

МОДЕЛЬ АНАЛИЗА И РАСПОЗНАНИЯ ЭЛЕМЕНТОВ ГЕОМЕТРИИ ЛОПАТОК АВИАЦИОННОГО ДВИГАТЕЛЯ

Н.В. Рузанов, В.А. Печенин, М.В. Яньюкина, М.А. Болотов

Самарский государственный аэрокосмический университет им. академика С.П. Королёва
(национально исследовательский университет)

В работе представлена модель и реализующие ее алгоритмы кластеризации измеренного облака точек пера лопаток компрессора ГТД. Измеренный массив точек разделяется на 4 области, составляющих перо лопаток: спинку, корыто, входную и выходную кромки. Разделение измеренного массива на перечисленные области позволяет определять геометрические параметры пера, что является конечной целью при контроле геометрии пера на современном измерительном оборудовании. Представленные в работе алгоритмы могут быть применены в программном обеспечении измерительных машин.

Измерение деталей, имеющих сложные геометрические поверхности, осуществляют на координатно-измерительных машинах (КИМ). Результатом измерения детали на КИМ является облако точек. Для определения значений тех или иных геометрических параметров измеряемой детали необходимо выделить из получаемой с КИМ информации массивы точек, которые принадлежат к соответствующим геометрическим параметрам. Другими словами произвести кластеризацию.

При измерении лопаток компрессора газотурбинного двигателя (ГТД) применение кластеризации измеренного облака точек значительно упрощает процесс определения геометрических параметров, таких как средняя линия, радиус входной и выходной кромок, длина хорды и другие. Лопатки ГТД имеют существенную кривизну – один из ключевых параметров, характеризующих сложность изготовления и контроля детали, и применяя кластеризацию можно определить, какие массивы измеренных точек принадлежат к соответствующим элементам пера: спинки, корыту, входной и выходной кромкам.

На рисунке 1 представлена блок-схема алгоритма кластеризации измеренной информации на четыре группы: точки спинки, корыта, входной и выходной кромок.

В настоящей работе кластеризация точек по значению их кривизны проводилась по двум методам: методу k -средних и методу равного деления.

Метод k -средних предполагает минимизацию суммарного квадратичного отклонения точек кластеров от их центров:

$$V = \sum_{i=1}^k \sum_{x_j \in S_i} (x_j - \mu_i)^2, \quad (1)$$

где k – число кластеров,

S_i – полученные кластеры;

$i=1,2,\dots$;

k, μ_j – центры масс векторов $x_j \in S_i$.

Алгоритм k -средних разбивает множество элементов векторного пространства на заранее известное число кластеров k .

Основная идея заключается в том, что на каждой итерации заново вычисляется центр масс для каждого кластера, полученного на предыдущем шаге, затем векторы вновь разбиваются на кластеры в соответствии с тем, какой из новых центров оказался ближе по выбранной метрике [1].

Алгоритм завершается, когда на какой-то итерации не происходит изменения центра масс кластеров. Это происходит за конечное число итераций, так как количество возможных разбиений конечного множества имеет предел, а на каждом шаге суммарное квадратичное отклонение V уменьшается, поэтому заикливание невозможно.

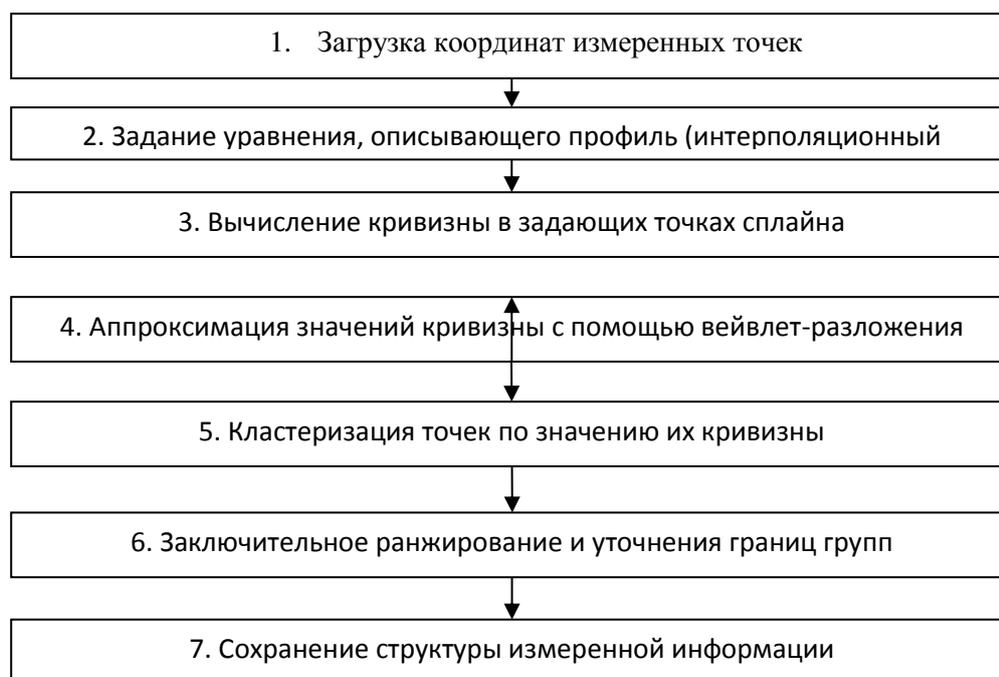


Рисунок 1 – Блок-схема алгоритма кластеризации координат измеренных точек сечения пера лопатки

У лопаток компрессора ГТД наибольшая величина погрешностей измерений возникает в точках кромок. Это связано с более высокими значениями кривизны в точках кромок относительно точек спинки и корыта. Графическое представление величин кривизны сечения представлено на рисунке 2.

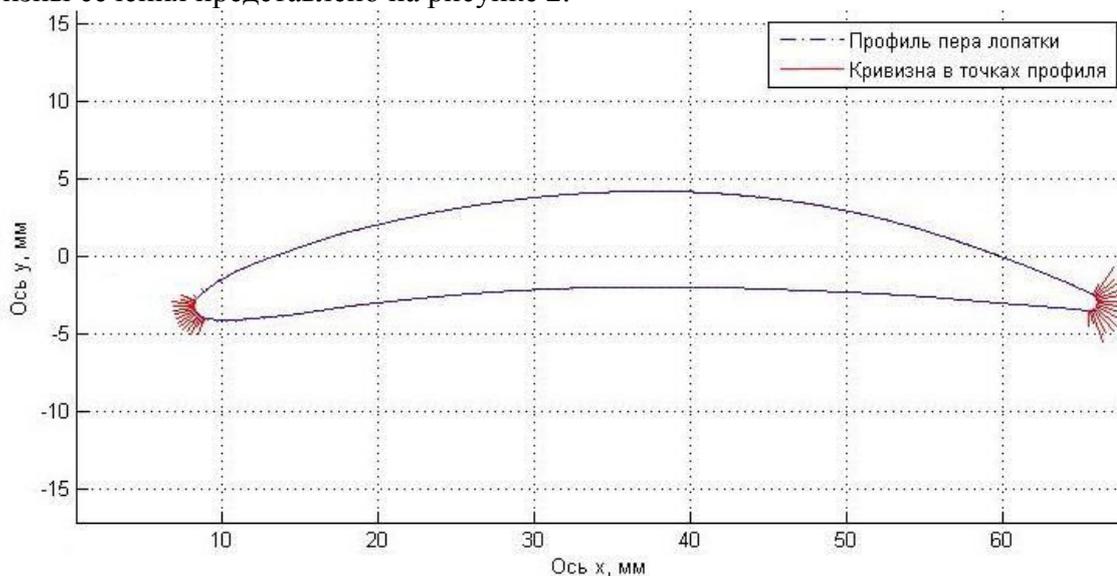


Рисунок 2 – Графическое изображение кривизны в точках профиля пера лопатки

Ввиду этой особенности, целесообразно проводить кластеризацию по значению кривизны в точках. Рассчитываемые значения кривизны в точках могут колебаться, иметь выпадающие значения, что приводит к некачественной кластеризации. Что бы избежать проблемы нехарактерных (выпадающих) значений, перед алгоритмом кластеризации проводится фильтр значений кривизны с использованием вейвлет-преобразования.

Вейвлет-анализ является новой областью математики и находит широкое применение в таких областях, как обработка сигналов, распознавание образов и при восстановлении содержания изображений [2]. Вейвлет-разложение сигнала (например, профиля поверхности) в плоскости позволяет получить комбинацию аппроксимирующих и детализирующих компонентов. Аппроксимирующие и детализирующие компоненты

вычисляются с помощью масштабирующей функции и вейвлет-функции, которые в свою очередь вычисляются как:

$$\varphi(x) = 2 \sum_{n \in Z} h_n \varphi(2x - n), \quad (2)$$

$$\psi(x) = 2 \sum_{n \in Z} g_n \psi(2x - n), \quad (3)$$

где h_n - массив вейвлет-коэффициентов; Z - множество целых чисел; $g_n = (-1)^n h_{1-n}$.

Таким образом, сигнал в двумерном пространстве можно заменить выражением:

$$f_m(x) = \sum_{n \in Z} C_{m-1,n} \varphi_{k,n} + \sum_{n \in Z} D_{m-1,n} \psi_{k,n}, \quad (4)$$

где $\varphi_{k,n} = 2^{k/2} \varphi(2^k x - n)$; $\psi_{k,n} = 2^{k/2} \psi(2^k x - n)$;

$C_{m-1,n}$ и $D_{m-1,n}$ - аппроксимирующие и детализирующие коэффициенты на $m-1$ уровне разложения и смещении центра вдоль оси на величину n .

Для фильтра значений кривизны использовалось вейвлет-восстановление аппроксимирующих коэффициентов 1-6-го уровней с материнскими вейвлетами Хаара [3].

На следующем после вейвлет-разложения этапе проводится кластеризация аппроксимационных значений кривизны на две группы. Помимо кластеризации по алгоритму k-средних было применено равное разделение массива точек по значению кривизны на 2 группы. В первую группу были отнесены значения кривизны, превышающие 50% от значения максимальной кривизны, во вторую - остальные значения. Таким образом, в первую группу попадают точки входной и выходной кромок, во вторую точки спинки и корыта.

После кластеризации на две группы выделяется группа с максимальным средним значением (для кластеризации по алгоритму k-средних). Внутри группы определяется порядковый номер точки разрыва (точка разрыва массива точек входной кромки от массива точек выходной кромки). Множества точек спинки и корыта выбираются следующим образом: точки спинки располагаются между последней точкой входной кромки и первой точкой выходной кромки. Точки корыта следуют начиная с точки, следующей за последней точкой выходной кромки, и до первой точки входной кромки.

Для проверки качества работы алгоритмов кластеризации использовалось сравнение номинального значения радиусов входных и выходных кромок (R_1 и R_2) со значениями радиусов, рассчитываемых по полученному множеству точек входных и выходных кромок:

$$\delta_{\text{класт}} = R_n - R_{\text{класт}}, \quad (5)$$

где $\delta_{\text{класт}}$ - погрешность кластеризации;

R_n - номинальное значение радиуса кромки;

$R_{\text{класт}}$ - значения радиуса кромки, рассчитанное по кластеризованному множеству точек.

Чем ближе были значения радиусов, тем точнее работа алгоритма.

Радиусы и координаты центров входной и выходной кромок сечения рассчитывались как соответствующие параметры идеальной окружности. Идеальная окружность определялась методом аппроксимации измеренного массива точек кромок с использованием метода наименьших квадратов (МНК).

Результаты. Была проведена кластеризация и проверка ее качества (5) для 10 контрольных сечений пера лопатки ГТД. Радиусы кромок уменьшаются по высоте, соответственно, предельная кривизна возрастает по высоте.

Результат кластеризации массива точек профиля корневого сечения (высота 17 мм) по алгоритму равного разделения значений представлен на рисунке 3.

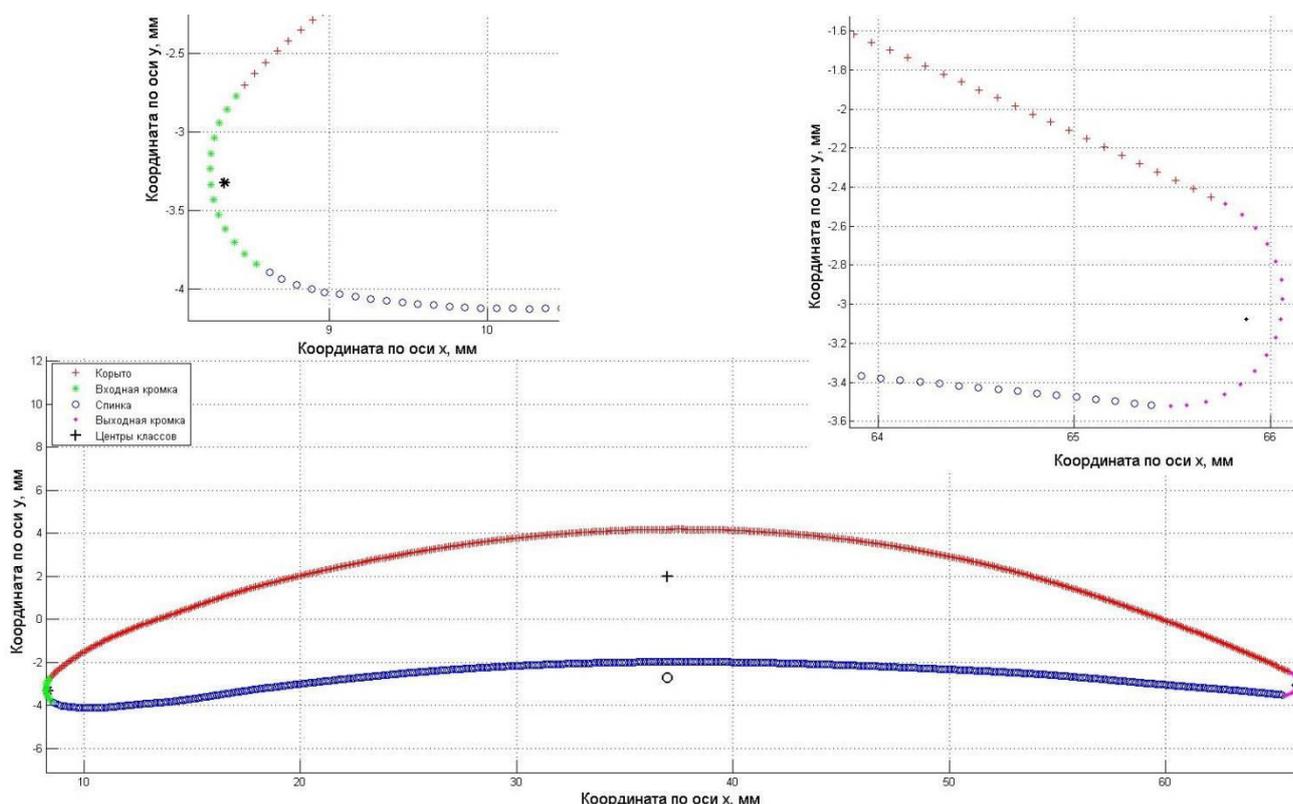


Рисунок 3 – Графический результат кластеризации точек профиля корневого сечения

Для кластеризации измеренных данных по алгоритму k-средних использовалось вейвлет-разложение 5-6 уровней, для алгоритма равного разделения значений кривизны – 1-2 уровней. Результаты кластеризации массива точек сечений лопатки компрессора ГТД по описанным алгоритмам представлены на рисунке 3.

Таблица 1. Погрешности определения множеств точек входной и выходной точек с применением различных алгоритмов кластеризации

Кластеризация измеренных данных по алгоритму k-средних				
Высота сечения	R_1 , мм	Отклонение радиуса, мм	R_2 , мм	Отклонение радиуса, мм
17	0,7824	-0,0324	0,5569	-0,0069
27,425	0,7990	-0,0790	0,5030	-0,0030
45,6	0,6710	-0,0210	0,4950	-0,0450
63,775	0,6704	-0,1004	0,4623	-0,0623
81,95	0,5769	-0,0769	0,3818	-0,0318
100,125	0,5061	-0,0861	0,4266	-0,1266
118,3	0,3773	-0,0273	0,3642	-0,1142
136,475	0,3214	-0,0214	0,3014	-0,0814
154,65	0,3115	-0,0615	0,3357	-0,1357
172,825	0,3167	-0,1167	0,2773	-0,1073
Кластеризация измеренных данных по алгоритму равного разделения значений кривизны				
Высота сечения	R_1 , мм	Отклонение радиуса, мм	R_2 , мм	Отклонение радиуса, мм
17	0,7500	0,0000	0,5500	0,0000
27,425	0,7200	0,0000	0,5011	-0,0011
45,6	0,6514	-0,0014	0,4531	-0,0031
63,775	0,5700	0,0000	0,4000	0,0000
81,95	0,5000	0,0000	0,3597	-0,0097
100,125	0,4204	-0,0004	0,3036	-0,0036
118,3	0,3500	0,0000	0,2572	-0,0072
136,475	0,3000	0,0000	0,2223	-0,0023

154,65	0,2500	0,0000	0,1990	0,0010
172,825	0,2051	-0,0051	0,1762	-0,0062

Выводы. Применение вейвлет-фильтра для обработки кривизны необходимо для стабильной работы алгоритма кластеризации. Разложение высокого уровня (больше 2) приводит к большим погрешностям кластеризации на границах кромок. Метод кластеризации по алгоритму равного деления значений кривизны является более простым и точным по сравнению с кластеризацией методом k-средних по параметру кривизны. Предложенную в работе модель разбиения точек профиля по его элементам можно использовать в программном обеспечении координатно-измерительных машин для обработки измеренной информации и дальнейших расчетов.

Литература

1. Осовский, С. Нейронные сети для обработки информации [Текст] / Пер. с польского И.Д. Рудинского. – М.: Финансы и статистика, 2002. – 344с.
2. Williams, J.R. Introduction to wavelets in engineering [Text]/ J.R. Williams, K. Amaratunga// Int. J. Num. Meth. Eng. 1994. – №37.- Pp. 2365–2388.
3. Anuj, B. Image compression using modified fast Haar wavelet transform [Text]/ B.Anuj, A. Rashid// World Applied Sciences Journal. – 2009. -7(5). - Pp. 647–653.