

基于双边滤波和 NSST 的红外与可见光图像融合

徐丹萍, 王海梅

(南京理工大学 自动化学院, 南京 210094)

摘要: 针对传统图像融合容易导致目标信息减弱、背景细节不清晰的问题, 提出一种基于非下采样剪切波变换 (non-subsampled shearlet transform, NSST) 和双边滤波的融合算法; 首先, 利用双边和高斯滤波器处理红外与可见光图像, 得到包含红外目标的大尺度边缘图像; 然后, 采用 NSST 分解红外与可见光图像, 得到相应的高频和低频子带系数, 低频部分利用已得的大尺度边缘图像指导加权, 高频部分采用绝对值取大的方法; 最后将融合后的各频带系数经过 NSST 逆变换得到融合结果; 实验结果显示, 该方法既能有效突出红外目标, 又充分保留了可见光图像中的背景信息, 在信息熵、互信息和峰值信噪比等客观评价指标上都优于传统的融合算法。

关键词: 图像融合; 双边滤波; 高斯滤波; 非下采样剪切波变换

Infrared and Visible Image Fusion Based on Bilateral Filters and NSST

Xu Danping, Wang Haimei

(College of Automation, Nanjing University of Science & Technology, Nanjing 210094, China)

Abstract: In traditional infrared and visible image fusion results, target is tend to be weakened and details of background are blurred. To solve these problems, a new fusion algorithm based on bilateral filters and non-subsampled shear let transform (NSST) is proposed. Firstly, bilateral and Gaussian filters are applied in source images to obtain the image which includes large-scale edges and infrared target information. Then, the source images are decomposed into low and high frequency sub-bands by NSST. The image with large-scale edges is used to guide the fusion of the low frequency sub-band, and the rule of maximum absolute value selection is used for the fusion of high frequency sub-bands. Finally, perform the inverse transform in order to obtain the final fusion result. Experiments demonstrate that the proposed fusion method can obviously highlight the target area, preserve details of the background area, and the quality evaluation indexes including entropy, mutual information, and peak signal to noise ratio is increased compared with conventional algorithm.

Keywords: image fusion; bilateral filter; Gaussian filter; NSST

0 引言

图像融合是指将两个或者两个以上传感器生成的图像信息根据某种算法进行结合, 从而获得比单个传感器更加准确、可靠、全面的描述^[1-2]。红外与可见光图像融合是图像融合的一个重要分支, 能够有效结合红外图像的目标保持特性和可见光图像的场景细节保持特性, 从而增强人们在烟雾、遮挡、光线不足等恶劣条件下的场景感知和目标识别能力^[3]。由于综合了多个传感器的信息, 图像融合对其中单个传感器的性能要求得以降低。

多尺度变换是目前较为常用的图像融合方法。传统的变换域方法如金字塔变换^[4]、小波变换^[5]、轮廓波变换^[6]等不具备平移不变特性, 可能导致频谱混叠, 进而造成图像边缘模糊。而非下采样轮廓波变换 (non-subsampled contourlet transform, NSCT), 虽然具有平移不变性及良好的时频特性, 但是算法复杂度偏高, 计算时间长, 且分解方向数受到限制^[7]。因此, K. Guo 和 G. Easley 等人提出了非下采样剪切波变换 (non-subsampled shearlet transform, NSST)^[8], 该方法以其各方面的良好特性得到了广泛应用。除以上主流的变换域方法外, 双边滤波由于不仅能够有效滤除噪声, 且可以保留图像的

边缘及大尺度信息, 也被用于图像分解和融合中。基于双边滤波的融合方法, 往往将双边滤波器和高斯滤波器结合起来使用, 先分解红外与可见光图像到不同尺度, 然后将各尺度的图像分别进行融合, 最后重构得到融合结果; 融合图像细节清晰, 且对比度较高^[9-10]。

多尺度变换将图像分解为低频和各高频子图像, 低频图像包含了图像的主要灰度信息, 高频图像则反映了图像的边缘和细节等特征。对于低频图像融合, 采用传统的加权平均或基于局部特性选取系数的融合策略, 往往视觉效果不佳。本文在 NSST 分解的基础上引入双边和高斯滤波来指导低频系数进行加权融合。最终的融合结果既突出了红外目标, 又保留了背景图像中丰富的细节信息, 符合人眼视觉观察。

1 双边与高斯滤波

高斯滤波器是一种常见的线性低通滤波器, 广泛应用于图像平滑和去噪处理中。高斯滤波是在空间域上通过高斯函数对滤波窗口区域中的像素进行加权平均, 并用其替代原中心点像素值的过程, 高斯滤波公式为:

$$G(I)_p = \frac{\sum_{q \in \Omega} g\sigma_s(\|p - q\|) I_q}{\sum_{q \in \Omega} g\sigma_s(\|p - q\|)} \quad (1)$$

$$g\sigma_s(x) = \frac{1}{\delta \sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{x^2}{2\sigma^2}\right) \quad (2)$$

式 (1) 中, I_q 为图像 I 中 q 坐标处的像素灰度值, σ_s 为高斯函数的标准偏差, Ω 为滤波窗口区域。式 (2) 为高斯函数。图像高斯滤波将 Ω 区域中像素坐标 q 与中心点 P 的距离 $\|p - q\|$ 作为高斯函数 $g\sigma(x)$ 的输入, 仅考虑了空间位置信息,

收稿日期: 2017-08-17; 修回日期: 2017-09-04。

作者简介: 徐丹萍 (1993-), 女, 江苏常州人, 硕士研究生, 主要从事图像处理方向的研究。

王海梅 (1968-), 女, 江苏丹徒人, 博士, 副教授, 主要从事智能信息处理方向的研究。

因此利用高斯滤波器对图像进行低通滤波时，除滤除噪声外，往往还会滤除部分边缘信息，使得图像边缘较为模糊。

Tomasi 和 Manduchi 于 1998 年提出的双边滤波算法^[11]，则弥补了高斯滤波的不足之处。双边滤波作为一种非线性滤波方法，应用于图像滤波中，不仅能有效去除图像噪声，还能清晰地保留图像边缘及大尺度信息。双边滤波公式如下：

$$B(I)_p = \frac{\sum_{q \in \Omega} g_{\sigma_s}(\|p - q\|) g_{\sigma_r}(|I_p - I_q|) I_q}{\sum_{q \in \Omega} g_{\sigma_s}(\|p - q\|) g_{\sigma_r}(|I_p - I_q|)} \quad (3)$$

式 (3) 中， I_p, I_q 为图像 I 中坐标分别为 p 和 q 的像素点灰度值； σ_s, σ_r 分别代表了对应的高斯标准差； Ω 表示滤波窗口区域。双边滤波采用了两个高斯滤波核 g_{σ_s} 和 g_{σ_r} ，相比高斯滤波，还考虑了灰度值的相近程度对中心点的影响。 g_{σ_s} 核函数以 Ω 区域中像素坐标 q 与中心点 p 的距离 $\|p - q\|$ 作为输入，能够有效的去除噪声等高频信息； g_{σ_r} 核函数以 Ω 区域中像素灰度值 I_p 与中心灰度值 I_q 差值的绝对值 $|I_p - I_q|$ 作为输入，使得灰度值相差较小的邻域像素对中心点影响较大，灰度值相差较大的则影响较小，从而能够保留图像中边缘等灰度变化较大的部分。因此，双边滤波能够在去除噪声等高频信息的同时，有效保留边缘等图像灰度突变信息。

结合高斯滤波与双边滤波的特点，将双边滤波结果 $B(I)$ 与高斯滤波结果 $G(I)$ 作差 (如式 (4))，可以获得仅在双边滤波中得到保留的大尺度边缘信息^[9,12]。

$$E(I) = B(I) - G(I) \quad (4)$$

可见光图像通过物体反射成像，图像背景细节清晰；红外图像通过热辐射成像，图像中主要包含红外目标信息，边缘信息以及大尺度信息，而缺乏细节纹理信息。利用式 (3) 计算红外图像的大尺度边缘图像 $E(I)$ 时， $E(I)$ 图像中除包含大尺度边缘信息外，当红外图像中红外目标相对较小时，红外目标能够得到突出。为保留更多的大尺度边缘信息， σ_s 取值较大， σ_r 取值较小。本文设置参数 σ_s 为 9， σ_r 为 0.1，得到红外图像的大尺度边缘信息如图 1 所示。



(a) 红外图像 (b) 大尺度边缘图像

图 1 红外图像及滤波处理结果

2 基于 NSST 变换的多尺度图像融合

基于多尺度变换的图像融合算法，将源图像分解到不同尺度以及各个方向，不同尺度和方向的子带图像具有不同的特征，基于这些特征对各子带图像灵活选取融合规则，使得融合结果能够有效保留目标灰度信息以及背景细节信息。文中采用 NSST 进行多尺度变换，分解图像到低频及高频各子带。由于双边滤波可以保留图像中的边缘及大尺度信息，结合双边和高斯滤波可以得到包含红外目标的大尺度边缘信息，将其用于指导低频融合；高频则采用传统的“绝对值取大”的方法。

2.1 NSST 变换

Easley 等人利用具有合成膨胀的仿射系统将多尺度分析和几何分析相结合提出了合成小波理论，shearlet 变换是其中满

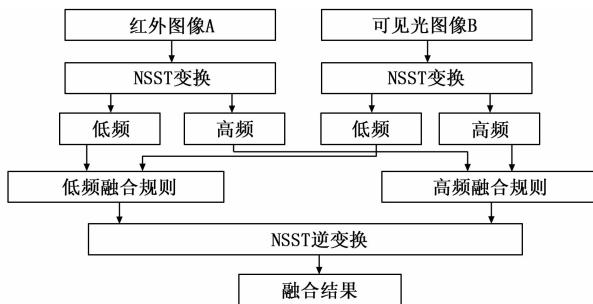


图 2 本文算法流程图

足紧支撑框架条件的特例^[13]。由于 Shearlet 变换不具备平移不变性，因此 Easley 等人于 2008 年在此基础上又提出了 NSST 变换。NSST 变换主要分为两个部分：多尺度分解和方向局部化。多尺度分解是通过非下采样金字塔 (non-subsampled pyramid, NSP) 滤波器组实现的。图像经 j 层 NSP 分解得到 $j+1$ 个子带图像，其中包括 1 个低频和 j 个高频子带图像，其大小与原图相同。方向局部化是由改进的剪切波滤波器组 (shearlet filter, SF) 实现的。设第 j 层高频子带的方向局部化级数为 l ，则该层分解的方向数为 2^l 。因此经过 j 层 NSST 分解可以得到 1 个低频图像和 j 个高频子带图像。NSST 变换的两层结构如图 3 所示。

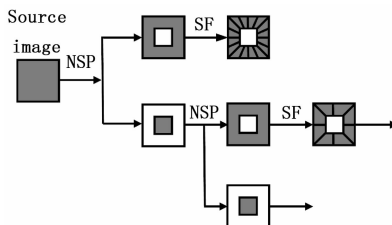


图 3 NSST 二层分解结构图

NSST 变换具有 shearlet 变换的方向敏感性、良好的时频保持特性等优点，同时由于 NSST 变换在从多尺度分解到方向级数化的全部过程中均没有进行下采样操作，因此克服了下采样操作可能带来的伪吉布斯 (Gibbs) 现象，具备平移不变性，是图像真正的二维稀疏表示。相比较当前同样主流且具备平移不变性的 NSCT 变换，NSST 变换由于可以任意选择分解方向数且运算效率更高，从而更具实际应用价值。

2.2 高低频融合规则

文中采用 NSST 变换对红外图像 IR 和可见光图像 IV 进行分解，设经过 NSST 变换的低频和高频子带系数分别为 $\{C_{j_0}^R, C_{j_l}^R\}$ 和 $\{C_{j_0}^V, C_{j_l}^V\}$ ，融合图像的子带系数为 $\{C_{j_0}^F, C_{j_l}^F\}$ ，其中 C_{j_0} 为低频子带系数， $C_{j,l}$ 表示高频第 j 层第 l 方向的子带系数。

2.2.1 低频融合规则

经双边与高斯滤波处理得到的大尺度边缘图像包含了红外图像中的大尺度边缘及目标信息，考虑到低频系数包含了图像的主要灰度信息，而传统的对低频图像采取加权平均的方法，获得的融合结果往往细节模糊、对比度不高，因此利用双边与高斯滤波器改进低频系数的融合权重。

对红外和可见光图像分别进行双边和高斯滤波处理，得到相应的大尺度边缘图像 $E(IR)$ 和 $E(IV)$ ，将两者作差可以得到红外图像中较为突出的红外信息和边缘信息，如式 (5)

所示:

$$\omega_1 = \begin{cases} |E(IR) - |E(IV)|, & |E(IR) - |E(IV)| \geq 0 \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (5)$$

对 ω_1 进行归一化, 并利用式 (6) 进行非线性变换, 以达到突出红外信息的目的。

$$\omega_1 = \frac{\arctan(5 * \omega_1)}{\arctan(5)} \quad (6)$$

将 ω_1 作为红外低频系数的加权权值, 低频部分的融合规则可以表示为:

$$C_{jo}^F = \omega_1 C_{jo}^{IR} + \omega_2 C_{jo}^{IV} \quad (7)$$

其中: $\omega_1 + \omega_2 = 1$ 。将 ω_1 作为红外低频系数的加权权值, 可以有效突出红外图像中的目标和边缘信息; 又由于在不包含目标和边缘信息的部分, 可见光图像所占权重较大, 因此低频融合图像能够包含可见光图像中较为丰富的背景细节信息。

2.2.2 高频融合规则

图像的各高频子带系数则反映了图像的边缘或纹理细节等灰度突变特征, 本文中高频系数仍采用较为传统的绝对值取大的融合规则, 如式 (8) 所示。该方法计算简单, 且能有效突出红外与可见光图像中的细节和纹理信息。

$$C_{ji}^F = \begin{cases} C_{ji}^{IR}, & |C_{ji}^{IR}| \geq |C_{ji}^{IV}| \\ C_{ji}^{IV}, & \text{其他} \end{cases} \quad (8)$$

3 实验结果与分析

为验证算法的有效性, 本文基于三组图库中已配准的红外与可见光图像: UN camp、OCTEC、Trees 进行图像融合实验, 并对文中算法及拉普拉斯金字塔 (LP)、小波变换 (WT)、NSST 变换算法的融合效果进行了分析对比。除本文算法外, 上述算法均采用低频取平均值, 高频绝对值取大的融合策略。算法中具体设置如下: LP 中选择分解层数为 4 层; WT 选择滤波器为 “db1”, 分解层数为 1 层; NSST 选取 “maxflat” 拉普拉斯滤波器, 选择分解层数为 {3, 3, 4, 5}。仿真实验平台为 MATLAB R2010b, 实验结果如图 4~6 所示。

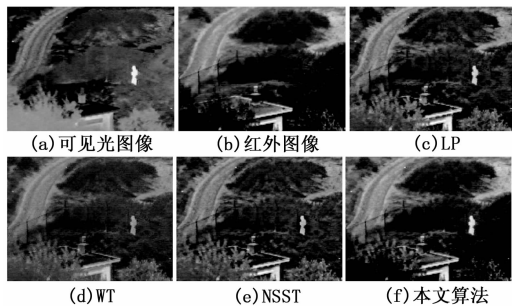


图 4 UN camp 图像不同算法融合效果

3.1 主观质量评价

图 4~图 6 所示的融合结果表明, 本文算法的融合结果保留了更多的可见光背景信息, 并且更接近真实场景, 更符合人眼视觉观察。在 UN camp 图像中, 本文算法结果红外目标明亮, 图像对比度较高; 在 OCTEC 图像中, 本文算法的人和烟雾源较为明亮, 天空、房屋和树木等背景显著清晰; 在 Trees 图像中, 与低频加权平均相比, 本文算法结果的树木与道路的对比度更高, 更符合人眼视觉特性。

3.2 客观质量评价

为了客观地评价融合效果, 采用 3 种客观评价指标: 信息

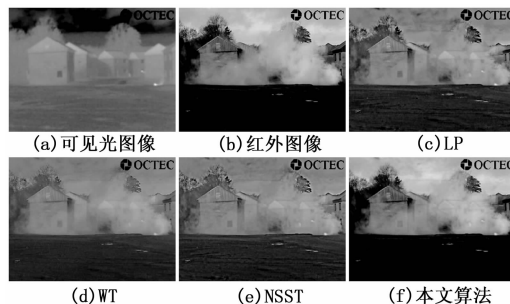


图 5 OCTEC 图像不同算法融合效果

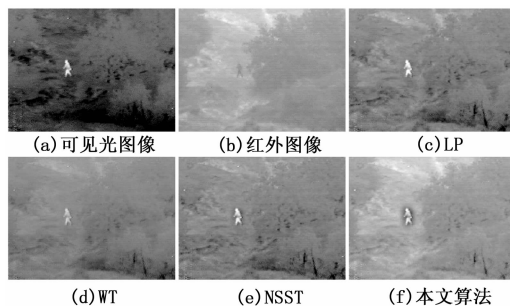


图 6 Trees 图像不同算法融合效果

熵 (entropy, E)^[14]、互信息 (mutual information, MI)^[15]、峰值信噪比 (peak signal to noise ratio, PSNR)^[16] 对上述几种算法的融合结果进行评价。信息熵表征了图像中所包含的信息量, 越大则融合效果越好; 互信息表示两幅图像灰度信息分布的相关性, 越大表明融合结果保留了原红外与可见光图像中越多的有用信息; 峰值信噪比可度量融合图像中的噪声情况, 数值大说明融合质量较好。

表 1 为 3 组实验图像不同算法下的客观质量评价指标。可以看出, 本文算法的信息熵、互信息和峰值信噪比指标均优于其它算法, 这说明, 本文算法相较于传统的图像融合算法融合性能更好, 质量更高。

表 1 不同算法融合效果的客观质量评价

图像	算法	E	MI	PSNR
UN camp	LP	6.7107	1.5082	37.9973
	WT	6.2785	1.5476	39.2171
	NSST	6.5368	1.4800	38.5385
	本文	7.1462	2.7926	39.6835
OCTEC	LP	6.5237	2.4905	34.9895
	WT	6.3739	2.7117	35.2424
	NSST	6.4755	2.5868	35.0988
	本文	7.1357	4.6043	48.2621
Trees	LP	6.1168	1.9563	34.4323
	WT	5.9575	2.0705	34.6010
	NSST	6.0465	1.9692	34.5143
	本文	6.3130	2.2728	41.4800

4 结束语

双边滤波采用灰度域和空间域两个高斯核进行滤波, 能够清晰地保留图像的边缘信息。将双边滤波与高斯滤波相结合, 对红外图像进行处理, 能够得到包含红外目标信息的大尺度边缘图像。由于 NSST 具有平移不变性, 且能够将图像分解到各个方向, 本

文在 NSST 变换基础上, 利用双边和高斯滤波改进低频图像的加权权重。实验结果表明, 相比传统融合算法容易导致图像对比度不高、背景模糊等问题, 本文算法的融合结果背景清晰, 更接近源图像, 且符合人眼视觉观察, 融合质量更高。

参考文献:

[1] 敬忠良, 肖刚, 李振华. 图像融合—理论与应用 [M]. 北京: 高等教育出版社, 2007.

[2] 王昕, 吉桐伯, 刘富, 等. 结合目标提取和压缩感知的红外与可见光图像融合 [J]. 光学精密工程, 2016, 24 (7): 1743-1753.

[3] 傅志中, 王雪, 李晓峰, 等. 基于视觉显著性和 NSCT 的红外与可见光图像融合 [J]. 电子科技大学学报, 2017, 46 (2): 357-362.

[4] Burt P J, Adelson E H. The Laplacian Pyramid as a Compact Image Code [J]. IEEE Transactions on Communications, 1983, 31 (4): 532-540.

[5] Ranchin T, Wald L. The wavelet transform for the analysis of remotely sensed images [J]. International Journal of Remote Sensing, 1993, 14 (3): 615-619.

[6] Do M N, Vetterli M. Contourlets; a new directional multiresolution image representation [C]. IEEE, 2002.

[7] Cunha A L, Zhou J, Do M N. The nonsubsampled contourlet transform: Theory, design, and applications [J]. IEEE Trans. Image Process, 2006, 15 (10): 3089-3101.

(上接第 200 页)

基于 Unity 引擎的多种优势, 三维定制鞋系统基于 Unity 游戏引擎开发, 首先将 MAYA 建模鞋的三维模型转换为 FBX 文件, 将该文件导入 Unity 引擎中, 然后通过 shader 渲染和 UGUI 界面设计, 实现三维旋转展示、渲染、各部位颜色实时更换以及人机交互, 完成定制鞋系统, 最后将定制鞋系统发布至客户端、互联网等多种平台。

描述鞋子的指标有鞋型、鞋面、鞋带、鞋舌、鞋帮、鞋里、鞋底等, 每种指标需要不同的表示。使用 UGUI 进行交互界面设计时, 需考虑各个指标, 在人机交互界面上显示, 实现用户个性化定制及选择。

4 结束语

随着计算机技术和 VR 的不断发展, 今后的软件开发会更加的人性化, 利用虚拟现实环境为用户提供更加方便快捷地应用条件。本系统以当今人个性化需求的心理以及制鞋业的发展, 研究分析双足, 提出运用 Kinect 完成对双足点云数据的获取, 对获取的点云数据进行预处理和重建。然后, 使用 kd-tree 算法进行点云预处理, 采用贪婪三角投影化算法进行点云重建, 获得双足的规则点云图像, 在 Meshlab 中对图像进行数据测量, 获得顾客足部数据, 最终根据数据完成鞋的建模。通过 Unity3D 引擎, 完成定制鞋系统的界面设计、渲染以及实现人机交互。该系统的提出和实现, 为制鞋业的发展提供了有力的支撑, 同时, 人的个性化需求心理得以实现, 促进了制鞋业的进步。

目前研究中还存在一些问题, 如建模鞋子的多样性, Kinect 获取点云的精确性等问题还需要加强考虑。增加多种模型支持系统的构建, 发布系统到各个平台是未来研究中需要做的工作。

参考文献:

[1] 任怀艺, 王伯雄, 罗秀芝. 鞋楦定制 CAD 中 NURBS 特征曲线的

[8] Easley G, Labate D, Lim W Q. Sparse directional image representations using the discrete shearlet transform [J]. Applied & Computational Harmonic Analysis, 2008, 25 (1): 25-46.

[9] 周志强, 汪渤, 李立广, 等. 基于双边与高斯滤波混合分解的图像融合方法 [J]. 系统工程与电子技术, 2016, 38 (1): 8-13.

[10] 吴川. 基于双边滤波的多尺度图像融合 [J]. 计算机工程与应用, 2015, 51 (1): 31-34.

[11] Tomasi C, Manduchi R. Bilateral filtering for gray and color images [A]. International Conference on Computer Vision. IEEE Computer Society [C]. 1998: 839.

[12] Bennett E P, Mason J L, Mcmillan L. Multispectral Bilateral Video Fusion [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2007, 16 (5): 1185-1194.

[13] 邓承志, 饶伟. 基于 Shearlet 变换的红外与可见光图像自适应融合 [J]. 激光与红外, 2013, 43 (4): 399-403.

[14] Leung L W, King B, Vohora V. Comparison of image data fusion techniques using entropy and INI [A]. Singapore: Proceedings of 22nd Asian of Conference on Remote Sensing [C]. 2001: 152-157.

[15] Hossny M, Nahavandi S, Creighton D. Comments on 'Information measure for performance of image fusion' [J]. Electronics Letters, 2008, 44 (18): 1066-1067.

[16] 彭海. 红外与可见光图像融合方法研究 [D]. 杭州: 浙江大学, 2012.

[1] 孤长约束变形 [J]. 清华大学学报 (自然科学版), 2014, 54 (2): 217-222.

[2] Jackson B, Keefe D F. Lift-Off: using reference imagery and freehand sketching to create 3D models in VR [J]. IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics, 2016, 22 (4): 1442-1451.

[3] 任怀艺, 王伯雄, 刘辉, 等. 鞋楦定制中非均匀有理 B 样条特征曲线的自适应变形 [J]. 光学精密工程, 2013, 21 (1): 181-188.

[4] Langley B, Cramp M, Morrison Stewart C. Selected static foot assessments do not predict medial longitudinal arch motion during running [J]. Journal of Foot and Ankle Research, 2015, 8 (1): 1-6.

[5] 卢致文, 蒋高明, 丛红莲, 等. 基于人体足部特征的鞋面样板设计及编制成形方法 [J]. 纺织学报, 2015, 36 (4): 65-70.

[6] Neto L B, Grijalva F, Maik V R M L, et al. A Kinect-Based wearable face recognition System to Aid Visually Impaired Users [J]. IEEE Transactions on Human-Machine Systems, 2017, 47 (1): 52-64.

[7] 王勇, 唐靖, 饶勤菲, 等. 一种新的散乱点云快速去噪算法 [J]. 计算机应用与软件, 2015, 32 (7): 74-78.

[8] Bai X X, Dong X S, Su Y Q. Edge propagation KD-Trees: computing approximate nearest neighbor fields [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2015, 22 (12): 2209-2213.

[9] 丁帆. 点云数据三维网格构造方法研究 [D]. 武汉: 华中科技大学, 2007.

[10] 龚珍, 胡友健, 董恒, 等. 无序三维点云重建技术研究 [J]. 测绘通报, 2016, (9): 17-19

[11] 张霞, 赵吉宾, 刘伟军. 散乱点云的三角网格曲面重建算法 [J]. 机械设计与制造, 2011, 13 (12): 31-33.

[12] 徐立洲. 基于 Kinect 的三维重建技术研究 [D]. 南京: 东南大学, 2016.