

基于骨架提取的树木主枝干三维重建算法

张天安, 云挺, 薛联凤, 高纪青

(南京林业大学信息科学技术学院, 江苏 南京 210037)

[摘要] 为了实现树木主枝干的三维重建, 提出了一种基于骨架提取的算法. 首先, 根据 Dijkstra 距离对点云数据进行分段. 然后, 提取出每个连通部分的骨架, 并采用线性规划的优化模型求出距离与角度的权值, 根据加权后的匹配度进行骨架的连接, 得到整株树的完整骨架. 最后利用圆柱体拟合出树木枝干的模型, 对含笑树和樱花树分别进行了实验, 得到了令人满意的实验结果.

[关键词] 三维点云, 骨架提取, Dijkstra 距离, 优化模型

[中图分类号] TP391.9 **[文献标志码]** A **[文章编号]** 1672-1292(2014)04-0051-07

Three-Dimensional Reconstruction Algorithm of Tree Limbs Based on Skeleton Extraction

Zhang Tian'an, Yun Ting, Xue Lianfeng, Gao Jiqing

(College of Information Science and Technology, Nanjing Forestry University, Nanjing 210037, China)

Abstract: In order to achieve the 3D reconstruction of the tree limbs, this paper proposes an algorithm based on skeleton extraction. Firstly, the point cloud data are segmented according to Dijkstra distance. Then, the skeletons of each connected part are extracted. By adopting the linear programming optimization model to calculate the weights of distance and angle, the skeleton is connected according to the matching degree to get a complete skeleton of the whole tree. Finally, the models of sakura's and michelia's limbs are reconstructed by fitting the cylinder and the result of the experiment is satisfying.

Key words: 3D point cloud, skeleton extraction, Dijkstra distance, optimization model

随着计算机图形学技术的飞速发展, 三维相关的应用程序在计算机生成的虚拟世界变得越来越受欢迎. 由于三维扫描仪可用性和功率的增加, 许多大型和复杂的对象可以被方便地扫描. 三维模型的曲线骨架提取, 如激光扫描点云, 是计算机图形学中的一个重要问题. 骨架是一种简明的表示, 有助于描述形状和三维物体的基本拓扑结构.

树木是自然环境中很常见的但重要的物体. 树木点云的研究有助于其他领域, 如林业和生态系统. 树木点云, 通常是由一个躯干和许多密集的复杂的分支组成, 处理非常困难. 计算各种树木点云的曲线骨架是对数字农业研究的挑战.

参考文献[1]结合基于对象的点云分析提取了树木的骨架. 参考文献[2]提出了利用局部 Delaunay 三角网的平滑交叉领域和计算参数的方法来提取不完整点云数据的曲线骨架. 参考文献[3]提出了一种基于骨架的对有残缺的三维点云进行内在对称性检测的算法. 参考文献[4]提出一种新的应用广义 Voronoi 图的骨架提取方法. 参考文献[5]提出一个新颖的骨架修剪方法, 在决定是否应该修剪骨架分支时是基于前后边界段相对应的分支. 参考文献[6]提出了一个简单而强大的对血管模型提取曲线骨架的方法. 参考文献[7]引入了离散的 λ -中轴来进行鲁棒的骨架提取. 在参考文献[8]中, 考虑骨架修剪为一个多目标决策问题, 提出了一种基于信息融合的骨架剪枝算法. 参考文献[9]提出了一种新颖的基于二维经验模式分

收稿日期: 2014-08-16.

基金项目: 国家自然科学基金(31300472)、江苏省自然科学基金(BK2012418)、2014 科技支撑计划项目(BE2014688).

通讯联系人: 云挺, 博士, 副教授, 研究方向: 虚拟现实与机器视觉. E-mail: njyunting@qq.com

解的骨架修剪方法. 参考文献[10]提出了一种从 x 射线冠状动脉血管造影图像序列定量估算在心脏周期中冠状动脉血管骨架整体位移的方法.

总之,利用激光扫描得到的点云提取树木的曲线骨架不容易实现. 由于枝叶复杂,扫描的数据嘈杂或不完整,比较棘手.

本文提出了一种基于骨架提取的树木主枝干三维重建算法. 其中骨架提取以 Dijkstra 距离分段为基础,然后采用线性规划的优化模型求出距离与角度的权值,根据加权后的匹配度进行骨架的连接,得到整株树的完整骨架. 最后利用圆柱体拟合出树木主枝干的模型,在樱花树和含笑树上进行了实验,取得了良好的实验结果.

1 基于 Dijkstra 距离的枝干点云分段

本文的点云数据是激光扫描仪扫描获得的树木点云经过半监督的 SVM 分类算法进行枝叶分离之后得到的枝干点云数据. 首先假设欧式距离小于 0.015 m 的两点之间是连通的,然后在能够相互连通的每部分点云中,利用 Dijkstra 算法求出每个点到根节点之间的最短路径距离,根据其他点到根结点的 Dijkstra 距离对每部分枝干进行分段.

1.1 Dijkstra 距离

对于扫描得到的点云集合 $P, P \subset \mathbf{R}^3$ 中的每个点 $p_i = (x_i, y_i, z_i)^T$, 如果 p_i 点到 p_j 点之间的欧式距离 $Eu(p_i, p_j)$ 小于 0.015 m, 则认为 p_i 点和 p_j 点是连通的, 这条边的权值是 $Eu(p_i, p_j)$. 如果 $Eu(p_i, p_j)$ 大于等于 0.015 m, 则认为 p_i 点和 p_j 点不能直接连通, 这条边的权值无穷大. 设图 $G = \langle P(G), E(G), W \rangle$ 是无向赋权图, W 是从边集 $E(G)$ 到正实数集的一个函数, 通常把边 $[p_i, p_j]$ 的权记作 $W(p_i, p_j)$, 并称 $W(p_i, p_j)$ 为这条边的长度.

$$W(p_i, p_j) = \begin{cases} Eu(p_i, p_j), & (Eu(p_i, p_j) < 0.015 \text{ m}), \\ \infty, & (Eu(p_i, p_j) \geq 0.015 \text{ m}). \end{cases} \quad (1)$$

在这个无向连通图中, 从一个点 p_i 到另外一个结点 p_j 的路径可能有很多条, 如果每条边的长度代表着连接这条边的两个结点之间的距离, 那么从点 p_i 到点 p_j 的全部路径中一定存在着某条路径会使所经过边的权值之和最小. 如果从点 p_i 到点 p_j 之间存在一条路径 V , 则定义 V 的长度为路径 V 所经过的边的长度和, 记作 $W(V)$. 如果点 p_i 和点 p_j 之间不存在连通路, 则 $W(p_i, p_j) = \infty$. 设路径 V 经过的顶点序列为 $p_i e_1 p_2 e_2 p_3 \cdots p_x \cdots e_n p_j$, 则 $W(p_i, p_j) = \sum e_x$, 其中 $e_x \in \{\text{路径 } V \text{ 上所有的边}\}$. 图 G 中点 p_i 到点 p_j 的最短路径长度记为 $d(p_i, p_j)$, 定义为:

$$d(p_i, p_j) = \begin{cases} \min \{ W(V) \mid V \text{ 为 } G \text{ 中从 } p_i \text{ 到 } p_j \text{ 的路径} \}, \\ \infty, & \text{当从点 } p_i \text{ 到点 } p_j \text{ 不可达时}; \end{cases} \quad (2)$$

1.2 Dijkstra 距离求解算法

我们把 (p_i, p_j) 路径的最小权值称作 p_i 和 p_j 之间的距离, 并记作 $d(p_i, p_j)$. 设 S 是 P 的真子集并且 $p_0 \in S$, 记 $T = P - S$. 若 $V = p_0 \cdots p_x p_j$ 是从 p_0 到 T 的最短路径, 则显然 $p_x \in S$ 且 V 的 (p_0, p_x) 必然是最短 (p_0, p_x) 路, 如图 1 所示.

所以

$$d(p_0, p_j) = d(p_0, p_x) + W(p_x, p_j), \quad (3)$$

并且从 p_0 到 T 的距离由如下公式给出:

$$d(p_0, T) = \min \{ d(p_0, p_j) + W(p_i, p_j) \mid (p_i \in S, p_j \in T). \quad (4)$$

为避免重复并且保留每一步的计算信息, 在算法中, 每个顶点 p 给以标号 $L(p)$. 它是 $d(p_0, p_j)$ 的一个上界. 开始时 $L(p_0) = 0$, 而 $p_j \neq p_0$, 则有 $L(p_j) = \infty$. 算法进行时, 标号不断修改. 第 i 步结束时有

$$L(p_i) = d(p_0, p_i), \quad \text{对 } p_i \in S \text{ 成立}, \quad (5)$$

$$L(p_j) = \min \{ d(p_0, p_i) + W(p_i, p_j) \mid (p_i \in S), \quad \text{对 } p_j \in T \text{ 成立}. \quad (6)$$

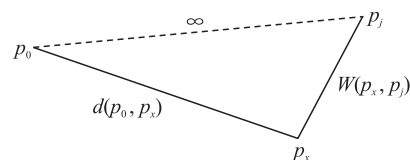


图 1 最短路径示意图

Fig. 1 The shortest path diagram

2 枝干点云的骨架提取

2.1 基于邻接矩阵的点云段内骨架提取

分段后得到的不同枝干部分为 C_i , 对每一个 C_i 内的点云, 已经根据 Dijkstra 距离分成了若干段, 如果两点 p_i 和 p_j 之间的欧式距离小于 0.015 m, 则认为这两点是连通的. 否则, 认为 p_i 和 p_j 两点之间的距离为无穷大.

若一部分中某种颜色表示的点构成的邻接矩阵中任意两点之间都是有路径可以到达的, 则将这种颜色中离该段根结点的 Dijkstra 距离最近的若干点的中心与离该段根结点的 Dijkstra 距离最远的若干点的中心相连, 得到该段颜色部分的骨架.

如果一部分中某种颜色表示的点构成的邻接矩阵中不是任两点间均有路径可以到达, 则先根据邻接矩阵把该颜色的点分成几个连通子图, 每个连通子图的邻接矩阵都满足任两点间有路径可达. 在每个连通子图中求得离根结点的 Dijkstra 距离最近的若干点 ($v_1, v_2, \dots, v_n \in P_{C_i}^1$) 的中心 (记为 $\overline{P_{C_i}^1}$) 与离根结点的 Dijkstra 距离最远的若干点 ($u_1, u_2, \dots, u_m \in P_{C_i}^2$) 的中心 (记为 $\overline{P_{C_i}^2}$).

通过式 (7) ~ (12), 计算求得 $P_{C_i}^j$, 连通这些点即得到每个分段内 C_i 的骨架.

$$\overline{P_{C_i}^1} = \frac{x_{v_1} + x_{v_2} + \dots + x_{v_n}}{n}, \quad (7)$$

$$\overline{P_{C_i}^1} = \frac{y_{v_1} + y_{v_2} + \dots + y_{v_n}}{n}, \quad (8)$$

$$\overline{P_{C_i}^1} = \frac{z_{v_1} + z_{v_2} + \dots + z_{v_n}}{n}, \quad (9)$$

$$\overline{P_{C_i}^2} = \frac{x_{u_1} + x_{u_2} + \dots + x_{u_m}}{m}, \quad (10)$$

$$\overline{P_{C_i}^2} = \frac{y_{u_1} + y_{u_2} + \dots + y_{u_m}}{m}, \quad (11)$$

$$\overline{P_{C_i}^2} = \frac{z_{u_1} + z_{u_2} + \dots + z_{u_m}}{m}. \quad (12)$$

2.2 基于线性规划优化方法的骨架间连接性计算

分段部分的骨架是不连续的, 接下来计算上面每段的根结点与其他每段的所有结点之间距离与前后方向的匹配度, 来确定每段根结点应该与哪个结点连接, 最后得到整棵树完整的骨架.

待连接的一段根结点设为 P_1 , 该段中与 P_1 直接相连的主方向上的结点记为 P_2 , 其他段中所有的点的集合为 Q , 记 Q 中任意一点为 Q_i , 计算 P_1 点到 Q_i 点的欧式距离 d_i 和直线 P_1P_2 与直线 P_1Q_i 的夹角 θ_i . 如图 2 示意.

$$d_i = |P_1Q_i|, \quad (13)$$

$$\theta_i = \angle Q_iP_1, P_1P_2. \quad (14)$$

在选择连接的结点时, 距离越近越匹配, 夹角越小也越匹配. 距离匹配度用函数 $f_1(d)$ 表示, $d \in (0, \infty)$, 夹角匹配度用 $f_2(\theta)$ 表示, $\theta \in (0, \pi/2)$. $f_1(d)$ 和 $f_2(\theta)$ 的取值范围都在 0 到 1 之间, 值越小表示越匹配.

$$f_1(d) = 1 - e^{-d}, \quad (15)$$

$$f_2(\theta) = \theta / \frac{\pi}{2} = 2\theta / \pi. \quad (16)$$

下面用函数 $f(d, \theta)$ 来表示距离和角度加权之后的匹配度, 距离和角度的权重分别设为 w 和 $1-w$. 如果点 Q_j 是集合 Q 中使得函数 $f(d, \theta)$ 值最小的点, 则连接点 P_1 和 Q_j .

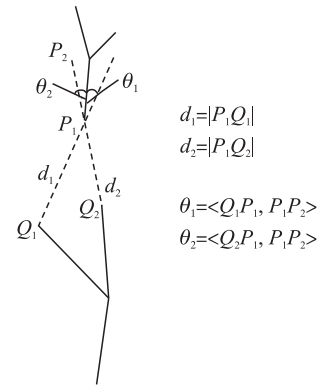


图 2 骨架间连接示意图

Fig. 2 The skeleton connection diagram

$$f(d, \theta) = wf_1(d) + (1-w)f_2(\theta). \quad (17)$$

将式(15)和(16)代入式(17)中,得到如下函数:

$$f(d, \theta) = w(1-e^{-d}) + 2(1-w)\theta/\pi. \quad (18)$$

下面看 w 的选取. w 取值越小,表示角度匹配度占的权重越大; w 取值越大,表示距离匹配度占的权重越大.

先选取几段的根结点 P_i 和对应要连接的 Q_j 点作为约束条件,用线性规划求出 w 的最大值和最小值.若连接 P_i 点的是 Q_j 点,则约束条件如下:

$$f(d_j, \theta_j) \leq f(d_i, \theta_i), \quad (Q_i \in Q), \quad (19)$$

即

$$w(1-e^{-d_j}) + 2(1-w)\theta_j/\pi \leq w(1-e^{-d_i}) + 2(1-w)\theta_i/\pi, \quad (Q_i \in Q), \quad (20)$$

上式左端代入的是 Q_j 点对应的距离和角度,并将 Q 中所有的点代入上式右端,即可得到一组约束条件.把几组约束条件放在一起,当目标函数是求 w 的最小值时,使得角度的权值最大化,用线性规划函数可求出目标函数 w 可取的最小值为 0.395 1;当目标函数是求 $-w$ 的最小值,即求 w 的最大值,使得距离的权值最大化,用线性规划可以求出 w 的最大值为 0.455 9.

3 实验与讨论

3.1 基于 Dijkstra 距离的枝干点云分段实验结果

扫描获得的含笑树与樱花树的原始点云数据经过半监督的 SVM 分类算法进行枝叶分离之后得到的枝干点云如图 3 所示.

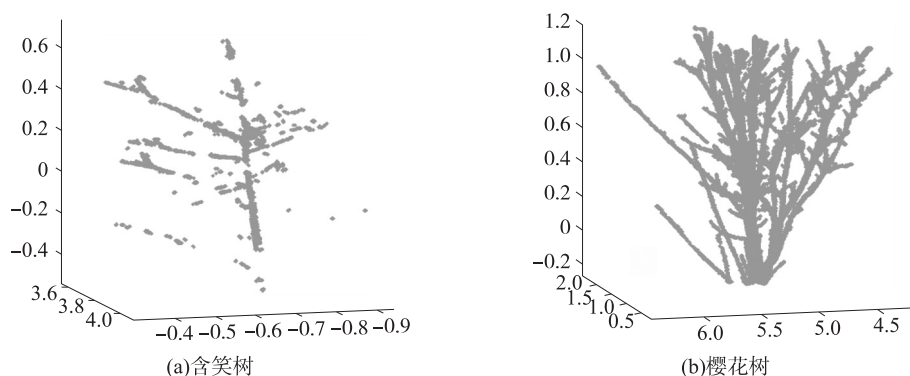


图3 枝干点云数据

Fig. 3 The point cloud data

对于含笑树的每一个连通区域,根据每点到该段根结点的 Dijkstra 距离分段的结果如图 4 所示.

3.2 骨架提取的实验结果

将每一区域中不同颜色部分的骨架连接起来,所得到的含笑树的不完整的枝干骨架如图 5(a) 所示.将 $w=0.395 1$ 代入式(20)中,连接得到的含笑树主枝干的完整骨架,如图 5(b) 所示.

樱花树主枝干的不完整骨架与连接后的完整骨架如图 6 所示.

3.3 枝干点云的三维重建

从骨架的根部开始,选取一个合适的半径,以每一段骨架为中轴作圆柱体,骨架越往上选取的半径逐渐减小,最后用圆柱体拟合出树木主枝干的三维模型.含笑树原始点云与主枝干拟合后的三维模型如图 7 所示.

樱花树的点云数据与主枝干拟合后的三维模型如图 8 所示.

3.4 讨论

根据不同的 w 值对骨架进行连接,含笑树与樱花树连接的正确性如表 1、表 2 和图 9 所示.图中横轴表示 w 值的选取,纵轴表示连接骨架的正确率.

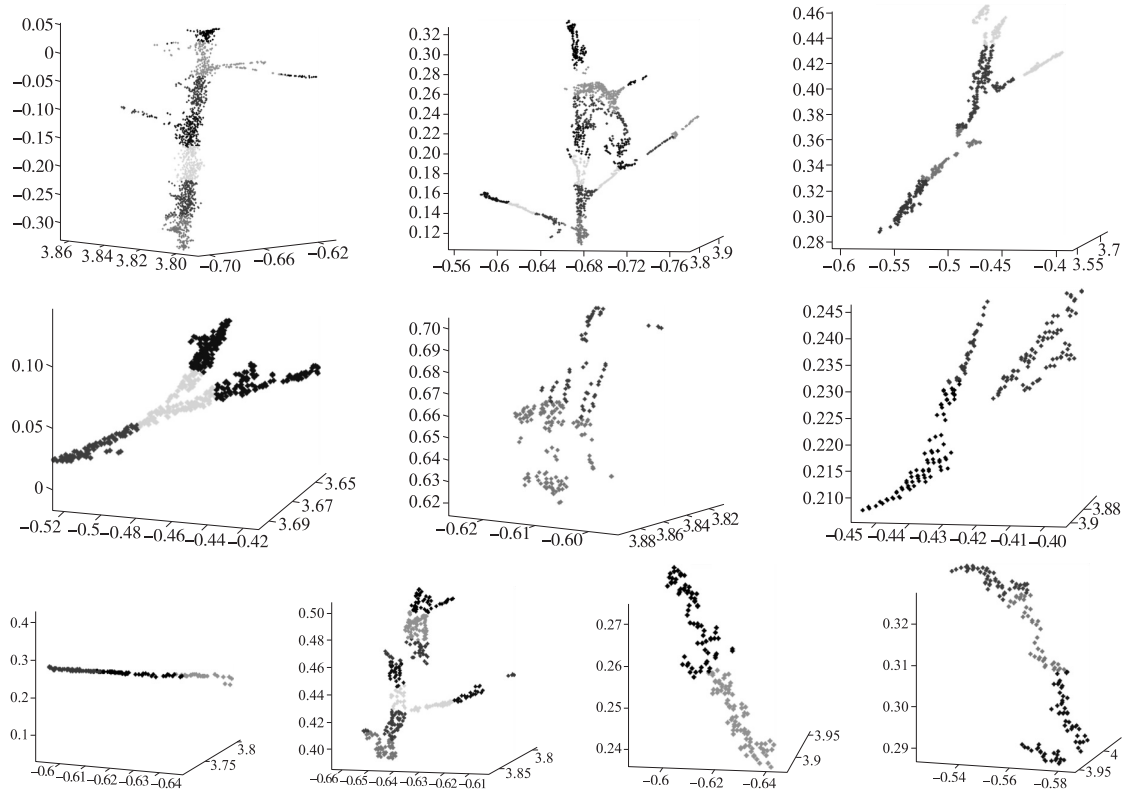


图4 每部分枝干按 Dijkstra 距离分段

Fig.4 Subsection of each part according to Dijkstra distance

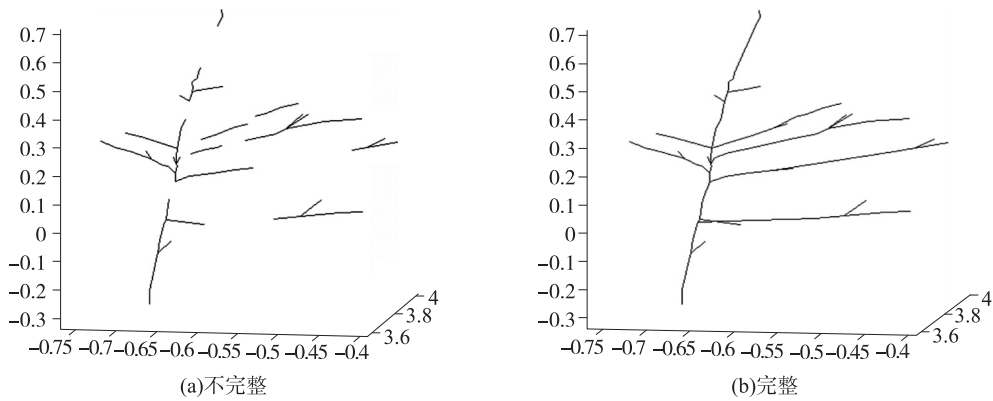


图5 含笑树枝干骨架

Fig.5 Skeleton of michelia's limbs

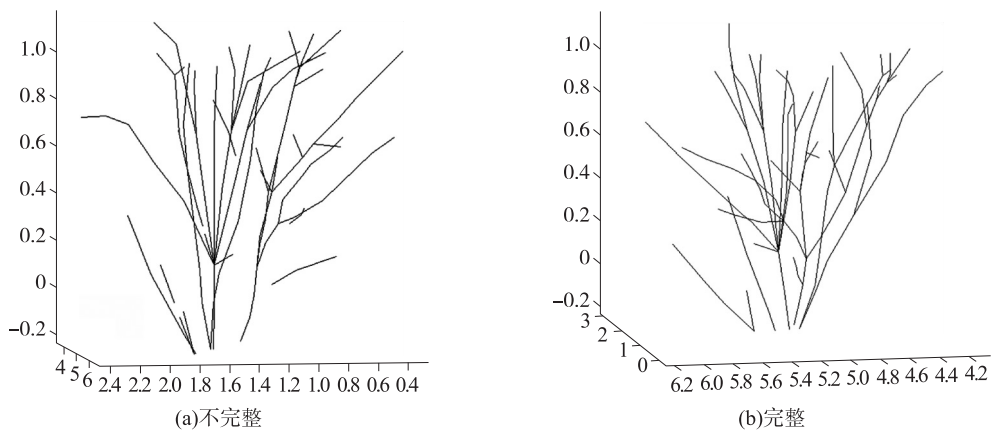


图6 樱花树枝干骨架

Fig.6 Skeleton of sakura's limbs

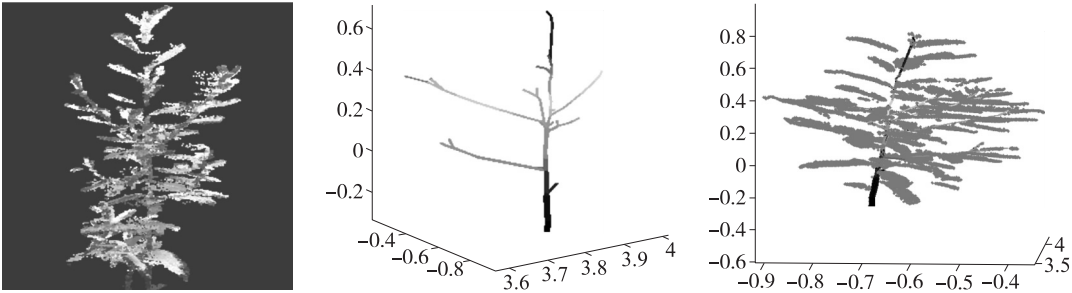


图 7 含笑树枝干的三维重建模型
Fig. 7 The 3D reconstruction model of michelia's limbs

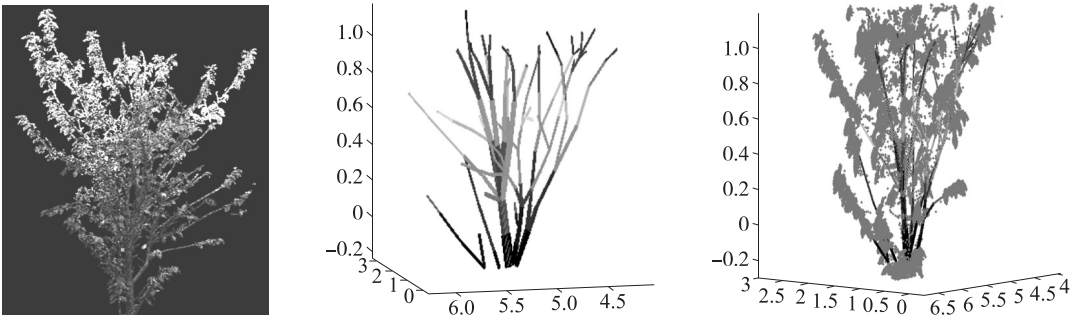


图 8 樱花树枝干的三维重建模型
Fig. 8 The 3D reconstruction model of sakura tree limbs

表 1 权值 w 的选取与对应的含笑树连接正确率
Table 1 The selection of weight w with the accuracy of michelia's corresponding connection

| w | 正确率/% | w | 正确率/% |
|------|-------|------|-------|
| 0 | 55.6 | 0.55 | 77.8 |
| 0.05 | 55.6 | 0.60 | 77.8 |
| 0.10 | 55.6 | 0.65 | 66.7 |
| 0.15 | 66.7 | 0.70 | 55.6 |
| 0.20 | 66.7 | 0.75 | 33.3 |
| 0.25 | 66.7 | 0.80 | 33.3 |
| 0.30 | 77.8 | 0.85 | 33.3 |
| 0.35 | 88.9 | 0.90 | 33.3 |
| 0.40 | 100 | 0.95 | 33.3 |
| 0.45 | 100 | 1 | 22.2 |
| 0.50 | 77.8 | | |

表 2 权值 w 的选取与对应的樱花树连接正确率
Table 2 The selection of weight w with the accuracy of sakura's corresponding connection

| w | 正确率/% | w | 正确率/% |
|------|-------|------|-------|
| 0 | 28.6 | 0.55 | 100 |
| 0.05 | 28.6 | 0.60 | 85.7 |
| 0.10 | 42.9 | 0.65 | 85.7 |
| 0.15 | 57.1 | 0.70 | 85.7 |
| 0.20 | 57.1 | 0.75 | 57.1 |
| 0.25 | 71.4 | 0.80 | 57.1 |
| 0.30 | 71.4 | 0.85 | 57.1 |
| 0.35 | 85.7 | 0.90 | 57.1 |
| 0.40 | 100 | 0.95 | 42.9 |
| 0.45 | 100 | 1 | 42.9 |
| 0.50 | 100 | | |

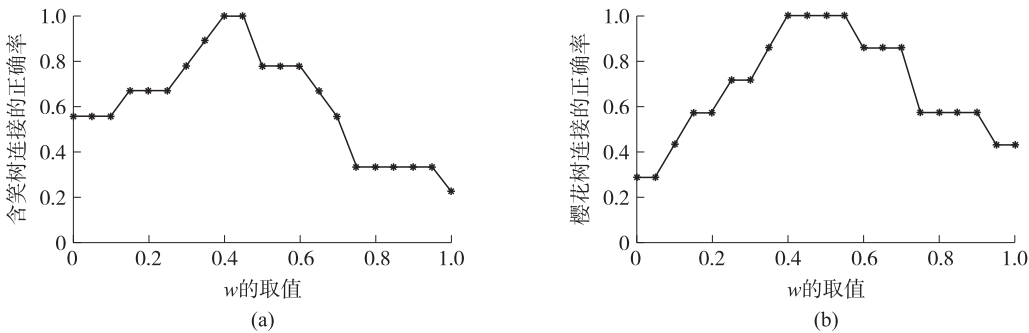


图 9 权值 w 的选取与对应的连接正确率. 横轴表示 w 值的选取, 纵轴表示连接骨架的正确率
Fig. 9 The selection of weight w with the accuracy of corresponding connection

从含笑树和樱花树的实验中可以看到, w 的取值在 0.4 到 0.45 之间, 连接的正确率最高, 达到了 100%. 所以, 在对断开的枝干进行连接的过程中, 既要考虑夹角之间的匹配度, 也要考虑距离的匹配度. 单

纯地只考虑距离或者角度是不可取的. 在这里,距离匹配度的权重大约在 40% ~45% 之间可以使得连接准确度达到最高.

4 结论

本文提出了一种基于 Dijkstra 距离分段的骨架提取方法,先利用 Dijkstra 距离算法求出每个连通区域中各点到该区域根结点的最短路径距离,再根据距离对每个区域的点进行分段;然后,根据分段结果连接出每部分枝干的骨架;再利用线性规划的优化方法提出了距离与角度的加权匹配度来连接骨架,最后估计每段枝干的半径,用圆柱体拟合出树木的主枝干,得到了良好的实验结果.

尽管本文取得了一定的研究成果,本文算法还存在一些不足之处,仍然需要进一步的研究和完善. 如何降低算法的时间复杂度,提高运行效率,得到更加准确的三维模型重建的实验结果,是下一步研究的方向.

[参考文献] (References)

- [1] Bremer M, Rutzinger M, Wichmann V. Derivation of tree skeletons and error assessment using LiDAR point cloud data of varying quality[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2013, 80: 39–50.
- [2] Li Er, Che Wujun, Zhang Xiaopeng, et al. Direct quad-dominant meshing of point cloud via global parameterization [J]. Computers and Graphics, 2011, 35: 452–460.
- [3] Jiang Wei, Xu Kai, Cheng Zhiquan, et al. Skeleton-based intrinsic symmetry detection on point clouds[J]. Graphical Models, 2013, 75: 177–188.
- [4] Liu Hongzhi, Wu Zhonghai, Frank Hsu D, et al. On the generation and pruning of skeletons using generalized Voronoi diagrams[J]. Pattern Recognition Letters, 2012, 33: 2113–2119.
- [5] Shen Wei, Bai Xiang, Hu Rong, et al. Skeleton growing and pruning with bending potential ratio[J]. Pattern Recognition, 2011, 44: 196–209.
- [6] Wang Sen, Wu Jianhuang, Wei Mingqiang, et al. Robust curve skeleton extraction for vascular structures [J]. Graphical Models, 2012, 74: 109–120.
- [7] John Chaussard, Michel Couprie, Hugues Talbot. Robust skeletonization using the discrete k -medial axis [J]. Pattern Recognition Letters, 2011, 32: 1384–1394.
- [8] Liu Hongzhi, Wu Zhonghai, Zhang Xing, et al. A skeleton pruning algorithm based on information fusion [J]. Pattern Recognition Letters, 2013, 34: 1138–1145.
- [9] Stelios Krinidis, Michail Krinidis. Empirical mode decomposition on skeletonization pruning[J]. Image and Vision Computing, 2013, 31: 533–541.
- [10] Sun Zheng, Yan Qi. Motion estimation of 3D coronary vessel skeletons from X-ray angiographic sequences[J]. Computerized Medical Imaging and Graphics, 2011, 35: 353–364.

[责任编辑:顾晓天]