

doi: 10.7690/bgzd.2024.06.019

融合逆密度梯度和双线性插值的深海地图构建

彭晓勇¹, 杨旭², 王以龙¹, 薛文博¹, 陈飞¹, 袁明新¹

(1. 江苏科技大学机电与动力工程学院, 江苏 张家港 215600;

2. 连云港杰瑞自动化有限公司, 江苏 连云港 222006)

摘要: 为提高深海探测机器人水下作业的效率 and 安全性, 提出一种融合逆密度梯度聚类 and 双线性插值的地图构建方法。将机器人所采集的海底环境图像进行灰度化、分割和去噪预处理; 对障碍物区域的图像像素进行聚类; 根据探测机器人结构尺寸对聚类后二值图像进行改进双线性插值的局部膨胀处理, 获得最终环境地图。2 种不同环境的地图构建结果表明: 传统 Meanshift 算法 and 双线性插值算法相比, 融合逆密度梯度聚类 and 双线性插值的图像处理能够实现地图中非可行区域的确定, 检出率平均提升 26.1%, 漏检率平均降低 31.4%, 该方法有效。

关键词: 深海; 地图构建; 逆密度梯度; 聚类; 双线性插值

中图分类号: TP391.41 **文献标志码:** A

Deep-sea Map Building Based on Combination of Inverse Density Gradient and Bilinear Interpolation

Peng Xiaoyong¹, Yang Xu², Wang Yilong¹, Xue Wenbo¹, Chen Fei¹, Yuan Mingxin¹

(1. School of Mechanical and Power Engineering, Jiangsu University of Science and Technology, Zhangjiagang 215600, China; 2. Lianyungang Jerry Automation Co., Ltd., Lianyungang 222006, China)

Abstract: In order to improve the efficiency and safety of underwater operation of deep-sea exploration robot, a map construction method combining inverse density gradient clustering and bilinear interpolation is proposed. The image of seabed environment collected by the robot is pre processed by graying, segmentation and denoising; Clustering the image pixels of the obstacle area; According to the structure size of the detection robot, the binary images after clustering are locally expanded by improved bilinear interpolation to obtain the final environment map. The results of map construction in two different environments show that, compared with the traditional Meanshift algorithm and bilinear interpolation algorithm, the image processing combined with inverse density gradient clustering and bilinear interpolation realizes the determination of infeasible regions in the map, with the average detection rate increasing by 26.1% and the average missing detection rate decreasing by 31.4%, which verifies the effectiveness of this method.

Keywords: deep-sea; map building; inverse density gradient; clustering; bilinear interpolation

0 引言

随着人类对深海和极地关键技术与装备的持续关注, 水下机器人得到了快速发展, 而机器人水下作业的效率 and 安全性离不开深海地图构建。水下机器人通常通过搭载声呐来探测环境信息。如何提高基于声呐图像的地图构建精度得到了国内外学者的关注。戴天等^[1]针对自主水下潜航器的导航, 提出基于多波束测深仪的图优化同步定位与地图构建方法, 提高了地图构建精度。张飞虎等^[2]针对水下同时定位与地图构建面临的“看不清”和“看不准”等问题, 提出了基于多波束声呐的同时定位与地图构建, 提高了地图构建以及实时定位的可靠性和鲁棒性。陈白帆等^[3]针对动态环境下声呐传感器无法

正确检测动态障碍物从而降低移动机器人的地图构建精度, 提出了一种融合声呐和视觉传感器的动态环境地图创建方法, 成功解决了动态障碍物对地图构建造成偏差的问题。王璐等^[4]针对移动机器人导航时的实时性要求, 提出了基于 Kalman 滤波器的单摄像头反馈驱动控制, 且通过帧差法进行运动目标检测, 有效实现了目标的检测与跟踪, 但由于单目视觉很难获得机器人与目标的深度信息, 进而容易造成视觉偏差而降低地图构建的准确性。

为提高水下机器人深海地图构建的有效性和准确性, 笔者在 Menashift 聚类算法 and 双线性插值算法基础上, 提出一种融合逆密度梯度聚类 and 双线性插值的深海地图构建算法, 数值测试结果验证了该算法的有效性。

收稿日期: 2024-01-23; 修回日期: 2024-03-10

基金项目: 国家自然科学基金项目(61105071); 张家港市产学研预研资金项目(2018zjgcxy026)

第一作者: 彭晓勇(2001—), 男, 江苏人。

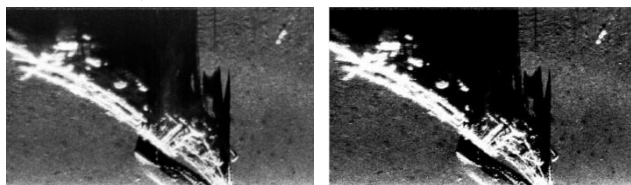
通信作者: 袁明新(1978—), 男, 江苏人, 博士。

1 声呐图像预处理

1.1 灰度化

深海原始图由搭载在探测机器人前端的声呐扫描获得，为降低图像处理运算量，笔者按照式(1)对图像的 R、G、B 分量以不同权重进行加权平均，从而获得灰度图像。图 1 显示了海底沉船声呐扫描图像的灰度化处理结果。

$$\text{Gray}=\text{R}\times 0.299+\text{G}\times 0.587+\text{B}\times 0.114。 \quad (1)$$



(a) 处理前 (b) 处理后

图 1 灰度化

1.2 阈值分割

为有效提取图像中障碍物从而确定环境地图中机器人非可行区域，笔者采用类间方差法^[5-6]对灰度图中前景目标和背景 2 部分像素进行阈值分割。设图中像素点总数为 N ，灰度值范围是 $[0, 255]$ ，灰度值为 i 的像素数为 n_i ，其像素占比 P_i 为：

$$P_i=n_i/N。 \quad (2)$$

将图中像素按灰度值大小排列，并随机取灰度值 T 为初始阈值，将图中像素分为 G_0 和 G_1 2 部分。 G_0 对应灰度值介于 $[0, T-1]$ 之间的背景区域像素； G_1 对应 $[T, 255]$ 之间的前景区域像素。 G_0 和 G_1 像素总比分别为：

$$\omega_0 = \sum_{i=0}^{T-1} P_i ; \quad (3)$$

$$\omega_1 = \sum_{i=T}^{255} P_i 。 \quad (4)$$

G_0 和 G_1 的灰度均值分别为：

$$u_0 = \sum_{i=0}^{T-1} iP_i / \omega_0 ; \quad (5)$$

$$u_1 = \sum_{i=T}^{255} iP_i / \omega_1 。 \quad (6)$$

声呐灰度图的灰度均值 u 为：

$$u=\omega_0\cdot u_0+\omega_1\cdot u_1。 \quad (7)$$

类间方差：

$$\sigma^2(T)=\omega_0(u_0-u)^2+\omega_1(u_1-u)^2。 \quad (8)$$

当 $\sigma^2(T)$ 取最大值时为最优阈值 T_{\max} ，即：

$$\sigma^2(T_{\max}) = \max_{0x<T<255}(\sigma^2(T))。 \quad (9)$$

式中 $\max(\bullet)$ 为最大取值函数。

1.3 去噪

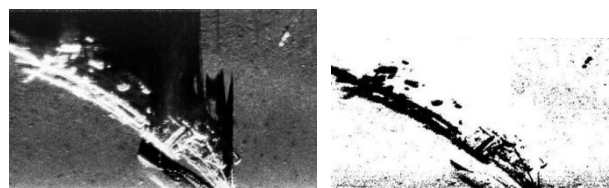
由于声呐图片前景和背景较为相似，并且存在一定阴影，直接将二值化图像进行滤波会产生较多噪声从而影响结果分析；因此，笔者先对分割后图像进行阈值反转；然后采用适用高斯噪声的算术平均滤波对图像作进一步去噪。设 σ 、 μ 分别为像素点的标准差和均值，像素点的横坐标为 x ，纵坐标为 y 。由于计算平均值时，中心点就是原点，所以 $\mu=0$ ，则 2 维高斯滤波器函数为：

$$f(x,y)=\frac{1}{2\pi\sigma^2}e^{-((x-m/2)^2+(y-n/2)^2)/2\sigma^2}。 \quad (10)$$

式中： σ 为正态分布的标准差，在高斯模糊中，其值越大，图像越模糊； $\sqrt{(x-m/2)^2+(y-n/2)^2}$ 为模糊半径 γ ，表示权重矩阵 M 元素到模板中心距离； m 、 n 为改变模糊半径的参数，半径 γ 越大，图像越模糊。

为得到一个高斯滤波器的权重矩阵 M ，需要对高斯函数进行离散化，得到的高斯函数值作为权重矩阵的系数。计算各元素平均值时，只需要将“中心点”作为原点，其他点按其在正态曲线上的位置分配权重，就可得到其相应的加权平均值。将权重矩阵 M 中的权重系数与二值化图像中对应点的像数值进行乘积运算，即可得到模糊化之后的二值化图像，以达到去噪的效果。

图 2 为高斯滤波器处理后的结果。



(a) 过滤前 (b) 过滤后

图 2 高斯噪声算术均值滤波

2 基于逆密度梯度的声呐图聚类

声呐图经高斯噪声算术均值滤波器处理后依旧还会存在一定噪声。为提高地图构建精度，笔者引入聚类思想进行障碍物像素的聚类。由于海底环境比较复杂，传统 Kmeans 聚类算法无法将这些噪声有效分开，Meanshift 聚类算法在多数情况下能获得较好的聚类效果，但是由于小体积障碍物的影响，图中背景部分在不同区域有着许多噪声像素点，当这些像素点和实际障碍物像素点较为靠近时，就会造成较大的聚类偏差，如图 3 所示。

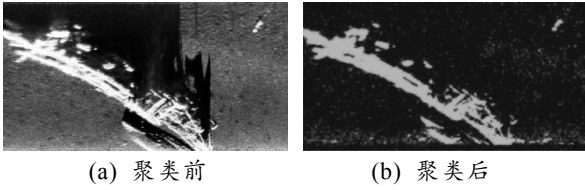


图 3 MeanShift 算法聚类

由上图聚类结果可以看出，部分背景区域被误检测成海底沉船目标区域，并且在背景较多区域产生了较多噪声点。为提高声呐图片中障碍物的聚类效果，笔者基于 Kmeans 和 MeanShift 算法提出一种改进的逆密度梯度聚类算法。该方法首先采用 Kmeans 算法的聚类中心选取办法，通过原迭代方式先选取好聚类中心，然后在每个聚类中心点复制 n 个聚类中心，并将原来 MeanShift 算法中的向量定义改为：

$$M_h = -\frac{1}{K} \sum_{x_i \in S_k} (x_i - x) \quad (11)$$

在改进算法向量内加入核函数，则本文中算法变为：

$$\hat{f}_{h,k}(X) = -\frac{c_{k,d}}{nh^d} \sum_{i=1}^n k\left(\left\|\frac{x-x_i}{h}\right\|^2\right) \quad (12)$$

式中： h 为扫描区域半径； $c_{k,d}/nh^d$ 为单位密度。

对式(12)求导，且令 $g(x) = -k'(x)$ ，对于导数函数采用高斯核，则可写为：

$$\hat{\nabla} f_{h,k}(X) = -\hat{f}_{h,k}(X) \frac{2c_{k,d}}{h^2 c_{g,d}} m_{h,G}(X) \quad (13)$$

式中 $m_{h,G}(X) = (\sum_{i=1}^n X_i g(\|(x-x_i)/h\|^2)) / (\sum_{i=1}^n g(\|(x-x_i)/h\|^2)) - x$ 。

上述项为逆密度梯度算法基本向量式，要使得 $\hat{\nabla} f_{h,k}(X) = 0$ ；当且仅当 $m_{h,G}(X) = 0$ ，可以得出新圆心坐标。当密度越来越小且达到一定阈值时，扫描区域将再向下迭代一次，最后将低于密度梯度的区域全部置零处理。通过改进的逆密度梯度算法可以达到如图 4 所示的预期去噪效果，实现了图中非障碍物噪声的有效去噪，有助于后续地图的精确构建。

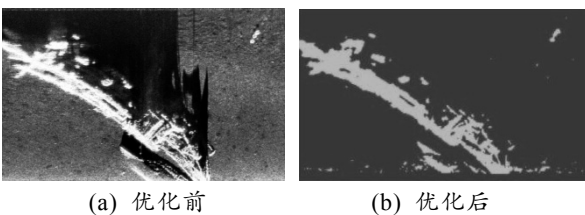


图 4 逆密度梯度聚类

3 双线性插值局部膨胀

深海探测机器人环境地图的构建主要是用于导航，导航中路径规划往往会将机器人作为质点处理，此时需要对障碍物按照机器人结构尺寸进行膨胀处理。传统双线性插值算法^[7-8]只能对整体进行统一放大，并且放大效果并不能满足要求，为此笔者根据深海探测机器人的规划需求，提出了一种改进的双线性插值算法。

首先遍历二值化声呐图像并找到其中像素值为 255 的像素点；然后将此像素点设置为窗口矩阵中心点，按 8 领域的 8 个方向开始搜索判断。若其中有像素点像素值为 255，则将该点设置为下一遍历窗口矩阵的中心点像素点。若遍历 8 个方向后都没有 255 像素点，则放弃当前开始点，寻找下一个新开始点，并按照上述步骤搜索判断其在某领域方向上是否有 255 像素点，直至出现存在的新矩阵中心点。将符合要求的 8 领域窗口矩阵中像素值为 255 的点依照局部双线性插值算法进行局部膨胀。

和传统双线性插值相比，利用所需膨胀的像素点周围 4 个像素点进行局部双线性插值，不仅计算结果更加精确，而且效率更高，其基本原理如图 5 所示。

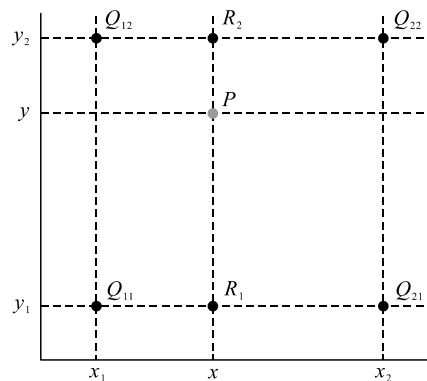


图 5 双线性插值算法具体设计方法

具体算法流程如下：

1) 在 x 方向上进行 2 次线性插值计算，得到：

$$\left. \begin{aligned} f(x, y_1) &= \frac{x_2 - x}{x_2 - x_1} f(Q_{11}) + \frac{x - x_1}{x_2 - x_1} f(Q_{21}) \\ f(x, y_2) &= \frac{x_2 - x}{x_2 - x_1} f(Q_{12}) + \frac{x - x_1}{x_2 - x_1} f(Q_{22}) \end{aligned} \right\} \quad (14)$$

2) 在 y 方向上进行一次插值计算，得到：

$$f(P) = \frac{y_2 - y}{y_2 - y_1} f(x, y_1) + \frac{y - y_1}{y_2 - y_1} f(x, y_2) \quad (15)$$

3) 得到结果：

$$f(x, y) \approx f(Q_{11})(x_2 - x)(y_2 - y) / ((x_2 - x_1)(y_2 - y_1)) + f(Q_{21})(x - x_1)(y_2 - y) / ((x_2 - x_1)(y_2 - y_1)) + f(Q_{12})(x_2 - x)(y - y_1) / ((x_2 - x_1)(y_2 - y_1)) + f(Q_{22})(x - x_1)(y - y_1) / ((x_2 - x_1)(y_2 - y_1)) \quad (16)$$

按照上述流程继续遍历二值化图像，即可找到所有边界像素点，并将其进行膨胀。图 6 给出了经双线性插值后的局部膨胀处理结果。

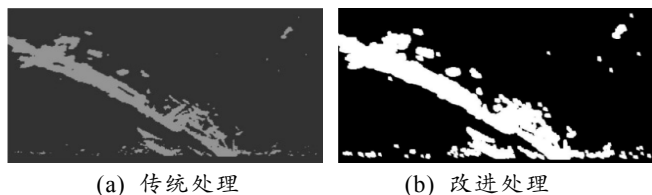


图 6 双线性插值的局部优化

由上图可以看出，原始障碍物边界根据探测机器人结构尺寸被膨胀了，此为机器人作为质点进行路径规划时的非可行区域，其余为可行区域，两者组成了机器人的环境地图。基于此进行路径规划不仅有助于提高规划精度，同时也有助于提高机器人导航时的安全性。

4 实验算法测试

为验证本文中算法在海底环境地图构建中的有效性，针对 2 种不同环境进行性能测试，并将测试结果与占据栅格地图构建算法 (occupancy grid map, OGM)^[9]、传统双线性插值 (traditional bilinear interpolation, TBI)^[10] 和均值漂移模型引导方法 (mean drift model guide method, MDMGM)^[11] 进行了比较。比较性能指标为检出率和漏检率，且定义如下：

$$\text{检出率} = a/N \times 100\% \quad (17)$$

$$\text{漏检率} = b/N \times 100\% \quad (18)$$

式中： a 为识别出的障碍物像素数； N 为原图像中障碍物的像素总数； b 为未检出障碍物的像素数。

图 7 和 8 给出了 2 种海底环境通过 4 种不同算法处理后获得的最终环境地图。

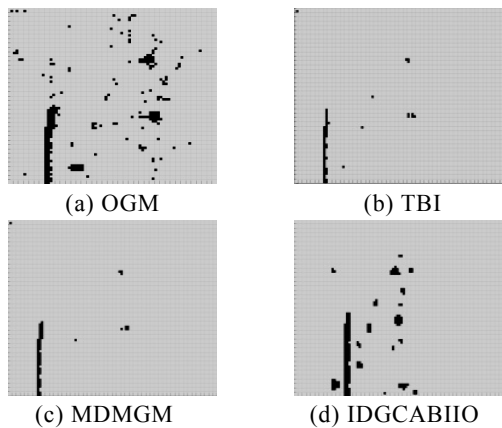


图 7 海底小物体环境地图构建对比

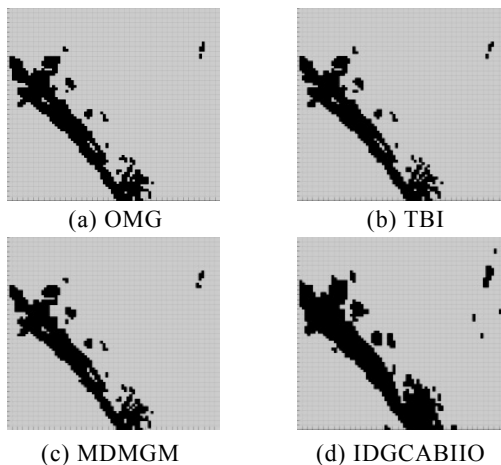


图 8 船舶残骸环境地图构建对比

由上图可以看出，OGM 能将障碍物识别出并进行整体地图构建，但由于其无法去除微小障碍物及海洋噪声，导致所得地图误点多且无法识别真正障碍物。TBI 法处理所得图的丢失信息太多，减少了深海探测机器人识别的障碍物数，容易影响深海探测机器人的路径规划和正常工作。而 MDMGM 算法得出的结果图较 TBI 结果图略有提升，并且在识别船舶残骸上表现较好，但由于没考虑深海探测机器人的结构，所得地图不利于机器人的路径规划，影响了机器人的安全性。相比较而言，笔者所提算法较 TBI 算法和 MDMGM 算法有明显提升，不仅可以有效识别出障碍物，还可有效滤除噪声点以及干扰点。

表 1 给出了 4 种算法针对 2 种环境的处理性能对比。由表可以看出，本文中算法相较于其他 3 种算法，无论是检出率还是漏检率的性能都有明显提升。本文中算法的检出率平均提升了 26.1%，而漏检率平均降低了 31.4%，这主要是因为笔者所提算法中的逆密度梯度算法可将障碍物以外的噪声点进行滤除，而双线性插值算法在局部使用时可更加精确地进行边缘膨胀效果。将两者有效结合不仅可以减少噪声点的检出，并可更加高效地保留原本障碍物，由此可看出，本文中算法不仅有效而且优势明显。

表 1 4 种算法性能测试比较 %

算法	海底小物体		船舶残骸	
	检出率	漏检率	检出率	漏检率
OGM	68.2	31.8	73.1	26.9
TBI	38.2	61.8	59.2	40.8
MDMGM	40.5	59.5	65.5	34.5
IDGCABIIO	80.4	19.6	86.6	13.4

5 结束语

为解决深海探测机器人导航时的环境地图构建问题,笔者提出一种融合逆密度梯度聚类和双线性插值的地图构建方法。通过理论分析和数值测试可得出以下结论:

1) 声呐图中海底小型障碍物通常会在背景图像中形成小噪声,从而影响地图中有效障碍物的形成;为此,笔者设计了逆向密度梯度聚类法,有效实现了声呐二值化图像中噪声点的去除,有助于地图构建精度的提高。

2) 探海机器人在进行路径规划时,通常将自身作为质点来处理,为提高规划的有效性和安全性,笔者设计了改进的双线性插值法进行障碍物边界的局部膨胀,获得了地图中有效的非可行区域。

3) 相比已有地图构建方法,融合逆密度聚类和双线性插值提高了障碍物的检出率,并降低了障碍物的漏检率,确保了深海机器人环境地图的精确构建,提高了深海机器人导航时的安全性。

参考文献:

[1] 戴天, 缪玲娟, 邵海俊. 一种基于多波束测深仪的水下同步定位与地图构建方法[J]. 兵工学报, 2020, 41(7): 1384-1392.

(上接第 70 页)

[4] 武学祺, 王保国. 中心管式子母弹战斗部抛撒及弹道分析[C]// 第十四届弹药毁伤技术学术交流会论文集. 重庆: 重庆环宇精密工业集团有限公司, 2015: 392-396.

[5] 谭大成, 袁曾凤. 子母弹抛撒技术及其内弹道计算[J]. 北京理工大学学报, 2000(9): 25-32.

(上接第 79 页)

[2] 王冲, 景宁, 李军, 等. 一种基于多 Agent 强化学习的多星协同任务规划算法[J]. 国防科技大学学报, 2011, 33(1): 53-58.

[3] 林晗, 汤珊红, 高强, 等. 基于 MDLS 和 ANN 的联合作战资源调度研究[J]. 军事运筹与系统工程, 2021,

[2] 张飞虎, 称晨升, 王璨. 基于多波束声呐的同时定位与地图构建[J]. 数字海洋与水下攻防, 2020, 3(3): 250-257.

[3] 陈白帆, 蔡自兴, 潘薇. 基于声呐和摄像头的动态环境地图创建方法[J]. 高技术通讯, 2009, 19(4): 410-414.

[4] 王璐, 崔益安, 苏虹, 等. 移动机器人的运动目标实时检测与跟踪[J]. 计算机工程与应用, 2005(15): 30-33.

[5] KATHERINE, RULANINGTYAS R, AIN K. CT scan image segmentation based on hounsfield unit values using Otsu thresholding method[J]. Journal of Physics Conference Series, 2021, 1816(1): 012080.

[6] 吴政峰, 张政, 袁明新, 等. 融合修正 OTSU 和中值滤波的水上航行器障碍物视觉分割[J]. 兵工自动化, 2020, 39(7): 16-19.

[7] 李宏伟, 祝海江, 冯延强. 基于双线性插值的超声成像测井数据重采样处理方法研究[J]. 世界核地质科学, 2020, 37(4): 291-295.

[8] 杨丽娟, 李利. 基于双线性插值的内容感知图像缩放算法仿真[J]. 计算机仿真, 2019, 36(12): 244-248.

[9] 秦玉鑫, 张高峰, 王裕清. 针对复杂环境的模块化栅格地图构建算法[J]. 控制工程, 2016, 23(10): 1627-1633.

[10] SMITH P R. Bilinear interpolation of digital images[J]. Ultramicroscopy, 1981, 6(2): 201-204.

[11] 王媛媛, 王博. 一种结合均值漂移的 KCF 目标跟踪算法[J]. 现代测绘, 2019, 42(3): 19-23.

[6] 韩子鹏. 火箭外弹道学[M]. 北京: 北京理工大学出版社, 2008(3): 71-83.

[7] 钱杏芳. 导弹飞行力学[M]. 北京: 北京理工大学出版社, 2012(10): 270-276.

[8] 畅博, 谷鸿平, 牛晨伟, 等. 运动炸药近地爆炸冲击波场特性研究[J]. 爆破, 2018, 35(3): 53-58.

[9] 白金泽. LS-DYNA3D 理论基础与实例分析[M]. 北京: 科学出版社, 2005: 68-96.

35(4): 42-46.

[4] 刘建, 陈桂明, 李新宇. 基于遗传算法的作战任务分配和资源调度问题研究[J]. 兵工自动化, 2023, 42(7): 59-63, 73.

[5] 李俊, 苏春. 基于可行工序序列遗传算法的工序排序优化[J]. 计算机集成制造系统, 2019, 25(8): 1981-1990.