

文章编号 1004-924X(2017)04-1095-11

应用改进的粒子群优化模糊聚类 实现点云数据的区域分割

王晓辉^{1,2}, 吴禄慎^{1*}, 陈华伟¹, 史皓良¹

(1. 南昌大学 机电工程学院, 江西 南昌 330031; 2. 赤峰学院 建筑与机械工程学院, 内蒙古 赤峰 024000)

摘要:为实现点云数据的区域划分,提出一种基于改进的粒子群优化与模糊 C-均值聚类的混合算法(SPSO-FCM 算法)。针对在点云聚类过程中易过早捕获局部极小值的问题,算法首先用改进的粒子群算法——社会粒子群优化算法,对种群进行初始化,通过为每一个粒子设置不同的跟随阈值,来维护种群中个体多样性,加深对种群全局搜索的程度,避免陷入局部极小值;随后,设置种群中每个粒子当前最优位置和初始种群的最优位置,更新自由粒子的位置和跟随粒子的速度和位置;最后,采用模糊 C-均值聚类算法求解隶属度矩阵,确定适应值函数,更新所有粒子的最优位置,并判断粒子和种群的位置优越性,得到准确的聚类中心,实现对点云数据的区域划分。以曲面复杂度不一致的点云模型为例对算法进行验证,探讨 SPSO-FCM 聚类算法的可行性,并与 FCM 聚类算法、遗传 FCM 聚类算法进行比对。实验结果显示,SPSO-FCM 聚类算法较其它两种算法,收敛速度快,迭代次数少,聚类准确,边界区域分割清晰,特别是对型面复杂、点云数据较多的机械零部件点云数据进行分割时,能得到更好的分割结果。

关键词:点云数据;区域分割;粒子群优化算法;模糊聚类

中图分类号:TP391.41 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/OPE.20172504.1095

Region segmentation of point cloud data based on improved particle swarm optimization fuzzy clustering

WANG Xiao-hui^{1,2}, WU Lu-shen^{1*}, CHEN Hua-wei¹, SHI Hao-liang¹

(1. School of Mechatronic Engineering, Nanchang University, Nanchang 330031, China;

2. School of Architectural and Mechanical Engineering, Chifeng University, Chifeng 024000, China)

* Corresponding author, E-mail: wulushen@163.com

Abstract: To realize region segmentation of point cloud data, a kind of mixed algorithm (SPSO-FCM algorithm) based on improved particle swarm optimization and fuzzy-C means clustering was introduced. Aimed at local minimum easily to be captured untimely in point cloud clustering process, improved particle swarm optimization algorithm-social particle swarm optimization algorithm was used firstly to initialize population in the algorithm. By setting different follow thresholds for each particle, variety of individual in population was maintained and the global search degree of population was enhanced to avoid falling into the local minimum. Then the current optimal position of each particle in population and optimal position of initial population were set to update position of free particle and

收稿日期:2016-11-16;修订日期:2017-01-16.

基金项目:国家自然科学基金资助项目(No. 51065021, No. 51365037)

speed and position of following particle. Finally, fuzzy C-means clustering algorithm was adopted to solve membership matrix and determine fitness function. On the basis of above, optimal position of all particles were updated and position superiority of particle and population were judged to gain correct clustering center and to realize region segmentation of point cloud data. Took point cloud model with inconsistent surface complexity as example to verify algorithm and discuss feasibility of SPSO-FCM clustering algorithm and compare with FCM clustering algorithm and genetic FCM clustering algorithm. Experimental result shows that compared with other 2 algorithms, SPSO-FCM clustering algorithm has quicker convergence rate and less iteration with more correct clustering and clearer boundary region segmentation, and especially for point cloud data segmentation of mechanical components and parts with complex molded surface and numerous point cloud data, it can get better segmentation result.

Key words: Point cloud data; region segmentation; particle swarm optimization algorithm; fuzzy clustering

1 引言

在扫描点云数据的曲面建模过程中,点云数据分割(Point Data Segmentation)一直是重要的组成部分,它不仅是数据处理的必要步骤,也是后续处理的关键与基础。常用的点云数据分割方法有 3 类:边缘检测方法(edge-detection methods),区域生长方法(region-growing methods)和混合方法(hybrid methods)。近年来,由于基于聚类的分割方法具有模型简单、易于应用且聚类性能良好的优点,也逐渐被应用于点云数据分割。基于聚类的分割算法是将具有较高相似性特征的数据点进行分类的过程,其实现的前提是不同类中的数据点的几何特征参数的相似性应尽量低。

通过聚类的方法如何实现数据分割,很多国内外的研究人员对此进行了分析研究。Biosca 等人提出了一种基于模糊方法的无监督鲁棒聚类方法,将扫描得到的点云数据的五维特征向量作为模糊参数,实现数据的分割^[1];Thong, P. H 等提出了一种将自动图像模糊聚类方法与粒子群算法相结合的混合算法对数据进行聚类^[2]。Nayak, J 等人将引起教学优化(ETLBO)的方法引入到模糊 C-均值聚类算法中,实现对聚类中心的优化,从而得到了更好的分割效果^[3]。Mekhmoukh, A 等人提出一种新的应用于磁共振图像(MR)的分割方法,该方法是在群智能优化方法的基础上扩

展来的,其利用空间的邻域信息获得最优的聚类中心,从而改善离群排斥并减少了模糊 C-均值(FCM)聚类算法对噪声的敏感性^[4]。胡文庆等人将基于聚类的算法扩展到对地面 LiDAR 点云分区中^[5]。刘雪梅等人从估算点云数据特征值入手,构造了一个八维特征向量来确定点云数据的聚类中心,并确定了此聚类中心的隶属度,通过设定隶属度阈值将点云数据划分为不同类别^[6]。吴禄慎等人用点云分区方法对数据进行精简^[7]。柯映林等人通过建立数据点之间的拓扑关系,利用微分信息识别数据点的特征属性,最后根据特征相似性实现特征区域的划分^[8]。赵东等人为了准确识别确定背景下的运动物体,在模糊算法的基础上结合动态多目标粒子群算法,实现了动态多目标的图像分割^[9]。为了进一步提高点云数据区域分割的准确度和速度,降低噪声数据的影响,研究人员又相继提出了一些改进方法。有研究人员提出利用模糊理论与神经网络相结合的方法来实现点云数据的有效划分^[10,11],但此类算法效率不高。为改善聚类算法的缺点,李海伦等人将遗传算法与模糊分析相结合,用以提高点云数据分割的准确性^[12],但遗传算法实现起来较复杂。崔竹冬采用新兴的谱聚类算法对点云数据进行区域划分,该方法具有复杂拓扑点云的聚类能力^[13]。巢渊等人将阈值分割方法与特定的理论相结合,提出一种混合算法(PSOGSA)以实现图像的有效分割,该方法有效提高了分割的稳定性和精度^[14]。

Silva Filho 等应用模糊聚类算法和改进的群智能优化算法,对数据集进行聚类^[15];Benaichouche, A 等人对传统模糊方法进行了改进,将空间信息和马氏距离引入到模糊分析中,提出 IFCMS 聚类算法,使图像分割的效率有所提高^[16]。

FCM 聚类算法因其简单、高效而成为最著名的聚类方法之一。但此方法同时也有一些缺点,最大的缺点是它易于陷入局部收敛。为了解决这一缺点,本文提出一种混合的聚类方法,将改进的粒子群优化算法与 FCM 算法相结合,利用粒子群算法所具有的较强的全局搜索能力,避免过早捕获局部极小值,改善初始化聚类中心的高灵敏度所带来的局限性,寻找全局最优解,并验证了算法的可行性和效率。

2 模糊 C-均值(FCM)聚类算法

FCM 算法通过最小化目标函数对散乱数据进行分类。数据集中的元素被划分为具有不同隶属度的多个聚类,隶属度的大小用于确定数据集中元素归属于每个类的程度,定义隶属度在 $[0,1]$ 内取值。

已知 $\mathbf{X} = \{x_1, x_2, \dots, x_k, \dots, x_n\} \subset \mathbf{R}^s$ 是一个 s 维的欧氏空间中的 n 个样本数据,样本 x_k 的特征向量 $\mathbf{x}_k = (x_{k1}, x_{k2}, \dots, x_{ks})^T \in \mathbf{R}^s$ 。将数据集 \mathbf{X} 划分为 $c(2 \leq c \leq n)$ 个子集,这些子集的聚类中心为 $\mathbf{P} = \{p_1, p_2, \dots, p_c\}$ 。最佳聚类准则是将数据集分离成子集时要最大限度地减少目标函数。目标函数一般表述为:

$$\begin{cases} J_m(\mathbf{U}, \mathbf{P}) = \sum_{k=1}^n \sum_{i=1}^c (\mu_{ik})^m (d_{ik})^2, m \in [1, \infty), \\ \text{s. t. } \mathbf{U} \in M_{fc} \end{cases} \quad (1)$$

式中, μ_{ik} 为样本数据的隶属度, $\mu_{ik} = \mu_{X_i}(x_k)$ 表示样本 x_k 与子集 $\mathbf{X}_i(1 \leq i \leq c)$ 的隶属关系; $\mathbf{U} = [\mu_{ik}]_{c \times n}$ 为划分矩阵,对 $\forall i, k$ 有 $\mu_{ik} \in [0, 1]$, 对 $\forall k$ 有 $\sum_{i=1}^c \mu_{ik} = 1$, 对 $\forall i$ 有 $0 < \sum_{k=1}^n \mu_{ik} < n$; m 称为加权指数,用来调节聚类的模糊程度; d_{ik} 为欧氏平方距离,用来测量特征向量 \mathbf{x}_k 与第 i 类的聚类中心 \mathbf{p}_i 之间的距离,用数学公式表达为:

$$(d_{ik})^2 = \|\mathbf{x}_k - \mathbf{p}_i\|^2 = (\mathbf{x}_k - \mathbf{p}_i)^T (\mathbf{x}_k - \mathbf{p}_i), \quad (2)$$

聚类准则为 $J_m(\mathbf{U}, \mathbf{P})$ 取极小值,即

$$\min\{J_m(\mathbf{U}, \mathbf{P})\}$$

由于矩阵 \mathbf{U} 中的各列都是独立的,因此

$$\begin{aligned} \min\{J_m(\mathbf{U}, \mathbf{P})\} &= \min\left\{\sum_{k=1}^n \sum_{i=1}^c (\mu_{ik})^m (d_{ik})^2\right\} = \\ &\sum_{k=1}^n \min\left\{\sum_{i=1}^c (\mu_{ik})^m (d_{ik})^2\right\}, \end{aligned} \quad (3)$$

目标函数极小值的约束条件为: $\sum_{i=1}^c \mu_{ik} = 1$, 最小化 $J_m(\mathbf{U}, \mathbf{P})$, 可通过式(4)计算隶属度,则聚类中心可通过式(5)进行更新:

$$\mu_{ik} = \frac{1}{\sum_{j=1}^c \left(\frac{d_{jk}}{d_{ik}}\right)^{\frac{2}{m-1}}}, \quad (4)$$

$$p_i = \frac{\sum_{k=1}^n (\mu_{ik})^m x_k}{\sum_{k=1}^n (\mu_{ik})^m}, \quad (5)$$

FCM 聚类算法的步骤如下:

要求:设置数据集 \mathbf{X} 和聚类数 c

步骤 1:设置收敛阈值 $\epsilon > 0$, 确定 c 和 m , 初始化聚类中心 $\mathbf{P}^{(0)}(t=0)$, 令迭代次数 $t=0$;

步骤 2:按照式(4)计算或更新划分矩阵 $\mathbf{U}^{(t+1)}$;

步骤 3:按照式(5)更新聚类中心 $\mathbf{P}^{(t+1)}$, 令 $t = t+1$;

步骤 4:重复步骤 2 和 3, 直到满足终止条件 $\|\mathbf{P}^{(t)} - \mathbf{P}^{(t-1)}\| \leq \epsilon, t \geq 1$ 。

3 改进的粒子群优化算法

3.1 粒子群优化算法

粒子群优化算法(Particle Swarm Optimization, PSO)是受种群社会行为影响的一种进化算法^[17]。算法具有随机搜索能力,其可使种群追随最优粒子进行搜索,在不断迭代的过程中不易陷入局部收敛,从而更易于找到最优解。

群体中的每个粒子均根据自身的速度和所具有的适应函数值,不断调整运动方向,从而保证在解空间上向全局最优解方向搜寻。假设种群规模为 N , 第 i 个粒子在 D 维空间中的位置矢量可以

表示为 $\bar{x}_i(t) = (x_i^1, x_i^2, \dots, x_i^d, \dots, x_i^D)$; 粒子 i 的速度可表示为 $\bar{v}_i(t) = (v_i^1, v_i^2, \dots, v_i^d, \dots, v_i^D)$ 。在每一次的迭代计算中, 每个粒子的位置是根据粒子的个体最优位置和粒子群最优位置来不断更新的, 公式如下:

$$\bar{v}_i(t+1) = \omega \bar{v}_i(t) + c_1 r_1 (\bar{p}_i(t) - \bar{x}_i(t)) + c_2 r_2 (\bar{p}_g(t) - \bar{x}_i(t)), \quad (6)$$

$$\bar{x}_i(t+1) = \bar{x}_i(t) + \bar{v}_i(t+1), \quad (7)$$

其中, $i = 1, 2, \dots, N, d = 1, 2, \dots, D, t$ 是迭代次数, ω 是惯性权重(当 $\omega \in [0.9, 1.2]$ 时, 算法具有较理想的搜索性能)。 $\bar{p}_i(t) = (p_i^1, p_i^2, \dots, p_i^d, \dots, p_i^D)$ 为粒子在 t 时刻达到的最佳位置, 记作 \mathbf{pbest} ; $\bar{p}_g(t) = (p_g^1, p_g^2, \dots, p_g^d, \dots, p_g^D)$ 表示粒子群在 t 时刻取得的最佳位置, 记作 \mathbf{gbest} 。 r_1 和 r_2 是用来调节群体多样性的参数, 它们的取值为 $[0, 1]$ 。 c_1, c_2 为加速系数, 一般 $c_1 = c_2$, 在 $[0, 4]$ 内取值。

3.2 社会粒子群优化算法(PSO)

标准粒子群算法中, 当搜索到的群体最佳位置为局部最优时, 也会导致迭代陷入局部最优。为了避免这种情况, 应该加深对全局搜索的程度, 通过分析深度搜索模式, 在了解算法最有效的搜索行为后。本文引入一种改进的粒子群优化算法——社会粒子群优化算法(Social Particle Swarm Optimization, SPSO)。该算法具有社会跟随效应, 通过为每个粒子设置一个跟随阈值来调节粒子的存在状态及相互间的作用和关系^[18]。

定义跟随阈值为 0 的粒子为自由粒子, 该粒子的行为不因其它粒子的行为而改变, 总是随机决定下一代粒子的位置; 定义跟随阈值非 0 的粒子为跟随粒子, 在搜索过程中跟随粒子会受到新的吸引点(种群最优)的影响。它会根据跟随新的吸引点的粒子规模, 决定是跟随新的吸引点, 还是维持目前的状态。在 PSO 算法中只有一个种群的最优吸引点为 \mathbf{gbest} , 在 SPSO 算法中, 可能有不同的吸引点。SPSO 算法跟随粒子的更新公式为:

$$\bar{v}_i(t+1) = \omega \bar{v}_i(t) + c_1 r_1 (\bar{p}_i(t) - \bar{x}_i(t)) + c_2 r_2 (\bar{p}_a(t) - \bar{x}_i(t)), \quad (8)$$

$$\bar{x}_i(t+1) = \bar{x}_i(t) + \bar{v}_i(t+1), \quad (9)$$

其中, $\bar{p}_a(t) = (p_a^1, p_a^2, \dots, p_a^d, p_a^D)$ 为粒子群中新的

吸引点的位置, 记作 $\mathbf{gatract}$ 。对于不同的粒子, $\mathbf{gatract}$ 可能也有所不同。与 PSO 算法初始化过程一样, 开始时, SPSO 算法选择适应值最佳的个体作为跟随粒子的初始吸引点。在不断搜索的过程中, 吸引点是变化的。如果某个自由粒子 k 的适应值优于其它所有粒子的适应值, 则 k 将成为新的吸引点, 在 SPSO 算法中, 每个自由粒子都可能成为新的吸引点。此时跟随粒子中阈值为 1 的个体首先被吸引, 随后阈值更高的个体也将向吸引点移动, 那些被吸引种群数没有达到阈值的个体则维持原来的搜索方式不变。

SPSO 算法的实现步骤。

步骤 1: 算法初始化。事先给定种群规模 N 、最大进化代数 T 、加速系数 c_1, c_2 , 惯性权重 ω , 给每个粒子赋予一个跟随阈值, 阈值取为 $[0, N]$ 内的整数。将初始种群最优个体设置为吸引点 $\mathbf{gatract}$;

步骤 2: 利用式(8)更新跟随粒子的速度, 利用式(9)对跟随粒子的位置更新, 自由粒子不受其它粒子的影响, 随机决定下一代粒子的位置;

步骤 3: 计算所有粒子的适应值 $f(x_{i+1})$;

步骤 4: 更新所有粒子的个体最优位置 \mathbf{pbest} 。

步骤 5: 判断自由粒子个体最优适应值 $f(\mathbf{pbest})$ 是否优于种群最优适应值 $f(\mathbf{gatract})$ 。若优于, 则更新吸引点 $\mathbf{gatract} = \mathbf{pbest}$ 。此时自由粒子吸引了全部达到阈值的粒子, 更具有吸引力。而这些跟随粒子的吸引点则将更新为自由粒子个体最优位置, 其它未被吸引的粒子则维持原来的吸引状态。

步骤 6: 若停止迭代, 则算法结束; 否则返回步骤 2, 继续迭代, 直到终止。

4 社会粒子群优化 FCM 聚类算法

利用社会粒子群优化 FCM 聚类算法(SPSO-FCM)划分点云数据时, 点云数据特征值的求解、加权距离的计算、适应值函数的选择、粒子速度-位移更新机制都是需要解决的关键问题, 下面就这些关键问题进行说明。

4.1 点云数据特征矢量的估算

在聚类之前,必须先估算数据点的几何量,包括每一点的坐标值、法矢和曲率。点的坐标可以通过测量获得。对于法矢,可通过对点的邻域进行平面拟合,求出该拟合平面的法矢量,将其近似作为该点的法矢量,并调整所有点的法矢方向使它们保持一致。对于曲率,可通过最小二乘拟合方法构造局部二次曲面或抛物面估算高斯曲率和平均曲率。点的曲率估算则采用最小二乘法对距离该点邻域内的25~30个点进行拟合,构造出邻域内的二次曲面^[12],将拟合出的二次曲面的曲率近似作为点的主曲率,根据曲面的主曲率即可估算出该点的高斯曲率和平均曲率。若设点云中任意点 k 的坐标为 $\mathbf{x}_k^k = (x_k, y_k, z_k)$,其法矢量为 $\mathbf{X}_n^k = (\mathbf{a}_k, \mathbf{b}_k, \mathbf{c}_k)$,其中 \mathbf{K}_k 为高斯曲率, \mathbf{H}_k 为平均曲率,记为 $\mathbf{X}_c^k = (\mathbf{K}_k, \mathbf{H}_k)$ 。那么,点云中任意一点都可以由坐标、法矢、曲率所组成的八维特征向量来表示,即:

$$\mathbf{X}_k = (\mathbf{X}_p^k, \mathbf{X}_n^k, \mathbf{X}_c^k) = (x_k, y_k, z_k, \mathbf{a}_k, \mathbf{b}_k, \mathbf{c}_k, \mathbf{K}_k, \mathbf{H}_k),$$

由此任意一个聚类中心 i 可定义为:

$$\mathbf{p}_i(\mathbf{P}_p^i, \mathbf{P}_n^i, \mathbf{P}_c^i) = (x_i, y_i, z_i, \mathbf{a}_i, \mathbf{b}_i, \mathbf{c}_i, \mathbf{K}_i, \mathbf{H}_i)$$

4.2 加权距离

点的法矢量和曲率,在点云数据分割中占有重要的比重,直接影响区域分割的效果。因而特对其设定加权系数,用加权距离代替欧氏距离^[12],则式(2)可更新为:

$$(d_{ik})^2 = \|\mathbf{x}_k - \mathbf{p}_i\|^2 = \|\mathbf{X}_p^k - \mathbf{P}_p^i\|^2 + \alpha \|\mathbf{X}_n^k - \mathbf{P}_n^i\|^2 + \beta \|\mathbf{X}_c^k - \mathbf{P}_c^i\|^2$$

其中: $\|\cdot\|$ 为2-范数; α, β 为加权系数,经试验,本文取 $\alpha=4, \beta=8$,可得到较好的分区效果。

4.3 适应值函数

聚类算法一般是利用数据集目标函数的极小值来进行迭代计算的。而在粒子群算法中,当搜索获得全局最优解时,适应值函数为极大值,因此,粒子的适应值函数可定义为:

$$f(x_i) = \frac{1}{J_m(\mathbf{U}, \mathbf{P})}. \quad (10)$$

4.4 速度-位移更新机制

采用式(8)、式(9)来调整跟随粒子的位置和速度。Kennedy^[19]和Suganthan^[20]在研究中发现,加速因子 $c_1 = c_2 = 2$ 时,会得到更好的解;惯

性权重值 ω 的大小可通过Shi提出的线性递减权重值(Linearly Decreasing Weight, LDW)策略^[21]确定,表达式为:

$$\omega = \omega_{\max} - \frac{(\omega_{\max} - \omega_{\min}) \times t}{T_{\max}},$$

其中, T_{\max} 表示最大进化代数; ω_{\max} 为最大惯性权重, ω_{\min} 为最小惯性权重; t 表示当前迭代次数。Shi等的研究表明, ω 从0.9线性减小到0.4时,粒子群算法具有较理想的优化结果^[22]。因此,本文取 $\omega_{\max}=0.9, \omega_{\min}=0.4$ 。

SPSO-FCM模糊算法中,种群中的任意一个粒子 \mathbf{x}_i 都可用一个 $c \times d$ 列的一维行向量表示,即: $\mathbf{x}_i = (c_{i1}, c_{i2}, \dots, c_{id}, \dots, c_{i1}, c_{i2}, \dots, c_{id}, \dots, c_{i1}, c_{i2}, \dots, c_{id})$,其中 d 为样本维数, c 为聚类数。则种群中第 i 个聚类中心表示为 $(c_{i1}, c_{i2}, \dots, c_{id})$ 。SPSO-FCM聚类算法的实现步骤归纳如下:

要求:种群规模 N 和聚类数 c

步骤1:设定加权指数 m ,在一般情况下可取区间中值 $m=2$ ^[23],学习因子选为 c_1 和 c_2 ,惯性权重为 ω ,迭代的最大次数为 T ,跟随阈值取 $[0, N]$ 内的整数。

步骤2:算法初始化,获得 N 个聚类中心,产生 N 个第1代粒子。设置当前粒子最优位置为 \mathbf{pbest} ,初始种群的最优位置为 $\mathbf{gattract}$ 。

步骤3:用式(8)和式(9)对跟随粒子的速度和位置进行更新,自由粒子随机产生下一代的位置;

步骤4:按照式(4)计算或更新隶属度矩阵 $\mathbf{U}^{(t)}$ 。

步骤5:按照式(10)计算所有粒子的适应值 $f(\mathbf{x}_{i+1})$ 。若 $f(\mathbf{x}_{i+1})$ 优于当前粒子最佳位置适应值,则对当前粒子最优位置 \mathbf{pbest} 进行更新。

步骤6:判断自由粒子当前最优适应值 $f(\mathbf{pbest})$ 是否优于种群最优适应值 $f(\mathbf{gattract})$ 。若优于,则变更吸引点,使 $\mathbf{gattract} = \mathbf{pbest}$ 。此时自由粒子具有全局最优位置。否则,种群最优位置保持不变。

步骤7:判断是否满足算法的结束条件;若不满足,则返回步骤3,继续迭代,直到终止。

SPSO-FCM算法流程图如图1所示。

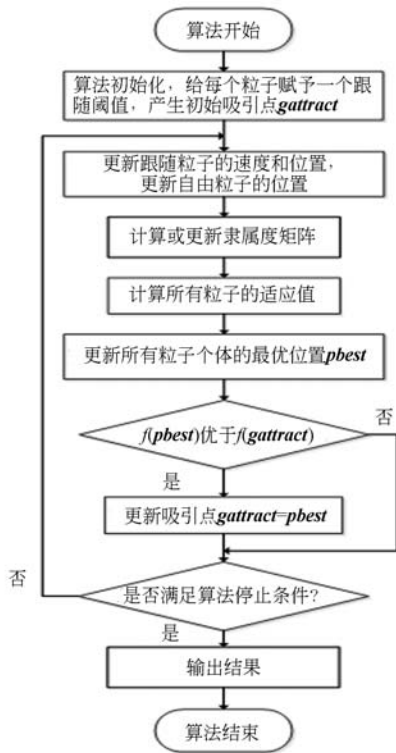
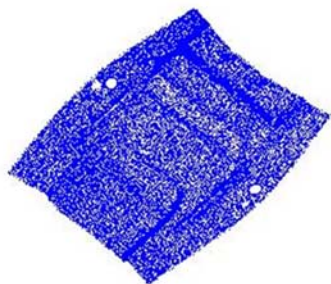


图 1 SPSO-FCM 算法流程图

Fig. 1 Flow chart for SPSO-FCM algorithm

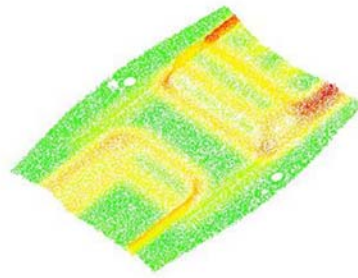
5 实验与结果分析

选择不同的点云模型,应用 SPSO-FCM 聚类算法对其进行区域分割,并与文献[5]提出的传统 FCM 算法、文献[12]提出的遗传 FCM 算法进行比较,对比分析 3 种算法下的聚类效果。如图 1~6(彩图见期刊电子版)所示,图 1(a)为冲压件原始点云数据,点云数为 44 724 个,对点云数据进行初步去噪^[24],在初始隶属度矩阵和类别数一致的情况下,分别采用 3 种算法进行聚类。图 1(b)为冲压板点云数据的曲率显示,可见,在不同



(a) 冲压板原始点云数据

(a) Original point cloud data of stamping plate



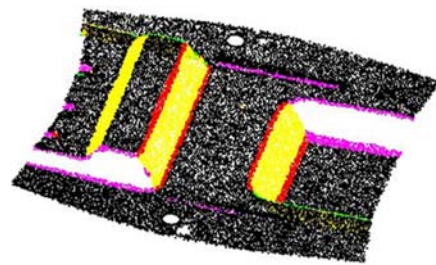
(b) 冲压板点云数据曲率显示

(b) Point cloud data curvature of stamping plate

图 1 冲压板的原始点云数据及其曲率显示

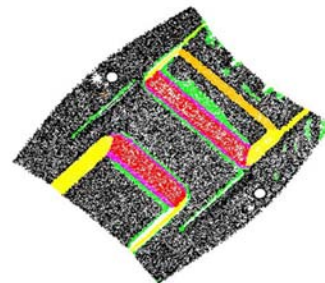
Fig. 1 Original point cloud data of stamping plate and its curvature display

属性曲面连接处,同一曲面会存在少数曲率属性不同的点;聚类分割结果如图 2 所示,冲压板的聚类数 c 取 8,并用不同的颜色来显示数据的分割情况。



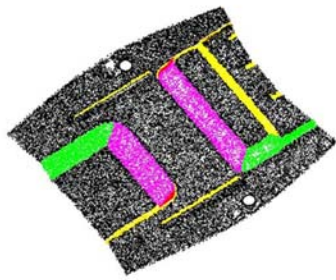
(a) 基于 FCM 聚类的分割

(a) Segmentation based on FCM clustering



(b) 基于遗传的 FCM 聚类的分割

(b) Segmentation of FCM clustering based on genetic algorithm



(c)本文算法的分割结果

(c) Segmentation of proposed algorithm

图 2 不同分割算法的结果比较

Fig. 2 Comparison of different segmentation algorithms

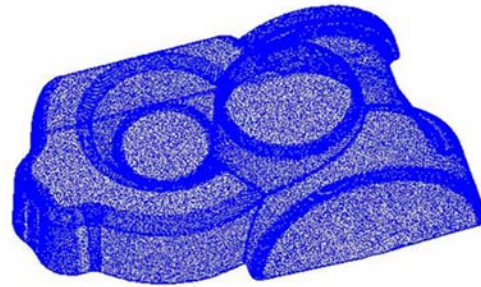
表 1 3 种算法的冲压件点云数据分割效率

Tab. 1 Efficiency comparison of point cloud data segmentation for three algorithms on stamping parts

算法	迭代次数	聚类时间 (s)	聚类数目/类			
			类数	点云个数	类数	点云个数
FCM 算法	69	3.436	Type1	3 041	Type5	1 482
			Type2	2 372	Type6	1 266
			Type3	2 792	Type7	1 534
			Type4	3 758	Type8	28 479
遗传 FCM 算法	53	4.174	Type1	1 473	Type5	1 633
			Type2	2 458	Type6	1 351
			Type3	2 608	Type7	1 511
			Type4	3 798	Type8	29 892
本文算法	38	3.631	Type1	2815	Type5	772
			Type2	1 362	Type6	1 188
			Type3	2 601	Type7	1 531
			Type4	3 754	Type8	30 701

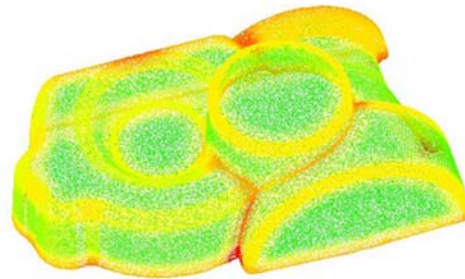
由图 2 及表 1 可知:在 3 种算法中,采用 FCM 聚类分割所需的迭代次数最多,但所需时间少,点云边界部分的分割效果较差;基于遗传 FCM 聚类分割的用时最长,迭代次数较 FCM 算法少,对于边界区域的分割效果不理想;而本文算法迭代次数最少,时间较快,点云数据分割边界清晰,效果理想,准确地表达了分区结果。

图 1 所示的冲压件型面比较简单,点云数目较少,为验证算法在点云数目较多情况下的聚类效果,选择型面较复杂的机械零件点云数据及汽车覆盖件点云数据的聚类效果进行分析,给定相同的初始隶属度矩阵和类别数 $c=8$ 。图 3(a)为复杂型面机械零件的原始点云数据,点云数目为 140 282 个;图 3(b)为机械零件点云数据的曲率



(a)机械零件原始点云数据

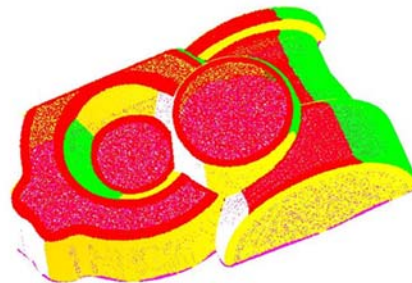
(a) Original point cloud data of mechanical parts



(b)机械零件点云数据的曲率显示

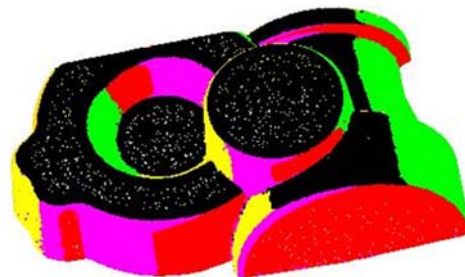
(b) Curvature display of point cloud data of mechanical parts

图 3 复杂型面机械零件的原始点云数据及其曲率显示
Fig. 3 Original point cloud data of complex mechanical parts and its curvature display



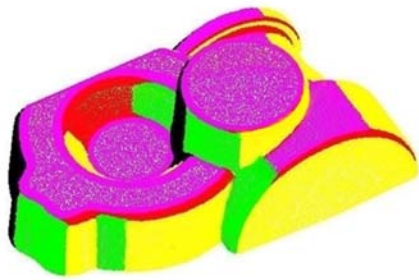
(a)基于 FCM 聚类的分割

(a) Segmentation based on FCM clustering



(b)基于遗传的 FCM 聚类的分割

(b) Segmentation of FCM clustering based on genetic algorithm



(c) 本文算法的分割结果
(c) Segmentation of proposed algorithm

图 4 不同分割算法的结果比较

Fig. 4 Comparison of different segmentation algorithms

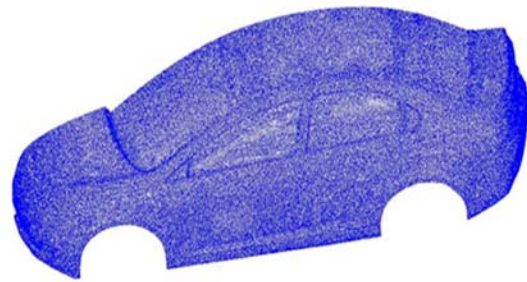
显示。聚类分割结果如图 4 所示。

表 2 3 种算法对于复杂型面机械零件点云数据的分割效率对比

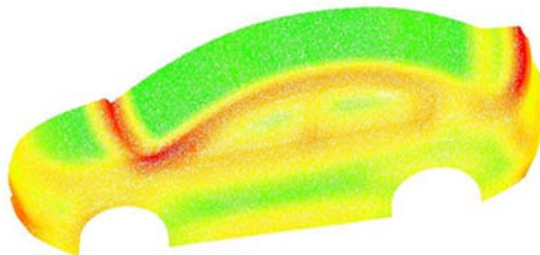
Tab. 2 Efficiency comparison of point cloud data for three algorithms on mechanical parts with complex surface

算法	迭代次数	聚类时间 (s)	聚类数目/类			
			类数	点云个数	类数	点云个数
FCM 算法	124	10.038	Type1	18 200	Type5	11 267
			Type2	20 314	Type6	17 165
			Type3	1 404	Type7	29 950
			Type4	31 565	Type8	10 417
遗传 FCM 算法	103	12.499	Type1	18 932	Type5	10 161
			Type2	19 045	Type6	17 389
			Type3	7 346	Type7	28 156
			Type4	30 796	Type8	8 457
本文算法	72	11.813	Type1	18 654	Type5	11 135
			Type2	19 097	Type6	17 590
			Type3	1 182	Type7	28 400
			Type4	30 155	Type8	14 069

图 5(a)所示的汽车覆盖件原始点云数目为 147 191 个;图 5(b)为其点云数据的曲率显示。在相同实验条件下,应用 3 种算法对汽车覆盖件点云数据进行分割,分割结果如图 6 所示。



(a) 汽车覆盖件原始点云数据
(a) Original point cloud data of automobile panel



(b) 汽车覆盖件点云数据的曲率显示
(b) Curvature display of point cloud data of automobile panel

图 5 汽车覆盖件的原始点云数据及其曲率显示

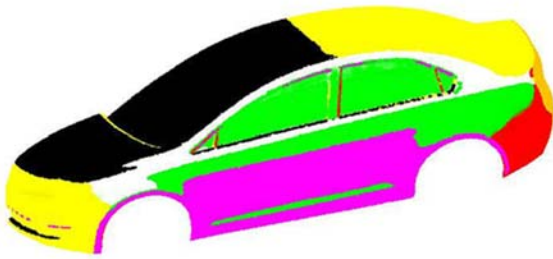
Fig. 5 Original point cloud data of automobile panel and its curvature display



(a) 基于 FCM 聚类的分割
(a) Segmentation based on FCM clustering



(b) 基于遗传的 FCM 聚类的分割
(b) Segmentation of FCM clustering based on genetic algorithm



(c) 本文算法分割结果

(c) Segmentation results of proposed algorithm

图6 不同分割算法的比较

Fig. 6 Comparison of different segmentation algorithms

表3 3种算法对于汽车覆盖件点云数据的分割效率对比

Tab. 3 Efficiency comparison of point cloud data segmentation for three algorithms on automobile panel

算法	迭代次数	聚类时间 (s)	聚类数目/类			
			类数	点云个数	类数	点云个数
FCM 算法	112	9.261	Type1	5 771	Type5	26 633
			Type2	25 572	Type6	10 576
			Type3	9 001	Type7	24 332
			Type4	15 162	Type8	30 144
遗传 FCM 算法	94	11.916	Type1	5 765	Type5	26 696
			Type2	25 575	Type6	10 575
			Type3	9 010	Type7	24 367
			Type4	15 078	Type8	30 125
本文 算法	67	11.013	Type1	5 780	Type5	26 402
			Type2	25 888	Type6	10 551
			Type3	9 002	Type7	24 196
			Type4	15 478	Type8	29 894

参考文献:

- [1] 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 and Remote Sensing*, 2008, 63(1): 84-98.
- [2] THONG P H, SON L H. A novel automatic picture fuzzy clustering method based on particle swarm optimization and picture composite cardinality[J]. *Knowledge-Based Systems*, 2016, 109: 48-60.
- [3] NAYAK J, NAIK B, KANUNGO D P, et al.. A

由图4和图6可以看出,基于FCM算法的聚类分割结果不是很理想,尤其是区域边界部分的分割不是很清晰,含有部分噪声;基于遗传FCM算法的分割效果优于FCM算法,但仍有部分区域边界含有噪声;与以上两种方法相比,本文算法对点云的聚类效果最优,较准确地表达了各区域,且边界清晰。通过表2和表3的数据可知,对于型面较复杂部件的点云数据,FCM聚类算法所需迭代次数较多,但时间较快;遗传模糊聚类算法所用聚类时间较多,而本文算法在3种算法中模糊迭代次数最少,聚类效果最优,综合效率高。

6 结论

本文通过分析散乱点云数据的区域划分,提出了SPSO-FCM混合聚类算法,并以冲压件点云数据、机械零件点云数据和汽车覆盖件点云数据为例进行实验,对比分析了SPSO-FCM聚类算法、FCM算法以及遗传模糊聚类算法的性能。由实验结果可知,SPSO-FCM聚类算法具有较强的全局搜索能力,能避免过早陷入局部极小值,并且可以有效改善初始化聚类中心的高灵敏度所带来的局限性,找寻到最优解。在对点云数据的区域分割中,FCM算法实现简单,聚类用时最少,但是聚类效果不佳;遗传FCM算法虽迭代次数有所减少,但因其算法实现复杂,聚类所需时间较多;本文算法在搜索性能和聚类效果的综合性能均优于其它两种算法,可快速、准确地获得区域分割结果。

hybrid elit teaching learning based optimization with fuzzy c-means (ETLBO-FCM) algorithm for data clustering[J]. *Ain Shams Engineering Journal*: 2016, DOI: <http://doi.org/10.1016/j.asej.2016.01.010>.

- [4] MEKHMOKH A, MOKRANI K. Improved fuzzy C-Means based Particle Swarm Optimization (PSO) initialization and outlier rejection with level set methods for MR brain image segmentation[J]. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 2015, 122(2): 266-281.
- [5] 胡文庆,施昆,曹影.模糊C-均值聚类对点云数据的分割[J]. *安徽农业科学*, 2015, 43(17): 353-356.
- HU W Q, SHI K, CAO Y. Segmentation of point

- cloud data with fuzzy c-means clustering [J]. *Journal of Anhui Agri. Sci.*, 2015, 43(17): 353-356. (in Chinese)
- [6] 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): 515-517+520.
LIU X M, ZHANG SH SH, HONG Q, *et al.*. Point cloud data segmentation based on fuzzy c-means clustering algorithm in reverse engineering [J]. *Mechanical Science and Technology*, 2007, 26(4): 515-517+520. (in Chinese)
- [7] 吴祿慎,俞涛,陈华伟. 基于自适应椭圆距离的点云分区精简算法[J]. *计算机应用与软件*, 2016(2): 42-45.
WU L SH, YU T, CHEN H W. Reduction algorithm of point cloud segmentation based on adaptive elliptical distance [J]. *Computer Applications and Software*, 2016(2): 42-45. (in Chinese)
- [8] 柯映林,陈曦. 点云数据的几何属性分析及区域分割[J]. *机械工程学报*, 2006, 42(8): 7-15.
KE Y L, CHEN X. Geometric attribute analysis and segmentation of point cloud [J]. *Chinese Journal of Mechanical Engineering*, 2006, 42(8): 7-15. (in Chinese)
- [9] 赵东,赵宏伟,于繁华. 动态多目标优化的运动物体图像分割[J]. *光学 精密工程*, 2015, 23(7): 2109-2116.
ZHAO D, ZHAO H W, YU F H. Moving object image segmentation by dynamic multi-objective optimization [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2015, 23(7): 2109-2116. (in Chinese)
- [10] 魏一,刘彦呈,陈洋. 利用 SOM 神经网络实现逆向工程中区域自动分割[J]. *大连海事大学学报*, 2009, 35(4): 108-112.
WEI Y, LIU Y CH, CHEN Y. Improved SOM networks for segmentation in reverse engineering [J]. *Journal of Dalian Maritime University*, 2009, 35(4): 108-112. (in Chinese)
- [11] 周鹏飞. 基于改进的模糊 BP 神经网络的图像分割方法研究[D]. 太原: 太原理工大学, 2014.
ZHOU P F. *The research on image segmentation based on improved BP fuzzy neural network* [D]. Taiyuan: Taiyuan University of Technology, 2014. (in Chinese)
- [12] 李海伦,黎荣,丁国富,等. 应用遗传模糊聚类实现点云数据区域分割[J]. *计算机应用研究*, 2012, 29(5): 1974-1976.
LI H L, LI R, DING G F, *et al.*. Genetic fuzzy clustering algorithm for point cloud data segmentation [J]. *Application Research of Computers*, 2012, 29(5): 1974-1976. (in Chinese)
- [13] 崔竹冬. 基于谱聚类的三维血管点云分割技术研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2016.
CUI ZH D. *Study of segmentation algorithm for three-dimensional point cloud data of blood vessels based on spectral graph* [D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2016. (in Chinese)
- [14] 巢渊,戴敏,陈恺,等. 基于广义反向粒子群与引力搜索混合算法的多阈值图像分割[J]. *光学 精密工程*, 2015, 23(3): 879-886.
CHAO Y, DAI M, CHEN K, *et al.*. Image segmentation of multilevel threshold using hybrid PSOGSA with generalized opposition-based learning [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2015, 23(3): 879-886. (in Chinese)
- [15] SILVA FILHO T M, PIMENTEL B A, SOUZA R M C R, *et al.*. Hybrid methods for fuzzy clustering based on fuzzy c-means and improved particle swarm optimization [J]. *Expert Systems with Applications*, 2015, 42(17-18): 6315-6328.
- [16] BENAICHOUCHE A N, OULHADJ H, SIARRY P. Improved spatial fuzzy c-means clustering for image segmentation using PSO initialization, Mahalanobis distance and post-segmentation correction [J]. *Digital Signal Processing*, 2013, 23(5): 1390-1400.
- [17] KENNEDY J, EBERHART R C, SHI Y. *Swarm Intelligence* [M]. San Francisco: Morgan Kaufman Publisher, 2001.
- [18] 梁毅. 粒子群算法搜索模式研究与应用[D]. 上海: 华东理工大学, 2011.
LIANG Y. *Search pattern analysis and application of the particle swarm optimization* [D]. Shanghai: East China University of Science and Technology, 2011. (in Chinese)
- [19] KENNEDY J, EBERHART R C. Particle Swarm Optimization [C]. *Proceedings of the IEEE International Conference on Neural Networks*, Piscataway, New Jersey, 1995: 1942-1948. 4.
- [20] SUGANTHAN P N. Particle swarm optimizer with neighborhood operator [C]. *Proceedings of the IEEE International Congress, Evolutionary Computation*, 1999, 3: 1958-1962.
- [21] SHI Y, EBERHART R C. A modified particle

- swarm optimizer[C]. *Evolutionary Computation Proceedings, IEEE World Congress on Computational Intelligence*, 1998, (69-73).
- [22] SHI Y, EBERHART R C. Empirical study of particle swarm optimization[C]. *Proceedings of the 1999 Congress on Evolutionary Computation, Piscataway, New Jersey: IEEE Service Center*, 1999:1945-1950.
- [23] PAL N R, BEZDEK J C. On cluster validity for the fuzzy c-means model[J]. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 1995, 3(3): 370-379.
- [24] 吴禄慎,史皓良,陈华伟. 基于特征信息分类的三维点数据去噪[J]. *光学精密工程*, 2016, 24(6): 1465-1473.
- WU L SH, SHI H L, CHEN H W. Denoising of three-dimensional point data based on classification of feature information [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2016, 24(6): 1465-1473. (in Chinese)

作者简介:



王晓辉(1979-)女,内蒙古赤峰人,博士研究生,副教授,2004年于合肥工业大学获得学士学位,2008年于广东工业大学获得硕士学位,现为南昌大学机电工程学院博士研究生,主要从事逆向工程与三维光学图像处理技术研究。E-Mail: babywxh@126.com

通讯作者、导师:



吴禄慎(1953-)男,江西乐平人,硕士,教授,博士生导师,1990年于清华大学获得硕士学位,主要从事数字化与可视化技术、三维光学图像测量与逆向工程的研究。E-Mail: wulushen@163.com