

КЛАСТЕРНЫЙ АНАЛИЗ ДАННЫХ АКУСТИЧЕСКОЙ ЭМИССИИ СЛОИСТЫХ КОМПОЗИТНЫХ МАТЕРИАЛОВ С РАЗЛИЧНОЙ ОРИЕНТАЦИЕЙ МЕЖФАЗНЫХ ВОЛОКОН НА ОСНОВЕ МОДЕЛИ ГАУССОВОЙ СМЕСИ

© 2023 г. Вэй Ли¹, Цзяхао Чэн¹, Пэн Цзян^{1,*}, Иньхонлинь Лю¹

¹Северо-восточный нефтяной университет, Дацин, 163318, Китай

E-mail: perujp_2022@163.com

Поступила в редакцию 17.12.2022; после доработки 03.02.2023

Принята к публикации 03.02.2023

Целью настоящего исследования был поиск более эффективного метода кластеризации событий акустической эмиссии. Сигналы акустической эмиссии композитных слоистых композитных материалов с различной ориентацией межфазных волокон были получены в ходе экспериментов с двухконсольной балкой (ДКБ). В результате выделения признаков из предварительно обработанных данных с помощью алгоритма Relief F было установлено, что большая часть информации в сигналах акустической эмиссии может быть представлена амплитудой, обратной частотой, центральной частотой, пиковой частотой и так далее. Впоследствии для кластеризации данных с уменьшенной размерностью был применен метод анализа главных компонент и модели «ожидание—максимизация» и гауссовой смеси. С помощью этого метода можно не только выделять различные механизмы повреждения, но и показывать уровень концентрации повреждений в зависимости от их типа. Кроме того, как только кластеры были разделены по различным механизмам повреждений, их можно было точно идентифицировать, используя амплитуду и пиковую частоту. Наконец, на основе кривых нагружения четырех типов образцов проводили сравнение и анализ кумулятивных событий и энергий акустической эмиссии, а также были определены различные механизмы повреждения.

Ключевые слова: ламинированные композиты, акустическая эмиссия, Relief F, выделение признаков ОМ-МГС, определение параметров повреждений.

DOI: 10.31857/S0130308223030028, EDN: OORIQL

1. ВВЕДЕНИЕ

Благодаря своим выдающимся свойствам композиты из стекловолокна широко используются в таких областях, как гражданское строительство, автомобильная промышленность и аэрокосмическая техника. В большинстве случаев эти композиты подвергаются комплексным нагрузкам [1], и механизмы их повреждения и разрушения часто сопровождаются комплексными явлениями. Поэтому при изучении поведения при разрушении композитов из стекловолокна важно определять параметры повреждений и их эволюцию [2, 3].

Было доказано, что с помощью метода акустической эмиссии (АЭ) можно обнаруживать даже микроповреждения, вызванные в композитных материалах, и что он обладает хорошей чувствительностью к микроскопическим повреждениям. Как метод неразрушающего контроля, АЭ может осуществлять непрерывный мониторинг в реальном времени упругих волн, образующихся при микроповреждениях (таких как растрескивание матрицы, расслаивание и разрушение волокон) во время нагружения.

Saeedifar и др. использовали АЭ для изучения межслойных повреждений, вызванных вдавливающими нагрузками в углеродно-эпоксидно-ламинированных композитах. Сравнивая эффективность различных методов кластеризации, иерархическая модель была использована для кластеризации сигналов АЭ [4]. Повреждения материалов также могут быть обнаружены с помощью мод S0 и A0 волн Лэмба. Yu и др. применили широкополосный фазосдвигающий оптико-волоконный датчик с решеткой Брэгга с высокой чувствительностью для анализа методом АЭ композитных материалов. Характеристики мод сигналов АЭ повреждений были количественно оценены с помощью соотношения амплитуд и пиковых частот мод S0 и A0, затем были определены три типа повреждений [5]. Agumugam и др. определили различные механизмы разрушения двунаправленных стеклоэпоксидных ламинатов, нагруженных при растяжении, путем параметрического исследования скорости счета АЭ и суммарных счетов, а также с помощью метода нечеткой кластеризации C-средних (МНКСС), связанного с методом главных компонент (МГК) [6]. Fotouhi и др. провели испытания двухконсольной балки (ДКБ), испытания на изгиб образца с краевым расслоением и испытание на изгиб в смешанном режиме в плетеных и однонаправленных (ОН) укладках. Для идентификации событий АЭ, вызванных различными механизмами повреждения, были использованы

пакетное вейвлет-преобразование и МНКСС, связанный с МГК. Они обнаружили, что доминирующие механизмы повреждения во всех образцах могут быть отнесены к растрескиванию матрицы и отслаиванию волокна от матрицы [7]. Из вышеупомянутых исследований можно сделать вывод, что кластерный анализ остается одним из наиболее широко используемых методов исследования. Однако, учитывая природу композитных материалов, в ходе экспериментов необходимо собирать и анализировать значительное количество высокоразмерных сигналов АЭ. Поэтому при кластерном анализе решающее значение имеют следующие три фактора: выбор признаков, выбор алгоритма и проверка результатов кластеризации [8].

Измеряемые параметры АЭ представляют собой подробную информацию о собранном сигнале. Однако использование этих параметров без каких-либо критериев отбора может привести к появлению избыточной информации при идентификации повреждений, что значительно увеличивает объем вычислений. Поэтому выбор характеристик имеет большое значение. Для кластерного анализа многие ученые в качестве критериев отбора рассматривают амплитуду, время нарастания сигнала, длительность, количество и пиковую частоту [9—12]. Для одного механизма повреждения, такого как матричное растрескивание, амплитуда может находиться в очень широком диапазоне, некоторые из которых могут перекрываться с амплитудами других механизмов повреждения. Связь между сигналом АЭ и конкретным механизмом повреждения не может быть определена, полагаясь только на один параметр. Поэтому механизмы повреждения должны быть определены на основе соответствующих множественных характеристик. Согласно Ely и Hill [13], сигналы с высокой амплитудой, высокой энергией и большой длительностью указывают на разрушение волокна, в то время как сигнал противоположного характера связан с растрескиванием матрицы. Тип повреждения также может быть охарактеризован длительностью и амплитудой. При испытании труб, армированных волокном, расслоение и отслоение характеризуются большой продолжительностью и низкой амплитудой, в то время как разрушение волокна характеризуется короткой продолжительностью и высокой амплитудой [14]. Nagizi и др. использовали классификацию по методу k -средних, связанную с четырьмя коррелированными характеристиками (время нарастания, счет, амплитуда и абсолютная энергия) для различения различных механизмов повреждения. Кроме того, на основе МГК и самоорганизующейся карты Кохонена с помощью АЭ отслеживалось повреждение композита, возникающее при нагружении. Barile и др. провели отбор признаков на основе критериев Лапласа, чтобы выбрать наиболее подходящие признаки перед тем как воспользоваться признаками АЭ. Затем отобранные признаки были проанализированы с помощью алгоритма кластеризации по методу k -средних. Результаты показали, что амплитуда сигнала АЭ сильно коррелирует с центроидом частоты, что может быть использовано для определения типа повреждения [15]. Кроме того, алгоритм отбора признаков обеспечивает исследователей достаточной теоретической поддержкой для выбора параметров, что не только делает выбранные параметры более убедительными, но и значительно увеличивает скорость расчета. Jain и Singh создали эффективный гибридный метод отбора признаков для уменьшения размерности, в котором были использованы как МГК, так и Relief F. Этот метод был протестирован на наборе данных по хроническим заболеваниям, и были получены отличные результаты отбора признаков [16]. Насколько нам известно, данное исследование является первым, в котором этот метод применяется к композитам из стекловолокна для отбора признаков.

Широкое распространение получили некоторые методы кластеризации, такие как: метод k -средних; основанная на плотности пространственная кластеризация для приложений с шумами; спектральная кластеризация; модель гауссовой смеси (МГС); сдвиг среднего и иерархическая кластеризация. События АЭ происходят случайным образом, что может быть хорошо описано с точки зрения вероятности. В МГС вероятность попадания в определенную кластерную группу может быть рассчитана для всех точек данных, каждая из которых маркируется в соответствии с наибольшей вероятностью. Кроме того, МГС демонстрирует высокую устойчивость и может быть применен даже к нелинейным наборам данных, поэтому является подходящим методом для изучения механизма повреждения композитных ламинатов из стекловолокна.

В целом, в данном исследовании отбор признаков и объединение признаков многомерных параметров АЭ выполняются для композитных ламинатов с различной ориентацией межфазных волокон с использованием алгоритма Relief F и МГК. Затем алгоритм OM-GMM используется для кластеризации репрезентативных новых признаков, а результаты сравниваются с результатами, полученными для других широко используемых методов кластеризации. Наконец, возникновение и распространение повреждений анализируется на основе кривых нагружения и суммарных характеристик АЭ, что позволяет распределить механизм повреждения по различным кластерам.

2. МАТЕРИАЛЫ И МЕТОДЫ

2.1. Материалы

В эксперименте с единичным повреждением использовали матрицу для заливки эпоксидной смолы в форме гантели с размерами $250 \times 25 \times 2,5$ мм и стекловолокно SC-1200, как указано в ASTM D-2343 [17]. Свойства матрицы и волокон приведены в табл. 1.

Таблица 1

Физические свойства стекловолокна и матрицы из эпоксидной смолы

	Предел прочности, ГПа	Модуль упругости, ГПа	Удлинение, %	Плотность, кг/м ³	Коэффициент Пуассона
Матрица из эпоксидной смолы	0,12	3	0.2	980	0,38
Стекловолокно	0,28	90	3,5	1,800	0,3

Композитные ламинаты с 24-слойной структурой и конфигурацией укладки $(02/\pm 30/\pm 45/\pm 60)_3$, с углами ориентации 0 (однонаправленные (ОН) ламинаты), 30, 45 и 60° использовали для испытаний на расслаивание ДКБ [18]. В соответствии с инструкциями ASTM D5528(2021) [19], ламинаты из смолы с размерами $25 \times 175 \times 4,8$ мм были получены методом вакуумного литья, как показано на рис. 1. Свойства стекловолокна и эпоксидной смолы (TDE-85#) приведены в табл. 2. В процессе укладки тонкая пленка из политетрафторэтилена (ПТФЭ) толщиной 40 мкм и шириной 20 мм была вставлена между 12-м и 13-м ламинатом для создания начальной трещины расслоения. Для устранения разрушения края матрицы образец был отполирован наждачной бумагой с зернистостью 120.

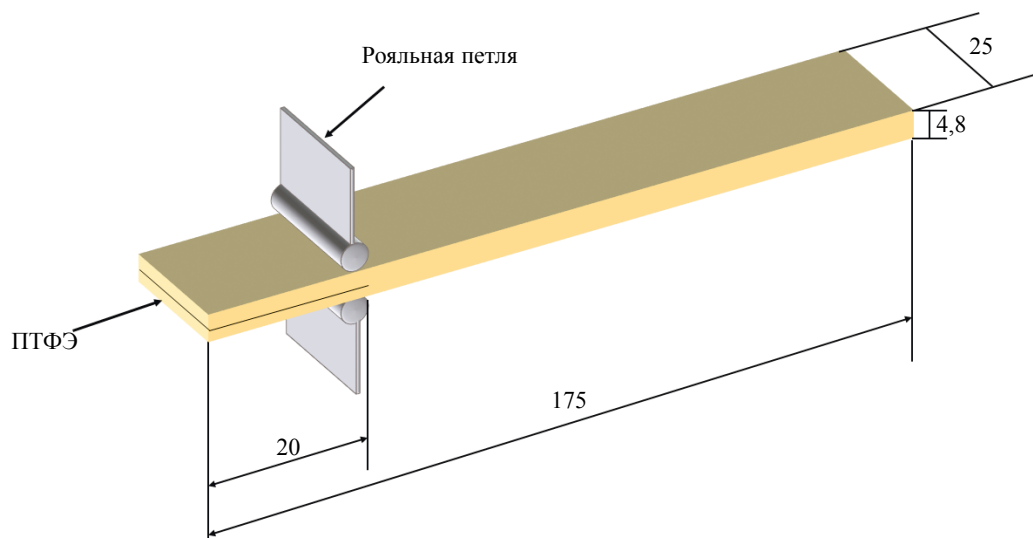


Рис. 1. Геометрические параметры образца ДКБ.

2.2. Методы испытаний

Образец матрицы растягивали с помощью электронной универсальной испытательной машины Shimadzu AG-X, как показано на рис. 2а. Свойства пучка стекловолокна (SC-1200) оценивали

Таблица 2

Механические свойства материалов

	Предел прочности, МПа	Модуль упругости, ГПа
S-стекловолокно	3,400	120
Эпоксидная смола (TDE-85#)	60	3,7

с помощью растягивающей машины типа SEM-тестера, как указано в стандарте ASTM D-2343 (рис. 2б).

Испытания ДКБ проводили в соответствии со стандартом ASTM D5528 (2021). Оборудование для испытаний ДКБ и оборудование для сбора данных АЭ показаны на рис. 2в. Кривые нагрузки—перемещения, время нагрузки и кривые напряжения—деформации поперечины были записаны с помощью универсальной испытательной машины. Цифровая камера с большим оптическим зумом была установлена для отслеживания зарождения и развития трещины в процессе испытания. Образец был закреплен на испытательной машине с помощью рояльной петли, а два датчика АЭ, которые записывали сигналы о повреждении во время испытания образца со скоростью подачи 1 мм/мин при комнатной температуре, были размещены над образцом.

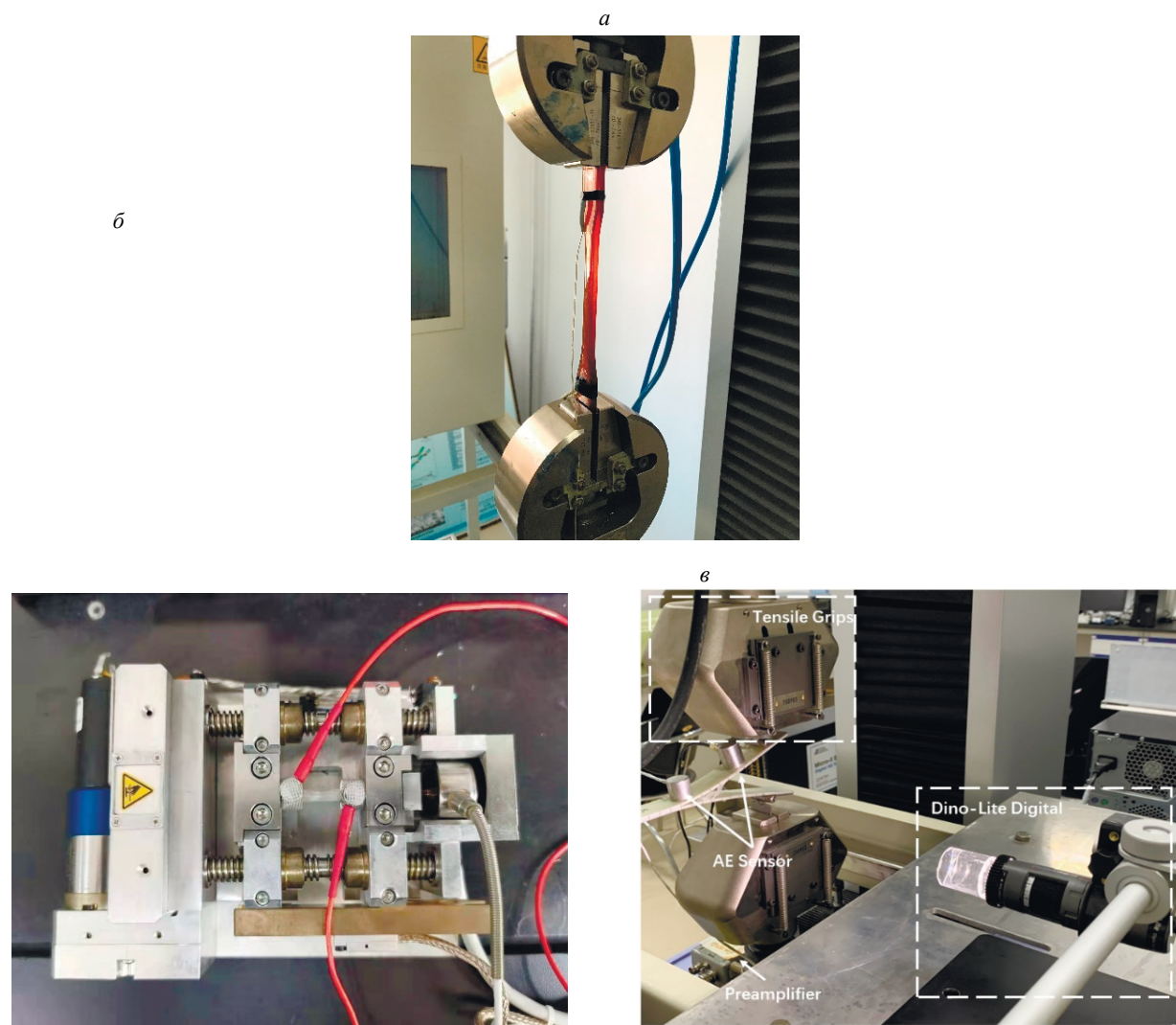


Рис. 2. Испытательное оборудование и оборудование для сбора данных АЭ: испытание на растяжение матрицы (а); испытание на растяжение гантели из стекловолокна (б); испытание ДКБ (в).

Для регистрации событий АЭ использовалось программное обеспечение AE Win и устройство, произведенное компанией Acoustical Physics Corporation of America-Express. Датчиками АЭ были WSa, WD и Nano30, а сигналы АЭ усиливались с помощью предварительного усилителя 2/4/6-AST с коэффициентом усиления 40 дБ и частотой дискретизации 1 МГц. Для обеспечения хорошей акустической связи между поверхностью датчика и образцом наносилась вакуумная смазка. Перед испытаниями соединение между образцом и датчиком АЭ проверялось в соответствии со стандартной процедурой испытаний на разрыв карандашного грифеля; настройки системы АЭ приведены в табл. 3.

Таблица 3

Параметры системы АЭ

	Тип сенсора	Количество каналов	Порог, дБ	Время задержки, мкс	Частота дискретизации, МГц
Испытание на растяжение матрицы	WD	2	35	256	1
Испытание на растяжение стекловолокна	Nano30	2	35	256	1
ДКБ	WD WSa	2	35	256	1

2.3. Отбор признаков

Целью отбора признаков является удаление нерелевантных и избыточных характеристик, что позволяет создать новый набор данных с меньшим количеством измерений при сохранении большей части информации. Для этого из исходного набора данных были удалены ненужные, нежелательные и нерелевантные признаки. Алгоритм Relief F был предложен Кононенко [20] и разработан на основе алгоритма Relief. Алгоритм Relief F может решать различные проблемы и является широко используемым методом отбора признаков в интеллектуальном анализе данных. По сравнению с методом Relief, алгоритм Relief F может быть распространен на многие другие области. Шаги для процесса обучения по алгоритму Relief F следующие:

1. Задать весовые коэффициенты равными 0.
2. Выбрать случайный образец.
3. Найти ближайших соседей из того же класса (ближайшие совпадения).
4. Найти ближайших соседей из другого класса (ближайшие промахи).
5. Применить формулу оценки веса на основе значений, полученных на шагах 2—4.

Параметры, получаемые при работе системы, и их описания приведены в табл. 4; другие параметры включают длительность/амплитуду, амплитуду/начальную частоту, амплитуду/центральный частоту, время нарастания/амплитуду, время нарастания/длительность, амплитуду/частоту, амплитуду/среднюю частоту, A/PF, C/D, C/RT, PF/D, PF/RT, E/D и C/E [21]. Наборы данных с вышеуказанными параметрами были обработаны с помощью алгоритма Relief F для получения релевантных и полезных характеристик. Согласно предыдущему анализу параметров и формы сигналов, в испытаниях ДКБ частоты в диапазоне 350—500 Гц можно отнести к разрушению волокна, частоты в диапазоне 80—120 кГц можно отнести к разрушению матрицы, а остальные частоты связаны с повреждениями отслоения [22]. Таким образом, исходные данные были предварительно обработаны перед проведением анализа Relief F.

2.4. Кластеризация данных при использовании ОМ-МГС

МГС — это расширение функции плотности вероятности одного Гаусса. Поскольку МГС может плавно аппроксимировать плотность распределения любой формы, она была применена к различным областям, таким как распознавание аудио и изображений, и при этом удалось получить примечательные результаты. МГС — это метод мягкой кластеризации, в котором для оценки функции плотности вероятности (ФПВ) используются линейные аппроксимации нескольких гауссовских компонент [23].

ФПВ K -го порядка МГС — взвешенная сумма конечной гауссовской функции распределения вероятностей [24]. Для импульса АЭ x_i^n , ГМС выражается как:

Таблица 4

Параметры и их описания [21]

Параметры	Описание
Время нарастания, RT	Время от первого пересечения порога до самой высокой точки напряжения на осциллограмме
Счеты, C	Количество раз, когда сигнал пересекает установленный порог
Энергия, E	Интеграл абсолютного напряжения сигнала по времени
Длительность, D	Время от первого до последнего пересечения порога
Амплитуда, A	Наибольшее напряжение в форме волны АЭ, выраженное в дБ
Средняя частота, AF	Счеты, деленные на продолжительность, деленные на 1000, кГц
Обратная частота	Счеты — Счеты до пика, деленные на Длительность—Время нарастания, кГц (Частота появления счетов после пика амплитуды)
Начальная частота, IF	Счеты до пика, деленные на время нарастания, кГц
Мощность сигнала, SS	Интеграл абсолютного напряжения сигнала по времени, выраженный в пВ·с (пиковольты на секунды)
Абсолютная энергия	Временной интеграл квадрата напряжения сигнала на датчике до усиления, деленный на импеданс 10 кОм
Центральная частота, CF	Центр масс на графике спектра мощности
Пиковая частота, PF	Точка в спектре мощности, где величина пика регистрируется в результатах БПФ
Коэффициент амплитуды	Безразмерный показатель, используемый для определения, насколько экстремальны пики в форме волны
Угол подъема, UP	Время нарастания/Амплитуда

$$p(x) = \sum_{k=1}^K \pi_k N(x | \mu_k, \sigma_k), \quad (1)$$

где K — номер гибридного компонента; $N(x | \mu_k, \sigma_k)$ — ФПВ K -го компонента гибридной модели;

π_k — гибридный индекс, который выражается как $\sum_{k=1}^K \pi_k = 1$ и $0 \leq \pi_k \leq 1$, в дополнение μ_k и σ_k — это гауссовские параметры K -го компонента. Тип кластера, к которому принадлежит точка, можно определить с помощью следующих двух шагов:

1) выбрать категорию случайным образом с соответствующей вероятностью, обозначенной как π_k ;

2) выбрать точку только из этой категории распределения.

Функция правдоподобия может быть легко получена, используя ФПВ и результаты применения ГМС:

$$\ln P(x | \pi, \mu, \sigma) = \sum_{i=1}^K \ln \left\{ \sum_{k=1}^K \pi_k N(x_i | \mu_k, \sigma_k) \right\}. \quad (2)$$

Поскольку полученные данные никак не обозначены, точное количество различных точек данных не может быть определено, поэтому при решении уравнений используются неявные переменные. Для того, чтобы определить величины π_k , μ_k и σ_k , необходимо применить ОМ-алгоритм, который состоит из следующих шагов:

1) шаг О: оценки неизвестных переменных приводятся в соответствии с гипотетическими значениями. Переменная $\gamma(z_{ik})$ вводится для оценки степени зависимости данных наблюдений x_i от каждого кластера K :

$$\gamma(z_{ik}) = \frac{P(z = k, y_j | \mu, \sigma)}{\sum_{k=1}^K P(z = k, y_j | \mu, \sigma)} = \frac{\pi_k N(y_j | \mu_k, \sigma_k)}{\sum_{k=1}^K \pi_k N(y_j | \mu_k, \sigma_k)}. \quad (3)$$

2) шаг М: новый набор параметров итерации принимается на основе логарифмической функции правдоподобия максимизации параметров:

$$\mu_k = \frac{\left(\sum_{j=1}^K \gamma(z_{ik}) y_j \right)}{\left(\sum_{j=1}^K \gamma(z_{ik}) \right)}, \quad (4)$$

$$\sigma_k^2 = \frac{\left(\sum_{j=1}^K \gamma(z_{ik}) (y_j - \mu_k)^2 \right)}{\left(\sum_{j=1}^K \gamma(z_{ik}) \right)}, \quad (5)$$

$$\pi_k = \frac{\sum_{j=1}^K \gamma(z_{ik})}{K}. \quad (6)$$

Шаги О и М повторяются до тех пор, пока итерация не сходится к окончательным значениям π_k , μ_k и σ_k , которые затем подставляются в уравнения (2). Количество K компонентов в ГМС обозначает число моделей, которые соответствуют гауссову распределению. При проведении кластерного анализа важно определить количество кластеров, и выбор K напрямую влияет на эффективность кластеризации. Количество кластеров в ГМС указывает на количество содержащихся в ней гауссовых распределений. В данном исследовании оптимальное количество кластеров определяется с помощью информационного критерия Акаике (АИК) и байесовского информационного критерия (БИК). Как показано на рис. 3, выбор трех кластеров должен соответствовать особенностям наборов данных для получения оптимальных результатов кластеризации [24].

3. РЕЗУЛЬТАТЫ

Вышеупомянутые методы отбора признаков Relief F и модель идентификации повреждений OM-GMM были использованы для идентификации повреждений композитных ламинатов с различной межфазной ориентацией волокон. Эффективность МГС в определении типа и степени повреждений была протестирована на основе экспериментальных данных и микроскопических наблюдений. Также были проанализированы характеристики параметров повреждений АЭ.

3.1. Отбор признаков и кластеризация по ГМС

Предварительно обработанные наборы данных были преобразованы с помощью метода Relief F с целью отбора признаков, отобранные признаки показаны на рис. 3. Большинство этих параметров имели гауссово распределение, однако были и исключения (например, длительность или энергия некоторых параметров имели экспоненциальное распределение). Поэтому при обработке этих параметров вместо фактического значения использовалась логарифмическая форма [25]. Данные, которые изначально были разного порядка, сравнивались после приведения к единой единице измерения с помощью процесса стандартизации Z-score. Среднее значение, стандартное отклонение и медианное значение часто выбираются в качестве порога характеристики для метода Relief F. Более того, выбор признаков для большого количества данных показывает, что среднее значение является наиболее подходящим пороговым значением при работе с набором данных с высокой или низкой размерностью [16]. Поэтому в последующем процессе отбора признаков анализировались только параметры со значениями, превышающими средневзвешенное значение. Как показано на рис. 4, амплитуда, обратная частота, центральная частота, пиковая частота, D/A, A/PF, PF/D и PF/RT могут отражать большую часть информации о сигналах АЭ.

Отбор признаков проводился по выбранным параметрам. Для визуализации данных на двумерном графике были выбраны две главные компоненты (ГК), чтобы можно было сразу определить различные кластеры. Первая ГК (ГК1) была выбрана в качестве оси X , а вторая ГК (ГК2) — в качестве оси Y . Затем была проведена ГМС-кластеризация по новым координатам.

В ГМС n -компоненты представляют собой количество моделей гауссовых распределений, из которых состоит модель, и их выбор напрямую влияет на эффективность кластеризации. Наилуч-

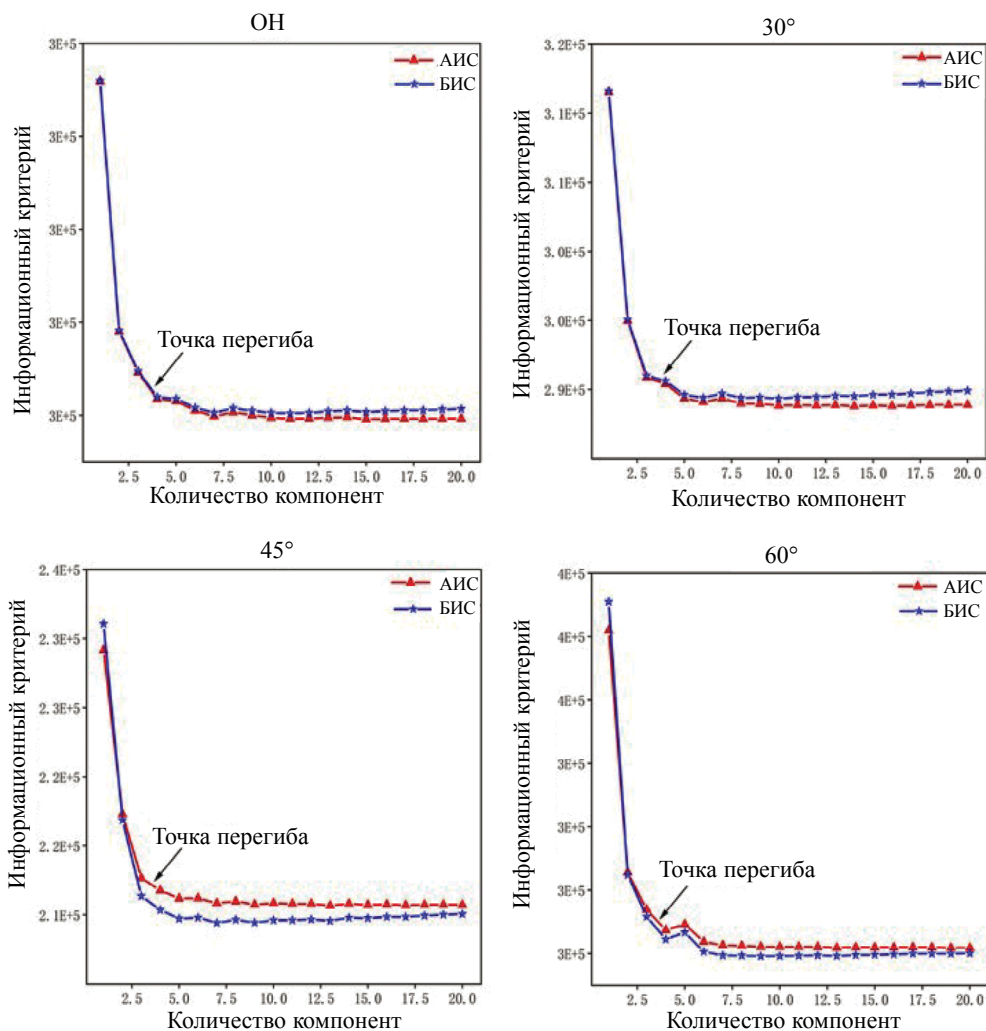


Рис. 3. Кривые АИК и БИК.

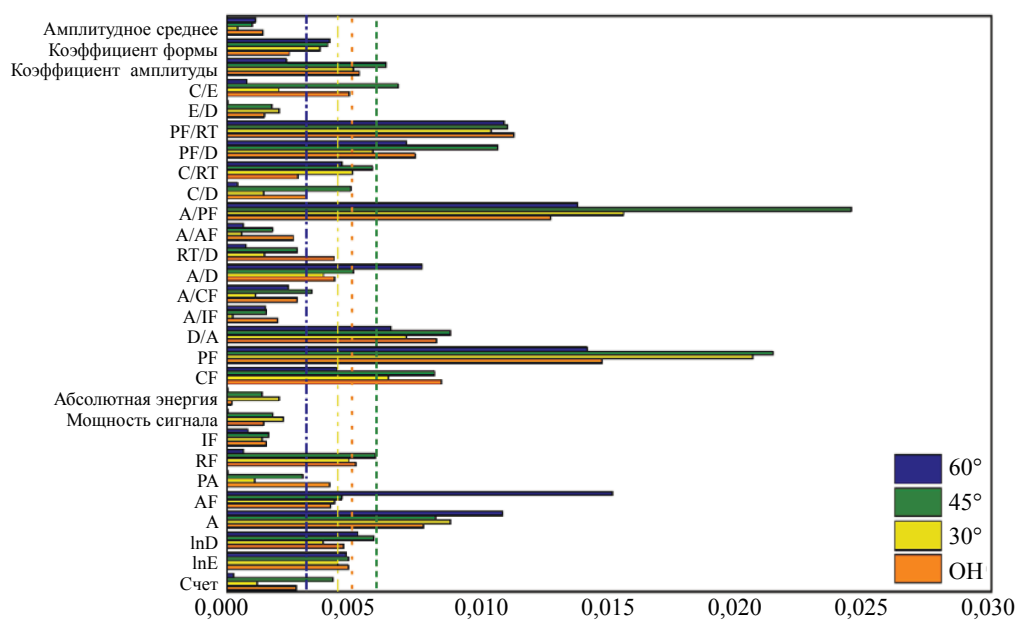


Рис. 4. Диаграмма взвешенных признаков.

шее число кластеров — это минимальное значение АИК или БИК. Кривые АИК и БИК, рассчитанные по обучающим данным процесса нанообработки, показаны на рис. 4. Из рис. 4 видно, что оптимальное решение может быть получено при выборе трех компонентов, и эти три типа как раз соответствовали трем механизмам повреждения композитных ламинатов.

Как показано на рис. 5, различные механизмы повреждения в эксперименте могут быть выражены несколькими нормальными распределениями. Если кластер был плотно распределен, то соответствующие данные были похожи друг на друга. Это указывает на то, что большинство данных для этого типа повреждений либо обладают схожими свойствами параметров, либо легко определяют диапазон значений. Кластеры со значительной концентрацией данных можно наблюдать на гауссовой диаграмме плотности для четырех типов образцов с различными углами ориентации волокон. Кроме того, распределение находилось в узком диапазоне. Следовательно, эти сигналы были связаны с разрушением матрицы. Уровень концентрации данных самый высокий на рис. 5а, что также подтверждает это предположение, поскольку для композитных ламинатов с равномерной ориентацией основная часть всего сигнала может быть приписана разрушению матрицы [18]. Формы и распределения двух других кластеров отличаются на рис. 5а—г, что может быть объяснено различиями в расслоении и разрушении волокон, вызванными различными межфазными ориентациями волокон. Наблюдения за кластерами показывают, что модели, принятые в данном исследовании, могут точно отражать механизм повреждения для всех образцов. В следующем разделе анализируются характерные параметры различных кластеров.

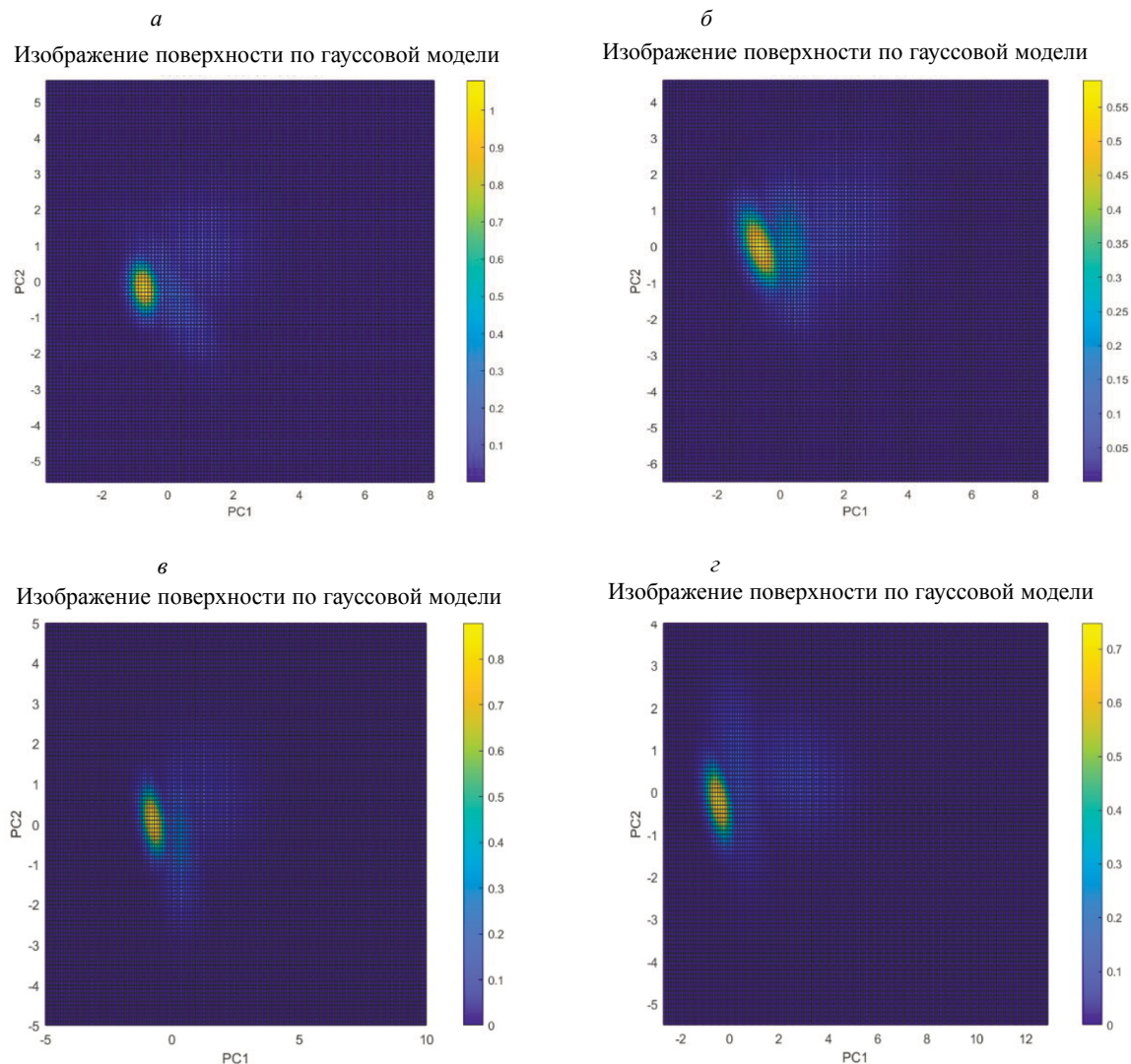


Рис. 5. ГМС, определяемая по МГК, после обучения: ОН (а); 30° (б); 45° (в); 60° (г).

3.2. Анализ результатов кластеризации

Применение данных АЭ для определения характеристик повреждений композитных материалов долгое время было спорным. Во время испытания параметры АЭ были получены из упругих волн, возникающих при внутреннем повреждении материалов, которые сначала регистрировались датчиками, а затем передавались на устройство для обработки с помощью предусилителя. Затем эти параметры были проанализированы путем кластеризации, и каждый кластер был отнесен к соответствующему механизму повреждения. Амплитуда, пиковая частота и значения УП являются типичными параметрами, используемыми в амплитудно-частотном анализе [15]. Поэтому в данном исследовании метки, полученные с помощью одного и того же алгоритма, были присвоены каждому набору данных образцов с целью установления связи между показателями АЭ и механизмом повреждения стекловолоконных ламинатов.

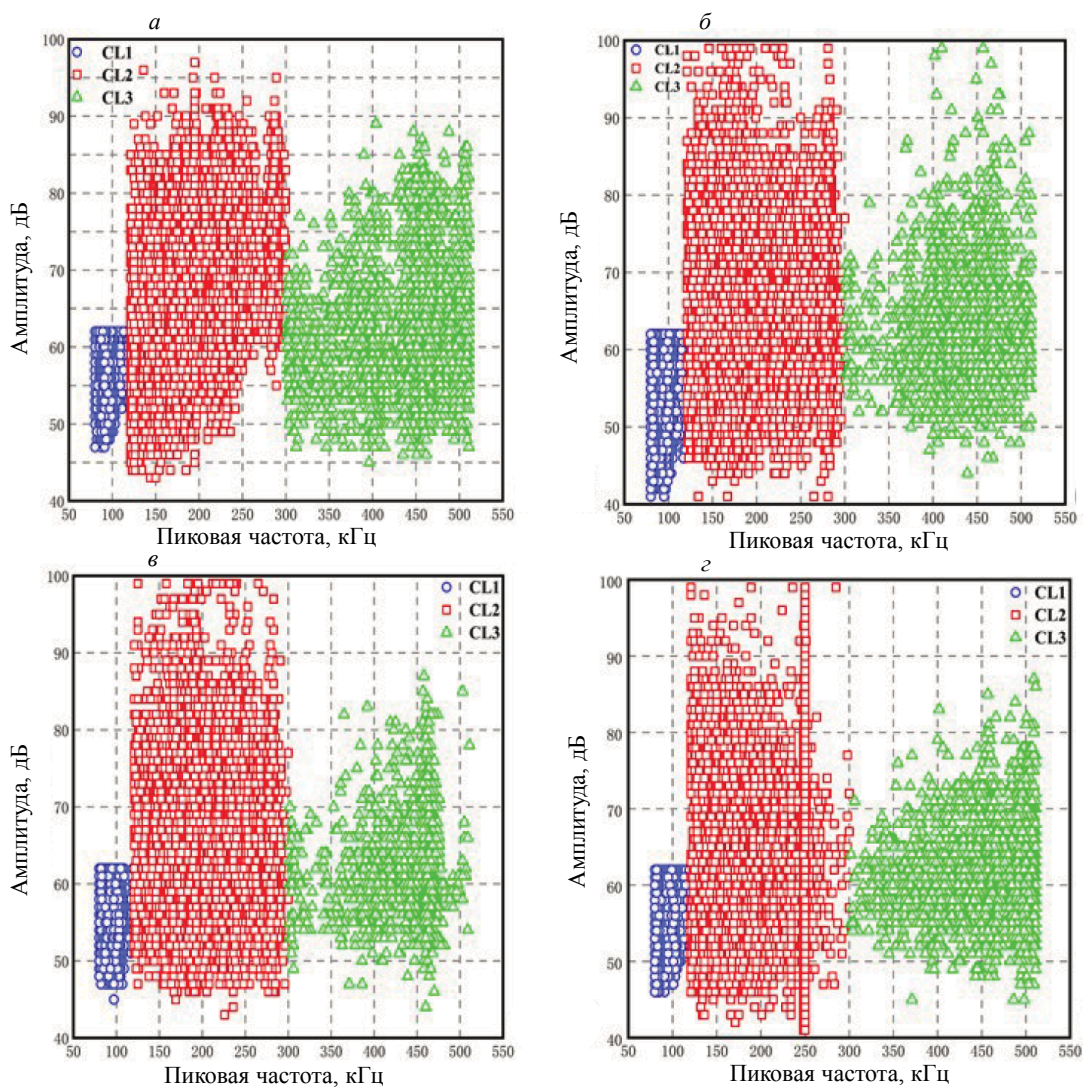


Рис. 6. Все образцы, распределенные по амплитуде и пиковой частоте: ОН (а); 30° (б); 45° (в); 60° (г).

1. Анализ кластеризации и границ кластеров

На рис. 6 показано, что различные кластеры четко отделяются друг от друга на двумерных плоскостях, и все три кластера, исследованные в данном эксперименте, имеют схожее распределение. CL1 показал низкие амплитуды и низкие пиковые частоты, CL2 показал более высокие пиковые частоты и низкие амплитуды, CL3 показал высокие амплитуды и высокие пиковые частоты.

частоты и более широкие диапазоны, чем CL1, а CL3 показал высокие амплитуды и высокие пиковые частоты. На основании этих распределений можно отметить определенное сходство в кластеризации наборов данных композитных ламинатов с различной ориентацией межфазных волокон, хотя некоторое перекрытие данных по-прежнему остается.

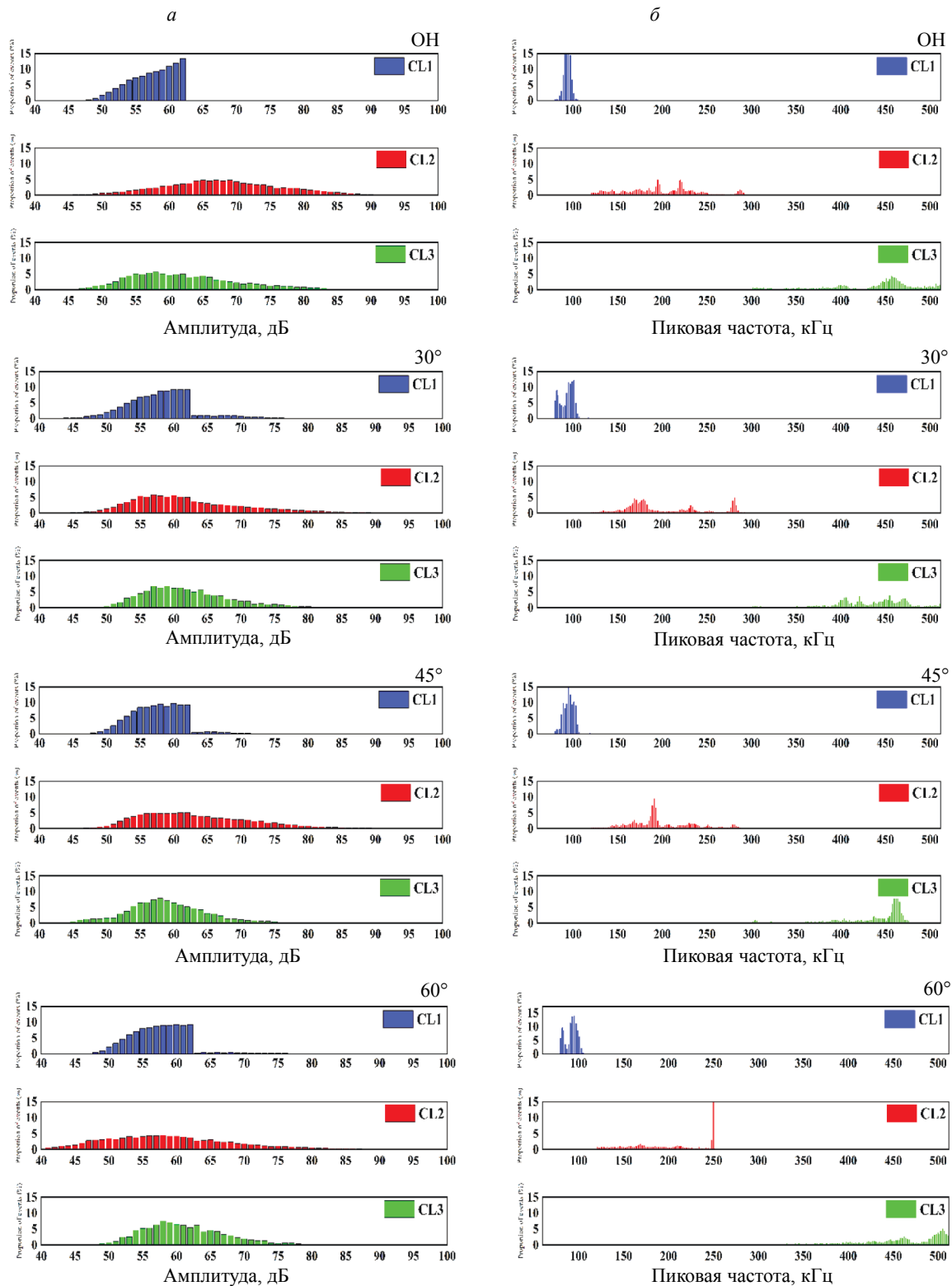


Рис. 7. Распределения амплитуды (а) и пиковой частоты (б) композитных ламинатов с различной ориентацией волокон.

Хотя распределения повреждений в определенной степени могут быть отражены в амплитуде и пиковой частоте, точное количество соответствующих событий вряд ли можно увидеть на двумерной диаграмме (диапазон распределения CL1 наименьший, но количество событий его совокупного воздействия наибольшее). Чтобы лучше различить распределение событий, соответствующих различным механизмам повреждения, были построены статистические диаграммы амплитуды и пиковой частоты для четырех различных ориентаций волокон, как показано на рис. 7.

Форма и диапазон распределений, связанных с различными образцами, схожи, как это показано на рис. 7. Диапазон амплитуды для CL1 ограничен 40—75 дБ, а для CL2 и CL3 — нормальным распределением с более широким диапазоном, чем для CL1. Диапазон для CL2 составляет 40—95 дБ, как и для CL3. Пиковая частота CL1 распределена в пределах 80—120 кГц, большинство событий CL2 расположены в пределах 150—250 кГц, а CL3 — в пределах 400—500 кГц.

Видно, что с увеличением угла ориентации волокон доля больших амплитуд увеличивается для CL1, распределение амплитуд для CL3 смещается вправо, а амплитуда у 60°-ламината намного выше, чем у ОН-ламината. Это указывает на то, что увеличение угла ориентации может дестабилизировать повреждение CL1, а часть энергии от разрушения вызывает увеличение CL1; когда происходит повреждение CL3, выделяется большее количество энергии, которое принимается датчиками. Сравнение амплитудного распределения ОН и 60°-ламината показывает, что амплитуда CL2 уменьшается с увеличением угла ориентации. Это означает, что при возникновении повреждения CL2 в 60°-ламинате высвобождается меньше энергии, чем в ОН-ламинате.

Все события CL1 происходят с постоянной скоростью в ОН-ламинате, а их частоты сосредоточены в районе 90 кГц. Частоты CL2 и CL3 также распределены в узких диапазонах, однако можно наблюдать несколько пиковых значений, что объясняется тем, что внутренние повреждения дестабилизируют повреждения CL1, генерируя сигналы удара с различными частотами. CL1 и CL3 30°-ламината имеют схожее распределение, а высокочастотная составляющая CL2 намного выше, чем у ОН-ламината. Для сравнения, в 45°-ламинате частота CL2 сосредоточена в низкой области, что указывает на то, что частота CL2 не увеличивается с углом ориентации волокон. Для 60°-ламината частота выше, чем для других образцов. Поскольку ориентация волокон в значительной степени отклоняется от расширения трещины, цикл высвобождения энергии при соединении волокон и разрушении волокон короче, что приводит к событиям, связанным с разрывом волокон.

Соответствующий механизм повреждения кластеров был проанализирован и определен, и диапазон распределения для этих кластеров обобщен в табл. 5.

Таблица 5

Границы кластеров при ДКБ-испытании ламинатов с различной ориентацией волокон

Кластеры	<i>A</i> , дБ	ПЧ, кГц
CL1	40—65	80—120
CL2	40—95	150—300
CL3	40—90	300—500

2. Эффективность модели

Для оценки эффективности идентификации повреждений ОМ-ГМС Relief F его точность сравнивалась с точностью алгоритмов *K*-средних и МНКСС. Чтобы облегчить процесс сравнения, для двух других методов кластеризации были выбраны три кластера. Наборы данных состояли из сигналов разрушения матрицы и волокна, полученных в результате испытаний на одноосное растяжение, а также сигналов расслаивания, полученных в ходе экспериментов ДКБ.

Как показано на рис. 8, эти три метода дали разные результаты кластеризации. На рис. 8а видно, что в исходных данных наблюдается перекрытие, что указывает на существование схожих сигналов по трем механизмам повреждения. Исходный набор данных может быть соответствующим образом разделен на три кластера с помощью метода *K*-средних, как показано на рис. 8б. Метод *K*-средних определил кластер, к которому принадлежала каждая точка, вычислив ее расстояние от центра, а также минимизировал расстояние от набора данных до центра кластера путем итераций. Хотя результат кластеризации казался достаточно хорошим, он был менее удовлетворительным при наличии перекрытия исходных данных. Метод МНКСС определяет геометрическую близость точек данных в евклидовом пространстве, чтобы отнести каждую точку данных к разным кластерам. Затем про-

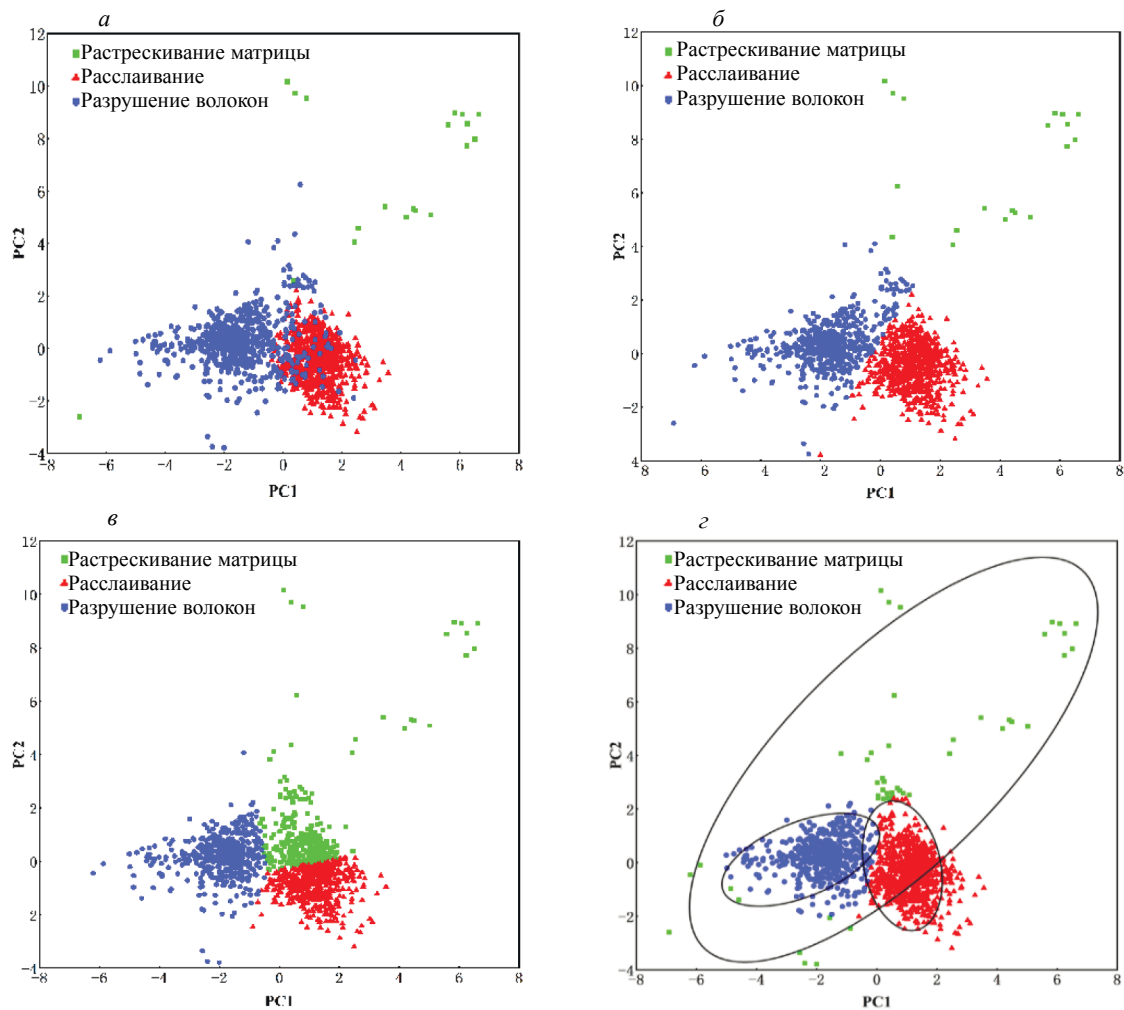


Рис. 8. Результаты кластеризации для различных методов относительно реальных данных: исходные данные (а); метод К-средних (б); МНКСС (в); ГМС (г).

Таблица 6

Влияние различных методов на эффективность идентификации

	Кол-во событий	Доля событий в каждом кластере, %			Точность, %
		CL1	CL2	CL3	
Исходные данные	1289	1,47	51,7	46,9	100
Алгоритм К-средних	1289	3,7	57,9	38,8	90,85
МНКСС	1289	25,4	37,9	36,6	71,9
МГС	1289	1,47	57,1	41,6	91,84

грамма определила расстояние между различными кластерами и, наконец, определила центр каждого кластера и степень принадлежности к каждому кластеру для каждой точки данных [26]. Рис. 8в показывает, что МНКСС также может демонстрировать хороший эффект кластеризации; однако весь набор данных был разделен поровну и, следовательно, не очень эффективен в определении различных механизмов повреждения композитных материалов. По сравнению с двумя предыдущими методами, метод OM-GMM использовал в качестве критерия вероятность вместо расстояния, как показано на рис. 8г. Наблюдалось перекрытие между различными гауссовыми распределениями, что указывает на то, что данные, перекрывающиеся в исходном наборе данных, могут быть соответствующим образом идентифицированы. Процентное соотношение событий в каждом кластере для этих трех различных моделей показано в табл. 6.

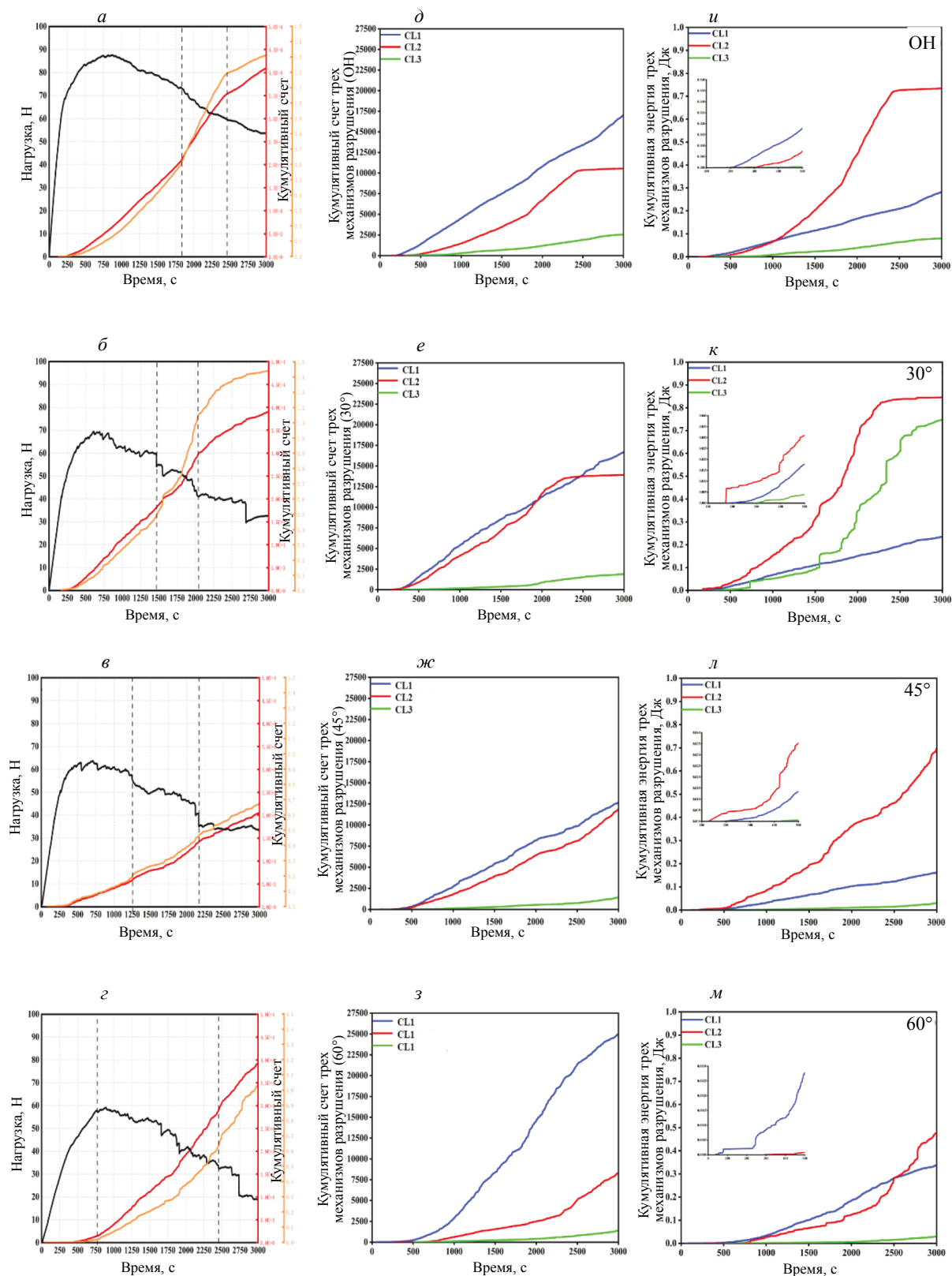


Рис. 9. Кумулятивные счета АЭ и энергии АЭ: кривые нагружения в экспериментах с ДКБ, кумулятивные счета АЭ и энергии АЭ (а—г); кумулятивные счета различных механизмов разрушения (д—з); кумулятивные энергии различных механизмов разрушения (и—м).

4. ОБСУЖДЕНИЕ

Чтобы установить связь между кластерами различных механизмов повреждения, были изучены диапазоны распределения параметров, относящихся к различным механизмам повреждения в ссылках [27—30]. Диапазон пиковой частоты CL1 был аналогичен диапазону, связанному с расстрескиванием матрицы, как обсуждалось в [19, 29]. Аналогично, события CL2 имели амплитудный диапазон 40—95 дБ и частотный диапазон 150—300 кГц, которые были похожи на сигналы расслаивания, описанные в предыдущих исследованиях [27, 30]. Более того, все предыдущие исследования сообщили, что разрушение волокна демонстрирует большую амплитуду и высокую пиковую частоту, которые соответствуют распределению частоты CL3 [31—33].

Как показано на рис. 9а, д, и, для ОН-образца суммарное значение АЭ постоянно увеличивалось, а CL2 показало внезапное увеличение при 1750 с, сопровождаемое внезапным падением кривой нагружения. На протяжении всего эксперимента развитие трех типов повреждений было относительно стабильным и не менялось. Между тем, как показано на кривых кумулятивной энергии, события CL2 и CL1 произошли почти одновременно, что объясняется стабильным распространением разрушения в ОН-образце.

Для образца 30°, как показано на рис. 9б, е, к, кривые нагружения были неровными во многих местах с первым падением нагрузки при 1500 с, что было раньше, чем для образца ОН. Кумулятивные события и кумулятивная энергия АЭ показали, что в образце с углом 30° количество событий CL2 было больше, чем событий CL1 при 2000 с, а скорость увеличения событий CL3 увеличилась, что объясняется тем, что волокно с углом ориентации, вероятно, будет моститься или отслаиваться, и внезапное разрушение волокна может привести к внезапному расширению трещины. Это также объясняет, почему кумулятивная энергия CL3 была выше, чем CL1.

Для образца с углом 45°, как показано на рис. 9в, ж, л, наблюдались большее количество падений и более широкие области с резкими изменениями нагрузки. Первое падение нагрузки произошло при 1250 с, при этом совокупное воздействие и кумулятивная энергия были меньше, чем у других образцов. CL1 и CL2 развивались почти с одинаковой скоростью на диаграмме кумулятивных событий, что говорит о том, что волокно и матрица испытывали почти одинаковые нагрузки. В конце концов, они были удалены из ламината в виде пучков волокон, а CL3 возникал реже.

Для образца 60°, как показано на рис. 9г, з, м, кривая нагружения была самой резкой, а количество кумулятивных событий CL1 было намного больше, чем для образцов с другими углами ориентации. Ориентация пучка волокон больше отклонялась от направления расширения трещины, тем самым снижая стабильность самого образца. Кроме того, нагрузка в матрице была очень высокой, что привело к большему внутреннему повреждению. Диаграмма кумулятивной энергии CL2 имеет вид лестницы, что говорит о структурной нестабильности эксперимента.

5. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В данном исследовании был проведен кластерный анализ сигналов АЭ, полученных в результате испытаний ДКБ композитных ламинатов с различной ориентацией волокон. Были получены следующие выводы:

1. Метод Relief F, используемый для отбора признаков, основан на взвешивании различных параметров по разным механизмам повреждения. Этот метод привел к резкому сокращению как объема данных, так и объема вычислений. В заключение можно сделать вывод, что амплитуда, обратная частота, центральная частота, пиковая частота, D/A, A/P, PF/D и PF/RT могут представлять большую часть информации сигнала АЭ.

2. Две ГК, полученные с помощью МГК, были включены в алгоритм ОМ-МГС для кластеризации, что не только помогло разграничить различные механизмы повреждения, но и выявило уровень концентрации различных повреждений. События АЭ были разделены на три типа, а амплитуда и пиковая частота все еще были эффективны для идентификации механизмов повреждения после того, как каждому из них был присвоен кластер. В частности, CL1 соответствовал событиям с низкой частотой и низкой амплитудой, CL2 представлял события со средней частотой и широким диапазоном амплитуд, а CL3 обозначал события с высокой частотой и высокой амплитудой. Методы кластеризации алгоритм К-средних, МНКСС и ОМ-МГС были применены к наборам данных поврежденных сигналов, и результаты показали, что МГС больше подходит для экспериментальных результатов ДКБ композитных ламинатов стекло/эпоксидная смола.

3. В соответствии с кривой нагружения четырех типов образцов был проведен дальнейший анализ кумулятивных событий АЭ и энергии АЭ. На основании литературных данных можно сделать

вывод, что события АЭ и механизм повреждения подчиняются следующим соотношениям: CL1 соответствует разрушению матрицы, CL2 соответствует расслоению, а CL3 соответствует разрушению волокон.

Наборы данных, созданные и/или проанализированные в ходе настоящего исследования, доступны у ответственного автора по обоснованному запросу. Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

Данная работа поддержана Фондом Естественных Наук Провинции Хэйлунцзян (номер гранта LH2022E029) и Проектом Фонда постдокторантуры Провинции Хэйлунцзян (номер гранта LBH-Q21083).

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Zhou W., Zhao W.Z., Zhang Y.N., Ding Z.J. Cluster analysis of acoustic emission signals and deformation measurement for delaminated glass fiber epoxy composites // *Compos. Struct.* 2018. V. 195. P. 349—358.
2. Mohammadi R., Najafabadi M.A., Saeedifar M., Yousefi J., Minak G. Correlation of acoustic emission with finite element predicted damages in open-hole tensile laminated composites // *Composites. Part B: Eng.* 2017. V. 108. P. 427—435.
3. Lorriot T., Marion G., Harry R., Wargnier H. Onset of free-edge delamination in composite laminates under tensile loading // *Composites. Part B: Eng.* 2003. V. 34 (5). P. 459—471.
4. Saeedifar M., Najafabadi M.A., Zarouchas D., Toudeshky H.H., Jalalvand M. Clustering of interlaminar and intralaminar damages in laminated composites under indentation loading using Acoustic Emission // *Composites, Part B: Eng.* 2018. V. 144. P. 206—219.
5. Yu F., Okabe Y., Wu Q., Shigeta N. A novel method of identifying damage types in carbon fiber-reinforced plastic cross-ply laminates based on acoustic emission detection using a fiber-optic sensor // *Compos. Sci. Technol.* 2016. V. 135. P. 116—122.
6. Arumugam V., Kumar C.S., Santulli C., Sarasini F., Stanley A.J. A global method for the identification of failure modes in fiberglass using acoustic emission // *J. Test. Eval.* 2011. V. 39 (5). P. 954—966.
7. Fotouhi M., Sadeghi S., Jalalvand M., Ahmadi M. Analysis of the damage mechanisms in mixed-mode delamination of laminated composites using acoustic emission data clustering // *J. Thermoplast. Compos. Mater.* 2017. V. 30 (3). P. 318—340.
8. Li L., Lomov S.V., Yan X., Carvelli V. Cluster analysis of acoustic emission signals for 2D and 3D woven glass/epoxy composites // *Compos. Struct.* 2014. V. 116. P. 286—299.
9. Li C.J., Li S.Y. Acoustic emission analysis for bearing condition monitoring // *Wear.* 1995. V. 185 (1—2). P. 67—74.
10. Dunegan H.L., Harris D.O., Tatro C.A. Fracture analysis by use of acoustic emission // *Eng. Fract. Mech.* 1968. V. 1 (1). P. 105—122.
11. Van Tittelboom K., De Belie N., Lehmann F., Grosse C.U. Acoustic emission analysis for the quantification of autonomous crack healing in concrete // *Constr. Build. Mater.* 2012. V. 28 (1). P. 333—341.
12. Kishawy H.A., Hegab H., Umer U., Mohany A. Application of acoustic emissions in machining processes: analysis and critical review // *Int. J. Adv. Manuf. Technol.* 2018. V. 98 (5). P. 1391—1407.
13. Ely T.M., Hill E. Longitudinal splitting and fiber breakage characterization in graphite epoxy using acoustic emission data // *Mater. Eval.* 1995. V. 53 (2). P. 288—294.
14. Barnes C.A., Ramirez G. Acoustic emission testing of carbon fiber composite offshore drilling risers / AECM-6: Sixth International Symposium on Acoustic Emission From Composite Materials. 1998. P. 13—22. American Society for Nondestructive Testing, Inc, San Antonio.
15. Barile C., Casavola C., Pappaletta G., Kannan V.P. Laplacian score and K-means data clustering for damage characterization of adhesively bonded CFRP composites by means of acoustic emission technique // *Applied Acoustics.* 2022. V. 185. P. 108425.
16. Jain D., Singh V. An efficient hybrid feature selection model for dimensionality reduction // *Procedia Comput. Sci.* 2018. V. 132. P. 333—341.
17. American Society for Testing and Materials: Standard Test Method for Tensile Properties of Glass Fiber Strands, Yarns, and Rovings Used in Reinforced Plastics. ASTM International, ASTM International, 2009.
18. Nikbakht M., Yousefi J., Hosseini-Toudeshky H., Minak G. Delamination evaluation of composite laminates with different interface fiber orientations using acoustic emission features and micro visualization // *Composites. Part B: Eng.* 2017. V. 113. P. 185—196.
19. American Society for Testing and Materials: Standard test method for mode I interlaminar fracture toughness of unidirectional fiber-reinforced polymer matrix composites. ASTM International. 2021.
20. Kononenko I. Estimating attributes.: Analysis and extensions of RELIEF. In: Bergadano, F., De Raedt, L.(eds.) European Conference on Machine Learning. P. 171—182. Springer, Berlin, Heidelberg, 1994.

21. *Ichenihi A., Li W., Gao Y., Rao Y.* Feature selection and clustering of damage for pseudo-ductile unidirectional carbon/glass hybrid composite using acoustic emission // *Applied Acoustics*. 2021. V. 182. P. 108184.
22. *Saeedifar M., Zarouchas D.* Damage characterization of laminated composites using acoustic emission: A review // *Composites. Part B: Engineering*. 2020. V. 195. P. 108039.
23. *Cheng F., Zhai S.C., Dong J.* Investigation of Gaussian mixture clustering model for online diagnosis of tip-wear in nanomachining // *J. Manuf. Processes*. 2022. V. 77. P. 114—124.
24. *Seyfi S.M.S., Sharifi A., Arian H.* Portfolio Value-at-Risk and expected-shortfall using an efficient simulation approach based on Gaussian Mixture Model // *Math. Comput. Simul.* 2021. V. 190. P. 1056—1079.
25. *Moevus M., Godin N., R'Mili M., Rouby D., Reynaud P., Fantozzi G. et al.* Analysis of damage mechanisms and associated acoustic emission in two SiCf/[Si-B-C] composites exhibiting different tensile behaviours. Part II: Unsupervised acoustic emission data clustering // *Compos. Sci. Technol.* 2008. V. 68 (6). P. 1258—1265.
26. *Dunn J.C.* A fuzzy relative of the ISODATA process and its use in detecting compact well-separated clusters // *J. Cybern.* 1973. V. 3 (3). P. 32—57.
27. *Ramirez-Jimenez C.R., Papadakis N., Reynolds N., Gan T.H., Purnell P., Pharaoh M.* Identification of failure modes in glass/polypropylene composites by means of the primary frequency content of the acoustic emission event // *Compos. Sci. Technol.* 2004. V. 64 (12). P. 1819—1827.
28. *Kotsikos G., Evans J.T., Gibson A.G., Hale J.* Use of acoustic emission to characterize corrosion fatigue damage accumulation in glass fiber reinforced polyester laminates // *Polym. Compos.* 1999. V. 20 (5). P. 689—696.
29. *Godin N., Huguet S., Gaertner R.* Integration of the Kohonen's self-organising map and k-means algorithm for the segmentation of the AE data collected during tensile tests on cross-ply composites // *NDT E Int.* 2005. V. 38 (4). P. 299—309.
30. *Fotouhi M., Najafabadi M.A.* Acoustic emission-based study to characterize the initiation of delamination in composite materials // *J. Thermoplast. Compos. Mater.* 2016. V. 29 (4). P. 519—537.
31. *Gutkin R., Green C.J., Vangrattanachai S., Pinho S.T., Robinson P., Curtis P.T.* On acoustic emission for failure investigation in CFRP: Pattern recognition and peak frequency analyses // *Mech. Syst. Sig. Process.* 2011. V. 25 (4). P. 1393—1407.
32. *Komai K., Minoshima K., Shibutani T.* Investigations of the fracture mechanism of carbon/epoxy composites by AE signal analyses // *JSME International Journal. Ser. 1. Solid mechanics, strength of materials*. 1991. V. 34 (3). P. 381—388.
33. *Jong H.J.* Transverse cracking in a cross-ply composite laminate-detection in acoustic emission and source characterization // *J. Compos. Mater.* 2006. V. 40 (1). P. 37—69.