

三维激光成像技术的改进研究

芦 鹏

中国刑事警察学院公安信息技术与情报学院 沈阳 100854

摘 要: 三维激光图像的成像受多种因素影响,导致成像后模糊程度高,局部活动轮廓是最重要的干扰因素。为有效提高三维激光图像的成像质量,提出三维激光成像技术的改进与研究。将多分辨率小波降噪技术与 Retinex 算法相融合,对层状纹理激光图像进行降噪处理,利用 Retinex 算法实现层状纹理激光图像的信息增强,采用 LGB 向量量化算法进行激光图像的特征分解,结合背景差分连续重构技术实现图像的区域像素信息增强,提取图像的高阶不变矩特征量,采用深度学习算法进行图像特征数据的多分辨重构,实现三维激光成像技术的改进。仿真结果表明,方法的输出信噪比在 25.6 ~ 42.5 dB、时间开销在 0.14 ~ 0.31 s 之间、重建精度在 87% ~ 94% 之间,证明该方法的输出像素强度较高,图像的成像质量较好,能够实现高分辨的三维激光成像。

关键词: 三维激光成像; 层状纹理激光图像; 特征提取; 信息增强

中图分类号: TN249 文献标识码: A doi: 10.14016/j.cnki.jgzz.2020.09.087

Research on improvement of 3D laser imaging technology

LU Peng

Criminal Investigation Police University, China Public Security Information Technology and Intelligence College, Shenyang 100854, China

Abstract: The imaging of 3D laser images is affected by many factors, resulting in high degree of blurring after imaging, and the local active contours are the most important interference factors. In order to effectively improve the imaging quality of 3D laser images, the improvement and research on 3D laser imaging technology is proposed. The multi-resolution wavelet denoising technology is combined with the Retinex algorithm to denoise the layered texture laser image. The Retinex algorithm is used to enhance the information of layered texture laser image. The LGB vector quantization algorithm is used to decompose laser image. Combining background differential continuous reconstruction technology to enhance the regional pixel information of the image, extract the high-order moment invariant feature quantity of the image, and use the deep learning algorithm to reconstruct multi-resolution of image feature data. Finally, the 3D laser imaging technology is optimized. The simulation results show that the output SNR of the proposed method is between 25.6–42.5 db, the time cost is between 0.14–0.31 s, and the reconstruction accuracy is between 87% and 94%, which proves that the output pixel intensity of this method is high, the image imaging quality is good, and the 3D laser imaging with high resolution can be realized.

Key words: 3D laser imaging; layered texture laser image; feature extraction; information enhancement

1 引言

随着激光成像技术的发展,采用三维激光成像技术进行图像识别和目标探测,能有效提高对目标的准

确辨识和检测能力,三维激光图像处理技术是建立在数据分析技术基础上的,在三维激光成像中,需要提取激光图像的海量特征数据,提取的激光图像数据主要有像素信息、特征矩、图像纹理信息等,对提取的海量图像特征数据进行结构信息重排,采用特征聚类和信息融合技术,能提高激光成像的质量^[1]。结合数据分析方法进行激光成像,能实现对目标图像的三维重构和识别,提高成像的信息饱和度,层状纹理三维激光图像成像过程中,受到活动轮廓的扰动,导致成像质量不好,研究层状纹理激光图的三维激光成像技

收稿日期: 2019-12-14

基金项目: 国家社科基金(No. 16BTQ064); 辽宁省自然科学基金项目(No. 20180550046); 中国刑警学院 2019 重大项目培育计划资助项目(No. D2019001)

作者简介: 芦鹏(1979-) 男(汉族) 沈阳人, 博士, 讲师, 主要研究方向: 公安情报, 视频侦查与数据分析。

[http : //www.laserjournal.cn](http://www.laserjournal.cn)

术,提高成像质量,相关的三维激光成像技术研究受到人们的极大关注。

激光三维成像是建立在对不同属性类别的信息特征提取基础上的,结合对图像的相似度分析和数据识别,实现激光三维成像^[2]。传统方法中,对目标的激光三维成像方法主要有边缘轮廓重建的三维成像方法、基于 Harris 角点分割的三维成像方法^[3],文献[4]在稀疏采样点分布技术基础上进行层状纹理激光图像的三维重构,在激光三维图像分布同质区域(目标和背景)中进行分割处理,提高激光成像的稳像能力,但该方法在对模糊度较大的激光成像时的输出效果不好。文献[5]中提出一种统计形状模型(Statistical Shape Model,SSM)的层状纹理激光图像三维成像方法,采用图像的统计信息特征重建方法进行三维图像重构,实现了层状纹理激光图像光学成像的图像复原清晰化处理,重建精度较高,但对于干扰强度较大的图像的重建计算代价较高。

针对传统方法存在的弊端,提出一种基于数据重组的三维激光成像技术。采用多分辨的小波降噪技术进行层状纹理激光图像全局降噪处理,利用 Retinex 算法实现层状纹理激光图像的信息增强,提取图像的高阶不变矩特征量,组成数据信息模型,实现三维激光成像改进。最后进行仿真实验分析,展示了所提方法在提高层状纹理激光图像成像能力方面的优越性能。

2 三维图像采集和预处理

2.1 三维激光图像扫描

为了实现对层状纹理激光图像的三维重构和成像改进,采用区域扫描技术进行层状纹理激光图像扫描,实现对待重构物体的全域空间扫描,采用 Cell Projection 和 Splatting 激光成像技术,设置相应的激光波束强度进行图像扫描^[6],对层状纹理激光图像进行像素特征点置换,用矩阵 Q 、 Q^r 和 Q^w 分别表示 $M \times N$ 维的激光三维图像的匹配模板子集和训练子集,假设待三维成像的模糊多分辨层状纹理激光图像的暗原色为:

$$\min_c \left(\min_{y \in \Omega(x)} \left(\frac{I^c(y)}{A^c} \right) \right) = \tilde{t}(x) \min_c \left(\min_{y \in \Omega(x)} \left(\frac{J^c(y)}{A^c} \right) \right) + (1 - \tilde{t}(x)) \quad (1)$$

上式中, $J^c(y)$ 为激光三维成像的输出光强, $\min_{y \in \Omega(x)} \left(\frac{J^c(y)}{A^c} \right)$ 为激光衍射的分布密度, $\tilde{t}(x)$ 为小波尺度。在激光三维成像过程中,将待三维成像的图像分成 3×3 拓扑结构,构建激光光强分布的散射模型^[7],采

用 Gamma-Gamma 分布得到激光图像的层状纹理特征分布为:

$$I(x) = J(x) t(x) + A(1 - t(x)) \quad (2)$$

式中 $J(x)$ 表示激光衍射的强度,在多分辨层状纹理激光图像的中心像素点构建图像三维数据检测模型^[8],提取到的图像暗原色值趋近零,则

$$\tilde{t}(x) = 1 - \min_c \left(\min_{y \in \Omega(x)} \left(\frac{I^c(y)}{A^c} \right) \right) \quad (3)$$

对于一幅待检测的激光图像 J 在成像过程中,需要进行大气根据图像的空间分布属性进行穿透控制,激光的衍射强度分别为:

$$J(x) = \frac{I(x) - A}{\max(t(x) - t_0)} + A \quad (4)$$

对三维激光图像模板形状的活动轮廓构建和目标形状三维轮廓特征提取,结合形变位移向量补偿方法进行层状纹理激光图像三维图像采集^[9],得到图像点扫描采集模型如图 1 所示。

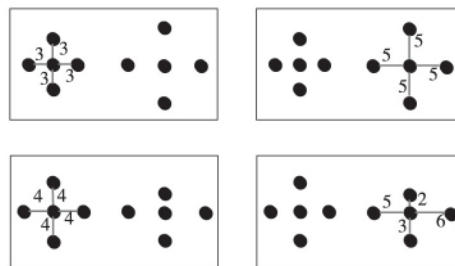


图 1 图像点扫描采集模型

2.2 图像小波降噪预处理

在上述对激光图像采集和特征分析集的基础上,采用多分辨的小波降噪技术进行层状纹理激光图像全局降噪处理,分析每个子区间信息包含的差异性像素特征,计算层状纹理激光图像三维图像特征提取的数据项与平滑项^[10],设置 4 个激光三维成像通道,图像的噪声干扰项为 $\eta(x, y)$,在图像的连通区域内的灰阶像素 $\hat{f}(x, y)$ 为:

$$\hat{f}(x, y) = \begin{cases} g(x, y) - 1, & \text{if } g(x, y) - \hat{f}_{\text{Lee}}(x, y) \geq t \\ g(x, y) + 1, & \text{if } g(x, y) - \hat{f}_{\text{Lee}}(x, y) < t \\ g(x, y), & \text{else} \end{cases} \quad (5)$$

采用多尺度小波滤波方法进行图像降噪^[11],得到小波滤波函数为:

$$p(\eta_m(x, y)) = \begin{cases} \frac{r}{4}, & \eta_m(x, y) = -1 \\ 1 - \frac{r}{2}, & \eta_m(x, y) = 0 \\ \frac{r}{4}, & \eta_m(x, y) = 1 \end{cases} \quad (6)$$

小波尺度信息熵为 H 和 η ,当 H 和 η 信息越多,

表示图像中的噪点越强,在大气中的激光穿透波长系数为:

$$L = J(w, \rho) - \sum_{i=1}^N a_i \{ w^T \varphi(x_i) + b + e_i - y_i \} \quad (7)$$

定义:

$$J^{\text{dark}}(x) = \min_{c \in \{r, g, b\}} (\min_{y \in \Omega(x)} (J^c(y))) \quad (8)$$

式中: J^c 为 J 的某一个通道三维激光图像滤波输出,而 $\Omega(x)$ 是以 x 为中心的一块区域。根据上述分析,采用多特征融合方法进行图像滤波降噪,利用 Retinex 算法实现层状纹理激光图像的信息增强^[12]。

假设 A 表示层状纹理激光图像的亮度 $\rho(x)$ 为空间坐标 x 处的场景反照率 $\rho(x)$ 为活动轮廓的空间距离,在数据环境下,得到三维激光图像 $I(x)$ 滤波后的输出特征量表示为:

$$I(x) = A\rho(x) e^{-\beta d(x)} + A(1 - e^{-\beta d(x)}) \quad (9)$$

引入一个核函数用以定义层状纹理激光图像的局部二值拟合能量函数,测量激光散射而损失,得到层状纹理激光图像的散射损失为:

$$J(x) = \frac{I(x) - A}{\max(t(x), t_0)} + A \quad (10)$$

通过对层状纹理激光图像的小波降噪和信息增强,提高了三维激光成像的输出信噪比。

3 三维激光成像技术改进

3.1 激光图像的特征分解

在采用多分辨的小波降噪技术进行层状纹理激光图像全局降噪处理的基础上,进行图像三维成像改进设计,利用 Retinex 算法进行图像增强处理^[13],提取多尺度 Retinex 图像高斯分布特征量,表示为:

$$x(t) = \text{Re} \left[\sum_{i=1}^n a_i(t) e^{j\omega_i(t)} \right] = \text{Re} \left[\sum_{i=1}^n a_i(t) e^{j\int \omega_i(t) dt} \right] \quad (11)$$

求解大气衍射环境下层状纹理激光图像的暗原色特征,同时使用 3×3 的模板进行模板匹配处理,得到层状纹理三维激光图像的暗原色特征的数据分布模型为:

$$a_k = \left(\sum_k + \varepsilon U \right)^{-1} \left(\frac{1}{|w|} \sum_{i \in w_k} I_i p_i - u_k \bar{p}_k \right) \quad (12)$$

$$b_k = \bar{p}_k - a_k^T u_k \quad (13)$$

$$q_i = \frac{1}{|w|} \left(\sum_{i \in w_k} a_k I_i + b_k \right) = \bar{a}_i^T I_i + \bar{b}_i \quad (14)$$

其中 I_i 是一个 3×1 的高斯边缘轮廓分布特征量 a_k^T 是一个 3×1 的模板匹配值 q_i 和 b_k 是标量像素序列。采用多尺度加权平均的 Retinex 算法进行边缘轮廓特征分解^[14],层状纹理激光图像图纹理结构

信息描述为 $G(x, y; t)$,定义图像纹理子空间的局部二值拟合特征量为:

$$p(x, t) = \lim_{\Delta x \rightarrow 0} \left[\sigma \frac{u - (u + \Delta u)}{\Delta x} \right] = -\sigma \frac{\partial u(x, t)}{\partial x} \quad (15)$$

采用 LGB 向量量化算法进行三维激光图像的特征分解,结合背景差分连续重构技术实现图像的区域像素信息增强处理^[15]。

3.2 三维成像技术改进实现

采用 3×3 的模板匹配方法进行三维激光图像的块分割和模板匹配处理,提取图像的高阶不变矩特征量,组成数据信息模型,假设 \sum_k 是图像像素窗口 w 中色彩差异特征量,表示为图像的成像局部方差, ε 为稳像修正参数,提取图像的高阶不变矩特征量,组成数据信息模型:

$$x_i(t) = \sum_{k=1}^p \sum_{l=0}^2 \varphi_{kl} [w_{il}^l, \dots, w_{in}^l] [x_1(t-k), \dots, x_n(t-k)]^T - \sum_{k=1}^q \sum_{l=0}^2 \theta_{kl} [w_{il}^l, \dots, w_{in}^l] \quad (16)$$

在像素特征分布的水平集函数下进行图像纹理像素的线性组合处理^[16],计算激光图像的梯度模值,采用局部区域约束方法,实现对层状纹理激光图像的三维数据特征重构,得到重构模型为:

$$\begin{cases} f_1^G = \frac{K_\sigma(x) * [H_\varepsilon(\varphi(x)) I^G(x)]}{K_\sigma(x) * H_\varepsilon(\varphi(x))} \\ f_2^G = \frac{K_\sigma(x) * [(1 - H_\varepsilon(\varphi(x))) I^G(x)]}{K_\sigma(x) * (1 - H_\varepsilon(\varphi(x)))} \end{cases} \quad (17)$$

定义 $D = (d_\gamma)_{\gamma \in \Gamma}$ 为 H 中的激光衍射环境下层状纹理激光图像向量组成的基函数集,且 $d_\gamma = 1$,当轮廓处于目标边界附近时,采用约束进化方法进行图像的轮廓曲线分割,分割函数为:

$$\begin{cases} G_j^{\max} (j \in \{1, \dots, p\}) \\ G_j^{\max} = \max_{i=1, \dots, N} (G_j(\vec{x}_i)) \\ j \in \{1, \dots, p\} \end{cases} \quad (18)$$

对层状纹理激光图像的亮度、对比度和结构相似度数据进行优化聚类分析,优化系数定义为:

$$\begin{cases} V_i^d(t+1) = W \cdot V_i^d(t) + C_1 \cdot R_1 \cdot (P_{\text{best}}^d(t) - P_i^d(t)) + \\ C_2 \cdot R_2 \cdot (G_{\text{best}}^d(t) - P_i^d(t)) \\ P_i^d(t+1) = P_i^d(t) + V_i^d(t+1) \end{cases} \quad (19)$$

其中: $V_i^d(t)$ 、 $V_i^d(t+1)$ 、 $P_i^d(t)$ 、 $P_i^d(t+1)$ 分别表示层状纹理激光图像的水平集分布数据,采用深度学习算法进行图像特征数据进行多分辨重构,实现三维激光成像改进,深度学习模型如图 2 所示。

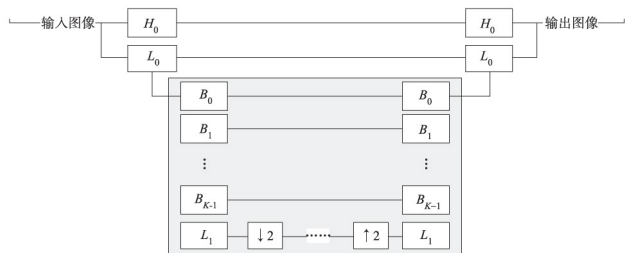


图2 深度学习模型

三维激光成像结果为:

$$\begin{aligned} & \text{minimize } f(\vec{x}) \quad \vec{x} = (x_1, x_2, \dots, x_n) \in \mathbf{R}^n \\ & \text{subject to } g_j(\vec{x}) \leq 0 \quad j=1, \dots, l \\ & \quad h_j(\vec{x}) = 0 \quad j=l+1, \dots, p \end{aligned} \quad (20)$$

其中: $x \in \Omega$ 表示高斯噪声, \mathcal{S} 表示图像的纹理联合分布特征量, Ω 是图像的成像空间。通过上述处理, 实现了算法改进。

4 仿真实验分析

为了测试本文方法在实现多分辨层状纹理激光成像中的性能, 进行仿真实验, 实验采用 Matlab2010 软件开发设计, 激光三维成像的实验数据集为 Corel 标准图像库中的 1 000 组图像, 选择其中的 2 组具有典型特征的层状纹理图像进行三维成像处理, 对激光三维图像采样的时间间隔 $t=2$ s, 图像成像区域分割模板 $m \times n$ 为 200×200 , 图像的像素均匀分布的关联系数 $\varepsilon=0.25$, 纹理稀疏度 $\nu=1$, 根据上述仿真参量设定, 进行三维激光成像仿真, 得到原始采集的激光图像如图 3 所示。



(a) 测试图像 1



(b) 测试图像 2

图3 测试图像

以图 3 的图像为测试对象, 提取图像的高阶不变矩特征量, 组成数据信息模型, 得到数据分布如图 4 所示。

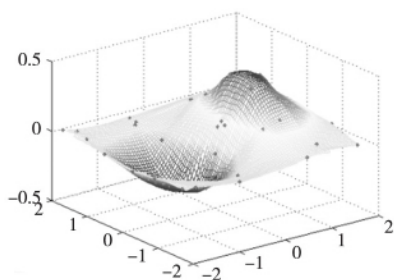


图4 数据分布模型

根据数据分布结果, 采用深度学习算法进行图像特征数据进行多分辨重构, 实现三维激光成像, 得到三维激光成像结果如图 5 所示。

分析图 5 得知, 采用本文方法能有效实现三维激光成像, 图像的成像质量较好, 输出图像的分辨能力较强。



(a) 测试图像 1



(b) 测试图像 2

图5 三维激光成像结果

4.1 输出信噪比对比实验

采用不同方法测试三维激光成像的性能, 得到输出信噪比见表 1 所示。

表1 输出信噪比对比(单位: dB)

像素值	本文方法	文献[4]	文献[5]
100	25.6	11.2	15.4
200	32.5	16.5	19.2
300	38.9	21.3	21.3
400	42.5	25.4	24.4

分析表 1 结果得知, 随着像素值的增大, 不同方法的成像输出信噪比均增大, 其中文献 [2] 方法的输出信噪比在 11.2 ~ 25.4 dB 之间, 文献 [3] 方法的输出信噪比在 15.4 ~ 24.4 dB 之间, 而研究方法的输出信噪比在 25.6 ~ 42.5 dB 之间, 始终明显高于传统方法, 方法的成像输出信噪比最高, 说明成像质量更好。通过实验数据可以证明, 本文方法的性能更高, 性能更好。

4.2 成像时间开销对比实验

检测不同方法的成像时间开销, 表 2 为时间开销对比数据表。

表2 成像时间开销对比(单位: s)

像素值	本文方法	文献[4]	文献[5]
100	0.14	0.39	0.43
200	0.23	0.65	0.56
300	0.29	0.78	0.80
400	0.31	0.93	0.91

分析表 2 结果得知, 文献 [4] 方法的时间开销在 0.39 ~ 0.96 s 之间, 文献 [5] 方法的时间开销在 0.43 ~ 0.91 s 之间, 而本文方法的时间开销在 0.14 ~ 0.31 s 之间, 始终小于传统方法, 可以证明该方法的成像实时性更好。

4.3 重建精度对比实验

为进一步验证方法的有效性,进行重建精度对比实验,实验结果如图 6 所示。

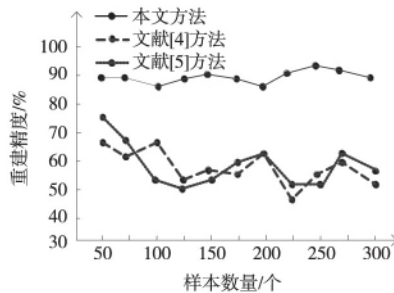


图 6 重建精度对比图

通过图 6 得知,文献[4]方法的重建精度在 46%~68% 之间,文献[5]方法的重建精度在 50%~77% 之间,而本文方法的重建精度在 87%~94% 之间,通过实验数据可以证明,本文方法的精度更高,有效性更好。

5 结语

在进行激光成像中,需要提取激光图像的海量特征数据,提取的激光图像数据进行三维成像改进,提出一种基于数据重组的三维激光成像技术。采用多分辨的小波降噪技术进行层状纹理激光图像全局降噪处理,利用 Retinex 算法实现层状纹理激光图像的信息增强,采用 LGB 向量量化算法进行激光图像的特征分解,结合背景差分连续重构技术实现图像的区域像素信息增强,提取图像的高阶不变矩特征量,组成数据信息模型,采用深度学习算法进行图像特征数据进行多分辨重构,实现三维激光成像。研究得知,方法的输出信噪比在 25.6~42.5 dB、时间开销在 0.14~0.31 s 之间、重建精度在 87%~94% 之间,可以采用本文方法进行三维激光成像的输出质量较高,应用性较好。

参考文献

- [1] 代具亭,汤心溢,王世勇,等. 扫描型红外焦平面探测器图像实时传输系统[J]. 激光与红外, 2016, 46(4): 476-480.
- [2] 李武周,余锋,王冰,等. 基于形态学滤波的红外图像背景补偿[J]. 红外技术, 2016, 38(4): 333-336.
- [3] 傅天宇,金柳颀,雷震,等. 基于关键点逐层重建的人脸图像超分辨率方法[J]. 信号处理, 2016, 32(7): 834-841.
- [4] CHENG M M, MITRA N J, HUANG X, et al. Global contrast based salient region detection[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2015, 37(3): 569-582.
- [5] LIU N, HAN J. DHSNet: deep hierarchical saliency network for salient object detection[C]//Proceedings of the 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2016: 678-686.
- [6] KIM W, KIM C. Spatiotemporal saliency detection using textural contrast and its applications[J]. IEEE Transactions on Circuits & Systems for Video Technology, 2014, 24(4): 646-659.
- [7] 代双凤,吕科,翟锐,等. 基于 3D 区域增长法和改进的凸包算法相结合的全肺分割方法[J]. 电子与信息学报, 2016, 38(9): 2358-2364.
- [8] 王鑫,周韵,宁晨,等. 自适应融合局部和全局稀疏表示的图像显著性检测[J]. 计算机应用, 2018, 38(3): 866-872.
- [9] WANG X, NING C, XU L. Spatiotemporal saliency model for small moving object detection in infrared videos[J]. Infrared Physics & Technology, 2015, 69: 111-117.
- [10] 朱贺,李臣明,张丽丽,等. 联合灰度阈值分割及轮廓形态识别的河道提取[J]. 电子测量与仪器学报, 2014, 28(11): 1288-1296.
- [11] 张然,赵凤群. 基于双向扩散与冲击滤波的雾天图像增强算法[J]. 计算机工程, 2018, 44(10): 221-227.
- [12] RAZAVIAN A S, SULLIVAN J, CARLSSON S. Visual instance retrieval with deep convolutional networks[J]. IEEE Transactions on Media Technology and Applications, 2016, 4(3): 251-258.
- [13] HASSNER T, HAREL S, PAZ E, et al. Effective face frontalization in unconstrained images[C]//Proceedings of the 2015 IEEE Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway, NJ: IEEE, 2015: 4295-4304.
- [14] 卜禹铭,杜小平,曾朝阳,等. 无扫描激光三维成像雷达研究进展及趋势分析[J]. 中国光学, 2018, 11(05): 23-39.
- [15] 周靖鸿,周瑾,朱建军,等. 基于非下采样轮廓波变换遥感影像超分辨重建方法[J]. 光学学报, 2015, 35(1): 106-114.
- [16] BHARADI V A, PADOLE L. Performance comparison of hybrid wavelet transform-I variants and contrast limited adaptive histogram equalization combination for image enhancement[C]//Proceedings of the 2017 14th International Conference on Wireless and Optical Communications Networks. Piscataway, NJ: IEEE, 2017: 1-8.