

## МЕТОД НЕПРЕРЫВНОГО ПРОГРАММНОГО ДИАГНОСТИРОВАНИЯ СОСТОЯНИЯ ОБОРУДОВАНИЯ

А.В. Затонский

Пермский национальный исследовательский политехнический университет,  
Березниковский филиал, Березники, Россия, e-mail: zxenon@narod.ru

**Аннотация:** Показана важность диагностирования горно-выемочного и горно-перерабатывающего оборудования для экономических и имиджевых показателей предприятий и отраслей. Существующие программные средства обработки вибродиагностических сигналов не лишены недостатков, в том числе, вычислительной сложности и большого количества настроек. Кроме того, для диагностики состояния оборудования традиционно используется только специально получаемая диагностическая информация, тогда как вполне можно использовать и данные о технологических параметрах. В статье предлагается простой и эффективный метод программного определения моментов изменения состояний оборудования. Метод опробован на специально сгенерированных последовательностях зашумленных сигналов, отражающих переходные процессы в типовом технологическом оборудовании. Тренды сигналов обрабатывались с помощью фильтров разной природы. Отфильтрованная последовательность сигналов за заданный период времени преобразовывалась в гистограмму интервалов величин сигналов. Разность гистограмм рассчитывалась как норма разности векторов, образованных значениями карманов гистограмм. Наступление особого состояния оборудования идентифицируется по сумме разностей гистограмм в пределах скользящего окна. Показано, что при правильном подборе алгоритма фильтрации и вида нормы разности гистограмм в момент наступления особого состояния значение диагностического сигнала возрастает в несколько раз по сравнению с нормальным состоянием оборудования. Подобный алгоритм, простой с точки зрения вычислений, позволяет использовать для непрерывного диагностирования данные любой природы.

**Ключевые слова:** горное оборудование, диагностика, идентификация, особые состояния, алгоритм, программное обеспечение.

**Для цитирования:** Затонский А.В. Метод непрерывного программного диагностирования состояния оборудования // Горный информационно-аналитический бюллетень. – 2020. – № 4. – С. 146–154. DOI: 10.25018/0236-1493-2020-4-0-146-154.

### Method of continuous programmed diagnostics of equipment

A.V. Zatonkiy

Perm National Research Polytechnic University, Berezniki branch, Berezniki, Russia,  
e-mail: zxenon@narod.ru

**Abstract:** It is important to diagnose mining and processing equipment to optimize effectiveness and image of businesses and industries. Existing software tools of vibration diagnostics

feature some disadvantages, including computational complexity and multiplicity of settings. Moreover, troubleshooting of equipment conventionally uses only special diagnostic information, while the data on the process-dependent parameters are also applicable. This article proposes a simple and efficient method of programmed determination of state changes in equipment. The method is tested using specially generated sequences of noisy signals reflective of transient processes in standard process equipment. The trends of the signals were processed using different nature filters. The filtered sequence of the signals over an assigned period of time was converted to a histogram of value ranges of the signals. The difference of the histograms was calculated as the rate of difference between the vectors formed by the values of pockets in the histograms. Special condition of equipment is identified by the sum of differences of the histograms within a sliding window. It is shown that with the appropriate filtration algorithm and rate of difference of histograms at the moment of special condition, the value of the diagnostic signal increases by a few times as compared with the normal condition of equipment. This computationally simple algorithm allows using data of any nature for continuous diagnostics of equipment.

**Key words:** mining equipment, diagnostics, identification, special conditions, algorithm, software.

**For citation:** Zatonskiy A.V. Method of continuous programmed diagnostics of equipment. *MIAB. Mining Inf. Anal. Bull.* 2020;(4):146-154. [In Russ]. DOI: 10.25018/0236-1493-2020-4-0-146-154.

---

## Введение

Вопросы непрерывного диагностирования горно-выемочного и горно-перерабатывающего оборудования, несомненно, являются актуальными постоянно. В дополнение к применяемым повсеместно системам планово-предупредительных ремонтов (ППР) диагностические системы позволяют снизить вероятность отказов, аварийных ремонтов, развития нештатных и опасных ситуаций, а также убытков из-за простоев вследствие аварий. Считается, что более 50% простоев из-за отказов оборудования можно было бы избежать при эффективном использовании систем технической диагностики [1, 2].

Обычным подходом при техническом диагностировании является спектральный анализ шумов, возникающих в движущихся частях оборудования, например, в подшипниках.

Развитие дефектов в них сопровождается появлением сигналов на частотах, не свойственных исправному оборудованию [3].

Как отмечается в [4, 5] и многих других работах, при таком подходе автоматическое распознавание нарастания дефекта (изменения состояния оборудования) затруднено, так как заранее неизвестны спектры возникающих частот, и не все вновь возникающие высокочастотные сигналы означают изменение технического состояния. Так, в условиях открытых карьеров к изменению частотного спектра приводит изменение температуры окружающего воздуха, интенсивность использования подвижного состава, переменная загрузка карьерного транспорта [6]. Кроме того, вибродиагностические методы неприменимы для диагностики состояния лент транспортеров [7] и других объектов, о которых есть возможность получать технологическую (но не вибродиагностическую) информацию. Ведь изменение состояния оборудования может повлечь изменение не только специальной диагностической информации об объекте, но и информации о производственных параметрах [8].

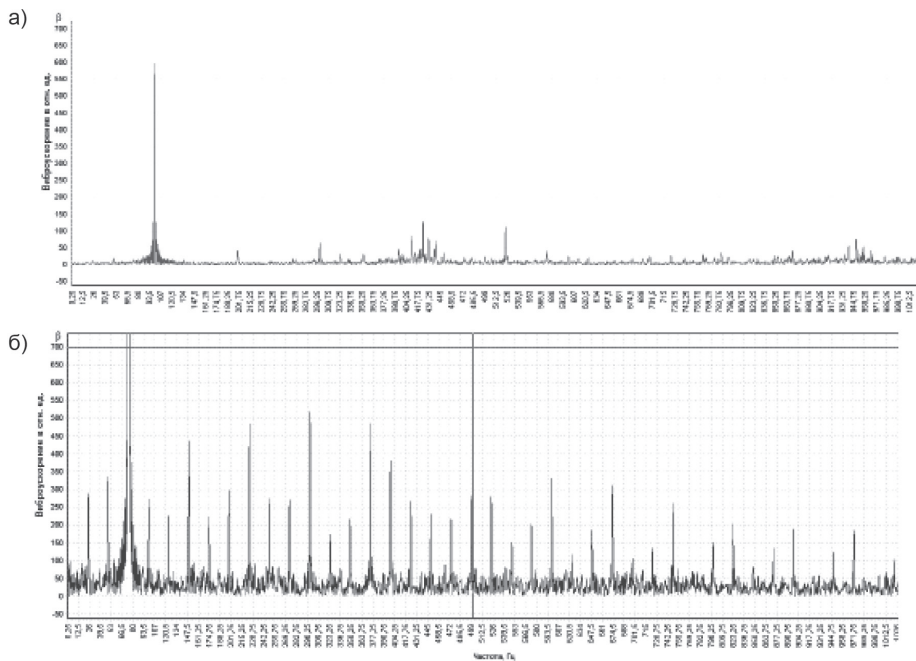


Рис. 1. Развитие дефектов подшипника (источник: [3]): исправный подшипник (а); дефективный подшипник (б)

Fig. 1. Bearing defects growth (source [3]: a – sound bearing; b – defective bearing)

### Материалы и методы

Анализ информации любой природы, в т.ч. и вибродиагностической, приводит к задаче распознавания изменений в гистограммах сигналов. На рис. 1 приведена типичная ситуация, когда одному состоянию оборудования соответствует одна гистограмма распределения некоторых сигналов, другому — другая. Следовательно, для непрерывного определения изменения состояния оборудования необходимо программно распознавать изменения в гистограммах. Алгоритмы сравнения гистограмм существуют, но обычно они требуют наличия т.н. «эталонной» гистограммы, применительно к рассматриваемой задаче, соответствующей идеальному состоянию оборудования [9], а также достаточно сложны математически. Кроме того, сложным вопросом является предварительная обработка сигналов, которой много внимания уделяется в [10].

В настоящей статье предлагается достаточно простой и эффективный алгоритм определения наступления особых состояний горно-геологического оборудования, инвариантный к природе входящего сигнала. В качестве универсального источника сигнала использован программный генератор, создающий зашумленные данные о трендах переходных процессов в объектах 1–2 порядков с запаздыванием, описывающих большинство видов современного оборудования [11]. Реализация источника произведена в пакете Simulink (рис. 2).

Как очевидно из схемы, генератор позволяет выбирать вид переходного процесса в исследуемом объекте, а также вид и величину шума. Как правило, на практике для зашумленных сигналов применяется слепая или адаптивная [12] фильтрация, улучшающая отношение сигнал : шум. Исследование адаптивной фильтрации, наподобие фильтра Калмана

на, обычно затрудняется тем, что, в отличие от линий связи, в линии датчика почти невозможно получить долговременный нулевой сигнал, или чистый шум. За него обычно принимается сигнал за длительный период, в который показания датчика не изменяются. В данной работе к сгенерированным сигналам применялись фильтры Калмана, Винера [13], медианная фильтрация и фильтрация методом скользящего среднего (простое и взвешенное). Последний способ является традиционным при фильтрации сигналов в системах автоматического регулирования промышленных объектов.

Разницу между двумя гистограммами предлагается рассматривать как норму разности двух векторов, размерность

которых равна количеству карманов гистограммы. Норма вектора ( $\|x\|$ ) — это такое действительное число, что:

- $\|x\| \geq 0$ , причем  $x = 0 \Leftrightarrow \|x\| = 0$ ;
- $\|\lambda x\| = |\lambda| \cdot \|x\|$  для  $\forall \lambda \in \mathbb{R}$ ;
- $\|x + y\| \leq \|x\| + \|y\|$  для  $\forall y \in \mathbb{R}^N$ .

Этим аксиомам соответствуют многие конкретные формулы вычисления норм, от нормы Эвклида до векторных

норм Гельдера  $\|x\|_p = \left( \sum_{i=0}^n |x_i|^p \right)^{\frac{1}{p}}$ ,  $p \geq 1$ .

В настоящей работе использованы нормы

$$\|x\|_1 = \sum_{i=0}^n |x_i| = |x_0| + \dots + |x_n|,$$

$$\|x\|_2 = \sqrt{\sum_{i=0}^n |x_i|^2} = \sqrt{|x_0|^2 + \dots + |x_n|^2} = \sqrt{x^T x}$$

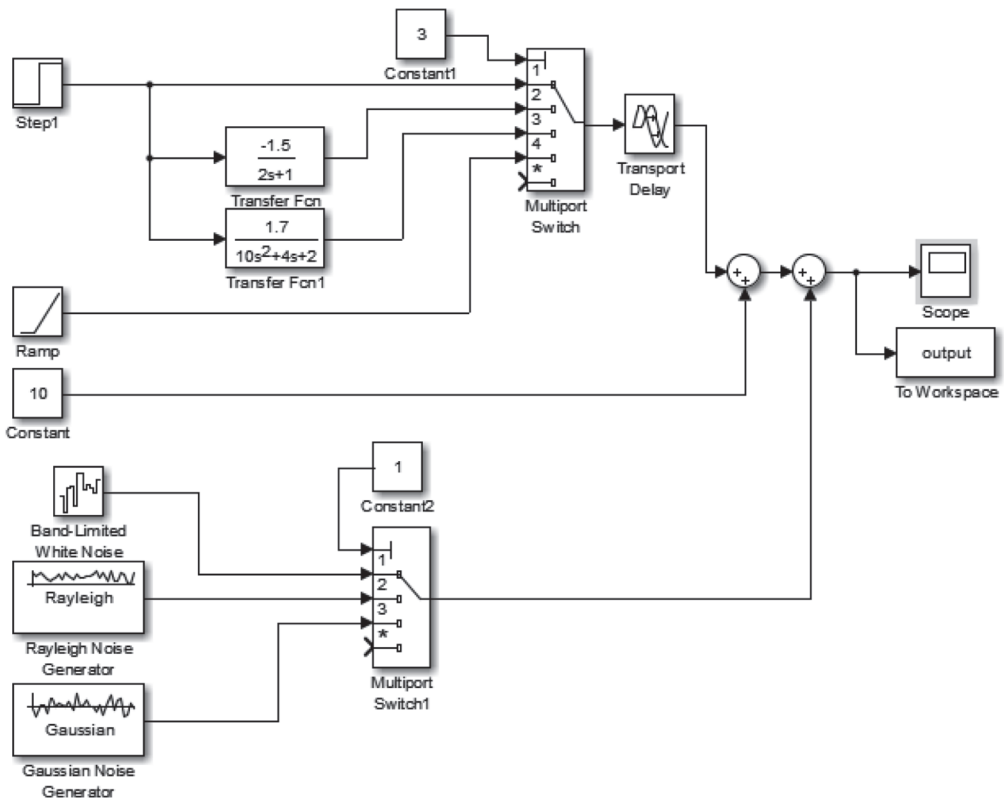


Рис. 2. Универсальный генератор зашумленных сигналов

Fig. 2. Universal noise signals generator

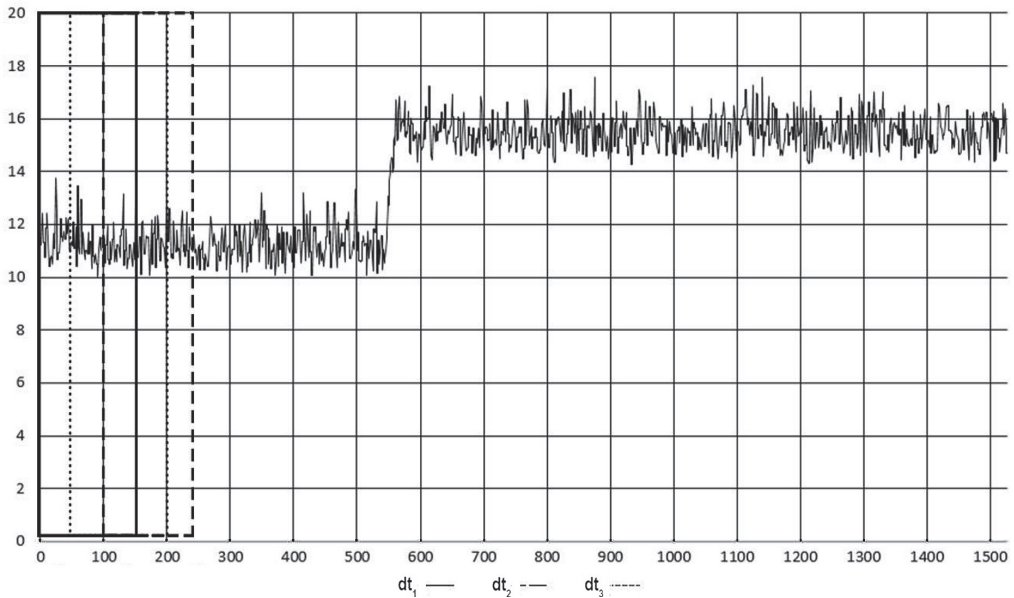


Рис. 3. Иллюстрация скользящего окна  
 Fig. 3. Sliding window illustration

$$\|x\|_{\infty} = \max_{0 \leq i \leq n} |x_i|,$$

норма Гельдера с  $p = 2$  и метод свертки гистограмм в скалярное значение по формуле  $S = \sum_i t^k \cdot x_i^m$  где  $i$  — номер кармана;  $x_i$  — значение в кармане диаграммы;  $k, m$  — положительные коэффици-

енты, подбираемые экспериментально. Карманы гистограмм заполняются в рамках скользящего окна шириной  $dt$ , перемещаемого с шагом  $\delta t$  по ряду исходных данных (рис. 3).

Для всех данных, попадающих в скользящее окно, один раз определяется количество карманов гистограммы

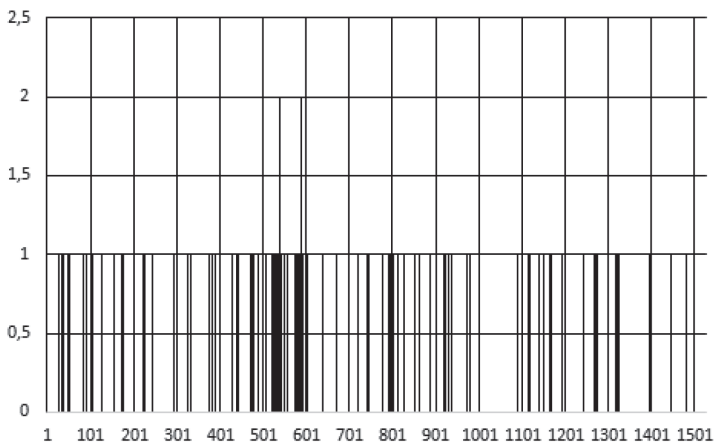


Рис. 4. Нормы разностей гистограмм при перемещении скользящего окна с шагом  $\delta t = 1$   
 Fig. 4. Values of histograms differences norms by sliding window moving with step  $\delta t = 1$

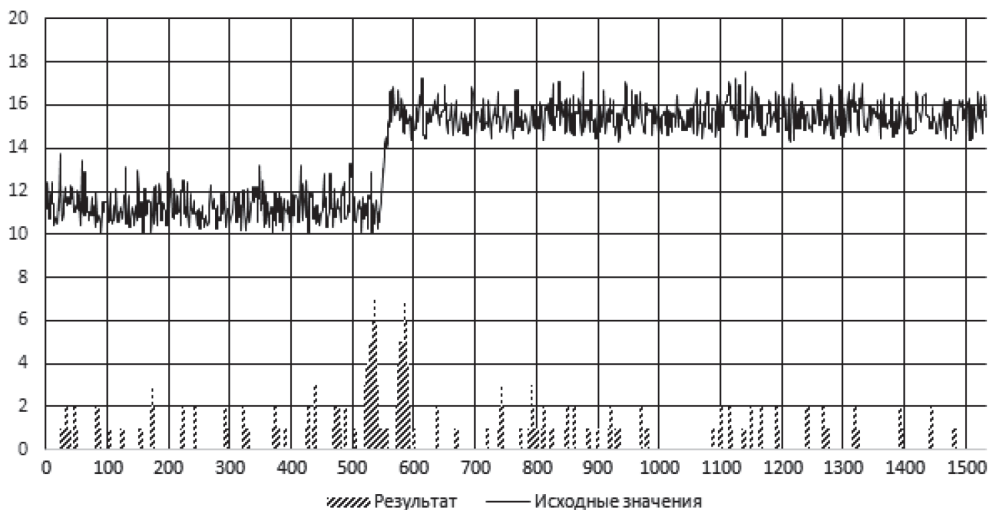


Рис. 5. Результат идентификации особых состояний  
 Fig. 5. Special states identification results

$n = 1 + \lceil \log_2 N \rceil$  в зависимости от числа отсчетов  $N$ , попадающих в окно. Для каждого положения окна строится гистограмма попадания данных в карманы  $x(dt_m)$ , где  $m$  — текущее положение скользящего окна, и находится норма разности двух последовательных гистограмм по выбранной формуле нормы

$$S = \left\| \bar{x}(dt_m) - \bar{x}(dt_{m-1}) \right\|.$$

Под особыми состояниями оборудования будем подразумевать начало изменения долговременного среднего значения сигнала (состояния оборудования) и его окончание. Сама по себе последовательность разностей норм не дает представления о наступлении особого состояния, изменения в состоянии оборудования, легко распознаваемого на рис. 3 визуально. На рис. 4 приведен результат соответствующей обработки при использовании нормы  $\|x\|_1$ .

Однако стоит просуммировать в каждом положении окна  $m$  предыдущих значений  $S$ , и при правильном подборе способа фильтрации, вида нормы и размеров окна, получим совершенно очевидную индикацию особых состоя-

ний, легко распознаваемую программно (рис. 5).

### Результаты и их обсуждение

На рис. 4 среднее за 1500 отсчетов скользящего окна значение  $S$  составило 0,09. Для алгоритмической идентификации особых состояний пришлось бы сравнивать значения 1 и 2, отличающиеся только на один шаг по шкале. На рис. 5 среднее значение  $R$  составило 0,45. Особым состояниями соответствуют «пики» графика со значениями  $R = 7$ , отсутствию особых состояний — значения 2 или, реже, 3. Следовательно, можно утверждать, что все значения  $R < 10 \cdot R$  соответствуют нормальному режиму работы оборудования, а иначе возникает особое состояние. Множитель  $W = 10$  выбран достаточно произвольным, но при дальнейших вычислительных экспериментах оказалось, что он вполне подходит для разграничения особых состояний при всех успешных подборках параметров метода. При неудачном сочетании вида нормы и способа фильтрации получаем график для  $R$  (примерный вид показан на рис. 6),

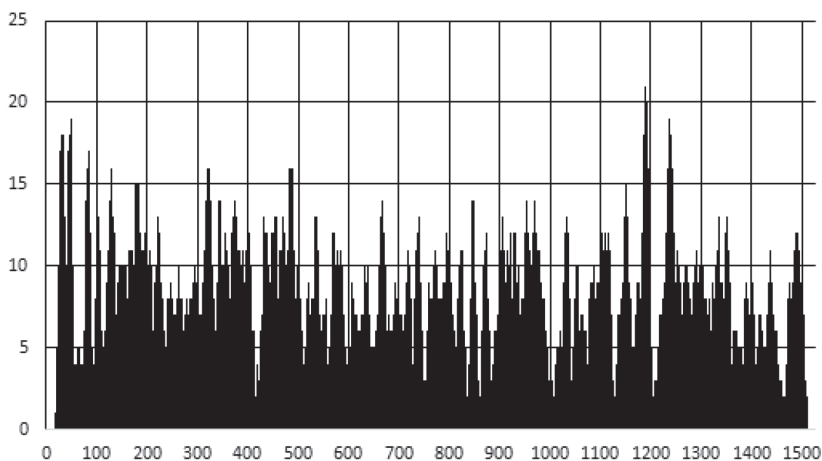


Рис. 6. Результат неудачной идентификации особых состояний

Fig. 6. Unsuccessful special states identification

рассчитанный по тем же самым исходным данным, что и на предыдущем рисунке.

Погрешность метода приемлемая. Значения  $R = 7$  в эксперименте были достигнуты на отсчетах времени 538 и 582, тогда как фактический переходный процесс в оборудовании начался на отсчете 530 и закончился на отсчете 580.

Если принимать за критерий качества сочетания вида нормы и способа фильтрации величину  $K = \max R / \bar{R}$ , то наилучшие показатели качества окажутся у фильтра Калмана с любыми нормами ( $K \in [11, 15]$ ) и у пятиточечного сглаживания при применении норм  $\|x\|_1$  и  $\|x\|_\infty$ . (соответственно,  $K = 5,6$  и  $K = 8,4$ ). Остальные проверенные комбинации имеют значительно более низкие показатели качества  $K \in [1.7, 4.1]$  и не позволяют алгоритмически выделять особые состояния оборудования.

### Вывод

Таким образом, после решения любым методом задачи

$$\langle N, dt, \delta t, m, W, v_1, v_2 \rangle : K \rightarrow \max,$$

где  $v_1$  и  $v_2$  обозначают, соответственно, вид нормы для вычисления  $S$  и алгоритм

фильтрации, становится возможным уверенно идентифицировать особые состояния оборудования.

Описанный метод отличается от аналогичных, во-первых, алгоритмической простотой и малым количеством настроек, во-вторых, он применим для любой последовательности сигналов, поступающих с оборудования, а не только вибродиагностических. Например, при измельчении руды в валковом прессе щербление одного из валов приводит именно к подобному переходному процессу, выражающемуся в изменении фракции выходного продукта, шнековый податчик вполне может характеризоваться акустическими сигналами, нарушения в работе питателя растворителя руды — изменением плотности раствора и так далее. Расширение выборки сигналов для идентификации особых состояний оборудования, улучшает качество диагностирования и может служить первым шагом к созданию интегрированной MES-системы, позволяющей управлять процессами добычи и переработки полезных ископаемых с учетом технического состояния оборудования и снижать материальные и имиджевые потери от поломок последнего.



## СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Тихомиров М. В., Конопкин Е. В., Сафонов В. И. Анализ некоторых параметров и мероприятий состояния технической эксплуатации горно-шахтного оборудования в сложных условиях горного производства // Проблемы современной науки и образования. – 2019. – № 1. – С. 23–27.
2. Karandaev A. S., Yachikov I. M., Khramshin V. R. Methods of multi-parameter diagnostics of electric equipment condition within on-line monitoring systems // *Procedia Engineering*. 2016. Vol. 15. Pp. 32–38.
3. Дьяченко М. Д., Кодулев С. В. Программно-аппаратный комплекс мониторинга работы маслонасосов силовых высоковольтных трансформаторов // Вестник Приазовского государственного технического университета. – 2017. – № 34. – С. 127–133.
4. Xue S., Howard I., Wang C., Bao H., Yan Y. The diagnostic analysis of the planet bearing faults using the torsional vibration signal // *Mechanical Systems and Signal Processing*. 2019. Vol. 134. 106304. DOI: 10.1016/j.ymssp.2019.106304.
5. Schmidt S., Heyns P. S., Gryllias K. C. A discrepancy analysis methodology for rolling element bearing diagnostics under variable speed conditions // *Mechanical Systems and Signal Processing*. 2019. Vol. 116. Pp. 40–61.
6. Ракаева Т. Г., Плехов П. В., Затонский А. В. Повышение эффективности системы управления известняковым карьером с использованием имитационной модели // Горный журнал. – 2019. – № 12. – С. 39–43.
7. Затонский А. В. Динамическая пространственная модель многоприводного ленточного конвейера // Вестник Астраханского государственного технического университета. Управление, вычислительная техника и информатика. – 2017. – № 4. – С. 99–110.
8. Плехов П. В., Затонский А. В., Беккер В. Ф. Управление средствами производства в системе менеджмента качества химической продукции // Горный информационно-аналитический бюллетень. – 2010. – № 9. – С. 66–72.
9. Битюков С. И., Максимушкина А. В., Смирнова В. В. Сравнение гистограмм в физических исследованиях // Известия высших учебных заведений. Ядерная энергетика. – 2016. – № 1. – С. 81–90.
10. Никитин А. А., Петров А. В. Теоретические основы обработки геофизической информации. – М.: РГУ им. Серго Орджоникидзе, 2008. – 112 с.
11. Беккер В. Ф. Решение технологических проблем действующего производства средствами автоматизации. – Пермь: ПНИПУ, 2012. – 312 с.
12. Zhang Y., Wang G., Xu J., Shi Z., Feng T., Dong D., Chi G. A method of eliminating the signal-dependent random noise from the raw CMOS image sensor data based on Kalman filter // *Signal Processing*. 2014. Vol. 104. Pp. 401–406.
13. Sun X.-J., Deng Z.-L. Optimal and self-tuning weighted measurement fusion Wiener filter for the multisensor multichannel ARMA signals // *Signal Processing*. 2009. Vol. 89. Pp. 738–752. **ПИАБ**

## REFERENCES

1. Tikhomirov M. V., Konopkin E. V., Safonov V. I. Analysis of some parameters and events of the state of technical operation of mining equipment in difficult mining conditions. *Problemy sovremennoy nauki i obrazovaniya*. 2019, no 1, pp. 23–27. [In Russ].
2. Karandaev A. S., Yachikov I. M., Khramshin V. R. Methods of multi-parameter diagnostics of electric equipment condition within on-line monitoring systems. *Procedia Engineering*. 2016. Vol. 15. Pp. 32–38.
3. D'yachenko M. D., Kodulev S. V. Hardware-software complex for monitoring the operation of oil pumps of power high-voltage transformers. *Vestnik Priazovskogo gosudarstvennogo tekhnicheskogo universiteta*. 2017, no 34, pp. 127–133. [In Russ].



4. Xue S., Howard I., Wang C., Bao H., Yan Y. The diagnostic analysis of the planet bearing faults using the torsional vibration signal. *Mechanical Systems and Signal Processing*. 2019. Vol. 134. 106304. DOI: 10.1016/j.ymssp.2019.106304.

5. Schmidt S., Heyns P.S., Gryllias K.C. A discrepancy analysis methodology for rolling element bearing diagnostics under variable speed conditions. *Mechanical Systems and Signal Processing*. 2019. Vol. 116. Pp. 40 – 61.

6. Rakaeva T. G., Plekhov P. V., Zatonskiy A. V. Improving the efficiency of a limestone quarry management system by using a simulation model. *Gornyi Zhurnal*. 2019, no 12, pp. 39 – 43. [In Russ].

7. Zatonskiy A. V. Dynamic spatial model of a multi-drive belt conveyor. *Vestnik Astrakhanskogo gosudarstvennogo tekhnicheskogo universiteta. Upravlenie, vychislitel'naya tekhnika i informatika*. 2017, no 4, pp. 99 – 110. [In Russ].

8. Plekhov P. V., Zatonskiy A. V., Bekker V. F. Control of means of production in the quality management system of chemical products. *Gornyy informatsionno-analiticheskiy byulleten'*. 2010, no 9, pp. 66 – 72. [In Russ].

9. Bityukov S. I., Maksimushkina A. V., Smirnova V. V. Comparison of histograms in physical researches. *Izvestiya vysshikh uchebnykh zavedeniy. Yadernaya energetika*. 2016, no 1, pp. 81 – 90. [In Russ].

10. Nikitin A. A., Petrov A. V. *Teoreticheskie osnovy obrabotki geofizicheskoy informatsii* [The theoretical basis of the geophysical information processing], Moscow, RGGU, 2008, 112 p.

11. Bekker V. F. *Reshenie tekhnologicheskikh problem deystvuyushchego proizvodstva sredstvami avtomatizatsii* [The solution of technological problems of existing production by automation], Perm, PNIPU, 2012, 312 p.

12. Zhang Y., Wang G., Xu J., Shi Z., Feng T., Dong D., Chi G. A method of eliminating the signal-dependent random noise from the raw CMOS image sensor data based on Kalman filter. *Signal Processing*. 2014. Vol. 104. Pp. 401 – 406.

13. Sun X.-J., Deng Z.-L. Optimal and self-tuning weighted measurement fusion Wiener filter for the multisensor multichannel ARMA signals. *Signal Processing*. 2009. Vol. 89. Pp. 738 – 752.

## ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРЕ

Затонский Андрей Владимирович – д-р техн. наук, профессор,  
Пермский национальный исследовательский политехнический университет,  
Березниковский филиал, e-mail: zxenon@narod.ru.

## INFORMATION ABOUT THE AUTHOR

A. V. Zatonskiy, Dr. Sci. (Eng.), Professor,  
Perm National Research Polytechnic University, Berezniki branch,  
618404, Berezniki, Russia, e-mail: zxenon@narod.ru.

Получена редакцией 19.02.2020; получена после рецензии 16.03.2020; принята к печати 20.03.2020.  
Received by the editors 19.02.2020; received after the review 16.03.2020; accepted for printing 20.03.2020.

