

УДК 531.395

МЕТОД КЛАСТЕРИЗАЦИИ ДИАГНОСТИЧЕСКИХ ДАННЫХ ПРИ ВИБРОДИАГНОСТИКЕ ТЕХНИЧЕСКИХ СИСТЕМ

© Р.С. Ахметханов, Е.Ф. Дубинин, В.И. Куксова

*Федеральное государственное бюджетное учреждение науки Институт машиноведения
им. А.А.Благонравова Российской академии наук, Россия, Москва*mibsts@mail.ru

***Аннотация.** В статье представлен комплексный метод анализа временных рядов, основанный на применении метода нечетких множеств, фракталов и вейвлет-анализа, при решении задач диагностики технических систем. Метод нечетких множеств используется для кластеризации диагностических данных, обработанных с применением вейвлет-преобразований, а фрактальный анализ служит для определения необходимого числа рассматриваемых кластеров.*

***Ключевые слова:** техническая диагностика, временные ряды, вейвлет-анализ, вейвлет-преобразования, корреляционная размерность, кластерный анализ.*

METHOD OF CLUSTERING DIAGNOSTIC DATA AT VIBRODIAGNOSTICS OF TECHNICAL SYSTEMS

© R.S. Akhmetkhanov, E.F. Dubinin, V.I. Kuksova

Institute of Machine Sciences. Russian Academy of Sciences, Russia, Moscow

***Abstract.** The article presents a complex method of time series analysis, based on the use of the fuzzy sets, fractals and wavelet analysis method, when solving problems of diagnostics of technical systems. The fuzzy set method is used to cluster diagnostic data processed using wavelet transforms, and fractal analysis serves to determine the required number of clusters under consideration.*

***Key words:** technical diagnostics, time series, wavelet analysis, wavelet transforms, correlation dimension, cluster analysis.*

В процессе функционирования техническое состояние конструкций и деталей машин и механизмов, подвергающихся непрерывным повреждающим воздействиям, постоянно ухудшается. Это обусловлено результатом воздействия технологических и внешних нагрузок и ряда других факторов, которые носят случайный характер. Данные факторы ведут к возникновению и развитию различного вида повреждений (износа, физического старения, поломок и др.) элементов конструкций, деталей машин и оборудования. Достигнув критического уровня, накопленные в результате процесса эксплуатации повреждения приводят к нарушению работоспособного состояния оборудования, выработке ресурса, и как следствие, к отказу. Отказ любого элемента системы, оборудования, в свою очередь, приводит к остановке процесса производства, ухудшая его технологические и технико-экономические показатели, а также может привести к аварии. В системах с высокой энергетической насыщенностью отказ может привести к авариям со значительным ущербом. Поэтому необходимым элементом сложных технических систем являются системы комплексной диагностики и защиты, основная задача которых - осуществление мероприятий

по удержанию потенциально опасных комплексов, объектов, среды обитания в рамках приемлемых безопасных состояний [1].

Например, эффективность функционирования многих промышленных предприятий зависит от продолжительной и безопасной эксплуатации имеющегося оборудования с вращающимися элементами, в которых при накоплении повреждений повышается вибрация. Его остановка для ремонта всегда связана с экономическими потерями. Поэтому при возникновении вибрации оборудования необходим быстрый и надежный диагноз ее причин, позволяющий своевременно устранить выявленную неисправность. Ранняя диагностика помогает избежать больших повреждений машин и, следовательно, уменьшить время простоя для ремонта.

Для диагностики реальных сложных систем характерно одновременное наличие разнородной информации:

- точечных замеров и значений параметров;
- допустимых интервалов их изменения;
- статистических законов распределения для отдельных величин;
- лингвистических критериев и ограничений, полученных от специалистов-экспертов и т.д.

Кроме того, следует упомянуть приближенность почти всех задаваемых параметров модели функционирования сложной технической системы, связанную с реально существующими допусками на размеры, изменчивостью физико-механических свойств и т.п.

При этом по сути источниками возможных отклонений параметров конструкции и параметров окружающей среды, обуславливающими внешние нагрузки и воздействия, являются:

- разброс свойств материалов и конструкций, реализующийся даже в случае абсолютно точного выполнения всех установленных технических и технологических требований;
- вероятные ошибки людей и нарушения технологии (по небрежности, невнимательности, непониманию и т.п.);
- неоднозначность трактовки одних и тех же факторов, которая требует оценки имеющихся альтернатив;
- непредсказуемый характер природных (например, климатических) процессов и неопределенность их проявления на территории расположения объекта.

Таким образом, технические системы как объекты диагностики характеризуются следующими основными особенностями:

- наличием большого числа входов, выходов и состояний, полный учет которых либо нереален, либо резко увеличивает сложность модели;
- разнотипностью описывающих параметров и нелинейным характером внутренних связей и закономерностей;
- неопределенностью, нечеткостью и неполнотой данных на входе, выходе объекта и в переходе между его состояниями;
- плохой структурированностью (структура выражена нечетко либо может изменяться в зависимости от ситуации).

Сложность диагностики технических систем определяется и нелинейными свойствами материалов, конструктивных элементов и т.д. Нелинейные свойства материалов, узлов и сочленений деталей (трение) приводят даже в случае малых нелинейностей к новым эффектам. Поэтому для современной техники, становящейся все более сложной, и диагностических знаний, становящихся все более трудно получаемыми обычными операторами, становится все более актуальной задача диагностики машин на основе компьютерных технологий и технологий, направленных на получение новых знаний.

Традиционные подходы, основанные на аппарате математической статистики или имитационном моделировании, не позволяют строить адекватные модели сложных объектов в условиях ограниченности временных, вычислительных и материальных ресурсов. Поэтому в последние десятилетия при решении многих практических задач, связанных с управлением производственными процессами, распознаванием образов, диагностикой и классификацией, наблюдается повышение научного и практического интереса к методам и моделям искусственного интеллекта с применением технологий интеллектуального анализа данных (ИАД). ИАД находится на пересечении нескольких областей, главные из которых – системы баз данных, статистика и искусственный интеллект; в ходе исследований анализируются не только цифровые данные, но и текст (лингвистические данные), изображения, звук и т.д. Новая и быстро растущая часть ИАД – это анализ связей между данными (link analysis), которая имеет приложения в таких разных областях, как биоинформатика, цифровые библиотеки и защита от терроризма [2, 3].

Указанные особенности технических систем как объектов диагностики определили необходимость создания методов диагностики с применением элементов теории нечетких множеств (НМ), позволяющей проводить анализ в условиях неопределенности на основе нечетких рассуждений и правил логического вывода. Нечеткие модели описывают сложные объекты на естественном языке при помощи лингвистических переменных, а сам механизм нечеткого логического вывода понятен человеку. Эти преимущества обусловили широкое применение методов нечеткой логики для решения задач диагностики, управления, поддержки принятия решений в различных предметных областях человеческой деятельности. Теория нечетких множеств появилась в результате обобщения и переосмысления достижений в многозначной логике, теории вероятностей и математической статистики, дискретной математике, теории матриц, теории графов, теории грамматики и т.д. и начала развиваться после публикации в 1965 году основополагающей работы Л.Заде. Дальнейшее развитие теории нечетких множеств связано с созданием строгих и гибких математических методов исследования нечетко определенных объектов [3, 4, 5, 6].

Можно выделить следующие основные классификационные признаки способов формализации нечеткости [4]:

- 1) по виду представления нечеткой субъективной оценки величины (нечеткого множества);
- 2) по виду области значений функции принадлежности;
- 3) по виду области определения функций принадлежности;
- 4) по виду соответствия между областью определения и областью значений (однозначное, многозначное);
- 5) по признаку однородности или неоднородности области значений функции принадлежности.

Учет фактора неопределенности при решении задач во многом изменяет методы принятия решения: меняется принцип представления исходных данных и параметров модели, становятся неоднозначными понятия решения задачи и оптимальности решения.

Наличие неопределенности может быть учтено непосредственно в моделях соответствующего типа с представлением недетерминированных параметров как случайных величин с известными вероятностными характеристиками, в виде нечетких величин с заданными функциями принадлежности или интервальных величин с фиксированными интервалами изменения. Решение задачи осуществляется соответственно с помощью методов стохастического, нечеткого или интервального программирования.

В целом алгоритмы на базе методов нечетких множеств хорошо зарекомендовали себя на практике при решении самого разнообразного круга задач. Успешным является и

применение теории нечетких множеств в стохастических системах. Это связано с тем, что для многих систем трудно получить точные значения вероятностных характеристик (например, вероятности отказов компонентов).

Преимущества методов нечеткой логики по сравнению с другими состоят в возможности:

- оперировать в анализе качественными переменными как входных данных, так и получаемых выходных данных (результатов);
- оперировать нечеткими входными данными, например, непрерывно изменяющимися во времени значениями (динамические задачи), значениями, которые невозможно задать однозначно (результаты статистических опросов, рекламные компании и т.д.);
- оперировать лингвистическими критериями, обеспечивающими возможность нечеткой формализации критериев оценки и сравнения (оперирование критериями «большинство», «возможно», «преимущественно» и т.д.);
- быстро моделировать сложные динамические системы и сравнивать их с заданной степенью точности;
- преодолевать недостатки и ограничения существующих методов оценки проектных рисков.

Таким образом, оценивание поведения системы методами нечеткой логики, во-первых, позволяет не тратить много времени на выяснение точных значений переменных и составление описывающих уравнений, а во-вторых, позволяет оценить разные варианты выходных значений.

Следует отметить, что в последнее время область практического применения методов нечеткой логики постоянно расширяется. С этой точки зрения интересны результаты, полученные авторами работ [7, 8].

Первоочередная задача теории нечетких множеств [4, 5, 6, 9] – дать «размытое» определение принадлежности некоторого объекта или элемента множеству. Пусть E – некое множество элементов, A – подмножество E : $A \in E$. В классической математике принадлежность некоторого элемента $x \in E$ к подмножеству A однозначно описывается индикаторной функцией I_A

$$I_A = \begin{cases} 1 & \text{if } x \in A \\ 0 & \text{if } x \notin A \end{cases}. \quad (1)$$

В терминах теории НМ и концепции нечеткой принадлежности вводят понятие характеристической функции $x \rightarrow \mu_A(x)$, $x \in E$. Тогда согласно классической теории множеств значение «истина» может быть дано функцией принадлежности $\mu_A(x)$, имеющей вид

$$\mu_A(x) = \begin{cases} 1 & \text{if } x \in A \\ 0 & \text{if } x \notin A \end{cases}. \quad (2)$$

С другой стороны, теория нечетких множеств определяет непрерывность значения $\mu_A(x)$ между 0 и 1. Такая характеристическая функция (ХФ) может, в отличие от «двузначной» ситуации (1), принимать большее число значений в любом подходящем множестве E . Тогда нечеткое подмножество A множества E будет определяться множеством упорядоченных пар:

$$A = \{(x, \mu_A(x)) \mid x \in E\}. \quad (3)$$

Рассматривая множество A всех возможных значений некоторой ХФ, обычно ограничиваются так называемым нормальным случаем $A = [0,1]$.

Принадлежность некоторого элемента $x \in E$ нечеткому множеству A можно тогда в количественной или взвешенной форме символически выразить, например, следующим образом:

- $x \in_1 A$ означает « x определенно принадлежит A »;
- $x \in_0 A$ означает « x определенно не принадлежит A »;
- $x \in_{0,8} A$ означает «принадлежность множеству A определяется степенью 0,8».

Два нечетких множества A и B называются равными, если для всех $x \in E$ имеет место равенство ХФ: $\mu_A(x) = \mu_B(x)$.

В соответствии с положениями теории множеств говорят, что НМ A содержится в НМ B , если для всех $x \in E$ справедливо соотношение $\mu_A(x) \leq \mu_B(x)$.

Приведем основные определения для НМ.

Определение 1. Будем считать, что A содержится в B , если

$$\forall x \in E: \mu_A(x) \leq \mu_B(x) \quad A \subset B. \quad (4)$$

Определение 2. Будем считать, что A и B равны тогда и только тогда, когда

$$\forall x \in E: \mu_A(x) = \mu_B(x) \quad A = B. \quad (5)$$

Определение 3. A и B дополняют друг друга, если

$$\forall x \in E: \mu_A(x) = 1 - \mu_B(x) \quad A = B \text{ или } B = A. \quad (6)$$

Важное положение «нечеткого» анализа состоит в определении связей НМ, аналогичных соответствующим соотношениям алгебры множеств. Связи двух НМ A и B можно охарактеризовать заданием соответствующих ХФ.

Определение 4. Определим пересечение $A \cap B$ как наибольшее нечеткое множество, содержащееся одновременно и в A , и в B :

$$\forall x \in E: \mu_{A \cap B}(x) = \min(\mu_A(x), \mu_B(x)). \quad (7)$$

Определение 5. Определим объединение $A \cup B$ как наименьшее нечеткое множество, содержащее как A , так и B :

$$\forall x \in E: \mu_{A \cup B}(x) = \max(\mu_A(x), \mu_B(x)). \quad (8)$$

Таким образом, с нечеткими множествами можно оперировать так же, как и с обычными. Примеры основных арифметических операций над нечеткими числами приведены на рис.1. Несмотря на известную аналогию с вероятностными моделями, существенное отличие здесь состоит в том, что неопределенность связана не со случайностью, а с имеющимися неточностями и неопределенностями. Главное преимущество концепции нечетких множеств состоит в том, что нет нужды математически формулировать задачу с высокой точностью, если мы вынуждены или готовы в принципе лишь к нечеткому описанию задачи с использованием терминологии «нечеткого» анализа.

Говоря о нечеткой логике, чаще всего имеют в виду системы нечеткого вывода, лежащие в основе различных экспертных и управляющих процессов. Основными этапами нечеткого вывода являются:

1. Формирование базы правил системы нечеткого вывода.
2. Фаззификация входных параметров.
3. Агрегирование.
4. Активизация подусловий в нечетких правилах продукций.
5. Дефаззификация.

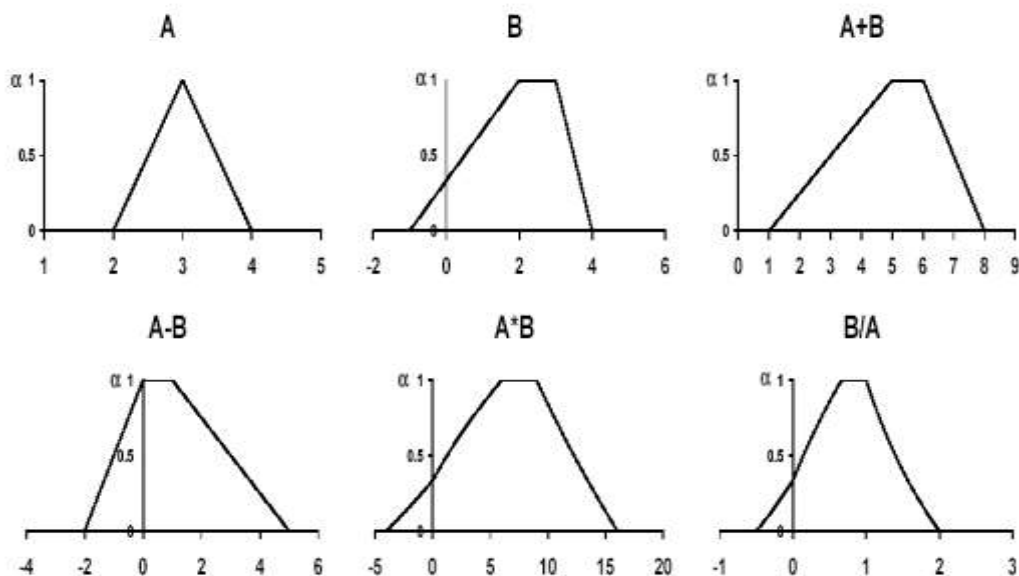


Рис. 1. Примеры основных арифметических операций над нечеткими числами

Данная схема, в частности, относится к алгоритму нечеткого вывода Мамдани, который одним из первых нашел применение в системах нечетких множеств.

Формирование базы правил системы нечеткого вывода

Процесс формирования базы правил нечеткого вывода представляет собой формальное представление эмпирических знаний эксперта в той или иной проблемной области. Правила нечеткой логики, основанные на механизме нечеткого логического вывода, чаще всего представляют следующую конструкцию: ЕСЛИ «...» И «...» ТОГДА «...».

Правило 1: Если «Условие A_1 » и «Условие B_1 », тогда «Следствие C_1 »;

Правило 2: Если «Условие A_2 » и «Условие B_2 », тогда «Следствие C_2 »;

...

Правило n: Если «Условие A_n » и «Условие B_n », тогда «Следствие C_n »,

где «Условие A_1 », «Условие A_2 », ..., «Условие A_n » и «Условие B_1 », «Условие B_2 », ..., «Условие B_n » – входные лингвистические переменные, а «Следствие C_1 », «Следствие C_2 », ..., «Следствие C_n » – выходные лингвистические переменные.

Следует отметить, что входные и выходные лингвистические переменные считаются определенными, если для них заданы функции принадлежности.

Фаззификация входных параметров

Фаззификацией, или введением нечеткости, называется процесс нахождения функции принадлежности нечетких множеств на основе обычных исходных данных. На данном этапе устанавливается соответствие между численным значением входной переменной системы нечеткого вывода и значением функции принадлежности соответствующей ей лингвистической переменной.

Агрегирование

Целью данного этапа является определение степени истинности каждого из подзаклучений по каждому из правил систем нечеткого вывода. Далее это приводит к одному нечеткому множеству, которое будет назначено каждой выходной переменной для каждого правила. В качестве правил логического вывода обычно используются операции *min* (минимум) или *prod* (умножение). В логическом выводе с помощью функции *min* принадлежность выводу «отсекается» по высоте, соответствующей степени истинности предпосылки правила (нечеткая логика «И»).

Активизация подусловий в нечетких правилах продукций

Нечеткие подмножества, назначенные для каждой выходной переменной, объединяются вместе, чтобы сформировать одно нечеткое подмножество для каждой переменной.

Дефаззификация

Полученные результаты всех выходных переменных на предыдущих этапах нечеткого вывода преобразуются в обычные количественные значения каждой из выходных переменных. Дефаззификация нечеткого множества $C = \int_{[x;\bar{x}]} \mu_A(x)/x$ по методу центра

тяжести осуществляется по формуле

$$c = \frac{\int_x^{\bar{x}} x \times \mu_A(x) dx}{\int_x^{\bar{x}} \mu_A(x) dx}. \quad (9)$$

Физическим аналогом формулы (9) является нахождение центра тяжести плоской фигуры, ограниченной осями координат и графиком функции принадлежности нечеткого множества.

Наиболее часто используется механизм нечеткого логического вывода, называемый механизмом Мамдани. Он представляет собой упрощение более общего механизма, базирующегося на «нечетком выводе» и обобщенном правиле дедукции (*generalised modus ponens*). Результат нечеткого правила представляет собой комбинацию предложений объединенных операторами AND. Инструкция OR не используется при формировании предложений результата, потому что она вносит неоднозначность в правило (при этом для выявления корректной обработки необходима дополнительная информация или экспертиза). Отрицание также не применяется в механизме Мамдани. База нечетких правил Мамдани содержит лингвистические правила, использующие функции принадлежности для описания применяемых концепций. При этом правила нечеткой логики, основанные на механизме нечеткого логического вывода, представляют следующую конструкцию: IF «...» AND «...» THEN «...».

Реализация этого подхода состоит из трех основных этапов, ранее рассмотренных:

- 1) фаззификация – переход от точных исходных данных решаемой задачи к нечетким на основе входных функций принадлежности;
- 2) решение задачи с использованием нечетких рассуждений (нечеткой логики);
- 3) дефаззификация – переход от нечетких инструкций к четким на основе выходных функций принадлежности.

Процесс фаззификации заключается в выведении функций принадлежности, используемых в утверждениях правил. Результат логического вывода получается из условия – $\min(\mu_A(x), \mu_B(x))$.

В случае наличия нескольких логических функций, используемых при нечетком выводе (например, логические условия для подсистем), логический вывод определяется через суммарные площади и их общий центр тяжести.

В приведенном выше механизме нечеткого логического вывода предполагается, что входные переменные (исходные условия) равнозначны для следствия (получаемого результата). В действительности различные условные характерные признаки могут оказывать очень разное влияние на вывод заключения (следствия, получаемого результата). Поэтому в продукционное правило типа IF «...» AND «...» THEN «...» весьма желательно ввести весовой компонент, отражающий относительную значимость различных исходных условий по отношению к одной и той же возможной причине. Методика учета весов исходных условий приведена, в частности, в работе [10], где экспертная система, основанная на нечетких знаниях, используется для диагностики турбомашин. Практическая значимость и состоятельность предлагаемой методики опробована в реальных производственных условиях при диагностике причин типичных проблем вибрации машин вращательного действия.

Часто для определения предельных состояний и возможных повреждений технических систем используются данные, представляющие собой временные ряды – динамический отклик системы на силовые воздействия, полученные различными диагностическими комплексами. При анализе этих рядов, как правило, используется спектральная плотность мощности сигнала (СПМ) - функция, описывающая распределение мощности сигнала в зависимости от частоты (мощность, приходящаяся на единичный интервал частоты). При этом о наличии поврежденности элементов технической системы судят по отличиям в распределении спектральной мощности сигнала в различных частотных областях [11]. Существует множество методов диагностики повреждений по данному показателю, из них наиболее эффективными считаются методы спектрального анализа и спектрального анализа огибающей [12].

Особенности и возможности анализа, обеспечиваемые применением методов нечеткого вывода, позволяют предложить их использование для кластеризации данных о состоянии технической системы в случае, когда основными анализируемыми параметрами являются частота и энергия соответствующих сигналов. Пример получения результата логического вывода по частотным данным (f) для одной из функций, используемой при этой процедуре, приведен на рис.2.

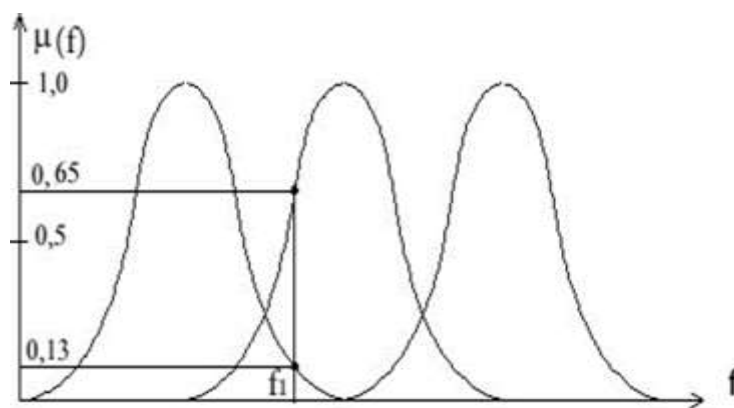


Рис. 2. Нечеткое (интервальное) представление частотных уровней f

На рис. 3 приведен другой пример - фаззификация данных, нечеткий логический вывод и дефаззификация нечеткого вывода по положению центра тяжести (ЦТ) в приложении к анализу и кластеризации по спектральным и энергетическим характеристикам ряда.

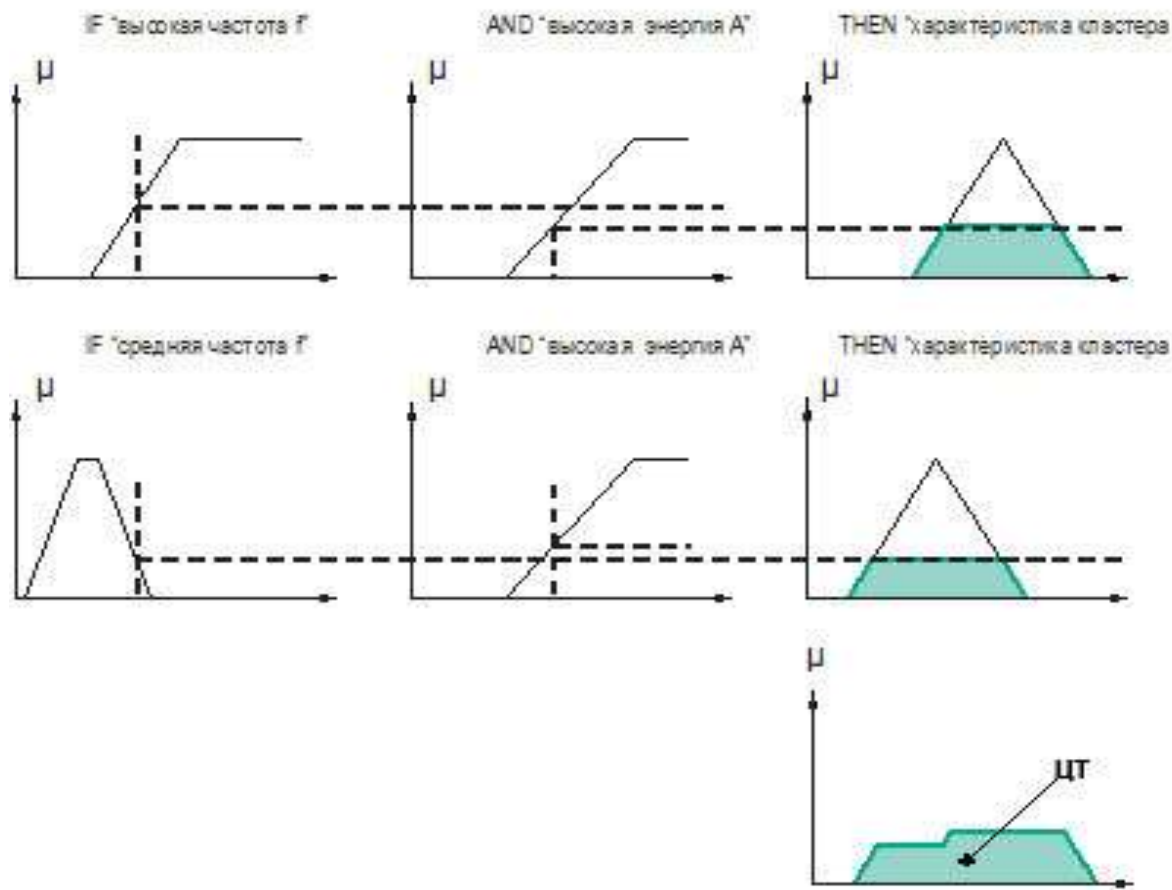


Рис. 3. Фаззификация данных, нечеткий логический вывод и дефаззификация нечеткого вывода по положению центра тяжести (ЦТ)

Для анализа частотных составляющих диагностируемого сигнала предлагается применить вейвлет-анализ соответствующего временного ряда [13,14].

Результатом вейвлет-преобразования временного ряда является двумерный массив коэффициентов (амплитуд) этого преобразования в координатах «временной (частотный) масштаб a , временная локализация b ». Он составляет вейвлет-спектр $W_{ab}\{f(t)\}$ и несет информацию об изменениях относительного энергетического вклада составляющих сигнала во времени. Вейвлет-спектр $W_{ab}\{f(t)\}$ временного ряда представляет собой поверхность в трехмерном пространстве. Чаще используется двумерная визуализация в виде проекции на плоскость (a,b) коэффициентов $C(a,b)$ изолиниями или теневыми картинками, по которым обычно отслеживают изменение амплитуд и локальных экстремумов вейвлет-преобразования. Малые значения параметра a , характеризующие быстрые процессы в сигналах, соответствуют высоким частотам, а большие значения (соответствующие медленным изменениям сигнала) — низким частотам.

Обычно величины коэффициентов $C(a,b)$ вейвлет-преобразования в графическом представлении закодированы оттенками цвета. Более светлые области относятся к большим коэффициентам $C(a,b)$, определяющим больший энергетический вклад соответствующей

частотной составляющей. Картины линий локальных экстремумов (максимумов) четко показывают внутреннюю структуру исследуемого процесса и его изменения по времени. Вейвлет-спектрограммы отчетливо выделяют такие особенности сигнала, как небольшие разрывы, изменение знаков первой и второй производных, изменение частоты составляющих сигнала и их энергий во времени и т.д., именно те особенности сигнала, которые плохо выделяются на спектре Фурье-сигнала.

На рис. 4 приведен вейвлет-спектр сигнала, где цифрами показаны основные значимые частотные составляющие сигнала. На спектрограмме хорошо видно, что характер сигнала со временем изменяется при переходе на другой режим функционирования системы.

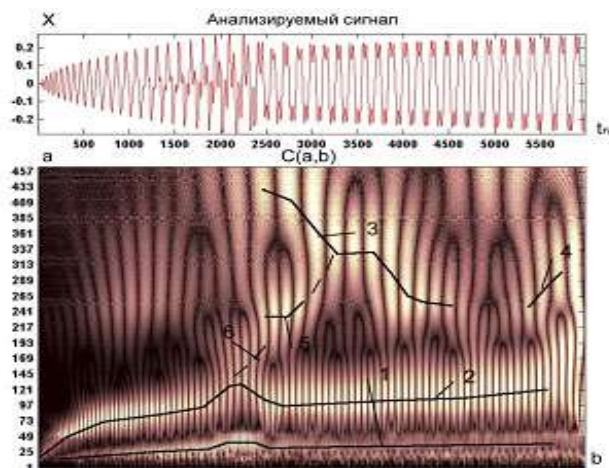


Рис. 4. Пример анализируемого сигнала (временного ряда) и его вейвлет-спектр: 1-5 значимые частотные составляющие

При анализе вейвлет-спектров важное значение имеет оценка распределения энергий по частотам (частотным составляющим). Энергии составляющих можно определить исходя из существования для вейвлет-преобразования аналога теоремы Парсеваля, согласно которой сумма (или интеграл) квадрата функции $x(t)$ равна сумме (или интегралу) квадрата результата преобразования. Математическая формулировка теоремы имеет вид [12]:

$$\int_{-\infty}^{+\infty} |x(t)|^2 dt = \int_{-\infty}^{+\infty} |F(t)|^2 df \quad (10)$$

где $F(t)$ обозначает непрерывное преобразование Фурье, которое связывает временной или пространственный сигнал $x(t)$ с его представлением в частотной области $\Omega(f)$. Таким образом, теорема Парсеваля устанавливает равенство между энергией сигнала и энергией его спектра.

Из данной теоремы следует, что в пространстве действительных функций полная энергия сигнала может быть записана через амплитуды вейвлет-преобразования в виде

$$E_f = \int f^2(t) dt = C_{\psi}^{-1} \iint C^2(a, b) \frac{dad b}{a^2} \quad (11)$$

где C_{ψ}^{-1} - нормализующий коэффициент (аналогичный коэффициенту $(2\pi)^{-1/2}$, нормализующему преобразование Фурье).

Плотность энергии сигнала $E_f(a,b) = C^2(a,b)$ характеризует энергетические уровни исследуемого сигнала $f(t)$ в пространстве (a,b) - (частота, время).

Эта характеристика позволяет проанализировать временную динамику передачи энергии процесса по масштабам обмена энергией между составляющими процесс компонентами разного масштаба в любой заданный момент времени.

Таким образом, имея вейвлет-преобразование, можно оценить глобальную, локальную энергию или энергии частотных составляющих. На рис. 5 показано трехмерное поле коэффициентов $C(a_i, b_j)$ и их максимальные значения. В представленном методе при кластеризации используются максимальные значения коэффициентов $C(a_i, b_j)$. А выбор числа кластеров можно провести, определяя размерность фазового пространства. Для этого может быть использована теория фракталов – вычисление фрактальной размерности d . Фрактальный анализ позволяет оценить размерность фазового или конфигурационного пространства, особенности распределения траекторий изображающей точки (аттракторов).

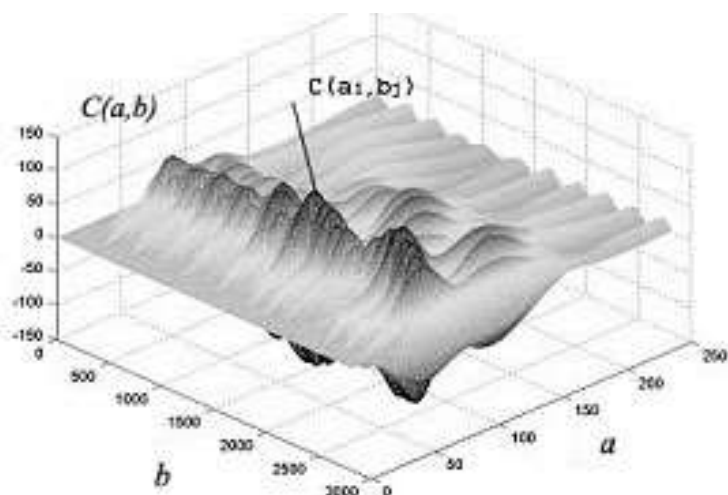


Рис. 5. Определение значений энергий мгновенных частотных составляющих - $C(a_i, b_j)$

Одним из наиболее разработанных методов вычисления фрактальной размерности d является метод корреляционного интеграла, в результате применения которого вычисляется корреляционная размерность. Оценка размерности пространства вложения позволяет определить минимальное число параметров порядка (число дифференциальных уравнений, размерность системы), которое должна содержать реальная модель.

Конфигурационное пространство может быть реконструировано по одной из его проекций. Введем следующее векторное обозначение: пусть X_i обозначает точку конфигурационного пространства с координатами $\{X_0(t_i), \dots, X_0(t_i + (n-1)\tau)\}$. Таким образом устанавливается начало отсчета X_i для всех имеющихся данных, и можно вычислить расстояние от этой точки до остающихся $N-1$ точек: $|X_i - X_j|$. Это позволяет сосчитать число точек в конфигурационном пространстве, отстоящих от X_i на расстояние, не превышающее некоторую заданную величину r . Повторяя этот процесс для всех значений t , можно вычислить следующую величину [15]:

$$L(r) = \frac{1}{N^2} \sum_{\substack{i,j=1 \\ i \neq j}}^N \theta(r - |X_i - X_j|), \quad (12)$$

где θ - функция Хевисайда: $\theta(x) = 0$ при $x < 0$ и $\theta(x) = 1$ при $x > 0$. Отклонение $L(r)$ от нуля служит мерой влияния точки X_t на положение других точек - влияние топологии энергетической поверхности. Поэтому функцию $L(r)$ можно рассматривать как интегральную корреляционную функцию аттрактора.

Зафиксируем некоторое малое значение ε и воспользуемся им в качестве своеобразной оценки для зондирования структуры аттрактора. Если последний представляет собой линию, то, очевидно, число пробных точек, расстояние которых до заданной точки не превышает r , должно быть пропорционально r/ε . Если же аттрактор представляет собой поверхность, то число таких точек должно быть пропорционально $(r/\varepsilon)^2$. В более общем случае, если аттрактор представляет собой d -мерное многообразие, то число точек должно быть пропорционально $(r/\varepsilon)^d$. Поэтому можно ожидать, что при сравнительно малых r функция $L(r)$ должна изменяться как

$$L(r) = r^d. \quad (13)$$

Иными словами, размерность аттрактора D дается наклоном зависимости $\ln L(r)$ от $\ln r$ в определенном диапазоне r :

$$\ln L(r) = d \ln r. \quad (14)$$

Фрактальная размерность аттрактора d определяет размерность фазового пространства. Изменение размерности фазового пространства может служить критерием оценки изменения динамического состояния системы - характера ее функционирования.

Корреляционная размерность (фрактальная размерность) определяется при ее «насыщении», т.е. увеличение размерности вложения n не приводит к изменению корреляционной размерности, иными словами кривая корреляционной размерности стремится к пределу d . Если измеренные данные действительно были случайными, то при возрастании размерности вложения n вычисленная корреляционная размерность d также возрастает. Но для детерминированной системы, сколь бы хаотичной ни казалась она «невооруженному глазу», вычисленная корреляционная размерность перестает возрастать, как только корреляционная размерность d данных оказывается меньше так называемой *размерности вложения* n .

Пример оценки фрактальной (корреляционной) размерности приведен на рис 6, размерность определяется по величине «насыщения» корреляционной функции. В этом случае размерность равна 6,5.

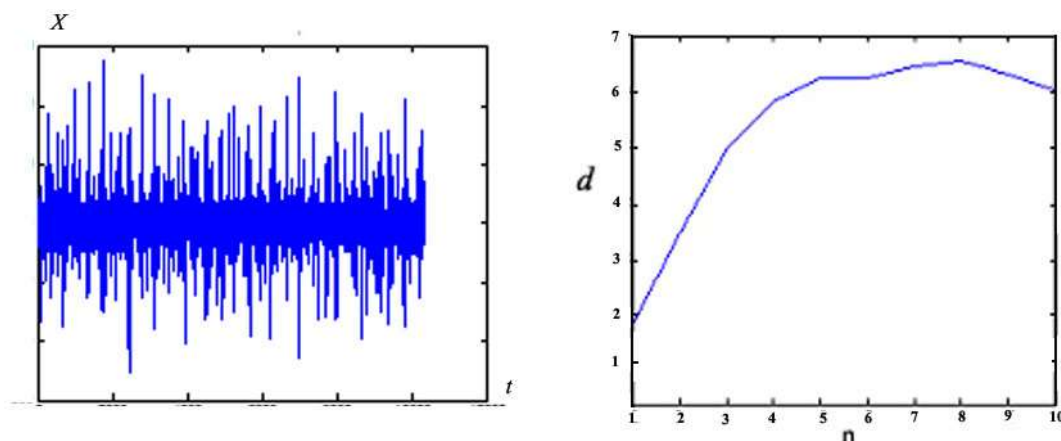


Рис.6. Определение размерности фазового пространства для временного ряда, полученного при диагностике центробежного насоса при наличии дефекта: а – временной ряд; б – определение размерности фазового пространства ($d=6,5$)

На рис. 7 приведены результаты кластеризации диагностических данных, полученных вейвлет-преобразованием при диагностике центробежного насоса. Двумерный массив точек строился по двум координатам: частота $f(a)$ и величина коэффициента $C^2(a,b)$ (величина энергии). Число исследуемых кластеров $N(d)$ выбирается из анализа размерности фазового пространства. В данном примере размерность фазового пространства была определена величиной $d=6,5$ (рис.6). Полученные данные свидетельствуют о различном распределении кластеров (значительное отличие по кластеру номер 7). Данное различие в расположении кластеров указывает на отличительные характеристики в динамическом отклике, которые и позволяют проводить диагностику состояния системы. При этом каждому кластеру соответствуют данные, определяющие число входящих в кластер значений частот. Полученные результаты показывают изменения, произошедшие в распределении центров кластеров.

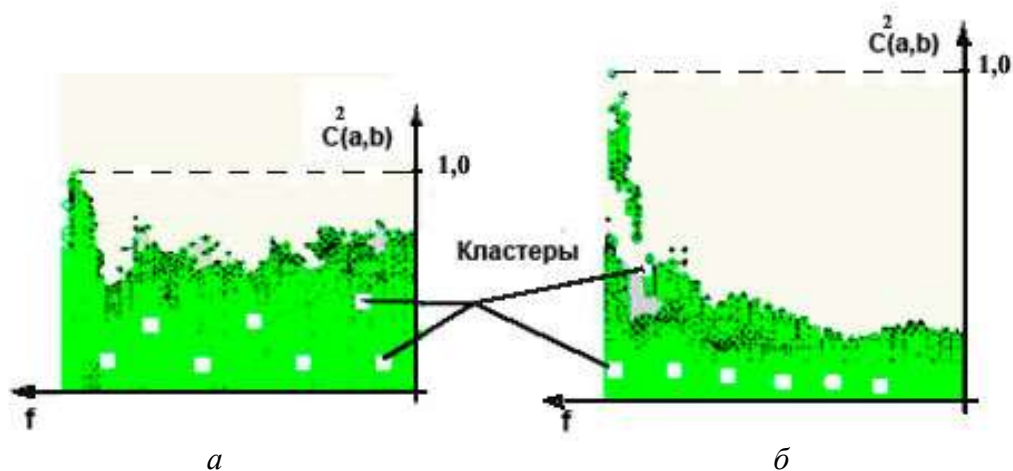


Рис. 7. Кластеризация данных $C(a,b)$ для временного ряда, описывающего подшипник центробежного насоса: а - подшипник без повреждений; б - подшипник с повреждением

В качестве определяющей величины состояния системы может быть использован критерий, определенный по результатам анализа кластеров. Например, комплексный критерий – вектор из компонент, определяющих расстояние между кластерами. Также важным свойством, используемым при анализе, является плотность распределения объектов внутри кластеров. Это свойство дает возможность определить кластер в виде скопления точек в многомерном пространстве, относительно более плотного по сравнению с иными областями этого пространства, которые либо вообще не содержат точек, либо содержат малое количество наблюдений. Наиболее удачным показателем, характеризующим компактность «упаковки» многомерных наблюдений в данном подмножестве, является дисперсия данного распределения.

Выводы

Представленный метод (анализ вибрационного состояния объекта диагностики) состоит из кластеризации данных (по методу нечетких множеств), полученных с помощью вейвлет-преобразования, число анализируемых кластеров определяется с помощью корреляционной размерности временного ряда. Приведенный пример хорошо иллюстрирует возможности метода и его чувствительность на изменения мгновенных частотных и энергетических характеристик ряда, а подбор соответствующих критериев оценки кластеров позволит

получить хороший инструмент для разработки новых подходов к решению задачи по определению вероятности возникновения отказов в технических системах по данным вибродиагностики.

Список литературы

1. Махутов Н.А., Ахметханов Р.С., Дубинин Е.Ф., Куксова В.И. Оценка и повышение эффективности диагностических систем // Проблемы безопасности и чрезвычайных ситуаций. - 2016. - № 4. - С.8-24.
2. Махутов Н.А., Ахметханов Р.С., Дубинин Е.Ф., Куксова В.И. Информационные аспекты безопасности в техногенной сфере // Проблемы безопасности и чрезвычайных ситуаций. - 2015. - № 6. - С.136-151.
3. Катасев А.С. Математическое и программное обеспечение формирования баз знаний мягких экспертных систем диагностики состояния сложных объектов: монография. Серия «Современная прикладная математика и информатика». - Казань: ГБУ «Республиканский центр мониторинга качества образования», 2013. - 200 с.
4. Ибрагимов В.А. Элементы нечеткой математики.- Баку: Мин обр. АР и АГНА,2009.- 391 с.
5. Борисов А.Н., Алексеев А.В. и др. Обработка нечеткой информации в системах принятия решений. - М.: Радио и связь,1989.- 304 с.
6. Mahant, Narendra. Risk Assessment is Fuzzy Business – Fuzzy Logic Provides the Way to Assess Off-site Risk from Industrial Installations. Risk 2004. - 2004. - No. 206.
7. Лоскутов А.И., Петраков С.С., Шестопалова О.Л. Интеллектуальная информационно-диагностическая система оценивания технического состояния бортовой аппаратуры космических аппаратов при подготовке их к запуску // Информационно-управляющие системы. - 2014. - № 2. - С.18-24.
8. Надеев А.И., Буй Хай Нгок, Свирепов Ф.В. Диагностика технического состояния судовых дизелей на основе интеллектуального анализа данных // Вестник АГТУ. Сер.: Морская техника и технология. - 2011. - № 2. - С.105-110.
9. Ахметханов Р.С., Дубинин Е.Ф., Куксова В.И. Применение нечетких множеств при оценке и управлении рисками // Проблемы безопасности и чрезвычайных ситуаций. - 2015. - № 4. - С.56-71.
10. Yang M., Shen Q. Fuzzy Diagnosis of Turbomachines // International Journal of Knowledge-Based and Intelligent Engineering Systems. - 2008. Vol. 12. - № 2. - P. 137-146.
11. Ахметханов Р.С. Влияние поврежденности элементов конструкции на динамические характеристики системы // Проблемы машиностроения и надежности машин. - 2015.- № 6. - С. 63-69.
12. Браташ О.В., Калинов А.П. Анализ методов вибродиагностики асинхронных двигателей [Электронный ресурс]. <http://masters.donntu.org/2012/fknt/kovalenko/library/article8.pdf> (дата обращения 20.02.2017).
13. Ахметханов Р.С. Применение теории фракталов и вейвлет-анализа для выявления особенностей временных рядов при диагностике систем // Вестник научно-технического развития. - 2009. - № 1. - С.26-31.
14. Ахметханов Р.С. Применение вейвлет-преобразований для анализа одно-, двух и трехмерных массивов данных // Проблемы машиностроения и надежности машин. - 2013. - № 5. - С. 112-119.
15. Малинецкий Г.Г., Потапов А.Б. Современные проблемы нелинейной динамики. - М.: Едиториал УРСС, 2002. - 360 с.

Дата поступления статьи - 13 апреля 2017 года