

应用遗传模糊聚类实现点云数据区域分割*

李海伦, 黎荣, 丁国富, 葛源坤

(西南交通大学先进设计制造技术研究所, 成都 610031)

摘要: 为了准确地实现点云数据的区域分割, 将基于遗传算法的模糊聚类算法应用于逆向工程中的点云数据区域分割中。首先估算出法矢量、高斯曲率和平均曲率, 并与坐标一起组成八维特征向量, 用加权距离代替欧氏距离, 然后通过遗传算法获得全局最优解的近似解; 最后将近似解作为模糊聚类的初始解进行迭代, 实现点云数据的区域分割, 从而避免传统 FCM 算法的局部性和对初始解的敏感性, 减少了迭代次数。以汽车钣金件为例, 证明了应用遗传模糊聚类实现点云数据区域分割的有效性, 并验证了该方法能快速、准确地实现点云数据的区域分割。

关键词: 模糊聚类; 遗传算法; 区域分割; 点云数据; 逆向工程

中图分类号: TP399 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-3695(2012)05-1974-03

doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2012.05.099

Genetic fuzzy clustering algorithm for point cloud data segmentation

LI Hai-lun, LI Rong, DING Guo-fu, GE Yuan-kun

(Institute of Advanced Design & Manufacturing, Southwest Jiaotong University, Chengdu 610031, China)

Abstract: In order to realize point cloud data segmentation accurately, this paper applied genetic fuzzy clustering algorithm to the point cloud data segmentation in reverse engineering. First, it estimated the normal vector, Gaussian curvature and mean curvature, together with the coordinates of the eight-dimensional feature vector component, using weight distance replaced the Euclidean distance. Through the genetic algorithm, it obtained the approximate solution of the global optimal solution. Finally it used the approximate solution as the initial solutions of fuzzy clustering iteration achieved the point cloud data region segmentation, therefore, avoided the locality and sensitiveness of the initial condition of fuzzy clustering algorithm, at the same time, it reduced the number of iterations. Taking car sheet metal for an example proves the validation of genetic fuzzy clustering algorithm applied to the point cloud data segmentation. And point cloud data can be segmented fast and accurately by this algorithm.

Key words: fuzzy clustering algorithm(FCM); genetic algorithm; point cloud data segmentation; point cloud data; reverse engineering

0 引言

曲面由多个面组合而成, 不能用单一面表述, 曲面模型重构前需要将点云数据分割成具有各个相似几何曲面特征的区域数据。目前的数据分割方法主要有基于边、基于面和基于聚类三种方法^[1]。基于边的方法主要是找出曲率或法矢的突变点, 将点连成边界线, 由边界线围成各封闭区域实现区域分割。基于面的方法是确定哪些点属于某个曲面, 在处理过程中同时完成曲面的拟合。基于聚类的方法是将具有相似局部几何特征参数的数据点分为一类, 聚类的依据主要是法矢和 BESL^[2]提出的高斯曲率和平均曲率的符号组合划分曲面元方法, 目前主要的聚类方法有模糊聚类(FCM)算法^[3,4]。

基于边的方法对噪声点和计算误差敏感, 不能完全保证构成封闭的边缘。基于面的方法对误差点敏感, 种子点的选取至关重要, 种子点选取不同, 分割结果不同; 融合相邻点的阈值需要经过多次实验得出, 造成区域分割的复杂性, 并且该方法一般用于二次曲面分区而不能用于自由曲面。基于聚类的方法具有抗噪性, 确定分类数后可自动选取种子点, 计算速度相对前两种的邻域比较方法要快, 该方法对曲面类型较明显的曲面

(如钣金件)分割很有效, 但依赖初始值、局部收敛是其弊端。

遗传算法是一种通过模拟自然进化过程搜索最优解的方法, 由于局部寻优的能力较弱, 只能获得全局最优解的近似解。基于遗传算法的模糊聚类算法可有效解决模糊聚类的弊端, 还减少了迭代次数。因此, 本文首先将点云坐标、估算出的法矢量、高斯曲率和平均曲率组成八维特征向量, 而后用基于遗传算法的模糊聚类算法获得全局最优解的近似解, 并将其作为 FCM 算法初始值进行迭代, 实现点云数据的区域分割。

1 模糊 C-均值聚类方法

聚类分析是按一定的标准来鉴别事物之间的接近程度, 并把彼此接近的事物归为一类^[4]。给定数据集 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\} \subset R^s$ 为模式空间 n 个模式的一组有限观测样本集, $x_k = (x_{k1}, x_{k2}, \dots, x_{kn})^T \in R^s$ 为观测样本 x_k 的特征矢量, 对应特征空间中的一个点, x_{kj} 为特征矢量 x_k 的第 j 维特征上的赋值。

对数据集 X 进行模糊 C-分区, 定义目标函数为

$$J_m(U, P) = \sum_{k=1}^n \sum_{i=1}^c (\mu_{ik})^m (d_{ik})^2 \quad (1)$$

其中: μ_{ik} 为样本 x_k 对第 i 类中的隶属度; $P = \{p_1, p_2, \dots, p_c\}$ 为 c

收稿日期: 2011-09-30; 修回日期: 2011-11-03 基金项目: 中央高校基本科研业务费专项资金资助项目(SWJTU09ZT06)

作者简介: 李海伦(1986-), 女, 辽宁人, 硕士研究生, 主要研究方向为数字化设计制造(hl4541015@163.com); 黎荣(1974-), 女, 重庆人, 副所长, 副教授, 主要研究方向为数控技术、虚拟样机、快速制造技术; 丁国富(1972-), 男, 四川人, 所长, 教授, 博导, 主要研究方向为数控技术、虚拟样机、快速制造技术; 葛源坤(1985-), 男, 山东人, 硕士研究生, 主要研究方向为数字化制造。

个聚类中心集合, $p_i \in R^s; m \in [1, +\infty)$ 为加权指数, 其影响隶属矩阵的模糊度; d_{ik} 为欧氏距离, 表示第 k 个数据样本 x_k 与第 i 个类中心 p_i 之间的距离, 定义为

$$(d_{ik})^2 = \|x_k - p_i\|^2 = \left[\sum_{j=1}^m (x_{kj} - p_{ij})^2 \right]^{1/2} \quad (2)$$

其中: x_k 为样本数据, $x_k \in R^s; p_i$ 由 m 个特征来描述。

聚类的准则为取 $J_m(U, P)$ 的极小值 $\min \{J_m(U, P)\}$, 极值的约束条件为等式 $\sum_{i=1}^c \mu_{ik} = 1$, 将 $J_m(U, P)$ 对 μ_{ik}, p_i 求导, 令它们的导数为 0, 得隶属度 μ_{ik} 为

$$\mu_{ik} = \left[\sum_{j=1}^c \left(\frac{d_{ik}}{d_{jk}} \right)^{\frac{2}{m-1}} \right]^{-1} \quad (3)$$

聚类中心 p_i :

$$p_i = \frac{1}{\sum_{k=1}^n (\mu_{ik})^m} \sum_{k=1}^n (\mu_{ik})^m x_k \quad (4)$$

最优模糊分区就是寻找最佳分类 μ_{ik} 和 p_i , 以使目标函数达到最小值, FMC 算法通过对目标函数的迭代优化来实现对数据集的模糊分类。

2 遗传模糊聚类实现点云区域分割

FCM 算法本质上是一种局部搜索法, 在应用 FCM 算法对点云进行区域分割时, 依赖于初始聚类中心的选择, 如果初始分类严重地偏离全局最优分类时, 用 FCM 算法则极可能陷入局部极小值, 得到一个局部最优解, 从而影响分区的准确度。遗传算法在解空间中不是局限于一点, 而是同时处理一群点, 因此可避免限于局部解, 但它的局部寻优能力不足, 只能找到接近全局的最优解的近似解^[5]。将遗传算法应用于 FCM 的点云区域分割中, 可以避免陷入局部最小值的情况, 准确实现点云数据的区域分割。在这里, 点云数据的特征估算、欧氏距离的替代、编码是实现数据分割的关键。图 1 为点云数据区域分割的流程。

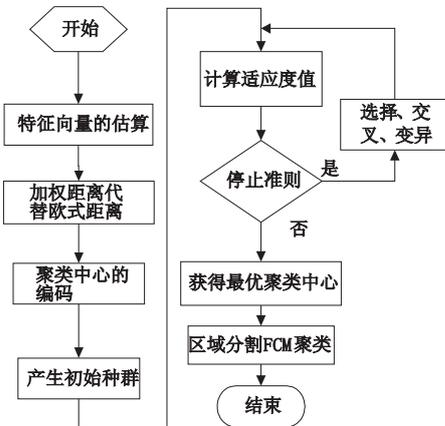


图1 遗传模糊聚类实现点云区域分割流程

遗传模糊聚类实现点云区域分割的基本步骤如下:

a) 点云数据的特征估算

法矢量、高斯曲率和平均曲率是决定曲面形状的几个重要的几何量, 因而可将坐标值、法矢、高斯曲率和平均曲率作为点云数据区域分割的特征矢量。坐标值通过测量获得, 法矢和曲率需在区域分割前进行估算。采用最小二乘法对点的邻域进行平面拟合的方法估算法矢, 曲率估算则通过最小二乘法对点的邻域进行抛物面拟合的方法获得。点云数据的特征估算具体步骤如下:

(a) k -邻域的建立。采样点集 X 中与候选点 x_i 距离最近的 k 个测点称为 x_i 的 k -邻域, 记为 $Nbhd(x_i)$ 。采用划分最小包围盒的方法, 将点集中的每一点归入相应的立方体栅格中。搜索候选点所属的栅格及其周围的 26 个栅格, 寻找候选点 x_i 的 k -邻域。由于点云的密度, 包围盒的长度对搜索的效率有一定的影响, k 取 8 ~ 15^[6] 可得到法矢量估算的准确值, k 取 24 ~ 32^[7] 可得到曲率估算的准确值。

(b) 法矢量估算。候选点的 k -近邻建立后, 采用最小二乘法将离候选点 x_i 最近的 8 ~ 15 个点拟合成平面, 平面的法矢作为候选点 x_i 的法矢, 遍历点云, 获得每一点的法矢。调整估算出的法矢方向, 使其都在曲面的同一侧。

(c) 高斯曲率和平均曲率的估算。首先, 建立局部坐标系, 候选点 x_i 为原点, 候选点的法矢与 z 轴重合, 此时 x_i 的 k -邻域转换到局部坐标系下, 而后, 采用最小二乘法将离其最近的 24 ~ 32 个点拟合成抛物面, 并用曲面在候选点 x_i 处的曲率作为该点曲率估算结果, 遍历点云, 获得每一点的曲率值。

估算后每个点都是由坐标、法矢、曲率表示的特征向量 $X_i = (x_i, y_i, z_i, a_i, b_i, c_i, K_i, H_i)$ 。

b) 加权距离代替欧式距离

由于点云数据区域分割时, 曲率和法矢量的估算值对分割效果的影响优于坐标值, 因而设定加权系数, 用加权距离代替欧氏距离, 即代替式 (2)。设点云数据中第 k 个点的坐标 $X_p^k = (x_k, y_k, z_k)$ 、法矢量 $X_n^k = (a_k, b_k, c_k)$ 、高斯曲率和平均曲率 $X_c^k = (K_k, H_k)$ 构成八维特征向量:

$$X_k = (X_p^k, X_n^k, X_c^k) = (x_k, y_k, z_k, a_k, b_k, c_k, K_k, H_k)$$

同理第 i 个聚类中心的八维向量可写为

$$p_i = (p_p^i, p_n^i, p_c^i) = (x_i, y_i, z_i, a_i, b_i, c_i, K_i, H_i)$$

加权距离为

$$(d_{ik})^2 = \|X_p^k - p_p^i\|^2 + a \|X_n^k - p_n^i\|^2 + b \|X_c^k - p_c^i\|^2$$

其中: $\|\cdot\|$ 为 2-范数; a, b 分别为法矢量和曲率的加权系数, a 取 3 ~ 5, b 取 6 ~ 10 即可得到较好的分区效果^[3], 本文取 $a = 3, b = 10$ 。

c) 编码和产生初始种群

编码方式有两种, 一种是对隶属度矩阵 U 进行编码, 另一种是对聚类中心 P 进行编码。由于前者编码后的搜索空间过于庞大, 所以本文选择对聚类中心 P 进行编码。

设 n 个样本被分成 c 类, 聚类中心集合为 $P = \{p_1, p_2, \dots, p_c\}$, 每个聚类中心 p_i 是由坐标和估算的法矢量、曲率合成的一个八维特征向量 $p_i = (x_i, y_i, z_i, a_i, b_i, c_i, K_i, H_i)$, 把 c 组表示聚类中心的参数连接起来, 对聚类中心集合 P 进行二进制编码, 基因串为

$$P = \{ \underbrace{\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_k, \dots, \beta_i, \dots, \beta_l, \dots, \beta_{ck}}_{Ec(P_1)} \}$$

其中: 每个聚类中心 p_i 都有一组参数与之对应。随机产生初始种群。种群数目一般取 30 ~ 160 较合适^[8]。

d) 适应度值计算

如果某条基因串的编码代表着良好的聚类结果, 则其适应度就高; 反之, 其适应度就低。模糊聚类的最优结果对应于目标函数的极小值, 即聚类效果越好, 则目标函数越小, 而此时适应度应越大。适应度函数可定义为

$$f_m = \frac{1}{\xi + J_m(U, P)}$$

对初始种群解码,计算个体的适应度 $f_m(\xi = 1)$,总的适应度值为 $F = \sum_{i=1}^n f_i$ 。

e) 遗传操作

(a) 选择父本。计算个体被选取的概率为 $P_i = f_i/F$ 和累计概率 $Q_i = \sum_{j=1}^i P_j$,采用轮盘法进行选择操作,轮盘转动 m 次,即可得到 m 个染色体,产生 $[0, 1]$ 之间的随机数 r 。如果 $r \leq Q_1$,就选择第一个染色体;否则,选择第 i 个染色体使得 $Q_{i-1} < r \leq Q_i$ 。

(b) 交叉操作。设定交叉率,随机选择一个染色体串的节点,然后交换两个父辈节点右端部分来产生子辈。交叉率太大会破坏高适应度的基因串结构,太小会使搜索停止不前,一般取 $0.25 \sim 0.75$ 。

(c) 变异操作。设定变异率,每个基因位生成一个 $[0, 1]$ 间的随机数 r ,选出将进行变异的基因,将原串的 0 变为 1,1 变为 0。

f) 终止操作

迭代次数达到预先设定的值时,运算终止,以进化过程中所有得到的具有最大适应度的个体作为最优解输出。

g) 区域分割

由于遗传算法过早收敛的缺点,迭代结束,可能得到的是全局最优解的近似解,将通过遗传算法求得的聚类中心 $P = \{p_1, p_2, \dots, p_c\}$ 作为 FCM 的初始值迭代,最终得到全局最优解。

(a) 确定参数 c, n, m ,每一步用 r 标记,初始 $r = 0$;将遗传算法得到的解 $P = \{p_1, p_2, \dots, p_c\}$ 作为初始聚类中心 $P_0 = \{p_1, p_2, \dots, p_c\}$ 。

(b) 由式(3)计算或更新隶属矩阵 $U(r)$ 。

(c) 由式(4)计算新的聚类中心 $p_i(r+1)$ 。

(d) 若 $\|p^r - p^{(r+1)}\| \leq \epsilon$,则停止,输出隶属度矩阵 U 和聚类中心 P ;否则令 $r = r + 1$,转向 b)。

通过上述步骤可避免 FCM 局部解的情况,快速准确地实现点云数据的区域分割。

3 遗传模糊实现点云区域分割的实验验证

为了验证算法的有效性,本文以汽车钣金件为例进行点云数据的区域分割,将点云分区前后进行对比。分区前同一类型的点中会有部分其他类型的点,点云分区后同一类型点及在一定阈值内的类型相近的点融为一类,表示同一区域。图 2(a) 数据点数目为 45 919 个,分为 8 个平面和 2 个倒圆面,共 10 种区域;(b) 为覆盖件分区前各个点的曲率显示,同一曲面会存在少数曲率属性不同的点;区域分割便是将同一属性的点与其属性相近的点融进一个区域,结果如(c)所示,(c) 用六种颜色和点类型表示不同的面,显示零件的分区情况,边界清晰,清楚准确地表达了分区结果。图 3(a) 数据点数目为 23 302 个,分为两侧的平面和平面曲面,中间部位的平面、曲面、斜平面,过渡的倒角面,共 10 个区域;(b) 为覆盖件分区前各个点的曲率显示,同一曲面会存在少数曲率属性不同的点;区域分割便是将同一属性的点及其属性相近的点融进一个区域,结果如(c)所示,(c) 用八种颜色和点类型表示不同的面,显示零件的分区情况,从不同角度显示钣金件分区情况,边界清晰,清楚准确地表达了分区结果。表 1 对两种算法进行了迭代次数的对比。实验证明,使用遗传模糊聚类算法实现点云分区,可将同

一类型点及在一定阈值内类型相近的点融为一类,表示为同一区域,快速、准确地得到分类结果。

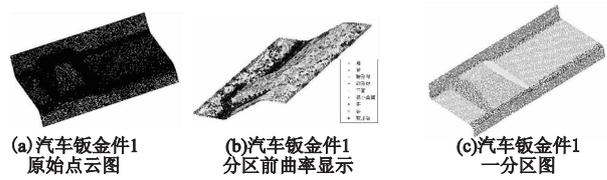


图2 汽车钣金件1点云数据区域分割



图3 汽车钣金件2点云数据区域分割

表 1 算法迭代次数对比

算法	钣金件 1	钣金件 2
FCM 迭代次数	182	193
本文算法迭代次数	72	85

4 结束语

本文根据零件的曲面特征,将获得的点云数据坐标,估算的法向量、高斯曲率和平均曲率一起组成八维特征向量,作为样本进行点云数据的区域分割。本文将基于遗传算法的模糊聚类算法应用于数据的区域分割,并以汽车钣金件为例,将分区前后的点云数据作对比,验证了应用遗传模糊算法实现点云区域分割的有效性。运用该算法进行分类可将同一类型点及在一定阈值内的类型相近的点融为一类,表示为同一区域。

基于遗传算法的模糊聚类算法克服了传统 FCM 算法陷入局部解的情况,并减少了 FCM 的迭代次数,应用于点云区域分割时可快速、准确地获得区域分割结果。

参考文献:

- [1] VARADY T, MARTIN R, COXT J. Reverse engineering of geometric models—an introduction [J]. Computer Aided Design, 1997, 29 (4): 255-268.
- [2] HOFFMAN R, JAIN A K. Segmentation and classification of range images [J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1987, 9(5): 608-620.
- [3] 刘雪梅,张树生,洪歧,等. 逆向工程中基于模糊聚类的点云数据分区 [J]. 机械科学与技术, 2007, 26(4): 515-520.
- [4] BIOSCA J M, LERMA J L. Unsupervised robust planar segmentation of terrestrial laser scanner point clouds based on fuzzy clustering methods [J]. ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing, 2008, 63(1): 84-98.
- [5] 高新波. 模糊聚类分析及应用 [M]. 西安: 西安电子科技大学出版社, 2004.
- [6] 黄凤岗, 宋欧克. 模式识别 [M]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学出版社, 1998.
- [7] 周儒荣, 张丽艳, 苏旭, 等. 海量散乱点云的曲面重建算法研究 [J]. 软件学报, 2001, 12(2): 249-255.
- [8] SUN Wei, BRADLY C, ZHANG Y F, et al. Cloud data modeling employing a unified, non-redundant triangular mesh [J]. Computer Aided Design, 2001, 33(2): 183-193.
- [9] 王小平, 曹立明. 遗传算法: 理论、应用与软件实现 [M]. 西安: 西安交通大学出版社, 2002.