

基于子空间特征向量的三维点云相似性分析

胡晓彤, 王建东

(天津科技大学 计算机科学与信息工程学院, 天津 300222)

摘要: 提出一种基于子空间特征向量的三维点云相似性分析算法。首先, 获取两个物体的三维点云数据, 并进行位置标准化。其次, 利用最小子空间分割算法将两个三维点云分别分割成若干子空间。随后, 计算子空间的质心到其拟合曲面的距离和夹角, 并基于上述距离和夹角构成的向量空间, 提取子空间特征向量。最后, 通过特征向量间的相似度计算来评价两个三维点云的相似性。由于该方法将描述三维形体特征的子空间特征向量作为相似度度量的依据, 所以具有数据量小、精度高的特点。实验表明, 该算法能够定量地分析两个三维物体的相似性。

关键词: 相似性; 三维点云; 质心; 特征向量

中图分类号: TP391.4 **文献标志码:** A **文章编号:** 1007-2276(2014)04-1316-06

Similarity analysis of three-dimensional point cloud based on eigenvector of subspace

Hu Xiaotong, Wang Jiandong

(College of Computer of Science & Technology, Tianjin University of Science & Technology, Tianjin 300222, China)

Abstract: This paper presents a method of similarity analysis algorithm of the three-dimensional point cloud, which is based on eigenvector of the subspace. First of all, the three-dimensional point cloud data of two objects were obtained and positions of them were standardized. And then, the two three-dimensional point clouds were divided into several subspace by using the minimal spatial segmentation algorithm. Thirdly, the eigenvector of subspace were calculated, which should be divided into two steps: the first step was to calculate distance and angle from the centroid to the subspace surface, the next step was to compute the new eigenvector on the basis of vector space, which was composed of the distance and angle in step one. This research method took the advantage of small data in quantity and high precision in calculation because the eigenvector of subspace, which can describe the three-dimensional characteristics as the basis of similarity measure. The experiment shows that the algorithm can quantitatively analyze the similarity of two three-dimensional objects.

Key words: similarity; 3-D point clouds; center of mass; feature vector

收稿日期: 2013-08-22; 修订日期: 2013-09-19

基金项目: 国家自然科学基金(61063035)

作者简介: 胡晓彤(1971-), 男, 博士, 副教授, 主要从事智能图像处理、机器视觉及三维重建等方面的研究。

Email: huxt@tust.edu.cn

0 引言

随着双目视觉等技术的不断成熟,景物三维信息的获取变得越来越快捷、简单。特别是在军事侦察、工业自动化、交通监控及医疗等领域日益显示出越来越重要的作用。因此,基于三维信息的景物描述、识别等方面的研究受到了广泛关注,三维物体识别与比对研究已成为一个日趋活跃的研究领域。

目前,三维物体识别与比对研究一般包括以下三个方面的内容:(1) 基于模型或几何的方法研究;(2) 基于外观或视图的方法研究;(3) 基于特征匹配的方法研究。其中,基于特征匹配的方法具有适用性广等优势,因此逐步成为研究热点。参考文献[1]中提出了三维形状部分相似性匹配的逐点配对方法,该算法在所有变换组成的变换空间中穷举搜索,因此能够搜寻到尽可能多的、有意义的匹配。但文中引入了大量群和相似变换计算,使计算量非常大。参考文献[2]中提出多特征融合方法对三维模型进行特征描述,主要包括深度图像特征、轮廓特征和射线特征,由于每次特征计算都没有对三维点云数据进行预处理,而直接进行特征值计算,导致计算量相当大。

为此,文中提出了一种基于子空间特征向量的三维点云相似性分析算法。首先,进行点云的标准化的,并利用子空间分割法分割三维点云,以形成若干子空间。其次,计算质心到每个子空间的拟合曲面的距离和夹角余弦值,并利用距离和夹角余弦值构成的向量空间求得特征向量。最后,通过此特征向量计算三维物体的相似性。

1 三维点云标准化

1.1 三维点云的获取

双目立体视觉是机器视觉的一种重要形式,它是基于视差原理并利用成像设备从不同的位置获取被测物体的两幅图像,通过计算图像对应点之间的位置偏差,来获取物体三维几何信息的方法。由于双目立体视觉测量方法具有效率高、结构简单、成本低等优点,文中采用双目视觉技术,以非接触方式获取三维物体的三维点云。

由于一些非技术原因,如图像采集时环境的影响等,采集得到的三维点云可能含有一些噪声点。为了尽量减少这些噪声点对三维点云特征向量提取的影响,文中采用基于 K -近邻的最大连通域去噪法来去除这些杂点。首先,根据点云的拓扑结构关系定义 K -近邻(k 个距离点 p 的欧拉距离最近的点)。其次,在二叉树坐标轴分割的基础上,对三维点云构建 $k-d$ tree,建立点云拓扑关系,求解点云任意一点的 k 个邻域。最后计算该点与邻域内各点的距离并计算平均值,当该平均值超过预先设定的阈值时,判定该点为噪声点,予以去除。

1.2 位置标准化

为了进行准确的相似性分析,需要解决三维点云比例不一致的问题,文中采用的方法是选取一个三维坐标系,对三维点云进行遍历,找出与该三维坐标系原点距离最大的顶点,并以该顶点到原点的距离为标准进行缩放。

为了调整两个不同三维模型使其位置标准化,采用主元分析法对三维点云模型在坐标系中的姿态进行坐标旋转调整。首先,根据缩放后三维模型的顶点坐标经PCA运算得到主成分,选取特征值最大的三个主成分作为新的坐标系,然后,把原始坐标转换到新的坐标系下,得到模型在新坐标下的顶点坐标。

2 三维点云的子空间分割

由于该方法基于三维点云的局部特征向量空间进行相似度计算,为此需要将三维点云分割为若干子空间,随后将子空间的特征向量作为局部特征,构建特征向量空间。基于参考文献[3-6,10]的研究,为了高效地将三维点云分割为子空间集合,该算法采用两级分割的方法。首先基于三维点云的最小外包进行点云的粗分割,然后再对分割出的每个子块内的点云按照一定规则继续分割,以达到能够用一个三维曲面拟合每个子空间所包含的三维点云。这样,既较好地保留了点云的三维特征,又降低了特征向量计算的复杂度。

2.1 点云数据的粗分割

读入所有点云的坐标数据,选取 x 、 y 、 z 轴的最大值和最小值,分别计算 x 、 y 、 z 轴上的最大值与最

小值差,并记做 $a、b、c$,并用长宽高分别为 $a、b、c$ 的长方体外包三维点云。随后,沿 $x、y、z$ 方向将外包长方体做 n 等分切割,并把所有点云归入到相应的子空间,并对每个子空间数组内的点沿某一坐标轴方向大小排序。文中是沿 y 轴方向大小排序。

2.2 子空间集合的生成

对于每个子空间内的所有点云 $a_i, i=1, 2, \dots, k$ 计算 $a_{\text{middle}}=(a_1+a_k)/2$, 比较 a_{middle} 和 $a_{k/2}$ 投影到 zoy 平面上的两点间的距离 $dist$ 。当 $dist$ 大于阈值 δ 时,将立方体子空间等分为四个子空间,依次递归搜索。当 $dist$ 小于阈值 δ 时,停止子空间递归搜索,重复上述步骤,直至所有点云均被划分至某一符合要求的子空间内为止,从而完成子空间集合的生成。其中对于阈值 δ ,当 δ 值越小,分割形成的子空间越多,所描述的局部特征也越精确。

3 三维点云的特征向量计算

为了能更有效地利用一组特征向量描述三维景物的形状特征,需要特征向量能够较好地反映点云的局部形状特征。为此,文中利用三维形体的全局质心与分割后的子空间的相对位置关系作为描述三维形体形状特征的特征向量。并且,利用曲面拟合三维子空间内的点云,并利用质心到拟合曲面间的位置关系计算特征向量。

3.1 子空间的曲面拟合

首先,利用曲面拟合子空间内的点云,为特征向量的计算做准备。文中利用最小二乘法曲面对每个子空间内的点云进行拟合,设每个子空间内的三维点云的点集为 $p=\{p_1, p_2, \dots, p_N\}$, $p_i=\{p_{ix}, p_{iy}, p_{iz}\}$, N 为点的个数。对于上述给定的数据点 p_i ,笔者将曲面方程记为 $z=f(x,y)$ 。为了能在曲面拟合中快速地计算基函数的系数,采用多项式函数作为基函数。故设多项式函数 $z_i=a_1+a_2 \cdot x+a_3 \cdot y+a_4 \cdot xy+a_5 \cdot x^2+a_6 \cdot y^2, i=1, 2, \dots, t$, 这里 z_i 代表每个子空间拟合形成的曲面。通过上述拟合运算,分别用一个拟合曲面描述每一个子空间内的点云数据。

3.2 全局质心与曲面间距离的计算

对于上述每个子空间拟合得到的三维曲面,可以用点到曲面的最大距离和最小距离的平均值代替点到曲面的距离。首先计算模型的全局质心 $m=(m_x,$

$m_y, m_z)$, m_x, m_y, m_z 分别为所有点云的 $x、y、z$ 的平均值。其次计算质心到子空间拟合曲面的最大距离和最小距离,其中最小距离可由公式(1)计算,然后利用公式(1)转化成公式(2),对公式(2)中的 F 分别在 $x、y、z、\lambda$ 上求偏导数,得到四个方程组,联立可解出 $x、y、z、\lambda$,然后将计算得到的 $x、y、z$ 代入的公式(1)得到 d_{\min} 中可解的最小值。同理计算可得 d_{\max} ,并最终可求得质心到拟合曲面的平均距离。

$$\begin{cases} d_{\min} = \sqrt{(x-m_x)^2 + (y-m_y)^2 + (z-m_z)^2} \\ z_i = a_1 + a_2 \cdot x + a_3 \cdot y + a_4 \cdot xy + a_5 \cdot x^2 + a_6 \cdot y^2 \end{cases} \quad (1)$$

$$F = (x-m_x)^2 + (y-m_y)^2 + (z-m_z)^2 + \lambda(z_i - a_1 - a_2 \cdot x - a_3 \cdot y - a_4 \cdot xy - a_5 \cdot x^2 - a_6 \cdot y^2) \quad (2)$$

3.3 质心与子空间夹角余弦值的计算

在获取了质心到子空间距离的基础上,需要计算质心到子空间之间的角度信息,从而构建描述子空间位置关系的完整特征向量。在此,将子空间的质心作为其中心,并将三维形体整体的质心与子空间质心间的夹角作为质心与子空间的夹角,并将该角度的余弦值作为特征向量。首先计算每个子空间的三维点云的质心,记为 $m_i=f(x,y,z), i=1, 2, \dots, t$,其次用整体三维点云质心 m 和每个子块的质心 m_i ,做差值得向量 $l_i=(m_x-m_x, m_y-m_y, m_z-m_z)$ 。最后过 m 点做一条平行于 z 轴的参照量 l_{ref} ,这样就可以计算出 l_i 与 l_{ref} 形成夹角的余弦值为 $\alpha_{\text{cosi}}=(l_{\text{ref}} \cdot l_i)/(|l_{\text{ref}}| \cdot |l_i|)$, $\alpha_{\text{cosi}} \in (0,1)$ 。将这个所求的夹角余弦值定义为质心到子空间所对应的夹角余弦值。

3.4 特征向量和权值的计算

由 3.2 和 3.3 节可获得向量空间 $(\alpha_{\text{cosi}}, dis_i), i=1, 2, \dots, t$ 。将 $(0,1)$ 区间分为 m 段,每段大小 $\omega_i=(i-1)/m$,计算向量空间在余弦值 $\omega_i < \alpha_{\text{cosi}} < \omega_{i+1}$ 上的距离集合, $i=1, 2, \dots, m$ 。对于这个距离集合,首先求出其最大距离和最小距离 $d_{\max}=\text{Max}(dis_i), d_{\min}=\text{Min}(dis_i), j=1, 2, \dots, \delta_i$, 为这个距离集合的所含距离分布的个数。然后计算最大距离与最小距离的差值为 $d_{\text{dis}}=d_{\max}-d_{\min}$, 并等分为 s 段, $w_{\text{dis}}=d_{\text{dis}} \cdot (i-1)/s, i=1, 2, \dots, s$ 。其次,统计距离分布,分布函数为 $\theta_i=f_n(p_i | w_{\text{dis}} < dis_i < w_{\text{dis}(i+1)})$, f_n 为统计集合中点的数目函数。每段 w_{dis} 区域内平均距离为 $d_{\text{ave-1}}=(d_1+d_2+\dots+d_\theta)/\theta$, 平均距离与最大距离的比值为 $d_{\text{rat-1}}=d_{\text{ave-1}}/d_{\max}$ 。最后计算出所有子空间的比值,

可得此模型的特征向量为 $\eta_d=[d_{rat-1}, d_{rat-2}, \dots]$ 。由于上述提取的一维特征向量是基于分段距离的平均数,而每个距离段所含的个数又不同,为了减少数据频度对后面相似度计算的影响,引入了特征向量所对应的权值向量。其中,权值向量为 $w_d=[\theta_1/\theta_{总}, \theta_2/\theta_{总}, \dots]$, $\theta_{总}=\theta_1+\theta_2+\dots$ 。

至此,就可以利用 $m \cdot s$ 维的特征向量描述三维点云的形状特征,其中,特征向量的每一个维度代表三维点云某局部区域的特征。从而,将三维点云的形状特征映射到 $m \cdot s$ 维特征向量空间上,并利用 $m \cdot s$ 维特征向量空间上两组特征向量间的偏移量作为两个三维点云间相似性的度量。

4 相似度计算

对于任意给定的一个三维点云模型,经过子空间分割,特征向量提取后,即可用特征向量来描述该三维模型。随后对任意两个三维模型,如模型 P 和模型 Q 进行相似度计算。

在获得的三维点云特征向量的基础上,文中用余弦相似度运算来度量两组特征向量间的偏移量,并将该值作为两个三维点云间的形状特征相似度。

由于特征向量的提取是基于距离分布求得的,距离分布越密,所代表的物体特征信息越多。因此,通过引入权值,使提取的特征向量能按照合理的比例计算,从而提高相似性计算的精确度。在此,通过加权余弦相似度计算来评价两个模型的相似性。其中,权值的选取是基于两个三维模型对应特征向量的权值的平均值,故三维模型的相似性计算公式如下:

$$\lambda = \frac{w \cdot \eta_d \cdot \eta'_d}{\|w \cdot \eta_d\| * \|\eta'_d\|} = \frac{w_1 \cdot d_{rat-1} \cdot d'_{rat-1} + w_2 \cdot d_{rat-2} \cdot d'_{rat-2} + \dots}{\sqrt{w_{d_1} \cdot d_{rat-1}^2 + w_{d_2} \cdot d_{rat-2}^2 + \dots} \cdot \sqrt{w_{d'_1} \cdot d'_{rat-1}^2 + w_{d'_2} \cdot d'_{rat-2}^2 + \dots}}$$

式中: $w_i = \max(w_{d_i}, w'_{d_i}), i=1, 2, \dots$, w_d 、 w'_d 分别为 η_d 、 η'_d 所对应的权值向量,当 λ 值越大,代表两个物体的相似度越大。否则,相反。

5 实验

为了检验该算法的可行性,计算了如图 1~4 所

示的 4 个模型的相似度。

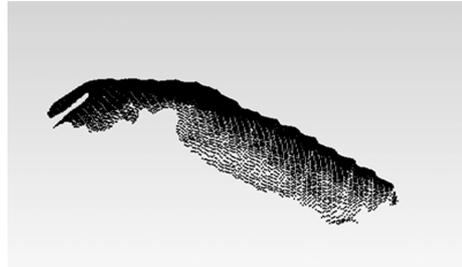


图 1 三维点云模型 a

Fig.1 Model a of point cloud

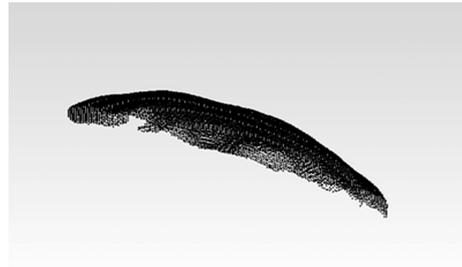


图 2 三维点云模型 b

Fig.2 Model b of point cloud

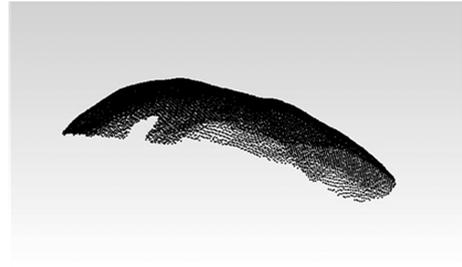


图 3 三维点云模型 c

Fig.3 Model c of point cloud

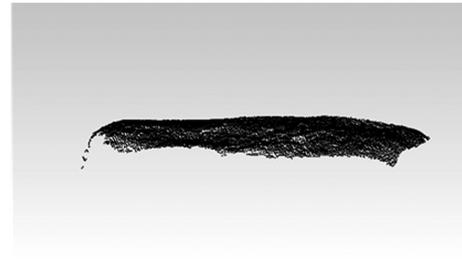


图 4 三维点云模型 d

Fig.4 Model d of point cloud

分别对上述三图进行标准化后,三维模型 a、b、c、d 可得到三维点云的数据分别为 187 51、156 25、176 49、158 69。首先将 2.1 节中的 n 值取 8,利用粗分割法可以将三维点云及其所包围的内部空间分割成 512 个子块。接下来经过子空间分割后,得到含有点云的有效子空间个数分别为 252、121、131、82,2.2

节中阈值 δ 的选取为每个子空间最大值与最小值沿 z 轴方向之差的四分之一, 每次迭代后阈值 δ 变为上一次的 1/2。然后模型 a、b、c、d 运用 3.1、3.2、3.3 计算分别得到 252、121、131、82 对夹角和距离的值。其次对 3.4 节中的 m 和 s 进行适当赋值, 就可以得到一组三维点云特征向量。实验一和实验二中第一组的 m 和 s 的取值分别为 3 和 5, 第二组分别为 5 和 5, 第三组值分别为 7 和 5, 第四组值分别为 9 和 5, 第五组值分别为 11 和 5。最后通过这些特征点和权值来计算两模型的相似度。

实验一为模型 a 与模型 b 根据不同的阈值 m 和 s 的选取, 获得的相似度特征点数和相似度的实验结果, 如表 1 所示。

表 1 模型 a 与模型 b 的相似性匹配的实验结果

Tab.1 Similarity result between model a and model b

Model P	Mode Q	Number of eigenvalues	Similarity
Model a	Model b	15	90.5%
Model a	Model b	25	89.6%
Model a	Model b	35	87.3%
Model a	Model b	45	85.1%
Model a	Model b	55	85.2%

实验二为模型 b 与模型 c 根据不同的阈值 m 和 s 的选取, 获得的相似度特征点数和相似度的实验结果, 如表 2 所示。

表 2 模型 b 与模型 c 的相似性匹配的实验结果

Tab.1 Similarity result between model b and model c

Model P	Model Q	Number of eigenvalues	Similarity
Model b	Model c	15	98.4%
Model b	Model c	25	96.2%
Model b	Model c	35	94.6%
Model b	Model c	45	94.4%
Model b	Model c	55	94.7%

实验三为模型 b 与模型 d 根据不同的阈值 m 和 s 的选取, 获得的相相似度特征点数和相识度的实验结果, 如表 3 所示。

表 3 模型 b 与模型 d 的相似性匹配的实验结果

Tab.3 Similarity result between model b and model d

Model P	Model Q	Number of eigenvalues	Similarity
Model b	Model d	15	31.2%
Model b	Model d	25	29.4%
Model b	Model d	35	29.6%
Model b	Model d	45	29.1%
Model b	Model d	55	29.0%

通过上述实验可以看出: 当选取不同的分割阈值 m 与 s 时, 两物体的相似度计算结果有一定变化。当特征值较少时, 其只能描述三维点云粗略的形体特征, 故容易造成如模型 a、b、c 这样的外形特征比较接近的形体间的相似度值计算结果比较高。随着特征值数量的增加, 模型间外形特征的细微差别被反映出来, 从而使相似度值逐渐降低。

上述情况在计算两个外形特征区别较大的模型间相似度时不明显。如模型 b 和 d 在外形上存在较大的区别, 因此当只选取 15 个特征值对其相似度进行度量时, 其结果只有 31.2%。同时, 随着特征值数量的增加, 相似度的计算结果变化比较小。

通过上述分析不难看出, 特征值数量的选取对于相似度计算有一定影响。然而无论是外形较相似或区别比较大的形体, 当特征值的数量超过 45 个时, 两物体的相似度计算结果趋近于稳定, 此时所得相似度即为两物体的外形相似度。为此, 该方法分别选取阈值 m 和 s 为 11 和 5, 从而获得准确的相似度计算结果。

6 结 论

文中提出一种基于子空间特征向量的三维点云相似性分析算法。该算法首先将三维点云分割为若干子空间, 并利用曲面对子空间内的点云进行拟合; 随后, 将三维点云的全局质心与拟合曲面的相对位置关系作为描述该区域点云形状特征的特征向量, 并构建特征向量空间; 最后, 通过计算两个三维点云特征向量空间之间的相似度, 进行三维点云间相似性的定量分析。实验表明, 该算法能有效地评价两个三维物体的相似程度。

目前,该算法已被用于评价奶牛乳房的形状特征,探索利用上述定量分析方法解决因主观性而带来的人工评价不准确的问题。同时,该算法正在被用于通过分析人脸的三维相似度进行人脸识别的研究。

参考文献:

- [1] Xin Guyu, Zha Hongbin. A point pairing method for 3D partial shape matching [J]. *Journal of Computer Aided Design and Computer Graphics*, 2009, 21(2): 135-142. (in Chinese)
辛谷雨, 查红彬. 三维形状部分相似性匹配的逐点配对方法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2009, 21(2): 135-142.
- [2] Liu Zhi, Feng Yipan, Pan Xiang, et al. Optimal view selection algorithm for 3D object based on similarity learning [J]. *Journal of Computer Aided Design and Computer Graphics*, 2012, 15(7): 531-539. (in Chinese)
刘志, 冯毅攀, 潘翔, 等. 基于相似性学习的三维模型最优视图选择算法 [J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2012, 15(7): 531-539.
- [3] Liu Yao, Ma Jie. Three dimensional automatic target recognition based on spin-images [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2012, 41(2): 246-253. (in Chinese)
刘瑶, 马杰. 基于自旋图的三维自动目标识别 [J]. 红外与激光工程, 2012, 41(2): 246-253.
- [4] Zhang Xin, Mo Rong, Shi Yuan, et al. An improved shape descriptor for 3D model retrieval [J]. *Journal of Computer Aided Design and Computer Graphics*, 2010, 22(5): 741-745. (in Chinese)
张欣, 莫蓉, 石源, 等. 一种三维模型形状检索描述符[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2010, 22(5): 741-745.
- [5] Nystrom M, Holmgren J. Change detection of mountain birch using multi-temporal ALS point clouds [J]. *Remote Sensing Letters*, 2012, (4): 190-199.
- [6] Yu Dejun, Gong Junbin, Ma Jie, et al. Study for the techniques of lidar imaging simulation [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2006, 35(S): 160-166. (in Chinese)
余德军, 龚俊斌, 马杰, 等. 激光成像雷达成像仿真技术研究[J]. 红外与激光工程, 2006, 35(S): 160-166.
- [7] Hu Xiaotong, Zhao Zongxiao. Data collection of cow's body traits based on three-dimensional measurement [J]. *Journal of Tianjin University of Science & Technology*, 2011, (3): 198-206. (in Chinese)
胡晓彤, 赵宗晓. 基于三维测量的奶牛体型性状指标的数据采集[J]. 天津科技大学学报, 2011, (3): 198-206.
- [8] Tao Jinhua, Su Lin, Li Shukai. Method of extracting building model from lidar point cloud [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2009, 38(2): 298-307. (in Chinese)
陶金花, 苏林, 李树楷. 一种从激光雷达点云中提取建筑物模型的方法[J]. 红外与激光工程, 2009, 38(2): 298-307.
- [9] Wang Renfang, Zhang Sanyuan, Ye Xiuzi. Similarity-based simplification of point-sampled surface [J]. *Journal of Zhejiang University (Engineering Science)*, 2009, 43(3): 448-545. (in Chinese)
王仁芳, 张三元, 叶修梓. 基于相似性的点模型简化精简算法[J]. 浙江大学学报, 2009, 43(3): 448-545.