

DOI: 10.15593/2224-9982/2020.63.07

УДК 519.688

Е.Ю. Печенина, В.А. Печенин, М.А. Болотов

Самарский национальный исследовательский университет
им. академика С.П. Королева, Самара, Россия

МОДЕЛЬ АНАЛИЗА РЕЗУЛЬТАТОВ СКАНИРОВАНИЯ ГЕОМЕТРИИ СОПЛОВЫХ АППАРАТОВ ТУРБИН

Традиционно комплектацию лопаток двигателей ГТД выполняют вручную с использованием специальных методов (сортировка по массе или по нескольким геометрическим параметрам). Использование ручной комплектации приводит к необходимости выполнения пересборок узлов и характеризуется неоптимальностью достигаемых эксплуатационных параметров. Данные, получаемые со сканеров при контроле геометрии лопаток, можно использовать для повышения качества процессов сборки компрессоров и турбин двигателя. В частности, можно проводить комплектацию деталей на основании ключевых параметров. Результаты работы позволят автоматизировать получение таких параметров.

Приведена математическая модель для выполнения компьютерного расчета площади проходного сечения сопловых аппаратов турбин. Модель используется для работы с объектами формата *.stl при обработке данных после сканирования. С использованием разработанной модели расчеты не будут зависеть от квалификации контролера, а также предлагаемый подход не потребует уникальной наладки и дорогостоящего ремонта и хранения эталонов для всех типоразмеров сопловых аппаратов. Расчет производился в трех сечениях, что повышает точность расчетов при одновременном снижении трудоемкости и стоимости измерения. Увеличение количества сечений практически не увеличивает трудоемкость расчетов, так что существенных ограничений на выполнение виртуальных замеров в четырех и более сечениях нет.

Реализация модели выполнена в математическом пакете MATLAB. Проведена апробация модели на примере обработки STL-модели сектора лопаток соплового аппарата турбины.

Ключевые слова: контроль качества, математическая модель, сопловой аппарат, оптическое сканирование, STL, площадь проходного сечения, сплайн, метод золотого сечения, сегментация, нейронная сеть, измерительная погрешность.

E.Yu. Pechenina, V.A. Pechenin, M.A. Bolotov

Samara University, Samara, Russian Federation

MODEL OF ANALYSIS OF THE RESULTS OF GEOMETRY SCANNING OF TURBINE NOZZLES

Traditionally, the blades of gas turbine engines are assembled manually using special techniques (sorting by mass or by several geometric parameters). The use of manual assembly leads to the need to perform reassembly of units and is characterized by non-optimal operating parameters achieved. The data obtained from the scanners when monitoring the geometry of the blades can be used to improve the quality of the assembly processes of compressors and engine turbines. In particular, parts can be picked based on key parameters. The results of the work will automate the receipt of such parameters.

The paper presents a mathematical model for performing a computer calculation of the flow area of turbine nozzles. The model is used to work with objects of *.stl format when processing data after scanning. With the use of the developed model, the calculations will not depend on the qualifications of the controller, and the proposed approach will not require a unique adjustment and expensive repair and storage of standards for all standard sizes of nozzles. The calculation was carried out in three sections, which increases the accuracy of the calculations while reducing the complexity and cost of measurement. An increase in the number of sections practically does not increase the complexity of calculations, so there are no significant restrictions on the performance of virtual measurements in four or more sections.

The model is implemented in the mathematical package MATLAB. The model was tested by the example of processing the STL model of the sector of the turbine nozzle blades.

Keywords: quality control, mathematical model, nozzle, optical scanning, STL, flow area, spline, golden ratio method, segmentation, neural network, measuring error.

Введение

В изготовлении и сборке двигателей особенные трудности вызывают роторы и сопловые аппараты турбин [1]. Контроль качества сборок – также достаточно трудоемкая операция [2]. В настоящее время авиадвигательностроительные производства оснащаются оптическими сканерами для определения отклонений изготовленных деталей и сборок от номинальных моделей.

В результате измерения деталей и сборок на оптических сканерах появляются фасетные модели в формате *.stl, к которым нельзя применять традиционные инструменты САД-моделирования, и вычисление конкретных геометрических параметров требует дополнительной обработки измеренных данных. В работе приведена модель анализа и расчетов такого ключевого сборочного параметра турбины, как площадь проходного сечения соплового аппарата (ППС).

ППС межлопаточного канала определяется как площадь участка поверхности, ограниченной контуром, который состоит из кривых рассечения граней пера лопаток, образующих канал, и переходных радиусов от пера к полкам, обеспечивающих в развертке сечение наименьшей ширины¹. В конечном итоге при сборке интересна неравномерность ППС каналов во всем сопловом аппарате, а не абсолютные величины ППС каждого канала [3]. По этой причине ППС измеряются в производстве ручными индикаторными приборами как отклонение от эталонного окна, при этом измеряются отдельные параметры, позволяющие выполнить расчет с использованием формулы

$$F_{\min} = KH(b_1 + b_2) / 2, \quad (1)$$

где K – эмпирический коэффициент коррекции; b_1 и b_2 – ширина измеряемого межлопа-

точного канала на расстояниях R_1 и R_2 от оси двигателя соответственно; H – высота межлопаточного канала между b_1 и b_2 .

Увеличение количества сечений в формуле (1) повысит достоверность расчетов, но при ручном измерении это влечет существенное повышение трудоемкости. В разработанной модели расчет ППС производился в трех сечениях и существенных ограничений на выполнение виртуальных замеров в четырех и более сечениях нет.

Модель расчета площади проходного сечения

STL-модель представляет собой кусочно-линейную поверхность. Она характеризуется следующими параметрами: $V_{g \times 3}$ – матрица координат вершин сетки STL-модели; $F_{m \times 3}$ – матрица сочетаний вершин по три (по строкам расположены порядковые номера вершин), образующих фасеты поверхностей; $N_{m \times 3}$ – матрица координат нормалей фасет. Модель расчета разработана для предварительно сегментированной модели, т.е. такой, в которой существуют области объединений фасет, отвечающих за определенные грани модели. Этапы модели приведены на рис. 1.

Построение системы координат заключается в нахождении центра оси двигателя. Для этого в измеренные цилиндрические поверхности (1 и 2 на рис. 2) вписываются заменяющие элементы «цилиндр» по методу наименьших квадратов (МНК). Затем проводится выравнивание оси путем перемножения матрицы вершин STL на матрицы вращения:

$$V_{\text{в}} = V \cdot M_{n_y} \cdot M_{n_z},$$

где M_{n_y} , M_{n_z} – матрицы вращения вокруг осей OY и OZ . Углы вращения рассчитываются исходя из координат нормального вектора цилиндрической поверхности 2 (см. рис. 2).



Рис. 1. Этапы математической модели

¹ ОСТ1 02571–86. Лопатки компрессоров и турбин. Предельные отклонения размеров, формы и расположения пера. М., 1986. 36 с.

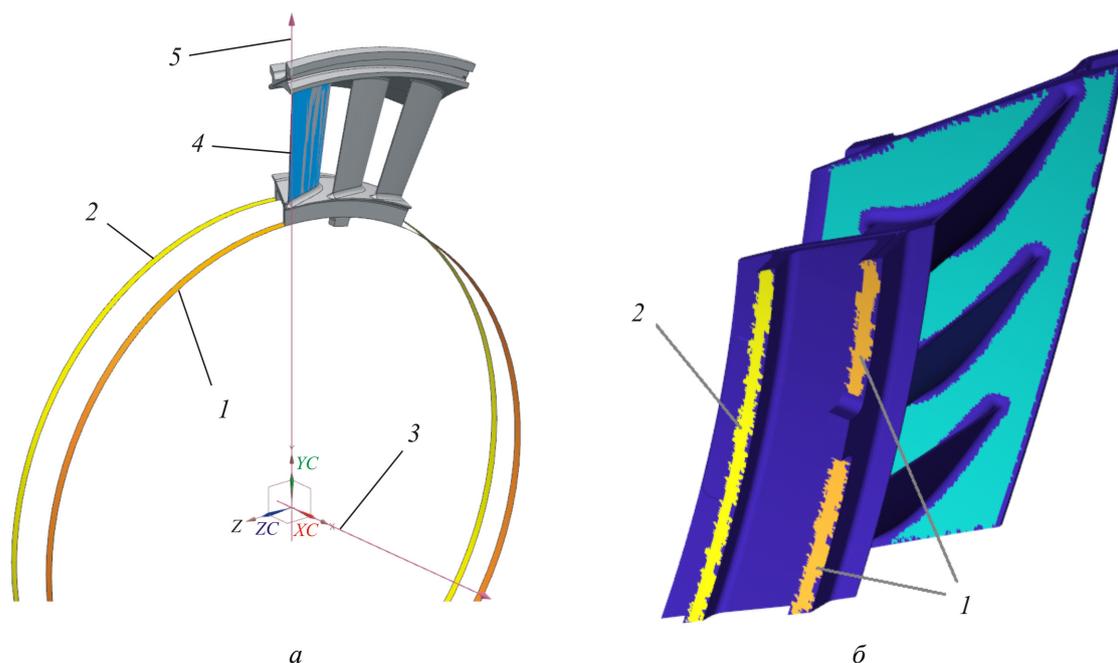


Рис. 2. Создание системы координат: *a* – пояснения на модели; 1, 2 – передняя и задняя базовые поверхности, 3 – базовая ось, 4 – поверхность спинки; 5 – вторая главная ось; *б* – поверхности, сегментированные на STL

Поверхность 1 (см. рис. 2) должна лежать «правее» на главной оси, поверхность 2 «левее» – так определяется направление главной оси. Центр системы координат находится в средней точке $x_{ц}$ между центрами цилиндрических поверхностей. Выровненные координаты перемещаются на величину координат этого центра по формуле

$$\vec{v}_{ni} = \vec{v}_{bi} - \vec{x}_{ц},$$

где $\vec{v}_{ni}, \vec{v}_{bi}$ – векторы координат i -й вершины STL до перемещения и после него. В итоге формируется матрица выровненных и перемещенных V_{ii} координат вершин STL для дальнейших вычислений.

На втором этапе выполняется расчет точек линий пересечения поверхностей спинки и корыта с цилиндрическими поверхностями (рис. 3). Оси цилиндрических поверхностей совпадают с главной осью системы координат, величины радиусов определяются высотами замеров величин минимальных сечений между поверхностями спинки и корыта. Чем больше таких замеров будет выполнено, тем точнее можно будет посчитать неравномерность величин ППС межлопаточных каналов. В работе выполняется вычисление ППС с использованием трех сечений.

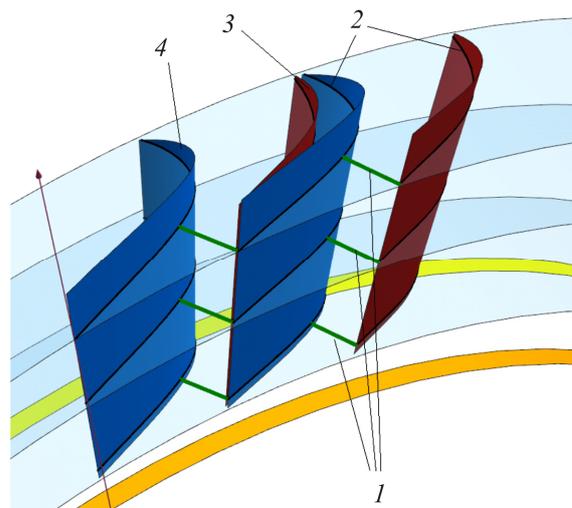


Рис. 3. Вычисление площади проходного сечения: 1 – ширина межлопаточных каналов на разных высотах; 2 – сечения поверхностей корыта и спинки; 3 – поверхность корыта; 4 – поверхность спинки

Блок-схема алгоритма поиска точки на линии пересечения поверхности STL и цилиндрической поверхности приведена на рис. 4. Базовой осью является ось OX .

В алгоритме требуется найти точку на поверхности S_{stl} на соответствующем радиусе R от центра системы координат с координатой x_0 вдоль базовой оси. На первом этапе координаты по двум осям (кроме базовой) перево-

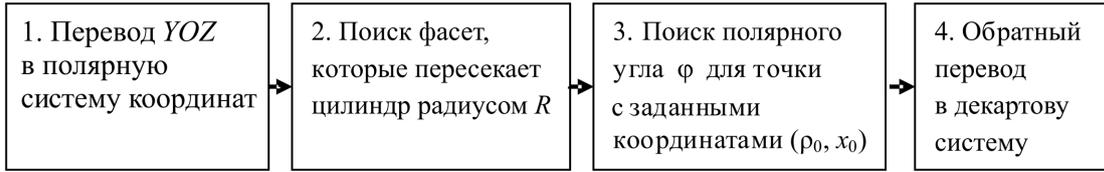


Рис. 4. Алгоритм расчета точки линии уровня на поверхности

дятся в полярную систему координат. Теперь вершины STL имеют координаты (x, φ, ρ) .

На втором этапе выполняется поиск фасет на поверхности S_{stl} , на которых находится множество точек с координатой полярного радиуса $R = \rho_0$, исходя из условия того, что в наборе

$$\{(\rho_1 - \rho_0), (\rho_2 - \rho_0), (\rho_3 - \rho_0)\}$$

имеются одновременно как положительные, так и отрицательные числа, где ρ_1, ρ_2, ρ_3 – полярные радиусы вершин фасеты. В итоге из поверхности S_{stl} выделяется существенно меньшая область $S_{stl \cap \rho_0}$ для поиска точки линии уровня.

На третьем этапе выполняется поиск полярного угла для точки с заданными координатами (ρ_0, x_0) . Область выбора для назначения координаты x_0 выбирается исходя из минимального и максимального значений этой координаты для вершин области $S_{stl \cap \rho_0}$. Для проверки, принадлежит ли точка изображению фасете, вычисляются три величины $d_{пров}$ (в проекции на плоскость XOy):

$$\begin{cases} d_{пров1} = (x_1 - x_0)(\rho_2 - \rho_1) - (x_2 - x_1)(\rho_1 - \rho_0), \\ d_{пров2} = (x_2 - x_0)(\rho_3 - \rho_2) - (x_3 - x_2)(\rho_2 - \rho_0), \\ d_{пров3} = (x_3 - x_0)(\rho_1 - \rho_3) - (x_1 - x_3)(\rho_3 - \rho_0), \end{cases} \quad (2)$$

где $x_1, x_2, x_3, \rho_1, \rho_2, \rho_3$ – координаты вершин j -й фасеты.

Если величины $d_{пров}$ из формулы (2) одного знака, то точка находится внутри фасеты.

Определив фасету, которой принадлежит точка, производят поиск недостающей координаты полярного угла точки исходя из уравнения прямой фасеты

$$\varphi_0 = z_1 + \frac{n_1(x_1 - x_0) + n_3(\rho_1 - \rho_0)}{n_2},$$

где $\{n_1, n_2, n_3\}$ – координаты вектора нормали фасеты.

На третьем этапе расчета ППС выполняется поиск координат точек для расчета самого узкого места между сечениями. Рассмотрим алгоритм расчета этого узкого места для одного сечения.

На корыте выбирается точка $P_{кор_ППС}$, имеющая наибольшую координату вдоль оси вращения. Через точки сечения спинки задается уравнение интерполирующего нормированного сплайна 3-й степени [4]. Координаты точки сплайна между двумя задающими точками P_0 и P_1 определяются из уравнения

$$P(u) = \begin{bmatrix} 1 - 3u^2 + 2u^3 & 3u^2 - 2u^3 \\ u - 2u^2 + u^3 & -u^2 + u^3 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} P_0 \\ P_1 \\ P_0' \\ P_1' \end{bmatrix}. \quad (3)$$

Здесь векторы P_0', P_1' являются векторами производных в точках P_0, P_1 ; u – безразмерный параметр, лежащий в диапазоне $[0; 1]$.

Рассчитываются все расстояния между задающими точками сплайна и точкой $P_{кор_ППС}$. Рассматриваются два сегмента сплайна в окрестности задающей точки, ближайшей к точке $P_{кор_ППС}$. Расчет координат точки спинки $P_{сп_ППС}$, находящейся на конце сечения наименьшей ширины, выполнялся методом золотого сечения [5]. Критерием поиска являлась минимизация расстояния между точками $P_{кор_ППС}$ и $P_{сп_ППС}$. Погрешность работы алгоритма ε была принята равной 10^{-4} .

Заключительный этап расчета ППС основывается на расчете суммы площадей четырехугольников, образуемых соседними сечениями наименьшей ширины, концы которых соедине-

ны отрезками. Формула расчета площади проходного сечения при наборе точек сечений $P_{кор_ППС_i}$, $P_{сп_ППС_i}$, $P_{кор_ППС_i+1}$ и $P_{сп_ППС_i+1}$ выглядит следующим образом:

$$S_{ППС} = \sum_1^{m-1} d_1 d_2 / 2 \sin \beta,$$

где d_1 и d_2 – диагонали каждого четырехугольника, расстояния $|P_{кор_ППС_i}, P_{сп_ППС_i+1}|$ и $|P_{кор_ППС_i+1}, P_{сп_ППС_i}|$; β_i – острый угол между диагоналями i -го четырехугольника; m – количество сечений.

Сегментация граней отсканированной поверхности

Каждая точка регулярной поверхности в трехмерном евклидовом пространстве характеризуется двумя экстремальными значениями кривизн k_{min} и k_{max} , называемых главными [4]. Для линейной STL-поверхности вычисление главных кривизн, основанное на вычислении производных, является нетривиальной задачей, для их корректного вычисления разработаны различные подходы [6–8], в частности в исследовании использовались результаты из работы [6]. На основании тензора главных кривизн производится сегментация поверхностей (разбиение на отдельные области), в текущем исследовании был использован алгоритм из работы [9].

После сегментации модели было выполнено распознавание целевых граней (базовых поверхностей и поверхностей спинки и корыта). Распознавание можно выполнять вручную, однако это повысит трудоемкость вы-

полнения расчетов, потому этот этап был автоматизирован за счет использования методов компьютерного зрения [10], в частности сверточных нейронных сетей [11]. Для обучения нейронной сети необходимо подготовить обучающую выборку, а для оценки качества – тестовую. В качестве входных данных можно использовать различные геометрические параметры STL [12]. С учетом уже проведенной сегментации задача упрощается, и в качестве входных данных в нейронные сети используются проекции модели на шесть плоскостей (вид спереди, сзади, слева, справа, сверху и снизу), параллельных координатным плоскостям. STL-объект помещен как бы в куб, грани которого параллельны плоскостям координат [13]. Для подготовки проекций был использован алгоритм Роберта.

Выходными данными также являются шесть проекций деталей, с той разницей, что грани на них размечены. Целевыми гранями при распознавании являются грани, по которым производится сопряжение сборки и контроль. Соответственно, эти грани выделяются разными цветами, остальные грани тела имеют единый и отличающийся цвет.

Для выполнения распознавания была использована нейронная сеть U-net [14], на выходе из которой получается картинка в «оттенках серого». Вид одной из проекций STL, этой же проекции, размеченной для обучения сети, и результат на выходе из нейронной сети приведены на рис. 5.

Сегментация и распознавание граней являются необходимым этапом автоматизации вычислений параметра ППС с использованием разработанной модели.

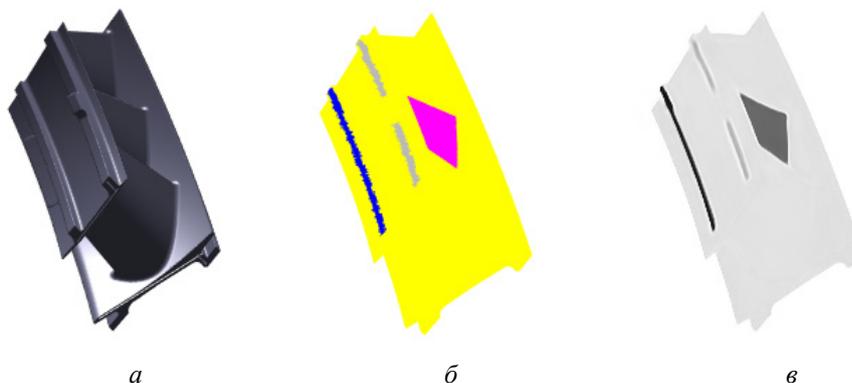


Рис. 5. Проекция STL (а – исходная; б – размеченная) и распознавание с помощью U-net (в)

Результаты экспериментального исследования

Разработанная модель была реализована в математическом пакете MATLAB. Для апробации была использована модель сектора из трех лопаток соплового аппарата. В пакете NX были выполнены замеры сечений и ППС. Твердотельная модель была преобразована в STL, количество фасет которой составило 411 524 (рис. 6, а). Для выполнения расчетов поверхность STL была сегментирована на отдельные грани. Обучающая выборка для сети U-net составила 1000 искусственно сгенерированных случаев, тестовая – 50 случаев. С использованием результатов распознавания были выбраны грани, необходимые для расчетов (рис. 6, б). Количество фасет спинки составило 24 266, корыта – 28 336.

Радиусы замеров R_1 , R_2 и R_3 равны 205,5; 232,5 и 257,5 мм соответственно. Вычисляемая площадь на модели составила 701,234 мм². Границы сегментированных граней не являются идеально ровными, так как представляют собой множество смежных треугольников в пространстве. Ввиду этого важно подобрать

необходимый отступ от границ сечений замеров, в то же время чтобы он не был слишком велик. В табл. 1 приведены результаты расчетов сечений наименьшей ширины и ППС при изменении отступов от границы корыта.

Оптимальным с точки зрения точности оказалось использование 5% отступов от границ поверхностей. Кроме того, на точность расчетов влияет еще количество точек сечений. В табл. 2 приведены результаты расчетов сечений наименьшей ширины и ППС при изменении количества точек на сплайнах (см. формулу (3)).

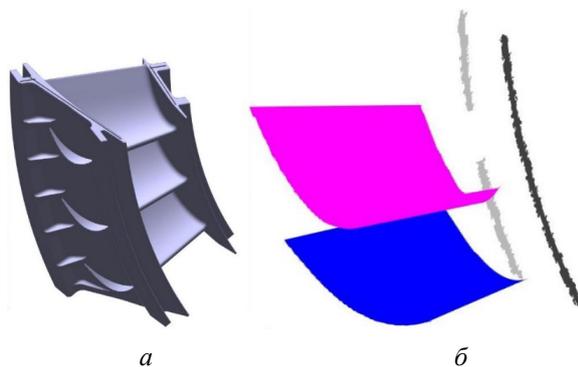


Рис. 6. STL-модель сектора (а) и сегментированные грани (б)

Таблица 1

Погрешности при изменении отступов от границ поверхностей

| Отступ, % | Эталон, мм | | Вычисленные значения, мм | | Отклонение, мм | |
|-----------|-------------|----------------------|--------------------------|-------------|----------------|----------------------|
| | 1-е сечение | 2-е сечение | 1-е сечение | 2-е сечение | 1-е сечение | 2-е сечение |
| 0 | 11,95 | 13,52 | 12,06 | 13,69 | 0,11 | 0,17 |
| 5 | | | 12,03 | 13,59 | 0,08 | 0,07 |
| 8 | | | 12,05 | 13,61 | 0,10 | 0,09 |
| 15 | | | 12,09 | 13,66 | 0,14 | 0,13 |
| Отступ, % | 3-е сечение | ППС, мм ² | 3-е сечение | ППС | 3-е сечение | ППС, мм ² |
| 0 | 14,967 | 701,234 | 15,07 | 707,51 | 0,10 | 6,28 |
| 5 | | | 15,03 | 703,70 | 0,06 | 2,46 |
| 8 | | | 15,05 | 704,64 | 0,08 | 3,41 |
| 15 | | | 15,10 | 707,02 | 0,14 | 5,79 |

Таблица 2

Погрешности при изменении количества точек сплайнов

| Количество точек | Эталон, мм | | Вычисленные значения, мм | | Отклонение, мм | |
|------------------|-------------|----------------------|--------------------------|-------------|----------------|----------------------|
| | 1-е сечение | 2-е сечение | 1-е сечение | 2-е сечение | 1-е сечение | 2-е сечение |
| 10 | 11,95 | 13,52 | 12,04 | 13,59 | 0,09 | 0,07 |
| 20 | | | 12,03 | 13,59 | 0,08 | 0,07 |
| 30 | | | 12,03 | 13,59 | 0,08 | 0,07 |
| 50 | | | 12,03 | 13,59 | 0,08 | 0,07 |
| Количество точек | 3-е сечение | ППС, мм ² | 3-е сечение | ППС | 3-е сечение | ППС, мм ² |
| 10 | 14,967 | 701,234 | 15,14 | 704,77 | 0,17 | 3,54 |
| 20 | | | 15,03 | 703,72 | 0,06 | 2,48 |
| 30 | | | 15,03 | 703,67 | 0,06 | 2,44 |
| 50 | | | 15,03 | 703,70 | 0,06 | 2,47 |

Отклонение сечений при использовании 30 точек не превысило 0,09 мм, отклонение ППС – 2,44 мм. С учетом измерительных погрешностей сканеров 0,05–0,1 мм и относительно низкой дискретности разбиения (средний размер ребра 0,77 мм) рассматриваемой STL можно утверждать, что полученные погрешности расчета допустимы.

Инструментальная погрешность при существующих технологиях измерения с использованием индикаторов составляет от 1 мм² [3], так что компьютерный расчет сопоставим по точности с ручным измерением, а по производительности существенно выше.

Заключение

Результаты позволяют автоматизировать и повысить точность расчета параметров качества отдельных деталей, а также существенно снизить трудоемкость контрольных операций после сборки.

Рассмотренная модель является одним из этапов комплектования сопловых аппара-

тов с применением подхода «виртуальная сборка» [15]. Измеренную геометрию можно использовать для проведения виртуальной сборки, т.е. создания набора адекватных цифровых математических моделей собранного изделия, учитывающих наиболее существенные свойства и процессы данного конкретного экземпляра какого-либо реального изделия. На основании подобного виртуального изделия можно определять сборочные геометрические и физические параметры до проведения реальной сборки и испытаний. Таким образом, технология виртуальной сборки позволяет сократить трудоемкость процесса и выбрать оптимальный вариант сборки, обеспечивающий требуемые показатели качества.

Работа выполнена при финансовой поддержке Министерства науки и высшего образования РФ в рамках стипендии Президента РФ (номер СП-262.2019.5). Экспериментальные исследования были выполнены на оборудовании ЦКП САМ-технологий (RFMEFI59314X0003).

Библиографический список

1. Безъязычный В.Ф., Непомилуев В.В. Некоторые проблемы современного сборочного производства и перспективы их преодоления // Сборка в машиностроении, приборостроении. – 2009. – № 8. – С. 18–25.
2. Осипович Д.А., Ярушин С.Г., Макеев А.Б. Исследование алгоритмов подбора лопаток при сборке сопловых аппаратов газотурбинного двигателя // Сборка в машиностроении, приборостроении. – 2018. – № 7 (216). – С. 313–319.
3. Осипович Д.А. Разработка технологии цифровой сборки сопловых аппаратов турбины ГТД на основе измерений лопаток фотограмметрическим методом: дис. ...канд. техн. наук. – Пермь, 2019. – 178 с.
4. Роджерс Д., Адамс Дж. Математические основы машинной графики: пер. с англ. – М.: Мир, 2001. – 604 с.
5. Гилл Ф., Мюррей У., Райт М. Практическая оптимизация: пер. с англ. – М.: Мир, 1985. – 252 с.
6. Cohen-Steiner D., Morvan J. Restricted delaunay triangulations and normal cycle // 19th Annu. ACM Sympos. Comput. Geom., San Diego, California, USA, June 2003. – San Diego, California, USA, 2003. – P. 312–321.
7. Discrete Differential-Geometry Operators for Triangulated 2-Manifolds / M. Meyer, M. Desbrun, P. Schröder and H. Barr // Int. Workshop on Visualization and Mathem. – Berlin, Germany, 2002. – P. 35–37.
8. Taubin G. Estimating the tensor of curvature of a surface from a polyhedral approximation // Fifth Int. Conf. on Comp. Vision, NY, July 1995. – NY: IEEE Xplore, 1995. – P. 902–907.
9. Guillaume L., Florent D., Baskurt A. A new curvature tensor based segmentation method for optimized triangulated CAD // Computer-Aided Design. – 2005. – Vol. 37. – P. 975–987.
10. Segmentation of 3D meshes combining the artificial neural network classifier and the spectral clustering / F.R. Zakani, M. Bouksim, K. Arhid, M. Aboulfatah, T. Gadi // Computer Optics. – 2018. – Vol. 42 (2). – P. 312–319.
11. Николенко С.И., Кадури А., Архангельская Е. Глубокое обучение. – СПб.: Питер, 2018. – 480 с.

12. Deep learning on point sets for 3d classification and segmentation / C.R. Qi, H. Su, K. Mo, L.J. Guibas // *IEEE Conf. on Comp. Vision and Pattern Recogn. (CVPR)*, Computer Science, Las Vegas, NY, USA, 27–30 June 2016. – Las Vegas, NY, USA, 2016. – P. 652–660.

13. Surface recognition of machine parts based on the results of optical scanning / M.A. Bolotov, V.A. Pechenin, N.V. Ruzanov, E.J. Kolchina // *CEUR Workshop Proceed.* – 2019. – P. 342–349.

14. Ronneberger O., Fischer P., Brox T. Convolutional networks for biomedical image segmentation // *Int. Conf. on Med. Image Comp. and Comp. Assisted Intervention.* – Springer, Berlin, 2015. – P. 9351. – P. 234–241.

15. Безъязычный В.Ф., Непомилуев В.В. Технология виртуальной сборки // *Сборка в машиностроении, приборостроении.* – 2011. – № 6. – С. 3–14.

References

1. Bezyazychnyy V.F., Nepomiluyev V.V. Nekotoryye problemy sovremennogo sborochnogo proizvodstva i perspektivy ikh preodoleniya [Some problems of modern assembly production and prospects for overcoming them]. *Sborka v mashinostroyenii, priborostroyenii*, 2009, no. 8, pp. 18–25.

2. Osipovich D.A., Yarushin S.G., Makeyev A.B. Issledovaniye algoritmov podbora lopatok pri sborke soplovykh apparatov gazoturbinnogo dvigatelya [Investigation of the algorithms for the selection of blades during the assembly of gas turbine engine nozzles]. *Sborka v mashinostroyenii, priborostroyenii*, 2018, no. 7 (216), pp. 313–319.

3. Osipovich D.A. Razrabotka tekhnologii tsifrovoy sborki soplovykh apparatov turbiny GTD na osnove izmereniy lopatok fotogrammetricheskim metodom [Development of technology for digital assembly of gas turbine nozzle assemblies based on measurements of blades by photogrammetric method]: dis. ...kand. tekhn. nauk. Perm, 2019, 178 p.

4. Rodzhers D., Adams Dzh. Matematicheskiye osnovy mashinnoy grafiki [Mathematical foundations of computer graphics]. M.: Mir, 2001, 604 p.

5. Gill F., Myurrey U., Rayt M. Prakticheskaya optimizatsiya [Practical optimization]. Per. s angl. M.: Mir, 1985, 252 p.

6. Cohen-Steiner D., Morvan J. Restricted delaunay triangulations and normal cycle. *19th Annu. ACM Sympos. Comput. Geom*, San Diego, California, USA, June 2003, pp. 312–321.

7. Meyer M., Desbrun M., Schröder P., Barr H. Discrete Differential-Geometry Operators for Triangulated 2-Manifolds. *International Workshop on Visualization and Mathematics*, Berlin, Germany, 2002, pp. 35–37.

8. Taubin G. Estimating the Tensor of Curvature of a Surface from a Polyhedral Approximation / G. Taubin. *Fifth International Conference on Computer Vision*. NY: IEEE Xplore, 1995, pp. 902–907.

9. Guillaume L., Florent D., Baskurt A. A new curvature tensor based segmentation method for optimized triangulated CAD. *Computer-Aided Design*, 2005, vol. 37, pp. 975–987.

10. Zakani F.R., Bouksim M., Arhid K., Aboulfatah M., Gadi T. Segmentation of 3D meshes combining the artificial neural network classifier and the spectral clustering. *Computer Optics*, 2018, no. 42 (2), pp. 312–319.

11. Nikolenko S.I., Kadurin A., Arkhangelskaya E. Glubokoye obucheniye [Deep learning]. SPb.: Piter, 2018, 480 p.

12. Qi C.R., Su H., Mo K., Guibas L.J. Deep learning on point sets for 3d classification and segmentation. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, Computer Science, Las Vegas, NY, USA, 27–30 June, 2016, pp. 652–660.

13. Bolotov M.A., Pechenin V.A., Ruzanov N.V., Kolchina E.J. Surface recognition of machine parts based on the results of optical scanning. *CEUR Workshop Proceedings*, 2019, 2391, pp. 342–349.

14. Ronneberger O., Fischer P., Brox T. Convolutional networks for biomedical image segmentation. *International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention*. Springer, Berlin, 2015, 9351, pp. 234–241.

15. Bezyazychnyy V.F., Nepomiluyev V.V. Tekhnologiya virtualnoy sborki [Virtual assembly technology]. *Sborka v mashinostroyenii, priborostroyenii*, 2011, no. 6, pp. 3–14.

Об авторах

Печенина Екатерина Юрьевна (Самара, Россия) – аспирант, инженер кафедры «Технологии производства двигателей» ФГБОУ ВО СНИУ им. С.П. Королева (443086, г. Самара, Московское ш., д. 34, e-mail: ek-ko@list.ru).

Печенин Вадим Андреевич (Самара, Россия) – кандидат технических наук, доцент кафедры «Технологии производства двигателей» ФГБОУ ВО СНИУ им. С.П. Королева (443086, г. Самара, Московское ш., д. 34, e-mail: v.a.pechenin@ssau.ru).

Болотов Михаил Александрович (Самара, Россия) – кандидат технических наук, доцент, доцент кафедры «Технологии производства двигателей» ФГБОУ ВО СНИУ им. С.П. Королева (443086, г. Самара, Московское ш., д. 34, e-mail: maikl.bol@gmail.com).

About the authors

Ekaterina Yu. Pechenina (Samara, Russian Federation) – Postgraduate Student, Engineer of Engine Manufacturing Technologies Department, Samara University (34, Moskovskoye highway, Samara, 443086, Russian Federation, e-mail: ek-ko@list.ru).

Vadim A. Pechenin (Samara, Russian Federation) – CSc in Technical Sciences, Associate Professor of Engine Manufacturing Technologies Department, Samara University (34, Moskovskoye highway, Samara, 443086, Russian Federation, e-mail: v.a.pechenin@ssau.ru).

Mikhail A. Bolotov (Samara, Russian Federation) – CSc in Technical Sciences, Associate Professor of Engine Manufacturing Technologies Department, Samara University (34, Moskovskoye highway, Samara, 443086, Russian Federation, e-mail: maikl.bol@gmail.com).

Получено 02.11.2020