

基于有限细节的植物叶片多密度点云重建算法

曾兰玲 张 巍 杨 洋 詹永照

(江苏大学计算机科学与通信工程学院 镇江 212013)

摘 要 针对粗糙点云在植物模型重建过程中遇到的噪点多、边缘粘合等问题,提出一种基于有限细节的多密度点云重建算法。首先利用 Kinect 采集到的深度和颜色信息提取出植物叶片点云,并通过颜色信息对原始点云进行稀疏处理,分离开粘合部位,得到理想的点云;然后基于人眼视觉识别的局限性提出了一种有限细节多密度点云重建算法,与传统的网格重建不同,其以点代面通过不断细化点的密度来产生视觉误差上的模糊曲面。实验证明,所提算法的重建效果和速度在一定程度上优于网格重建的。

关键词 植物建模, Kinect, 点云, 多密度重建

中图法分类号 TP391.41 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2016.8.059

Multiple Density Leaf Reconstruction Based on Limited Details

ZENG Lan-ling ZHANG Wei YANG Yang ZHAN Yong-zhao

(College of Computer Science and Telecommunication Engineering, Jiangsu University, Zhenjiang 212013, China)

Abstract According to the rough point cloud encountering the problem of noise and edged bonding in the process of plants modeling, we presented a multiple density point cloud reconstruction algorithm based on limited details. Firstly, we used the color information to spare the original points cloud extracted by Kinect, and then separate the adhesive parts to gain ideal point cloud. Simultaneously, a new method named multiple density with limited details reconstructive algorithm are provided on the basis of limitation of human recognition. The algorithm is different from traditional grid reconstruction, it generates the fuzzy surface by refining the density of points in order to reach the purpose of surface. Finally, the experiments show that the result and speed of the new algorithm are better than mesh reconstruction in a certain extent.

Keywords Plants modeling, Kinect, Points cloud, Multiple density rebuilding

1 引言

目前, Kinect 主要用于实时的人机交互,如在深度场景中提取人体骨架,捕捉人体的活动形态^[1-3];在手势识别中辨别手指的姿态,实现不同的指示功能^[4,5];在视频中结合人体骨架信息,识别人脸面部表情^[6,7]等。Izadi 等人^[8]开发的 Kinect Fusion 功能,使 Kinect 在 3D 重建方面得到进一步应用。其中, Tong 等人^[9]使用 Kinect 进行人体建模,通过局部优化来进行重建,并采用全局定位算法调整整个模型; Shen 等人^[10,11]结合现有的三维模型库,通过抽取扫描物件的关键部位来缩小匹配的范围,以达到重建的目的; Yan 等人^[12]通过用户交互的方式,以手拨动遮盖物,扫描模型的内部结构。以上研究中比较精确的建模大多是基于一个先验性模型的驱动,且研究的对象多数为物件或人体,对植物的研究较少。本文主要针对 Kinect 扫描得到的粗糙植物叶片点云进行处理和研究,提出一种新的、低代价的“有限细节多密度点云重建”方法。

2 点云提取与匹配算法

用 Kinect 深度相机扫描叶片的初始模型,如图 1(a)所示。Kinect 固定不动,将植物模型放置在颜色差距较大的背景前以减少噪点,后将实验台旋转 360°,记录下植物每个角度的深度数据。观察模型的特征并通过预处理将误扫入的背景信息删除,如图 1(b)所示。

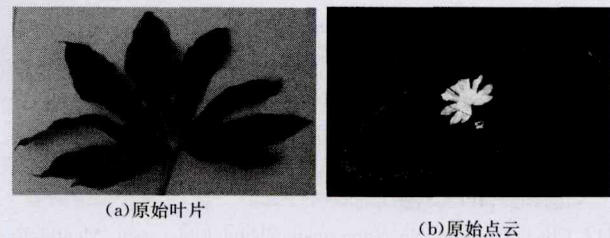


图 1 叶片重建过程

首先进行深度数据转换,在深度图 $D_z(u)$ 中采集到像素值 $u=(x,y)$,通过内置 K 矩阵得到该点的三维坐标 $v_i(u)$,

到稿日期:2015-07-14 返修日期:2015-11-16 本文受国家自然科学基金项目(61005017),教育部博士点基金(201132271100211)资助。

曾兰玲(1973-),女,博士,副教授,主要研究方向为计算机图形学、植物建模等, E-mail: lanling@ujs.edu.cn; 张 巍(1990-),女,硕士,主要研究方向为计算机图形学、Kinect 植物建模; 杨 洋(1985-),男,博士,讲师,主要研究方向为计算机动画、人机交互等; 詹永照(1962-),男,博士,教授,博士生导师, CCF 高级会员,主要研究方向为多媒体技术、人机交互等。

然后计算该点的法向量 $n_i(u)$, 如式(1)和式(2)所示。

$$v_i(u) = D_i(u)K^{-1}[u, 1] \quad (1)$$

$$n_i(u) = (v_i(x+1, y) - v_i(x, y)) \times (v_i(x, y+1) - v_i(x, y)) \quad (2)$$

然后进行相机跟踪, 使用 ICP (Iterative Closest Point) 算法在摄像头移动时不断获取其姿势。该算法是一种点集对点集的精准配准算法, 即对于扫描的每一个点, 在模型中寻找欧氏距离最近的点作为对应点, 然后不断迭代以使目标函数最小化。

如图 2 所示, 假设区域 \mathcal{R} 中原始点云为 P_k , 其目标点云为 $P_{k'}$, P_k 与 $P_{k'}$ 必须在区域 \mathcal{R} 中一一对应。ICP 算法的核心是找到一个全优变换矩阵 T 使得两点间的距离 d 最小。在 Kinect Fusion 中通过计算所有对应点间的总误差最小值, 来得到当前帧 k 相对于全局帧 g , 其相机在世界坐标中的绝对位姿 $T_{g,k}$ [13] 如式(3)所示。

$$E(T_{g,k}) = \sum_{\Omega(u) \neq \Phi} \| (T_{g,k} V_k(u) - \hat{V}_{k-1}^g(u))^T \hat{N}_{k-1}^g(u) \|_2 \quad (3)$$

其中, $T_{g,k}$ 是一个 4×4 的位姿矩阵, $V_k(u)$ 为当前帧中 P_k 点的坐标, $\hat{V}_{k-1}^g(u)$ 为模型点 $P_{k'}$ 的坐标, $\hat{N}_{k-1}^g(u)$ 为对应点的法向量。最后将优化问题转化为一个最小二乘优化, 通过计算一个线性方程组来计算最优解。

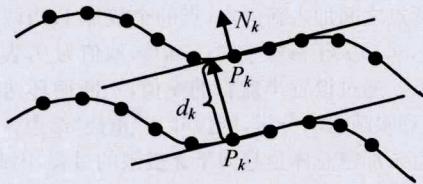


图 2 ICP 算法

使用 ICP 算法得到的点云最接近于原始的点云值, 图 3 将得到的叶片点云进行显示。图中多余的圆圈部分为实验台, 在后期处理中可以除去。

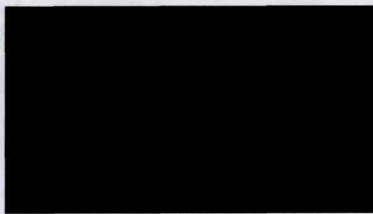


图 3 叶片点云

3 基于 RGB 信息的叶片曲面重建

Poisson 曲面重建是目前基于点云重建的主流算法 [14], 该算法使用隐式函数框架来处理表面重建问题, 通过一个三维指示函数来提取合适的等值面进行重建。

设有一个三维实体 M , 其边界为 ∂M , 由于模型的几何属性未知, 使用点集 S 把 ∂M 分割为不同的小片面 $\varphi_s \subset \partial M$ 。根据样本点 $s \cdot p$ 的值和小片面的面积乘积来近似计算 φ_s 上的积分, 如式(4)所示:

$$\begin{aligned} \nabla(\chi_M * \hat{F})(q) &= \sum_{s \in S} \int_{\varphi_s} \hat{F}_p(q) \tilde{N}_{\partial M}(p) dp \\ &\approx \sum_{s \in S} |\varphi_s| \hat{F}_{s \cdot p}(q) s \cdot \tilde{N} \end{aligned} \quad (4)$$

其中, χ_M 表示 M 的指示函数, $\tilde{N}_{\partial M}(p)$ 表示 p 点的曲面法线, \hat{F}

(q) 为平滑的高斯滤波器, $\hat{F}_p(q) = \hat{F}(q-p)$ 表示 q 到 p 的平移。

Poisson 重建效果如图 4 所示。该方法结合了全局和局部拟合方法的优点, 其基函数和周围的数据点是局部支持的, 而在邻近区域中局部隐式片面类型的选择不采用启发式的决策, 该方案可以有效减小时间和空间复杂度。

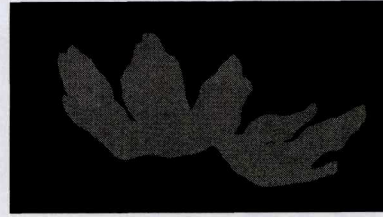


图 4 点云重建

2013 年, Michael 和 Hugues [15] 在 Poisson 算法上进行改进, 原始算法只使用一个单一的全局隐式函数来使得所有点的平均值为 0, 该指示函数可以求得:

$$E(\chi) = \int \| \nabla \chi(p) - \vec{V}(p) \|^2 dp \quad (5)$$

但此时会造成局部曲面的漂移, 其模拟出的效果并不理想。因此, 对于输入的点云 P , 引入一个权重 w , 则得出:

$$E(\chi) = \int \| \vec{V}(p) - \nabla \chi(p) \|^2 dp + \frac{\alpha \cdot S(P)}{\sum_{p \in P} w(p)} \sum_{p \in P} w(p) \chi^2(p) \quad (6)$$

其中, α 是衡量拟合梯度和拟合数值的一个参数, $S(P)$ 表示的是重建的模型曲面, 该曲面可以通过抽样密度计算出来。该方程的实质是将输入的一系列点云变成稀疏的点, 但这些点仍能很好地保持离散化的线性结构, 从而进一步优化重建的性能。

从该算法中得到启示, 同时结合前期 Kinect 扫描得到的模型带有颜色这一信息, 如图 5 所示, 提出了一种改进的基于 RGB 信息的植物重建 Poisson 算法。



图 5 颜色重建

首先在输入的点云 P 上, 引入一个颜色统计函数 $\varphi(r, g, b)$ 。由于植物叶片颜色的单一性, 在扫描时可以发现植物的周边存在大量的异色点, 对该片点云的颜色值进行统计, 大多数点都落在某一区间 \mathfrak{I} 内, 引入参数 β 控制其颜色值的统计范围, 改进后的公式为:

$$E(\chi) = \int \| \vec{V}(p) - \nabla \chi(p) \|^2 dp + \beta \cdot \varphi(r, g, b) \quad (7)$$

通过改变约束项中的参数 β 来逐渐稀疏模型点云。如图 6 所示, 颜色阈值逐渐减少, 可以观察到模型点云逐渐稀疏, 并使得由于扫描误差造成的叶裂间的粘合部位逐渐消失, 逐步得到理想效果。

对上述得到的每一步稀疏点云进行 Poisson 重建, 结果如图 7 所示。该结果是对应图 6 的 Poisson 重建, 其中按箭头方向第 5 个叶片为关键阈值 β_5 重建, 可以发现在大于阈值 β_5 时, 删除部分点云并不会影响重建效果。

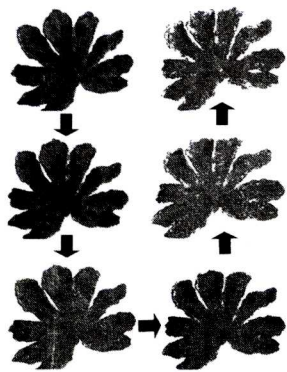


图6 梯度删除点云

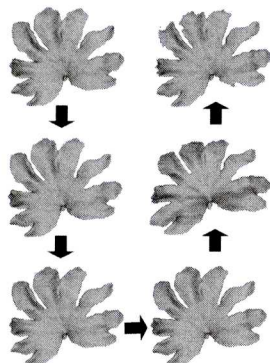


图7 点云重建

将重建的时间和空间数据进行处理,得到图8的使用性能趋势图。从中可以发现,随着点云数的减少,其时间和空间性能在一定程度上得到优化。

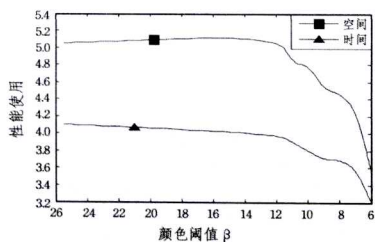


图8 时间和空间使用趋势图

文中提出的方法在牺牲部分正常点云但不影响重建效果的前提下,有着更佳的性能。

4 有限细节多密度点云重建

基于RGB信息的植物点云Poisson重建后能发现经过颜色筛选可以优化一定的曲面重建性能。但在重建后可以观察到某些扫描误差较大的粘合部位虽然运用式(7)被分开,但Poisson重建时仍会被保持,如图9中框图所示,且原来扫描得到的颜色信息会丢失。该算法应用于实际的大型场景建模时,重建速度还是比较慢的。



(a)原始点云 (b)稀疏点云 (c)稀疏点云重建

图9 叶裂粘合

因此提出了一种有限细节多密度点云重建算法。该算法是在人眼模糊识别的基础以牺牲部分正常点云为代价而进行的一种特殊“重建”。如图10所示,其原理是当点云间的密度达到一定的程度时,人眼就不能清晰地辨别点与点间的距离,而会将该片点云误认成一个面,利用这种视觉误差来进行特殊的重建。



图10 多密度点云

同样,在输入的点云 P 中,先进行 β 参数的颜色筛选,通过不断调整 β 值,其边缘异色点的删除范围会逐渐变大,在分离粘合部位的同时会造成正常点云的丢失。选取稀疏化的点云,利用随机函数抽取稀疏模型30%的点,计算该点到其他所有点的欧氏距离并进行统计,取其距离值分布最密的距离段的中值作为其距离参数 γ 。

$$E_{count} = \sum_{p \in P} num(x, y, z) + bool(r) \cdot dis(x, y, z) \quad (8)$$

其中, $\sum_{p \in P} num(x, y, z)$ 用于统计稀疏后点云中点的个数; $dis(x, y, z)$ 用于计算点云中每一点到其他所有点的距离值;当两点间的距离值 $dis(x, y, z)$ 小于参数 γ 时, $bool(r)$ 取值为1,表明在其两点之间加入新的点,点的个数加1;当两点间的距离值 $dis(x, y, z)$ 大于参数 γ 时, $bool(r)$ 取值为0,表明拒绝在其中加入点。通过设置半监督的 γ 值,不断循环迭代在点中加入点,直到眼睛无法分辨,则该叶片“重建”结束。

由于点云加密总体是趋向于无极限的过程,因此图11中(a)~(d)是相同部位加入1倍、2倍、3倍、4倍点云的示例对比。在小于参数 γ 的两点之间加入新的点,同时设置该点的颜色为其中间色。缩放等大的倍数与原图进行比较,可以发现肉眼能识别出原图的点云,而对于加密后的点云识别较模糊。图12为叶片加密前与加密后的对比图。

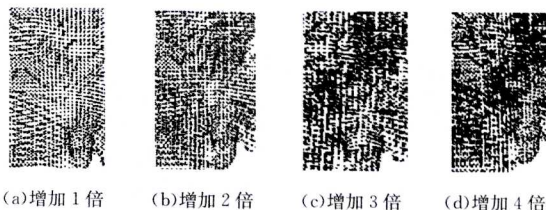


图11 密度对比



图12 加密前后对比

有限细节多密度点云重建理论上采用的是趋向无极限的过程,其重建的好坏只取决于用户的感官体验;而且模型的文件只涉及到点云信息,不涉及重建的网格信息。在同等初始点云条件下,其模型的点云重建速度相比于网格重建速度将有一个质的提高,对于将来其工业运用有很高的使用价值。

5 实验结果

对其它叶片的重建结果进行比较,如图13所示,其中第

3个模型是为固定住叶片而加粗了根部。图(a)为原始真实叶片;图(b)为 Poisson 重建模型;图(c)为对应原始点云设置梯度式颜色阈值进行点云稀疏后,在关键阈值 β_c 的 Poisson 重建模型。比较图(b)和(c)可以发现,原始点云和稀疏点云有相同的重建效果,但稀疏点云重建有着更佳的时间和空间性能。图(d)为带有 RGB 信息的原始网格模型;图(e)为针对

稀疏点云的有限细节多密度点云重建模型。比较图(d)和(e)可以发现,叶裂间粘合部位被分离,当模型缩放到等大比例时,点就被模糊成面,由于实验中硬件设备的局限,图(e)中仍可以看见部分点云。如果继续加密,则可以达到模糊曲面的目的,实现有限细节多密度点云重建。图(f)从左至右分别是模型同一部位加密 2 倍、4 倍、6 倍的密度对比图。

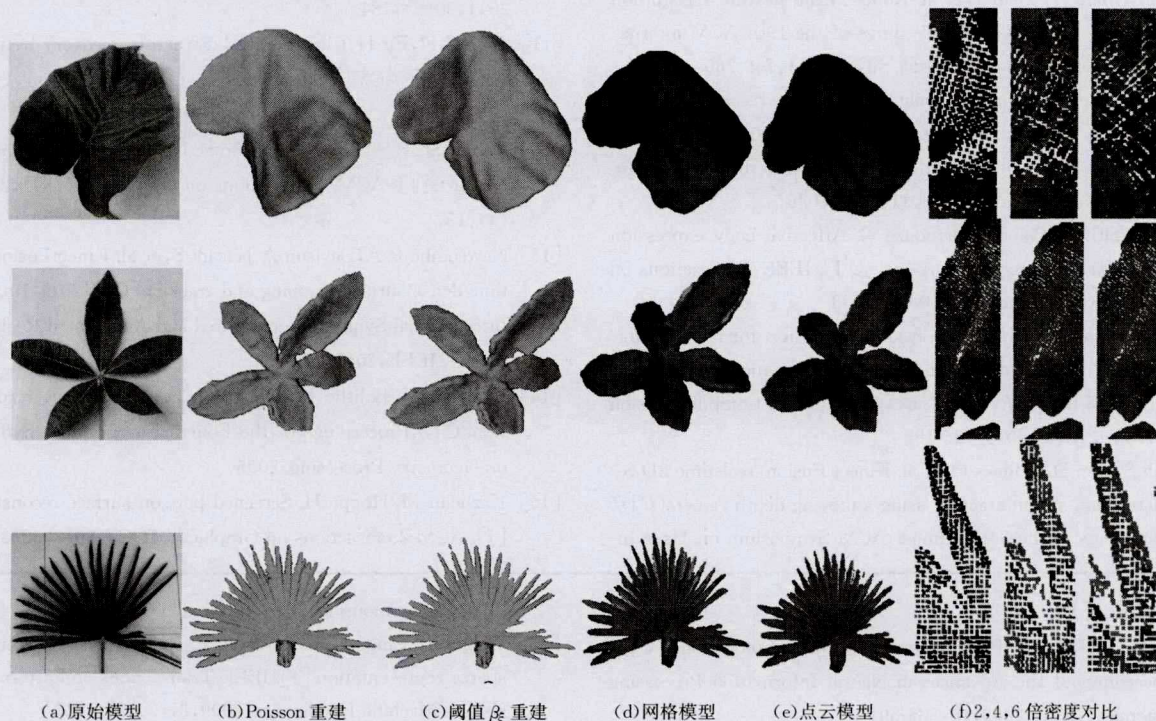


图 13 实验结果比较

具体实验数据如表 1 所列。

表 1 实验数据

原始点云 (kpts)	46.608	103.869	76.548	60.353
Poisson 重建时间(Sec)	5.6	10.5	8.7	6.7
Poisson 重建空间(MB)	51.3	118.1	106.4	85.0
是否存在粘合(Y/N)	Y	N	N	Y
稀疏点云 (kpts)	36.960	77.544	64.673	47.811
阈值 β_c 重建时间(Sec)	4.1	7.8	5.9	6.4
阈值 β_c 重建空间(MB)	44.7	67.0	75.5	73.6
是否存在粘合(Y/N)	Y	N	N	Y
多密度点云 (kpts)	752.451	1550.736	1370.726	849.297
多密度重建时间(Sec)	3.9	7.5	5.6	5.5
多密度重建空间(MB)	25.8	53.2	47.0	29.2
是否存在粘合(Y/N)	N	N	N	N

通过比较原始点云重建和阈值 β_c 重建的实验数据可以看出,在不影响重建效果的基础上,阈值 β_c 重建在时间和空

间上有着更佳的性能,但两者的网格重建算法都解决不了叶裂粘合问题;而有限细节多密度点云重建算法通过设定距离值 γ 在点中加点,可以有效避免在叶裂中加点,解决了上述叶裂粘合问题。有限细节多密度点云重建算法利用人眼视觉差进行模糊曲面重建,以点代面,因此不需要计算存储相连的网格信息,相对于传统网格重建算法,其计算量和存储量都能得到较大优化。

若将有限细节的多密度点云重建算法运用于实际的场景中,当用户鼠标进行放大时,其物体的点云密度也按照同样的速度进行加密,则渲染场景后给予的用户体验仍旧是良好的。

结束语 文中在提取点云时出现一系列异色点的基础上对该植物叶片进行处理,通过颜色阈值的设定,将原密度点云稀疏化,然后采取 Poisson 重建,优化其时间和空间性能。针对重建后会出现颜色丢失和粘合等问题,又提出了稀疏点云加密化的思想,从人眼的实际体验出发,不断密化其点云直到人眼无法识别,形成一种特殊的基于有限细节的点云“模糊重建”。

对于多密度化的点云,由于在点云稀疏时参数 β_c 值需要半监督的确定,其叶片点云边缘会出现各种锯齿,并且在加密时会出现部分地区过密的现象,怎样对叶片边缘进行平滑和利用采样均匀度进行加密是下一步多密度重建的研究内容。

另外,实现基于点的有限细节到无限细节重建也是下一步研究的重点。

参考文献

[1] Zhang Z. Microsoft kinect sensor and its effect[J]. MultiMedia,

- [2] Suma E A, Lange B, Rizzo A S, et al. Faast: The flexible action and articulated skeleton toolkit[C]//2011 IEEE Virtual Reality Conference (VR). IEEE,2011:247-248
- [3] Kar A. Skeletal tracking using microsoft kinect [J]. Methodology,2010,1:1-11
- [4] Ren Z, Meng J, Yuan J, et al. Robust hand gesture recognition with kinect sensor[C]//Proceedings of the 19th ACM international conference on Multimedia. ACM,2011:759-760
- [5] Ren Z, Yuan J, Zhang Z. Robust hand gesture recognition based on finger-earth mover's distance with a commodity depth camera[C]//Proceedings of the 19th ACM International Conference on Multimedia. ACM,2011:1093-1096
- [6] Kleinsmith A, Bianchi-Berthouze N. Affective body expression perception and recognition: A survey[J]. IEEE Transactions on Affective Computing,2013,4(1):15-33
- [7] Li W, Mian A S, Krishna A, et al. Using kinect for face recognition under varying poses, expressions, illumination and disguise [C]//2013 IEEE Workshop on Applications of Computer Vision (WACV). IEEE,2013:186-192
- [8] Izadi S, Kim D, Hilliges O, et al. Kinect Fusion: real-time 3D reconstruction and interaction using a moving depth camera[C]//Proceedings of the 24th Annual ACM Symposium on User Interface Software and Technology. ACM,2011:559-568
- [9] Tong J, Zhou J, Liu L, et al. Scanning 3d full human bodies using kinects[J]. IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics,2012,18(4):643-650
- [10] Shen C H, Huang S S, Fu H, et al. Adaptive partitioning of urban facades[J]. ACM Transactions on Graphics (TOG), ACM,2011,30(6):184
- [11] Shen C H, Fu H, Chen K, et al. Structure recovery by part assembly[J]. ACM Transactions on Graphics (TOG),2012,31(6):180
- [12] Yan F, Sharf A, Lin W, et al. Proactive 3D scanning of inaccessible parts[J]. ACM Transactions on Graphics (TOG),2014,33(4):157
- [13] Newcombe R A, Davison A J, Izadi S, et al. KinectFusion: Real-time dense surface mapping and tracking[C]//2011 10th IEEE International Symposium on Mixed and Augmented Reality (ISMAR). IEEE,2011:127-136
- [14] Kazhdan M, Bolitho M, Hoppe H. Poisson surface reconstruction[C]//Proceedings of the Fourth Eurographics Symposium on Geometry Processing. 2006
- [15] Kazhdan M, Hoppe H. Screened poisson surface reconstruction [J]. ACM Transactions on Graphics (TOG),2013,32(3):29
-
- (上接第 281 页)
- [12] He Xiao-fei, Niyogi Partha. Locality preserving projections [C]//Proceedings of the Advances in Neural Information Processing Systems (NIPS). 2003,16:585-591
- [13] He Xiao-fei, Cai Deng, Yan Shui-cheng, et al. Neighborhood preserving embedding [C]//Tenth IEEE International Conference on IEEE/ICCV 2005). 2005,2:1208-1213
- [14] Yan Shui-cheng, Xu Dong, Zhang Ben-yu, et al. Graph embedding: a general framework for dimensionality reduction [J]. IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell,2007,29(1):40-51
- [15] Shrivastava A, Patel V M, Chellappa R. Multiple kernel learning for sparse representation-based classification [J]. IEEE Transactions on Image Processing,2014,23(7):3013-3024
- [16] Bai Zuo, Huang Guang-bin, Wang Dan-wei, et al. Sparse extreme learning machine for classification [J]. IEEE Transactions on Cybernetics,2014,44(10):1858-1870
- [17] Hui Kang-hua, Li Chun-li, Zhang Lei. Sparse neighbor representation for classification [J]. Pattern Recognition Letters,2012,33(5):661-669
- [18] Feng Zhi-zhao, Yang Meng, Zhang Lei, et al. Joint discriminative dimensionality reduction and dictionary learning for face recognition [J]. Pattern Recognition,2013,46(8):2134-2143
- [19] Yang Meng, Zhang Lei, Yang Jian, et al. Regularized robust coding for face recognition [J]. IEEE Transactions on Image Processing,2013,22(5):1753-1766
- [20] Shao Ming, Ma Ming-bo, Fu Yun. Sparse manifold subspace learning [M]//Low-Rank and Sparse Modeling for Visual Analysis. Springer,2014:117-132
- [21] Zhang Sheng-ping, Yao Hong-xun, Sun Xin, et al. Sparse coding based visual tracking: review and experimental comparison [J]. Pattern Recognition,2013,46(7):1772-1788
- [22] Zhang Sheng-ping, Yao Hong-xun, Zhou Hui-yu, et al. Robust visual tracking based on online learning sparse representation [J]. Neurocomputing,2013,100(1):31-40
- [23] Wright J, Yang A, Sastry S, et al. Robust face recognition via sparse representation [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence,2009,31(2):210-227
- [24] Guan Nai-yang, Tao Da-cheng, Luo Zhi-gang, et al. Mahnmf: Manhattan Non-negative Matrix Factorization [J]. Journal of Machine Learning Research,2012,arXiv:1207.3438
- [25] Qiao Li-shan, Chen Song-can, Tan Xiao-yang. Sparsity preserving projections with applications to face recognition[J]. Pattern Recognition,2010,43(1):331-341
- [26] Qiao Li-shan, Chen Song-can, Tan Xiao-yang. Sparsity preserving discriminant analysis for single training image face recognition [J]. Pattern Recognition Letters,2010,31(5):422-429
- [27] Zang Fei, Zhang Jiang-she. Discriminative learning by sparse representation for classification [J]. Neurocomputing,2011,74(12):2176-2183
- [28] Gui Jie, Sun Zhe-nan, Jia Wei, et al. Discriminant sparse neighborhood preserving embedding for face recognition [J]. Pattern Recognition,2012,45(8):2884-2893
- [29] Lou Song-jiang, Zhang Guo-yin, Pan Hai-wei. Supervised laplacian discriminant analysis for small sample size problem with its application to face recognition [J]. Journal of Computer Research and Development,2012,49(8):1730-1737
- [30] Belhumeur P N, Hespanha J, Kriegman D. Eigenfaces vs. Fisherfaces: recognition using class specific linear projection [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence,1997,19(7):711-720
- [31] Samaria F, Harter A. Parameterisation of a stochastic model for human face identification[C]//Second IEEE Workshop on Applications of Computer Vision. Sarasota,1994:138-142
- [32] Lee K, Ho J, Kriegman D. Acquiring linear subspaces for face recognition under variable lighting [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence,2005,27(5):684-698