

# 基于投影圆度和遗传算法的空间圆柱面拟合方法

高帅 夏良斌 盛亮 杜宏亮 袁媛 韩和同

西北核技术研究所 西安 710024

**摘要** 针对空间圆柱面拟合非线性强、鲁棒性差和稳定性弱的问题,提出基于投影圆度和遗传算法的空间圆柱面拟合方法。首先,通过坐标变换计算圆柱面在平面上的投影圆度。然后,借助遗传算法的全局寻优特性快速搜索最优投影圆度所在平面的法向量,进而利用平面投影计算空间圆柱面的半径及轴线方程。最后,利用坐标逆变换得到原始坐标下的空间圆柱面特征参数。由于空间圆柱面投影圆度只与投影平面法向量的方向角有关,因此只须合理设置法向量方向角的取值范围,即可使得解空间覆盖所有位姿的空间圆柱面。另外,遗传算法具有良好的全局寻优性和收敛性,在空间圆柱面拟合这类多变量非线性寻优问题中能够取得良好的效果。仿真实验和实际应用表明,相对于传统拟合方法,基于投影圆度和遗传算法的空间圆柱面拟合方法具有无须预估初值、鲁棒性强、拟合精度高和稳定性好等优点,是实现任意位姿空间圆柱面拟合的有效方法。

**关键词** 空间圆柱面;投影圆度;遗传算法;曲面拟合

中图分类号 TP272

## Spatial Cylinder Fitting Based on Projection Roundness and Genetic Algorithm

GAO Shuai, XIA Liang-bin, SHENG Liang, DU Hong-liang, YUAN Yuan and HAN He-tong

Northwest Institute of Nuclear Technology, Xi'an 710024, China

**Abstract** In order to solve the problem of strong nonlinearity, poor robustness and weak stability of spatial cylindrical surface, a method of fitting spatial cylindrical surface based on projection roundness and genetic algorithm is proposed. First of all, the projection roundness of a cylindrical surface on a plane is calculated by coordinate transformation. Then, the normal vectors of the plane in which the optimal projection roundness lies are searched quickly by means of the global optimization characteristic of genetic algorithm, and then the radius and axis equation of the cylindrical surface in space are calculated by plane projection. Finally, the inverse coordinate transformation is used to obtain the spatial cylindrical surface feature parameters under the original coordinates. Since the projection roundness of the cylindrical surface is only related to the direction angle of the normal vector of the projection plane, the solution space can cover all the spatial cylindrical surface of the pose only by reasonably setting the range of the direction angle of the normal vector. In addition, the genetic algorithm has good global optimization and convergence, and can achieve good results in spatial cylindrical surfaces and such multivariable nonlinear optimization problems. Simulation experiments and practical applications show that compared with the traditional fitting method, the spatial cylindrical fitting method based on projection roundness and genetic algorithm has the advantages of no need to estimate initial value, strong robustness, high fitting precision and good stability. This algorithm is an effective method to achieve cylinder fitting of arbitrary pose space.

**Keywords** Spatial cylinder, Projection roundness, Genetic algorithm, Conicoid fitting

### 1 引言

在工业测量、逆向工程和自动控制领域,二次曲面拟合是经常涉及到的实际问题。被拟合曲面的形状通常可用数学模型描述,通过对其表面点进行三维坐标采样,便可根据数学模型拟合出曲面在空间坐标系中的几何方程,进而实现曲面各几何特征参数的测量和检测<sup>[1-4]</sup>。在二次曲面拟合中,转轴、圆孔、圆柱等空间圆柱面拟合是经常遇到的一类拟合问题,具有广泛的应用范围和重要的应用价值。

由于空间圆柱面的特征参数多,各参数之间具有强烈的

耦合性和相关性,因此空间圆柱面拟合属于典型的多变量非线性拟合问题<sup>[5-7]</sup>。目前,常用的空间圆柱面拟合方法有特征值法、最小二乘法、投影圆度法和遗传算法等。其中,特征值法通过旋转变换对柱面方程系数矩阵进行标准化,然后利用矩阵运算求解特征值,进而得到柱面方程的各项系数,但该方法对数据质量要求较高,数据误差较大时其拟合精度较低<sup>[8]</sup>。最小二乘法将采样点到柱面距离的平方和作为优化目标,利用各种搜索方法对圆柱面参数进行寻优,空间圆柱面拟合的非线性,使得最小二乘法对初值和数据噪声非常敏感,容易导致迭代计算发散或者陷入局部收敛,拟合成功率较低<sup>[9-10]</sup>。

基金项目:国家自然科学基金(11275151,11535010)

This work was supported by the National Natural Science Foundation of China (11275151,11535010).

通信作者:高帅(gaoshuai2000@163.com)

投影圆度法将样本点分别投影到以各单位向量为法向量的平面上,通过遍历寻优法搜索投影点集的最优圆度来拟合空间圆柱面。理论上,该方法可以实现 100% 的拟合成功率,但由于其搜索效率低,导致实际应用时该方法的计算精度较低<sup>[11-12]</sup>。遗传算法可以实现全局选优,且搜索能力强,但由于算法开始前需要给定参数的搜索区间进行初始编码,相当于需要对拟合参数进行预估,算法的适用性受到了限制<sup>[13]</sup>。

本文基于圆度投影法和遗传算法,提出将圆柱面采样点在平面上投影点的圆度作为适应度函数,采用遗传算法在整个解空间中对其进行全局寻优,进而实现空间圆柱面的拟合。该方法利用柱面投影圆度函数自变量的有界性,实现解空间对所有位姿空间圆柱面的全覆盖,同时利用遗传算法的随机性和全局寻优性,使拟合算法具有良好的鲁棒性和稳定性。

## 2 算法原理

### 2.1 空间圆柱面

空间圆柱面是指所有到中心轴线距离等于半径  $r$  的点的集合。因此若要唯一确定一个空间圆柱面,需定义 7 个特征参数,分别是中心轴线上的某一起始点  $P_0 = [x_0 \ y_0 \ z_0]^T$ ,轴线的方向向量  $\mathbf{n}_0 = [a_0 \ b_0 \ c_0]^T$ ,以及空间圆柱面的半径  $r_0$ (如图 1 所示)。

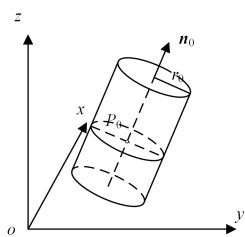


图 1 空间圆柱面的特征参数

Fig. 1 Characteristic parameter of spatial cylinder

实际上,这 7 个特征参数之间并不完全独立,由于起始点  $P_0$  可以在轴线上任意选择,而方向向量  $\mathbf{n}_0$  的模也可能是任意大小,因此可以对 7 个参数进行归一化,归一化后可得到 5 个完全独立的空间圆柱面特征参数。

### 2.2 平面投影圆度

设过原点存在平面  $M$ ,平面  $M$  的单位法向量为  $\mathbf{n}$ ,则  $\mathbf{n}$  用球面坐标系可表示为:

$$\mathbf{n} = [s_x \ s_y \ s_z]^T \quad (1)$$

其中,  $s_x = \sin\theta \cos\varphi$ ,  $s_y = \sin\theta \sin\varphi$ ,  $s_z = \cos\theta$ ,  $\theta$  为法向量与  $z$  轴的夹角,  $\varphi$  为法向量在  $x$ - $y$  平面上的投影向量与  $x$  轴的夹角。显然法向量  $\mathbf{n}$  的模为 1,为了使  $\mathbf{n}$  指向正方向,规定  $0 \leq \theta \leq \pi/2$ ,  $0 \leq \varphi \leq 2\pi$ (如图 2 所示)。

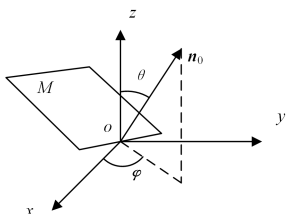


图 2 空间平面及其法向量

Fig. 2 Spatial plane and normal vector

设空间圆柱面上第  $i$  个点的三维坐标为  $P_i = [x_i \ y_i \ z_i]^T$  ( $i=1,2,3 \dots n$ )。过  $P_i$  向平面  $M$  进行投影,投影点  $P_i'$  的坐标为  $[x_i' \ y_i' \ z_i']^T$  ( $i=1,2,3 \dots n$ ),如图 3 所示。

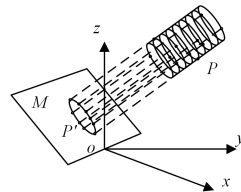


图 3 空间圆柱面的平面投影

Fig. 3 Projection of spatial cylinder

为了判断投影后点  $P_i'$  的圆度,需要把投影后的空间点转换为平面点,因此对原始坐标系进行坐标变换。首先将原始坐标系绕  $z$  轴顺时针旋转角度  $\varphi$ ,然后再绕  $y$  轴顺时针旋转  $\theta$ ,则新坐标系  $z$  轴与法向量  $\mathbf{n}$  重合,且方向相同,最后再将该圆柱面点  $P_i$  的  $z$  轴坐标值归零,则可得到柱面点在平面  $M$  上的投影点坐标。坐标系  $z$  轴和  $y$  轴旋转的公式如下:

$$\begin{bmatrix} x_i' \\ y_i' \\ z_i' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos\theta' \cos\varphi' & -\cos\theta' \sin\varphi' & \sin\theta' \\ \sin\varphi' & \cos\varphi' & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_i \\ y_i \\ z_i \end{bmatrix} \quad (2)$$

其中,  $\varphi' = 2\pi - \varphi$ ,  $\theta' = 2\pi - \theta$ 。

投影点坐标变换后便可以进行圆度计算。设投影点在  $M$  平面上对应圆的方程为:

$$x^2 + y^2 + dx + ey + f = 0 \quad (3)$$

则各投影点到对应圆的代数误差平方和  $E$  即为圆柱面的投影圆度。为了计算投影圆度,需要先拟合出圆的参数。由式(3)可知:

$$E = \sum_{i=1}^n (x_i'^2 + y_i'^2 + dx_i' + ey_i' + f)^2 \quad (4)$$

对上式分别求偏导后,利用最小二乘法原理可得到关于系数的线性方程组,求解可得:

$$\begin{bmatrix} d \\ e \\ f \end{bmatrix} = - \begin{bmatrix} \sum_{i=1}^n x_i'^2 & \sum_{i=1}^n x_i' y_i' & -\sum_{i=1}^n x_i' \\ \sum_{i=1}^n x_i' y_i' & \sum_{i=1}^n y_i'^2 & -\sum_{i=1}^n y_i' \\ -\sum_{i=1}^n x_i' & -\sum_{i=1}^n y_i' & n \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \sum_{i=1}^n x_i'^3 + \sum_{i=1}^n x_i' y_i'^2 \\ \sum_{i=1}^n y_i'^3 + \sum_{i=1}^n x_i'^2 y_i' \\ -\sum_{i=1}^n x_i'^2 - \sum_{i=1}^n y_i'^2 \end{bmatrix} \quad (5)$$

将  $d, e, f$  代入式(4),得到圆柱面点在  $M$  平面上的投影圆度。

### 2.3 遗传算法

遗传算法是一种借鉴生物界自然选择和自然遗传机制的全局寻优算法<sup>[14]</sup>。该算法从随机生成的初始种群开始搜索,采用“物竞天择,适者生存”的法则选择适应度较高的个体,按照遗传算子进行选择、交叉及变异等操作,生成下一代的种群成员。在生存与竞争中,个体的适应能力由适应度函数来衡量,适应度高的个体有较高的概率进入下一代;随着繁衍代数的增加,种群中个体的适应度不断提高,从而逐步进化至最优种群的状态。

#### 2.3.1 个体编码及种群初始化

遗传算法在进行搜索之前,需将解空间数据表示成遗传

空间的基因型串结构数据。空间圆柱面圆度投影拟合方法中的解空间为被拟合圆柱面轴线法向量与  $z$  轴的夹角  $\theta$  和法向量在  $x-y$  平面上的投影向量与  $x$  轴的夹角  $\varphi$ 。本文采用长度为  $L$  的二进制字符串编码分别表示  $\theta$  和  $\varphi$ ，然后再将两段二进制字符串编码连接在一起，组成一个长度为  $2L$  的二进制编码串作为遗传算法中的种群个体。 $L$  的取值由算法拟达到的求解精度决定。初始种群用于产生第 1 代种群个体，本文采用随机方法生成  $N$  个长度为  $2L$  的二进制序列作为初始种群， $N$  为遗传种群的个体规模。

### 2.3.2 适应度函数

基于圆度投影进行空间圆柱面拟合的目标是找到一个最优单位向量，使得圆柱面采样点在以该向量为法向量的平面上的投影点到对应圆的代数误差平方和  $E(E \geq 0)$  最小，因此，遗传算法中个体的适应度值可取代数误差平方和的倒数。适应度越高的个体越优秀，即：

$$f(i) = \frac{1}{E_i} \quad (6)$$

### 2.3.3 选择算子

选择操作是从旧群体中以一定概率选择优良个体组成新的种群，以繁殖得到下一代个体。本文采用轮盘赌方法选择个体，轮盘选择法使每个个体复制到下一代群体中的数量与个体的适应度值成正比。选择概率公式如下：

$$P(i) = \frac{f(i)}{\sum_{j=1}^n f(j)} \quad (7)$$

其中， $P(i)$  表示种群第  $i$  个个体被选择的概率。执行选择操作时随机产生一个选择变量  $\sigma$ ， $\sigma \in [0, 1]$ ，若  $\sigma \leq P(i)$  则选中该个体。

### 2.3.4 交叉算子

交叉操作是从种群中随机选择两个个体，通过染色体的交换组合，把父代的优秀特征遗传给子代，从而产生新的优秀个体。本文采用单点交叉算子进行交叉操作，对于种群的个体，逐个以概率  $p_c$  进行随机选择，将被选中进行交叉操作的两个个体命名为  $S_i$  和  $S_j$ ，随机生成两个整数  $a$  和  $b$  ( $0 < a < L-1, 0 < b < L-1$ )，在  $S_i$  和  $S_j$  的第  $a$  和  $a+1$  位、第  $L+b$  位和第  $L+b+1$  位之间设置交叉点，将两个个体分割为 8 个基因片段  $A_i, A_j, B_i, B_j, C_i, C_j, D_i, D_j$ 。交叉时将两个个体的  $A_i$  和  $A_j$ 、 $C_i$  和  $C_j$  基因片段分别进行交换，得到新的个体  $S'_i$  和  $S'_j$ 。交叉过程如图 4 所示。

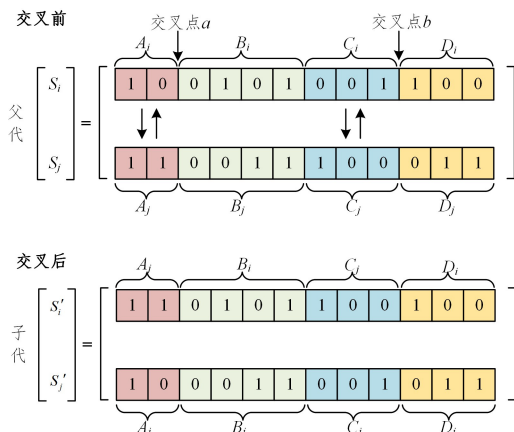


图 4 交叉过程示意图

Fig. 4 Diagram of cross operation

### 2.3.5 变异算子

变异算子的作用是在后代中创建随机微小的变化以提高后代的多样性，从而避免算法陷入局部最优。本文对种群个体二进制基因编码的每一位以概率  $p_m$  进行 0-1 翻转，以更新种群个体，维持种群多样性。

### 2.3.6 终止条件

为了在得到最优解的同时终止所提算法，给出如下终止条件：算法的最大进化代数  $\max G$ ；算法的最大运行时间  $\max T$ ；在  $Z$  个连续代中，最佳个体的适应度函数值保持不变。当算法达到任意一条终止条件时即停止遗传进化。

## 2.4 最优投影圆度搜索

对于给定的空间圆柱面，显然，当平面  $M$  与圆柱面轴线垂直，即平面  $M$  的法向量与圆柱轴线向量共线时，圆柱面的投影圆度将达到最小。因此，遗传算法的最优目标为搜索投影圆度的最小值。随机生成一组方向为正的向量组成初始种群，分别计算每个个体的适应度，然后根据适应度，利用迭代的方式对种群进行选择、交叉和变异操作，最终得到符合优化目标的最优个体。

遗传算法编码时需给定自变量的范围，由式(1)可知，对于任意空间圆柱面轴线的正方向向量，都有  $\theta \in [0, \pi/2]$ ， $\varphi \in [0, 2\pi]$ ，因此采用该范围进行编码可以对任意空间圆柱面进行拟合。

得到最优投影圆度后，设最优投影圆度为  $E_c$ ，与  $E_c$  相对应的单位向量为  $\mathbf{n}_c = [a_c \ b_c \ c_c]^T$ ，与  $E_c$  相对应的圆的参数为  $d_c, e_c$  及  $f_c$ ，则该圆的方程可化为如下形式：

$$\left(x + \frac{d_c}{2}\right)^2 + \left(y + \frac{e_c}{2}\right)^2 = \left(\sqrt{\frac{d_c^2}{4} + \frac{e_c^2}{4} - f_c}\right)^2 \quad (8)$$

由此可得圆心坐标与半径：

$$x_c' = -\frac{d_c}{2}, y_c' = -\frac{e_c}{2}, z_c' = 0 \quad (9)$$

$$r_c = \sqrt{\frac{d_c^2}{4} + \frac{e_c^2}{4} - f_c} \quad (10)$$

将圆心坐标  $P_c' = [x_c' \ y_c' \ z_c']^T$  进行坐标逆变换即可得到原始坐标系下圆柱轴线上的点  $P_c$ 。而平面圆的半径即为圆柱面的半径。至此，圆柱面特征值，即轴线上点  $P_c$ 、方向向量  $\mathbf{n}_c$  和半径  $r_c$  均已得到。

## 3 仿真实验与结果分析

### 3.1 仿真实验

仿真数据由一系列在 MATLAB 中编程生成的数据点组成。通过给定一组曲线参数的理论值，分别作出一系列属于圆柱面的点和属于 Gauss 白噪声的点，从而得到含有噪声的待拟合点集。由于圆柱面拟合结果主要受柱面采样点坐标的噪声幅值影响，因此本文研究了采样点坐标噪声分别为 1%、10%、20%、30% 和 40%（相对于圆柱半径）情况下拟合算法的稳定性和可靠性。

在每种噪声幅值下分别生成半径 10 mm，长度 100 mm，轴线起始点和轴线向量随机的圆柱面作为待拟合目标，在每个圆柱面上随机生成 100 个点作为采样点，对采样点坐标加入对应噪声幅值的 Gauss 白噪声，然后分别采用特征值法 (EIG)、最小二乘法 (LS) 和本文所提出的方法 (PGA) 进行拟合，其中 PGA 算法的各项参数为： $L=8, N=100, P_c=0.7, P_m=0.05, \max G=500, \max T=60s, Z=100$ 。

### 3.2 结果分析

基于上述实验原理对每种噪声幅值进行 2000 次的随机空间圆柱面拟合。

#### (1) 算法鲁棒性

针对各拟合结果计算采样点到该拟合圆柱面的平均距离,如果平均距离大于噪声幅值的 2 倍,则认为该拟合结果没有收敛到正确结果,即拟合失败。统计 3 种方法在不同噪声幅值下的拟合成功率,结果如图 5 所示。由图可知,随着圆柱面采样点数据噪声幅值的增加,本文所采用的方法拟合成功率一直为 100%,而特征值法和最小二乘法的拟合成功率逐渐下降,这主要是因为空间圆柱面拟合具有很强的非线性,随着噪声幅值的增加,特征值法和最小二乘法的拟合误差越来越大,导致拟合结果失败。

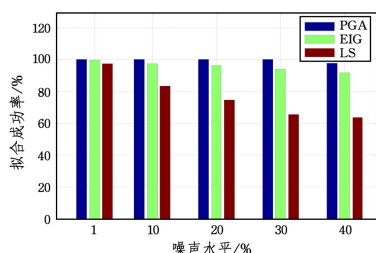


图 5 拟合算法成功率

Fig. 5 Success rate of fitting algorithm

#### (2) 拟合平均误差

为了更真实地反映算法的拟合误差,本文只统计 3 种方法均拟合成功情况下的平均拟合误差。根据拟合结果计算采样点到拟合圆柱面上的平均距离,结果如图 6 所示。由图可知,3 种算法的拟合平均误差总体相差不大,但相对来说,特征值法拟合误差较大,最小二乘法拟合误差次之,本文算法拟合误差最小,且随着采样点数据噪声幅值的增加,3 种算法之间的拟合精度差距亦越显著。

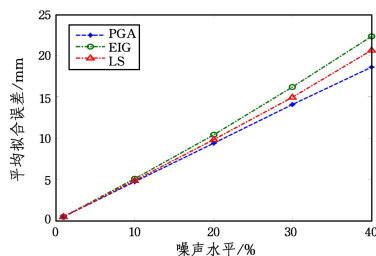


图 6 拟合算法的平均误差

Fig. 6 Mean error of fitting algorithm

#### (3) 拟合标准差

同样只考虑 3 种方法均拟合成功情况下的拟合标准差。3 种方法在不同噪声幅值下的拟合标准差如图 7 所示。

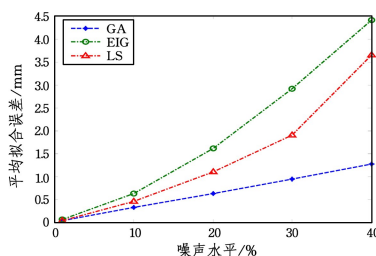


图 7 拟合算法的标准差

Fig. 7 Standard deviation of fitting algorithm

由图可知,随着圆柱面采样点数据噪声幅值的增加,特征值法和最小二乘法的拟合标准差明显增大,而本文所采用的方法拟合标准差增大较少,且在 3 种方法中标准差最小。因此,本文所采用的方法拟合稳定性优于其他两种方法。

## 4 实际应用结果

本文采用文献[12]中全站仪采集半径为 0.275 m 的卷板辊表面采样点数据作为实例,在 7 个端面处分别均匀采集 6 个点,共采集 42 个点,如图 8 所示。

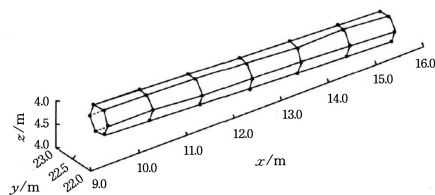


图 8 采样点分布示意图

Fig. 8 Figure of sampling points

采用特征值法、最小二乘法和本文所提出的方法对卷板辊表面进行拟合,拟合结果如表 1 所列。由表 1 可知,本文提出的算法所拟合得到柱面半径为 0.274 93 m,相对误差仅为 0.25%。在拟合平均误差和标准差方面,本文拟合方法表现最优,因此该方法完全满足实际应用需求。

表 1 拟合结果

Table 1 Fitting result

Fitting method	Radius/m	Mean error/mm	Standard deviation/mm
EIG	0.274 82	0.257 26	0.246 55
LS	0.274 93	0.250 17	0.235 53
PGA	0.274 93	0.249 96	0.235 28

**结束语** 本文提出了一种基于投影圆度法和遗传算法的空间圆柱面拟合方法,利用投影圆度算法解空间的有界性和遗传算法的全局寻优特性,实现无预估初值和变量取值范围条件下对任意位姿空间圆柱面的拟合,大大拓展了拟合算法的适用范围。仿真结果和实际应用表明,该方法拟合鲁棒性强,拟合精度高,稳定性好,实际应用时具有广泛的适用性,是实现任意位姿空间圆柱面拟合的有效方法。未来将针对遗传算法收敛速度较慢和可能陷入局部收敛的问题,探索其他智能寻优算法,以提高寻优效率和拟合精度。

## 参考文献

- [1] SU Y T, HU S W, BETHEL J S. Estimation of cylinder orientation in three-dimensional point cloud using angular distance-based optimization[J]. Optical Engineering, 2017, 56(5): 1-10.
- [2] LI B, FU W P, WANG W, et al. Spatial Hole position and pose reconstruction based on directrix-generatrix[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2017, 38(7): 1653-1659.
- [3] ZHANG R F, ZHANG X M. Measuring cylindrical axis based on virtual binocular stereo vision[J]. Instrument Technique and Senso, 2013(2): 49-51.
- [4] XIE Y, YANG X D, RUI X F, et al. Implicit equation description and fitting method for cylinder perspective contours[J]. J Tsinghua Univ (Sci & Technol), 2016, 56(6): 640-645.

行了大量实验,实验表明 NECD 算法与其他社团发现算法相比取得了更好的性能,获得了更准确的社团结构。

更进一步,在接下来的工作中可以利用丰富的先验信息将 NECD 扩展为半监督的社团发现算法,利用监督信息获得更加准确的社团结构。

## 参 考 文 献

- [1] WANG S H. Community Detection in Signed Networks with Game Theory[J]. *Computer Science*, 2020, 47(S2): 459-463.
- [2] ZHANG D K, YIN J, ZHU X Q, et al. Network Representation Learning: A Survey[J]. *IEEE Transactions on Big Data*, 2017, 6(1): 3-28.
- [3] TIAN F, GAO B, CUI Q, et al. Learning deep representations for graph clustering[C]// *The Twenty-Eighth AAAI Conference on Artificial Intelligence*. 2014: 1293-1299.
- [4] YANG L, CAO X, HE D, et al. Modularity based community detection with deep learning[C]// *International Joint Conference on Artificial Intelligence*. 2016.
- [5] JIN D, GE M, LI Z, et al. Using Deep Learning for Community Discovery in Social Networks[C]// *2017 IEEE 29th International Conference on Tools with Artificial Intelligence*. 2017.
- [6] HU P, NIU Z, HE T, et al. Learning Deep Representations in Large Integrated Network for Graph Clustering [C] // *2018 IEEE First International Conference on Artificial Intelligence and Knowledge Engineering*. 2018: 101-105.
- [7] WU L, ZHANG Q, CHEN C H, et al. Deep Learning Techniques for Community Detection in Social Networks[J]. *IEEE Access*, 2020(8): 96016-96026.
- [8] CAO J, JIN D, YANG L, et al. Incorporating network structure with node contents for community detection on large networks using deep learning[J]. *Neurocomputing*, 2018, 297: 71-81.
- [9] CAO J, JIN D, DANG J. Autoencoder Based Community Detection with Adaptive Integration of Network Topology and Node Contents[C]// *International Conference on Knowledge Science, Engineering and Management*. Cham: Springer, 2018.

- [10] KRLJ B, KRALJ J, LAVRA N. Embedding-based Silhouette Community Detection[J]. *Machine Learning*, 2020, 109(1): 161-219.
- [11] REN W, YAN G, LIAO X, et al. Simple probabilistic algorithm for detecting community structure[J]. *Physical Review E*, 2009, 79(2): 036111.
- [12] NEWMAN M E J. Modularity and community structure in networks[J]. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 2006, 103(23): 8577-8582.
- [13] WANG R S, ZHANG S, WANG Y, et al. Clustering complex networks and biological networks by nonnegative matrix factorization with various similarity measures[J]. *Neurocomputing*, 2008, 72(1/2/3): 134-141.
- [14] PEROZZI B, AL-RFOU R, SKIENA S. Deepwalk: online learning of social representations[C]// *The 20th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*. 2014: 701-710.
- [15] LANCICHINETTI A, FOURTUNATO S. Benchmarks for testing community detection algorithms on directed and weighted graphs with overlapping communities[J]. *Physical Review E Statistical Nonlinear & Soft Matter Physics*, 2009, 80(2): 016118.



**PAN Yu**, born in 1990, doctor. Her main research interests include data processing and mining in social networks and machine learning.

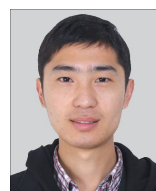


**PAN Zhi-song**, born in 1973. Ph.D, professor, Ph.D supervisor. His main research interests include computer vision and machine learning.

(上接第 169 页)

- [5] YAN Y, WANG J X. Cylindrical fitting, method of laser scanner point cloud data[J]. *Science of Surveying and Mapping*, 2018, 43(6): 83-87.
- [6] NURUNNABI A, SADAHIRO Y, LINDENBERGH R. Robust cylinder fitting in three-dimensional point cloud data[J]. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 2017, 17: 63-70.
- [7] WANG C C, WANG X W, XU X C. Study on the cylindrical surface fitting method[J]. *Engineering of Surveying and Mapping*, 2014, 23(3): 5-9.
- [8] WANG J X. A method for fitting of conicoid in industrial measurement[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2007, 32(1): 47-50.
- [9] LIU Y P, ZHANG D H. Study on evaluation of cylinder geometric parameters in reverse engineering[J]. *Mechanical Science and Technology*, 2005, 24(3): 310-311.
- [10] LIU Z L G, LI M F, LU J H. Cylindrical fitting of point cloud data based on robust weighted total least squares[J]. *Modern Surveying and Mapping*, 2018, 41(4): 39-42.

- [11] ZHANG S J, LIU C J, LI J F, et al. Cylinder fitting with roundness estimate method based on projection[J]. *Journal of Geomatics Science and Technology*, 2014, 31(4): 39-42.
- [12] BAO J, WANG J X. Cylindrical fitting with improved roundness estimate method based on projection[J]. *Mine Surveying*, 2018, 46(1): 94-97.
- [13] QIN S W, PAN G R, GU C, et al. Fitting of spatial cylindrical surface based on genetic algorithm[J]. *Journal of Tongji University (Natural Science)*, 2010, 38(4): 604-607.
- [14] SHI F, WANG H, YU L, et al. 30 Examples of MATLAB Intelligence Algorithm[M]. Beijing: Beihang University Press, 2011.



**GAO Shuai**, born in 1988, postgraduate, engineer. His main research interests include precision measurement and mechanical design.