戴文俊 庞明勇 武港山 张福炎

(南京大学软件新技术国家重点实验室 南京 210093) (南京大学计算机科学与技术系 南京 210093)

摘 要 体积在不同轴向上的分布是三维网格模型的重要几何特征。在分析三维模型数据结构的基础上,提出一种 提取任意三维实体网格模型体积分布特征的算法。算法首先应用主元分析法确定模型的主轴方向,并将模型按主轴 方向旋转至特定姿态,再以一组等距的平行平面从三个坐标轴方向对模型进行剖分处理,并利用平面简单多边形的带 符号面积公式求取相应的截面面积,进而求得模型的沿不同轴向的体积分布特征。模型在三个坐标轴向上的体积分 布描述了模型的几何特征。实验表明,算法程序运行稳定、快速,可用于提取具有任意几何和拓扑复杂性的各类实体 模型的体积分布特征。

关键词 数字几何处理,几何检索,体积特征,三维网格

Extracting Volumetric Features from Arbitrary Geometric Models

DAI Wen-Jun PANG Ming-Yong WU Gang-Shan ZHANG Fu-Yan

(State Key Laboratory for Novel Software Technology, Nanjing University, Nanjing 210093)

(Department of Computer Science & Technology, Nanjing University, Nanjing 210093)

Abstract Distribution of volume along certain direction in 3D space is one of the most important features for a geometric object. In this paper, based on an analysis of data structure of 3D manifold meshes, an algorithm to extract volumetric characters from arbitrary given models is presented. The algorithm first rotates the mesh model to coordinateaxis-align position by employing Principal Component Analysis (PCA) methods, and then uses a set of parallel planes to slice the model into several high-equal segments along three principal axes, respectively. From cross section in each plane, a polygon set composed of one or more polygons can be obtained and absolute value of its area can be consequently computed by using the signed area formula of planar simple polygon. By normalizing the area, volume distributions of the model along the principal axes can be plotted by three characteristic curves and the curves give the model a description of the shape. Experiments show that our algorithm is fast and stable, and can process various 3D models with arbitrary geometry and topology.

Keywords Digital geometry processing, Geometric retrieve, Volumetric character, 3D mesh

1 引言

随着三维数字化设备的日益普及和几何造型软件功能的 不断完善,三维网格模型的创建变得越来越容易。互联网技术的成熟和大众化,更使人们可以下载大量免费的网格模型 资源。由此,如何对大量的网格模型进行分类、检索等管理工作成为目前突出的问题。对不同的模型进行分类和检索的实质,是如何确定不同模型之间的相似性,其中的核心问题之一 是如何从已有模型提取特征,以便对模型的几何和拓扑特性进行量化的描述。

目前,三维网格模型的特征描述方法大致可以分为两大 类,几何的或拓扑的。前者主要通过分析网格模型在三维空 间中的几何特征分布来确定模型的特征描述。这些几何特征 包括体积、表面积、曲率、法向等。文[1~3]等利用网格模型 在其球形包围盒中的体积分布情况计算模型的体积分布直方 图,并以直方图方式描述模型的体积特征,这种特征描述一般 具有旋转不变性;文[4]对各类直方图方法进行了分析和比 较。直方图反映的是三维模型点和网格面的总体的信息。不 能得到三维模型点和网格面的局部细节信息。文[5]利用一 组平行平面对模型剖切,然后分别求模型在各平面上的轮廓 线,通过对轮廓线进行均匀重采样,可以计算出采样点在平

面上的特征分布,从而确定模型在该截平面上的特征,最后 这组平行平面上的所有特征分布情况集合在一起,作为模型 的特征描述子,该方法的一个不足之处是速度较慢[5];文[6] 则利用一个定义在正二十面体上的相机系统对模型形状进行 描述。该方法首先使用相机系统对模型进行"拍照",以提取 模型在不同相机视点下的外轮廓,而后将每条轮廓线转化为 一条特征曲线。模型的所有特征曲线集构成了一个特征描述 子。为了增加描述的准确性,需要对相机系统进行确定角度 的微幅旋转,以便得到更多的描述子。该方法具有较高的形 状描述能力,但其计算速度也比较慢,并且模型的特征描述 数据量较大。另一类方法通过分析三维网格模型的分支性、 连通性和骨架形状等拓扑特征对模型进行特征描述,如文 [7,8]等利用 Morse 理论和 Reeb 图等描述网格模型的拓扑 特征; 文[9]则进一步提出了 Reeb 图的多分辨率算法等。此 外,还有运用解析方法对模型进行特征提取的方法,如基于 傅立叶分析[10]和球面调和分析的算法等。

维普资讯 http://www.cqvip.com

本文提出一种基于网格模型轴向体积分布的几何特征提 取算法,该方法通过对网格模型进行主元分析求得其主轴方 向,然后通过沿主轴方向剖分模型的方法计算其体积分布, 最终利用网格模型在三个正交轴向上的体积特征曲线对网格 模型的形状进行描述。

^{*)}国家高技术 863 项目(2002AA117010-10);2005 年教育部科技基础条件平台建设项目。戴文俊 硕士研究生,主要研究方向为 Web 信息 检索,多媒体信息处理; 废明 勇 博士,主要研究方向为计算机图形学、计算机辅助几何设计; 武港山 博士, 副教授,主要研究方向为 Web 信息 检索、多媒体信息处理; 张福炎 教授, 博士生导师,主要研究方向为 CAD、计算机图形学、多媒体技术。

2 实体网格模型概念和数据表示结构

图形应用领域中,大量的网格模型用来对三维实体模型 进行离散逼近,这类模型的网格面在三维空间中围成一个体 积有限的区域。本文讨论的三维实体网格模型就是指这类网 格模型,并且还满足以下条件,1. 网格上的每个面片都是平 面凸多边形;2. 网格上的每条边由且只由两个面片共有;3. 共用网格上任一顶点的各面片在该顶点处形成的曲面与单位 圆拓扑同构。

由于模型的生成方法不同,所产生网格的类型也不尽相 同。从面片的角度看,由参数曲面转化而来的网格模型,其 面片大多数都是三角形或四边形,这两类网格分别称为三角 网格或四边形网格。而对于由三维数据采集设备或其它空间 剖分方法获取的网格模型,其上面片的边数可能是变化的, 本文称之为混合网格。从拓扑角度看,模型实体上可能存在 着一个或多个通孔,使网格曲面呈现出不同的拓扑类。为了 统一地表示上述各类网格,必须考虑恰当的网格数据结构。 目前最常用的网格数据表示方法是采用邻接表表示法^[11], 该数据结构将网格中的顶点、面片和边之间的主要邻接关系 放在顶点记录中。由于每个顶点所邻接的面片数是可变的, 该结构具有数据表示大小的非一致性,给相关操作带来了不 便。

通过比较,本文采用半边数据结构^[12]表示网格模型数据。如图1所示,对于网格模型中的任意一条边 e,将其分为 两条半边 h₁和 h₂,每条半边记录中包含5个表示邻接关系的 指针:1指向该半边将到达顶点的指针;2指向属于同一面片 的下一条半边的指针;3指向本条半边从属的面片的指针;4 指向属于同一条边的相对半边的指针;5指向属于同一个面 片的前一条半边。另外,还为每个顶点配备一个指向从它出 发的任一条半边的指针;6为每个面片配备一个指向属于它 的任一条半边的指针;7这样,一旦建立了整个网格的半边 结构关系,就可以通过上述指针访问整个网格^[12]。



图 1 半边数据结构示意图

使用半边结构的好处是,除了使网格数据具有一致性表示以外,由于每条半边都具有自己的方向,使得从外部观察 模型时,它的每个面上的半边都是依次按一致的旋转方向排 列的(图1、图2)。

3 确定实体网格模型的轴向

为了使不同模型之间的体积特征可以进行比较,在计算 模型的几何特征前,需要将模型的姿态调整到统一的轴向 上。本文利用主元分析法^[13] (PCA, Principle Component Analysis)确定模型轴向。

PCA方法是一种常用的信号分析方法,它通过对网格

顶点数据信息进行正交矩阵变换,将原始数据集合变换到主 分量空间,通过使单一数据样本的相关性降低到最低求出数 据的主分量方向。PCA 方法的原理请参见文[14,15]。

计算出模型的主轴方向后,运用旋转操作将网格模型的 主轴旋转至与坐标轴 Z 轴方向---致。

4 实体网格模型的体积特征计算

计算体积特征的过程由三个模块组成:第一个模块负责 按照给定的 Z 坐标值对模型进行水平剖分,并提取剖分后的 截面。根据网格模型所具有的拓扑复杂的不同,截面很可能 是由存在嵌套关系的一组平面简单多边形(称为截面多边形) 组成(见图 3);第二个模块负责计算每个截面多边形的带符 号面积;第三个模块则通过调用前两个模块计算模型沿确定 轴向上的体积分布曲线。

4.1 模型剖分及截面多边形提取

不失一般性,本文仅讨论采用水平平面(即平行于 XY 坐标面的平面)对模型进行剖分的情况,所以 Z 轴即为剖分轴。显然,剖分平面的位置可以由确定的 Z 坐标值 z_k 唯一确定。我们将该截面记为 $P(z_k)$ 。

首先,遍历所有边,确定每个边穿越哪几个剖分平面,对 每个剖分平面维护一个数据结构,它记录了该剖面横截的那 些边的集合,记为 S(z_k)。

下面求 P(z₄)上的截面多边形: 把 S(z₄)中的所有边标 记为"未访问", 然后对 S(z_k)中的所有边进行一次遍历,寻找 一条未被访问过的边,一旦找到了满足要求的边,便令其为 e。 (z_k),并且暂停遍历过程。接下来由 e₀(z_k)构造截面多边形: 由 $e_0(z_k)$ 的两个端点 v_i 与 v_j 的 Z 坐标值与 z_k 的关系,可以 确定两者与截面 $P(z_k)$ 的关系,并可简单地求出 $e_0(z_k)$ 与 P (z_k) 的交点 s_0 。不妨设 v_i 在 $P(z_k)$ 的上侧, 则 v_j 在 $P(z_k)$ 的 下侧,不难知道由 vi 出发指向 vi 的半边 ho 是指向 P(zi)下 方的(如图 3 中的半边 e₁)。令 h₀ 的下一条半边为 h_n,若 h_n 的出发顶点和到达顶点均在截面 $P(z_k)$ 的下侧, 进一步取 h_n 的下一条半边,并仍记为 h_n ,直到 h_n 的到达顶点在 $P(z_k)$ 的 上侧为止。这时,取 h, 的相对半边为 h1,显然, h1 所对应的 边便是第二条与 $P(z_k)$ 相交的边,由此可以求出交点 s_1 。把 h1 视为上述 h0,重复上述寻找过程,可以得到交点序列 s0, s1,…。当序列中出现重复交点时,表明已形成了一个截面 多边形。



图 2 求截面多边形

上述过程中,每条被访问过的半边所对应的边都被标记 为"已访问"。在找到了一个截面多边形后,启动前面暂停的 遍历过程,继续遍历 S(z_k)中的未被标记为"已访问"的边。 如果最终没有找到这样的边,则没有新的截面多边形产生; 若找到了一条与 P(z_k)相交的未访问边,则可以通过前述求 截面多边形的过程得到第二个截面多边形。如此反复,直到 S(z_k)的所有边都被遍历到标记为"已访问"。遍历结束时可 以得 P(z_k)上的所有截面多边形。

需要特别处理的特例是,一条半边的出发顶点与到达顶 点之一或两者都在 $P(z_4)$ 上的情况(如图 3 中的 τ_6)。这时, 处理的一般原则是,若半边的出发顶点在 $P(z_4)$ 上,将其视为 在 $P(z_4)$ 下侧;而它的到达顶点在 $P(z_4)$ 上,则将其视为在 $P(z_4)$ 上侧。

4.2 实体网格的截面积计算

由于每个网格面片上的半边是按逆时针排列的,最终得 到的截面多边形也都具有方向性,其方向定义为依次得到的 交点的排列方向。当俯视截面时可以发现,当沿着多边形边 界按多边形方向行走时,实体的内部总是在其左侧(图 3)。 从总体上看,实体的外轮廓多边形是逆时针走向的,而内轮 廓多边形的方向恰好相反。



图 3 截面上的多边形及其方向

对于任意平面简单多边形 s_0 , s_1 , ..., s_N , 令 $s_i = (x_i, y_i, z_k)(i=0,1,...,N)$,则该多边形的带符号面积可以由如下公式求出^[16]:

$$S = \frac{1}{2} \left\{ \begin{vmatrix} x_0 & y_0 \\ x_1 & y_1 \end{vmatrix} + \begin{vmatrix} x_1 & x_1 \\ x_2 & y_2 \end{vmatrix} + \dots + \begin{vmatrix} x_k & x_k \\ x_0 & y_0 \end{vmatrix} \right\}$$

当多边形方向为俯视逆时针方向时,其面积为正,反之则为负。因此,最终的截面面积为所有截面多边形带符号面 积的代数和的绝对值。

4.3 模型体积分布特征的计算

模型体积特征分布曲线 y = f(x)定义如下: x 轴为剖分 轴,即代表模型坐标系的 Z 轴,并且长度单位化为 1, y 轴为 沿剖分轴 (模型坐标系的 Z 轴)相距单位长度两平面所截下 的模型的体积占整个模型体积的比例。

如图 4 所示, x=t 处的 y=f(t)值即为阴影部分的体积 占模型体积的比例, 阴影部分宽度即为单位长度, 这里的单位 长度定义为两剖分平面间的距离。



图 4 体积特征分布示意图

不失一般性,假定模型 Z 坐标的最大值和最小值分别为 $z_{max} 和 z_{min}$,并设切分的层数为 n,在首尾处即 $z = z_{max} 和 z = z_{min}$ 也是两个切分平面(显然这两处的截面积为零)且它们不 计在 n 层中,所以一共有 n+2 层且层间距为 $\frac{z_{max} - z_{min}}{n+1}$,并以 此作为单位长度,则第 i 层剖分平面的 2 轴坐标为 $z(i) = z_{min}$

 $+i \times \frac{z_{max} - z_{min}}{n+1}$ ($i=0,1,2,\dots n+1$),且其上相应的截面多边

形面积之和依次计为 S₀, S₂,..., S_{n+1}。 先求模型体积,近似为:

$$V \approx \frac{z_{\max} - z_{\min}}{3 \times (n+1)} \sum_{i=0}^{n+1} (S_i + \sqrt{S_i S_{i+1}} S_{i+1})$$

当 n 足够大时,每两个相邻截面的面积接近相等,这时上述 公式可以进一步简化为

$$V \approx \frac{\boldsymbol{z}_{\max} - \boldsymbol{z}_{\min}}{n+1} \sum_{i=0}^{n+1} S_i$$

v

从而消除了求体积公式中的开方运算。又由于 S₀ 和 S_{#+1}等 于零,因此可以化为:

$$V \approx \frac{z_{\max} - z_{\min}}{n+1} \sum_{i=1}^{n} S_i$$

设各个剖分层在体积特征分布图 x 轴处位置定义为 x_1, x_2, \dots, x_n ,则在 x_i 处,剖分轴单位长度所占体积 V_{x_i} 为:

$$V_{x_i} \approx \frac{z_{\max} - z_{\min}}{n+1} S_i$$

(由于当 n 足够大时,每两个相邻截面的面积接近相等,因此 体积可由截面积乘以长度)

由此可得在 x_i 处的单位长度所占体积占整个模型体积的比例,即 $f(x_i)为$;

$$f(x_{i}) = \frac{V_{x_{i}}}{V} = \frac{\frac{z_{\max} - z_{\min}}{n+1}S_{i}}{\frac{z_{\max} - z_{\min}}{n+1}\sum_{t=1}^{n}S_{t}} = \frac{S_{i}}{\sum_{t=1}^{n}S_{t}}$$

至此,我们得到了 x_1, x_2, \dots, x_n 处的f(x),由于模型体积是 连续变化的,因此其它地方可以由前后 $f(x_i)$ 和 $f(x_{i+1})$ 进行 线性插值得到。

5 实验与结果

我们在 P4-2. 8G(512M) PC 机上用 C⁺⁺ 实现了本文算 法,采用的部分实验网格模型的相关参数如表 1 所示。模型 的真实感效果和相关特征曲线如图 5~图 7 所示。其中图 5a 给出了对模型进行两个轴向各 32 层剖分的剖切线效果。图 5b 是模型依次沿 Z、Y、X 轴向剖分得到的特征曲线。表 2 和 表 3 分别给出了本文算法使用 32 与 64 个剖分平面提取三条 特征曲线时所消耗的时间以及特征数据的大小。算法的运行 结果显示,本文算法具有较高的几何特征提取速度。在我们 对具有 10911 个模型(总数据量为 3. 20G)的模型库进行特征 提取的实验中(采用 32 个剖分层),算法的总运行时间约为 1907s(其中包括读取模型数据和输出特征数据所用的时间), 平均每个模型的处理时间约为 174ms。此外,尽管各类实体 网格模型具有的数据量不同,但本文算法所提取的几何特征 数据量的大小是相同的(表 2、3),有利于特征数据建库。

图 6 中是三个不同形状的人体模型,其中 Man 和 Woman 的相似度较高,其所对应的特征曲线也比较相近; Child 和 Man 的曲线差异稍大,这主要是由于它们对应的模 型在几何上的差异造成的。当将 Child 的曲线与图 7 中的动 物模型特征曲线放在同一坐标系中进行比较时,差异更大 (本文将两条曲线下的面积交与面积并之比定义为两条曲线 的相似率)。由于在 PCA 确定主轴方向时,确定某个轴的正 负方向会产生二义性,这样在比较时两模型特征曲线就可能 会反向,我们在比较时把所有可能情况都比较一遍以最匹配 的作为这两模型的相似度。

• 200 •

表1 实体网格模型的相关参数

模型	面片 数	顶点数	模型	面片数	顶点数
Horse	39698	19851	Bunny	69451	35947
Man	7884	3981	Cow	5804	2904
Child	34666	17342	Pig	7040	3522
Woman	19083	9660			[

表 2 模型特征提取的时间耗费(ms)和特征数据量(K) (32 层)

模型	时间	特征数据	模型	时间	特征数据
Horse	547	1.94	Bunny	1172	1.94
Man	140	1.94	Cow	110	1.94
Child	547	1.94	Pig	125	1.94
Woman	344	1. 94			

表 3 模型特征提取的时间耗费(ms)和特征数据量(K) (64 层)

模型	时间	特征数据	模型	时间	特征数据
Horse	656	3, 72	Bunny	1266	3, 72
Man	172	3.72	CoW	125	3, 72
Child	625	3.72	Pig	157	3.72
Woman	406	3.72			



(a) Horse 不同轴向的剖分线



图 5 Horse 模型的剖分与体积特征曲线

从图 5~7 易知,第一列所对应的主轴方向上的特征曲线 的复杂度高于其它轴向上曲线的复杂度,其中最右列曲线的 复杂度最低,这与 PCA 方法中主轴方向上包含的信息量最 多的结论是一致的。

结论 本文提出一种提取三维实体网格模型体积分布特 征的算法,该算法以半边数据结构为基础,运用 PCA 方法和 模型剖分方法提取三维模型在其主轴向上的体积分布曲线, 所提取特征可用来计算不同网格模型之间的相似度。该算法 不仅执行速度快,而且可以区分传统轮廓线算法不能处理的 一些情况,如文[6]实心和中空的球体的相似性比较等。我 们已将该特征数据应用于三维模型检索系统中,实验表明, 视觉上相似的两个模型具有较高的检出率。

参考文献

 Ankerst M, Kastenmuller G, Kriegel H, et al. 3D Shape Histograms for Similarity Search and Classification in Spatial Databases. In: Proc. of 6th International Symposium on Advances in Spatial Databases, Hong Kong, China, 1999, 207~228



• 201 •

小波变换的方法,但地物轮廓与光谱信息的保持较差,虽然比 直接用 SAR " 替换的方法好,却不及基于小波变换的方法。 本文算法得到的结果既很好地加入了 SAR 图像的纹理边缘 信息,同时较好地保持了地物的轮廓和光谱信息。

对融合结果的评价,除了目视效果这种简单有效的定性 分析法外,还可以采用相关的评价指标做定量的分析。从基 于互补信息特征的角度考虑,好的融合结果应该充分保留原 始图像各自的目标波谱特性以及边缘细节信息。前者可以通 过熵和相关系数进行评价,后者可以通过清晰度进行评价。

图像熵值的大小反映了融合图像中所包含的平均信息量 的大小,熵越大,所含信息越丰富。其定义为:

$$\mathbf{H}(\mathbf{x}) = -\sum_{i=0}^{255} \mathbf{P}_i \log_2 \mathbf{P}_i \tag{6}$$

Pi 为图像 X 上像元亮度值为 I 的概率。

相关系数反映了两幅图像的相关程度:值越大相关性越 高。定义为:

$$C(f,g) = \frac{\sum_{i,j} [(f_{i,j} - e_f) \times (g_{i,j} - e_g)]}{\sqrt{\sum [(f_{i,j} - e_f)^2] \sum [(g_{i,j} - e_g)^2]}}$$
(7)

其中,f_{i,i}和 g_{i,i}分别为融合前、后图像的灰度值; er 和 e_g 分别 为两幅图像的均值。如果融合结果与两幅原始图像的相关性 都比较高,说明融合结果同时较好地保留了原始图像各自的 重要信息,包括目标波谱特性以及边缘细节信息。

平均梯度反映了图像中微小细节反差与纹理变化特征, 是描述图像清晰度的一个物理量:平均梯度越大,图像越清 晰,边缘信息保留越多。定义为:

$$\overline{\mathbf{g}} = \frac{1}{n} \sum \sqrt{(\Delta \mathbf{I}_{\mathbf{x}}^2 + \Delta \mathbf{I}_{\mathbf{y}}^2)/2} \tag{8}$$

其中, ΔI_x 与 ΔI_y 分别为 x 与 y 方向上的差分; n 为图像大小。

表1给出了不同融合方法下评价指标的计算结果。可以 看出,本文方法得到的图像熵值最大,且与 I 分量和 SAR_m 均 保持了较大的相关性,说明对两幅原始图像的重要信息均保 持得较好,满足了信息互补的融合要求。对于平均梯度指标 虽然直接用 SAR_m 替换 I 分量的方法清晰度最高,但是由于 没有利用 I 分量图像中的信息,与 I 分量的相关性最低,因此 光谱丢失信息也最为严重。而在后面三种方法中,本文方法

(上接第 201 页)

- 2 Osada R, Funkhouser T, Chazelle B, Dobkin D. Shape Distributions, ACM Transactions on Graphics, 2002, 21(4); 807~832
- 3 Vandeborre J, Couillet V, Daoudi M, A practical approach for 3D model indexing by combining local and global invariants. IEEE 3D Data Processing Visualization and Transmission, 2002, 644~647
- 4 Ankerst M, Kastenmuller G, Seidl H. 3D Shape Histograms for Similarity Search and Classification in Spatial Database. In: Proc. 6th international Symposium on Spatial, 1999, 207~226
- 5 Pu J.Liu Y.Gu Y, et al. 3D Model Retrieval Based on 2D Slice Similarity Measurements. In Proceedings of the Second International Symposium on 3D Data Processing, Visualization, and Transmission, Thessaloniki, Greece, 2004. 95~101
- 6 Chen D, Tian X, Shen Y, et al. On Visual Similarity Based 3D Model Retrieval. Computer Graphics Forum, 2003, 22(3): 223 ~232
- 7 Shinagawa Y, Kunii T. Constructing a Reeb Graph Automatically from Cross Section. IEEE Computer Graphics & Applications, 1991, 11(6): 44~51
- 8 Xiao Y, Werghi N, Siebert P. A Topological Approach for Segmenting Human Body Shape. In, 12th Intl. Conf. on Image Analysis and Processing, Mantova, Italy, 2003, 82~93

得到的图像最为清晰。综合所有评价指标值得出本文方法的 融合效果最好,这也和主观目视结果是一致的。

表1 实验结果比较

	later	相关	可在这里	
	2491	与I分量	与 SAR _m	十吋伸度
用 SAR _m 替换方法(图 a)	7.7895	0.3590	1	37, 7181
基于小波变换方法 ^[2] (图 b)	7.5332	0.9445	0, 5303	24. 0133
统计特性加权方法 ^[5] (图 c)	7. 7421	0.5837	0.8586	29, 6107
本文方法(图 d)	7.7999	0.7502	0.7750	30, 9285

结束语 SAR 与可见光图像由于成像方式及接收波谱 段不同,对地物的特征描述存在很大差异,因此将 SAR 与可 见光图像融合,可以更好地利用其互补信息,增强对图像的解 译能力。本文提出了一种基于 SAR 与可见光图像互补信息 特征的融合方法,利用像素邻域的能量统计特性提取出 SAR 图像中的重要目标加人到可见光图像中,然后将得到的结果 作为又一图像源再与原始 SAR 与可见光图像通过小波变换 进行二次融合,以充分地加入原始图像各自的边缘细节信息。 实验结果表明了该方法的有效性。

参考文献

- 1 Garzelli A. Wavelet-based Fusion of Optical and SAR Image Data Over Urban Area. Photogrammetric Computer Vision, ISPRS Commission III, Symposium 2002, Graz, Austria
- 2 Chibani Y, Houacine A, Barbier Ch, et al. Fusion of Multispectral and Radar Images In the Redundant Wavelet Domain, Part of the EUROPTO Conference on Image and Signal Processing for Remote Sensing. Barcelona, Spain, SPIE Vol. 3500, 1998
- 3 Alparone L, Facheris L, Baronti S, et al. Fusion of Multispectral and SAR Images by Intensity Modulation. In: The 7th International Conference on Information Fusion. 637~643
- 4 金剑秋,王章野,江照意,等.多光谱图像的真实感融合,中国图象 图形学报,2002,7(9)
- 5 黄金,潘泉,皮燕妮,等.基于区域特征加权的 IHS 图像融合方法. 计算机工程与应用,2005(6)
- 6 Burt P J, Kolczynski R J. Enhanced image capture through fusion. In, Proceedings of the 4th International Conference on Computer Vision, 1993, 173~182
- 7 杨福生.小波变换的工程分析与应用.北京:科学出版社,1999
- 9 Hilaga M, Shinagawa Y, Kohmura T, Kunii T, Topology Matching for Fully AutomaticSimilarity Estimation of 3D Shapes. ACM SIGGRAPH'2001, 2001. 203~212
- 10 Kazhdan M, Funkhouser T, Rusinkiewicz S. Rotation invariant spherical harmonic representation of 3D shape descriptors. ACM SIGGRAPH'2003, 2003. 156~164
- 11 严**蔚敏,吴伟民,数据结构,北京:清华**大学出版社 1997.291~ 305
- 12 Weiler K. Edge-based data structure for solid modeling in curvedsurface environments. IEEE Computer Graphics and Application, 1985, 5(1):21~40
- 13 Lu C, Zhang C, Wen F, et al. Principle component analysis-based symmetry detection. Acta Electronica Sinica, 1999, 27(5):25~ 28
- 14 Manoiakis G, Ingle V, Kogon S著,周正,等译. 统计与自适应信号 处理(Statistical and Adaptive Signal Processing). 北京:电子工 业出版社, 2003
- 15 Jolliffe I T. Principal component analysis. New York, Springer, 2002
- 16 张宝琳. 计算两凸多边形交集面积的计算机算法. 计算机工程与应用, 2001 (9): 128~129