

# 基于单视图三维重建的凹凸制造特征识别

苗绘翠 王吉华 张全英

(山东师范大学信息科学与工程学院 济南 250014)

**摘要** 为实现凹凸制造特征机器人的自动识别,文中提出了一种不依赖于 CAD 设计模型的自动特征识别新方法。该方法以零件的单幅图像为识别线索,首先采用改进的 SFS 算法对零件表面进行三维曲面重建;然后对重建模型表面的形状指数进行分析以计算特征分割线,利用特征线将曲面进行分割以获得相应的特征区域;最后基于特征识别规则实现对零件凹凸制造特征的有效识别。该方法能够在缺少 CAD 模型时有效地实现制造特征的自动识别,从而为来料加工以及二次装配过程中机器人的自动特征识别提供重要的方法。通过实例零件验证了该方法的有效性和准确性。

**关键词** SFS, 三维重建, 形状指数, 凹凸制造特征, 特征识别

**中图分类号** TP391 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2019.07.043

## Concave-convex Manufacturing Features Recognition Based on 3D Reconstruction of Single View

MIAO Hui-cui WANG Ji-hua ZHANG Quan-ying

(School of Information Science & Engineering, Shandong Normal University, Jinan 250014, China)

**Abstract** This paper proposed a new method of automatic feature recognition without relying on the CAD design model to achieve robot automatic recognition for concave-convex manufacturing features. The method takes the single image of the part as the identification clue. Firstly, the surface of the part is reconstructed by using the improved method of shape from shading. Then, the features segmentation lines which are used to segment the surface are calculated by analyzing the surface shape indexes of the reconstructed model. The surface is segmented by feature lines to obtain the corresponding classification region. Finally, based on the feature recognition rules, the feature of concave and convex manufacturing is identified effectively. This algorithm can effectively solve the problem of automatic identification of manufacturing features in the absence of CAD model, providing important method for the automatic feature recognition of the robot in the processing of incoming materials and two assembly. The validity and accuracy of the proposed method were verified by an example.

**Keywords** SFS, 3D reconstruction, Shape index, Concave-convex manufacturing feature, Feature recognition

## 1 引言

制造特征识别是工艺数字化的关键技术,是计算机辅助设计(Computer Aided Design, CAD)向计算机辅助工艺规划(Computer Aided Process Planning, CAPP)转换的重要接口<sup>[1]</sup>,具体是指从产品的设计模型中提取出具有特定工程意义的几何和拓扑形状信息,进而将设计模型转换为制造模型。在机械加工领域,制造特征是指在一道加工工序中,由连续加工形成的加工面,其又可被细分为几何形状特征、拓扑特征、精度特征等。在这些制造特征中,凹凸特征是一类既独立于具体的应用领域,又包含 CAPP 所需要的高层次加工信息的通用特征,因此本文以凹凸特征作为制造特征识别研究的重点。目前,传统的凹凸制造特征识别方法大多是以 CAD 三维模型作为依据,但在没有三维模型或由机器人进行自动特征

识别时,基于单视图三维重建的凹凸制造特征识别就体现出较高的研究价值。

目前比较成熟的特征识别方法有基于图的方法<sup>[2-3]</sup>、基于线索的方法<sup>[4]</sup>、体积分解法<sup>[5-6]</sup>以及基于制造资源的方法<sup>[7-9]</sup>和混合方法<sup>[10-11]</sup>等。其中,基于图和线索的方法统称为模式匹配法,其基本思想是将零件表面的几何特性与预定义的特征模式进行比对,从中找出符合特征边界模式的区域。体积分解法是将实体模型分解成小的凸体集合,然后将这些小单元按预定义的特征重新进行组合,从而生成零件的特征解释。而基于制造资源的方法通常利用映射构建信息模型,然后通过表面聚类为制造特征,但该方法对复杂零件模型曲面特征的识别效果并不理想。Sridharan 等<sup>[10]</sup>提出一种基于规则和图的混合算法,该算法要求模型表面区域的曲率变化处存在能将表面分割的实边,但一旦一个面包含多个凹凸区域,则

收稿日期:2018-06-09 返修日期:2018-09-21 本文受国家自然科学基金项目(61472233),山东省自然科学基金项目(ZF2014FM018)资助。

苗绘翠(1983-),女,硕士生,CCF 会员,主要研究方向为计算机辅助设计、三维模型等;王吉华(1966-),男,博士,教授,主要研究方向为计算机图形学、CAD、形状特征、设计本体等,E-mail:jihuaaw@126.com(通信作者);张全英(1981-),女,硕士生,主要研究方向为计算机辅助设计、三维模型等。

该方法将无法对这些凹凸特征加以识别。基于三维重建的制造特征识别<sup>[12]</sup>研究虽然存在,但目前还相对较少。

上述特征识别方法均需要以零件的 CAD 三维模型作为初始输入,然而在缺少 CAD 三维模型的情况下,如机器人在装配或二次加工等生产环节是无法获取 CAD 三维模型的特征信息和工程尺寸信息的,为了从制造的角度解释零件特征,就需要大量的人工辅助和二次输入,这严重降低了企业全自动化生产加工的效率,增加了企业的人力成本。此外,对于一些从事来料加工以及缺乏设计资源的企业来说,它们大多数追求的是生产加工的高效率、低成本。相对于零件的设计模型,不含特征以及尺寸参数信息的零件二维图像更容易获得,此时传统的以 CAD 三维模型为依据的凹凸制造特征识别方法的局限性就较大。

如果能够绕开通过 CAD 设计模型进行凹凸制造特征识别的传统思路,利用三维重建技术直接进行特征识别不失为一种避难就易的快捷途径。在计算机视觉领域,三维重建是指依据单视图或多视图的图像重建目标物体三维信息的过程,其中以单视图为依据的三维重建过程简单、应用范围更广。但由于单视图的信息不完全,在三维重建时需要借助经验知识。因此,本文针对凹凸制造特征机器人的自动识别问题,提出了一种基于单视图三维重建的凹凸制造特征识别方法。该方法不依赖于 CAD 三维模型,仅需要在零件单幅二维图像的基础上应用计算机辅助几何设计(CAGD)的相关技术,便可实现对凹凸制造特征的自动识别,其效率较高、操作简便,在机器人自动识别方面具有较高的实用价值。

## 2 基于单视图的三维重建

基于单视图的三维重建方法一般包含两个步骤:1)确定目标实体成像的反射图方程;2)用逆向法求解反射图方程以获得表面法向或高度,然后利用法向或高度实现对零件实体的三维重建。本文选用的三维重建方法是从阴影恢复形状<sup>[13]</sup>(Shape From Shading, SFS)的方法,其主要思想是以单幅图像的灰度值为依据来恢复物体表面各点的朝向和相对高度。在 SFS 问题中,基于朗伯表面的反射方程为:

$$E(x, y) = I(x, y) \rho \frac{(p p_s + q q_s + 1)}{\sqrt{p^2 + q^2 + 1} \sqrt{p_s^2 + q_s^2 + 1}} \quad (1)$$

其中,  $E(x, y)$  是像素点  $(x, y)$  处的灰度值,  $I(x, y)$  是入射光的强度,  $\rho$  是反射率,  $(p, q, -1)$  是由梯度表示的表面法向量,  $(p_s, q_s, -1)$  是光源的入射方向。

由式(1)可知, SFS 问题涉及光源和曲面反射率等控制参数,传统的 SFS 方法为简化问题,一般对成像条件、光学特征等做如下假设<sup>[14]</sup>:光源为无限远处的点光源,或者均匀照明的平行光;反射模型为朗伯体表面反射模型;成像几何关系为正交投影。但受生产现场高噪声、低光照和设备震动等因素的影响,这种苛刻的假设条件并不能对实际情况进行很好的模拟,得不到精确的、具有普适性的三维重建结果,从而严重影响了后续凹凸制造特征识别的精度。为使该方法更接近于实际的工作和实验环境,本文将传统 SFS 方法中对光源的假设做了改进,主要是对光源方向参数<sup>[15]</sup>进行了估计。

### 2.1 光源方向参数估计

在对 SFS 问题的研究中,通常采用如图 1 所示的坐标

系,同时把物体表面的高度表示为  $z = f(x, y)$ 。式(1)可简写为更抽象的一般形式的亮度约束方程:

$$E(x, y) = R(p, q) \quad (2)$$

其中,  $R$  是反射图函数,  $p$  和  $q$  是表面高度值  $z$  关于  $x, y$  的偏导数。

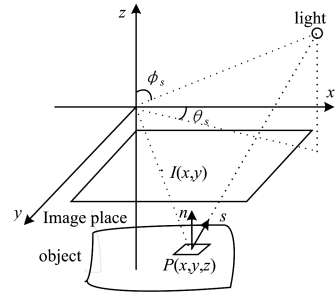


图 1 系统坐标示意图

Fig. 1 Diagram of system coordinates

把式(1)改写为如下形式:

$$R(p, q) = I \rho (\mathbf{n} \times \mathbf{s}) = I \rho \frac{(p \sin \varphi_s \cos \theta_s + q \sin \varphi_s \sin \theta_s - \cos \varphi_s)}{\sqrt{1 + p^2 + q^2}} \quad (3)$$

其中,  $\mathbf{n}$  为曲面法矢;  $\mathbf{s} = (\sin \varphi_s \cos \theta_s, \sin \varphi_s \sin \theta_s, \cos \varphi_s)$  为光源矢量方向;  $\varphi_s$  和  $\theta_s$  分别为光源极角和方位角<sup>[16]</sup>,如图 1 所示。在图像处理时,  $\rho$  和  $I$  一般设为常数。

光源极角  $\varphi_s$  可由式(4)估计得到:

$$f(\varphi_s) = \frac{E_{x,y}(E)}{\sqrt{E_{x,y}(E^2)}} \approx \sum_{i=0}^7 a_i \cos^i \varphi_s \quad (4)$$

其中,系数  $a_i$  为:  $a_0 = 0.5673, a_1 = 0.6220, a_2 = 0.1912, a_3 = -0.6314, a_4 = -0.5431, a_5 = 0.9282, a_6 = 0.2984, a_7 = -0.4984$ 。

光源方位角  $\theta_s$ <sup>[17]</sup>可由式(5)估计得到:

$$\theta_s = \arctan \left( \frac{E_{x,y}(y_L / \sqrt{x_L^2 + y_L^2})}{E_{x,y}(x_L / \sqrt{x_L^2 + y_L^2})} \right) \quad (5)$$

其中,  $E_{x,y}(\cdot)$  运算表示对图像预处理后计算其上所有像素点亮度的平均值;  $\begin{pmatrix} x_L \\ y_L \end{pmatrix} = (B'B)^{-1} B' \vec{I}, dI = (\delta I_1, \delta I_2, \dots, \delta I_N)^T$ ;

$$B = \begin{pmatrix} \delta x_1 & \delta y_1 \\ \delta x_2 & \delta y_2 \\ \vdots & \vdots \\ \delta x_N & \delta y_N \end{pmatrix}, N \text{ 为选取的方向数,本算法中选择 } 8 \text{ 邻域}$$

点为增量方向,  $\delta I_i$  为  $(\delta x_i, \delta y_i)$  方向上的灰度变化值。因此:

$$B' = \begin{pmatrix} 1/\sqrt{2}/2 & 0 & -\sqrt{2}/2 & -1 & -\sqrt{2}/2 & 0 & \sqrt{2}/2 \\ 0 & \sqrt{2}/2 & 1 & \sqrt{2}/2 & 0 & \sqrt{2}/2 & 1 & -\sqrt{2}/2 \end{pmatrix}$$

在估计完光照参数  $\varphi_s$  和  $\theta_s$  之后,便可以求取物体表面的梯度  $(p, q)$  和高度。与传统的 SFS 方法相比,改进后的 SFS 方法不再是简单地把光源方向统一假设为  $(0, 0, -1)$ ,而是首先假设在三维空间中物体表面法矢的分布一致,然后利用图像上像素点的 8 邻域点来局部估计光源的极角和方位角,最终采用统计学的有关方法得到关于光源方向的估计参数。此方法解决了传统 SFS 方法中不适当地假设某些先验条件而限制了 SFS 应用的问题,使得 SFS 方法能更灵活地适用于不同的环境。

## 2.2 单视图三维重建方法

将表面梯度 $(p, q)$ 作为变量,利用此变量对反射图函数进行线性化处理,其假设条件为反射图中的低阶项<sup>[18]</sup>起主要作用,因此直接将式(1)中关于 $p$ 和 $q$ 的非线性项略去,从而得到如下的线性SFS问题:

$$E(x, y) = R(p, q) = \frac{p_s p + q_s q + 1}{\sqrt{1 + p_s^2 + q_s^2}} \quad (6)$$

其中,  $p_s = \cos \theta_s \tan \varphi_s$ ,  $q_s = \sin \theta_s \tan \varphi_s$ 。

首先通过后向有限差分法近似离散物体表面梯度 $(p, q)$ ,

即使  $p = \frac{\partial z}{\partial x} = z_{i,j} - z_{i,j-1}$ ,  $q = \frac{\partial z}{\partial y} = z_{i,j} - z_{i-1,j}$ 。其中,  $i = 0, \dots, M-1$ ;  $j = 0, \dots, N-1$ ;  $M$ 和 $N$ 分别为离散图像的行数和列数。将上述差分代入式(6)中并进行适当变形可得到:

$$z_{i,j} = \frac{1}{h} (A z_{i,j-1} + B z_{i-1,j} - C + E_{i,j}) \quad (7)$$

其中:

$$A = \frac{p_s}{\sqrt{p_s^2 + q_s^2 + 1}}, B = \frac{q_s}{\sqrt{p_s^2 + q_s^2 + 1}}, h = A + B \quad (8)$$

式(8)中 $h \neq 0$ ,亦即 $p_s \neq q_s$ 。对于式(7),如果已知边界条件 $z_{i,0}$ 和 $z_{0,j}$ ,即可以求解出表面每一点的高度值。但在边界条件无法测量时,式(7)的计算结果误差较大,为了达到较为切合实际的计算效果,利用松弛迭代法将式(7)变形为如下迭代格式:

$$z_{i,j}^{(n+1)} = z_{i,j}^{(n)} + \omega (f_{i,j}^{(n+1)} - z_{i,j}^{(n)}) \quad (9)$$

其中, $\omega$ 为松弛因子, $z_{i,j}^{(n)}$ 为 $z_{i,j}$ 的第 $n$ 次迭代结果,并且有:

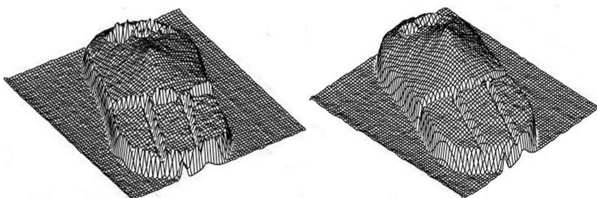
$$f_{i,j}^{(n+1)} = \frac{1}{h} (A z_{i,j-1}^{(n+1)} + B z_{i-1,j}^{(n+1)} - C + E_{i,j}) \quad (10)$$

为保证松弛迭代格式的收敛性,松弛因子 $\omega$ 的取值范围为: $0 < \omega < 2$ 。对于迭代的初始值,一般假设为 $z_{i,j}^{(0)} = 0$ ,这样利用式(9)就可迭代求解出整个二维灰度图像的高度值,从而实现零件的三维曲面重构。

图2给出了实际鼠标灰度图像的三维重建效果,通过图2(b)、图2(c)的对比可以看出,本文改进算法重构出的三维视图的连续性和光滑性有了极大的提高,表面轮廓清晰度也较高,比较逼真地重现了鼠标的三维外貌。



(a) 原始灰度图像



(b) 传统 SFS 算法的三维重建效果 (c) 改进 SFS 算法的三维重建效果

图2 实际鼠标灰度图像的三维重建效果比较

Fig. 2 Comparison of 3D reconstruction effect of the gray image of mouse

表1对比了改进的SFS算法与传统SFS算法在鼠标图像三维重建上的误差以及耗时。改进的SFS算法虽然在处理速度上稍慢,但却极大减小了重构的误差,使得平均误差值减小。

表1 改进SFS算法与传统SFS算法对鼠标三维重建的性能比较  
Table 1 Performance comparison of 3D reconstruction of mouse by improved SFS algorithm and traditional SFS algorithm

算法	运行时间/s	三维重建高度误差		
		平均值	最大值	标准偏差
本文算法	7.63	20.84	30.00	7.79
传统算法	6.30	10.00	37.80	9.30

## 3 凹凸制造特征的识别

机械零件的特征具有功能专一性,同时也具有某些共性,如果把这些共性部分设计为共享模型,会极大地减少数据信息的冗余,起到事半功倍的效果。而凹凸加工特征是机械加工零件的基本加工特征,是连接低层次几何描述与面向特定领域特征的一个桥梁,是开发共享模型的首选特征,因此本文主要针对几何形状特征中的凹凸特征进行识别。

下面需要在重构的三维模型基础上对凹凸制造特征进行识别。因为曲率是分析和描述曲面行为的基础工具,所以本文根据曲率计算出形状指数后,就可以很方便地识别曲面的凹凸形状结构。首先,须利用形状指数获取分割不同区域的特征线;然后,通过这些特征线对曲面进行分割;最终,由这些不同区域及其相互间的拓扑关系得到与原模型相对应的唯一区域分割表示。根据形状指数 $K_g$ 和 $K_h$ 的正负性质,一般存在8种类型的区域表示<sup>[19]</sup>,如表2所列。

表2 由形状指数确定的8种表面类型

Table 2 8 surface types determined by shape index

曲面区域类型	$K_g$	$K_h$	$K_t$	示例
凹坑	+	+	7	
峰/顶面	+	-	1	
山谷/谷面	0	+	8	
山脊/脊面	0	-	2	
鞍谷	-	+	9	
鞍脊	-	-	3	
最小/迷向	-	0	6	
平面	0	0	5	

### 3.1 曲面凹凸特征的识别

在三维空间中,一个离散参数的曲面通常可表示为:

$$p = p(u, v) = [u, v, f(u, v)]^T, u = 1, \dots, m; v = 1, \dots, n \quad (11)$$

由曲面的两种基本形式可分别定义形状指数  $K_g$  和  $K_h$ :

$$K_g = \frac{LN - M^2}{EG - F^2}, K_h = \frac{EN + GL - ZFM}{2(EG - F^2)} \quad (12)$$

其中,  $L = p_{uu} \cdot n, M = p_{uv} \cdot n, N = p_{vv} \cdot n, n = \frac{p_u \times p_v}{|p_u \times p_v|}$ ,  
 $E = p_u^2, F = p_u \cdot p_v, G = p_v^2$ . (13)

假设  $p(u, v)$  是一个  $C^2$  连续的正则参数曲面,则在曲面上满足  $K_g = 0$  的点的轨迹线被称为抛物曲线,它将曲面分割为  $K_g > 0$  和  $K_g < 0$  的两部分区域。把式(13)代入式(12),可得:

$$K_g = \frac{(p_{uu} \cdot (p_u \times p_v))(p_{vv} \cdot (p_u \times p_v)) - (p_{uv} \cdot (p_u \times p_v))^2}{(p_u \times p_v)^2} \quad (14)$$

由于  $p = p(u, v)$  是正则曲面,因此有:

$$EG - F^2 = p_u^2 \cdot p_v^2 - (p_u \cdot p_v)^2 = (p_u \times p_v)^2 > 0 \quad (15)$$

因此,根据式(15)可进一步简化式(14),要求形状指数  $K_g = 0$ ,就相当于计算标量域<sup>[20]</sup>:

$$\Psi = (p_{uu} \cdot (p_u \times p_v))(p_{vv} \cdot (p_u \times p_v)) - (p_{uv} \cdot (p_u \times p_v))^2 \quad (16)$$

与  $K_g$  类似,通过化简形状指数  $K_h$ ,可得到与  $K_h$  有相同零解集的标量域  $\Phi$ :

$$\Phi = (p_{uu} \cdot (p_u \times p_v)) |p_v|^2 - 2(p_{uv} \cdot (p_u \times p_v)) p_u \cdot p_v + (p_{vv} \cdot (p_u \times p_v)) |p_u|^2 \quad (17)$$

把标量域  $\Psi$  和  $\Phi$  与平面  $Z=0$  交线的参数曲线映射回曲面  $p = p(u, v)$  上,可获得将原曲面分割为不同区域的特征曲线,分割示例如图3所示。在曲面分割完成后,可以根据每个区域上采样点形状指数的正负性质判断所属区域的类型。例如:分割后某区域上一点的  $K_g$  值为正时,则该区域可能是凹坑或峰型区域。此时,还需要判断该点的  $K_h$  的正负,若  $K_h$  的值为正,则该区域为凹坑型;否则为峰型。

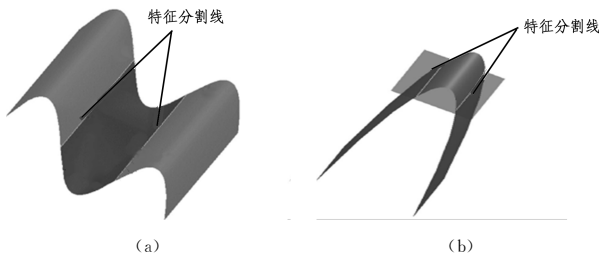


图3 曲面分割示例

Fig. 3 Surface segmentation example

为使该方法具有更高的精确度和稳定性,在对曲面进行分类时,引入另一个形状指数  $K_l$ ,其计算公式为:

$$K_l = 1 + 3(1 + \text{sgn}(K_h, e)) + (1 - \text{sgn}(K_g, e)) \quad (18)$$

其中,  $\text{sgn}(X, e) = \begin{cases} 1, & X > e \\ 0, & X = e \\ -1, & X < e \end{cases}$

### 3.2 凹凸特征识别规则

从几何计算的角度来分析,凸与凹反映了曲线属性。Stein等<sup>[21]</sup>经过长期的研究和分析之后,利用向量间的夹角关系对局部凹凸关系的概念进行界定,即凹与凸是用于体现两个局部表面连接的实际情况的特性。因此,曲面凹凸特征识别基于以下定义。

假设:  $s_i$  与  $s_j$  表示两个互相关联的局部表面,  $p_i$  与  $p_j$  分别代表  $s_i$  与  $s_j$  的中心点,  $n_i$  与  $n_j$  分别代表  $p_i$  与  $p_j$  的实际法向量;并且要求:(1)  $p_i$  与  $p_j$  两者位于某一个坐标系中;(2)  $n_i$  与  $n_j$  都为单位向量;(3)法向量是表面朝外。

**定义1(局部凹关系)**  $s_i$  和  $s_j$  两者可以分别结合  $p_i$  与  $p_j$  及其  $n_i$  与  $n_j$  并展开相应的描述,记  $d_{ij} = p_i - p_j, \alpha = (n_i, d_{ij}), \gamma = (n_j, d_{ij})$ ,假如符合条件  $\alpha - \gamma \geq 0$ ,则  $s_i$  和  $s_j$  具有局部凹关系,形成凹特征,对应的形状指数  $K_g \geq 0, K_h > 0$ 。

**定义2(局部凸关系)** 与局部凹关系具有相同的初始描述,假如符合条件  $\alpha - \gamma \leq 0$ ,则  $s_i$  和  $s_j$  具有局部凸关系,形成凸特征,对应的形状指数  $K_g \geq 0, K_h < 0$ 。

以上定义的凹凸特征识别规则是基于两个表面的。如果存在3个以及3个以上表面构成的复合凹凸特征<sup>[19]</sup>,则需要采用如下识别规则。

下列定义中的  $C^0$  连续性是指两个区域相连或位置是连续的,这种连续仅仅保证曲面间没有缝隙,是完全接触的; $C^1$  连续性是指两个区域一阶微分连续,或者相切连续。

**定义3** 复合凹特征是一类具有  $C^0$  和  $C^1$  连续性的凹坑、谷以及平面型区域集合而成的形状,其中至少包含一个坑型区域,对应的形状指数  $K_h > 0$ 。

**定义4** 复合凸特征是一类具有  $C^0$  和  $C^1$  连续性的峰、脊及平面型区域集合而成的形状,其中至少包含一个峰型区域,对应的形状指数  $K_h < 0$ 。

**定义5** 过渡特征属于辅助形状特征,可划分为凸棱圆角、凹棱圆角和倒角3种情况,主要起到分隔的作用。它由以下2组曲率域组合而成:

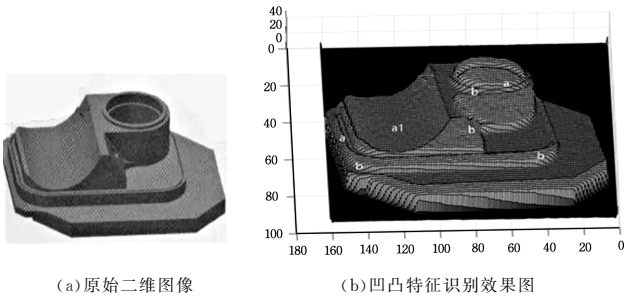
- (1)包含峰、鞍或脊型曲率域的凸过渡组合;
- (2)包含凹坑、鞍或谷型曲率域的凹过渡组合。

相同类型的曲面经过聚合后会根据连接关系形成面积大小不一的区域,要得到模型的局部曲面特征,还需要将这些区域按照一定的规则进行连接合并。本文运用区域生长的方法从区域表示模型中识别凹凸制造特征,具体步骤如下:

(1)以任意一个未被访问的曲面片为出发点,搜索其相邻曲面片,如果访问的曲面片与起始曲面片拥有相同的凹(凸)特征定义,则将其融合到起始区域中,并把该曲面片设置为已访问。

(2)如果所有的曲面片都已被访问,则搜索结束,否则转向第(1)步,直至没有符合条件的曲面片为止。

这里以一个机械零件的模型为例,如图4所示。可以看出,使用本文算法成功识别出此机械零件模型的凹凸区域,共计有3个凹面区域(字母a所示区域)和4个凸面区域(字母b所示区域)。其中a1面中心点的形状指数  $K_g = 1.0845 \times 10^{-4}, K_h = 0.0206, K_l = 8$ 。根据表2可知,a1面即为山谷凹面,其余表面则为非特征区域。



(a)原始二维图像 (b)凹凸特征识别效果图

图4 凹凸特征识别实例

Fig. 4 Recognition example of concave-convex features

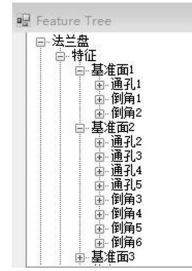


图8 法兰盘的特征识别树

Fig. 8 Feature recognition tree

### 4 实验结果

常用的凹凸形状特征的具体分类如图5所示。

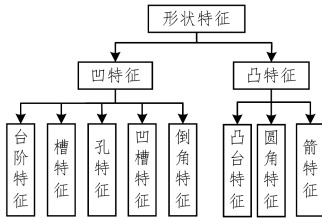


图5 凹凸形状特征的分类

Fig. 5 Classification of concave-convex shape feature

在CAD中设计一个法兰盘模型(见图6),将传统特征识别方法和本文识别方法进行比较。在原CAD模型中,使用到的造型方法包括拉伸、切除、镜像以及圆角等(见图7),这些信息都是面向几何建模的操作,不是零件的制造特征,因此在识别过程中需要人工二次输入零件的特征和尺寸参数信息。利用传统的制造特征识别方法,系统将这些设计特征映射成相应的槽、孔、台阶、倒角等加工制造特征(见图8),在人工辅助的条件下识别的精度较高。图9是利用本文算法对此法兰盘零件进行识别的结果,识别过程不需要人工干预,仅需要零件的单幅二维图像便可识别出此法兰盘的凹凸制造特征(其中4个圆孔处的形状指数  $K_n$  均大于零,为凹特征,中间处为一复合凸特征),效率较高,但识别的精度有待提高。

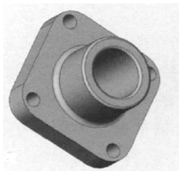


图6 法兰盘的CAD设计模型

Fig. 6 CAD model of a flange plate

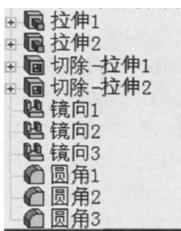


图7 法兰盘的造型方法

Fig. 7 Modeling method

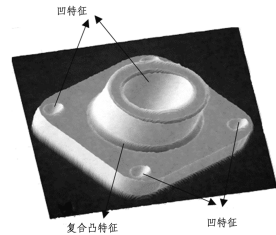


图9 本文算法对法兰盘零件凹凸特征的识别结果

Fig. 9 Algorithm is used to identify concave-convex features of flange plate

为进一步验证本文方法的效果,使用加州理工学院的Caltech图像数据库进行了测试,选取其中的杯子、扳手、剪刀以及椅子4种类型的物体进行凹凸制造特征的相关识别,结果如表3所列。

表3 Caltech图像数据库中部分物体的三维重建和形状指数结果

Table 3 3D reconstruction and shape index results for some objects in Caltech image database

名称	原图像	三维重建图	形状指数图
杯子			
扳手			
剪刀			
椅子			

表3给出了关于Caltech图像数据库中4类物体的三维重建和形状指数结果,表4在三维重建的基础上估算出了各标号采样点的主要形状指数值。利用表3中的三维重建模型和表4中的形状指数,并结合前文中所提到的凹凸制造特征的识别规则,可识别出各采样点位置的局部凹凸特性(见表4)。结果表明:基于三维重建的凹凸制造特征识别的结果与实物的凹凸结构非常吻合,从而充分证明了本文算法的有效性和高效性。

表4 表3中基于采样点形状指数的凹凸特征识别

Table 4 Shape indexes of sampling points-based concave-convex feature recognition in table 3

名称	采样点	形状指数		局部形状特征识别
		$K_g$	$K_h$	
杯子	1	$8.2247 \times 10^{-5}$	-0.0131	局部凸特征
	2	$5.0770 \times 10^{-6}$	-0.0035	复合凸特征
扳手	1	$5.6679 \times 10^{-6}$	0.0142	局部凹特征
	2	$1.4495 \times 10^{-6}$	-0.0032	局部凸特征
剪刀	1	$2.0072 \times 10^{-5}$	-0.0026	局部凸特征
	2	$8.5867 \times 10^{-4}$	0.0163	局部凹特征
椅子	1	$1.8218 \times 10^{-8}$	$-1.4006 \times 10^{-4}$	局部凸特征
	2	$-1.1343 \times 10^{-5}$	0.0058	复合凹特征

**结束语** 本文针对现有的凹凸制造特征识别方法存在识别范围较窄、受CAD设计模型限制较大等问题,提出了一种基于三维重建的凹凸制造特征识别方法。该算法通过对零部件的单幅图像进行三维曲面重构,以形状指数为线索分割曲面,识别其模型表面的凹凸制造特征,过程简单、性能稳定,并取得了较好的识别效果。本文方法可应用于制造工艺自动设计、反求设计、并行工程等机械设计和加工领域。但该算法对复杂三维曲面的凹凸制造特征的识别仍存在一定的局限性,扩展其识别的表面类型,提高其识别的精度,将是下一步研究的重点。

## 参考文献

[1] OUSSAMA J, ABDELILAH E, AHMED R. Manufacturing Computer Aided Process Planning for Rotational Parts. Part 1: Automatic Feature Recognition from STEP AP203 Ed2[J]. International Journal of Engineering Research & Applications, 2014, 4(5): 2248-9622.

[2] CHENG B, REN Z. Interacting Feature Recognition Based on AAG Expansion and Hint[J]. Journal of Graphics, 2017, 38(4): 469-475.

[3] LI Y, DING Y, MOU W. Feature recognition technology for aircraft structural parts based on a holistic attribute adjacency graph[J]. Journal of Engineering Manufacture, 2010, 224(2): 271-278.

[4] GUO Y, SOHEL F A, BENNAMOUN M, et al. Integrating shape and color cues for textured 3D object recognition[C]// 2013 8th Conference on Industrial Electronics and Applications. IEEE, 2013: 1614-1619.

[5] DWIJAYANTI K, AOYAMA H. Basic study on process planning for Turning-Milling Center based on machining feature recognition[J]. Journal of Advanced Mechanical Design Systems & Manufacturing, 2014, 8(4): 95-108.

[6] LIU J F, LIU X J, CHENG Y L, et al. An algorithm of mapping the protrusion feature on the slanting face to its manufacturing feature volume in the process planning[J]. International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2015, 79(1-4): 361-376.

[7] KUSS A, DIETZ T, KSENSOW K, et al. Manufacturing Task Description for Robotic Welding and Automatic Feature Recognition on Product CAD Models [J]. Procedia Cirp, 2017, 60: 122-127.

[8] HUANG R, ZHANG S S, BAI X L. Manufacturability driven interacting machining feature recognition algorithms for 3D CAD

models[J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2013, 25(7): 1089-1098. (in Chinese)

黄瑞,张树生,白晓亮.可制造性驱动的三维CAD模型相交制造特征识别方法[J].计算机辅助设计与图形学学报, 2013, 25(7): 1089-1098.

- [9] LIU X M, ZHONG Y, HUANG J F, et al. Machining feature recognition method for complicated boxy parts based on manufacturing resources [J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2015, 21(12): 3166-3173. (in Chinese)
- 刘雪梅,周易,黄剑锋,等.基于制造资源的复杂箱体零件加工特征识别方法[J].计算机集成制造系统, 2015, 21(12): 3166-3173.
- [10] SRIDHARAN N, SHAH J J. Recognition of Multi-Axis Milling Features: Part II—Algorithms & Implementation [J]. Journal of Computing and Information Science in Engineering, 2005, 5(1): 25-34.
- [11] ZHANG F J, MA J, GAO S M. Hybrid Recognition of Machining Feature [J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2002, 14(3): 228-232. (in Chinese)
- 张风军,马骥,高曙明.混合加工特征识别方法[J].计算机辅助设计与图形学学报, 2002, 14(3): 228-232.
- [12] LI L Z. Research on 3D Reconstruction Based Robotic Identification and Assembly Methods [D]. Guangzhou: South China University of Technology, 2016. (in Chinese)
- 李良知.基于三维重建的机器人识别与装配方法研究[D].广州:华南理工大学, 2016.
- [13] HORN B K P. Height and gradient from shading [J]. International Journal of Computer Vision, 1990, 5(1): 37-75.
- [14] WANG G, CHENG J. Three-dimensional reconstruction of hybrid surfaces using perspective shape from shading[J]. Optik-International Journal for Light and Electron Optics, 2016, 127(19): 7740-7751.
- [15] BARRON J T, MALIK J. Shape, Illumination, and Reflectance from Shading [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2015, 37(8): 1670-1687.
- [16] HERBERT S, WÖHLER C. An introduction to image-based 3D surface reconstruction and a survey of photometric stereo methods[J]. 3d Research, 2011, 2(3): 1-17.
- [17] YING X, AYAN C, RONEN B, et al. From shading to local shape [J]. TPAMI, 2014, 37(1): 67-79.
- [18] JAN K, ANDREA D, JOHAN W. Local Solid Shape [J]. i-Perception, 2015, 6(5): 1-15.
- [19] BONDE U, BADRINARAYANAN V, CIPOLLA R. Multi Scale Shape Index for 3D Object Recognition [C]// International Conference on Scale Space and Variational Methods in Computer Vision. Springer Berlin Heidelberg, 2013: 306-318.
- [20] ZHANG C J, ZHOU X H, LI C X. Multiple view conversion platform of CAD model for complex near-net-shape product [J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2010, 16(5): 922-928. (in Chinese)
- 张春捷,周雄辉,李从心.复杂近净成形产品CAD模型多视域转换平台[J].计算机集成制造系统, 2010, 16(5): 922-928.
- [21] STEIN S C, WORGOTTER F, SCHOELER M, et al. Convexity based object partitioning for robot applications [C]// Proceedings of 2014 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). Hong Kong: IEEE, 2014.