

*Р. Янелиукстис**, *Д. Мироновс*, *А. Сафоновс*

Riga Technical University, Institute of Materials and Structures, Latvia

**СТАТИСТИЧЕСКИЙ КОНТРОЛЬ ЦЕЛОСТНОСТИ КОМПОЗИТНЫХ
КОНСТРУКЦИЙ НА ОСНОВЕ АВТОМАТИЧЕСКОГО
ОПЕРАЦИОННОГО МОДАЛЬНОГО АНАЛИЗА¹
ОБЗОР**

*R. Janeliukstis**, *D. Mironovs*, *A. Safonovs*

**STATISTICAL STRUCTURAL INTEGRITY CONTROL OF COMPOSITE
STRUCTURES BASED ON AUTOMATIC OPERATIONAL MODAL ANALYSIS
REVIEW**

Keywords: operational modal analysis, structural health monitoring, damage, composite structure, statistical control

Operational modal analysis (OMA), as a passive technique, has found a practical application in structural health monitoring (SHM) of structures in service subjected to dynamic loading. The state of structural integrity is judged by exploring the changes of modal parameter values estimated with OMA. However, the entire framework of on-line damage identification and continuous monitoring is a complex one, involving several key building blocks. This work reviews the main steps in achieving a functionality of automatic damage identification in composite structures with a particular focus on wind turbine blades. Sensor instrumentation, extraction of damage-sensitive features from the measured response signals, removal of environmental influence, automatic classification of physical and spurious modes of the system and application of statistical control to obtain information on possible structural damage are discussed. The merits and limitations of OMA-based SHM approach for composite wind turbine blades are provided.

*Автор, с которым следует вести переписку: Rims.Janeliukstis_1@rtu.lv
Corresponding author: Rims.Janeliukstis_1@rtu.lv

¹Перевод с англ.

Ключевые слова: анализ модальный операционный, мониторинг состояния конструкции, повреждение, конструкция композитная, контроль статистический

Операционный модальный анализ (ОМА), как пассивный метод, нашел практическое применение в мониторинге состояния конструкций (МСК), подвергающихся динамическому нагружению. О состоянии конструкционной целостности судят, исследуя изменения значений модальных параметров, оцениваемых с помощью ОМА. Однако вся схема выявления повреждений в режиме онлайн и непрерывного мониторинга является сложной и включает несколько ключевых базисных блоков. В настоящей работе рассмотрены основные этапы для достижения функциональности автоматической идентификации повреждений в композитных конструкциях с особым акцентом на лопасти ветряных турбин. Обсуждены измерительная аппаратура, выявление признаков, чувствительных к повреждениям, из измеренных сигналов отклика, устранение влияния окружающей среды, автоматическая классификация физических и ложных мод системы и применение статистического контроля для получения информации о возможных повреждениях конструкции. Представлены преимущества и ограничения подхода МСК на основе ОМА для композитных лопастей ветряных турбин.

Введение

Композитные лопасти ветряных турбин (ЛВТ) — важный компонент установок, вырабатывающих энергию с помощью ветра. Ремонт их повреждений дорогостоящий и может составлять от 2 до 4% стоимости вырабатываемой ветровой энергии [1]. Согласно [2] около 85% установленных в настоящее время ЛВТ имеют дефекты. На сегодняшний день повреждения в ЛВТ выявляют путем периодических осмотров на основе камер, установленных на беспилотных летательных аппаратах, телескопической фотосъемки и осмотра людьми с помощью веревок/подвесных систем [3]. Однако эти подходы имеют многочисленные недостатки. Во-первых, человеческий фактор — могут быть допущены ошибки. Во-вторых, невозможно осмотреть каждую лопасть: регулярно осматривают только выборочную совокупность лопастей турбин [3]. Среди многих подходов к обнаружению конструкционных повреждений один из наиболее разработанных — вибрационный, при котором конструкционные модальные параметры, такие как собственные частоты, коэффициенты демпфирования и формы колебаний, идентифицируют для исходного состояния конструкции, предположительно не содержащей повреждений. Эти начальные значения модальных параметров служат базой, с которой сравнивают любые их последующие показания. Любое отклонение от совпадения может свидетельствовать о возникновении повреждения [4—7].

Следовательно, можно отслеживать эволюцию повреждения, контролируя значения модальных параметров. Важный аспект применения концепции мониторинга состояния конструкций (МСК) — автоматическая идентификация и отслеживание модальных параметров. Идентификацию конструкционно-модальных параметров крупных сооружений в ходе их эксплуатации часто осуществляют с помощью операционного модального анализа (ОМА), поскольку он дешевле и быстрее, чем традиционный экспериментальный модальный анализ (ЭМА) [8]. Во многих исследованиях изучают основанные на данных методы выявления информации о повреждениях конструкций исходя из идентифицированных модальных параметров. Эти методы по большей части основаны на многомерной статистике и машинном обучении. Наиболее часто используют анализ главных компонентов (РСА) [9, 10], анализ независимых компонентов [11], метод частных наименьших квадратов [12], дискриминантный анализ Фишера (ДАФ) [13], анализ Монте-Карло [14], алгоритм дискретизации Гиббса [15].

Цель настоящей работы — обзор ключевых компонентов процесса МСК на основе статистического контроля работающих композитных конструкций, в частности, лопастей ветряных турбин, с обсуждением прогресса автоматизации процедуры ОМА для достижения полной функциональности МСК в режиме онлайн.

1. Структура МСК на основе ОМА

Фундаментальное допущение ОМА заключается в том, что анализируемая система должна быть линейной и не изменяться во времени [16]. По сути, это пассивный метод МСК, при котором анализируют только отклик конструкции на внешние действующие силы, такие как ветер, движение транспорта и волны на воде. Эти возбуждающие силы в идеале должны быть широкополосными с характеристиками белого шума для возбуждения интересующей полосы частот, но саму возбуждающую силу не измеряют [16, 17]. Подход на основе ОМА пригоден для мониторинга крупной гражданской инфраструктуры, когда нет возможности точно измерить приложенную силу, использовать дорогостоящие возбудители или невозможно остановить работу сооружения [18]. Хотя ЭМА применяли при идентификации модальных параметров промышленных сооружений, возбуждение которых обеспечивали большими вибраторами или ударными молотами [19, 20], этот метод в основном используют в лабораторных условиях. Но основной недостаток ОМА заключается в том, что случайный характер возбуждения не может должным образом возбудить все частоты, следствием чего является потенциальное необнаружение имеющегося повреждения [21]. Хорошо известная проблема оценок модальных параметров на основе ОМА заключается в том, что они обычно зашумлены (ложные моды). Следовательно, точность ОМА для оцениваемых модальных параметров меньше, чем у ЭМА [6]. Кроме того, окру-

жающее возбуждение на практике также содержит гармонические составляющие, снижающие точность оценки модальных параметров, особенно коэффициента затухания [22]. Для отделения этих гармонических составляющих от конструкционных необходимо применять специальные процедуры. Например, описано применение статистического распознавания образов [23] или метода, включающего случайное уменьшение измеренного отклика [24]. Другой подход заключается в использовании статистических дескрипторов, таких как энтропия и кurtosis измеренного конструкционного отклика [25]. Функция плотности вероятности сигнала случайного отклика представляет собой нормальное распределение, тогда как для гармонического отклика она является детерминированной. Если отклик содержит как случайные, так и гармонические составляющие, энтропия отклика в частотной области будет максимальной на всех возбуждаемых частотах, кроме частоты возбуждения, где она будет минимальной. Максимальная энтропия H_{\max} полностью определяется стандартным отклонением σ сигнала отклика [25]

$$H_{\max} = \log_2 \sigma \sqrt{2\pi e}, \quad (1)$$

где e — основание натурального логарифма. Следовательно, значения энтропии для спектра отклика будут лежать в интервале $H \in [0; H_{\max}]$. Анализ кurtosis — простой метод, оценивающий, насколько случайный процесс похож на гауссовский [25]:

$$K^* = K - 3 = \frac{1}{N\sigma^2} \sum_{i=1}^N (x_i - \mu)^4 - 3, \quad (2)$$

где K — кurtosis сигнала отклика; K^* — кurtosis сигнала отклика с учетом того, что кurtosis процессов с гауссовым распределением равен 3; N — количество наблюдений; μ — среднее значение наблюдений. Следовательно, значение K^* является показателем того, насколько «далеко» от случайного процесса находится анализируемый отклик. Известно, что для чисто гармонических сигналов $K^* = -1,5$ [26].

Ключевые этапы создания МСК на основе ОМА в режиме онлайн показаны на блок-схеме рис. 1. Первый этап — это датчики и их пригодность для измерения отклика в реальных условиях эксплуатации. Второй этап связан с оценкой модальных параметров по измеренным откликам конструкции с использованием оценок ОМА. Этот этап в настоящей работе подробно не рассматривали, поскольку основное внимание в обзоре уделено разделу идентификации повреждений посредством МСК. Третий этап включает анализ признаков, чувствительных к повреждениям, извлеченных на втором этапе. Кроме того, необходимо отделить эффект повреждения от эффекта изменения воздействий окружающей среды, таких как температура и влажность, как описано в четвертом этапе. На пятом этапе предусмотрены решения по автоматизации признаков, чувствительных к повреждениям.



Рис. 1. Блок-схема МСК на основе ОМА.

Этот этап необходим для онлайн-мониторинга повреждений без необходимости вмешательства пользователя в этот процесс. Наконец, шестой этап демонстрирует применение статистического контроля для автоматической идентификации повреждений (обнаружение, локализация, количественная оценка).

2. Пленочные пьезоэлектрические датчики в ОМА

2.1. Свойства. Датчики общего типа, используемые в приложениях ОМА, основаны на пьезоэлектричестве и представляют собой акселерометры, в том числе цирконат-титанат свинца (ЦТС). Эластичная легкая пластиковая пленка, обладающая пьезоэлектрическими свойствами, изобретена в 1969 г. Каваи [27]. Было предложено использовать её в качестве датчика для динамических конструкционных измерений. Пленка изготовлена из поляризованного полукристаллического фторидного полимера, называемого поливинилиденфторидом (ПВДФ) [17, 28, 29]. Доступны пленки ПВДФ разного размера. Пьезоэлектрический пленочный преобразователь, приклеенный к конструкции, показан на рис. 2.

Результаты сравнения преимуществ и недостатков пьезоэлектрических пленок ПВДФ и других популярных датчиков в сообществах МСК,

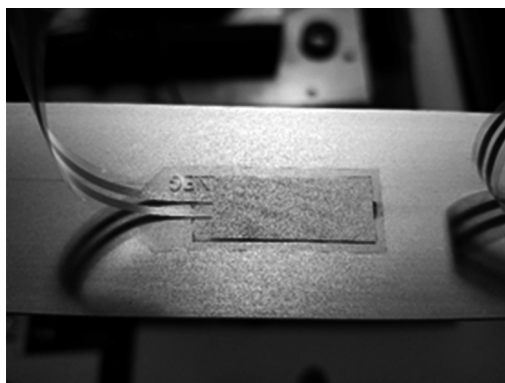


Рис. 2. Пьезоэлектрический плёночный датчик ПВДФ для измерений колебаний [30].

Табл. 1

Сравнение характеристик пленочных датчиков ПВДФ и других популярных датчиков в приложениях МСК [31—37]

ЦТС	Акселерометр	ВБР
<p>Улучшенные электромеханические характеристики, большая рабочая температура, возможны статические измерения, хорошо разработаны методы калибровки</p>	<p>Преимущества</p> <p>Лучшая ударопрочность, 3D-акселерометры позволяют проводить 3D-измерения, отработанная технология, возможно экранирование от электромагнитных помех</p>	<p>Низкая электропроводность (защита от электромагнитных помех и молнии), коррозионная и водостойкость, доступны разные геометрические формы, легко встраивается в конструкцию, высокое отношение сигнал/шум и низкое затухание сигнала, распределенное считывание легко достигается с помощью мультиплексирования</p>
<p>Большая плотность, малая эластичность, хрупкость, токсичность свинца, дорогое вспомогательное оборудование, недостаточная динамическая характеристика, которую необходимо компенсировать</p>	<p>Недостатки</p> <p>Малая эластичность, массовая нагрузка снижает точность оценки модальных параметров, пренебрежимо малый размер может повлиять на аэродинамические характеристики конструкции, не может быть встроен в конструкцию, полезен только для измерения колебаний, большая стоимость</p>	<p>Хрупкое защитное покрытие из акрилатного волокна, может потребоваться температурная компенсация, диапазон рабочих частот недостаточен для большинства промышленных применений, значительно высокая стоимость</p>

а именно, ЦТС, акселерометров и датчиков из волоконных брэгговских решеток (ВБР), приведены в табл. 1.

Материал ПВДФ превосходит материалы других типов датчиков по многим параметрам [29, 38]:

- широкая полоса частот (10^{-3} до 10^9 Гц),
- большой динамический диапазон (10^{-8} до 10^6 psi),
- высокая эластичность (2—4 ГПа по сравнению с 43 ГПа у ЦТС),
- низкая плотность (1780 кг/м³ по сравнению с 7500 кг/м³ у ЦТС и 5700 кг/м³ у ВаTiO₃),
- высокая диэлектрическая прочность – выдерживает сильные электрические поля (75 В/μм), при которых большинство пьезоэлектрических керамических материалов деполяризуются,
- высокая механическая и ударная прочность (10^9 до 10^{10} Па),
- высокая химическая стабильность — сопротивление влажности (влагопоглощение $< 0,02\%$), большинству химических веществ, окислителям и интенсивному ультрафиолетовому излучению.

Датчики на основе пьезоэлектрических пленок являются экономичным решением для МСК. Они намного дешевле (~ 10 евро за штуку), чем акселерометры, которые для промышленного применения могут стоить сотни евро [36]. Акселерометры обычно увеличивают массовую нагрузку на конструкцию и имеют существенный размер, влияющий на модальные и аэродинамические свойства конструкции. Это в большей степени актуально для аэрокосмической отрасли, где обычно испытывают легкие конструкции. Кроме того, пьезопленочные датчики измеряют деформации в продольном направлении (сжатие/растяжение), что во многих случаях полезно. Пленки также легки и могут быть плотно приклеены к поверхности или встроены внутрь композитной конструкции [39]. Кроме того, если измеряют только динамическую составляющую деформации, то можно использовать современные пьезопленки, не требующие балансировочных схем, как, например, мост Уитстона для тензорезисторов [39]. Кроме того, пленочные датчики ПВДФ можно изготовить разной формы и прикрепить к поверхностям с помощью имеющихся в продаже клеев. В техническом описании SDT [40] указано, что пленки ПВДФ можно приклеивать к поверхности с помощью двусторонней клейкой ленты. Эта возможность значительно упрощает монтаж пленочных датчиков ПВДФ на конструкции по сравнению с другими датчиками. Кроме того, при таком поверхностном наклеивании пленки ПВДФ можно монтировать и снимать с поверхности несколько раз [41]. По сравнению с измерениями ускорения измерения динамической деформации оказались чувствительными к небольшим локальным повреждениям [42—44], что является еще одним позитивным обстоятельством для использования пленочных датчиков ПВДФ вместо акселерометров в концепции МСК.

Слабые стороны пленочного материала ПВДФ следующие [28, 45]:

- относительная диэлектрическая проницаемость 12 по сравнению с 1200 у ЦТС и 1700 у ВаTiO₃;

— коэффициент $d_{31} = 23 \cdot 10^{-12}$ К/Н по сравнению с $110 \cdot 10^{-12}$ К/Н у ЦТС и $78 \cdot 10^{-12}$ К/Н у BaTiO_3 ;

— меньшая максимальная рабочая температура (100°C по сравнению с 135°C у пленки из сополимера).

В [35, 36] рассмотрено добавление преусилителей к чувствительному элементу для обеспечения возможности использования более длинных измерительных кабелей. Показано, что имеется значительный разброс чувствительности отдельных преобразователей в сети датчиков; следовательно, датчики с преусилителями не оптимальны для точных измерений. Более того, каждый отдельный преобразователь в более крупной сети необходимо калибровать индивидуально, что трудозатратно [35]. Другая проблема связана с условиями окружающей среды: в [36] описано, что влажность привела к короткому замыканию в преусилителях пленочных преобразователей, что сделало невозможным выполнение измерений. Авторы этой же работы также утверждали, что преусилители могут быть серьезно повреждены сильными электромагнитными полями. Таким образом, пленки ПВДФ лучше использовать без предварительного усиления.

В нескольких исследованиях сравнивали измерения конструкционного отклика, выполненные с помощью тонкопленочного датчика ПВДФ и акселерометра [17] или тензодатчика [28]. Авторы пришли к выводу, что спектры, полученные при измерениях с помощью ПВДФ, содержат больше шума, особенно в области более низких частот. Этот эффект может быть связан с плохим электромагнитным экранированием датчиков ПВДФ. Несколько других источников указывают на чувствительность пленочных датчиков ПВДФ к электромагнитным помехам [41, 46]. Электромагнитное экранирование пленочных датчиков ПВДФ можно улучшить, согнув пленку и поместив ее в литой пластиковый корпус [40].

2.2. Коммерческие продукты. Компания Accelent Technologies разработала инновационные решения для МСК металлических и композитных конструкций с применением сенсорных технологий. SMART Layer® представляет собой чрезвычайно тонкую диэлектрическую пленку, содержащую сеть взаимосвязанных пьезоэлектрических датчиков. Возможна установка разных типов датчиков – ЦТС, волоконно-оптических датчиков, датчиков температуры и т. д. SMART Layer® протестирован в суровых условиях с колебаниями влажности и температуры. SMART Layer® может быть встроен в конструкцию или установлен на её поверхности [47]. SMART Layer® показан на рис. 3—а. Другой продукт Piezotech® включает электроактивные сополимеры P (VDF-TrFE) (коммерческое название Piezotech® FC) с монтажной платой, непосредственно напечатанной на бумаге [48]. Чувствительный элемент чрезвычайно легкий, эластичный (модуль упругости не более 5 ГПа при пластичности до 300%) и чувствительный (чувствительность в диапазоне от миллипаскалей до гигапаскалей) в широкой полосе частот (в диапазоне от миллигерц до гигагерц). Эти печатные полимеры химически стабильны и имеют низкое энергопо-

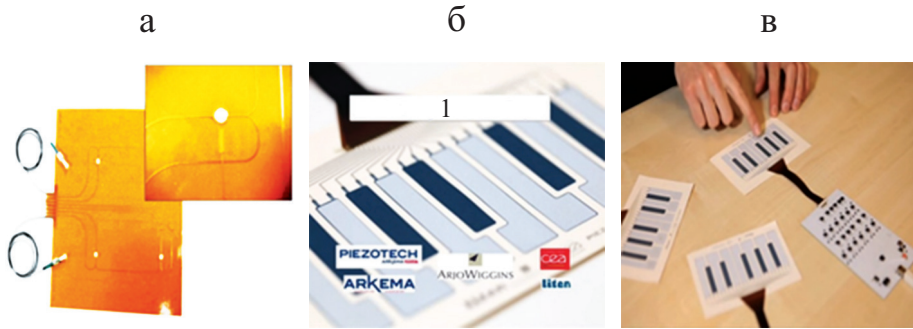


Рис. 3. Разные изделия из пьезоэлектрической тонкой плёнки: SMART Layer[®] компании Accelent Technologies, приспособленный к МСК [47] (а); Piezotech[®] FC компании Piezotech[®] & Arkema [48] (б); образцы реальных датчиков Piezotech[®] FC [48] (в).
1 — печатная клавиатура на бумаге.

требление. Они предназначены для использования в направлении d_{33} (по толщине). Этот продукт показан на рис. 3—б, в. По сравнению с гомополимером ПВДФ Piezotech[®] FC обладает следующими достоинствами: более высокой термостабильностью, улучшенным коэффициентом связи (0,15 у ПВДФ по сравнению с 0,3 у P (VDF-TrFE)), пригоден для печати и обладает улучшенными пьезоэлектрическими характеристиками (большее значение d_{33}) [48].

2.3. Практические применения. Возможности зондирования пьезоэлектрическими пленками продемонстрированы во многих исследованиях. В [35] сеть из 32 равномерно распределенных пьезоэлектрических пленочных датчиков измеряла отклик конструкции масштабной модели ветровой турбины высотой 1,75 м. Датчики прикрепили к продольным балкам башни ветрогенератора с помощью двустороннего эластичного скотча. Такую же систему измерения использовали на полномасштабной радиолокационной башне аэропорта высотой 24 м [36]. Авторы утверждали, что, хотя

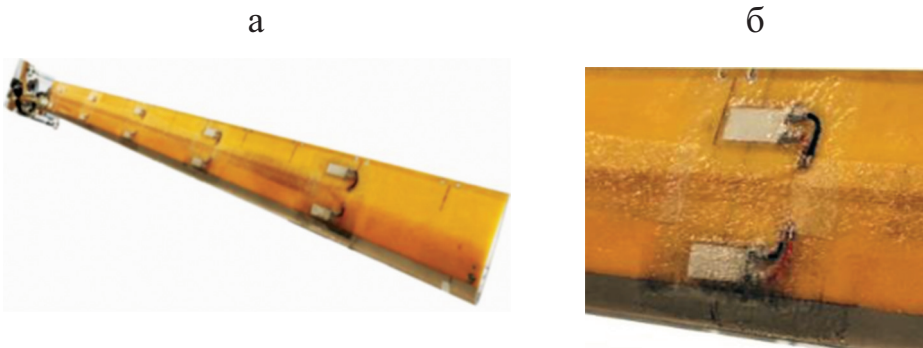


Рис. 4. Поверхность композитной лопасти (а) с пьезоэлектрические пленочными датчиками (б) [39].

измерения для процедуры ОМА были успешными, предусилители для пленочных датчиков ПВДФ были нестабильными. Попытку использовать пьезопленочные датчики без предусилителей задокументировали в [30]. В [49] на модели трубопровода установили в общей сложности 168 пьезоэлектрических тонкопленочных преобразователей ПВДФ. Несколько участков трубопровода зарыли в землю. Установили, что измерительная система проявляла чувствительность к некоторым помехам, включая акустическое возбуждение. В [39, 50] датчики из пленки ПВДФ прикрепили к поверхности вертолетной лопасти из полимерного стеклопластика. Удалось выполнить ОМА конструкции и выявить модальные параметры лопасти при вращении на номинальных частотах, что невозможно при использовании ЭМА в статическом режиме. Датчики защитили покрытием из тонкого стекломата, пропитанного эпоксидной смолой (рис. 4). Это позволило защитить сеть датчиков от воздействия центробежных сил и сильного ветра. Еще одним преимуществом покрытия было то, что оно обеспечивало гладкую аэродинамическую поверхность лопасти, предотвращая тем самым чрезмерную турбулентность, которая могла бы повлиять на результаты эксперимента.

3. Фильтрация данных

В широком смысле МСК можно разделить на управляемый данными или основанный на моделях [7]. Важным преимуществом МСК, управляемого на основе данных, является то, что полезную информацию о состоянии конструкции можно получить исключительно из измеренных данных без необходимости разработки сложных физических моделей конструкции и моделирования последствий повреждения. Это несомненное достоинство подхода, основанного на данных, поскольку, во-первых, построение детальных физических моделей требует больших вычислительных ресурсов [51—53] и, во-вторых, влияние повреждений конструкции всегда можно аппроксимировать только в физических моделях. Для достаточно крупных конструкций, находящихся в эксплуатации, разработка точных физических моделей затруднена, а измерения в поврежденном состоянии не всегда возможны [7].

Общая идея концепции машинного обучения для МСК заключается в следующем. Сначала устанавливают базовое или эталонное состояние конструкции путем выявления чувствительных к повреждению признаков из измеренного отклика конструкции. Многократные наблюдения этих признаков сортируют в так называемые векторы признаков. Количество наблюдений признаков влияет на достоверность результатов идентификации повреждений. Выявленные признаки затем используют контролируемым или неконтролируемым образом для изучения закономерностей, связанных с повреждением, на основе существующих данных и, возможно, для предсказания развития деградации конструкции. В [54] указано, что

контролируемое машинное обучение (МО) часто имеет преимущества по сравнению с неконтролируемым МО, во-первых, благодаря более высокой точности обнаружения повреждений и, во-вторых, большими возможностями идентификации повреждений. С другой стороны, неконтролируемое МО может быть более подходящим для практических применений мониторинга больших сооружений. Причина заключается в том, что в действительности отсутствуют какие-либо предварительные сведения о поврежденном состоянии конструкции. Следовательно, трудно получить маркированные данные, содержащие разнообразную информацию о повреждении, такую как местоположение повреждения, его серьезность, тип и т. д., подходящие для обучения классификатора или регрессионной модели. Во многих исследованиях, использующих подход контролируемого машинного обучения, авторы используют либо смоделированные данные о колебаниях, либо эксплуатационные данные (колебания или систему контроля и сбора данных (СКСД)), где необходимые маркеры обычно предоставляют эксперты.

По всем упомянутым пунктам в настоящем обзоре основное внимание уделено подходу МСК, управляемому данными, с использованием МО и, в частности, неконтролируемому МО, поскольку этот подход больше подходит для мониторинга больших конструкций в условиях эксплуатации.

3.1. Чувствительные к повреждению признаки (ЧПП). Решение о состоянии конструкционной целостности обычно не может быть принято путем прямого изучения первичных измерений отклика конструкции. Вместо этого информация о повреждении содержится в ЧПП, выявленных из этих откликов [55, 56]. В процедуре ОМА эти признаки основаны на модальности. Наиболее распространенные модальные ЧПП — собственные частоты анализируемой конструкции. Собственные частоты и коэффициенты демпфирования являются глобальными конструктивными параметрами. Следовательно, в отличие от точной идентификации формы колебаний для определения собственных частот и коэффициентов затухания не требуется плотная сеть датчиков. Однако в отличие от коэффициентов демпфирования собственные частоты также более устойчивы к шуму [57]. Анализ собственных частот является одним из наиболее разработанных и дешевых подходов к выявлению повреждений. Контроль собственных частот также широко применяют для выявления отклонений конструкции от проектных значений: например, в фундаментах ветряных турбин [58]. Однако в [59] указано, что собственные частоты не являются оптимальным показателем для выявления повреждений в композитных ЛВТ. В [55] указано, что собственные частоты более чувствительны к факторам внешней среды, чем к фактическому повреждению.

Моды колебаний конструкции содержат пространственную информацию о повреждении. Так, формы мод высокого порядка более чувствительны к повреждению. Формы мод менее чувствительны к влиянию температуры и влажности по сравнению со значениями собственных частот [55]. ЧПП, основанный на формах мод, представляет собой модальный критерий до-

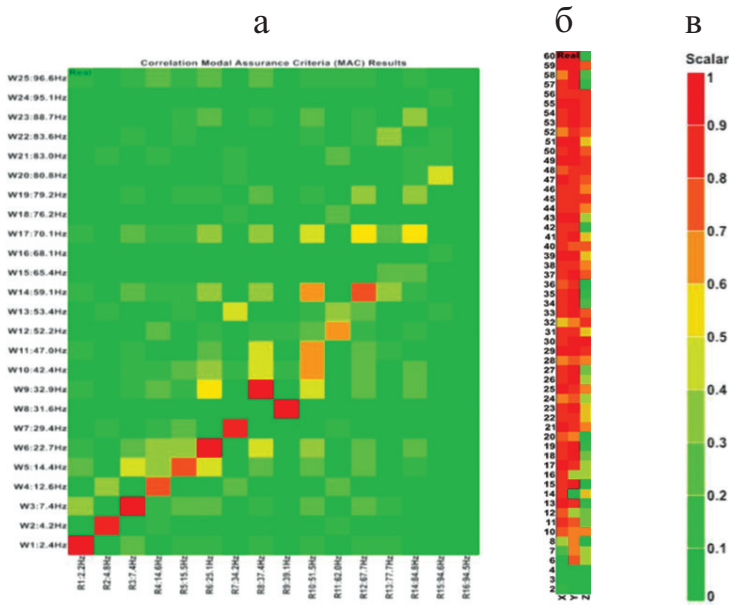


Рис. 5. ЧПП формы мод, применяемые для проверки качества идентифицированных векторов формы мод композитной полноразмерной ЛВТ: MAC (а); СОМАС (б); цветовая шкала для MAC и СОМАС (в) [62].

верия (modal assurance criterion — MAC), определяющий относительную корреляцию между формами мод (от 0 до 1), вычисляемый как [60]

$$MAC(\{\phi_i\}, \{\phi_j\}) = \frac{\left| \{\phi_i^T\} \{\phi_j\}^* \right|^2}{\left(\{\phi_i^T\} \{\phi_i^*\} \right) \left(\{\phi_j^T\} \{\phi_j^*\} \right)}, \quad (3)$$

где $\{\phi_i\}$ и $\{\phi_j\}$ — векторы формы разных мод. Обычно MAC отображают в виде матрицы, в которой формы колебаний из одного набора сравнивают с такими же формами колебаний из другого набора. Значения корреляции, близкие к единице, указывают на то, что формы мод подобны. Пример MAC, сравнивающий смоделированные и экспериментально определенные формы мод ЛВТ, показан на рис. 5—а. Оценку повреждения можно выполнить с использованием MAC, сравнив формы колебаний неповрежденной конструкции и той же конструкции с повреждением. Другой широко применяемый ЧПП на основе формы моды — модальный критерий достоверности координат (coordinate modal assurance criterion — СОМАС), сравнивающий каждую степень свободы i из L пар векторов формы мод колебаний [61]:

$$COMAC(i) = \frac{\sum_{l=1}^L \left| \{\phi_1\}_{i,l}^T \{\phi_2\}_{i,l} \right|^2}{\sum_{l=1}^L \{\phi_1\}_{i,l}^2 \cdot \sum_{l=1}^L \{\phi_2\}_{i,l}^2}. \quad (4)$$

Пример СОМАС, сравнивающий две формы мод колебаний ЛВТ для всех трансляционных и вращательных степеней свободы, показан на рис. 5—б.

Идея применения формы мод в качестве ЧПП заключается в том, чтобы использовать тот факт, что повреждение вызывает локальные ложные пики в амплитуде формы мод. Недостатком использования форм мод, в том числе более высокого порядка, является высокая плотность сетки датчиков, необходимая для достижения достаточной точности идентификации формы мод. Кроме того, процесс идентификации формы мод не является полностью автоматическим [55].

Другие модальные ЧПП, описанные в литературе, получают из спектральной плотности мощности (СПМ), в которой всю полосу пропускания делят на полосы частот $[f_1, f_2]$ около каждой собственной частоты. Ширину полосы частот можно установить от 10 до 20% от значения рассматриваемой собственной частоты. ЧПП вычисляют только для интервалов $[f_1, f_2]$. Эти ЧПП являются характеристиками среднего значения и разброса частот в полосе частот, например, центр частот (FC), корневая дисперсионная частота (RVF) и пиковый показатель (I_{peak}) определены в [55] как

$$FC = \frac{\int_{f_1}^{f_2} f \times s(f) df}{\int_{f_1}^{f_2} s(f) df}, \quad (5)$$

$$RVF = \sqrt{\frac{\int_{f_1}^{f_2} (f - FC)^2 \times s(f) df}{\int_{f_1}^{f_2} s(f) df}}, \quad (6)$$

$$I_{peak} = \frac{\sqrt{3}RVF}{FC(f_2 - f_1)}. \quad (7)$$

Другие ЧПП могут быть основаны на трансмиссивности, вычисляемой как отношение двух спектров отклика, измеренных при степенях свободы i и j [63]:

$$T_{i,j}(f) = \frac{Y_i(f)}{Y_j(f)}, \quad (8)$$

где Y — перемещение, скорость, ускорение или деформация [64]. При использовании функции трансмиссивности никаких предположений о природе сил возбуждения не требуется. Силы могут быть произвольными, однако интересующая полоса частот должна постоянно возбуждаться [64]. ЧПП как сумму трансмиссивности в интересующем диапазоне частот записывают как [65]

$$ST_{i,j} = \int_{f_1}^{f_2} T_{i,j} df. \quad (9)$$

Концепция выбора ЧПП только в полосах частот вокруг собственной частоты, а не во всей полосе частот СПМ выгодна как мера сокращения объема данных. Кроме того, для близко расположенных мод количество ЧПП можно еще уменьшить, объединив полосы частот [55]. Этот подход также эффективен для подавления шума в выявленных ЧПП [65].

3.2. Устранение воздействия окружающей среды. Изменения параметров окружающей среды и эксплуатационных, таких как температура, влажность, транспортные и ветровые нагрузки и т. д., контролируемой конструкции изменяют выявленные модальные ЧПП [66, 67]. Порядок величины этих изменений может быть равен или даже больше изменений, вызванных незначительным повреждением конструкции, что может привести к ложноположительному обнаружению повреждения. Этот фактор может сделать систему МСК ненадежной [68].

Для линейных конструкций влияние вводных данных можно устранить из выявленных ЧПП путем нормализации измеренных откликов [58]. Нормализацию можно выполнить путем вычитания среднего значения отклика для удаления смещения постоянного тока из измеренной временной последовательности

$$x_{\text{-DC}} = x(t) - \mu_x \quad (10)$$

или путем стандартизации откликов для нормализации разных амплитуд, обусловленных факторами окружающей среды. Однако этот подход применим только в том случае, если значения отклика распределены нормально:

$$Z_x = \frac{x(t) - \mu_x}{\sigma_x}. \quad (11)$$

Другой подход основан на анализе главных компонент (РСА) [68—71]. В этом методе измерение переменных окружающей среды, таких как температура и влажность, не требуется, поскольку их рассматривают как встроенные в измеренный сигнал отклика. Таким образом, влияние переменных окружающей среды присутствует в выявленных ЧПП.

Ключевая идея провести различие между влиянием переменных окружающей среды и повреждением включает следующие шаги [55].

1. Определение линейного подпространства, в котором лежат переменные окружающей среды.

2. Проецирование ЧПП в подпространство, ортогональное идентифицированному линейному подпространству.

В общем случае вектор ЧПП определяют как

$$\{X\} = f(T, h, \dots) + d(\theta), \quad (12)$$

где $f(T, h, \dots)$ — функция переменных окружающей среды: температуры T , влажности h и т.д.; $d(\theta)$ — функция переменной θ , связанная с повреждением.

Функцию $f(T, h, \dots)$ трудно идентифицировать. Таким образом, её разбивают на два последовательных отображения. Во-первых, нелинейное отображение N преобразует функцию $f(T, h, \dots)$ в новый вектор переменных окружения ξ

$$\{\xi\} = N(f(T, h, \dots)). \quad (13)$$

Функция нелинейного отображения N неизвестна и в её идентификации нет практической необходимости [55]. Затем используют линейное отображение Λ , чтобы связать этот новый вектор $\{\xi\}$ с вектором $\{X\}$, описывающим ЧПП, как

$$\{X\} = [\Lambda] \cdot \{\xi\} + d(\theta). \quad (14)$$

Переменные окружающей среды можно удалить, а содержательную информацию о повреждении сохранить, только если размерность $\{\xi\}$ меньше, чем количество признаков [55]. Для идентификации функции линейного отображения Λ можно использовать два разных подхода.

Идентификация на основе ковариации

Ковариационную матрицу вектора $\{X\}$ для ЧПП вычисляют как

$$[\Sigma_X] = E \left[\{X\} \cdot \{X\}^T \right] = E \left[[\Lambda] \cdot \{\xi\} + d(\theta) \right] \left[[\Lambda] \cdot \{\xi\} + d(\theta) \right]^T, \quad (15)$$

где E — математическое ожидание. Предполагают, что переменные окружающей среды имеют нулевое среднее значение, а ковариационная матрица является единичной [55]. Это предположение упрощает выражение (15) до

$$[\Sigma_X] = [\Lambda] \cdot [\Lambda]^T + [\Delta_\theta], \quad (16)$$

где $[\Delta_\theta]$ — диагональная ковариационная матрица $d(\theta)$. С другой стороны, ковариационную матрицу можно вычислить с помощью процедуры разложения по сингулярным числам (РСЧ) как

$$[\Sigma_X] = [U] \cdot [S] \cdot [U]^T, \quad (17)$$

где $[U]$ — ортонормированная матрица $[U] \cdot [U]^T = [I]$, столбцы которой определяют векторы главных компонент; $[S]$ представляет собой диагональную матрицу квадратов сингулярных значений s , ранжированных в порядке убывания:

$$[S] = \text{diag}(s_1^2, s_2^2, \dots, s_m^2, \dots, s_n^2). \quad (18)$$

Последующие диагональные элементы от m -го до n -го намного меньше первых m сингулярных значений, но неравные нулю в силу шума или

незначительных нелинейных эффектов. Индикатор, где m факторов вносят вклад в произвольный заданный процент e дисперсии наблюдаемых данных, равен [55, 68]

$$L = \frac{\sum_{i=1}^m s_i^2}{\sum_{i=1}^n s_i^2}. \quad (19)$$

Это доля объяснимой дисперсии. Параметр m определяется как наименьшее целое число, удовлетворяющее условию $L > e(\%)$. Таким образом, m переменных необходимы для объяснения $e\%$ дисперсии измеренных данных.

Основываясь на этой идее, матрицу $[U]$ также можно разбить на две части — $[U] = \begin{bmatrix} [U]_{1:m} & [U]_{m:n} \end{bmatrix}$, позволяющие идентифицировать $[\Lambda]$ и $[\Delta_\theta]$ как [55]

$$[\Lambda] = [U]_{1:m} \cdot \sqrt{[S]_{1:m}}, \quad (20)$$

$$[\Delta_\theta] = [U]_{m:n} \cdot [S]_{m:n} \cdot [U]_{m:n}^T. \quad (21)$$

Идентификация на основе данных

Процедуру РСЧ также можно выполнить непосредственно на векторе $\{X\}$ для ЧПП [55]

$$\{X\} = [U] \cdot \sqrt{[S]} \cdot [V]^T. \quad (22)$$

Этот подход, основанный на данных, имеет два недостатка по сравнению с основанным на ковариации. Во-первых, он менее эффективен в вычислительном отношении, поскольку РСЧ выполняются на большой прямоугольной матрице. Во-вторых, применение порога L как процента объяснимой дисперсии не является прямым и обычно не практикуется для этого подхода [55, 72].

Разложение ЧПП

После определения функции линейного отображения $[\Lambda]$ вектор переменных окружающей среды $\{\xi\}$ находят путем минимизации [55]

$$\|\{X\} - [\Lambda] \cdot \{\xi\}\|^2. \quad (23)$$

Выбор L_2 или евклидовой нормы $\|\cdot\|^2$ приводит к классической оценке методом наименьших квадратов, являющейся наиболее часто используемой [69, 70, 72]:

$$\{\xi\} = [S]_{1:m} \cdot [U]_{1:m}^T \cdot \{X\} = \left([U]_{1:m}^T \cdot [U]_{1:m} \right)^{-1} \cdot [U]_{1:m}^T \cdot \{X\} = [U]_{1:m}^T \cdot \{X\}. \quad (24)$$

Другие варианты оценки $\{\xi\}$ основаны на статистическом анализе [73]. Из подхода максимального правдоподобия (*оценка фактора Бартлетта*)

$$\{\xi\} = \left([\Lambda]^T \cdot [\Delta_\theta]^{-1} \cdot [\Lambda] \right)^{-1} \cdot [\Lambda]^T \cdot [\Delta_\theta]^{-1} \cdot \{X\}. \quad (25)$$

Из байесовского подхода (*оценка фактора Томсона*)

$$\{\xi\} = \left([I] + [\Lambda]^T \cdot [\Delta_\theta]^{-1} \cdot [\Lambda] \right)^{-1} \cdot [\Lambda]^T \cdot [\Delta_\theta]^{-1} \cdot \{X\}, \quad (26)$$

где $[I]$ — единичная матрица. В отличие от метода наименьших квадратов факторные оценки Томсона и Бартлетта учитывают ковариационную матрицу $d(\theta)$, присваивая меньший вес ЧПП с более высоким уровнем неопределенности. Эту концепцию используют в статистической теории оценки [74], она полезна, если для идентификации повреждений используют разные типы ЧПП с разным уровнем чувствительности к шуму, например, формы колебаний и собственные частоты.

Удаление влияния переменных окружающей среды из исходного вектора ЧПП дает вектор $\{d\}$, содержащий информацию исключительно о состоянии конструкции:

$$\{d\} = \{X\} - [\Lambda] \cdot \{\xi\}. \quad (27)$$

3.4. Автоматизация идентификации модальных параметров. Можно достичь полной функциональности МСК, автоматизировав выявление конструкционных модальных параметров из измеренных откликов на основе ОМА. Одна из самых больших проблем в автоматизации процесса выявления модальных параметров заключается в том, что традиционная модальная идентификация требует обширного взаимодействия со стороны опытного пользователя [75] для выявления физических и математических мод в большом количестве системных порядков [60].

До сих пор задача оператора заключалась в том, чтобы вручную определить физические полюса, изучив диаграмму стабилизации, показывающую полюса, оцененные с помощью оценщика ОМА на горизонтальной оси частот, а возрастающий порядок модели — на вертикальной оси. Порядок модели показывает количество мод в модели, используемой для согласования с измерениями отклика. Затем оператор может выбрать физические полюса, поскольку их значения стабильны с увеличением порядка модели, в то время как расчетные полюса имеют разброс. Тем не менее, результаты идентифицированных полюсов могут различаться, поскольку выбор стабильного полюса при другом порядке модели все равно даст несколько иные результаты. Кроме того, высокие уровни шума вносят дополнительную неопределенность в определение физических полюсов, поскольку диаграммы стабилизации становятся трудно интерпретируемыми. Таким образом, общепринятый инструмент оценки модальных параметров в ОМА

– диаграмма стабилизации – не может быть непосредственно использован для автоматической идентификации модальных параметров.

Критерии проверки

Безопаснее завязать порядок модели, чтобы убедиться, что выявляются все физические моды. Однако это также приводит к включению математических (ложных) мод в окончательный набор идентифицируемых параметров [8, 76]. Исследования автоматической идентификации модальных параметров проводят для отделения математических (ложных) мод от физических, тем самым очищая диаграмму стабилизации [16, 77]. Наиболее широко используемый подход — неконтролируемое МО, например, кластерный анализ — либо неиерархический [75, 78, 79], либо иерархический [80, 81].

Согласно [76] критерии разделения полюсов в стабилизационных диаграммах можно классифицировать на три группы – жесткие критерии, мягкие критерии и модальная неопределенность. Жесткие критерии проверки налагают строгие числовые значения, которым должны удовлетворять идентифицированные объекты. Например, коэффициент демпфирования должен быть положительным и не превышать некоторого порога; мода исключается, если она не встречается в комплексно-сопряженной паре и т. д. Мягкие критерии проверки — модальные показатели без строго заданных значений. Эти показатели используют, скорее, в статистической структуре для очистки диаграммы стабилизации. Несколько мягких критериев проверки включают относительные различия между модальными объектами. Метрику относительной разницы между скалярными значениями x_i и x_j определяют как [60]

$$d(x_i, x_j) = \frac{|x_i - x_j|}{\max(|x_i|, |x_j|)}. \quad (28)$$

Малая относительная разность указывает на хорошо стабилизированную моду, а высокая разность указывает на ложную [82]. Относительные различия могут быть рассчитаны между идентифицированными собственными частотами и коэффициентами демпфирования. Модальная передаточная норма (MTN), введенная в [83], обозначает меру вклада конкретной моды в общий отклик [82]. Модальный вклад в положительную спектральную плотность мощности (PSD+) в физических единицах скорости равен

$$\text{MTN}_{\alpha_i}^s = \max_f \sigma \left(\left[S_{aa_j}^+(f) \right] \right) = \max \sigma \left(\frac{\{\phi_j\} \{g_{dj}\}^T}{z - \lambda_{dj}} + \frac{\{\phi_j\} \{g_{dj}\}^T}{2\lambda_{dj}} \right), \quad (29)$$

где $\left[S_{aa_j}^+(f) \right]$ — сингулярная матрица; $\{\phi_j\}$ — вектор амплитуд моды j ; $\{g_{dj}\}$ — дискретный стохастический вектор участия моды j ; $z = e^{i2\pi f_j T}$

с T в качестве периода выборки. Аналогично можно рассчитать относительные различия между модальными нормами переноса. Модальная фазовая коллинеарность (МРС) измеряет сложность формы моды. Значения МРС безразмерны и лежат в диапазоне между 0 (совсем неколлинеарность) и 1 (совершенная коллинеарность) [82]:

$$\text{MPC}(\{\phi_j\}) = \frac{\left\| \text{Re}(\{\tilde{\phi}_j\}) \right\|_2^2 + \frac{1}{\epsilon_{\text{MPC}}} \text{Re}(\{\tilde{\phi}_j\}^T) \text{Im}(\{\tilde{\phi}_j\}) \left[2(\epsilon_{\text{MPC}}^2 + 1) \cdot \sin^2(\theta_{\text{MPC}}) - 1 \right]}{\text{Re}(\{\tilde{\phi}_j\})_2^2 + \text{Im}(\{\tilde{\phi}_j\})_2^2}, \quad (30)$$

где

$$\{\tilde{\phi}_{j0}\} = \{\phi_{j0}\} - \frac{\sum_{0=1}^{n_y} \{\phi_{j0}\}}{n_y}, \quad \epsilon_{\text{MPC}} = \frac{\left\| \text{Im}(\{\tilde{\phi}_j\}) \right\|_2^2 - \left\| \text{Re}(\{\tilde{\phi}_j\}) \right\|_2^2}{2 \text{Re}(\{\tilde{\phi}_j\}^T) \text{Im}(\{\tilde{\phi}_j\})},$$

$$\theta_{\text{MPC}} = \arctg \left(\left| \epsilon_{\text{MPC}} \right| + \text{sign}(\epsilon_{\text{MPC}}) \sqrt{1 + \epsilon_{\text{MPC}}^2} \right).$$

При возбуждении конструкции силой, отличной от идеального белого шума, выявленные модальные параметры неизбежно содержат неопределенность, называемую модальной неопределенностью и представляющую разброс идентифицированных значений параметров [76]. Эти критерии работают, учитывая относительно большой разброс значений ложных модальных данных по сравнению с данными физических полюсов.

Статистическая структура

После оценки модальных параметров с помощью оценщика ОМА следующий этап — применение критериев проверки к модальным параметрам-кандидатам. Затем физические режимы группируют с использованием неконтролируемого обучения. Наконец, вычисляют статистические показатели для устранения любых выбросов, обнаруженных в группах. Этапы подхода модальной идентификации описаны в табл. 2.

На этапе I количество времен запаздывания корреляционных функций влияет на спектральное разрешение. С одной стороны, спектральное разрешение должно быть достаточно большим, чтобы успешно охарактеризовать все моды. С другой стороны, оно должно быть как можно меньше, чтобы уменьшить влияние шума. В [84, 85] указано, что число 512 точек задержки по времени является оптимальным.

На этапе II устойчивую агломерационную иерархическую кластеризацию можно выполнить с использованием программного обеспечения

Matlab Statistics Toolbox [16]. Каждый кластер формируется путем вычисления матрицы расстояний $[D]$ между всеми полюсами, оцененными для разных порядков n . Количество полюсов в одном кластере определяется как $N_P = \max(n_{\text{model}}) - n_{NC}$, где n_{model} — максимальный порядок модели, а n_{NC} — количество порядков, не учитываемых при кластеризации. Полюс добавляется в кластер, если его значение находится в заданном частотном интервале, зависящем от чистоты данных. Для зашумленных данных необходим больший частотный интервал. После формирования кластера для последующих кластеров рассматриваются только оставшиеся полюса, где вычисляются новые матрицы расстояний.

Кластеризацию нечетких С-средних также можно выполнить в Matlab Statistics Toolbox [16]. Идентифицированные кластеры можно дополнительно сгруппировать в два класса на основе точности классификации: кластеры с четко определенными физическими полюсами (коэффициент классификации $>50\%$) и кластеры с вычислительными полюсами или плохо определенными физическими полюсами (коэффициент классификации $<50\%$). В [16] описано использование следующих пяти критериев проверки: переменная 1 — стандартные отклонения собственных частот $\sigma_{f1}, \sigma_{f2}, \dots, \sigma_{fn}$; переменная 2 — стандартные отклонения коэффициентов демпфирования $\sigma_{\zeta1}, \sigma_{\zeta2}, \dots, \sigma_{\zeta n}$; переменная 3 — вероятность успешной идентификации (количество полюсов в каждом кластере/максимальное количество полюсов, которое может содержать кластер); переменная 4 — $\frac{\phi_{MPC>0,8}}{\sum_i \phi_i}$ и переменная 5 — $\frac{\phi_{MPD<10^\circ}}{\sum_i \phi_i}$. Значения переменных нормализуют для сравнения разных масштабов переменных. Результаты расчистки карты стабилизации представлены на рис. 6. Исходная карта стабилизации изображена на рис. 6—а, а идентифицированные кластеры физических

Табл. 2

Процедура автоматической идентификации модальных параметров с помощью ОМА [16, 76]

Этап	Исполнение
1	2
I Идентификация модальных параметров с помощью оценщика ОМА	Вычислить корреляции между измеренными откликами Методы идентификации в частотной области — используют быстрое преобразование Фурье для положительных временных задержек корреляционных функций Методы идентификации во временной области – применяют непосредственно к матрице с авто- и взаимокорреляционными функциями
II	
Устранить как можно больше математических полюсов, используя жесткие критерии проверки и порог модальной частотной неопределенности	

1	2
<p>III</p> <p>Двухэтапная кластеризация для группировки физических мод</p>	<p>Использовать значения частот для группирования мод с помощью надежной агломерационной иерархической кластеризации или алгоритма нечеткой кластеризации C-средних</p> <p>Получены кластеры, каждый из которых представляет группу модальных параметров (собственные частоты, коэффициенты затухания и формы колебаний) с близкими значениями</p> <p>Уточнить результаты кластеризации на основе значений MAC</p> <ul style="list-style-type: none"> • Матрицу расстояний между n модами вычисляют как $[D] = \begin{bmatrix} d_{11} & \dots & d_{1n} \\ \dots & \dots & \dots \\ d_{n1} & \dots & d_{nn} \end{bmatrix} .$ <p>Например, расстояние между модами i и j равно</p> $d_{ij} = 1 - \text{MAC}_{ij}$ <ul style="list-style-type: none"> • Автоматически вычислить пороговое значение d_{ij} для группирования мод <p>Сохранить максимальные и минимальные значения каждой строки матрицы $[D]$ в векторах</p> $\{\text{MAX}\} = \{d_{1\max} \dots d_{n\max}\}, \{\text{MIN}\} = \{d_{1\min} \dots d_{n\min}\} .$ <p>Порог вычисляют с учетом средних значений этих векторов: $d_{\text{MAC}} = \frac{1}{2}(\mu_{\max} + \mu_{\min})$</p> <ul style="list-style-type: none"> • Для каждой строки $[D]$ моды группируются, если $d_{ij} < d_{\text{MAC}}$
<p>IV</p> <p>Обнаружение и устранение выбросов в каждом кластере на основе анализа коробчатой диаграммы</p>	<p>Таким образом, создается n подмножеств мод</p> <p>Выбросы в данных можно легко обнаружить с помощью коробчатых диаграмм, не зная основного распределения истинных мод</p> <ul style="list-style-type: none"> • Верхние и нижние пределы в коробчатых диаграммах устанавливают как $L_U = Q_3 + 1,5IQR, L_L = Q_1 - 1,5IQR,$ <p>где Q_3 и Q_1 — третье и первое квартильные значения данных выборки соответственно; $IQR = Q_3 - Q_1$ — межквартильный размах.</p> <p>Данные, не находящиеся между верхним и нижним пределами, считаются выбросами и исключаются. Этот процесс повторяют до тех пор, пока не будут устранены все выбросы</p>

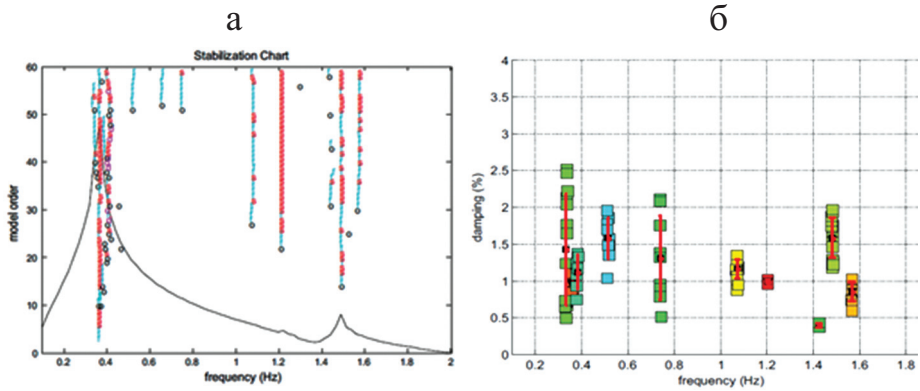


Рис. 6. Оценка устойчивых полюсов системы: *а* — пример диаграммы стабилизации порядок моды—частота (Гц) ветровой турбины с помощью оценщика *p*-LSCF; *б* — зависимость демпфирование—частота (Гц), иллюстрирующая результаты агломеративной иерархической кластеризации для автоматического определения полюсов (с указанием среднего значения и стандартного отклонения) [16].

мод — на рис. 6—б. Идентифицированные кластеры имеют высокий показатель успешности идентификации (т.е. 80%) и соответствуют устойчивым линиям на диаграмме стабилизации. Включение переменных 4 и 5 улучшило результат классификации двух последних кластеров, соответствующих слабо возбужденным модам более высокого порядка. Аналогичный результат с двухэтапной кластеризацией представлен на рис. 7.

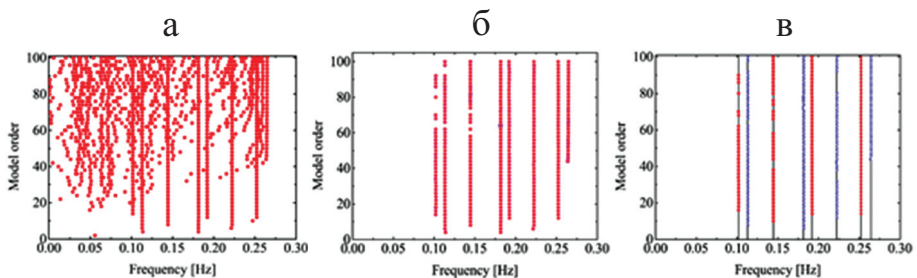


Рис. 7. Удаление математических полюсов из диаграммы стабилизации порядок моды—частота (Гц): *а* — по умолчанию; *б* — очищенной с использованием жестких критериев и критериев модальной неопределенности; *в* — с последующей обработкой с использованием двухэтапного кластерного подхода (значения частоты + МАС) [76].

4. Статистический контроль

К выявленным ЧПП применяют статистический контроль, чтобы сделать вывод о состоянии конструкционной целостности. В случае, когда измерения конструкционного отклика доступны только для неповрежденной конструкции, статистические алгоритмы, работающие с выявленными ЧПП, относятся к неконтролируемому типу [56]. Метрика сходства между базовыми признаками и полученными из данных определенных в последующих по времени измерениях, вычисляют для оценки того, демонстрируют ли новые данные отклонения от исходного состояния [68]. Метрики сходства указывают на различия между значениями признаков в пространстве признаков. В МСК расстояние Махаланобиса (MD) представляет собой метрику подобия, используемую в режиме неконтролируемого обучения для выявления отклонений от нормального конструкционного состояния [54, 86, 87]. MD работает путем обнаружения выбросов в многомерном пространстве признаков. Выбросы могут быть связаны с повреждением конструкции, хотя также известно, что на поведение конструкции влияет и воздействие окружающей среды (см. раздел 3.2). MD применим только к нормально распределенным данным с достаточным объемом выборки [88]. MD определяют как

$$MD(X) = \sqrt{([X_o] - \{\mu_X\})^T [\Sigma_X]^{-1} ([X_o] - \{\mu_X\})}, \quad (31)$$

где $[X_o]$ — потенциальный выброс; $[X] \in R^{n \times N}$ — матрица, содержащая несколько векторов значений эталонных признаков, идентифицированных в моменты времени t_k , $k = 1, 2, \dots, N$; $\{\mu_X\}$ — вектор, содержащий средние значения каждого столбца $[X]$; $[\Sigma_X]$ — ковариационная матрица $[X]$ (см. *Идентификация на основе ковариации*). Преимущество MD заключается в том, что он является простым и эффективным в вычислительном отношении методом. Другие метрики расстояния, используемые в приложениях МСК, — евклидово расстояние, косинусное расстояние и расстояние Хаусдорфа [65].

Для выявления возможных повреждений в неконтролируемом режиме строят *контрольную карту (control chart)* [89—91]. Общую теорию контрольных карт впервые разработали в [92]. Контрольные карты, построенные по принципам этой теории, называют “*контрольными картами Шухарта*” [56]. Тип контрольных карт Шухарта — так называемая *контрольная карта X-bar*, отслеживающая изменения средних признаков и идентифицирующая наблюдения за признаками, не согласующимися с данными за прошедший период [56]. Другой тип контрольных карт Шухарта — *S-контрольная карта*, отслеживающая изменения стандартного отклонения значений признаков [56]. Стандартное отклонение выборки рассчитывают для каждого независимого вектора ЧПП в матрице признаков $[X]$. Следовательно, если признаки ЧПП отсортированы как век-

тор-столбцы в матрице $[X]$, то $\sigma_j = \text{std}(x_{ij})$. Среднее значение стандартного отклонения — $\bar{\sigma} = \text{mean}(\sigma_j)$.

Контрольную карту строят путем проведения двух линий: центральной линии (CL) и дополнительной горизонтальной линии, соответствующей верхнему пределу (UCL), задаваемых как [68]

$$CL = \bar{\psi}, \quad (32)$$

$$UCL_X = CL + \alpha\sigma_\psi, \quad (33)$$

где ψ — значение или переменная, на основе которой строится контрольная карта, а черта сверху обозначает среднее значение. Нижний индекс X обозначает карту X -bar; $\bar{\psi}$ может быть либо средним значением вектора ЧПП [56] (среднее значение какой-либо меры подобия, например, [68]), либо даже средним значением стандартных отклонений $\bar{\sigma}$ ЧПП (для S -контрольных карт) [56]; значение α можно принять равным 3, что соответствует достоверности 99,7% [68, 93]. Однако в [94] приведены значения $\alpha = 1:4,5$. В [95] также рассматривали нижний контрольный предел управления:

$$LCL_X = CL - \alpha\sigma_\psi. \quad (34)$$

Идея заключается в том, что значения признаков в идеале должны располагаться между верхним и нижним пределами, чтобы их можно было рассматривать как исходящие из нормального конструкционного состояния. Кроме того, в том же исследовании вместо стандартного отклонения авторы использовали термин стандартной ошибки σ / \sqrt{N} для ужесточения допуска на ошибку с увеличением количества наблюдений. Критериями предупреждения о повреждении, использованными в [68], были MD процент превышения UCL и отношение MD между неповрежденным и поврежденным состояниями. Для S -контрольных карт рассчитывают следующие коэффициенты, зависящие от количества наблюдений признаков n [92]:

$$c_4 = \frac{4(n-1)}{4n-3}, \quad (35)$$

$$B_3 = 1 - \frac{3}{c_4 \sqrt{2(n-1)}}, \quad (36)$$

$$B_4 = 1 + \frac{3}{c_4 \sqrt{2(n-1)}}. \quad (37)$$

Верхний и нижний контрольные пределы для S -контрольных карт равны $UCL_S = B_4 \bar{\sigma}$ и $LCL_S = B_3 \bar{\sigma}$ [56]. Нижний индекс S обозначает S -контрольную карту.

Как можно вывести из уравнения (33), установка значений UCL и LCL напрямую влияет на возможность выявления поврежденного состояния. Слишком низкое значение коэффициента α приведет к слишком большому количеству ложных срабатываний, и наоборот, — слишком высокое значение α — к слишком большому количеству пропущенных срабатываний (ложноотрицательных результатов). Один из способов оценить правильность установки α — вычисление равномерно сбалансированного показателя F_1 [96]:

$$\text{precision} = \frac{tp}{tp + fp}, \quad (38)$$

$$\text{recall} = \frac{tp}{tp + fn}, \quad (39)$$

$$F_1 = \frac{2 \cdot \text{precision} \cdot \text{recall}}{\text{precision} + \text{recall}}, \quad (40)$$

где tp обозначает истинно положительные классификации (наблюдения класса 1 (поврежденные) правильно классифицируются как класс 1); fp обозначает ложноположительные классификации (наблюдения класса 0 (неповрежденные) неправильно классифицируются как класс 1 (поврежденные)); fn обозначает ложноотрицательные классификации (наблюдения класса 1 (поврежденные), неправильно отнесенные к классу 0 (неповрежденные)). Увеличение показателя F_1 свидетельствует об увеличении качества обнаружения повреждений.

В отличие от контрольных карт Шухарта контрольные карты экспоненциально-взвешенных скользящих средних (EWMA) [9, 97] более совершенны и могут использоваться, когда вариация среднего значения признаков невелика [56]. Карту EWMA определяют как средневзвешенное значение предыдущего наблюдения $i-1$ и текущего наблюдения i наблюдаемого значения признака $x(i)$:

$$z(i) = \lambda x(i) + (1 - \lambda)z(i-1), \quad (41)$$

где λ — постоянная в диапазоне $0 < \lambda \leq 1$, а начальное значение установлено как центральная линия и равно среднему значению вектора средних значений ЧПП: $CL = z(0) = \{\overline{\mu_X}\}$.

Контрольную карту EWMA строят путем построения зависимости $z(i)$ от номера выборки i со следующими контрольными пределами [56]:

$$UCL_{EWMA} = \{\overline{\mu_X}\} + \alpha\sigma\sqrt{\frac{\lambda}{2-\lambda}} \left[1 - (1-\lambda)^{2i} \right], \quad (42)$$

$$LCL_{EWMA} = \{\overline{\mu_X}\} - \alpha\sigma\sqrt{\frac{\lambda}{2-\lambda}} \left[1 - (1-\lambda)^{2i} \right]. \quad (43)$$

Авторы [98] предложили модифицировать стратегию контроля EWMA, включив адаптивные пороги для повышения устойчивости системы статистического контроля к выбросам данных. В [56] отмечено, что контрольные карты EWMA более чувствительны к наличию повреждений по сравнению с \bar{X} -bar и S -контрольными картами.

Контрольные карты Хоттеллинга T^2 используют для анализа взаимосвязи нескольких признаков [7]. Для p признаков с p -нормальным распределением верхний контрольный предел рассчитывают на основе F -распределения:

$$UCL = \frac{p(m+1)(m-1)}{m^2 - mp} F_{\gamma, p, m-p}, \quad (44)$$

где m — количество наблюдений за признаками; γ — вероятность, что наблюдение будет выходить за пределы управления. Пример статистических контрольных карт для мониторинга повреждений показан на рис. 8. Сравнивают статистические контрольные карты \bar{X} -bar, S и EWMA для неповрежденного и поврежденного состояний. Более характерные наблюдения в случае использования EWMA — превышение контрольных пре-

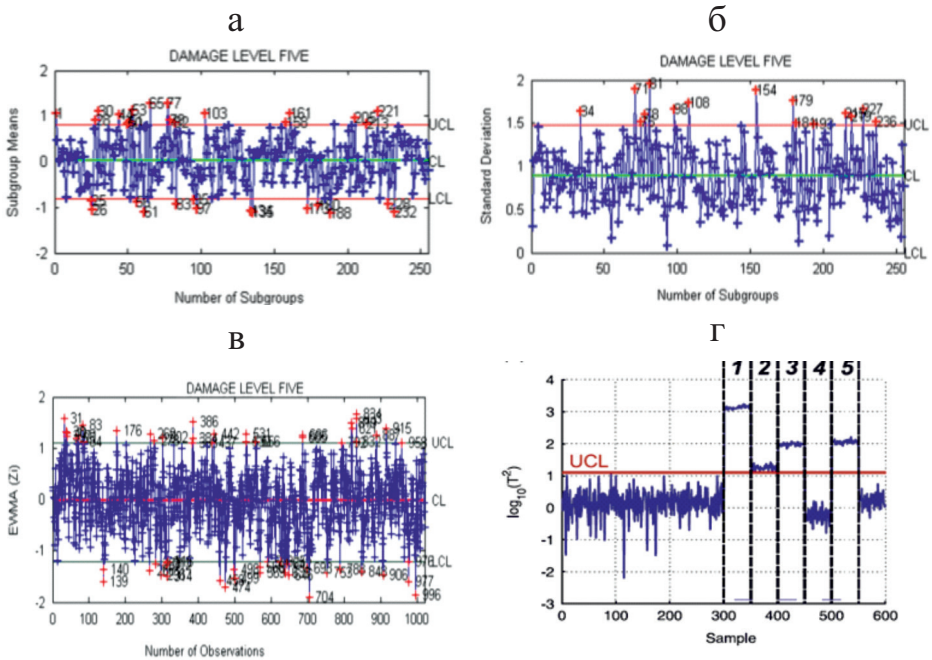


Рис. 8. Разные типы статистических контрольных карт, применяемых для мониторинга повреждений: а — карта \bar{X} -bar — подгруппы средних—количество подгрупп; б — S -карта — стандартное отклонение—количество подгрупп; в — EWMA—количество наблюдений [56]; г — карта Хотеллинга ($\log(T^2)$)—выборка для модальных ЧПП, отслеживающих состояние работоспособности конструкции в пяти местах.

делов с возникновением повреждений по сравнению с неповрежденной конструкцией. Эти признаки содержат информацию о повреждениях и могут быть идентифицированы после изучения карт статистического контроля. Контрольные карты Хоттеллинга T^2 применили для мониторинга расстояния Махаланобиса [7], как показано на рис. 8—2. Значения ЧПП в поврежденном конструкционном состоянии начинают значительно отклоняться от UCL , что зафиксировали датчики 1—5. Исключение — датчик 4, не обнаруживший повреждение.

Авторы в [98] предложили использовать показатель производительности, называемый частотой ложных срабатываний (FAR), характеризующий устойчивость статистического контроля к шуму и неточностям:

$$FAR = 100 \frac{N_f}{N_n}, \quad (45)$$

где N_f — количество наблюдений, ложно идентифицированных как ошибки; N_n — общее количество наблюдений.

Идентификация повреждений — это более широкий термин, используемый для характеристики повреждения. Идентификация (переход от низших к высшим уровням иерархии МСК, предложенной в [99]) включает в себя обнаружение, локализацию, оценку тяжести и прогноз повреждения [99]. В [87] продемонстрировали, что применение анализа главных компонент (PCA) и MD может охватывать почти весь спектр иерархии МСК, предложенной в [99]. Обнаружение повреждений иллюстрируют данные рис. 9—а, оценку их величины с помощью MD — рис. 9—б, локализацию повреждений с помощью MD на каждом датчике — рис. 9—в; деградацию жесткости конструкции — данные рис. 9—г. В качестве признаков использовали собственные частоты композитной лопасти ветряной турбины. Красной пунктирной линией отмечен UCL , а цветными линиями показан уровень CL для каждого значения жесткости. Значительный скачок индекса новизны (*novelty index*) при уменьшении жесткости на 30% находится выше UCL , что может свидетельствовать о повреждении.

Следует отметить, что неправильная классификация повреждений возможна для некоторых откликов, имеющих сходные значения MD. Из данных рис. 9—б видно, что одна точка значений MD, соответствующая среднему повреждению, ближе к значениям, связанным с большим повреждением. Вероятность неправильной классификации зависит от типа и количества используемых ЧПП. В [87] использовали только собственные частоты. Добавление форм мод колебаний, MAC, COMAC или других признаков значительно уменьшит вероятность ошибочной классификации.

В [57] обнаружили наличие добавочной массы, локализовали ее и оценили степень опасности, используя собственные частоты полноразмерной композитной ЛВТ и статистическое распознавание образов. ЛВТ возбуждали ветром и вручную метлами, пытаясь имитировать случайное

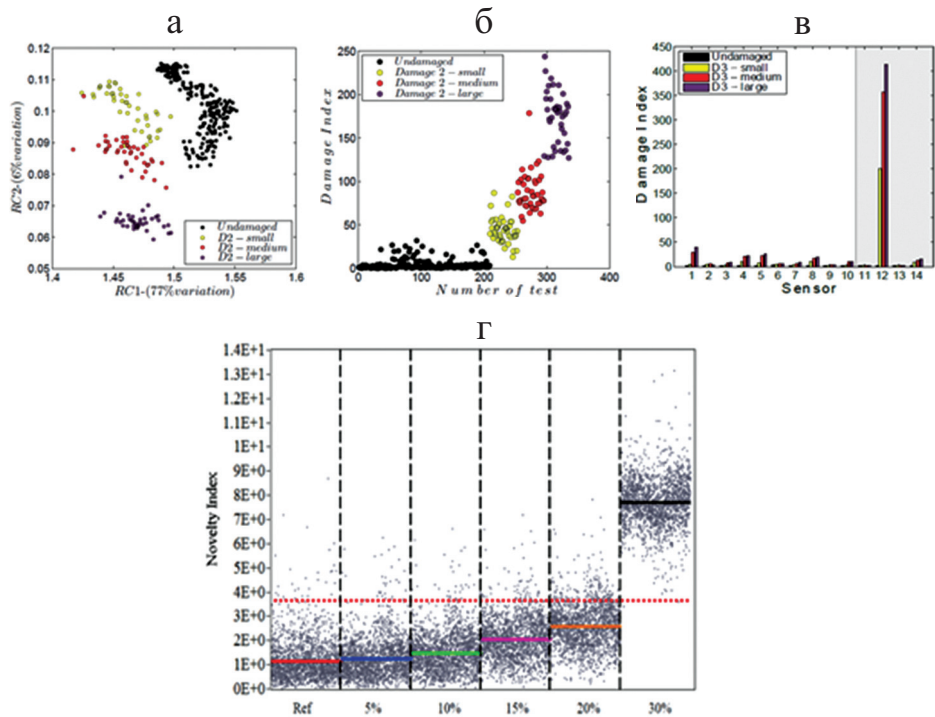


Рис. 9. Результаты идентификации повреждений с использованием обнаружения новизны с помощью метрики расстояния Махаланобиса: а — обнаружение повреждений [87]; б — оценка серьезности повреждений [87]; в — локализация повреждений [87]; г — обнаружение повреждения, смоделированного снижением жесткости конструкции с использованием собственных частот как признаков [87].

возбуждение от ветра. Отклик измеряли одноосными акселерометрами. Основная идея заключалась в том, что невозможно экспериментально измерить все данные, необходимые для автоматизации выявления разных случаев повреждения. Следовательно, только данные для неповрежденного состояния экспериментально измерили на реальной полномасштабной ЛВТ, в то время как данные для поврежденного случая смоделировали численно с помощью метода конечных элементов (МКЭ). Метод идентификации повреждений на основе добавленной массы приведен в табл. 3, иллюстрирующей рабочий процесс с основными комментариями. Идея добавленной массы заключается в том, что она является псевдодефектом в том смысле, что, подобно реальному повреждению, присутствие добавленной массы локально модифицирует массу конструкции, влияя на её отклик. Однако в отличие от реального повреждения никакой деградации конструкции не происходит. Более того, этот подход позволяет проводить параметрическое исследование, при котором влияние повреждения можно исследовать в разных местах конструкции, а тяжесть повреждения можно варьировать, изменяя величину массы [100]. Тем не менее, хотя этот

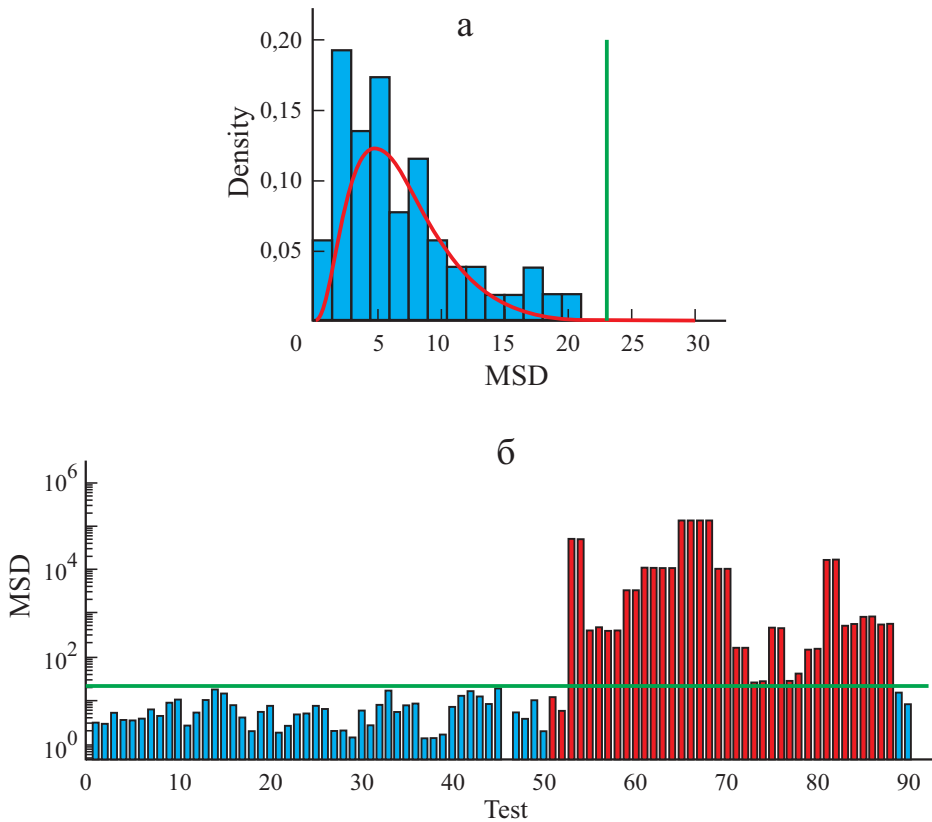


Рис. 10. Обнаружение новизны на основе квадрата расстояния Махаланобиса (MSD) в композитной лопасти ветряной турбины с использованием собственных частот в качестве признаков: а — гистограмма плотность—значения MSD (\square), подогнанное распределение χ^2 (—) и пороговое значение MSD (98-го перцентиля распределения χ^2 (- - -); б — тестовые примеры, превышающие порог MSD (- - -), помечены как поврежденные [57].

подход хорошо работает для демонстрации концепции идентификации повреждений, его практическое применение в МСК реальных действующих конструкций вызывает сомнения.

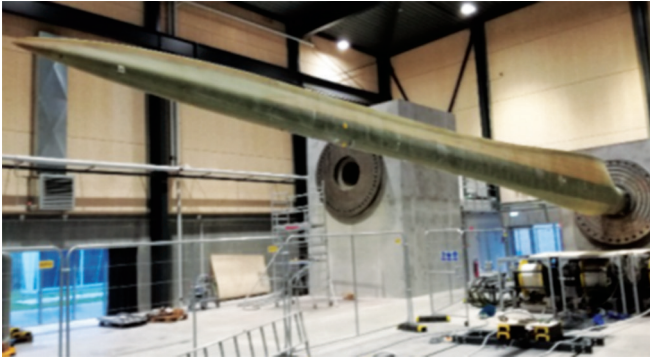
Исследование с применением машинного обучения для различения разных состояний конструкции на основе изменений модальных параметров представлено в [101]. Исследовали полноразмерную ЛВТ из стеклопластика, возбуждаемую установкой, вызывающей её свободные колебания. ЛВТ, установленная на испытательном стенде в консольной конфигурации, показана на рис. 11—а. Измерили отклик на ускорение, а для определения собственных частот и коэффициентов демпфирования к профилям затухания свободных колебаний применили непрерывное вейвлет-преобразование. Информация о фазе вейвлета позволила выявить многочисленные экземпляры пар модальных параметров. График

Статистическая процедура распознавания образов для идентификации добавленной массы [57]

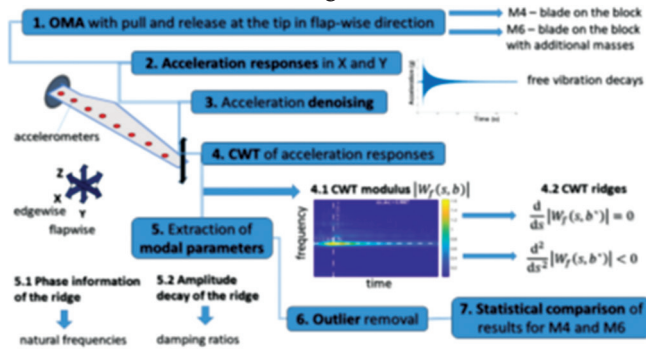
Неповрежденное состояние	<p>Экспериментально получают данные о конструкционном отклике только для неповрежденной конструкции</p> <p>Построить многомерный вектор признаков $\{X\}$ собственных частот</p> <p>Используют частоты с наименьшим коэффициентом вариации и те, значения которых лучше всего согласуются с конечно-элементной моделью</p> <p>Вычислить статистическое распределение $\{X\}$</p> <p>Проверка нормальности частотного распределения с использованием критерия хи-квадрат</p> <p>Определить среднее значение $\{\mu_X\}$ и ковариацию $[\Sigma_{XX}]$ частотного распределения</p>
Поврежденное состояние	<p>Численное моделирование данных для разных сценариев повреждения путем изменения местоположения и величины приложенной массы</p>
Статистическое распознавание образов	<p>Объединить эти данные для построения статистических моделей и классификаторов для выявления повреждений</p> <p>Испытание 1: Обнаружение повреждения (неконтролируемое МО). Вычислить метрику расстояния Махаланобиса между новыми немаркированными данными и данными неповрежденной конструкции для экспериментальных частот. Повреждение обнаруживается при превышении порога (98-го перцентиля распределения значений MD по критерию хи-квадрат) (см. рис. 10)</p> <p>Испытание 2: Локализация и оценка повреждения (контролируемое МО). Если при испытании 1 обнаружено повреждение, то:</p> <ul style="list-style-type: none"> — зарегистрировать изменения среднего значения $\Delta\mu_X$ вследствие повреждений; — заменить фактическое среднее значение $\Delta\mu_X$ на среднее значение $\Delta\mu_{X,FE}$, полученное посредством моделирования МКЭ; — величина $[\Sigma_{XX}]$ неизменённая, она связана только с изменениями окружающей среды и шумом; — набор признаков собственной частоты корректируется на ошибку случайной выборки $b_X = \mu_{f,\text{неповрежденный}} (\text{измеренный}) - \mu_{f,\text{неповрежденный}} (\text{МКЭ})$ <p>Численно смоделированные выборки собственной частоты с распределением $N(\mu_X - \Delta\mu_{X,FE} + b_X, [\Sigma_{XX}])$ и обучение используют для построения линейного дискриминантного классификатора Фишера</p>

разброса одного модального параметра по сравнению с другим показал агломерацию этих значений в разных координатах плоскости коэффициент затухания—собственная частота. Применение классификатора позволило установить границы между этими агломерациями с существенным различием модальных параметров при разных граничных условиях ЛВТ. Подробные схемы показаны на рис. 11—б, а результаты классификации с использованием классификатора k -ближайших соседей — на рис. 11—в.

а



б



в

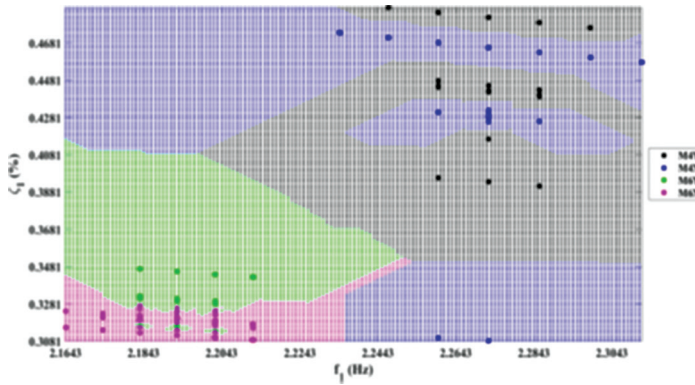


Рис. 11. Применение непрерывного вейвлет-преобразования для извлечения модальных параметров из откликов свободных колебаний полноразмерной композитной ЛВТ, установленной на испытательном стенде (а); схема исследования (б); классификатор k -соседей, построенный на основе извлеченных модальных данных (в) [101].

Хотя это и не было целью исследования, данный подход может быть применен для ОМА находящихся в эксплуатации ЛВТ для определения разных стадий повреждения, отражающихся в изменениях модальных параметров.

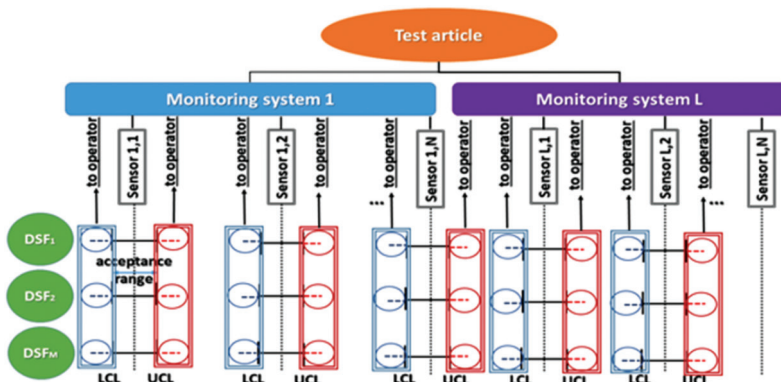


Рис. 12. МСК на основе статистического контроля при использовании M наборов ЧПП, N датчиков и L систем мониторинга [95].

Концепция интеллектуального контроля повреждений с обратной связью показана на рис. 12. Расчет UCL и LCL для каждого датчика устанавливает допустимый диапазон для значений ЧПП. Выбросы ЧПП вызывают нарушение допустимого диапазона. Это, в свою очередь, создает обратную связь, передаваемую инженеру-испытателю или оператору и указывающую на возникновение повреждения вблизи датчика с резко выпадающим значением ЧПП [95].

Обсуждение и заключительные замечания

Настоящая работа посвящена обзору ключевых компонентов, необходимых для разработки осуществимой технологии мониторинга состояния конструкций (МСК) крупных сооружений, находящихся в эксплуатации. Обзор сосредоточен на использовании подхода операционного модального анализа (ОМА) в силу его потенциала для МСК крупных конструкций. Основные выводы заключаются в следующем.

- Тонкопленочные датчики ПВДФ обеспечивают эффективное средство проведения ОМА. По сравнению с другими типами датчиков преимуществом является простота крепления и соответствие конструкции, малая масса, чувствительность к небольшим повреждениям и низкая цена. К основным ограничениям относятся плохое электромагнитное экранирование, чувствительность к изменяющимся условиям окружающей среды и более низкие значения основных электромеханических характеристик. Эти датчики вместе с соответствующей электрической схемой следует защищать от влияния окружающей среды. Это большая проблема, например, при мониторинге лопастей морских ветряных турбин, где сильные порывы ветра и колебания температуры представляют угрозу для стабильности работы датчиков ПВДФ. Данную проблему можно решить, если техно-

логически возможен монтаж датчиков ПВДФ на внутреннюю сторону конструкции пустотелой лопасти. Коммерческие продукты, доступные на рынке, уже преодолели по крайней мере некоторые из этих проблем. Следовательно, ожидается, что с дальнейшим усовершенствованием материала датчика и защитой электрических цепей пьезоэлектрические тонкопленочные датчики на основе полимера будут широко использоваться при измерениях конструкционного отклика действующих конструкций в ближайшем будущем.

- Фильтрация и подготовка данных — сложный многоэтапный процесс. Во многих исследованиях описано использование собственных частот в качестве ЧПП в силу простоты (с точки зрения стоимости измерения и времени) их идентификации. Однако их практическое использование для конструкций, находящихся в эксплуатации, сомнительно в силу малой чувствительности к повреждениям. Формы колебаний, хотя и более чувствительны к повреждениям и предлагают возможности локализации повреждений, в большей степени подвержены воздействию шума и условиям окружающей среды. В качестве альтернативы ЧПП, основанные на частотах, также могут быть получены из спектральной плотности мощности. Крайне важно исключить воздействие факторов окружающей среды на ЧПП, поскольку они могут маскировать наличие повреждений. В случае, если ЧПП следуют нормальному распределению, может быть достаточно простой стандартизации. Более продвинутый и эффективный подход основан на PCA. После того как факторы окружающей среды отделены от ЧПП, функциональность МСК в режиме онлайн может быть достигнута только путем автоматического отфильтровывания ложных мод колебаний от реальных физических. Подходы неконтролируемого машинного обучения (МО), такие как разные варианты кластеризации и, возможно, дополнительные критерии для дальнейшего уточнения результатов идентифицированных модальных параметров, оказались эффективными.

- После того как ЧПП подготовлены для анализа, статистический контроль предоставляет простые средства для отслеживания состояния конструкции. В случаях, когда ЧПП следуют нормальному распределению, один из наиболее популярных подходов — построение статистических контрольных карт расстояния Махаланобиса для признаков. Показано, что можно обнаружить, локализовать и количественно оценить степень повреждения. Доступны разные типы статистических контрольных карт — от отслеживания простой метрики описательной статистики до более сложных, основанных на экспоненциально взвешенных скользящих средних ЧПП. Этот более поздний подход, как показывают исследования, также более чувствителен к повреждениям, особенно при ограничениях адаптивного управления. Важным шагом в продвижении МСК на основе статистического контроля является выявление многочисленных наблюдений ЧПП из измерения единичного отклика. Этого достигли, применив вейвлет-преобразования и продемонстрировав на

полноразмерной композитной лопасти ветряной турбины. Конечная цель заключается в том, чтобы построить интеллектуальную систему обратной связи, автоматически информирующую оператора в случае, если выброс значения ЧПП связан с повреждением.

Исследование выполнено при финансовой поддержке проекта Европейского фонда регионального развития № 1.1.1.1/20/A/016 “Прототип типовой системы мониторинга состояния конструкций действующих объектов для технического обслуживания по состоянию”.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. VTT Technical Research Centre of Finland. Erosion in wind turbine blades solved with the help of artificial intelligence. <https://phys.org/news/2019-01-erosion-turbine-blades-artificial-intelligence.html> (2019)
2. Jeffrey M. Managing turbine operating costs through comprehensive and targeted rotor blade inspections // Operation and Maintenance Summit, 26—27 February, 2015, Toronto.
3. Martinez C., Asare Yeboah F., Herford S., Brzezinski M., and Puttagunta V. Predicting wind turbine blade erosion using machine learning // SMU Data Sci. Rev. — 2019. — Vol. 2, No. 2.
4. Rucevskis S., Janeliukstis R., Akishin P., and Chate A. Mode shape-based damage detection in plate structure without baseline data // Struct. Control Health Monit. — 2016. — Vol. 23. — P. 1180—1193.
5. David-West O. S., Amafabia D. M., Haritos G., and Montalavao D. A Review of structural health monitoring techniques as applied to composite structures // Structural Durability and Health Monitoring SDHM, 2017.
6. Hansen J. B., Brincker R., López-Aenlle M., Overgaard C. F., and Kloborg K. A new scenario-based approach to damage detection using operational modal parameter estimates // Mech. Syst. Signal Pr. — 2017. — Vol. 94. — P. 359—373.
7. Tondreau G. and Deraemaeker A. Automated data-based damage localization under ambient vibration using local modal filters and dynamic strain measurements: Experimental applications // J. Sound Vib. — 2014. — Vol. 333. — P. 7364—7385.
8. Rainieri C., Fabbrocino G., and Cosenza E. Automated operational modal analysis as structural health monitoring tool: theoretical and applicative aspects // Key Eng. Mat. — 2007. — Vol. 347. — P. 479—484.
9. Bakdi A., Kouadri A., and Abderazak B. Fault detection and diagnosis in a cement rotary kiln using PCA with EWMA-based adaptive threshold monitoring scheme // Control Eng. Pract. — 2017. — Vol. 66. — P. 64—75.
10. Bakdi A. and Kouadri A. A new adaptive PCA based thresholding scheme for fault detection in complex systems // Chemom. Intell. Lab. Syst. — 2017. — Vol. 162. — P. 83—93.
11. Yingwei Z., Jiayu A., and Hailong Z. Monitoring of time-varying processes using kernel independent component analysis // Chem. Eng. Sci. — 2013. — Vol. 88. — P. 23—32.

12. *Qian K., Qingguo R., Yan L., Lingyan X., et al.* On-line monitoring the extract process of Fu-fang Shuanghua oral solution using near infrared spectroscopy and different PLS algorithms // *Spectrochim. Acta Part A: Mol. Biomol. Spectrosc.* — 2016. — Vol. 152. — P. 431—437.
13. *Jiawei T. and Xuefeng Y.* Neural network modeling relationship between inputs and state mapping plane obtained by FDA-t-SNE for visual industrial process monitoring // *Appl. Soft Comput.* — 2017. — Vol. 60. — P. 577—590.
14. *Silvio S. and Paolo C.* Data-driven and adaptive control applications to a wind turbine benchmark model // *Control Eng. Pract.* — 2013. — Vol. 21, No. 12. — P. 1678—1693.
15. *Valente de Bessa I., Palhares R. Martinez, D'Angelo M. Flavio Silveira Vasconcelos, and Chaves F. Joao Edgar.* Data-driven fault detection and isolation scheme for a wind turbine benchmark // *Renew. Energy.* — 2016. — Vol. 87. — P. 634—645.
16. *Devriendt C., Magalhães F., Weijtjens W., De Sitter G., Cunha Á., and Guillaume P.* Structural health monitoring of offshore wind turbines using automated operational modal analysis // *Struct. Health Monit.* — 2014. — Vol. 13. — P. 644.
17. *Liu D., Luo M., Zhang Z., Hu Y., et al.* Operational modal analysis based dynamic parameters identification in milling of thin-walled workpiece // *Mech. Syst. Signal Pr.* — 2022. — Vol. 167. — P. 108469.
18. *Zahid F. B., Ong Z. C., and Khoo S. Y.* A review of operational modal analysis techniques for in-service modal identification // *J. Braz. Soc. Mech. Sci.* — 2020. — Vol. 42. — P. 398.
19. *Minette R., Silva Neto S., Vaz L., and Monteiro U.* Experimental modal analysis of electrical submersible pumps // *Ocean Eng.* — 2016. — Vol. 124. — P. 168—179.
20. *Pietrzko S., Cantieni R., and Deger Y.* Modal testing of a steel/concrete composite bridge with a servo-hydraulic shaker // *Proc. SPIE Int. Soc. Optical Eng.*, 1996. — P. 91—98.
21. *Haroon M.* Free and forced vibration models // *Encyclopedia of Structural Health Monitoring* /Eds. C. Boller, F.-K. Chang, and Y. Fujino. — Wiley, 2009.
22. *Kang J., Liu L., Zhou S.-D., and Shao Y.-P.* A novel time-domain representation of transmissibility and its applications on operational modal analysis in the presence of non-white stochastic excitations // *J. Sound Vib.* — 2019. — Vol. 457. — P. 157—180.
23. *Brincker R., Andersen P., and Møller N.* An indicator for separation of structural and harmonic modes in output-only modal testing // *Proc. Eur. COST F3 Conf. on System Identification and Structural Health Monitoring.* — Universidad Politecnica de Madrid, Spain, 2000. — P. 265—272.
24. *Modak S. V.* Separation of structural modes and harmonic frequencies in Operational Modal Analysis using random decrement // *Mech. Syst. Signal Process.* — 2013. — Vol. 41, No. 1—2. — P. 366—379.
25. *Agneni A., Coppotelli G., and Grappasonni C.* Operational modal analysis of a rotating helicopter blade // *Proc. ISMA 2010 and USD 2010, 2010.*
26. *Jacobsen N. J., Andersen P., and Brincker R.* Eliminating the influence of harmonic components in operational modal analysis // *Proc. XXV Int. Modal Analysis Conf. IMAC, 2007.*
27. *Kawai H.* The piezoelectricity of poly(vinylidene fluoride // *Jpn. J. Appl. Phys.* — 1969. — Vol. 8, No. 7. — P. 975—976.

28. *Bregar T., Starc B., Čepon G., and Boltežar M.* On the use of PVDF sensors for experimental modal analysis // *Topics in Modal Analysis Testing*, Vol. 8 / Eds. B. Dilworth and M. Mains. — Proc. 38th IMAC. A Conf. Exposition on Struct. Dynamics, 2020.

29. *Luo M., Luo H., Axinte D., Liu D. S., et al.* A wireless instrumented milling cutter system with embedded PVDF sensors // *Mech. Syst. Sig. Process.* — 2018. — Vol. 110. — P. 556—568.

30. *Mironovs D. and Mironov A.* Vibration based signal processing algorithm for modal characteristics change assessment // *AIP Conf. Proc.*, 2029, 020043, 2018.

31. *Wu R., Selvadurai P. A., Chen C., et al.* Revisiting piezoelectric sensor calibration methods using elastodynamic body waves // *J. Nondestruct. Eval.* — 2021. — Vol. 40. — P. 68.

32. *Li D., M. Ho S.-C., Song G., Ren L., et al.* A review of damage detection methods for wind turbine blades // *Smart Mater. Struct.* — 2015. — Vol. 24. — P. 033001.

33. *Janeliukstis R. and Mironovs D.* Smart composite structures with embedded sensors for load and damage monitoring. A Review // *Mech. Compos. Mater.* — 2021. — Vol. 57. — P. 131—152.

34. *Nain S., Rathore J. S., and Sharma N. N.* Comparison of piezo-material based energy transduction systems for artificial nanoswimmer // *IOP Conf. Ser. Mat. Sci.* — 2018. — Vol. 346. — P. 012079.

35. *Mironov A. and Mironovs D.* Experimental application of OMA solutions on the model of industrial structure // *IOP Conf. Ser. Mat. Sci.* — 2017. — Vol. 251. — P. 012092.

36. *Mironovs D., Mironov A., and Chate A.* Application case: Prototype of radar tower structural health monitoring system // *Proc. Conf. ERDeV, Eng. for Rural Development*, Jelgava, Latvia, 2018.

37. *Li Y.-J., Wang G.-C., Cui H.-Y., Cao S.-K., et al.* Dynamic characteristics and optimization research on PVDF piezo electric film force sensor for steel ball cold heading machine // *ISA T.* — 2019. — Vol. 94. — P. 265—275.

38. *Piezo Film Sensors Technical Manual*, Measurement Specialties, Inc. www.msiusa.com

39. *Mironov A., Priklonskiy A., Mironovs D., and Doronkin P.* Application of deformation sensors for structural health monitoring of transport vehicles // *Reliability and Statistics in Transportation and Communication* / Eds. I. Kabashkin, I. Yatskiv, and O. Prentkovskis, *RelStat 2019 — Lecture Notes in Networks and Systems*, Vol. 117. — Springer, Cham, 2019.

40. *SDT Shielded Piezo Sensors*, Technical Data, 2009.

41. *Oliveira É. L., Maia N. M. M., Marto A. G., da Silva R. G. A., et al.* Modal characterization of composite flat plate models using piezoelectric transducers // *Mech. Syst. Signal Pr.* — 2016. — Vol. 79. — P. 16—29.

42. *Pandey A. K., Biswas M., and Samman M. M.* Damage detection from changes in curvature mode shapes // *J. Sound Vib.* — 1991. — Vol. 145. — P. 321—332.

43. *Deraemaeker A.* On the use of dynamic strains and curvatures for vibration based damage localization // *Proc. 5th Eur. Workshop on Structural Health Monitoring.* — Sorrento, Italy, 2010.

44. *Gu Y., Long L., and Tan P.* Surface strain distribution method for delamination detection using piezoelectric actuators and sensors // *Proc. 9th Int. Conf. on Damage Assessment of Structures.* — Oxford, UK, 2011.

45. *Xin Y., Sun H., Tian H., Guo C., et al.* The use of polyvinylidene fluoride (PVDF) films as sensors for vibration measurement: A brief review // *Ferroelectrics*. — 2016. — Vol. 502, No. 1. — P. 28—42.
46. FAQ's RHB2007-05-02. http://www.metrolog.net/files/tech/meas_spec/piezo_an/piezofilm_faq_enus_metrolog.pdf
47. Accelent Technologies, <https://www.acellent.com>
48. Piezotech, Arkema Global Website, <https://www.piezotech.eu/en/Applications/Sensors>
49. *Mironov A., Doronkin P., and Priklonsky A.* Experimental technology of operational pipeline condition monitoring // *MATEC Web Conf.* — 2015, Vol. 24. — P. 0200.
50. *Mironov A., Doronkin P., Priklonsky A., and Kabashkin I.* Structural Health Monitoring of rotating blades on helicopters // *Aviation*. — 2016. — Vol. 20. — P. 110—122.
51. *Reynders E. and Roeck G. D.* Damage identification on the Tilff bridge by vibration monitoring using finite element model updating // *Proc. Experimental Vibration Analysis for Civil Eng. Structures*. — Bordeaux, France, 2005.
52. *Reynders E., Teughels A., and Roeck G. D.* Finite element model updating and structural damage identification using OMAX data // *Mech. Syst. Signal Pr.* — 2010. — Vol. 24. — P. 1306—1323.
53. *Fritzen C. P., Jennewein D., and Kiefer T.* Damage detection based on model updating methods // *Mech. Syst. Signal Pr.* — 1998. — Vol. 12. — P. 163—186.
54. *Helbing G. and Ritter M.* Deep learning for fault detection in wind turbines // *Renew. Sust. Energ. Rev.* — 2018. — Vol. 98. — P. 189—198.
55. *Deraemaeker A., Reynders E., De Roeck G., and Kullaa J.* Vibration-based structural health monitoring using output-only measurements under changing environment // *Mech. Syst. Signal Pr.* — 2008. — Vol. 22. — P. 34—56.
56. *Rao P. S. and Ratnam C.* Health monitoring of welded structures using statistical process control // *Mech. Syst. Signal Pr.* — 2012. — Vol. 27. — P. 683—695.
57. *Colone L., Hovgaard M. K., Glavind L., and Brincker R.* Mass detection, localization and estimation for wind turbine blades based on statistical pattern recognition // *Mech. Syst. Signal Pr.* — 2018. — Vol. 107. — P. 266—277.
58. *Martinez-Luengo M., Kolios A., and Wang L.* Structural health monitoring of offshore wind turbines: A review through the statistical pattern recognition paradigm // *Renew. Sust. Energ. Rev.* — 2016. — Vol. 64. — P. 91—105.
59. *García D. and Tcherniak D.* An experimental study on the data-driven structural health monitoring of large wind turbine blades using a single accelerometer and actuator // *Mech. Syst. Signal Pr.* — 2019. — Vol. 127. — P. 102—119.
60. *Neu E., Janser F., Khatibi A. A. and Orifici A. C.* Fully automated operational modal analysis using multi-stage clustering // *Mech. Syst. Signal Pr.* — 2017. — Vol. 84. — P. 308—323.
61. *Ewins D. J.* Model validation: Correlation for updating // *Sadhana*. — 2000. — Vol. 25. — P. 221—234.
62. *Janeliukstis R., Riva R., Di Lorenzo E., Luczak M., et al.* Comparison of wind turbine blade models through correlation with experimental modal data // *Proc. ISMA and USD, Int. Conf. on Noise and Vibration Engineering and Int. Conf. on Uncertainty in Structural Dynamics*. — Belgium, Leuven, 2020.

63. *Devriendt C., Presezniak F., De Sitter G., Vanbrabant K., et al.* Structural health monitoring in changing operational conditions using transmissibility measurements // *Shock Vib.* — 2010. — Vol. 17. — P. 651—675.
64. *Zhou Y., Perera R., and Sevillano E.* Damage identification from power spectrum density transmissibility // *Proc. 6th Eur. Workshop on Structural Health Monitoring, Th.3.D.3, 2012.*
65. *Zhou Y.-L., Maia N. M. M., Sampaio R. P. C., and Abdel Wahab M.* Structural damage detection using transmissibility together with hierarchical clustering analysis and similarity measure // *Struct. Health Monit.* — 2017. — Vol. 16, No. 6. — P. 711—731.
66. *Sohn H.* Effect of environmental and operational variability on structural health monitoring // *Philos. T. R. Soc. A.* — 2006. — Vol. 365. — P. 539—560.
67. *Peeters B., Maeck J., and De Roeck G.* Vibration-based damage detection in civil engineering: excitation sources and temperature effects // *Smart Mater. Struct.* — 2001. — Vol. 10. — P. 518—527.
68. *Hu W.-H.* Operational modal analysis and continuous dynamic monitoring of footbridges. — PhD Thesis, University of Porto, 2011.
69. *Manson G.* Identifying damage sensitive, environment insensitive features for damage detection // *Proc. Third Int. Conf. on Identification in Engineering Systems, 2002.*
70. *Yan A., Kerschen G., Boe P. D., and Golinval J.* Structural damaged diagnosis under varying environmental conditions. Part I: a linear analysis // *Mech. Syst. Signal Pr.* — 2005. — Vol. 19, No. 4. — P. 847—864.
71. *Manson G., Lee B., and Staszewski W.* Eliminating environmental effects from Lamb wave-based structural health monitoring // *Proc. ISMA, Int. Conf. on Noise and Vibration Eng., Belgium, Leuven, 2004.*
72. *Vanlanduit S., Parloo E., Cauberghe B., Guillaume P., et al.* A robust singular value decomposition for damage detection under changing operating conditions and structural uncertainties // *J. Sound Vib.* — 2005. — Vol. 284. — P. 1033—1050.
73. *Kullaa J.* Structural health monitoring of a crane in variable configurations // *Proc. ISMA, Int. Conf. on Noise and Vibration Engineering, Belgium, Leuven, 2004.*
74. *Tarantola A.* *Inverse Problem Theory.* — Amsterdam: Elsevier, 1987.
75. *Verboven P., Parloo E., Guillaume P., and Van Overmeire M.* Autonomous structural health monitoring. Part I: Modal parameter estimation and tracking // *Mech. Syst. Signal Pr.* — 2002. — Vol. 16, No. 4. — P. 637—657.
76. *He M., Liang P., Li J., Zhang Y., et al.* Fully automated precise operational modal identification // *Eng. Struct.* — 2021. — Vol. 234. — P. 111988.
77. *Guillaume P., Verboven P., Vanlanduit S., et al.* A polyreference implementation of the least-squares complex frequency domain-estimator // *Proc. IMAC XXI, Int. Modal Analysis Conf., USA, Florida, Kissimmee, 3—6 February, 2003.*
78. *Goethals I., Vanluyten B., and De Moor B.* Reliable spurious mode rejection using self-learning algorithms // *Proc. ISMA, Int. Conf. on Noise and Vibration Engineering, Belgium, Leuven, 20—22 September, 2004.*
79. *Carden E. P. and Brownjohn J. M. W.* Fuzzy clustering of stability diagrams for vibration-based structural health monitoring // *Computer-Aided Civ. Inf.* — 2008. — Vol.23, No. 5. — P. 360—372.

80. *Magalhães F., Cunha A., and Caetano E.* On line automatic identification of the modal parameters of a long span arch bridge // *Mech. Syst. Signal Pr.* — 2009. — Vol. 23, No. 2. — P. 316—329.

81. *Downey A., Ubertini F., and Laflamme S.* Algorithm for damage detection in wind turbine blades using a hybrid dense sensor network with feature level data fusion // *J. Wind Eng. Ind. Aerod.* — 2017. — Vol. 168. — P. 288—296.

82. *Reynders E., Houbrechts J., and De Roeck G.* Fully automated (operational) modal analysis // *Mech. Syst. Signal Pr.* — 2012. — Vol. 29. — P. 228—250.

83. *Reynders E. and De Roeck G.* Reference-based combined deterministic–stochastic subspace identification for experimental and operational modal analysis // *Mech. Syst. Signal Process.* — 2008. — Vol. 22, No. 3. — P. 617—637.

84. *El-Kafafy M., Devriendt C., De Sitter G., et al.* Damping estimation of offshore wind turbines using state-of-the art operational modal analysis techniques // *Proc. ISMA, Int. Conf. on Noise and Vibration Engineering, Belgium, Leuven, 17—19 September, 2012.*

85. *Devriendt C., Jan Jordaens P., De Sitter G. et al.* Damping estimation of an offshore wind turbine on a monopole foundation // *EWEA 2012, Copenhagen, 16—19 April 2012.*

86. *Bangalore P. and Patriksson M.* Analysis of SCADA data for early fault detection, with application to the maintenance management of wind turbines // *Renew. Energ.* — 2018. — Vol. 115. — P. 521—532.

87. *Garcia D., Tcherniak D., and Trendafilova I.* Damage assessment for wind turbine blades based on a multivariate statistical approach // *J. Phys. Conf. Ser.* — 2015. — Vol. 628. — P. 012086.

88. *Sohn H., Farrar C. R., Hunter N. F., and Worden K.* Structural health monitoring using statistical pattern recognition techniques // *J. Dyn. Syst.-T. ASME.* — 2001. — Vol. 123. — P. 706—711.

89. *Montgomery D. C.* *Statistical Quality Control: A Modern Introduction.* — N. Y.: John Wiley and Sons, 2009.

90. *Ryan T. P.* *Statistical Methods for Quality Improvement.* — N. Y.: John Wiley and Sons, 2000.

91. *Basseville M., Mevel L., and Goursat M.* Statistical model based damage detection and localization: subspace-based residuals and damage-to-noise sensitivity ratios // *J. Sound Vib.* — 2004. — Vol. 275. — P. 769—794.

92. *Montgomery D. C.* *Introduction to Statistical Quality Control.* — 4th ed. — Singapore: John Wiley and Sons (ASIA) Pte Ltd., 2004.

93. *Chandrasekhar K., Stevanovic N., Cross E. J., Dervilis N., et al.* Damage detection in operational wind turbine blades using a new approach based on machine learning // *Renew. Energ.* — 2021. — Vol. 168. — P. 1249—1264.

94. *Vommi V. B., Seetala M. S. N.* A simple approach for robust economic design of control charts // *Comput. Oper. Res.* — 2007. — Vol. 34. — P. 2001—2009.

95. *Janeliukstis R. and McGugan M.* Control of damage-sensitive features for early failure prediction of wind turbine blades // *Struct. Control Health.* — 2021. — P. 2852.

96. *Sokolova M., Japkowicz N., and Szpakowicz S.* Beyond accuracy, f-score and roc: a family of discriminant measures for performance evaluation // *Proc. Australasian Joint Conf. on Artificial Intelligence, Springer, 2006.* — P. 1015—1021.

97. *Robert S. W.* Control chart tests based on geometric moving average // *Technometrics.* — 1959. — No. 1. — P. 239—250.

98. *Bakdi A., Kouadri A., and Mekhilef S.* A data-driven algorithm for online detection of component and system faults in modern wind turbines at different operating zones // *Renew. Sust. Energ. Rev.* — 2019. — Vol. 103. — P. 546—555.

99. *Rytter A.* Vibration based inspection of civil structures. — Ph.D. Thesis, Dept. of Building Technology and Structural Engineering, Aalborg University, Aalborg, Denmark, 1993.

100. *Janeliukstis R., Rucevskis S., and Chate A.* Condition monitoring with defect localisation in a two-dimensional structure based on linear discriminant and nearest neighbour classification of strain features // *Nondestruct. Test. Eva.* — 2020. — Vol. 35, No. 1. — P. 48—72.

101. *Janeliukstis R.* Continuous wavelet transform-based method for enhancing estimation of wind turbine blade natural frequencies and damping for machine learning purposes // *Measurement.* — 2021. — Vol. 172. — P. 108897.

Поступила в редакцию 23.12.2021

Окончательный вариант поступил 25.02.2022

Received Dec. 23, 2021 (Feb. 25, 2022)
