

# 叶片类截面数据特征点精确识别方法<sup>\*</sup>

曲巍巍 高峰 杜发荣 周煜 李雪雪

(北京航空航天大学交通科学与工程学院, 北京 100191)

**【摘要】** 利用小波模极大值方法可很好地对特征进行识别,并能抑制噪声的影响。利用该方法对叶片截面数据进行特征识别时,某些重要的局部特征在细尺度下会消失,导致数据特征点不能完整识别,针对该情况提出特征尺度因子的概念,以了解数据中所含特征的差异性。特征尺度因子越大意味着可分解尺度数越多,相反则意味着可分解尺度数越少,当数据点的特征差异较大时,可将其分为几段分别进行识别,最后再将各段特征点汇总。实验证明,特征尺度因子可以很好地体现特征的信息并指导特征识别,有效保证了数据中特征个数的完整性。

**关键词:** 叶片 特征识别 小波模极大值 特征尺度因子

**中图分类号:** TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2010)01-0195-05

## Accurate Recognition Method for Cross-section Data Feature Points of Blades

Qu Weiwei Gao Feng Du Farong Zhou Yu Li Xuexue

(School of Transportation Science and Engineering, Beihang University, Beijing 100191, China)

### Abstract

Wavelet modulus maximum method can be used to recognize the features and restrain the noise. However, some important local features would disappear in the finest scales when using this method to recognize the whole cross-section data. The concept of characteristic scale factor was proposed to find out the differences of the features contained in the cross-section data. When the characteristic scale factor was larger, the numbers of the decomposable scales would become more and more, and vice versa. The cross-section data can be divided into several sections to be recognized respectively when the features of the cross-section data differed considerably. And the feature points of each section would be integrated finally. The experimental results show that the shape-scale factor can reflect the information contained in the signal well and guide features recognition. This recognition method can ensure the integrity of the feature numbers effectively.

**Key words** Blade, Feature recognition, Wavelet modulus maximum, Characteristic scale factor

### 引言

随着反求工程研究的不断深入,反求建模的目标已不仅仅局限于对实物样件外形的复制,其重点已逐渐转向如何理解产品的设计意图和实物的原始设计信息,目前已基本形成了基于特征的反求工程建模方法<sup>[1]</sup>。它是将正向设计中特征的概念引入到反求工程中的一种反求建模思路,通过抽取蕴含在测量数据中的原始设计特征信息,重建出基于特

征表达的CAD模型。基于截面特征的反求建模是其重要的组成部分,孤立的基于曲面特征的反求建模并不能实现具有完整特征表达的CAD反求建模<sup>[2]</sup>。尤其对于叶片类功能型曲面,除要求叶片截面形状的保持外,内部蕴含的特征,如特征点的位置、分段曲线的类型、约束等都叶片的气动性能有至关重要的影响。

目前对于特征点的提取,国内外都有很多研究<sup>[3-5]</sup>。采用局部坐标系的方法来逼近点云,过程

比较复杂,不同的逼近方法可能得到的曲率也不同,甚至与原始曲率差别较大,且基于曲率方法进行特征识别易受到噪声影响。需要指出的是检测的方法大多是通过考察曲率、切矢等几何量的突变或极值来确定特征点的,容易受到噪声的影响,在保持精度与特征的前提下精确提取特征仍是一个非常值得研究的问题。而小波具有空间局部化性质,小波变换能够很好地分析信号奇异点的位置及奇异性的强弱。理论上已经证明,通过追踪小波变换在细尺度下的模极大值曲线可以检测到奇异点的位置,并且由于噪声和信号的传播特性不同,采用小波模极大值法检测可以很好地抑制噪声。本文针对信号中包含的某些重要弱特征在分解过程中会随尺度减小而消失,导致信号特征不能完全识别的情况,提出特征尺度因子的概念,充分估计信号中所蕴含的特征间的差异,用以指导信号特征识别,保证重要特征点的个数。

## 1 研究背景

发动机叶片是发动机的关键零件之一,其设计、制造技术水平对提高发动机性能、缩短研制周期和降低制造费用起着重要作用。

在逆向工程领域关于叶片造型技术的研究,过去多是从几何角度研究叶身型线的重构,实际上发动机叶片属于精度要求很高的产品,叶身截面线的形状必须满足一定的空气动力学的要求。对于叶片类产品数字化多是采用三坐标完成,以满足较高的测量精度。在叶轮

轴等高度平面测量若干个空间点,生成一系列平行截面线如图1所示,采用这种方法,在确定高度后,测量机自动实施这一截面数据点测量,无需人工干预,人为误差小。然后通过截面线的光顺、

前后缘的形状、前后缘与叶盆叶背的拼接以及扭曲叶身曲面的造型技术的研究以实现叶片的精确重构。本文正是在这个前提下,研究叶片各截面的特征提取,主要指特征点的提取。

## 2 信号奇异性检测

通过不断调整一个聚焦过程的尺度参数,小波变换可以聚焦于信号的局部结构。可以证明信号的局部正则性可以由小波变换幅值随尺度参数的衰

减性来刻画,奇异性和边缘可以通过追踪小波变换在细尺度上的局部极大值来检测<sup>[6]</sup>。

### 2.1 信号奇异性与信号李氏指数的关系

给定一个信号(或函数),若信号在某一点或某一区间内是可微的,则信号在该点或该区间是规则的,反之,则是奇异的。若在该点或该区间内可微的阶次越高,那么该信号的规则性越强,该信号在该点或该区间内越平滑。在数学上,李氏指数被用来定量地描述函数的规则性和奇异性,当然,这一描述方法也同样适用于信号的描述。

定义 给定信号  $x(t)$ ,若存在常数  $K > 0$  及  $n = \lfloor \alpha \rfloor$  阶的多项式  $p_{t_0}(t)$ ,使得对任意时刻  $t$

$$|x(t) - p_{t_0}(t)| \leq K|t - t_0|^\alpha \quad (1)$$

称  $x(t)$  在  $t_0$  处具有李氏指数  $\alpha$ 。

由上可知,如果  $x(t)$  在  $t_0$  处  $n$  次可微,但  $n$  阶导数不连续,那么它是  $n+1$  次不可微的。此时,  $x(t)$  在  $t_0$  处的李氏指数有  $n \leq \alpha \leq n+1$ 。显然,若信号  $x(t)$  在  $t_0$  处是不可微的,那么其李氏指数必然小于1,这时,信号将是奇异的。常见的阶跃函数的李氏指数  $\alpha = 0$ ,冲击函数的李氏指数  $\alpha = -1$ 。

### 2.2 小波变换与信号奇异性

如果小波具有  $n$  阶消失矩,可以证明小波可以写成一个函数  $\theta$  的  $n$  阶导数,小波变换相当于一个  $n$  阶多尺度微分算子。假定  $\theta(t)$  是一个低通函数,则信号通过低通滤波器后求一阶导数等效于直接用该平滑函数的一阶导数来滤波;信号平滑后求二阶导数等效于直接用该平滑函数的二阶导数来滤波,以上等效过程可以推广到更高阶。

信号的特征一般被包含在信号的瞬变点或瞬变区域中,信号中常见的瞬变有两种,一是边缘的突变,这相当于在该处叠加了一个阶跃信号;另一个是峰值的突变,这相当于在该处叠加了一个冲击信号。在数学上,这分别相当于一个函数的一阶导数为零点和二阶导数为零点。由此,这些特征点都可通过相应的小波变换被检测出来,它们或是对应小波变换的过零点,或是对应小波变换的峰值点。

### 2.3 小波变换与信号李氏指数

定理 设  $f \in L^2(\mathbf{R})$  在区间  $[a, b]$  上是一致李氏  $\alpha \leq n$  的,则存在  $A > 0$  使得  $\forall (u, s) \in [a, b] \times \mathbf{R}^+$  (正实数空间)

$$|Wf(u, s)| \leq As^{\alpha + \frac{1}{2}} \quad (2)$$

反之,设  $f$  有界且对某个非整数的  $\alpha < n$ ,  $Wf(u, s)$  满足式(2),则对  $\forall \varepsilon > 0$ ,  $f$  在  $[a + \varepsilon, b - \varepsilon]$  上是一致李氏  $\alpha$  的。式(2)实际上是当  $s$  趋于零时,关于  $|Wf(u, s)|$  的渐近衰减性的一个条件,对于大的尺



图1 叶片截面数据

Fig.1 Cross-section data of the blade

度,它推不出 $f$ 的任何性质来,当尺度 $s$ 递减时, $Wf(u,s)$ 度量了 $f$ 在 $u$ 的邻域内细尺度的变化。定理表明, $f$ 在一致李氏 $\alpha$ 区间内, $|Wf(u,s)|$ 是与 $As^{\alpha+\frac{1}{2}}$ 同级衰减的。

## 2.4 信号奇异性检验算法

### 算法1 信号特征点检测算法

假设所输入的原始信号为一个有限能量的序列 $\{d_0, d_1, \dots, d_n\}$ 。

(1) 计算连续小波变换 $Wf(u,0), Wf(u,1), \dots, Wf(u,n)$ 。

(2) 确定阈值 $T>0$ ,对 $m=0,1,\dots,n$ ,如果满足 $|Wf(u,s)|\geq T$ 且 $|Wf(u,s)|$ 在 $m$ 点取得模极大值。则 $m$ 点就是信号在尺度 $s$ 下的一个特征点。

### 算法2 信号奇异性检测算法

假设所输入的原始信号为一个有限能量的序列 $\{d_0, d_1, \dots, d_n\}$ 。

(1) 计算连续小波变换 $Wf(u,0), Wf(u,1), \dots, Wf(u,n)$ ,通常选用高斯小波。

(2) 计算小波变换模极大值曲线。

(3) 沿着个极大值曲线确定奇异点。

(4) 对于奇异点 $\nu$ ,求出 $\text{lb}|Wf(u,s)|$ 作为 $\text{lbs}$

的函数沿着收敛于 $\nu$ 的极大值曲线的最大斜率,该斜率为 $\alpha + \frac{1}{2}$ ,从而求出 $\alpha$ 。

## 2.5 叶片截面数据特征识别实例

叶片截面一般可以分为4个区域,即叶背、叶盆、前缘和尾缘,有效识别出各区域间的过渡点对叶片的分块及保特征重构均有重要意义(尤其前缘点)。而这些过渡点即本文识别的特征点多为曲率不连续的切点,因此采用离散曲率作为信号进行小波模极大值的特征识别。对于某型号叶片1用高斯小波进行分解,分解尺度 $s$ 最大为32,最小为 $1/16$ ,得到4条模极大值曲线,追踪这4条曲线至最小尺度,模极大值所对应的特征点应该是信号中的奇异点或非奇异的峰值点,此时,需根据模极大值曲线的衰减情况来确定,即求出模极大值曲线的斜率所对应的李氏指数 $\alpha$ 。通过计算,这4条模极大值曲线的李氏指数分别为: $-0.282$ 、 $-0.0633$ 、 $-0.104$ 、 $-0.3006$ ,它们均小于1,可知,这4个特征点都是奇异的。叶片1的截面数据、离散曲率、模极大值曲线、模极大值曲线的斜率如图2所示。

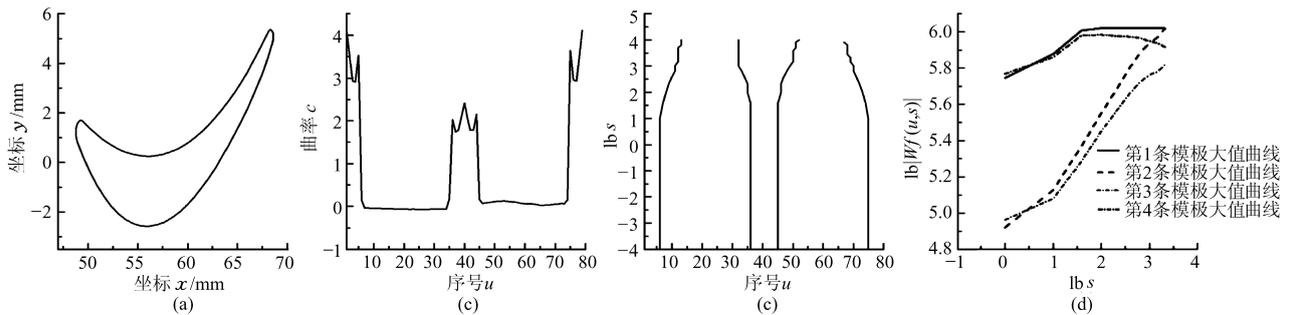


图2 叶片1特征检测

Fig.2 Feature detection of blade 1

## 3 基于特征尺度因子的特征识别

### 3.1 特征尺度因子的提出

叶片2的截面数据、离散曲率、整体模极大值曲线及分段模极大值曲线如图3所示,分解采用的小波及分解尺度与上例相同。从整体模极大值曲线中可以看出,在细尺度下对应前缘部分的特征点消失了,而单独对该部分进行模极大值检测,从大尺度到细尺度有两条未间断的模极大值点列,细尺度下属于这两条模极大值点列的信号点即为所求特征点,其他模极大值对应的信号点为噪声。由此可以看出,对截面数据整体用小波模极大值检测,某些特征点的模极大值曲线或点列并不能达到最小尺度就会中断,导致截面特征不能完全识别;如果为保证特征个数完整,减小分解尺度数,则噪声对应的模极大

值不能足够衰减,使信号和噪声难以区分,很难选择一个适当的分解尺度数,有时甚至无法达到。可见对于某些截面数据或信号,由于特征间存在较大差异,需要分段进行特征识别,以保证特征个数完整。

### 3.2 特征尺度因子计算

对于给出的原始数据,在本文是指各种形状的叶片数据,无论采用其何种形式的信号进行模极大值检测都是为了得到叶片数据上的特征点,所以从原始数据入手,分析其截面上可能存在的特征点的差异性。通常情况下,信号的奇异性可分为两种情况:一是信号在某一时刻起幅值发生突变,引起信号不连续,称为第1类间断点;另一种是信号外观上平滑,但其一阶微分上有突变,且一阶微分是不连续的,称为第2类间断点。借鉴信号奇异点的定义方法,定义两类截面数据的特征点。第1类特征点即

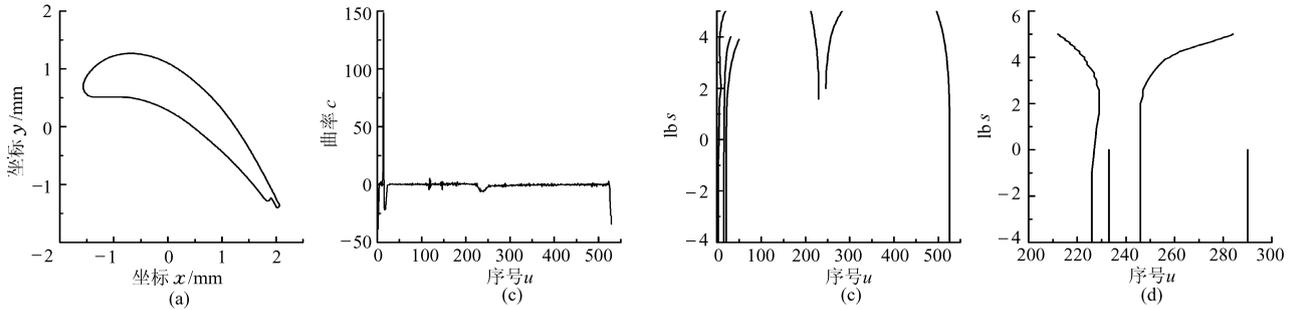


图3 叶片2特征检测

Fig. 3 Feature detection of blade 2

为截面上的尖点、跳跃点等截面形状发生突变的点；第2类特征点即为截面上的切点、拐点等内在性质不连续点。

对于第1类特征点检测,定义一阶特征尺度因子描述截面形状突变的程度

$$C(P_i) = \frac{1 - \cos\gamma_i}{l_i} \quad (3)$$

式中  $\gamma_i$  为线段  $p_{i-1}p_i$  延长线与线段  $p_i p_{i+1}$  之间的夹角,  $l_i$  为  $p_{i-1}$  和  $p_{i+1}$  之间的弦长,如图4所示。截面特征尺度因子越大,特征越明显,同时也意味着可分解尺度越多;相反则代表着可分解尺度越少。若截面数据的特征尺度因子差异较大,为保证特征点数的完整,可分段进行特征检测。

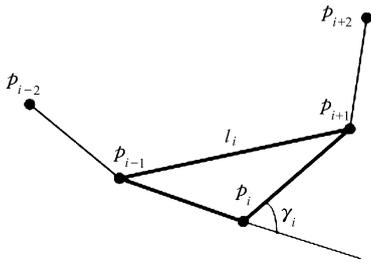


图4 特征尺度因子估计

Fig. 4 Estimation of feature scale factor

对于第2类特征点检测,此处定义二阶特征尺度因子为一阶特征尺度因子的差分,若截面数据的二阶特征尺度因子差异较大,同样需分段进行特征检测。

$$C^2(P_i) = \Delta C(P_i) \quad (4)$$

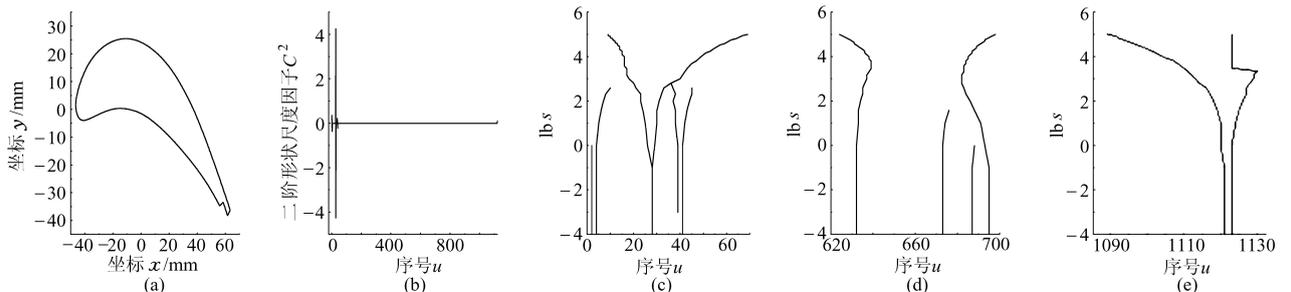


图6 叶片3特征检测

Fig. 6 Feature detection of blade 3

对叶片2分别计算一阶和二阶形状特征因子,如图5所示,可见无论对第1类特征点或第2类特征点的检测,前缘部分的尺寸特征因子都远小于尾缘部分,导致在对整体进行模极大值检测时,前缘区域特征点消失,所以将尾缘区域和其余区域分开进行检测。

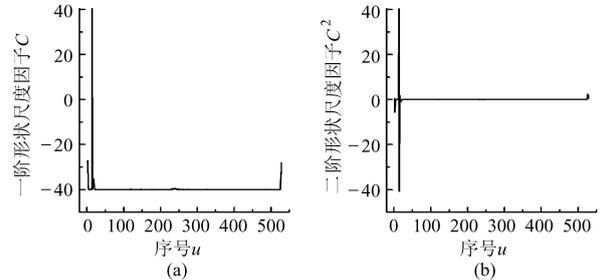


图5 一阶、二阶特征尺度因子

Fig. 5 First-order and second-order feature scale factors

### 4 特征识别实例

采用叶片3的截面数据进行特征识别,其截面形状、二阶形状特征因子(本文所求特征点主要与二阶特征尺度因子有关)及分段的模极大值曲线如图6所示。从图6b可以看出,尾缘区域二阶形状特征因子高于其他区域,为准确进行特征识别,需分段进行。仍然将尾缘部分数据与其他部分分别进行检测,尾缘区域的模极大值曲线如图6c、6e所示,而其他区域的特征都集中在前缘,所以只显示了前缘区域的特征检测如图6d所示。通过跟踪各模极大值点列找到其在细尺度上的对应点即为特征点。本例

虽没有显示整体分解的模极大值曲线图,但事实上前缘区域特征仍然如预先估计的一样在细尺度上消失了。而且仔细观察各例的二阶尺度因子是可以有

效地体现特征的,基本上在二阶尺度因子变化剧烈的地方,特征会在其附近点出现。3 个叶片的特征点位置如图 7 所示。

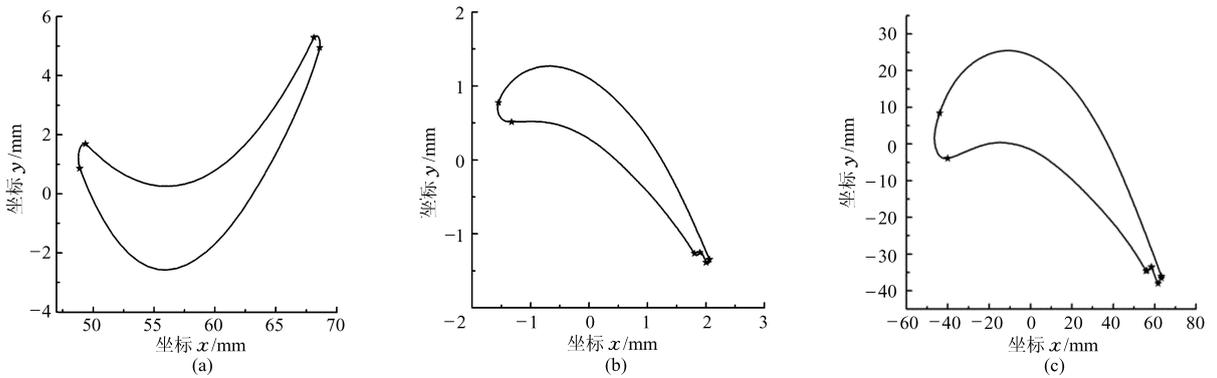


图 7 叶片特征点位置

Fig. 7 Feature point position in the blade

(a) 叶片 1 (b) 叶片 2 (c) 叶片 3

对于以上实验数据,叶片 1 经过了去噪处理,叶片 2 是含有噪声的,而通过小波模极大值检测均可以准确地识别出特征点。为验证本算法的优越性,分析另一种特征识别方法——曲率突变法,对比两个叶片特征识别的效果。两叶片截面的曲率线见图 2、图 3,对于不含噪声的截面数据,通过计算其曲率值寻找曲率突变点,基本上可以确定为叶片的切点,但对于一个突变位置其左右两个数据点均有可能为特征点,需要人工确定存在一定不确定性。而对于叶片 2 由于含有噪声,其曲率线上包含丰富的突变信息,真正的特征点有可能被污染甚至被淹没,依据曲率信息对其进行特征识别非常困难。

## 5 结论

(1) 利用小波模极大值算法可以准确地进行特征识别,由于信号和噪声在小波变换的各尺度上模极大值具有截然不同的传播特性,该方法对噪声的影响有很好的抑制作用。

(2) 对截面数据,尤其看似平滑的数据,可以通过计算其一阶、二阶特征尺度因子来初步判断所包含的特征及特征间的差异性,由此将信号分为几段,分别进行模极大值检测,可以避免对数据整体进行检测导致信号的重要特征点丢失。

## 参 考 文 献

- 1 Varady T, Martin P R, Cox J. Reverse engineering of geometric models——an introduction[J]. Computer-aided Design, 1997, 29(4): 255 ~ 268.
- 2 刘云峰. 基于截面特征的反求工程 CAD 建模关键技术研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2004.  
Liu Y F. Study on key modeling techniques based on section feature in reverse engineering[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2004. (in Chinese)
- 3 Alrashdan A, Moravali S, Fallahi B. Automatic segmentation of digitized data for reverse engineering applications[J]. IIE Transactions, 2000, 32(1): 59 ~ 69.
- 4 Milroy J, Bradley C, Vickers G W. Segmentation of a wrap-around model using an active contour[J]. Computer-aided Design, 1997, 29(4): 299 ~ 320.
- 5 Yang M, Lee E. Segmentation of measure point data using a parametric quadric surface approximation[J]. Computer-aided Design, 1999, 31(7): 449 ~ 457.
- 6 Mallat S. A wavelet tour of signal processing[M]. San Diego, CA: Academic Press, 1997.