

2. Аксенчик, К. В. Комплексная методика назначения режимов тепловлажностной обработки бетона / К. В. Аксенчик // Материалы VI ежегодной научной сессии аспирантов и молодых ученых по отраслям наук. – Т. 1: Технические науки. – Вологда, 2012. – С. 248–255.

3. Аксенчик, К. В. Математические модели процессов тепло- и массообмена и напряженного состояния при тепловлажностной обработке бетона / К. В. Аксенчик // Фундаментальные и прикладные исследования: проблемы и результаты: Сборник материалов I Международной научно-практической конференции. – Новосибирск, 2012. – С. 120–126.

4. Аксенчик, К. В. Энергосбережение при назначении режимов тепловлажностной обработки бетона / К. В. Ак-

сенчик // Инновационное развитие территорий: Материалы I Международной (заочной) конференции. – Череповец, 2013. – С. 31–33.

5. Александровский, С. В. Расчет бетонных и железобетонных конструкций на изменения температуры и влажности с учетом ползучести / С. В. Александровский. – М., 1966.

6. Пособие по тепловой обработке сборных железобетонных конструкций и изделий (к СНиП 3.09.01-85). – Введ. 1986-07-08. – М., 1989.

7. Рекомендации по тепловой обработке тяжелых бетонов с учетом активности цемента при пропаривании. – М., 1984.

УДК 004.89, 519.2, 519.85

С. В. Ендияров
ОАО «Уралмашзавод»,

С. Ю. Петрушенко
НПО «Новатор» (г. Екатеринбург)

ПОВЫШЕНИЕ ДОСТОВЕРНОСТИ КОНТРОЛЯ СОСТОЯНИЯ ТЕХНОЛОГИЧЕСКОГО ПРОЦЕССА, ОПИСЫВАЕМОГО МНОГОМЕРНЫМ ВЕКТОРОМ ИЗМЕРЕНИЙ

В данной статье предлагается метод отбраковки и восстановления результатов многомерных измерений, находящихся под действием аномальных воздействий. Особенностью предлагаемой методики является возможность учета изменения состояния объекта управления, т. е. эффективной работы с нестационарными временными рядами.

Управление, агломерация железных руд, диагностика, оптимизация.

In this article we describe mathematical models which can be used to reduce uncertainty of multidimensional measurements which characterize industrial processes. The characteristic of the proposed technique is considered to be an ability to work with non-stationary multidimensional data which come from processes.

Control, iron ore sintering, condition monitoring, optimization.

Введение.

В последние годы во время ремонтов и реконструкций производств проводится модернизация технических средств сбора, обработки и представления информации. Многократно увеличилась мощность и надежность средств вычислительной техники и коммуникаций, существенно изменились терминальные устройства отображения технологической информации.

Однако создаваемые при этом автоматизированные системы управления технологическими процессами (АСУ ТП), как правило, мало помогают технологам в управлении процессом производства в части выдачи рекомендаций о повышении его эффективности. Например, агломерационные производства предприятий стран СНГ оснащены базовым уровнем автоматизации (нижние уровни АСУ ТП). Только присоединив к ним верхний уровень (уровень оптимизации процесса по средствам математического моделирования), можно решать технологические задачи управления процессом производства агломерата.

Кроме проблем, связанных с построением адекватного математического описания систем верхнего

уровня, возникают и проблемы повышения достоверности контроля технологических показателей ввиду повышенных требований разрабатываемых моделей к точности информации поступающей на их вход.

Проблема успешного функционирования систем верхнего уровня в условиях существующих производств заключается, таким образом, в наличии так называемых аномальных выбросов, воздействие которых на систему оптимизации производства может привести как к ухудшению качества ее функционирования и, как следствие, ухудшению качества готовой продукции, так и к выходу системы из строя и необходимости перехода на работу в ручном режиме.

Проблема обнаружения изменения свойств стохастических сигналов и динамических систем впервые возникла в конце 50-х гг. XX в. и к настоящему времени превратилась в интенсивно развивающееся направление математической статистики, которое находит широкое применение в таких важных областях, как геофизика, медицинская и техническая диагностика, контроль технологических процессов, обработка сигналов и т. д. [1].

Впервые эта проблема рассматривалась для случая обнаружения изменения распределения последовательности независимых случайных величин Е. С. Пейджем, К. Кемпом и другими авторами. Оптимальные алгоритмы в задаче скорейшего обнаружения разладки случайного процесса были получены и исследованы в работах А. Н. Ширяева. В последние годы особый интерес исследователей привлекают «неклассические» задачи обнаружения изменения свойств многомерных зависимых последовательностей типа авторегрессии — скользящего среднего и динамико-стохастических моделей, где выходная переменная наблюдается в аддитивном шуме. Объявляется это прежде всего тем, что такие математические модели адекватно описывают наблюдаемые сигналы в производстве.

Сложность таких задач порождает многообразие применяемого для их решения математического аппарата. Теоретически завершенных результатов в этой области мало. Можно сказать, что сейчас это направление только формируется.

Существующие подходы повышения достоверности связанных измерений разработаны для стационарных последовательностей, имеющих значимую линейную связь. В то же время временные ряды, характеризующие различные производственные процессы, как правило, можно назвать нестационарными ввиду существования нескольких режимов функционирования комплекса [2], [3]. Таким образом, применение «классических» [1] методов в данной ситуации недопустимо.

Основная часть.

В данной статье предлагается метод отбраковки и восстановления результатов измерений, находящихся под действием аномальных воздействий. Характерной особенностью предлагаемой методики является возможность учета изменения состояния объекта управления, т. е. эффективной работы с нестационарными временными рядами.

Предлагаемая методика сводится, на первом этапе, к построению на основании нормального функционирования объекта управления распределения вероятностей для $f(x_1, \dots, x_n)$ и дальнейшее его использование для оценки отклонений и принятия решений для отбраковки серии аномальных измерений.

Для описания нестационарных временных рядов предлагается использовать мультимодальное распределение, т. е. распределение, состоящее из нескольких отдельных кластеров данных. Кластеры, описываемые мультимодальным распределением, позволяют учесть динамику объекта управления, т. е. учесть изменение состояния объекта.

Модель гауссовых смесей представляет собой взвешенную сумму K , компонент и может быть записана выражением:

$$f(x) = \sum_{k=1}^K \pi_k N_k(x | \mu_k, \Sigma_k), \quad (1)$$

где x — это D -мерный вектор случайных величин; $N_k(x | \mu_k, \Sigma_k)$ — функции плотности распре-

ления составляющих модели и $\pi_k, k=1, \dots, K$ — веса компонентов модели.

На параметры модели устанавливаются следующие ограничения:

$$\begin{aligned} \sum_{k=1}^K \pi_k &= 1 \\ 0 &\leq \pi_k \leq 1 \\ f(x) &\geq 0 \\ N_k(x | \mu_k, \Sigma_k) &\geq 0. \end{aligned}$$

При этом каждый компонент является D -мерной гауссовой функцией распределения вида:

$$N(x | \mu, \Sigma) = \frac{1}{(2\pi)^{D/2}} \frac{1}{|\Sigma|^{1/2}} \exp \left\{ -\frac{1}{2} (x - \mu)^T \Sigma^{-1} (x - \mu) \right\},$$

где μ — это вектор средних значений x , а Σ — его ковариационная матрица.

Для обучения модели можно воспользоваться ЕМ алгоритмом. Начальные оценки параметров для последующей оптимизации ЕМ алгоритмом можно получить, используя алгоритм кластеризации K-means. ЕМ-алгоритм (англ. expectation-maximization) — алгоритм, используемый в математической статистике для нахождения оценок максимального правдоподобия параметров вероятностных моделей, в случае, когда модель зависит от некоторых скрытых переменных. Каждая итерация алгоритма состоит из двух шагов. На Е-шаге (expectation) вычисляется ожидаемое значение функции правдоподобия, при этом скрытые переменные рассматриваются как наблюдаемые. На М-шаге (maximization) вычисляется оценка максимального правдоподобия, таким образом увеличивается ожидаемое правдоподобие, вычисляемое на Е-шаге. Затем это значение используется для Е-шага на следующей итерации. Алгоритм выполняется до сходимости [4].

Для обнаружения аномальных измерений в режиме реального времени начинать по видимому нужно с одной переменной, максимизируя дальнейшие вклады в общую функцию распределения вероятностей:

$$\psi = \arg \max_{\psi} \left[\log(f(\mathbf{X}_{opt}^*)) + \log(f(\mathbf{X}_{\psi}, \mathbf{X}_{opt}^*)) \right]. \quad (2)$$

Для осуществления таких расчетов необходимо использовать следующее свойство нормального распределения. Если вектор $X = (X_1, \dots, X_D)$ имеет многомерное нормальное распределение, то его компоненты $X_j, j=1, \dots, D$ имеют одномерное нормальное распределение. В результате маргинализация выражения (1) не составляет особого труда.

Максимизация функции приводит к тому, что последние значения последовательности являются наименее вероятными (потенциальные выбросы).

Данное выражение соответствует следующей цепочке вычислений:

$$L_{\Sigma}(x_1, \dots, x_{n-1}) = \log(f(x_1)) + \log(f(x_2, x_1)) + \dots + \log(f(x_{n-1}, x_{n-2}, x_{n-3}, \dots, x_1)) = \sum_{x_j \in X} \log(f(x_j)). \quad (3)$$

На первом шаге выбор определяется расчетом $f(x_j)$ априорной вероятности измерения. Стоит отметить, что с вычислительной точки зрения расчет значения функции $f(\mathbf{X})$ рационально проводить с учетом следующего выражения:

$$\frac{1}{\dot{\mathbf{X}}_k^T \Sigma_k^{-1} \dot{\mathbf{X}}_k} \propto N_k(x | \mu_k, \Sigma_k).$$

Тогда вычисление вероятности $f(\mathbf{X})$ сводится к следующему:

$$f(\mathbf{X}) = \max_k \left\{ \frac{\pi_k}{\dot{\mathbf{X}}_k^T \Sigma_k^{-1} \dot{\mathbf{X}}_k} \right\},$$

где $\dot{\mathbf{X}}_k$ – центрированное значение случайной величины $\mathbf{X}$ относительно режима k .

Для выделения аномальных измерений из m последних измерений цепочки (3) используется мажоритарное голосование. Для этого определяется состояние ξ (режим), в котором находится большинство измерений:

$$\xi = \arg \max_{\xi \in \{1, \dots, K\}} \left\{ \frac{\pi_{\xi}}{\dot{\mathbf{X}}_{\xi}^T \Sigma_{\xi}^{-1} \dot{\mathbf{X}}_{\xi}} \right\}.$$

Тогда наличие существенного отклонения измерения от среднего значения режима μ_{ξ} определяется путем проверки статистической гипотезы для заданного уровня значимости. Для адекватности оценок необходимо исходное распределение вероятностей $N_{\xi}(x | \mu_{\xi}, \Sigma_{\xi})$ нормализовать:

$$\tilde{N}_{\xi}(x | \mu_{\xi}, \Sigma_{\xi}) = \frac{N_{\xi}(x | \mu_{\xi}, \Sigma_{\xi})}{\max [\tilde{N}_{\xi}(x | \mu_{\xi}, \Sigma_{\xi})]}.$$

Обнаруженные в ходе такой процедуры аномальные выбросы «заменяются» на пропуски. Для реализации процедуры заполнения пропусков разработано достаточное количество методов [4].

Широкий класс методов основывается на построении модели порождения пропусков. Выводы получают с помощью функции правдоподобия, построенной при условии справедливости этой модели, с оценением параметров методами типа максимального правдоподобия.

Преимущества такого подхода состоят в том, что он гибок, позволяет отказаться от методов, разработанных для частных случаев (предположения модели, на которых основаны методы, можно рассмотреть и оценить), и оценивать в приближении большой выборки дисперсии оценок с помощью матрицы вторых производных функций правдоподобия для неполных данных.

Перспективным способом заполнения пропусков выглядит подстановка средних, условных по присутствующим в наблюдении переменным (метод Бака [5]). Если переменные $y_1, \dots, y_k$ распределены по многомерному нормальному закону со средним μ и ковариационной матрицей Σ , то регрессия пропущенных значений в данном наблюдении линейна по присутствующим значениям с коэффициентами, которые являются хорошо известными функциями от μ и Σ . В методе, предложенном Баком, сначала оценивают μ и Σ выборочными средним и ковариационной матрицей по полным наблюдениям, а затем используют эти оценки для вычисления линейной регрессии пропущенных переменных по присутствующим для каждого наблюдения. Подставляя значения переменных, присутствующих для данного наблюдения, в регрессионное уравнение, получаем прогноз пропущенных переменных для этого наблюдения.

Вычисление регрессионных уравнений для различной структуры пропусков может показаться затруднительным, но на деле оно относительно просто. Данные, заполненные по методу Бака, обеспечивают разумные оценки средних, в частности, если приемлемо предположение о нормальности наблюдений. Выборочная ковариационная матрица по заполненным данным занижает величину дисперсий и ковариаций, хотя и не так сильно, как при подстановке безусловных средних.

Используя изложенные выше идеи, будем для восстановления пропущенных данных, исключенных из рассмотрения в результате процедуры отбраковки аномальных измерений (2), минимизировать следующую целевую функцию:

$$\Omega(\mathbf{X}) = \min_{\mathbf{X}_{mis}} \left\{ -\log \left(\max_k \left\{ \frac{\pi_k}{\dot{\mathbf{X}}_k^T \Sigma_k^{-1} \dot{\mathbf{X}}_k} \right\} \right) \right\}, \quad (4)$$

где $\mathbf{X} = (\mathbf{X}_{mis}, \mathbf{X}_{obs})$ – вектор данных, состоящий из компонент: $\mathbf{X}_{mis}$ – данные исключенные из рассмотрения в результате процедуры отбраковки аномальных измерений, а $\mathbf{X}_{obs}$ – данные измерений прошедшие проверку.

Оптимизацию целевой функции (4) необходимо проводить с учетом ее характерных особенностей, что позволяет получить оптимальные оценки данных $\mathbf{X}_{mis}$, исключенных из рассмотрения в результате процедуры отбраковки аномальных измерений.

Разработанную процедуру проверим в задаче обнаружения и восстановления температурного профи-

ля отходящих газов в вакуум камерах агломашины, характеризующего ход процесса спекания железорудного агломерата. Измерения температур в вакуум-камерах являются многосвязными, т. е. имеют значимую связь в рамках одного режима. Кроме того, в ходе работы агломашины процесс спекания переходит из одного состояния в другое в результате изменения условий подготовки и изменения химико-минералогического и гранулометрического состава исходных компонентов шихты.

На рис. 1 для иллюстрации представлено совместное распределение температур в вакуум-камерах №7 и 8. Очевидно, что процесс является нестационарным и обладает несколькими режимами функционирования. Все это приводит к тому, что температурный профиль в режиме реального времени изменяет свое положение (наклон) и форму. Задача отбраковки аномальных измерений и их последующее восстановления для представленных условий является сложно разрешимой для «классических» методов обнаружения выбросов и восстановления пропусков.

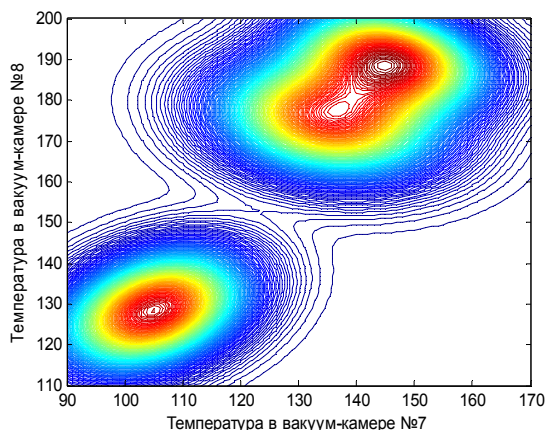


Рис. 1. Совместное распределение температур в вакуум-камерах №7 и 8

Для оценки эффективности предлагаемой методики для данной задачи использовали следующую модель распределения температур, которая удовлетворительно описывает изменение режимных параметров спекания:

$$T_n = \mu_n + \xi_k n + \psi_n (1 - \delta_n) + \omega_n, \quad (5)$$

где T_n – температура в вакуум камере № n , μ_n – среднее значение температуры для вакуум камеры №1, n – номер вакуум камеры $n \in \{1, \dots, N\}$, ξ_k – коэффициент, характеризующий текущий режим спекания агломерата, ψ_n – величина аномального выброса для вакуум камеры № n , ω_n – белый шум $\omega_n \sim N(0, \sigma_n^2)$, δ_n – случайная величина, принимающая значения из множества $\delta_n \in \{0, 1\}$.

В качестве иллюстрации на рис. 2 приведен пример работы разработанной процедуры обработки

информации к профилю температур отходящих газов процесса агломерации железных руд (аномальные выбросы были внесены в температуры вакуум-камер №3, 6 и 8). Как видно из рисунка, предлагаемая методика справилась с обнаружением выбросов и их восстановлением (красная линия (маркер X) – восстановленный профиль).

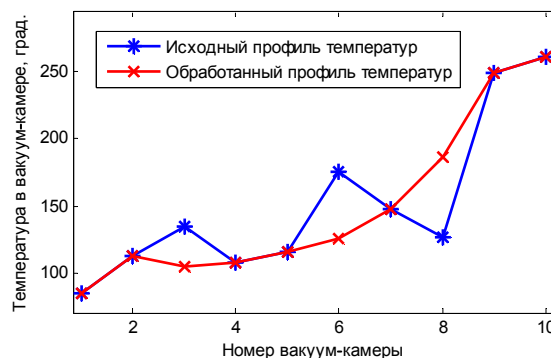


Рис. 2. Результаты применения разработанной процедуры обработки информации к профилю температур отходящих газов процесса агломерации железных руд (аномальные выбросы были внесены в температуры вакуум-камер №3, 6 и 8)

Для иллюстрации робастности предлагаемой методики к смене режима спекания (изменения распределения сигнала в режиме реального времени) был смоделирован процесс снижения температуры спекания при этом изменялся коэффициент ξ_k уравнения (5).

На рис. 3 приведен пример работы разработанной процедуры обработки информации к профилю температур отходящих газов процесса агломерации железных руд при изменении режима спекания (аномальные выбросы были внесены в температуры вакуум-камер №6 и 8). Из рисунка видно, что процесс спекания изменился (изменения профиля с салатового (маркер O) на синий цвет (маркер *)), однако, у разработанной процедуры не возникало проблем с обнаружением и восстановлением профиля.

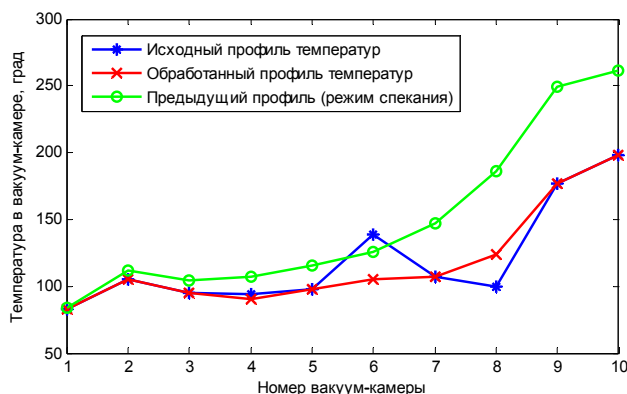


Рис. 3. Результаты применения разработанной процедуры обработки информации к профилю температур отходящих газов процесса агломерации железных руд при изменении режима спекания (аномальные выбросы были внесены в температуры вакуум-камер № 6 и 8)

Выводы.

Результаты проведенного численного эксперимента показывают, что предлагаемая методика является робастной к выбросам различной величины и их количества, а также к изменениям распределения сигнала в режиме реального времени (смена режима спекания) применительно к рассматриваемому случаю оценки профиля температур отходящих газов процесса агломерации железных руд.

Предлагаемая методика может быть использована при наличии связанных измерений, между которыми наблюдается значимая связь. К таким измерениям применительно к процессу агломерации можно отнести, например, поведение распределения температур вакуум-камер (рассмотрено в качестве примера), показатели разрежения в вакуум-камерах агломашины, соотношения компонентов шихты, показатели работы зажигательного горна, измерения, относящиеся к

процессу охлаждения агломерата (как прямые, так и косвенные измерения, например, температура пылеулавливающего фильтра) и др.

Литература

1. Бассвиль, М. Обнаружение изменения свойств сигналов и динамических систем / [М. Бассвиль и др.]. – М., 1989.
2. Ендияров, С. В. Диагностика процессов подготовки и производства агломерата / С. В. Ендияров, С. Ю. Петрушенко. – Saarbrücken (Germany), 2013.
3. Ендияров, С. В. Система мониторинга процесса усреднения шихтового сырья / [С. В. Ендияров и др.] // Автоматизация в промышленности. – 2014. – №6. – С. 56–59.
4. Литтл, Р. Дж. А. Статистический анализ данных с пропусками / Р. Дж. А. Литтл, Д. Б. Рубин. – М., 1990.
5. Buck, S. F. A method of estimation of missing values in multivariate data suitable for use with an electronic computer, J. Roy / S. F. Buck. – Statist-Soci. B22, 302-306, 1960.

УДК 681.05.015

А. В. Кожевников

Череповецкий государственный университет

ОПТИМИЗАЦИЯ АВТОНАСТРОЙКИ МОДАЛЬНЫХ РЕГУЛЯТОРОВ ЭЛЕКТРОПРИВОДОВ

В статье рассмотрены методы автоматической настройки модального регулятора электрического привода, показана эффективность использования метода прямого поиска по шаблону перед процессом автонастройки системы управления с помощью генетического алгоритма.

Электрический привод, система автоматизированного управления, модальное управление, генетический алгоритм, метод прямого поиска, автонастройка регуляторов, MATLAB.

The article considers the methods of automatic tuning control of modal controller of electric drive, shows the effectiveness of using the method of direct pattern matching to the auto-tuning process of control system using genetic algorithm.

Electric drive, automatic control system, modal control, genetic algorithm, the method of direct search, auto-tuning regulators, MATLAB.

Введение.

Работа электромеханических систем в условиях динамических режимов работы часто сопровождается нестационарностью технологического процесса и неопределенностью настроек регуляторов автоматизированных систем. Традиционные ПИ-, ПИД-регуляторы зачастую не справляются со своими задачами в условиях стохастических изменений параметров и робастного управления. Поэтому современная теория управления предлагает решать такие задачи применением модальных регуляторов, нечетких контроллеров, нейросетовых технологий и др. [1], [8].

К настоящему времени сложилось большое количество методов синтеза регуляторов, разнообразных по своим постановкам и результатам [8]. Традиционные методы синтеза регуляторов для объектов высокого порядка не всегда дают удовлетворительный результат. В этой связи особое значение приобрета-

ют методы синтеза регуляторов, позволяющие сформировать регулятор для объекта сколь угодно высокого порядка.

Основная часть.

С увеличением мощности вычислительной техники появляется множество различных методов расчета и алгоритмов, достаточно легко реализуемых программно, но в то же время позволяющих быстро и качественно решать задачи, заменяя собой сложные расчеты. Одними из наиболее перспективных являются методы, основанные на использовании методов генетических алгоритмов и прямого поиска по шаблону [3], [5], [9].

В работе предлагается применение этих методов для оптимизации автонастройки модальных регуляторов. В этом случае отпадает необходимость в расчетах, система сформирует требуемые параметры обратных связей автоматически в режиме реального