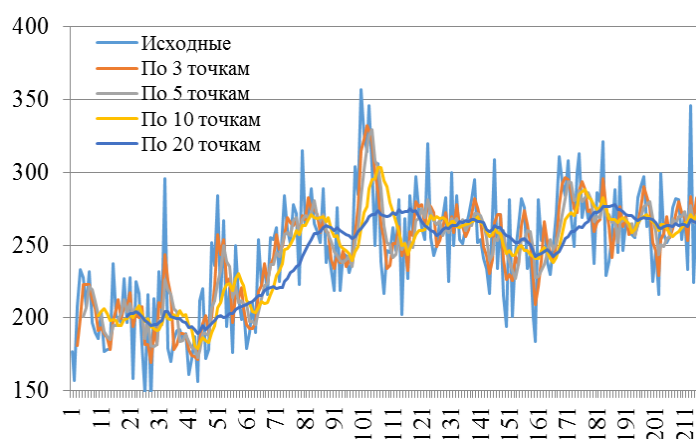


Рис. 7. Фильтрация тренда методом скользящего среднего
Fig. 7. Filtering the trend by the moving average method

Рассмотрим подробнее участок тренда (рис. 8).

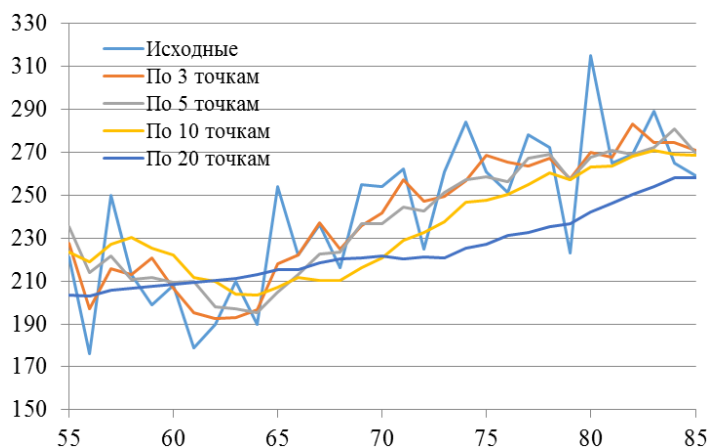


Рис. 8. Участок начала переходного процесса
Fig. 8. Section of the beginning of the transition process

Очевидно, что при сглаживании по 20 и более точкам нет никакой возможности в моменты отсчета 65–70 идентифицировать начало переходного процесса. А при малом количестве точек идентификация по-прежнему затруднена шумом [15].

Нами исследованы возможности применения видов фильтрации исходных данных (1, 3, 5-точечная и т. д., рис. 9) и усреднение по последовательным кадрам.

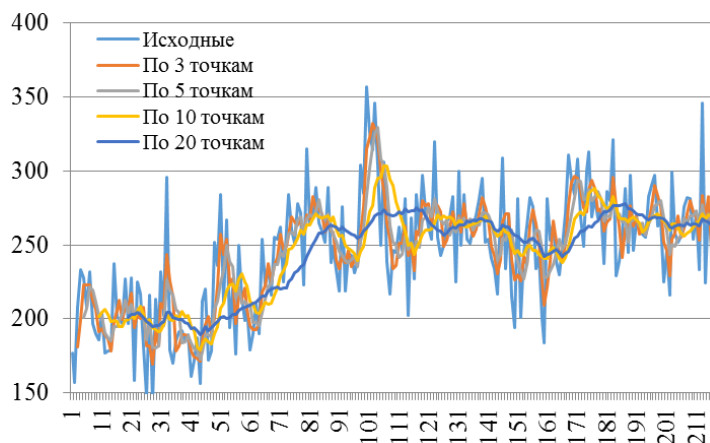


Рис. 9. Фильтрация тренда методом скользящего среднего
Fig. 9. Filtering the trend by moving average method

Приведем фрагмент таблицы с результатами имитационных экспериментов (см. таблицу).

Результаты вычислительных экспериментов (фрагмент)
Results of numerical experiments (fragment)

Таблица

Характеристика	Кадров подряд	Фильтрация	Погрешность
К4	1	1	67,000
К4	1	5	17,955
К4	1	10	12,619
К4	3	1	44,671
К4	3	5	16,332
К4	3	10	11,571
К4	5	1	36,171
К4	5	5	16,726
К4	5	10	11,440
К5	1	1	166,688
К5	1	5	90,464
К5	1	10	69,492
К5	3	1	147,098
К5	3	5	82,825
К5	3	10	70,893
К5	5	1	151,721
К5	5	5	83,930
К5	5	10	64,841
К8	1	1	1141,852
К8	1	5	362,053
К8	1	10	280,039
К8	3	1	1559,268
К8	3	5	642,800
К8	3	10	541,689
К8	5	1	1204,549

Окончание таблицы
Table (end)

Характеристика	Кадров подряд	Фильтрация	Погрешность
K8	5	5	557,533
K8	5	10	482,188
K9	1	1	230,925
K9	1	5	47,808
K9	1	10	28,682
K9	3	1	174,627
K9	3	5	38,839
K9	3	10	22,645
K9	5	1	179,698
K9	5	5	43,752
K9	5	10	24,856

По данным в таблице видно, что лучшим практически во всех ситуациях набором фильтров оказались обработка трех кадров подряд и скользящее среднее по десяти точкам. Пять кадров (и более) подряд существенно замедляют процесс обработки, и на доступных нам компьютерах он при 7–8 кадрах подряд начинает приближаться к времени полуоборота пеногона, что затрудняет обработку видео в реальном времени. А при 15–20 точках для расчета скользящего среднего резко меняется постоянная времени, так как проявляется описанный выше эффект размытия переходного процесса.

Решение задачи идентификации запаздывания

При подборе запаздывания обнаруживается выраженный минимум погрешности S (рис. 10) в окрестности времени 125 с с момента подачи возмущающего воздействия. Разность погрешностей при разном количестве кадров, обрабатываемых подряд, вызвана совокупным суммированием погрешности по всем кадрам. Если пронормировать графики, получим почти совпадающий результат.

Учет антибликов практически не влияет на определение запаздывания. В некоторых расчетных точках значение погрешности изменяется на 0,5–1,5 %, но в большинстве результаты просто совпадают.

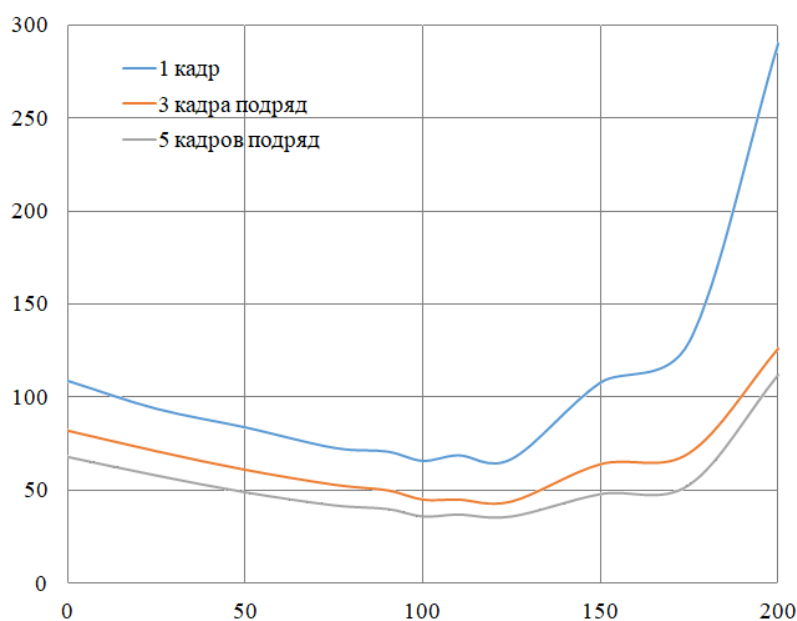


Рис. 10. Зависимость расчетной погрешности S (ось ординат) от запаздывания в секундах (ось абсцисс) при использовании набора данных K4
Fig. 10. Dependence between the calculated error S (y-axis) and the delay in seconds (abscissa) with K4 data set

Результат работы алгоритма идентификации запаздывания с перенормированием по набору данных К4 приведен на рис. 11.

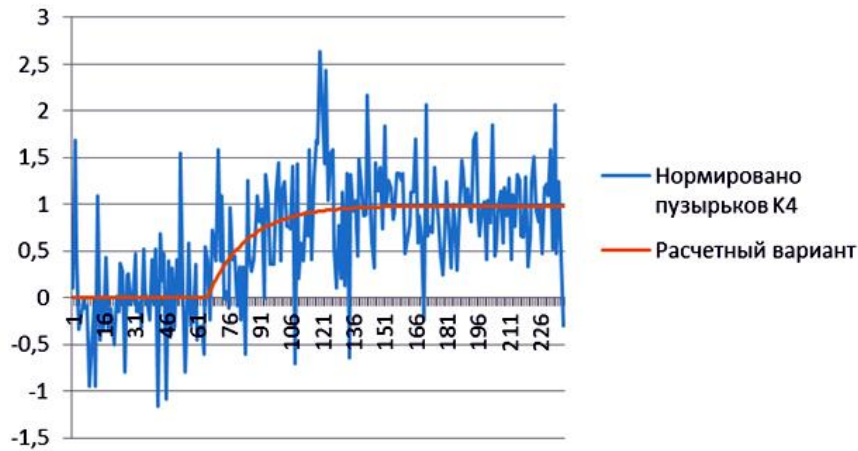


Рис. 11. Результат идентификации запаздывания по набору данных К4 в зависимости от номера кадра
Fig. 11. The result of delay identification with K4 data set depending on the frame number

Аналогичные результаты получились по наборам данных К8 и К9, тогда как набор данных К5 привел к запаздыванию 350 с. Если совместить графики (рис. 12), то напрашивается предположение, что количество бликов К4 характеризует начало процесса (уменьшили подачу аминов в смесь), а количество красной компоненты К5 характеризует окончание процесса (восстановили подачу аминов до начального значения). В связи с окончанием съемки К4 не успело вернуться к начальному значению, но значительно менее инерционная статистическая характеристика К5 уже сигнализировала о начале обратного переходного процесса. Интересно, что постоянные времени процесса при этом получаются различные (36,75 с и 5,52 с соответственно). Значение 36,75 с достаточно хорошо соответствует монографии [6] и статье [5].

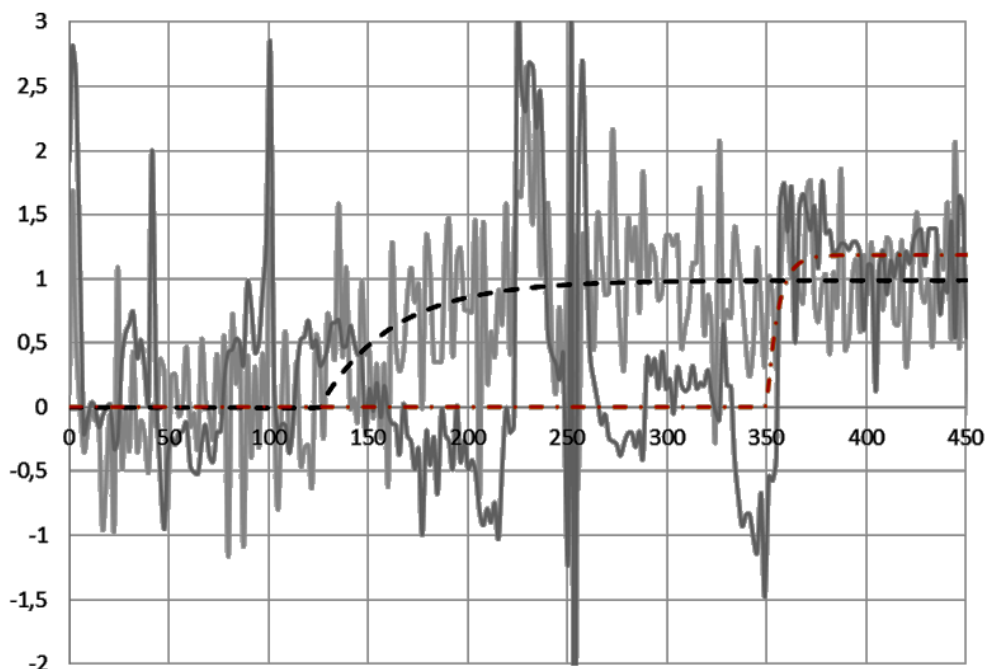


Рис. 12. Наложение расчетных переходных процессов по наборам данных К4 и К5
Fig. 12. Combination of calculated transients processes with data sets K4 and K5

Результаты и выводы

Таким образом, поставленные в начале работы задачи успешно выполнены.

1. Определена постоянная времени ячейки ФМ для разных статистических показателей, хорошо характеризующих начало и окончание переходного процесса.
2. К этим статистическим характеристикам подобраны настройки, обеспечивающие наилучшую (для имеющихся данных) идентификацию начала и окончания переходного процесса.
3. Подтверждена возможность идентифицировать начало переходного процесса за 20–30 с (10–15 отсчетов на рис. 6 и 7) для последующей сигнализации флотатору. Фактически флотатор осматривает машины в отделении с периодичностью раз в 10–30 мин.
4. Показано, что учет антибликов не изменяет существенно возможности алгоритма идентификации особой ситуации в ячейке ФМ и несущественно влияет на идентификацию параметров ячейки.

Список литературы

1. Устойчивое воспроизводство в АПК как важное условие продовольственной безопасности на региональном уровне / Б.А. Воронин, И.П. Чупина, Я.В. Воронина и др. // *International Agricultural Journal*. 2022. Т. 65, № 1. DOI: 10.55186/25876740_2022_6_1_14
2. Технология флотационного обогащения калийных руд / Н.Н. Тетерина, Р.Х. Сабилов, Л.Я. Сквирский, Л.Н. Кириченко. Пермь: Перм. гос. техн. ун-т, 2002. 484 с.
3. Романенко С.А., Оленников А.С. Опыт внедрения видеокамер FrothMaster на обогатительной фабрике «Зеленая гора-2» // *Обогащение руд*. 2014. № 2. С. 23–28.
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. Froth Stereo Visual Feature Extraction for the Industrial Flotation Process / L. Zhao, T. Peng, Y. Xie et al. // *Industrial & Engineering Chemistry Research*. 2019. Vol. 58 (31). P. 14510–14519. DOI: 10.1021/acs.iecr.9b00426
6. 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
7. 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.
8. Затонский А.В., Варламова С.А., Федосеева К.А. Улучшение компьютерного распознавания параметров пены калийных флотомашин за счет учета антибликов пузырей // *Вестник ЮУрГУ. Серия «Компьютерные технологии, управление, радиоэлектроника»*. 2022. Т. 22, № 3. С. 57–67. DOI: 10.14529/ctcr220306
9. Беккер В.Ф. Решение технологических проблем действующего производства средствами автоматизации. Пермь: ПНИПУ, 2012. 366 с.
10. Варламова С. А., Затонский А. В., Федосеева К. А. Исследование чувствительности к освещению метода бликового распознавания пен калийных флотационных машин // *Обогащение руд*. 2021. № 6. С. 29–33.
11. Мальшева А.В. Усовершенствованный алгоритм распознавания бликов бинаризованного изображения пены // *Современная наука: актуальные проблемы теории и практики. Серия: Естественные и технические науки*. 2018. № 5. С. 110–116.
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. 1–21.
15. Федосеева К.А. Усовершенствование адаптивной фильтрации тренда количества бликов с поверхности пены // *Прикладная математика и вопросы управления*. 2021. № 4. С. 59–71.

References

1. Voronin B.A., Chupina I.P., Voronina Ya.V., Zarubina E.V., Simachkova N.N. Sustainable re-production in the agro-industrial complex as an important condition for food security at the regional level. *International Agricultural Journal*. 2022;65(1). (In Russ.) DOI: 10.55186/25876740_2022_6_1_14
2. Teterina N.N., Sabirov R.Kh., Skvirskiy L.Ya., Kirichenko L.N. *Tekhnologiya flotatsionnogo obogashcheniya kaliynykh rud* [Technology of flotation concentration of potash ores]. Perm: Perm State Technical University; 2002. 484 p. (In Russ.)
3. Romanenko S.A., Olennikov A.S. FrothMaster video system introduction experience practice at the “Green mountain-2” plant. *Obogashcheniye rud*. 2014;2:23–28. (In Russ.)
4. Tan J., Liang L., Peng Y., Xie G. The concentrate ash content analysis of coal flotation based on froth images. *Minerals Engineering*. 2016;92:9–20. DOI: 10.1016/j.mineng.2016.02.006
5. 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;58(31):14510–14519. DOI: 10.1021/acs.iecr.9b00426
6. Jahedsaravani A., Massinaei M., Marhaban M.H. An Image Segmentation Algorithm for Measurement of Flotation Froth Bubble Size Distributions. *Measurement*. 2017;111:29–37. DOI: 10.1016/J.MEASUREMENT.2017.07.023
7. Logunova O.S., Shilov R.E., Lednov A.V. [Technique and algorithms for image segmentation of the froth product of flotation]. *Aktual'nyye problemy sovremennoy nauki, tekhniki i obrazovaniya*. 2018;9(1):72–75. (In Russ.)
8. Zatonskiy A.V., Varlamova S.A., Fedoseeva K.A. Improvement of computer recognition of foam parameters in potash flotation machines by anti-glare from bubbles. *Bulletin of the South Ural State University. Ser. Computer Technologies, Automatic Control, Radio Electronics*. 2022;22(3): 57–67. (In Russ.) DOI: 10.14529/ctcr220306
9. Bekker V.F. *Resheniye tekhnologicheskikh problem deystvuyushchego proizvodstva sredstvami avtomatizatsii* [Solving technological problems of existing production by means of automation]. Perm: Perm National Research Polytechnic University; 2012. 366 p. (In Russ.)
10. Varlamova S.A., Zatonskiy A.V., Fedoseeva K.A. [Investigation of the sensitivity to illumination of the method of glare recognition of foams of potash flotation machines]. *Obogashcheniye rud*. 2021;6:29–33. (In Russ.)
11. Malysheva A.V. Modified algorithm for determination of glares on foam binarized images. *Modern science: actual problems of theory and practice. Series: Natural and technical sciences*. 2018;5:110–116. (In Russ.)
12. Prokhorenkov A.M., Kachala N.M. [Digital filtering of signals in industrial control systems]. *Digital signal processing*. 2008;3:32–36. (In Russ.)
13. Savinov G.F. [About some features of the Kalman-Bucy optimal filtering algorithm]. *Aerospace instrument-making*. 2007;6:22–29. (In Russ.)
14. Tsyplakov A. [Introduction to state-space modeling]. *Quantile*. 2011;9:1–21. (In Russ.)
15. Fedoseeva K.A. [Improvement of adaptive filtering of the trend of the amount of reflections from the surface of the foam]. *Applied mathematics and control sciences*. 2021;4:59–71. (In Russ.)

Информация об авторах

Затонский Андрей Владимирович, д-р техн. наук, проф., заведующий кафедрой автоматизации технологических процессов, Пермский национальный исследовательский политехнический университет, Березниковский филиал, Березники, Россия; zhenon@narod.ru.

Федосеева Кристина Александровна, аспирант, Пермский национальный исследовательский политехнический университет, Пермь, Россия; kristya_0103@mail.ru.

Некрасов Дмитрий Иванович, магистрант, Пермский национальный исследовательский политехнический университет, Березниковский филиал, Березники, Россия; otaky1996@yandex.ru.

Information about the authors

Andrey V. Zatonkiy, Dr. Sci. (Eng.), Prof., Head of the Department of Automation of Technological Processes, Perm National Research Polytechnic University, Berezniki Branch, Berezniki, Russia; zxenon@narod.ru.

Kristina A. Fedoseeva, Postgraduate Student, Perm National Research Polytechnic University, Perm, Russia; kristya_0103@mail.ru.

Dmitriy I. Nekrasov, Master's Student, Perm National Research Polytechnic University, Berezniki Branch, Berezniki, Russia; otaky1996@yandex.ru.

Статья поступила в редакцию 09.12.2022

The article was submitted 09.12.2022