

# 三维点云模型中特征点描述子及其匹配算法研究

熊风光 蔡晋茹 况立群 韩 雯

(中北大学 计算机与控制工程学院 太原 030051)

E-mail: xfgncit98@sina.com

**摘要:** 特征点的描述在三维物体识别中具有非常重要的意义,针对一般描述子维数过大导致特征点匹配所需的时间、空间消耗过大等问题,提出一种协方差描述子,通过计算特征点邻域的几何特征的协方差矩阵来描述特征点,并将该描述子应用到特征点匹配中.实验结果表明,此描述子不仅能大大减少匹配时间,同时对刚性变换、噪声、采样密度的变化也具有鲁棒性.最后,本文还利用典型相关分析对误匹配点进行了剔除,获得了良好的特征点匹配效果.

**关键词:** 特征点;几何特征;协方差描述子;特征匹配;典型相关分析

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1000-1220(2017)03-0640-05

## Study on Descriptor and Matching Algorithm of Feature Point in 3D Point Cloud

XIONG Feng-guang, CAI Jin-ru, KUANG Li-qun, HAN Xie

(School of Computer and Control Engineering, North University of China, Taiyuan 030051, China)

**Abstract:** The description of feature points is of great significance in the recognition of 3D objects. For general descriptor, the dimension is so large to cause extreme consumption of time and space on feature point matching, so a covariance descriptor by calculating the covariance matrix of the geometric feature of feature points with their neighborhood points in this paper, and the covariance descriptor is used in the matching of feature points. Experimental results show that this descriptor not only greatly reduces the matching time, but also is robust for rigid transformation, noise and variation of sampling density. Finally, the wrong matching pairwise points are eliminated by the canonical correlation analysis and a good matching effect of feature points is obtained.

**Key words:** feature point; geometric features; covariance descriptor; feature matching; canonical correlation analysis

## 1 引言

3D点云数据处理在计算机视觉中是一个重要的研究领域,其中包括移动遥感、物体配准和识别、机器人导向等.近年来,大量廉价的点云获取设备的出现以及点云获取技术的不断发展,极大地促进了人们对点云数据处理研究的热情,尤其是在3D物体识别领域.

目前,3D对象识别技术大致分为两类:基于全局特征的识别和基于局部特征的识别算法.基于全局特征的识别算法对整个三维物体的几何属性进行编码并由此构造一个特征集合,具体算法有VFH(Viewpoint Feature Histogram,视点特征直方图)、ESF(Ensemble of Shape Functions,形状函数集合)和GRSD(Global Radius-Based Surface Descriptor,基于半径的全局曲面描述子)等.然而,这类算法最大的问题在于对杂乱和遮挡的抗干扰力不强.相比之下,基于局部特征的识别算法所构造的特征集合是建立在对特征点的局部邻域编码的基础上,因而,在杂乱、有遮挡的场景中进行物体识别时,基于局部的特征提取具有更好的效果<sup>[1-2]</sup>.对点云进行特征点提取、描述和匹配是物体识别的主要步骤.一般来说,由于点云数据缺乏拓扑连接关系,而且受噪声的影响大,所以描述子的好坏对匹配的结果有非常重要的作用,进而将直接影响识别的效果.

## 2 基于局部特征的描述子

目前基于局部特征的描述子有:Spin Image<sup>[3]</sup>、3DSC<sup>[4]</sup>(3D Shape Context)、FPFH<sup>[5]</sup>(Fast Point Feature Histogram)等.但是这些方法存在一定的缺陷,对噪声敏感,在有较强噪声的情况下描述效果较差,出现的误匹配较多.近年来,Yu Lan Guo等提出了一种叫ROPS<sup>[6]</sup>(Rotational Projection Statistics)描述子,在关键点处建立局部坐标系,通过旋转关键点的邻域并投影到 $xy$ 、 $yz$ 、 $xz$ 三个2D平面上,在三个平面上划分“盒子”,根据落到每个盒子的数量,来计算每个投影平面上的一系列分布数据(熵值、低阶中心矩等)从而进行描述.Samuele<sup>[7]</sup>等提出了SHOT描述子,同样是在特征点处建立局部坐标系,将邻域点的空间位置信息和几何特征统计信息结合起来描述特征点,这种描述方法和ROPS都存在描述子维数过大的问题.Andrei Zadarescu<sup>[8]</sup>等通过计算离散的曲率信息和纹理信息来计算出邻域点的梯度直方图,使用MeshHoG描述子来对关键点进行描述.Pol Cirujeda<sup>[9]</sup>等提出一种综合颜色信息和几何信息的协方差描述子,应用在三维场景配准中达到了很好的效果.同样也是使用协方差描述子还有Duc Ferhr<sup>[10]</sup>将其应用在物体的检测和识别上,但是他们都结合了彩色信息进行描述,没有专门针对点云数据从几何特征上进

收稿日期:2016-06-21 收修改稿日期:2016-09-05 基金项目:山西省自然科学基金项目(2014011018-3)资助. 作者简介:熊风光,男,1979年生,硕士,讲师,研究方向为软件技术、虚拟现实;蔡晋茹,女,1992年生,硕士研究生,研究方向为仿真与可视化;况立群,男,1976年生,硕士,副教授,研究方向为仿真与可视化;韩雯,女,1964年生,博士,教授,研究方向为仿真与可视化、智能信息处理.

行描述以及验证其描述能力。

本文提出了一种协方差描述子,通过计算特征点邻域的几何特征的协方差矩阵来对特征点进行描述。这种协方差描述子维数较小,但能包含较多的特征点的邻域的几何特征,大大减小了存储空间,在特征的匹配过程中也加快了匹配速度。同时在初匹配的基础上引入典型相关分析,对误匹配进行一定的剔除,最终得到了较好匹配结果。

### 3 协方差描述子

#### 3.1 特征描述子的定义

从数值上来看,协方差可以理解成衡量多个变量如何相互作用。本文所提出的协方差描述子的定义是:随机变量是从点云中提取出的一系列几何特征,例如 3D 坐标、法向量、曲率等等。因此建立协方差描述子的第一步是建立特征选择函数  $\varphi(p, r)$ 。给定一个特征点  $p$ ,  $\varphi$  是所有点云中到点  $p$  的距离小于半径为  $r$  的包围球内的邻域点。

$$\varphi(p, r) = \{ \varphi_{p_i} | \forall p_i \in S, \|p - p_i\| \leq r \} \quad (1)$$

$$\varphi_{p_i} = (\alpha_{p_i}, \beta_{p_i}, \gamma_{p_i}, \rho_{p_i}, n_{xp_i}, n_{yp_i}, n_{zp_i}) \quad (2)$$

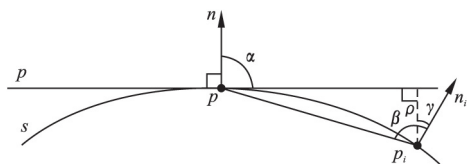


图1 选择的几何特征

Fig.1 Scheme of the used features

如图1所示,  $\alpha$  是  $p$  点法向量和  $\overrightarrow{pp_i}$  的夹角, 它表示以  $p$  点为中心的局部曲面的凹凸状况。  $\beta$  是  $p_i$  点的法向量和  $\overrightarrow{pp_i}$  的夹角, 它可以衡量  $p$  点邻域内的局部曲率。  $\gamma$  是  $p$  点的法向量和  $p_i$  点法向量的夹角, 作为一个 3D 的空间角, 它以一种非模糊的方式表示了局部曲面信息。  $\rho$  是邻域点  $p_i$  到关键点  $p$  的切平面的距离。  $n_x, n_y, n_z$  是邻域点法向量的 xyz 值。

它们可用如下公式进行计算:

$$\alpha = \arccos\left(\frac{\overrightarrow{pp_i} \cdot n_i}{\|\overrightarrow{pp_i}\|_2}\right) \quad (3)$$

$$\beta = \arccos\left(\frac{\overrightarrow{pp_i} \cdot n}{\|\overrightarrow{pp_i}\|_2}\right) \quad (4)$$

$$\gamma = \arccos(n \cdot n_i) \quad (5)$$

$$\rho = \|(\overrightarrow{pp_i} \cdot n) \cdot n\|_2 \quad (6)$$

由于本文是基于点云数据来提取特征, 这些特征的选择是根据物体的几何特征来进行选择的。若可以获得物体的颜色信息, 也可将颜色特征加入到特征序列中去形成具有彩色信息的协方差描述子。就点云数据的几何特征来说, 使用协方差描述子保证了旋转平移和视角的不变性。因此, 给定一个关键点  $p$ , 它的协方差描述子可以表示为:

$$C_r(\varphi(p, r)) = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (\varphi(p_i) - \mu)(\varphi(p_i) - \mu)^T \quad (7)$$

$\mu$  是一系列特征向量  $\{\varphi_{p_i}\}$  的平均值,  $N$  为以关键点  $p$  为中心  $r$  为半径的包围球内的邻域点的个数。结果会得到一个  $7 \times 7$  的正定矩阵  $C_r$ , 它的对角线元素表示的是每一个特征分

布的变化, 而非对角线上的元素表示的是两两特征的相互关联性。

协方差描述子可以看作是一种对点的邻域信息的抽象表示, 它将观察到的特征作为联合分布的采样, 弱化了邻域点的空间分布信息。在尺度、旋转平移的变化下仍然能保存内部几何特征。对于刚性变换具有较强的鲁棒性。按照中心极限定理, 只要获得的采样特征足够有意义, 那么它的特征分布就能正确的表示出来。所以, 协方差描述子较基于直方图的描述子更具鲁棒性。

#### 3.2 两描述子的相似度衡量

在特征点匹配中需要计算两个协方差描述子的距离或者相似性, 但是由于协方差描述子是正定矩阵, 它不依赖于欧式几何, 而是依赖于黎曼流形空间, 所以两个协方差矩阵的距离不是简单的一条直线。一种衡量方式是使用文献[11]提出的使用测地线距离, 如式(8):

$$\delta(X, Y) = \sqrt{\text{trace}(\log^2(X^{-1/2} Y X^{-1/2}))} \quad (8)$$

在这里  $X, Y$  是两个协方差矩阵。  $\log(\cdot)$  是对矩阵求对数。这种度量方式被广泛的应用于黎曼度量中的协方差描述子的比较中。然而这种度量方式计算量大, 所以近年来人们提出了对数欧式黎曼度量, 定义为:

$$\delta(X, Y) = \|\log(X) - \log(Y)\|_F \quad (9)$$

$\|\cdot\|_F$  表示的是矩阵的 F 范式。本文采取的是公式(9)来进行相似度衡量。

#### 3.3 多尺度协方差描述子

协方差描述子的计算过程简便, 所以通过改变半径  $r$  的大小从而改变邻域点的个数可以很容易的获得在不同尺度下的协方差描述子, 它的不同尺度下的一系列描述子可以表示为:

$$C_M(p) = \{C_r(\varphi(p, r)) | \forall r \in \{r_1, \dots, r_s\}\} \quad (10)$$

相比起一个特征点用一个协方差描述子表示, 用多个不同尺度下的描述子序列表示可以增强特征点的描述性, 且在匹配小范围内相似但大范围上不相似的特征点时效果更好, 匹配效果更强。半径的选取是本文计算多个尺度的协方差描述子中需要的唯一一个参数, 在后续的实验会进一步根据实验要求进行调整。衡量多尺度下的描述子之间的距离, 可以用如下的公式进行定义:

$$\delta_M(C_M^1, C_M^2) = \frac{1}{s} \sum_{i=r_1}^{r_s} \delta(C_i^1, C_i^2) \quad (11)$$

在这里  $C_i^1$  和  $C_i^2$  分别属于半径为  $r_i$  ( $i=1 \dots s$ ) 尺度下的不同场景下的协方差描述子。  $\delta(C_i^1, C_i^2)$  是用公式(9)计算出的两描述子在单一尺度下的相似性。由于单一的尺度下衡量相似性效果较差, 公式(11)将所有尺度下的相似性都考虑了进来, 改善了由于边界、遮挡而造成的单一尺度下的不相似而导致的误匹配。

#### 3.4 特征点的匹配及误匹配对的剔除

特征点的匹配一般有三种方法, 基于阈值的方法、基于距离最近邻点的方法和基于最近邻点和次邻近点比值的方法。近年来, 又使用双向最近邻点方法(即两个模型中的特征点都在对应模型的特征点中寻找描述子距离最近的匹配点, 若相互寻找到的最近点是同一点, 则认为这两点是一对匹配点)来得到匹配点。在此配对点的基础上进行点云的配准或三维模型的识别, 但是此时的配对点中仍存在一定的误匹配

点,不利于后续的识别和配准。

本文根据文献[12]提出的基于图像误匹配点剔除方法,将此方法引入到3D点云特征点误匹配剔除上来。在使用双向最近邻点方法找到初始匹配对后进行误匹配对的剔除。假设经过初匹配后得到的特征点的坐标分别为  $X = \{x_1, x_2, x_3, \dots, x_n\}$ ,  $Y = \{y_1, y_2, y_3, \dots, y_n\} \in R^{3 \times n}$ ,  $\mu_x$  和  $\mu_y$  分别为它们的均值向量,典型相关分析的目标是找到两个投影向量  $u$  和  $v$ ,使得  $X$  和  $Y$  的相关系数达到最大,且  $u, v \in R^{3 \times n}$ ,令  $s_i = u^T(x_i - \mu_x)$ ,  $t_i = v^T(y_i - \mu_y)$ ,  $s_i$  和  $t_i$  分别表示特征点在  $x_i, y_i$  在投影方向上的典型分量。 $u$  和  $v$  可以通过下面公式进行求解。

$$C_x^{-1} C_{xy} C_y^{-1} C_{xy}^T u = r^2 u \quad (12)$$

$$v = (1/r) C_y^{-1} C_{xy}^T u \quad (13)$$

其中  $r$  为典型相关系数,  $C_{xy}$  为  $XY$  的协方差矩阵,  $C_x, C_y$  为  $XY$  各自的协方差矩阵。

利用上述的算法,所有特征点匹配对可以计算出第一典型分量  $\{(s_i, t_i) | i = 1, 2, \dots, n\}$ 。根据所有的第一典型分量拟合直线  $t = ks + b$ ,本文拟合直线的方法是使用最小二乘法进行直线拟合的。根据文献[13]可以看出,若特征点对具有严格的线性变换(刚性变换或仿射变换)关系时,经过  $u$  和  $v$  的变换后也是线性相关的,所有点对生成的  $(s_i, t_i)$  也将落在一条直线上,所以可以计算每一个点  $(s_i, t_i)$  到直线的距离,若大于一定的阈值,则被认为是误匹配对,否则是正确的匹配对。

## 4 实验结果与分析

### 4.1 对协方差描述子的分析

本文所提出的基于协方差描述子匹配算法是在标准的三维模型免上检验的,这个模型来自于斯坦福大学的点云数据库。实验是在 PCL 上执行的,FPFH 和 SHOT 描述子的代码在 PCL 中都是开源的,可以直接使用与本文的方法进行比较。表1是对三种描述子的大小和计算时间进行了比较,从表中可以看出 SHOT 描述子的维数较大,运算时间也比较长,而 FPFH 和本文提出的协方差描述子的大小相对较小,计算描述子所用的时间也相对较少。

表1 描述子大小及计算时间

Table 1 Descriptor size and computational time

描述子名称	描述子大小	计算时间
FPFH	33 维	124s
SHOT	352 维	340s
本文方法	7*7 矩阵	116s

在三维点云数据的获取过程中,由于人为的干扰或者扫描仪本身的缺陷使得获得的点云数据多带有噪声,且需要的点云数据量不同使得在获取的过程中使用不同的采样密度。因此,描述子的抗噪性和对点云采样密度的鲁棒性在一定程度上也决定了描述子的好坏。本文通过对点云数据添加高斯噪声和改变点云数据的采样密度来计算初匹配的准确率(见式(14))进而验证本文提出的描述子的好坏。

准确率 = 找到正确的匹配点对的数目 / 找到的匹配点对的数目 (14)

图2显示了三种描述子在不同的噪声影响下特征点匹配

的准确率,可以看出,在噪声较弱( $\sigma = 0.1\text{mr}$ )的情况下,本文提出的描述子匹配的准确率基本可以达到95%,SHOT和

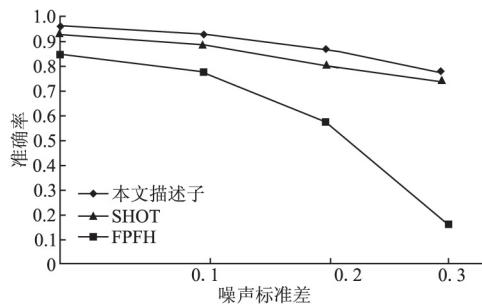


图2 三种描述子的抗噪性比较

Fig. 2 Comparison of anti noise of three kinds of descriptors

FPFH 的匹配准确也较好,都在80%以上。但随着噪声的加强,三种描述子匹配的准确率都有所下降,在噪声较强( $\sigma = 0.3\text{mr}$ )时,由于 FPFH 对噪声的变化比较敏感,匹配的准确率下降到20%,而 SHOT 描述子本身对噪声就具有较强的鲁棒性,所以匹配的准确率下降不明显,而本文提出的协方差描述子几乎和 SHOT 描述子具有同样的抗噪能力。图3是在不同的点云采样密度变化下特征点匹配准确率的比较,可以看出,本文提出的描述子在采样密度为1/2,1/4时准确率仍旧可以达到75%以上,相对于其它两种描述子,匹配的准确率更高。

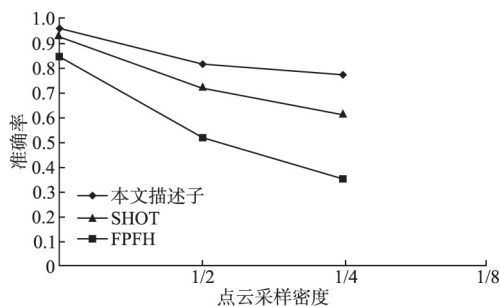


图3 三种描述子对点云采样密度变化的鲁棒性比较

Fig. 3 Comparison of robustness of point cloud sampling density variation of three kinds of descriptors

综合图2和图3可得,本文所提出的协方差描述子相对于 FPFH 和 SHOT 描述子对噪声的变化以及采样密度的变化都具有较强的鲁棒性。此描述子效果较好的原因有两点:一是本文所选择的一部分几何特征是邻域点的法向量、特征点的法向量和邻域点特征点连线之间的夹角,在一定程度上能够描述特征点邻域的弯曲程度,对旋转平移变换具有不变性,且法向量本身就具有较强的抗噪能力。二是本文采用多尺度对特征点的邻域计算协方差描述子,最后得到的是一个综合水平下的两个描述子的相似性,平滑了采样密度对特征点描述的影响。

### 4.2 匹配实验结果

本实验结果是在提取到的3DHarris角点为特征点的基础上对特征点进行描述及匹配的。下图4、图6和图8分别是基于 FPFH、SHOT 描述子和本文提出的协方差描述子的初始匹配效果图。初始匹配是在基于描述子的双向最近邻方法匹配的,其中 FPFH、SHOT 使用欧式距离来计算,而协方差描述子采用的是公式(9)(欧式黎曼距离)来计算的。图5、图7和图9

分别为在使用双向最短距离得到的初匹配基础上,采用典型相关分析(CCA)对误匹配对剔除后的实验结果图。

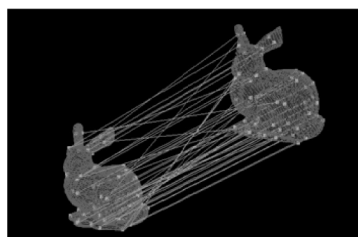


图4 基于 FPFH 的特征点匹配  
Fig. 4 Feature points matching  
based on FPFH

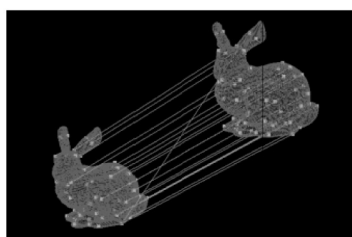


图5 对图4 误匹配进行剔除后  
Fig. 5 After eliminating the false  
matching of Fig. 4

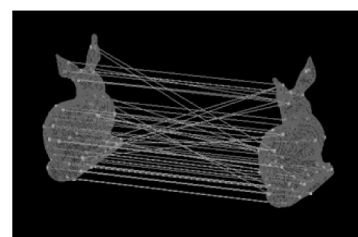


图6 基于 SHOT 特征点匹配  
Fig. 6 Feature points matching  
based on SHOT

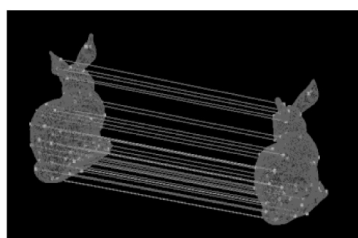


图7 对图6 的误匹配对进行剔除后  
Fig. 7 After eliminating the false  
matching of Fig. 6

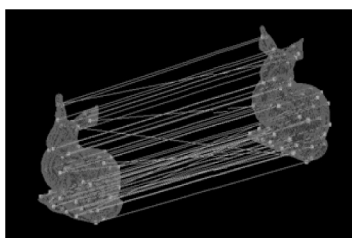


图8 基于协方差描述子特征点匹配  
Fig. 8 Feature points matching based on  
Covariance Descriptor

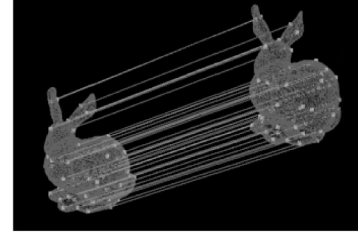


图9 对图8 进行误匹配的剔除后  
Fig. 9 After eliminating the false  
matching of Fig. 8

由实验结果可得,使用双向最短距离得到匹配对中存在较多的误匹配,匹配效果较差。采用 CCA 算法可以对误匹配进行较好的剔除,使得所有匹配对中正确的匹配对占有匹配对的百分比更大,有利于提高后期配准或识别时的效率和准确率。从对比图中还可以看出,基于 SHOT 和本文的协方差描述子生成的误匹配对的剔除效果较好,基本上将误匹配点对都剔除了,保留了绝大部分正确的匹配点对。而对 FPFH 的误匹配剔除效果较差,删除了部分的正确的匹配点对,对误匹配点对也没有剔除干净。究其原因,主要是因为采用 FPFH 实现初匹配后得到的误匹配点对数量较多,采用最小二乘拟合直线时,是使直线分布在点的中间,这使得误匹配点对生成的点也靠近了直线,剔除的过程是剔除的点到拟合直线的距离较大的点所对应的点对,所以一些误匹配点对没有剔除完,而正确的匹配点对也被剔除了一部分。SHOT 和本文的协方差描述子初匹配后生成的误匹配点对本身就较少,拟合的直线也靠近正确匹配点对生成的点,所以基于 CCA 的误匹配点对剔除方法适用于初始匹配生成的误匹配较少的点对的剔除。本文提出的协方差描述子的描述性较强,所生成的误匹配点对较少,可以与 CCA 方法很好的结合进行误匹配点对的剔除,并且通过双向最近邻和 CCA 剔除相结合的方法得到最后的匹配效果也较好。

## 5 结 论

本文提出了一种基于协方差描述子的特征点匹配算法,协方差描述子是通过计算邻域点的几何特征的协方差矩阵得到的,此描述子的维数较小,但包含的几何信息较多,描述能力强。在实验结果中也验证了这种描述子对旋转平移变换具有不变性、同时具有较好的抗噪性,对采样密度的变化也具有

鲁棒性。由于本文的协方差描述子在初始的特征点匹配中误匹配就较少,所以采用双向最近邻点方法与 CCA 误匹配剔除相结合的方法可以得到很好的匹配效果,对三维物体的识别与配准具有重要意义。

## References:

- [1] Guo Y, Bennamoun M, Sohel F, et al. 3D object recognition in cluttered scenes with local surface features: a survey [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence (TPAMI) 2014, 36(11): 2270-2287.
- [2] Tombari F, Salti S, Di Stefano L. Performance evaluation of 3D keypoint detectors [J]. International Journal of Computer Vision (IJCV) 2013, 102(1-3): 198-220.
- [3] Johnson A E, Hebert M. Surface matching for object recognition in complex three-dimensional scenes [J]. Image and Vision Computing, 1998, 16(9): 635-651.
- [4] Frome A, Huber D, Kolluri R, et al. Recognizing objects in range data using regional point descriptors [C]. European Conference on Computer Vision (ECCV) 2004: 224-237.
- [5] Rusu R B, Holzbach A, Blodow N, et al. Fast geometric point labeling using conditional random fields [C]. IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems 2009: 7-12.
- [6] Guo Y, Sohel F, Bennamoun M, et al. Rotational projection statistics for 3D local surface description and object recognition [J]. International Journal of Computer Vision (IJCV) 2013, 105(1): 63-86.
- [7] Salti S, Tombari F, Di Stefano L. SHOT: unique signatures of histograms for surface and texture description [J]. Computer Vision and Image Understanding 2014, 125: 251-264.
- [8] Zaharescu A, Boyer E, Horaud R. Keypoints and local descriptors of scalar functions on 2D manifolds [J]. International Journal of

- Computer Vision( IJCV) 2012 ,100( 1) : 78-98.
- [9] Cinujeda P ,Cid Y D ,Mateo X ,et al. A 3d scene registration method via covariance descriptors and an evolutionary stable strategy game theory solver [J]. International Journal of Computer Vision ( IJCV) 2015 ,115( 3) : 306-329.
- [10] Fehr D ,Beksi W J ,Zermas D ,et al. Covariance based point cloud descriptors for object detection and recognition [J]. Computer Vision and Image Understanding 2016 ,142: 80-93.
- [11] Cherian A ,Sra S ,Banerjee A ,et al. Efficient similarity search for covariance matrices via the Jensen-BregmanLogDet divergence [C]. 2011 International Conference on Computer Vision( ICCV) , 2011: 2399-2406.
- [12] Zhao Wei ,Tian Zheng ,Yang Li-juan ,et al. Scaleinvariant feature transform mismatches removal based on canonical correlation analysis [J]. Journal of Computer Applications 2015 ,35( 11) : 3308-3311.
- [13] Yan Wei-dong ,Tian Zheng ,Wen Jin-huan ,et al. SIFT mismatching correction based on partial least squares [J]. Journal of Computer Applications 2012 ,32( 5) : 1255-1257.

#### 附中文参考文献:

- [12] 赵 伟 ,田 铮 ,杨丽娟 ,等. 基于典型相关分析方法的尺度不变性特征变换误匹配剔除 [J]. 计算机应用 ,2015 ,35( 11) : 3308-3311.
- [13] 严伟东 ,田 铮 ,温金环 ,等. 基于偏最小二乘的最小 SIFT 误匹配校正方法 [J]. 计算机应用 2012 ,32( 5) : 1255-1257.

### CCF 专委培训研讨会在北京举行

2016 年 12 月 30 日下午 ,CCF 专业委员会( 简称 CCF 专委) 培训研讨会在 CCF 总部举行. CCF 理事长高文、秘书长杜子德、专委工委主任胡事民、专委工委委员冯志勇、黄罡、黄铁军、王涛、袁晓洁 ,以及 CCF 下属专委( 专业组) 近 50 位主任、秘书长及专委代表出席了本次会议. 会议由杜子德主持.

胡事民首先发言 ,从专委基本概况、学术活动、企业合作和国际合作情况、服务能力建设 ,以及专委学术活动调研的反馈情况等几方面对 2016 年度专委发展情况作了详尽的报告.

CCF 数据库专委会主任、中国人民大学教授杜小勇和 CCF 抗恶劣环境计算机专委会秘书长、航天科工集团 706 所研究员张淑萍作为专委代表发言. 杜小勇以《我眼中的数据库专委》为题介绍了数据库专委会“团结、执着、潇洒”的传统文化. 抗恶劣环境计算机专委会今年承办了“2016 自主可控计算机大会” ,张淑萍分享了在会议规模、会议报告、交流形式、会议盈利等方面实现的新突破.

杜子德和胡事民先后针对专委改革思路、活动规范等问题进行了详尽讲解. 杜子德介绍了 CCF 目前的发展情况 ,他特别指出“专委是学会开展学术活动的主体 ,在 CCF 占据重要地位. 专委应与总部紧密结合 ,构建 CCF 架构下的统一品牌 ,进而提高影响力.”同时 ,他还指出 ,专委应提高对会员服务的意识 ,应专业化、规范化管理和运营. 胡事民则从专委工委角度对专委做事规范、提升影响、总部互动、服务会员四个方面进行了详尽讲解 ,介绍了目前的专委财务管理方法和即将提交常务理事会审议的专委发展基金 ,提出未来 CCF 将对专委提供会议和财务方面的服务支持 ,并介绍了专委评估改革办法等.

讨论环节中 ,几位专委主任就需要学会提供的支持和帮助、工作中遇到的疑问进行了沟通和讨论 ,同时也为专委工作的发展提出了诸多建议.

高文在会议总结发言中形象地将 CCF 和专委比喻成火车头与车厢的关系 ,指出“专委应严格遵守 CCF 各项规章制度和规范 ,与总部的步调一致. CCF 也可通过对专委会的建设 ,提高学术影响力”. 高文幽默的表示 ,希望在自己的任期结束前 ,看到学会火车头带动所有的专委车厢奔驰前进.

会议最后还公布了专委互评打分结果. 本次会议旨在促进专委会之间的交流 ,有利于专委会的良好发展. 今后学会将定期举办此会议.