

一种新的散乱点云尖锐特征提取方法

吾守尔·斯拉木^{1,2}, 曹巨明¹

(1. 西安交通大学电子与信息工程学院, 710049, 西安; 2. 新疆大学信息科学与工程学院, 830046, 乌鲁木齐)

摘要: 针对散乱点云的尖锐特征识别与提取问题, 提出一种基于平均曲率运动的散乱点云尖锐特征提取算法. 该算法利用采样点的加权邻域重心近似表示离散 Laplacian 算子; 利用采样点邻域的主成分分析估算散乱点云法向量, 通过张量投票的方法平滑估算得到的点云法向场, 进一步提高了该算法识别细微尖锐特征的能力; 将采样点和其对应加权邻域重心之间的距离投影到法向方向, 消除了因为采样密度不均匀以及边界点所引起的尖锐特征点误判. 该算法直接对散乱点云进行操作, 不需要维护采样点之间的连接关系和任何全局的拓扑信息, 简捷且易于实现, 对点云中的噪声和局外点保持鲁棒. 该算法应用于合成点云和实际扫描点云的实验结果表明了方法的有效性.

关键词: 散乱点云; 尖锐特征; 张量投票; 特征提取

中图分类号: TP393 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-987X(2012)12-0001-05

An Extraction Algorithm for Sharp Feature Points from Point Clouds

WUSHOUR Slam^{1,2}, CAO Juming¹

(1. School of Electronics and Information Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China;

2. School of Information Science and Engineering, Xinjiang University, Urumchi 830046, China)

Abstract: A novel algorithm for extraction of sharp feature points from scattered point cloud is proposed. The proposed method bases on the concept of mean curvature motion. The weighted local barycenter is used as an approximation of discrete Laplacian operator. If the distance between a sample point and its weighted local barycenter is greater than a given threshold, then the sample point is labeled as a candidate sharp feature point. Then, the normal directions of these candidate points are estimated using the local PCA method. In order to extract finer sharp feature points, the estimated normal field is further smoothed via tensor voting frame. The distance between a point and its weighted local barycenter is projected along the direction of normal, so that the fault sharp feature points due to uneven sample ratio and point cloud boundary can be eliminated successfully. Experiments on both real scanner point clouds and synthesized point clouds show that the proposed method is easy to implement, efficient for both space and time overhead, and is robust to noise, outlier and uneven sample ratio inherent in point clouds.

Keywords: point cloud; sharp features; tensor voting; feature extraction

计算机图形学、离散数学、光学以及计算机可视化等相关科研领域的研究成果, 为获得高度真实感的三维模型提供了众多有效的解决方案. 虚拟现实、

逆向工程、工业检测以及数字文物等领域迫切的技术需求, 有力地促进了离散数据的几何造型技术的进步. 离散数字模型的获取、表达、建模技术^[1-2]已经

收稿日期: 2012-04-22. 作者简介: 吾守尔·斯拉木(1942—), 男, 教授, 博士生导师, 中国工程院院士. 基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61063024).

网络出版时间: 2012-09-23

网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/61.1069.T.20120923.1734.003.html>

成为目前的研究热点。

在几何造型领域内,尖锐特征一般是指三维形体中表面法向不能保持几何一阶连续的区域。折痕和角点是典型的尖锐特征,在折痕和角点处,两个或者多个光滑曲面相交。

由扩散方程和平均曲率流相关理论可以知道,对于给定的连续曲面 S 上的一点 x ,其扩散总是沿着曲面在该点的法向 n ,且扩散距离与曲面 S 在该点的平均曲率 H 成正比。将散乱点云看作连续曲面的离散采样,散乱点云的平均曲率在尖锐特征区域达到局部极大值,从而启发我们提出以下的基于平均曲率运动的尖锐特征提取算法,如图1所示。该算法利用采样点的加权邻域重心近似离散 Laplacian 算子;利用采样点邻域的主成分分析估算散乱点云法向量,通过张量投票的方法平滑估算得到的点云法向场;将采样点和其对应加权邻域重心之间的距离投影到对应点的法向方向,并将该投影值大于给定阈值的采样点标志为尖锐特征点。

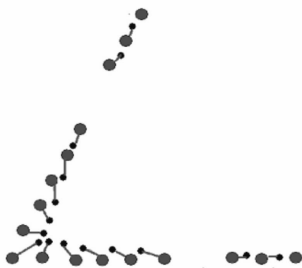


图1 散乱点云中采样点(黑色实心圆圈)和其对应的加权重心位置(圆点)之间的距离在尖锐特征位置存在局部极大值

与已有的散乱点云尖锐特征提取方法^[3-10]相比,本文方法以三维采样点的坐标为输入,不需要预先设定全局或局部参数空间,不需要采样点之间的全局一致的拓扑连接关系,方法简单直接,易于实现,可以精确定位散乱点云中的尖锐特征点。

1 相关研究概述

与图像空间特征提取^[11]和多边形网格曲面几何模型中几何特征提取^[12-14]相比,直接从散乱点云数据中提取几何特征的相关文献比较少。

Goumhold 等^[3]对于点云中的每一个采样点,获得该点的 k 最邻近点集,并构造该点处的 Riemannian 图,对 Riemannian 图进行主成分分析

(PCA),用协方差矩阵的 3 个特征根及其对应的 3 个特征向量所张成的空间椭球体的形状来对该点是否是特征点及何种特征进行分类。Pauly 等^[4]对文献^[3]方法进行多尺度扩展,通过 k 最邻近点集的规模的大小改变获得采样点的多分辨率分析。该方法分析的 k 最邻近点集的规模最高达到 200 点,从而带来很大的计算时间和存储空间开销。

Daniels 等^[5-6]利用鲁棒统计理论中的前向搜索理论扩展移动最小二乘投影,从而将尖锐特征区域附近的采样点投影到曲面的公共交线上,最后用分段连续的样条曲线表示连续的特征曲线,然而前向搜索问题需要较大的计算开销。

Mérigot 等^[7]的方法建立在散乱点云的 Voronoi 三角形这种全局结构之上。Voronoi 三角形的协方差卷积矩阵(CVCM, convolved covariance matrices of Voronoi cells)被用来提取点云数据的曲率、尖锐特征和法向。然而对于庞大的数据规模,构建全局的 Voronoi 三角形将需要额外的开销。

Medioni 等^[15-16]提出一种基于张量投票(tensor voting)的鲁棒的曲面、几何特征曲线、角点提取算法,然而该算法需要对空间进行规格网格划分,并对每一个网格节点用张量投票的方法累加周围节点对该节点的影响。

目前还没一个公认的通用散乱点云几何特征提取与表示方法,适量的人机交互无可避免。尖锐特征区域与曲率变化剧烈区域的二义性,散乱点云之间连接信息的缺乏,高频噪声、例外点与尖锐特征的二义性,构成散乱点云几何特征提取的主要问题。

2 散乱点云法向估计

对给定散乱点云采样自一个分段光滑的 2 维流形曲面 $P = \{p_1, p_2, \dots, p_n\}$, $p_i \in \mathbf{R}^3$, $i = 1, 2, \dots, N$ 。令 $N = |P|$, $n_p = \{p_i | p_i \in P, |p_i - p| < \delta\}$ 表示点 $p \in P$ 的以 δ 为半径的球形邻域, n_p 表示 $p \in P$ 的法向。

2.1 散乱点云法向估计

关于散乱点云的法向估计方法,相关的文献比较多^[17-21]。本文采用传统的邻域主成分分析的方法来获得采样点法向估计。给定散乱点云中采样点 $p \in P$ 及其 δ 球形邻域 n_p ,对以下的矩阵 M 作特征根分解

$$M = \frac{1}{k} \sum_{p_i \in n_p} (p_i - \bar{p})(p_i - \bar{p})^T \quad (1)$$

式中: $\bar{p} = \frac{1}{k} \sum_{p_i \in n_p} p_i$. 将矩阵 M 的 3 个特征根记为 $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \lambda_3 \geq 0$, 其对应的特征向量为 v_1, v_2, v_3 , 从而, 我们将最小的特征根 λ_3 对应的特征向量 v_3 作为 $p \in P$ 的法向.

2.2 基于张量投票的法向平滑

由于尖锐特征和高频噪声在尖锐特征区域很难区别, 尤其是在尖锐特征的尺度比较小的情况下, 这种效果更为明显. 例如, 由于噪声干扰, 夹角接近 180 度的折痕很容易被噪声淹没, 然而实验结果表明, 如果我们对算法中的法向进行基于张量投票^[15-16]策略的平滑处理可以在一定程度上改善这个问题.

对于所有 $p \in P$ 及其法向 n_p , 需要将法向 n_p 编码为二阶张量 $t = n_p^T \cdot n_p$, 然后令 $p \in P$ 的 δ 球形邻域 n_p 内包含的所有点也编码为 $t_i = n_i^T \cdot n_i$, 且向 $p \in P$ 投票, 即

$$T = \frac{1}{|n_p|} \sum_{p_i \in n_p} D_F(s_i, k, \sigma) \cdot t_i \quad (2)$$

式中: $D_F(s_i, k, \sigma) = e^{-\left(\frac{s_i^2 + k^2}{\sigma^2}\right)}$ 为权函数; s_i 为弧长; k 为该弧长所对应曲率; c 为常数, 用于控制权函数随着曲率的递增而递减的速度; σ 为该权函数唯一的自由参数, 用于决定尺度范围. 图 2 给出了张量投票的原理及各参数的几何含义. 投票过程完成之后, 对张量 T 进行特征分解, 3 个特征根记为 $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \lambda_3 \geq 0$, 其对应的特征向量为 v_1, v_2, v_3 , 从而, 我们将最大的特征根 λ_1 对应的特征向量 v_1 作为采样点 $p \in P$ 经过平滑后的法向. 法向平滑可以改善尖锐特征的提取效果, 尤其是对比较细小的尖锐特征和噪声比较大情况下的尖锐特征提取. 图 3 对比了法向平滑前后尖锐特征的提取效果. 由图可知, 对于不包含噪声的散乱点云, 经过基于张量投票的法向平滑后, 运用本文方法可以识别更加精细的尖锐特征.

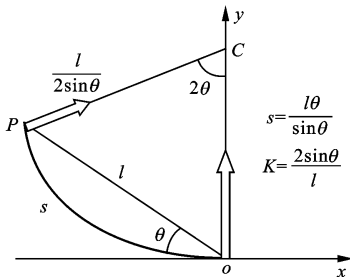
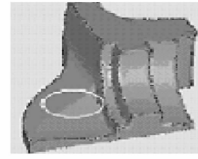
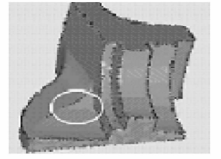


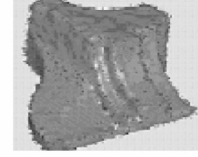
图 2 张量投票原理



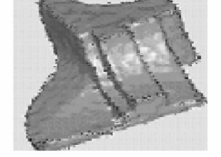
(a) 未实施法向平滑



(b) 实施法向平滑



(c) 含噪声点云未实施法向平滑



(d) 含噪声点云实施法向平滑

图 3 法向平滑对尖锐特征提取效果的影响

3 尖锐特征识别

本文方法需要将散乱点云中采样点与其加权重心位置之间的距离差投影到法向方向, 从而消除由于噪声、采样密度不均匀、边沿等现象造成的尖锐特征误判.

对于所有 $p \in P$ 及其法向 n_p , 令 $a(p)$ 表示 $p \in P$ 在 δ 球形邻域 n_p 上的加权重心位置

$$a(p) = \frac{\sum_{p_i \in n_p} \theta(\|p_i - p\|) p_i}{\sum_{p_i \in n_p} \theta(\|p_i - p\|)} \quad (3)$$

式中的权函数取为高斯型权函数

$$\theta(\|p_i - p\|) = e^{-\left(\frac{\|p_i - p\|^2}{\delta^2}\right)} \quad (4)$$

令 $P' = \bigcup_{p \in P} a(p)$ 表示所有采样点的对应加权邻域重心所成集合.

对于 $p_i \in P$ 及其对应的 $p'_i \in P'$, 将距离 $\|p_i - p'_i\|_2$ 进行法向投影, 该投影 $p_{\text{proj}}(p_i)$ 可以表示为

$$p_{\text{proj}}(p_i) = \text{abs}((p_i - p'_i) \cdot \left(\frac{n_i}{\|n_i\|_2}\right)) \quad (5)$$

最后, 将所有投影大于给定阈值 τ 的采样点标志为最终的尖锐特征点集合 S_{final} , 即

$$S_{\text{final}} = \{p_i \mid p_{\text{proj}}(p_i) > \tau, p_i \in P\} \quad (7)$$

从而 $p_{\text{proj}}(p_i)$ 被用于判读给定为尖锐特征点的度量, 该值越大, 给定点属于尖锐特征的可能性越高.

4 自由参数选择策略

算法中涉及自由参数的选择问题, 这些自由参数主要包括: 加权邻域重心计算中使用的权函数高斯函数的尺度 σ , 球形邻域半径 δ . 权函数的尺度因

子 σ 如果取得太大,则细微特征可能被忽略,相反,该值过小,则会噪声虚报为尖锐特征点.对于球形邻域 n_p 的半径 δ ,该值过大,则 δ 球形包含更多的采样点,会显著增加计算开销和存储开销,而且可能造成细小尖锐特征的漏报,相反,若 δ 过小,则可能将噪声误判为尖锐特征点.通过多次试验,将球形邻域半径 δ 取在 $0.01\sim0.03\ l_{db}$ (l_{db} 表示图形的包围盒的对角线长度)之间,权函数的尺度因子 σ 取在 $0.1\sim0.3\ l_{db}$ 之间,基本可以获得满意的结果.对于包含噪声的点云模型,则需要适当放大高斯函数的尺度 σ 和球形邻域半径 δ .

5 实验结果与讨论

我们在 Matlab 环境下实现了本文尖锐特征提取算法,硬件环境为 Pentium 双核 CPU,工作频率 2.10 GHz,1.99 GB 内存,512 MB 显存的 Quadro NVS 170 M 显卡.用于实验的数据是来自于 AIM@shape^[22]的真实扫描点云 Bunny、Fandisk 和 Diamond 以及来自 Edelsbrunner 等^[23]的合成数据 Tori.

表 1 给出了本文方法与基于 PCA 的方法^[3-4]对比.

对于仅包含简单的尖锐特征的散乱点云,运用本文方法可以提取出近乎完美的尖锐特征,图 4、图 5 分别给出了运用本文方法从合成点云 Tori 和实际扫描点云 Diamond 中提取尖锐特征的效果图.

表 1 点云模型尖锐特征提取耗时对比

点云名称	采样点数	噪声幅度/ l_{db}	尖锐点数	t/s	
				本文方法	PCA 方法
Bunny	34 298	0.000	2 887	10.66	7.08
Bunny	34 298	0.001	1 241	10.95	7.52
Bunny	34 298	0.005	1 201	11.05	7.88
Fandisk	10 011	0.000	926	3.76	2.88
Fandisk	10 011	0.001	901	4.26	3.18
Fandisk	10 011	0.005	961	4.57	3.47
Diamond	43 331	0.000	835	13.72	8.52
Tori	4 016	0	300	1.43	1.00

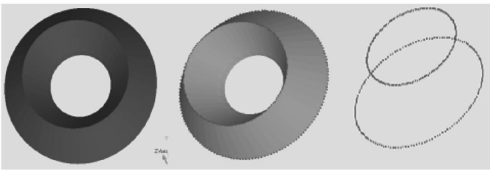


图 4 合成点云 Tori 尖锐特征提取效果

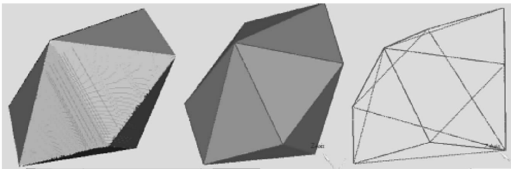


图 5 实际扫描点云 Diamond 尖锐特征提取效果

图 6、图 7 给出了本文方法从散乱点云 Fandisk 和 Bunny 中识别出的尖锐特征点,并与基于 PCA 的方法^[3-6]做了对比.与基于 PCA 的方法所获得结果相比,本文方法可以捕捉到更多的细微尖锐特征.

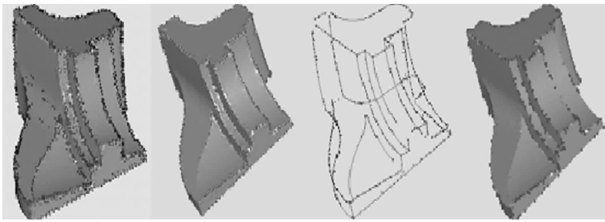
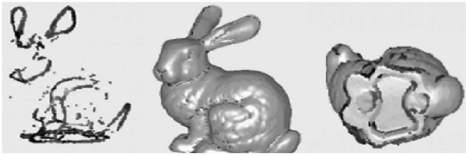


图 6 Fandisk 点云尖锐特征识别结果



(a)本文方法



(b)PCA方法

图 7 无噪声 Bunny 点云尖锐特征识别结果

图 8、图 9 分别对比了在分别添加 $0.001\ l_{db}$ 和 $0.005\ l_{db}$ 噪声情况下,两种方法提取的尖锐特征效果.当噪声幅度较小时,本文方法优于基于 PCA 的方法^[3,5-7],然而当噪声幅度增大时,两种方法几乎都无法获得有意义的尖锐特征点.

6 结 论

本文提出了一种基于平均曲率运动原理的点云数据尖锐特征提取算法.该算法利用采样点和其对应加权邻域重心的距离标识尖锐特征候选点;将采样点和其对应加权邻域重心的距离投影到采样点的法向,消除了候选的尖锐特征点集中因为采样密度

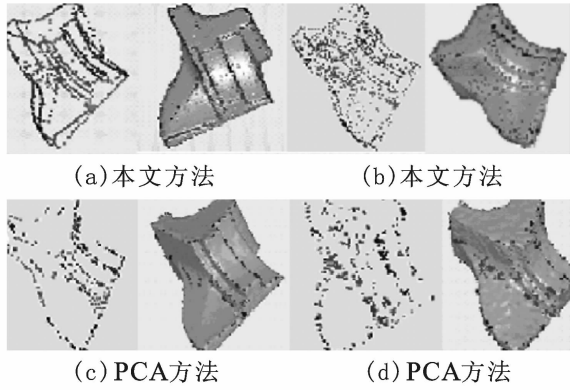


图 8 带有噪声 Fandisk 尖锐特征识别结果对比

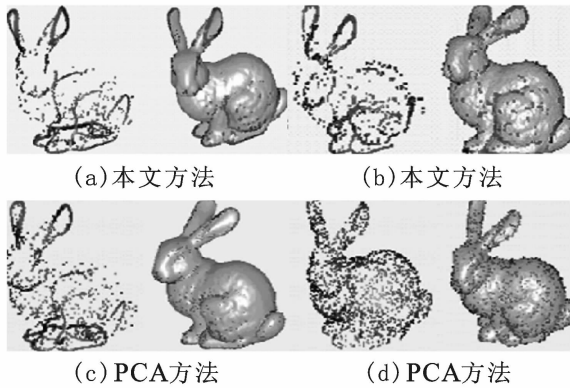


图 9 带有噪声 Bunny 尖锐特征识别结果对比

不均匀以及边界点所引起的尖锐特征点误判;利用张量投票的策略来平滑估算的法向场,提高了算法捕捉细微尖锐特征的能力。

本文方法仍存在较大的改进空间。一方面,本文算法存在自由参数的人工调节问题,如何结合点云的统计特性、噪声的统计特性、点云的局部几何特征来自适应地选择上述参数,是我们进一步努力的方向;另一方面,随着散乱点云数据规模的日益扩大,探索基于 GPU 的并行散乱点云处理算法也是我们进一步工作的重点之一。

参考文献:

- [1] GROSS M, PFISTER H. Point-based graphics[M]. San Francisco, CA, USA: Morgan Kaufmann, 2007.
- [2] 胡事民,杨永亮,来煜坤. 数字几何处理研究进展[J]. 计算机学报, 2009, 32(8): 1-18.
HU Shimin, YANG Yongliang, LAI Yukun. Research progress of digital geometry processing [J]. Chinese Journal of Computers, 2009, 32(8): 1-18.
- [3] GUMHOLD S, WANG X, MACLEOD R. Feature extraction from point clouds [C]//Proceedings of the

- 10th International Meshing Roundtable Conference, Berlin, Germany: Springer, 2001: 293-305.
- [4] PAULY M, KEISER R, GROSS M. Multi-scale feature extraction on point-sampled surfaces[J]. Computer Graphics Forum, 2003, 22(3): 281-289.
- [5] DANIELS J, HA L K, OCHOTTA T, et al. Robust smooth feature extraction from point clouds [C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Shape Modeling and Applications. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2007: 123-136.
- [6] FLEISHMAN S, COHEN-OR D, SILVA C T. Robust moving least-squares fitting with sharp features [J]. ACM Transactions on Graphics, 2005, 24(3): 544-552.
- [7] MERIGOT Q, OVSJANIKOV M, GUIBAS L J. Robust Voronoi-based curvature and feature estimation [C]//Proceedings of the SIAM/ACM Joint Conference on Geometric and Physical Modeling. New York, USA: ACM, 2009: 1-12.
- [8] DEMARSIN K, VANDERSTRAETEN D, VOLODINE T, et al. Detection of closed sharp edges in point clouds using normal estimation and graph theory [J]. Computer-Aided Design, 2007, 39(4): 276-283.
- [9] WEBER C, HAHMANN S, HAGEN H. Sharp feature detection in point clouds [C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Shape Modeling and Applications. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2010: 175-186.
- [10] KALOGERAKIS E, NOWROUZEZAHRAI D, SIMARI P, et al. Extracting lines of curvature from noisy point clouds [J]. Computer Aided Design, 2009, 41(4): 282-292.
- [11] CANNY J. A computational approach to edge detection [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1986, PAMI-8(6): 679-698.
- [12] KOBELT L P, BOTSCH M, SCHWANECKE U, et al. Feature sensitive surface extraction from volume data [C]//Proceedings of the 28th Annual Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques. New York, USA: ACM, 2001: 57-66.
- [13] YOSHIKAWA S, BELYAEV A, YOKOTA H, et al. Fast and faithful geometric algorithm for detecting crest lines on meshes[J]. Computer Aided Geometric Design, 2008, 25(8): 231-237.
- [14] LEE Yunjin, LEE Seungyong. Geometric snakes for triangular meshes [J]. Computer Graphics Forum, 2002, 21(3): 229-238.
- [15] JIA Jiaya, TANG Chi-Keung. Tensor voting for image

- correction by global and local intensity alignment [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2005, 27(1): 36-50.
- [16] TANG Chi-Keung, MEDIONI G. Inference of integrated surface, curve and junction descriptions from sparse 3D data [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1998, 20(11): 1206-1223.
- [17] GRIMM C, SMART W D. Shape classification and normal estimation for non-uniformly sampled, noisy point data [J]. Computers & Graphics, 2011, 35(4): 904-915.
- [18] LI B, SCHNABEL R, KLEIN R, et al. Robust normal estimation for point clouds with sharp features[J]. Computers & Graphics, 2010, 34(2): 94-106.
- [19] DEY T K, LI Gang, SUN Jian. Normal estimation for point clouds: a comparison study for a Voronoi based method [C]//Proceedings of the IEEE VGTC Symposium. Piscataway, NJ, USA: IEEE Computer Society, 2005: 39-46.
- [20] MHATRE A N. Normal estimation and surface reconstruction of large point clouds [D]. Tallahassee FL, USA: Florida State University, 2006.
- [21] YOON Mincheol, LEE Yunjin, LEE Seongyong, et al. Surface and normal ensembles for surface reconstruction [J]. Computer-Aided Design, 2007, 39(5): 408-420.
- [22] FALCIDIENO B. AIM@SHAPE project presentation [C]// Proceedings of the Shape Modeling Applications. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2004: 329.
- [23] EDELSBRUNNER H. 180 wrapped tubes[J]. Journal of Universal Computer Science, 2001, 7(5): 379-399.

(编辑 武红江)