

# ИССЛЕДОВАНИЕ ШУМОПОДАВЛЕНИЯ СИГНАЛОВ ЭЛЕКТРОМАГНИТНО-АКУСТИЧЕСКОЙ ЭМИССИИ ДЛЯ НЕРАЗРУШАЮЩЕГО КОНТРОЛЯ СПЛАВОВ: МЕТОД КРОССРЕКУРРЕНТНОГО КОЛИЧЕСТВЕННОГО АНАЛИЗА

© 2024 г. Цюйюэ Ли<sup>1,2</sup>, Юшу Лай<sup>2,\*</sup>, Дифэй Цао<sup>3</sup>

<sup>1</sup>Чунцинский профессионально-технический институт технологии безопасности, Чунцин, Китай

<sup>2</sup>Чунцинский университет трех ущелий, Чунцин, Китай

<sup>3</sup>Пекинский научно-технологический университет, Пекин, Китай

\*E-mail: Laiys@Sanxiau.edu.cn

Поступила в редакцию 13.12.2023; после доработки 24.12.2023

Принята к публикации 28.12.2023

Для решения проблемы, связанной с тем, что сигналы, полученные в результате локальных действий электромагнитного поля, обычно смешиваются с фоновыми шумами (особенно с белым шумом), в данной работе предложена технология разложения сигналов электромагнитной акустической эмиссии, основанная на кроссрекуррентном количественном анализе (КРКА). Для начала опытным путем или с помощью алгоритма оптимизации устанавливаются слой разложения и критерий коррекции разложения по вариационным модам (PVM), после чего исходный сигнал подвергается разложению. Затем основные компоненты выбираются алгоритмом КРКА, и сигнал электромагнитной акустической эмиссии после разложения получается путем суперпозиционного восстановления. Результаты моделирования и экспериментов показывают, что при добавлении шума в 5 дБ метод КРКА может эффективно удалять фоновые шумы в сигналах электромагнитной акустической эмиссии по сравнению с алгоритмом коэффициента корреляции, и это может помочь в реализации высокоточного неразрушающего контроля сплавов.

**Ключевые слова:** электромагнитно-акустическая эмиссия, неразрушающий контроль, разложение по вариационным модам, кроссрекуррентный количественный анализ.

## INVESTIGATING ELECTROMAGNETIC ACOUSTIC EMISSION SIGNALS DENOISING FOR ALLOY MATERIALS NON-DESTRUCTIVE DETECTING: A CRQA METHOD

Qiuyue Li<sup>1,2</sup>, Yushu Lai<sup>2,\*</sup>, Difei Cao<sup>3</sup>

<sup>1</sup>Chongqing Vocational Institute of Safety Technology, Department of Network and Information Security, Chongqing, China

<sup>2</sup>Chongqing Three Gorges University, School of Mechanical Engineering, Chongqing, China

<sup>3</sup>University of Science and Technology Beijing, School of Computer & Communication Engineering, Beijing, China

\*E-mail: Laiys@Sanxiau.edu.cn

Aiming at the problem that signals collected from local electromagnetic loading operations are usually mixed with background noises (especially white noise), this paper proposed an electromagnetic acoustic emission signal denoising technology based on cross recurrence quantification analysis (CRQA). Firstly, the decomposition layer and penalty factor of variational mode decomposition (VMD) are set by experience or optimization algorithm, and then the original signal is decomposed. Secondly, the main components are selected by the CRQA algorithm, and the electromagnetic acoustic emission signal after denoising is obtained by superposition reconstruction. The simulation and experimental results show that when 5dB noise is added, CRQA can effectively remove the background noises in electromagnetic acoustic emission signals compared to the correlation coefficient algorithm, and it can assist in realizing the high-precision non-destructive testing of alloy materials.

**Keywords:** electromagnetic acoustic emission, non-destructive detecting, variational mode decomposition, cross recurrence quantification analysis.

DOI: 10.31857/S0130308224020039

### 1. ВВЕДЕНИЕ

Сплавы широко применяются в области автоматизации электрооборудования, так как обладают более высокой прочностью на разрыв, лучшей усталостной прочностью и более высокой коррозионной стойкостью по сравнению с обычными материалами [1, 2]. Как известно, при длительной эксплуатации заготовок из сплавов неизбежно возникают дефекты (например,

износ, трещины и т.д.) в структуре, что может привести к травмам и материальному ущербу [3—5]. Поэтому регулярное тестирование различных свойств заготовок является необходимым.

В целом, способы обнаружения дефектов можно разделить на обычный метод испытаний и метод неразрушающего контроля [1]. В первом случае для разрушающего испытания необходимо взять образец исходного материала, что не способствует техническому обслуживанию машины. Напротив, метод неразрушающего контроля (НК) позволяет точно определить состояние ресурса, не повреждая испытываемую деталь [6]. Являясь важнейшей технологией в Индустрии 4.0, она имеет большое значение для безопасности и устойчивости автоматизированных машин [7—9].

Акустическая эмиссия (АЭ) является одним из основных методов неразрушающего контроля для выявления дефектов сплавов. К сожалению, ее недостатком является сложность механического нагружения, вызывающая вторичные повреждения [10]. Электромагнитная акустическая эмиссия (ЭМАЭ) является передовым методом контроля, который сочетает в себе преимущества методов электромагнитного воздействия и АЭ. В жестких условиях эксплуатации метод ЭМАЭ позволяет диагностировать вероятный рост повреждений и процесс разрушения на основе бесконтактного локального электромагнитного воздействия, что имеет большие перспективы развития в области неразрушающего контроля [11]. В целом, полученные сигналы ЭМАЭ подвержены шумовым помехам в сложных условиях эксплуатации. Подавление шумов в сигнале ЭМАЭ позволяет восстановить высококачественную информацию о сигнале, что также является гарантией эффективного извлечения типичных характеристик сигнала [12].

Разложение по вариационным модам (РВМ) — нерекурсивный метод анализа временных и частотных характеристик, предложенный Драгомирецким и др., который адаптивно раскладывает сигнал на несколько эмпирических мод (ЭМ) [13]. Этот метод позволяет эффективно снижать шумность нелинейных и негладких сигналов. Особое внимание в алгоритме РВМ уделяется анализу корреляции между каждой ЭМ и исходным сигналом. После получения сильно коррелированных компонент сигнал может быть в конечном итоге подвергнут процедуре удаления шума путем суперпозиции при восстановлении этих ЭМ. Кроссрекуррентный количественный анализ (КРКА) — это эффективный алгоритм нелинейного анализа сигналов, который предоставляет несколько критериев потенциальной динамики сигналов в высокоразмерном пространстве, эти модели могут быть использованы для объективного анализа корреляции двух последовательностей сигналов с нескольких точек зрения, таких как частота повторения, задержка, расслоение, средняя длина диагонали и т.д. По сравнению с обычными линейными характеристиками (например, частотой, величиной и т.д.), рекуррентные характеристики более чувствительны к динамическим изменениям [14, 15].

Основываясь на вышеупомянутых утверждениях, в данной работе применяется КРКА для исследования корреляционных характеристик между каждой ЭМ, полученной в результате РВМ сигналов ЭМАЭ, и исходным сигналом. Затем находим точку мутации через среднее геометрическое (СГ) нескольких метрик для определения диапазона оптимальной комбинации компонентов, тем самым осуществляя выбор оптимального параметра и окончательное снижение шума сигнала ЭМАЭ. Следовательно, эта методика уменьшения шума может способствовать обеспечению возможности точного неразрушающего контроля легированных материалов, что гарантирует устойчивое развитие автоматизации производства электрооборудования.

## 2. СМЕЖНЫЕ ИССЛЕДОВАНИЯ

Поскольку наше исследование тесно связано по своей сути с применением РВМ, рассматриваются последние исследования на эту тему. Кроме того, разясняется основная направленность работы. Общеизвестно, что алгоритм РВМ стал объектом исследований и нашел широкое применение в задачах деноазиса в различных областях.

Решая задачу шумоподавления, Wei и др. совместили метод РВМ с быстрым преобразованием Фурье для уменьшения частотных составляющих мощности и шума в переходном токе нулевой последовательности [16]. Ну и др. выделили шум внешней среды из сигналов векторных гидрофонов микроэлектромеханической системы с помощью РВМ и нелинейного порога вейвлетов, чтобы избежать дрейфа базовой линии и других искажений [17]. Для достижения той же цели был предложен комбинированный метод, основанный на оптимизированном по алгоритму китов РВМ и коэффициенте корреляции (КК) [18]. Dhandapani и др. предложили совместный алгоритм, сочетающий РВМ с мерами групповой вариации (Group-Sparse Total Variation) и энтропии для удаления многочисленных шумов, смешанных с сигналами частичного разряда [19]. Li и др. разработали

оптимизацию VMD и двухпороговые критерии для уменьшения сложного океанического шума, смешанного с судовыми помехами [20]. В работах [21, 22] Jiang и др. исследовали метод RBM и модифицированный метод RBM для уменьшения влияния состояния трубопровода и оборудования для регистрации сигналов для точного выделения характеристик сигнала повреждения при утечке в трубопроводе.

В целом, являясь важным элементом классического алгоритма RBM, несмотря на то, что метод коэффициента корреляции (КК) может эффективно моделировать корреляционные характеристики, он зависит от эмпирической настройки порога КК и иногда может не получить оптимальные компоненты, что, в свою очередь, приводит к ухудшению характеристик шумоподавления сигналов. Очевидно, что метод КРКА, упомянутый во введении, является подходящим благодаря своей сущности и соответствующим показателям. Для решения задачи подавления шума сигнала ЭМАЭ необходимо изучить возможности комбинации RBM и КРКА, т.е. метода RBM—КРКА.

### 3. МЕТОДОЛОГИЯ

#### 3.1. Традиционный алгоритм RBM

Традиционное RBM (ТРBM) — это полностью нерекурсивный метод обработки сигналов [23, 24]. В рамках вариационной модели с ограничениями вариационная модель решается итеративно для разложения исходного сигнала на ряд амплитудно-модулированных частотных сигналов, и полученные узкополосные компоненты эмпирических мод могут хорошо отображать локальные характеристики сигнала.

1) Вариационная модель с ограничениями (задача поиска минимального значения) имеет вид:

$$\min \left\{ \sum_k \partial_t \left[ \left( \delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) \times u_k(t) \right] e^{-j\{\omega_k\}t^2_2} \right\} \text{ s.t. } \sum_k u_k = x(t), \quad (1)$$

где  $\{u_k\}$ ,  $\{\omega_k\}$  — собственные модальные компоненты ЭМ и их центральные частоты;  $k$  — количество собственных модальных функций;  $x(t)$  — исходный сигнал.

2) Решение модели с ограничениями:

Чтобы найти оптимальное решение вышеуказанной вариационной задачи с ограничениями, вводится дополненная функция Лагранжа, которая определяется как

$$L(\{u_k\}, \{\omega_k\}, \lambda) = \alpha \sum_k \partial_t \left[ \left( \delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) \times u_k(t) \right] e^{-j\{\omega_k\}t^2_2} + f(t) - \sum_k u_k(t)^2 + \lambda(t), f(t) - \sum_k u_k(t), \quad (2)$$

где  $\alpha$  — критерий коррекции 2-го порядка, также известный как равновесный параметр полноты разложения, и его значение оказывает влияние на точность восстановления сигнала;  $\lambda$  — множитель Лагранжа, множитель, который контролирует строгость ограничений. Седловые точки вышеуказанной дополненной функции могут быть получены с помощью метода множителей переменного направления, который является оптимальным решением вариационной модели с ограничениями в уравнении (2), так что модальная составляющая  $u_k$  и центральная частота  $\omega_k$  могут уточняться.

Условие завершения:

$$\frac{\sum_k \|\hat{u}_k^{n+1} - \hat{u}_k^n\|}{\|\hat{u}_k^n\|_2^2} < \varepsilon, \quad (3)$$

где  $\varepsilon$  — точность сходимости.

#### 3.2. Алгоритм оптимизации параметров RBM

Процесс разложения RBM имеет предустановленные параметры, где критерий коррекции  $\alpha$  и количество мод разложения  $K$  влияют на производительность алгоритма RBM. Значение  $K$  определяет, насколько эффективно разложен сигнал, а подходящее количество слоев разложения позволяет избежать чрезмерного или недостаточного разложения. Критерий коррекции  $\alpha$  — это началь-

ное центральное ограничение каждой моды, которое определяет ширину полосы пропускания компонентов ЭМ, а полнота метода РВМ может быть отрегулирована путем выбора параметров.

Для решения задачи подбора параметров РВМ исследуется метод шумоподавления для РВМ, основанный на алгоритме оптимизации. Генетический алгоритм (ГА) — это нелинейный алгоритм глобальной оптимизации, основанный на принципах естественного отбора и генетики [25, 26]. Он представляет собой итерационный процесс поиска лучшего, где каждое поколение популяции является циклом, а генетическое наследование заканчивается при достижении заданного количества циклов или критерия сходимости, в итоге, из всех генетических поколений находится лучшая хромосома. Для каждого поколения популяции выполняется отбор, скрещивание и мутация для завершения генетической операции, а все параметры оптимизируются в направлении целевой функции с помощью функции пригодности как генетического показателя оценки. Метод оптимизации серых волков (ОСВ) — это еще один метод оптимизационного поиска, который моделирует охотничью деятельность серых волков [27]. Его процесс содержит этапы стратификации социальной иерархии, отслеживания, окружения и нападения на добычу серых волков. Оптимальные параметры ВМД выводятся с помощью энтропии огибающей в качестве функции приспособленности и глобального минимума значения приспособленности в качестве цели оптимизации.

В данной работе для получения оптимальных заданных параметров разложения сигнала используются методы ГА и ОСВ, которые определяются как генетический алгоритм вариационного разложения (ГАВР) и вариационное разложение, оптимизированное серыми волками (ОСВРВМ) соответственно. Энтропия выборки используется в качестве фитнес-функции, а глобальный минимум фитнесзначения — в качестве цели оптимизации для фильтрации наилучшей комбинации параметров РВМ. Диапазон  $K$  — [2, 10]; диапазон  $\alpha$  — [200, 2500]; количество итераций — 30; размер популяции — 10; вероятность кроссинговера — 0,8; вероятность дисперсии — 0,1.

### 3.3. Кроссрекуррентный количественный анализ

Восстановление фазового пространства (ВФП) является необходимым условием для реализации перекрестного рекуррентного анализа, который может отобразить ЭМ в то же высокоразмерное пространство, что и исходная последовательность сигналов, а восстановленные две последовательности обладают более нелинейными динамическими свойствами [28]. Предположим, что ряд ЭМ  $z$  имеет длину  $L$ , соответствующее ему фазовое пространство строится по теореме вложения Такенса [29], которая выражается следующим образом:

$$F_\varphi = \{z_\varphi, z_{\varphi+t}, \dots, z_{\varphi+(d-1)t}\}, \quad (4)$$

где  $\varphi = 1, 2, \dots, L - (d-1)t$ ;  $d$  — размерность вложения;  $t$  — время задержки. Точный выбор этих двух параметров гарантирует, что система ВФП сохранит исходные суммарные характеристики системы. В данном случае для вычисления этих двух параметров восстановления используются взаимная информация [30] и метод ложного ближайшего соседа [31] соответственно. Для вычисления метрики КРКА выбираются одинаковые параметры реконструкции, причем меньшее  $t$  и большее  $d$  выбираются как наилучшие параметры реконструкции для обеих последовательностей ЭМ и исходных сигналов.

КРКА позволяет количественно оценить характеристики сходства между временными данными. В данной работе для измерения характеристик синхронизации между исходным сигналом и несколькими компонентами ЭМ в методе КРКА рассматриваются в основном три метрики, такие как частота повторения (ЧП), детерминизм (DET) и ламинарность (LAM).

По ЧП определяется вероятность возвращения двух последовательностей в одну и ту же область в фазовом пространстве, которая определяется:

$$\text{ЧП} = \frac{1}{L^2} \sum_{a,b=1}^L R_{a,b}. \quad (5)$$

В общем, большее значение ЧП обозначает более стабильное изменение системы, построенной на двух последовательностях.

С помощью DET измеряется прогнозирование и постоянство системы, построенной на два сигналах за все время. Если DET стремится к 0, система является периодической, а если DET стремится к 1, то система независима от времени. Эта величина определяется как

$$\text{DET} = \frac{\sum_{c=c_{\min}}^L cP(c)}{\sum_{c=1}^L cP(c)} \in [0,1], \quad (6)$$

где  $c$  — длина диагонали, а минимальное значение  $c$  равняется 2.  $P(c)$  — распределение вероятности диагонали длиной  $c$ :

$$P(c) = \sum_{a,b=1}^A (1 - R_{a-1,b-1})(1 - R_{a+1,b+1}) \prod_{k=0}^{c-1} R_{a+k,b+k}. \quad (7)$$

С помощью LAM определяется доля рекуррентных точек, образующих перпендикулярные линии ко всем рекуррентным точкам, что свидетельствует о существовании ламинарных состояний в системе, по следующей формуле:

$$\text{LAM} = \frac{\sum_{e=e_{\min}}^L eP(e)}{\sum_{e=1}^L eP(e)}, \quad (8)$$

где  $e$  — длина перпендикуляра, а пороговое значение минимальной длины перпендикуляра устанавливается равным 2.  $P(e)$  — распределение вероятности длины перпендикуляра  $e$  и выражается:

$$P(e) = \sum_{a,b=1}^G (1 - R_{a,b})(1 - R_{a,b+e}) \prod_{k=0}^{e-1} R_{a,b+k}, \quad (9)$$

где  $G$  — номер длины перпендикуляра.

Согласно выбранному алгоритму, после разложения сигнала ЭМАЭ будет получен набор ЭМ, а каждая ЭМ поочередно анализируется с помощью КРКА вместе с исходным сигналом. Затем рассчитываются три показателя, которые располагаются в порядке от наибольшего до наименьшего ГС. Затем эти компоненты накладываются друг на друга, менее коррелирующие компоненты поочередно отбрасываются, вычисляется значение ГС с исходным сигналом до мутации. В это время компонента наложения, выбранная вблизи точки мутации, представляет собой обесшумленный сигнал ЭМАЭ.

## 4. РЕЗУЛЬТАТЫ И ОБСУЖДЕНИЕ

### 4.1. Модельные расчеты

#### 1) Генерация имитационных сигналов

Чтобы облегчить анализ сигнала ЭМАЭ, используется математическая модель для моделирования сигнала ЭМАЭ. Как правило, сигналы ЭМАЭ являются слабыми [32], на которые обычно влияет неизвестный фоновый шум, особенно в диапазоне от 0 до 5 дБ [33]. Поэтому для более реалистичного моделирования сигнала, получаемого датчиком в процессе эксперимента в рабочей среде, к моделируемому сигналу добавляется гауссовский белый шум с отношением сигнал/шум (ОСШ) 5 дБ, модель выражается следующим образом:

$$f(t) = \sum_i^n A_i e^{-R_i(t-t_i)^2} \sin[2\pi f_i(t-t_i)] + y(t), \quad (10)$$

где  $A_i$ ,  $P_i$ ,  $t_i$ ,  $f_i$  — амплитуда, коэффициент затухания, время задержки и основная частота  $i$ -го наложенного сигнала соответственно;  $n$  — количество наложенных сигналов в модели;  $y(t)$  — гауссовый белый шум; частота опроса смоделированного сигнала АЭ —  $f_i = 1$  МГц. Временная область и частотная область смоделированного сигнала показаны на рис. 1.

#### 2) РВМ—КРКА-анализ шумоподавления сигнала

В моделировании рассматриваются три модели (ТРВМ, ГАВР и ОСВРВМ) для анализа шумоподавления сигнала, а корреляционные характеристики различных комбинаций компонентов с исход-



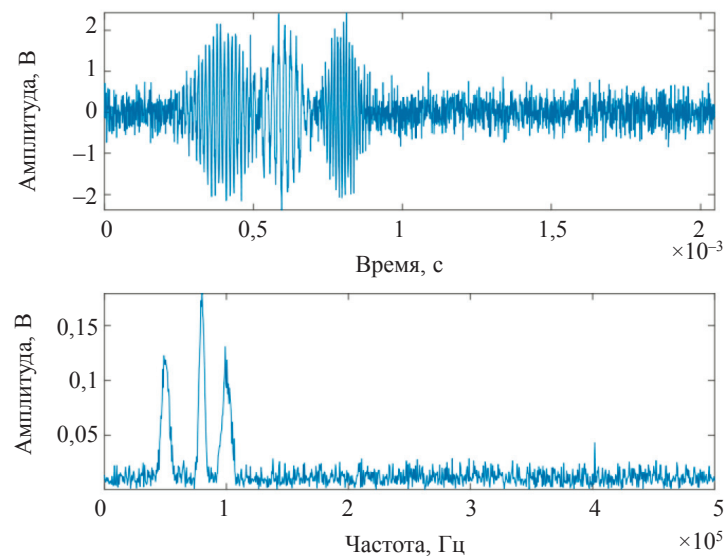


Рис. 1. Временная и частотная области смоделированного сигнала с шумом.

Таблица 1

## Результаты КРКА-анализа

| Модель        | Порядковый номер | Комбинация ЭМ        | ЧП     | DET    | LAM    | ГС            |
|---------------|------------------|----------------------|--------|--------|--------|---------------|
| ТРВМ—<br>КРКА | 1                | ЭМ 3,4,2,5,1         | 0,1118 | 0,3028 | 0,4400 | 0,2460        |
|               | 2                | <b>ЭМ 3,4,2,5</b>    | 0,1631 | 0,5479 | 0,5510 | <b>0,3665</b> |
|               | 3                | ЭМ 3,4,2             | 0,1835 | 0,5881 | 0,5926 | 0,3999        |
|               | 4                | ЭМ 3,4               | 0,2270 | 0,6345 | 0,6374 | 0,4511        |
|               | 5                | ЭМ 3                 | 0,2550 | 0,6502 | 0,6510 | 0,4761        |
| ГАВР—<br>КРКА | 1                | ЭМ 2,1,3,9,4,5,7,8,6 | 0,1200 | 0,2806 | 0,4468 | 0,2469        |
|               | 2                | ЭМ 2,1,3,9,4,5,7,8   | 0,1291 | 0,4268 | 0,4921 | 0,3005        |
|               | 3                | ЭМ 2,1,3,9,4,5,7     | 0,1124 | 0,2757 | 0,4026 | 0,2319        |
|               | 4                | ЭМ 2,1,3,9,4,5       | 0,1507 | 0,3690 | 0,4883 | 0,3006        |
|               | 5                | ЭМ 2,1,3,9,4         | 0,1659 | 0,3961 | 0,5037 | 0,3211        |
|               | 6                | <b>ЭМ 2,1,3,9</b>    | 0,1827 | 0,5807 | 0,5914 | <b>0,3974</b> |
|               | 7                | ЭМ 2,1,3             | 0,1965 | 0,6155 | 0,6176 | 0,4211        |
|               | 8                | ЭМ 2,1               | 0,2285 | 0,6390 | 0,6401 | 0,4538        |
|               | 9                | ЭМ 2                 | 0,2661 | 0,5036 | 0,5576 | 0,4212        |
| ОСВ—<br>КРКА  | 1                | ЭМ 2,3,1,4,9,7,8,6,5 | 0,1333 | 0,4371 | 0,4969 | 0,3070        |
|               | 2                | ЭМ 2,3,1,4,9,7,8,6   | 0,1471 | 0,4731 | 0,5249 | 0,3318        |
|               | 3                | ЭМ 2,3,1,4,9,7,8     | 0,1566 | 0,5056 | 0,5428 | 0,3502        |
|               | 4                | ЭМ 2,3,1,4,9,7       | 0,1706 | 0,5482 | 0,5655 | 0,3753        |
|               | 5                | ЭМ 2,3,1,4,9         | 0,1830 | 0,5810 | 0,5906 | 0,3975        |
|               | 6                | ЭМ 2,3,1,4           | 0,1956 | 0,6140 | 0,6157 | 0,4197        |
|               | 7                | <b>ЭМ 2,3,1</b>      | 0,2248 | 0,6325 | 0,6337 | <b>0,4483</b> |
|               | 8                | ЭМ 2,3               | 0,2314 | 0,6547 | 0,6549 | 0,4629        |
|               | 9                | ЭМ 2                 | 0,2464 | 0,6489 | 0,6496 | 0,4701        |

ным сигналом, дополненным шумом, оцениваются по параметру КРКА. Для каждой модели последовательность ЭМ сначала раскладывают, чтобы выполнить корреляционный анализ с помощью КРКА с исходным сигналом с добавлением шума, значения ГС рассчитываются по полученным

данным КРКА и располагаются в порядке от наибольшего к наименьшему. Затем слабо коррелированные компоненты постепенно отбрасываются, и вычисляются значения ГС оставшихся комбинаций составляющих, пока не останется только последняя составляющая. Результаты анализа представлены в табл. 1. В частности, точка резкого изменения значения ГС выделена жирным шрифтом, то есть резкое изменение значения ГС произошло в моделях ТРВМ—КРКА, ГАВР—КРКА и ОСВРВМ—КРКА под номерами 2, 6 и 7 соответственно. Это указывает на то, что снижение уровня шума в сигнале близко к критической точке, и если продолжать отбрасывать шумовые компоненты, то это приведет к потере основных компонентов и искажению восстановленного сигнала. Поэтому необходимо выбрать оптимальную комбинацию компонентов вблизи точки перехода.

Таблица 2

Сравнение результатов моделирования шумоподавления

| Модель             | ОСШ            | СКО           |
|--------------------|----------------|---------------|
| ТРВМ—КК            | 07,2637        | 0,2291        |
| <b>ТРВМ—КРКА</b>   | <b>11,4636</b> | <b>0,1413</b> |
| ГАВР—КК            | 10,7208        | 0,1539        |
| <b>ГАВР—КРКА</b>   | <b>12,6332</b> | <b>0,1235</b> |
| ОСВРВМ—КК          | 10,8029        | 0,1524        |
| <b>ОСВРВМ—КРКА</b> | <b>12,5267</b> | <b>0,1250</b> |

Чтобы определить результаты шумоподавления сигнала, в ходе моделирования сравнивается классическая модель отбора компонентов, т. е. КК, и оцениваются две модели шумоподавления с помощью ОСШ и среднеквадратического отклонения (СКО) как показателей эффекта шумоподавления (см. табл. 2). Результаты моделирования показывают, что КРКА имеет больше преимуществ в отборе эффективных компонентов, а эффект шумоподавления ГАВР—КРКА лучше по сравнению с двумя другими моделями РВМ.

#### 4.2. Анализ данных измерения сигналов ЭМАЭ

##### 1) Порядок проведения эксперимента по ЭМАЭ

Идея эксперимента по измерению ЭМАЭ заключается в создании силы Лоренца путем формирования локального электромагнитного воздействия на металлический образец, и при непрерывном воздействии магнитным полем создается достаточно большое по величине напряжение, приводящее к расширению трещин. При этом выделяется большое количество упругой энергии, что позволяет обнаружить сигналы АЭ вблизи дефектов с целью проведения неразрушающего контроля. Схема показана на рис. 2.

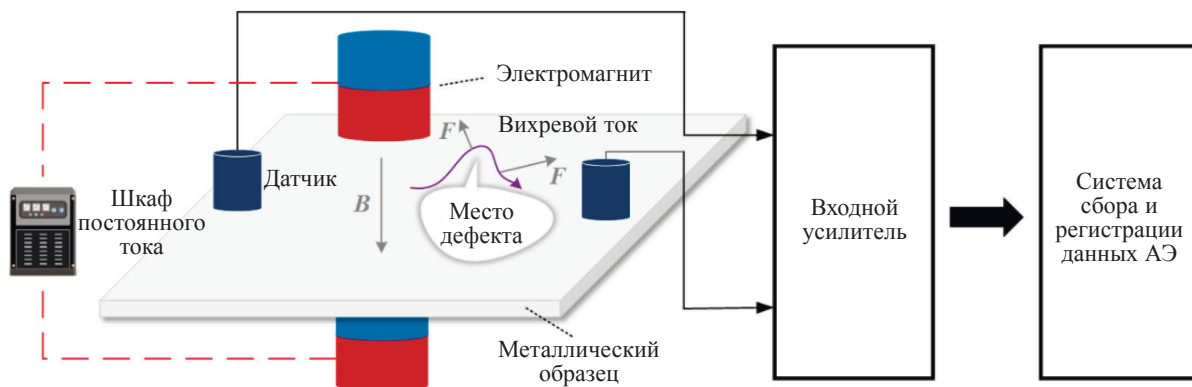


Рис. 2. Схема эксперимента по ЭМАЭ.

В частности, в эксперименте используется шкаф постоянного тока для питания электромагнита, создающего большое магнитное поле  $B$ . Когда на металлический образец действует сильное магнитное поле, в соответствии с принципом электромагнитной индукции, изменяющееся магнитное поле создает ток, а затем на участок дефекта действует лоренцева сила  $F$ , и из-за разного направления силы на дефект он продолжает расширяться [34, 35]. Когда  $F$  превысит определенное критическое значение, возникнет упругая или даже пластическая деформация, которая приведет к расширению трещины, стимулируя тем самым явление АЭ [36]. Генерируемый сигнал ЭМАЭ представляет собой импульсную волну напряжения, стимулированную внешней силой, которая по сути является механической вибрационной волной. Распространяясь по поверхности металлического материала, он попадает на датчик приемного устройства, и механический сигнал преобразуется в электрический для передачи на следующий уровень оборудования. Затем усиленный сигнал передается в систему сбора АЭ через входной усилитель для совместного восстановления исходного сигнала.

## 2) Экспериментальная установка

Мы используем цифровую систему сбора данных SAEU2S, электромагнит СН-130, источник тока с программным управлением Model-10030, фронтальный датчик SR150N, усилитель РА и компьютерную платформу для создания нового типа бесконтактного экспериментального устройства ЕМАЕ (см. рис. 3), которое обеспечивает инфраструктуру для проведения эксперимента. В частности, источник тока с программным управлением Model-10030 является устройством, обеспечивающим работу всей платформы экспериментальной системы, которая может поддерживать выходной ток в диапазоне от  $-33$  до  $33$  А и достигать возбуждения напряженности электромагнитного поля до  $1,7$  Т.

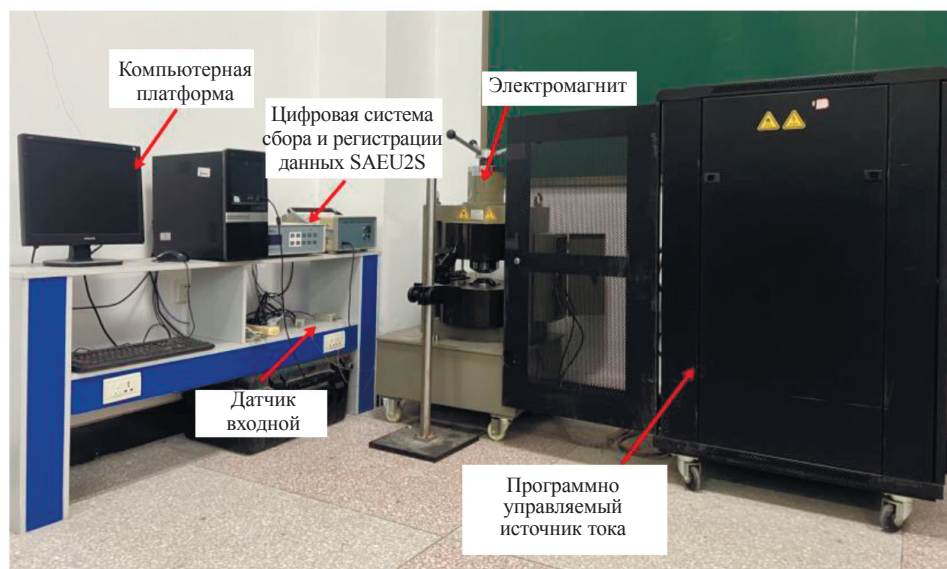


Рис. 3. Экспериментальная платформа.

Для изготовления образцов использовали алюминиевый сплав 6061 [37] и магниевый сплав AZ31B [38]. Тип повреждения образца — типичное круглое отверстие на месте трещины, а размеры образца следующие: алюминиевая пластина  $l \times w \times h = 330 \text{ мм} \times 100 \text{ мм} \times 1 \text{ мм}$ ; круглое отверстие  $d = 10 \text{ мм}$ ; трещина  $l \times w = 16 \text{ мм} \times 0,3 \text{ мм}$ . Размеры образца обозначены на рис. 4.

С помощью связующего вещества датчик располагается на расстоянии  $10$  см от дефекта металлического листа, магнитное поле создается в процессе плавного увеличения силы тока от  $0$  до  $20$  А. После нескольких повторных сравнительных экспериментов были получены сигналы с трех разных образцов, частотный диапазон сигнала акустической эмиссии был определен путем сравнительного анализа и предварительно подвергнут обработке для удаления большого пикового шума.

Для согласованности с экспериментами по моделированию сигнала ЭМАЭ к реальному зарегистрированному сигналу также добавили  $5$  дБ гауссового белого шума, обработанный сигнал ЭМАЭ показан на рис. 5. Из графика видно, что ОСШ низкое, а амплитуда информативных частот



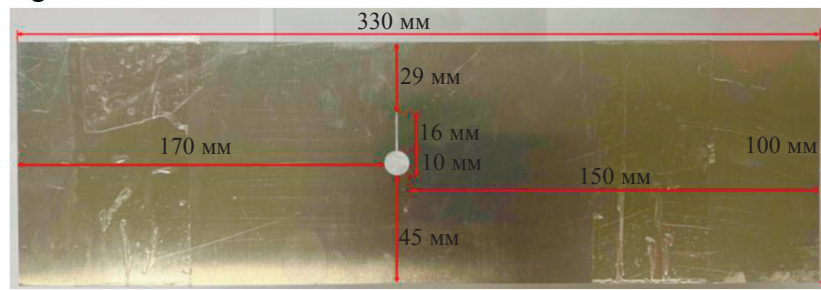


Рис. 4. Образец, используемый в эксперименте.

Таблица 3

Сравнение различных методов уменьшения уровня шума измеренных сигналов на образце из алюминиевого сплава 6061

| Модель      | ОСШ     | СКО        |
|-------------|---------|------------|
| ТРВМ—КК     | 09,4382 | 3,9380e-04 |
| ТРВМ—КРКА   | 12,6605 | 2,7175e-04 |
| ГАВР—КК     | 11,5423 | 3,0908e-04 |
| ГАВР—КРКА   | 13,6279 | 2,4311e-04 |
| ОСВРВМ—КК   | 12,4457 | 2,7855e-04 |
| ОСВРВМ—КРКА | 13,0311 | 2,6040e-04 |

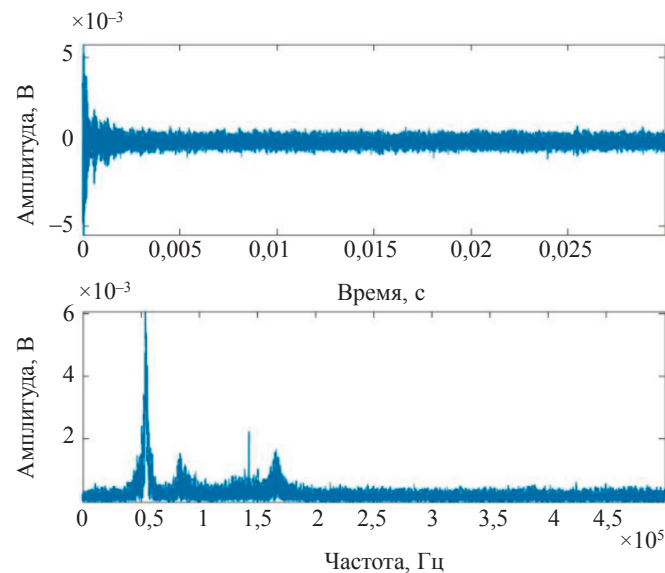


Рис. 5. Амплитуда сигнала, полученного на образце из алюминиевого сплава 6061, во временной и частотной областях.

в спектре сигнала размыта, что подтверждает необходимость снижения шума в сигналах ЭМАЭ, полученных в реальных условиях эксплуатации. Для того чтобы лучше продемонстрировать эффект снижения шума предложенной схемы, в качестве объекта анализа выбираются первые 2048 точек во временной области реальных зафиксированных сигналов ЭМАЭ.

### 3) Анализ уменьшения шума сигналов в эксперименте

В эксперименте с целью анализа шумоподавления экспериментальных сигналов использовались методы ТРВМ, ГАВР и ОСВРВМ, а сигналы ЭМАЭ анализировались и обрабатывались методами скрининга и оценочными индексами, аналогичными методам обработки сигналов при моделировании. В табл. 3 представлены результаты шумоподавления.

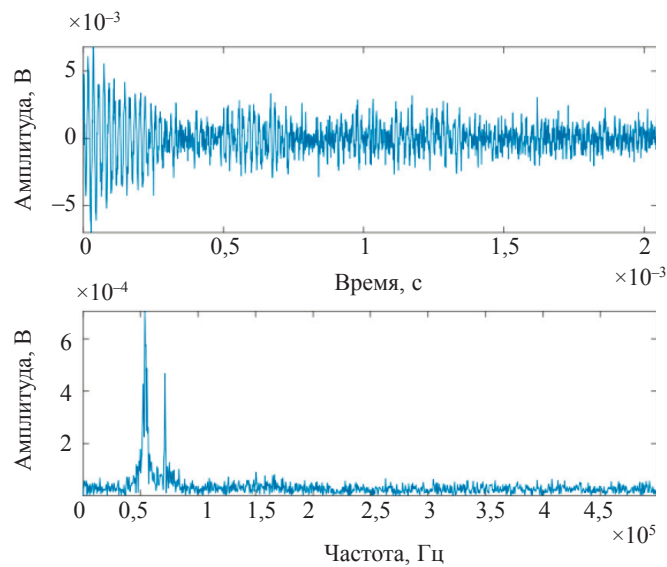


Рис. 6. Амплитуда сигнала, полученного на образце из алюминиевого сплава 6061, во временной и частотной областях с гауссовым белым шумом.

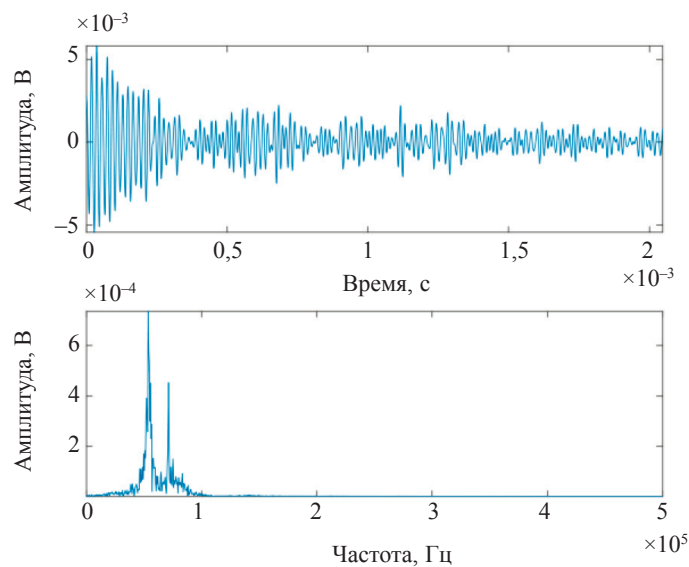


Рис. 7. Амплитуда сигнала, полученного на образце из алюминиевого сплава 6061, во временной и частотной областях после обработки методом ГАВР—КРКА.

Результаты анализа показывают, что теория КРКА имеет больше преимуществ при анализе корреляции по сравнению с КК, что позволяет более эффективно отсеивать шумовые составляющие и точно восстанавливать исходный сигнал. В частности, на рис. 7 показаны графики осциллограмм сигнала во временной и частотной областях после уменьшения шума с помощью модели ГАВР—КРКА. По сравнению с рис. 6, изменения обеих осциллограмм в основном одинаковы. Опять же, из табл. 3 видно, что ГАВР—КРКА имеет наибольшее значение ОСШ и наименьшее СКО, что доказывает, что этот метод обладает оптимальным эффектом шумоподавления.

Для дальнейшей проверки обобщающей способности разработанного метода анализа рассматривается также набор данных измерений на образце магниевого сплава AZ31В, который

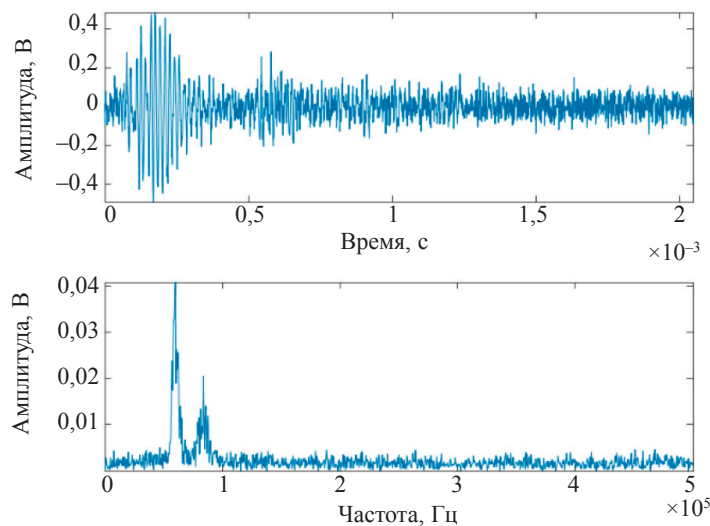


Рис. 8. Амплитуда сигнала, полученного на образце из магниевого сплава AZ31В, во временной и частотной областях с гауссовым белым шумом.

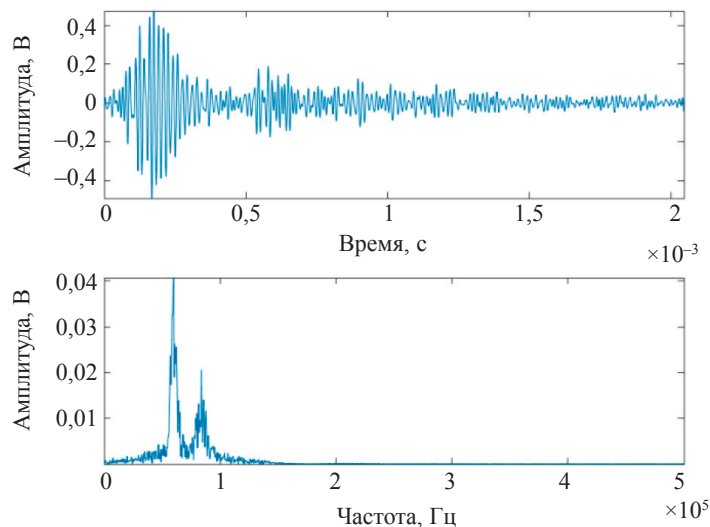


Рис. 9. Амплитуда сигнала, полученного на образце из магниевого сплава AZ31В, во временной и частотной областях после обработки методом ГАВР—КРКА.

был получен на базе той же экспериментальной установки, что и образец алюминиевого сплава 6061. На рис. 8, 9 поочередно показаны графики сигнала ЭМАЭ во временно-частотной области до и после удаления шума, полученные на образце из магниевого сплава как объекта исследования. Судя по визуальным данным, метод понижения шума в некоторой степени уменьшает количество неровностей и выпуклостей в исходном сигнале ЭМАЭ. Кроме того, в табл. 4 показаны различные методики численного сравнения результатов ослабления шума сигнала, измеренного на образце магниевого сплава. Аналогично, предлагаемый метод КРКА значительно превосходит другие методы по показателям ОСШ и СКО. На примере ОСШ КРКА может быть рассчитан как среднее увеличение примерно на 33,3 % в различных вариантах РВМ по сравнению с КК, что также является доказательством высокой эффективности уменьшения шума сигнала КРКА.

Таблица 4

Сравнение различных методик обработки результатов шумоподавления сигналов, измеренных на образце из магниевого сплава

| Модель             | ОСШ            | СКО           |
|--------------------|----------------|---------------|
| TPBM—КК            | 06,8579        | 0,0366        |
| <b>TPBM—КРКА</b>   | <b>11,5925</b> | <b>0,0212</b> |
| ГABP—КК            | 11,3401        | 0,0219        |
| <b>ГABP—КРКА</b>   | <b>13,0143</b> | <b>0,0180</b> |
| OCBPBM—КК          | 11,0085        | 0,0227        |
| <b>OCBPBM—КРКА</b> | <b>12,7771</b> | <b>0,0185</b> |

## 5. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В данной работе исследуется алгоритм шумоподавления на основе КРКА для решения задачи устранения шумовых помех, часто присутствующих в сигналах ЭМАЭ. В процессе построения РВМ данные по КРКА ЭМ и исходного сигнала используются для объективного отсеивания основных компонентов, а затем эффективный сигнал восстанавливается с помощью суперпозиции, преодолевая ограничение на пороговое значение КК. Результаты моделирования и экспериментов показывают, что модель РВМ—КРКА оказывает хорошее шумоподавляющее действие на сигнал ЭМАЭ, что способствует точному неразрушающему контролю материалов сплавов, имеет справочное значение для последующей идентификации нарушений, прогнозирования срока службы и раннего прогнозирования состояния материалов металлических компонентов. В будущем планируется применить метод КРКА к другим современным моделям, таким как ансамблевое разложение на эмпирические моды (АРЭМ), полагая, что это позволит получить лучшие результаты по снижению шума.

Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

Данная работа частично поддержана Фондом естественных наук Чунцинской муниципальной комиссии по науке и технике (cstc2019jcyj-msxmX0505).

## СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Liu L., Chen L., Wang Z., Liu D. Early fault detection of planetary gearbox based on acoustic emission and improved variational mode decomposition // IEEE Sens. J. 2020. V. 21. No. 2. P. 1735—1745.
2. Su Y., Dong L., Pei Z. Non-destructive testing for cavity damages in automated machines based on acoustic emission tomography // Sensors. 2022. V. 22. No. 6. P. 2201.
3. Ghorbani H., Farhangi H., Malekan M. Material characterization of long-term service-exposed GTD-111 nickel based superalloy // Eng. Fail. Anal. 2023. V. 148. P. 107061.
4. Rockenhäuser C., Rowolt C., Milkereit B., Darvishi Kamachali R., Kessler O., Skrotzki B. On the long-term aging of S-phase in aluminum alloy 2618A // J. Mater. Sci. 2021. V. 56. No. 14. P. 8704—8716.
5. Gwoździk M., Motylenko M., Rafaja D. Microstructure changes responsible for the degradation of the 10CrMo9-10 and 13CrMo4-5 steels during long-term operation // Mater. Res. Express. 2019. V. 7. No. 1. P. 016515.
6. Skalskyi V., Pochaps'kyi Y., Stankevych O., Klym B., Melnyk N. Application of the magnetoacoustic emission method for estimation of pipelines material state / In Degradation Assessment and Failure Prevention of Pipeline Systems. 2021. Springer. P. 217—229.
7. Chen X.Y., Wu X.Y., Liu F.F., Zeng B.H., Tu Y.M., Cao L.L. Acoustic emission signal-based non-destructive testing of carbon content of Pr-Nd alloys // Insight-Non-Destructive Testing and Condition Monitoring. 2022. V. 64. No. 9. P. 503—510.
8. Fricke L. V., Thürer S.E., Kahra C. et al. Non-destructive evaluation of workpiece properties along the hybrid bearing bushing process chain // J. Mater. Eng. Perform. 2023. V. 32. No. 15. P. 7004—7015.
9. Zheltonozhskaya M.V., Iyusyuk D.A., Chernyaev A.P., Kovacs T. Non-destructive method for determining the  $^{63}\text{Ni}$  activity in reactor steels and alloys // J. Radioanal. Nucl. Chem. 2023. P. 1—8.
10. Chang Y., Zhang X., Song S., Song Q., Shen Y. Rail crack defect recognition based on a multi-feature fusion algorithm using electromagnetic acoustic emission technique // Meas. Sci. Technol. 2023. V. 34. No. 11. P. 115002.
11. Sikorski W. Active dielectric window: A new concept of combined acoustic emission and electromagnetic partial discharge detector for power transformers // Energies. 2019. V. 12. No. 1. Art. No. 1.

12. Lin Q., Lyu F., Yu S., Xiao H., Li X. Optimized denoising method for weak acoustic emission signal in partial discharge detection // IEEE Trans. Dielectr. Electr. Insul. 2022. V. 29. No. 4. P. 1409—1416.
13. Guo J., Xie R., Wang Y., Xiao L., Fu J., Jin G., Luo S. Variational mode decomposition for NMR echo data denoising // IEEE Trans. Geosci. Remote Sens. 2023. V. 61. P. 1—14.
14. Li Z., Cai D., Wang J. et al. Machine learning based dynamic correlation on marine environmental data using cross-recurrence strategy // IEEE Access. 2019. V. 7. P. 185121—185130.
15. Zhou Y., Peng M., Zuo X., Xu J. Correlation between friction coefficient and friction vibration in running-in process based on cross recurrence plots // J. Tribol. 2021. V. 144. No. 1.
16. Wei K., Zhang J., He Y., Yao G., Zhang Y. Faulty feeder detection method based on VMD-FFT and Pearson correlation coefficient of non-power frequency component in resonant grounded systems // Energies. 2020. V. 13. No. 18. P. 4724.
17. Hu H., Zhang L., Yan H., Bai Y., Wang P. Denoising and baseline drift removal method of MEMS hydrophone signal based on VMD and wavelet threshold processing // IEEE Access. 2019. V. 7. P. 59913—59922.
18. Yan H., Xu T., Wang P., Zhang L., Hu H., Bai Y. MEMS hydrophone signal denoising and baseline drift removal algorithm based on parameter-optimized variational mode decomposition and correlation coefficient // Sensors. 2019. V. 19. No. 21. P. 4622.
19. Dhandapani R., Mitiche I., McMeekin S., Mallela V.S., Morison G. Enhanced partial discharge signal denoising using dispersion entropy optimized variational mode decomposition // Entropy. 2021. V. 23. No. 12. P. 1567.
20. Li Y., Xiao L., Tang B., Liang L., Lou Y., Guo X., Xue X. A denoising method for ship-radiated noise based on optimized variational mode decomposition with snake optimization and dual-threshold criteria of correlation coefficient // Math. Probl. Eng. 2022. V. 2022.
21. Jiang Z., Xie J., Zhang J., Zhang X. Denoising method of pipeline leakage signal based on VMD and Hilbert transform // J. Sens. 2023. V. 2023.
22. Jiang Z., Guo G., Liu B. Application research of negative pressure wave signal denoising method based on VMD // Appl. Sci. 2023. V. 13. No. 7. P. 4156.
23. Dragomireskiy K., Zosso D. Variational mode decomposition // IEEE Trans. Signal Process. 2013. V. 62. No. 3. P. 531—544.
24. Ur Rehman N., Aftab H. Multivariate variational mode decomposition // IEEE Trans. Signal Process. 2019. V. 67. No. 23. P. 6039—6052.
25. Li Y., Tang B., Jiang X., Yi Y. Bearing fault feature extraction method based on GA-VMD and center frequency // Math. Probl. Eng. 2022. V. 2022. P. e2058258.
26. Li Q., Lai Y., Yang C., Cao D. Investigating electromagnetic acoustic emission signal processing based on optimized variational mode decomposition / In 2022 7th International Conference on Intelligent Computing and Signal Processing (ICSP), 2022. IEEE. P. 1863—1868.
27. Yao G., Wang Y., Benbouzid M., Ait-Ahmed M. A hybrid gearbox fault diagnosis method based on GWO-VMD and DE-KELM // Appl. Sci. 2021. V. 11. No. 11. Art. no. 11.
28. Ghosh S., Mitra A., Chakrabarti S., Sharma A. Data-driven strategy for appliance identification using phase-space reconstruction // IEEE Trans. Smart Grid. 2023.
29. Ma J., Yang M., Lin Y. Ultra-short-term probabilistic wind turbine power forecast based on empirical dynamic modeling // IEEE Trans. Sustain. Energy. 2019. V. 11. No. 2. P. 906—915.
30. Amiri A., Samet H., Ghanbari T. Recurrence plots based method for detecting series Arc faults in photovoltaic systems // IEEE Trans. Ind. Electron. 2022. V. 69. No. 6. P. 6308—6315.
31. Li Y., Cai D., Wang J., Sun X., Li Z., Zhang H., Wang N. Recurrence behavior statistics of blast furnace gas sensor data in industrial Internet of Things // IEEE Internet Things J. 2020. V. 7. No. 6. P. 5666—5676.
32. Yang Z., Yan W., Jin L., Li F., Hou Z. A novel feature representation method based on original waveforms for acoustic emission signals // Mech. Syst. Signal Pr. 2020. V. 135. P. 106365.
33. Zhang D., Ding W., Zhang B., Liu C., Han J., Doermann D. Learning modulation filter networks for weak signal detection in noise // Pattern Recogn. 2021. V. 109. P. 107590.
34. Kostin V.N., Filatenkov D.Y., Chekasina Y.A., Vasilenko O.N., Serbin E.D. Features of excitation and detection of magnetoacoustic emission in ferromagnetic objects // Acoust. Phys. 2017. V. 63. P. 237—244.
35. Kostin V.N., Vasilenko O.N., Filatenkov D.Y., Chekasina Y.A., Serbin E.D. Magnetic and magnetoacoustic testing parameters of the stressed-strained state of carbon steels that were subjected to a cold plastic deformation and annealing // Russ. J. Nondestruct. Test. 2015. V. 51. No. 10. P. 624—632.
36. Piotrowski L., Chmielewski M., Kowalewski Z. On the application of magnetoelastic properties measurements for plastic level determination in martensitic steels // J. Electr. Eng. 2018. V. 69. No. 6. P. 502—506.
37. Rudnytskyj A., Simon P., Jech M., Gachot C. Constitutive modelling of the 6061 aluminium alloy under hot rolling conditions and large strain ranges // Mater. Des. 2020. V. 190. P. 108568.
38. Cai C., Alves M.M., Song R., Wang Y., Li J., Montemor M.F. Non-destructive corrosion study on a magnesium alloy with mechanical properties tailored for biodegradable cardiovascular stent applications // J. Mater. Sci. Technol. 2021. V. 66. P. 128—138.