

УДК 681.518.54:621.45

В.Е. АФАНАСЬЕВСКАЯ, О.С. РАДИВОНЕНКО, А.Ю. СОКОЛОВ, М.Л. УГРЮМОВ*Национальный аэрокосмический университет им. Н.Е. Жуковского «ХАИ», Украина*

ПРИМЕНЕНИЕ МЕТОДОВ НЕЧЕТКОЙ КЛАСТЕРИЗАЦИИ ПРИ РЕШЕНИИ ЗАДАЧ ДИАГНОСТИКИ АВИАЦИОННЫХ ДВИГАТЕЛЕЙ

Представлен аналитический обзор методов классификации дефектов, которые могут возникнуть в функциональных элементах сложных технических систем, таких как авиационные двигатели, и привести к отказу системы во время функционирования. Предложен метод нечеткой кластеризации для решения задачи распознавания или классификации дефектов в рамках допускового контроля, результат которой необходим для верной локализации дефектов и определения состояния системы в целом. Рассмотрен пример реализации данного метода при решении задачи диагностики состояния авиационных двигателей.

Ключевые слова: авиационный двигатель, техническая диагностика, допусковый контроль, классификация дефектов, классы состояния, нечеткая кластеризация.

Введение

При эксплуатации технических систем, таких как авиационные двигатели, приоритетной является задача обеспечения надежности их работы. Повышение сложности технических систем приводит к возрастанию количества возможных дефектов и вероятности их появления во время функционирования. Дефекты могут происходить одновременно в различных местах объекта контроля, иметь неоднородный характер и вызывать эффект наложения. Поэтому проблема своевременной локализации дефектов, которые могут привести к отказам, является актуальной.

Для решения сформулированной проблемы используют методы анализа технических систем на основе обработки данных, полученных регистрацией параметров процессов в функциональных элементах системы. Среди этих методов можно выделить методы допускового контроля и тренд-анализ.

Допусковый контроль включает такие задачи, как формирование диагностических признаков, построение диагностической модели, определение интервалов значений симптомов, классификация дефектов и их локализация.

Для их решения широко применяются методы построения нечетких моделей, регрессионные методы, методы интервального анализа, методы кластерного анализа и др. [1].

Методы тренд-анализа, методы экспертных оценок, искусственные нейронные сети и др. используют при решении задач прогнозирования технического состояния системы на основе полученных временных рядов [2].

Целью данной работы является разработка метода нечеткой кластеризации для решения задачи классификации в технической диагностике авиационных двигателей в рамках допускового контроля.

1. Постановка задачи

Переходу технической системы из исправного состояния в неисправное соответствуют индивидуальные для каждого отказа значения измеряемых параметров, однако при допусковом контроле используется единый вектор осредненных допусков. Поэтому проверка исправности двигателя по допускам ведет к ошибкам распознавания даже при абсолютно точном измерении вектора осредненных допусков. Аналогично, анализ тенденций измерения каждого контролируемого параметра в отдельности ведет к повышению вероятности ошибки при выявлении тренда и снижению надежности прогноза.

Под классом состояний технической системы понимают один из видов неисправностей, развивающихся от их зарождения до границ работоспособности. Каждый из классов включает исправное и неисправное состояние, и отнесение текущего состояния системы к одному из этих классов еще не означает ее неисправность, а лишь указывает на направление ее развития. В задаче контроля выделяется два класса: исправных и неисправных состояний. Природа параметров состояния и связей между ними – стохастическая, вследствие действия большого количества случайных факторов. Поэтому текущее состояние может быть результатом проявления любого класса, а определение истинного состояния системы в пространстве параметров представляет

задачу распознавания образов, включающую локализацию дефектов и контроль неисправности.

Задача классификации в технической диагностике требует учета интуитивных понятий человека о классах дефектов. Поэтому при распознавании дефектов, приводящих к отказам авиационных двигателей, используют кластерный анализ, основанный на структурном подходе к решению проблемы классификации многомерных объектов.

Требования однозначной классификации оказываются чрезмерно жесткими при анализе сложных технических систем. Применение аппарата нечеткой логики к задачам автоматической классификации позволяет осуществить более содержательное представление данных, подлежащих классификации, снять или смягчить ограничения, проистекающие из априорных предположений о структуре данных, более адекватно представить объекты, находящиеся вне типичной части каждого кластера.

Кластеризацию проводят для объектов с количественными, качественными или смешанными признаками. Данные обычно представляют собой наблюдения некоторых физических процессов. Каждое наблюдение состоит из n измерений, сгруппированных в n -мерный вектор-столбец

$x_j = [x_j^1, \dots, x_j^n]^T$, $x_j \in \mathcal{R}^n$. Множество, состоящее из q наблюдений, обозначают $X = \{x_j | j = 1, 2, \dots, q\}$.

Таким образом, исходной информацией для кластерного анализа является матрица наблюдений, представленная в виде:

$$X = \begin{pmatrix} x_1^1 & x_2^1 & \dots & x_q^1 \\ x_1^2 & x_2^2 & \dots & x_q^2 \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ x_1^n & x_2^n & \dots & x_q^n \end{pmatrix}.$$

На основе матрицы наблюдений X , полученной для выбранного сценария работы, необходимо данные разделить на два класса: исправных и неисправных состояний авиационного двигателя.

2. Методы кластерного анализа

В литературе рассмотрено множество методов кластерного анализа. Так как кластеры формально можно представить в виде подмножеств некоторого множества данных, одним из возможных признаков классификации методов кластерного анализа может быть условие, являются ли подмножества нечеткими или четкими. Четкие методы кластеризации базируются на классической теории множеств и требуют, чтобы объект либо принадлежал, либо не принадлежал кластеру [3]. Четкая кластеризация

означает разбиение данных на определенное количество непересекающихся подмножеств. Методы нечеткой кластеризации позволяют объектам принадлежать нескольким кластерам одновременно, с различными степенями принадлежности [3]. Во многих ситуациях нечеткая кластеризация более естественна, так как объекты, находящиеся на границах нескольких кластеров не связываются отношением полной принадлежности лишь с одним из классов, а получают степень принадлежности в интервале от нуля до единицы, что свидетельствует об их частичной принадлежности. Дискретная природа четкого разбиения также может привести к алгоритмической сложности в тех случаях, когда алгоритмы основаны на аналитических функционалах, и эти функционалы недифференцируемы.

Существуют три основных подхода к проведению процедур кластеризации: иерархический, оптимизационный и эвристический. На основании приведенной классификации проведем анализ методов кластерного анализа, основанных на использовании нечеткой логики.

Агломеративные иерархические методы и методы иерархического разделения [4] формируют новые кластеры путем смены принадлежности одной точки за раз на основе некоторой меры сходства. Эвристические методы осуществляют разбиение с помощью методов теории графов, матрица X представляется как множество вершин, причем веса ребер между парами вершин зависят от значения меры сходства между этими вершинами. Третий класс алгоритмов кластерного анализа использует целевую функцию для поиска желаемого разделения. Для поиска локального экстремума целевой функции используются алгоритмы нелинейной оптимизации. Методы кластерного анализа с использованием целевой функции ведут к решению задач оптимизации методом типа наименьших квадратов, следовательно, существует близкая взаимосвязь между кластеризацией с помощью нечеткой целевой функции, методами идентификации систем и статистической регрессии. Дифференцируемость целевой функции при нечеткой кластеризации является весьма полезным свойством для решения задач оптимизации.

Оптимизационный подход является наиболее общим и распространенным направлением нечеткого кластерного анализа. При этом нечеткая кластеризация понимается как разбиение исходной совокупности данных на нечеткие множества, причем в качестве входного параметра задается число нечетких кластеров, которые описываются матрицей нечеткого разбиения.

Нечеткое разбиение позволяет просто решить проблему объектов, расположенных на границе двух

кластеров – им назначают степени принадлежности равные 0.5. Недостаток нечеткого разбиения проявляется при работе с объектами, удаленными от центров всех кластеров. Для устранения этого недостатка используется возможностное разбиение, которое требует, только чтобы произвольный объект из X принадлежал хотя бы одному кластеру.

Для нечеткой классификации дефектов был применен метод Fuzzy C-means (FCM) – нечетких К-средних.

3. Метод нечетких К-средних

Метод FCM [5] относится к приближенным методам поиска экстремума целевой функции при наличии ограничений.

В результате выполнения алгоритма определяется локально-оптимальное нечеткое разбиение, которое описывается совокупностью функций принадлежности, а также центры (типичные представители) каждого из нечетких кластеров.

Суть метода состоит в предположении о том, что искомые кластеры представляют собой нечеткие множества, образующие нечеткое покрытие исходного множества объектов кластеризации $\tilde{P} = P$. Значения функций принадлежности ограничены диапазоном (0..1). Сумма всех функций принадлежности каждого компонента по всем классам равна единице

$$\sum_{k=1}^c \mu_{P_k}(p_i) = 1, (\forall p_i \in P). \quad (1)$$

где c – количество кластеров.

Для каждого искомого нечеткого кластера вводится понятие центра

$$v_j^k = \frac{\sum_{i=1}^n (\mu_{P_k}(p_i))^m \cdot x_j^i}{\sum_{i=1}^n (\mu_{P_k}(p_i))^m}, (\forall k \in \{2, \dots, c\}, \forall p_i \in P), \quad (2)$$

где m – экспоненциальный вес нечеткой кластеризации ($m \in \mathbb{R}, m > 1$), значение которого задается в зависимости от мощности множества P . Чем больше элементов содержит множество P , тем меньшее значение выбирается для m .

Целью нечеткой кластеризации является отыскание функций принадлежности для каждого класса таких, которые обеспечивают кластеризацию вокруг центров каждого класса. Таким образом, метод FCM может быть представлен как минимизация целевой функции, представленной в виде суммы квадратов взвешенных отклонений координат объектов кластеризации от центров искоемых нечетких кластеров:

$$F(P_k, v_j^k) = \sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^c (\mu_{P_k}(p_i))^m \sum_{j=1}^q (x_j^i - v_j^k)^2. \quad (3)$$

Целевая функция является минимизированной, когда большие значения функций принадлежности соответствуют компонентам, близким к центру класса. Это проблема нелинейна и решается итеративно. В каждой итерации получают новое множество функций принадлежности и центров классов.

Алгоритм решения задачи можно представить в виде следующей последовательности шагов:

1. Задание количества искоемых нечетких кластеров $c, (c \in \mathbb{N}, c > 1)$, максимального количества итераций $s, (s \in \mathbb{N})$, параметра сходимости алгоритма $\varepsilon, (\varepsilon \in \mathbb{R}_+)$, экспоненциального веса m целевой функции и центров кластеров. Задание исходного нечеткого разбиения \tilde{P} на c непустых нечетких кластеров путем присваивания значений функциям принадлежности $\mu_k(p_i), (\forall k \in \{2, \dots, c\}, \forall p_i \in P)$.

2. Вычисление центров нечетких кластеров (2) для текущего нечеткого разбиения, вычисление значения целевой функции (3).

3. Формирование нового нечеткого разбиения \tilde{P} исходного множества кластеризации P , характеризуемое совокупностью функций принадлежности $\mu'_k(p_i), (\forall k \in \{2, \dots, c\}, \forall p_i \in P)$

$$\mu'_k(p_i) = \left(\frac{\left(\sqrt{\sum_{j=1}^q (x_j^i - v_j^k)^2} \right)^{\frac{2}{m-1}}}{\left(\sqrt{\sum_{j=1}^q (x_j^i - v_j^i)^2} \right)^{\frac{2}{m-1}}} \right)^{-1}. \quad (4)$$

4. Повторение шагов 2 и 3 до обеспечения сходимости алгоритма, либо до достижения наперед заданного количества итераций s . Сходимость достигнута, когда максимальное изменение функций принадлежности всех кластеров между двумя итерациями меньше, чем наперед заданная малая величина ε .

4. Пример нечеткой кластеризации для диагностирования АД

Для моделирования множества признаков состояния использовалась линейная однорежимная диагностическая модель первого уровня сложности

$$\delta Y = H \delta \Theta. \quad (5)$$

Рассмотрим сценарий, при котором отказ системы вызван эрозийным износом проточной части

компрессора, приводящим к изменению расхода воздуха и КПД компрессора высокого давления.

В качестве экспериментальных данных был смоделирован множественный (двукратный) дефект

$$\delta Y = N\delta G_{\text{КВД}} + N\delta\eta_{\text{КВД}} \quad (6)$$

В качестве относительных отклонений параметров состояния $\delta\Theta$ был использован массив случайных величин, распределенных по равномерному закону на интервале (0,1).

С помощью модели (6) была получена матрица наблюдений X , содержащая 10×100 значений пара-

метров проточной части, состоящий из 100 наблюдений, среди которых были включены значения с дефектами.

Далее с использованием этих данных была проведена процедура нечеткой кластеризации (методом fuzzy c-means).

В результате было выделено два класса, соответствующих исправному и неисправному состояниям.

На рис. 1 представлены два класса состояний системы в пространстве симптомов для выбранного сценария отказа авиационного двигателя.

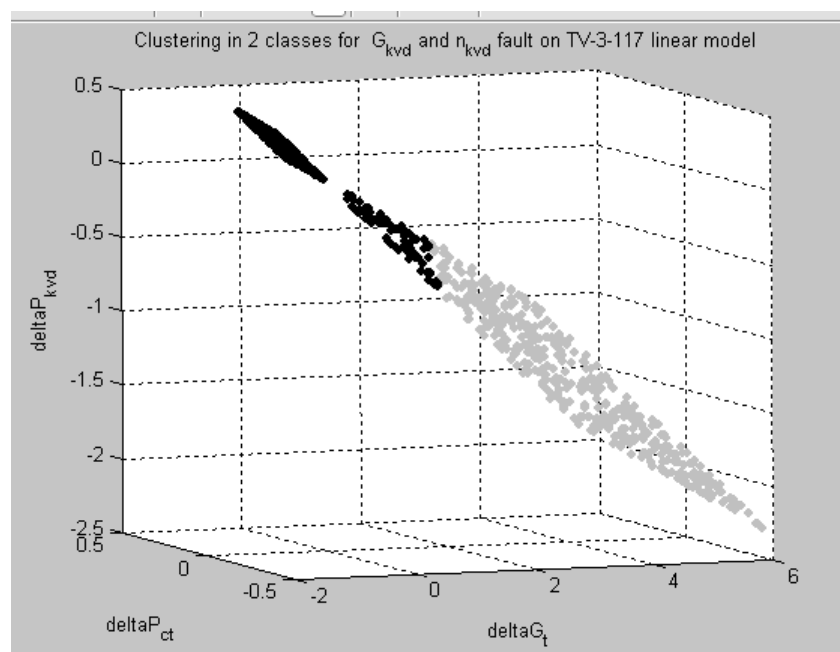


Рис. 1. Результат кластерного анализа

Заключение

На основе анализа литературы показано, что задача классификации (кластеризации) обычно возникает при анализе данных для идентификации состояния технических систем, решение которой может быть найдено, например, с помощью аппарата теории искусственных нейронных сетей или вероятностных методов.

Рассмотрены постановка и методы решения задачи классификации отказов в технической диагностике авиационных двигателей.

Предложен метод нечеткой кластеризации для решения задачи классификации. На основе линейной диагностической модели и матрицы наблюдений, используя метод нечетких К-средних, были выделены два класса состояний, соответствующих выбранному сценарию отказа авиационного двигателя.

Литература

1. Биргер И.А. *Техническая диагностика* / И.А. Биргер. – М.: Машиностроение, 1978. – 240 с.
2. Епифанов С.В. *Синтез систем управления и диагностирования ГТД* / С.В. Епифанов, Б.И. Кузнецов, И.Н. Богаенко. – К.: Техника, 1998. – 312 с.
3. Babuska R. *Fuzzy modeling for control* / R. Babuska. – Boston/Dordrecht/London : Kluwer Academic Publishers, 1998. – 232 p.
4. Мандель И.Д. *Кластерный анализ* / И.Д. Мандель. – М.: Финансы и статистика, 1988. – 176 с.
5. Pal N.R. *On cluster validity for the fuzzy c-means model* / N.R. Pal, J.C. Bezdek. *Fuzzy Systems, IEEE Transactions*. – Volume 3, Issue 3, Aug 1995. – P. 370-379.

Поступила в редакцию 14.05.2010

Рецензент: д-р. техн. наук, проф., заведующий каф. С.В. Елифанов, Национальный аэрокосмический университет им. Н.Е. Жуковского «ХАИ», Харьков.

**ЗАСТОСУВАННЯ МЕТОДІВ НЕЧІТКОЇ КЛАСТЕРИЗАЦІЇ
ПІД ЧАС РОЗВ'ЯЗАННЯ ЗАДАЧ ДІАГНОСТИКИ
АВІАЦІЙНИХ ДВИГУНІВ**

В.Є. Афанасьєвська, О.С. Радівоненко, О.Ю. Соколов, М.Л. Угрюмов

Подано аналітичний огляд методів класифікації дефектів, які можуть виникнути у функціональних елементах складних технічних систем, таких як авіаційні двигуни, й привести до відмови системи під час функціонування. Запропоновано метод нечіткої кластеризації для розв'язання задачі розпізнавання (класифікації) дефектів в межах допускового контролю, результат якої є необхідним для вірної локалізації дефектів та визначення стану системи в цілому. Розглянуто приклад реалізації даного методу для розв'язання задачі діагностики стану авіаційних двигунів.

Ключові слова: авіаційних двигун, технічна діагностика, допускний контроль, класифікація дефектів, класи станів, нечітка кластеризація.

**FUZZY CLUSTERING METHODS APPLICATION
BY AIRCRAFT ENGINE DIAGNOSTICS
PROBLEMS SOLUTION**

V.E. Afanasjevskaja, O.S. Radivonenko, A.Yu. Sokolov, M.L. Ugryumov

The analytical review of classification methods of defects, which can appear in the functional elements of complex technical systems such as aircraft engine and lead to system's faults in time of operation, is represented. The fuzzy classification methods for defects recognition or classification problem solution within the bounds of tolerancing are offered. The result of this problem is need for correct fault localization and system state identification in whole. The example of present method realization for aircraft engine state diagnostic problem solution is considered.

Key words: aircraft engine, technical diagnostic, tolerancing, fault classification, state class, fuzzy clusterization.

Афанасьєвская Виктория Евгеньевна – аспирант кафедри інформатики Национального аэрокосмического университета им. Н.Е. Жуковского «ХАИ», Харьков, Украина.

Радівоненко Ольга Сергеевна – канд. техн. наук, доцент кафедри інформатики Национального аэрокосмического университета им. Н.Е. Жуковского «ХАИ», Харьков, Украина.

Соколов Александр Юрьевич – д-р техн. наук, проф., заведуючий кафедрой інформатики Национального аэрокосмического университета им. Н.Е. Жуковского «ХАИ», Харьков, Украина.

Угрюмов Михаил Леонидович – д-р техн. наук, проф., проф. кафедри інформатики Национального аэрокосмического университета им. Н.Е. Жуковского «ХАИ», Харьков, Украина.