

基于引导滤波的无人机影像增强 在铁路勘察设计中的应用

刘冰洋*

(中铁第四勘察设计院集团有限公司, 武汉 430063)

摘要: 无人机遥感具有时效性、机动性、安全性、高分辨率、低成本等众多优点,但由于无人机平台姿态稳定性差及天气条件的影响,无人机遥感影像普遍存在对比度、清晰度退化的现象,难以直接应用于铁路勘察设计。为解决无人机遥感影像普遍存在的降质现象,本文基于引导滤波的思维并结合直方图匹配,提出了一种快速有效的无人机遥感影像增强方法。该算法首先通过分块自适应直方图匹配修正影像灰度,增加影像灰度的动态范围,从而增大反差,使得影像灰度的微小变化信息得到增强;然后基于局部线性模型,采用具有去噪保边缘特性的引导滤波器对修正后影像进行滤波,实现图像细节信息与背景信息分离;最后将导向图与滤波图线性重组,增加细节图层权重从而得到增强影像。实验结果表明,该方法在去噪的同时大大增强了影像的细节纹理信息,在对比度和信息熵两个指标上均优于经典 Wallis 方法;当应用于影像匹配中,在不降低匹配点位精度的同时能够增加正确匹配点数量将近 1.5 倍。经本文算法优化的无人机影像可有效应用于铁路勘察设计,具有较高的实用价值。

关键词: 直方图匹配; 引导滤波器; 影像增强; 无人机影像; 特征匹配

中图分类号: P237

文献标识码: A

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



无人机遥感(unmanned aerial vehicle remote sensing, UAVRS)是一种快速获取空间信息并实时处理的先进新兴航空遥感技术解决方案^[1-2]。相比于传统的卫星遥感和航空遥感,无人机遥感具有时效性、机动性、安全性、高分辨率、低成本等众多优点,现已发展成为铁路勘察数据获取的重要手段。但由于无人机平台姿态稳定性差以及天气条件的影响,无人机遥感影像普遍存在对比度、清晰度退化的现象,增加了对其进行后续处理和分析的难度^[3-6]。因此,快速有效的影像增强技术在提高铁路勘察效率、优化设计方案中具有重要的现实意义。

影像增强旨在通过适当处理得到利于人眼观察或机器识别分析的图像,常用算法可分为频率域增强和空间域增强两种^[7]。频域方法以高通滤波、低通滤波、同态滤波等为代表,一般借助于傅里叶变换将图像变换到频域后对频谱成分进行处理;空域方法则是直接对影像像素灰度进行操作,主要包含灰度变换、直方图修正、局部统计等点运算以及图像平滑、锐化等局部运算。其中,点运算已有效

应用于航空遥感影像的增强中:文献[8]对目标影像和参考影像进行直方图相似变换以消除灰度畸变,但高质量参考影像不易获取;文献[9-12]通过 Wallis 滤波增强影像细节纹理,能够提升特征点数目和准确性,其局限性在于会产生过增强和过饱和现象。

本文基于引导滤波的思维并结合直方图匹配,提出了一种快速有效的无人机遥感影像增强方法。该算法首先通过分块自适应直方图匹配修正影像灰度以增加原始影像反差,然后采用具有去噪保边缘特性的引导滤波器对修正后影像进行滤波,最后将导向图与滤波图线性重组得到增强影像。经检验,本文算法无论在细节纹理增强还是影像匹配效果方面均优于经典的 Wallis 滤波方法,能够有效增强无人机影像,提升在铁路勘察设计阶段的应用效率。

1 引导滤波

引导滤波^[13-14]由于拥有效果好、速度快等优

收稿日期: 2025-09-18.

基金项目: 中铁第四勘察设计院集团有限公司课题(KY20230538).

* 通信联系人. E-mail: 351701520@qq.com.

点, 现已应用于立体匹配、影像分割、显著性检测、照明渲染等算法中^[15-17]. 该滤波方法涉及3个图: 引导图 I 、输入图 p 和滤波图 q , 引导图和输入图预先给定并且可以相同.

1.1 引导滤波器原理

引导滤波的关键在于局部线性模型, 其假设引导图 I 与滤波图 q 在以 k 为中心的小窗口 ω_k (半径为 r)内满足线性关系, 有

$$q_i = a_k I_i + b_k, \forall i \in \omega_k, \quad (1)$$

式中, (a_k, b_k) 为关于窗口 ω_k 的线性系数常量.

为求解线性系数 (a_k, b_k) , 引入保真度作为约束条件, 即最小化滤波图 q 与输入图 p 之差:

$$E(a_k, b_k) = \sum_{i \in \omega_k} ((a_k I_i + b_k - p_i)^2 + \epsilon a_k^2), \quad (2)$$

式中, E 为代价函数; ϵ 为正则化参数, 用于防止 a_k 过大. 方程(2)是典型的线性岭回归模型^[18-19], 其解为:

$$\left. \begin{aligned} a_k &= \frac{\frac{1}{|\omega|} \sum_{i \in \omega_k} I_i p_i - \mu_k \bar{p}_k}{\sigma_k^2 + \epsilon} \\ b_k &= \bar{p}_k - a_k \mu_k \end{aligned} \right\}, \quad (3)$$

其中, μ_k 和 σ_k^2 分别为引导图 I 在局部窗口 ω_k 的均值和方差; $|\omega|$ 指窗口 ω_k 内像素个数; $\bar{p}_k = \frac{1}{|\omega|} \sum_{i \in \omega_k} p_i$ 是输入图 p 在窗口 ω_k 中的均值. 实际上, 上述方程可以重写成加权求和的形式:

$$\left. \begin{aligned} a_k &= \sum_j A_{kj}(I) p_j \\ b_k &= \sum_j B_{kj}(I) p_j \end{aligned} \right\}, \quad (4)$$

其中, $A_{kj}(I)$ 和 $B_{kj}(I)$ 为仅依赖于导向图 I 的权重.

由于像素 i 包含于多个窗口中, 利用式(1)计算的 q_i 在不同窗口内其值不同, 因此可采用平均法求取. 在获得所有线性系数 (a_k, b_k) 后, 滤波图 q 可由下式表示:

$$q_i = \frac{1}{|\omega|} \sum_{k: i \in \omega_k} (a_k I_i + b_k) = \bar{a}_i I_i + \bar{b}_i, \quad (5)$$

其中, $\bar{a}_i = \frac{1}{|\omega|} \sum_{k \in \omega_i} a_k$ 和 $\bar{b}_i = \frac{1}{|\omega|} \sum_{k \in \omega_i} b_k$ 是包含像素 i 的所有窗口平均系数. 将其改写成加权求和形式等价方程, 得

$$\left. \begin{aligned} q_i &= \sum_j W_{ij}(I) p_j \\ W_{ij}(I) &= \frac{1}{\omega^2} \sum_{k: (i, j) \in \omega_k} \left(1 + \frac{(I_i - u_k)(I_j - u_k)}{\sigma_k^2 + \epsilon} \right) \end{aligned} \right\}, \quad (6)$$

其中, $W_{ij}(I)$ 为引导滤波的核函数.

1.2 引导滤波器保持边缘平滑特性

如果以 $I \equiv p$ 作为引导图, 这种情况下, 公式(3)变为

$$\left. \begin{aligned} a_k &= \sigma_k^2 / (\sigma_k^2 + \epsilon) \\ b_k &= (1 - a_k) u_k \end{aligned} \right\}, \quad (7)$$

从上式可以直观地看出, 当正则化参数 $\epsilon = 0$ 时, $a_k = 1, b_k = 0$, 不对输入图做任何改变. 如果 $\epsilon > 0$, 会出现两种情况.

情况1: “高方差”区域. 如果像素在局部窗口内变化较大(如边缘处), 有 $\sigma_k^2 \gg \epsilon$, 此时, $a_k \approx 1, b_k \approx 0, q \approx p$, 对输入图滤波效果很弱, 有助于边缘的保持.

情况2: “平坦块”区域. 如果像素在局部窗口内变化很小(如单色区域), 有 $\sigma_k^2 \ll \epsilon$, 因此, $a_k \approx 0, b_k \approx u_k$, 此时, 滤波图等同于对输入图进行加权均值滤波.

2 本文算法

直方图修正能够增加影像灰度的动态范围, 从而增大反差, 使得影像灰度的微小变化信息得到增强, 图像细节清晰^[20]. 同时, 大反差意味着高方差, 通过上述分析可知, 合适的直方图修正有利于引导滤波对边缘细节信息的保持. 本文算法的基本流程如下.

2.1 分块自适应直方图匹配

为增大影像局部反差, 对原始影像 I_{ori} 进行分块处理, 每一子块大小为 $\delta \times \delta$ 像素. 首先, 统计每一子块的灰度均值 m_i 与方差 d_i :

$$\left. \begin{aligned} m_i &= \frac{1}{\delta^2} \sum_{(x, y) \in \Omega(i)} f(x, y) \\ d_i &= \frac{1}{\delta^2} \sum_{(x, y) \in \Omega(i)} [f(x, y) - m_i]^2 \end{aligned} \right\}, \quad (8)$$

其中, $f(x, y)$ 为原始影像灰度; $\Omega(i)$ 为子块区域. 然后, 利用公式(9)调整子块灰度方差, 使其达到增强低反差区的同时保留高反差区的效果, 公式为:

$$\bar{d}_i = \begin{cases} \tau, & d_i < \tau, \\ d_i, & d_i \geq \tau, \end{cases} \quad (9)$$

式中, \bar{d}_i 为调整后方差; τ 为经验阈值, 合适取值范围为 $40^2 \sim 70^2$. 最后, 对每一子块图像进行直方图匹配处理, 合并后得到输出影像 J . 该过程采用高斯函数^[21]作为子块直方图匹配的变换函数, 其数学期望值设定为 m_i , 高斯方差设定为 \bar{d}_i , 则输出子块图像的直方图概率密度函数为 $p_i(r)$:

$$p_i(r) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\bar{d}_i}} \exp\left(-\frac{(r - m_i)^2}{2\bar{d}_i}\right), \quad (10)$$

其中, r 为影像的灰度取值 ($0 \leq r \leq 255$).

该改进直方图匹配算法保留原始影像的像素局部均值, 因此, 输出影像 J 具有较好的保真度; 同时, 分块处理使得影像 J 整体反差均匀、局部反差增大, 有利于细节信息的增强; 此外, 该算法的高斯期望参数都是根据原始影像自适应选取, 通过改变单一阈值参数即可获得不同对比度输出影像.

2.2 引导图滤波

以直方图匹配输出影像 J 作为引导图 I , 原始影像 I_{ori} 为输入影像 p 进行引导图滤波. 引导图滤波的详细算法具体步骤如下. 其中, f_{mean} 代表窗口半径为 r 的均值滤波; corr 、 var 、 cov 分别为相关性、方差和协方差.

步骤 1: 对引导图 I 、输入图 p 进行均值滤波, 得到 $I_{\text{mean}} = f_{\text{mean}}(I)$; $p_{\text{mean}} = f_{\text{mean}}(p)$;

步骤 2: 计算 I 的方差 I_{var} 以及 I 和 p 的协方差 Ip_{cov} :

$$\left. \begin{aligned} I_{\text{var}} &= I_{\text{corr}} - I_{\text{mean}} \times I_{\text{mean}} \\ Ip_{\text{cov}} &= Ip_{\text{corr}} - I_{\text{mean}} \times p_{\text{mean}} \end{aligned} \right\}, \quad (11)$$

其中, $\text{corr}_I = f_{\text{mean}}(I \times I)$; $\text{corr}_p = f_{\text{mean}}(I \times p)$;

步骤 3: 计算引导滤波局部线性模型系数 a 和 b :

$$\left. \begin{aligned} a &= Ip_{\text{cov}} / (I_{\text{var}} + \epsilon) \\ b &= p_{\text{mean}} - a \times I_{\text{mean}} \end{aligned} \right\}; \quad (12)$$

步骤 4: 根据局部线性模型恢复滤波图 q :

$$\left. \begin{aligned} a_{\text{mean}} &= f_{\text{mean}}(a); b_{\text{mean}} = f_{\text{mean}}(b) \\ q &= a_{\text{mean}} \times I + \text{mean}_b \end{aligned} \right\}. \quad (13)$$

2.3 线性重组

将引导图 I 与滤波图 q 线性重组得到增强影像

I_{en} , 公式^[22]如下:

$$I_{\text{en}} = \lambda(I - q) + q, \quad (14)$$

其中, $(I - q)$ 为细节图层, λ 为增强系数.

3 实验与分析

为了验证本文算法的有效性, 进行了细节纹理信息增强评估实验和影像匹配效果提升评估实验, 并与传统的 Wallis 影像增强方法进行了对比. 实验参数设置如下: 影像分块大小 $\delta = 16$, 方差阈值 $\tau = 54^2$, 引导滤波窗口大小 $r = 60$, 正则化参数 $\epsilon = 0.01$, 增强系数 $\lambda = 2$; Wallis 滤波的参数采用文献[6]推荐数值.

3.1 细节纹理信息增强对比实验

实验选取杨桥殿地区和平顶山地区两组真实无人机影像作为测试数据集, 每组数据包含 5 张影像.

3.1.1 定性分析 图 1a~图 1f 分别为两组数据的原始影像、Wallis 滤波增强效果和本文算法结果. 可以看出, Wallis 滤波和本文算法较大提升了原始影像的清晰度和对比度, 并且边缘细节更加突出. 图 2 为图 1 对应的局部放大图, 在细节纹理信息增强方面, 本文算法明显优于 Wallis 滤波方法. 例如, 图 2b 中树木的边缘轮廓模糊而图 2c 中则清晰自然. 图 3 为图 1d~图 1f 对应的灰度直方图, 从图 3 也可以看出, 本文算法几乎利用了全部的灰度级, 从而增大了反差, 使影像细节清晰.

3.1.2 定量分析 为了对本文算法进行定量评价, 计算了影像的对比度和信息熵, 如表 1 所示. 影像的对比度为

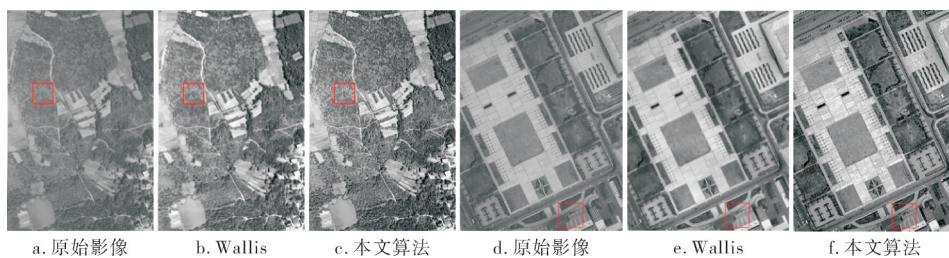


图 1 影像增强对比

Fig. 1 Comparison of image enhancement

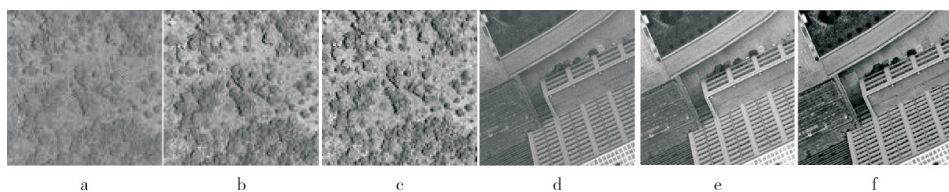


图 2 图 1 中 a~f 红框对应局部放大图

Fig. 2 Enlarge view of red box in Fig. 1a-1f

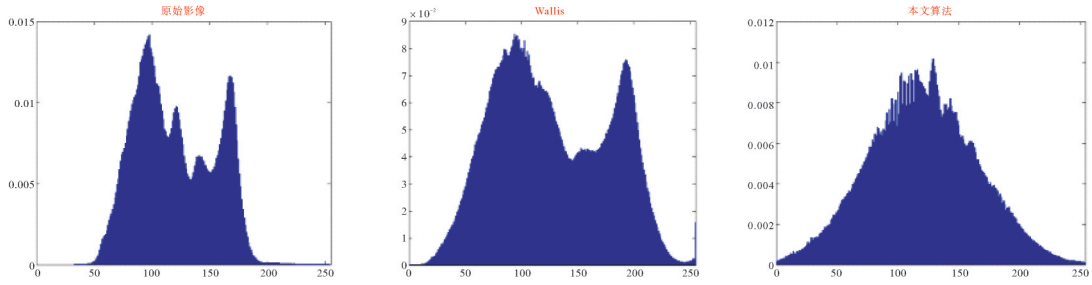


图 3 图 1d~1f 对应灰度直方图

Fig. 3 Intensity histogram of in Fig. 1d-1f

$$C = n^2 \left[\sum_{i=0}^{255} \sum_{j=0}^{255} \hat{p}(i, j) \right], \quad (15)$$

式中, $n = |i - j|$; \hat{p} 为灰度共生矩阵. 影像对比度越大, 灰度级越多, 图像清晰度越高. 信息熵为

$$H = - \sum_{i=0}^{255} p_i \log_2 p_i, \quad (16)$$

其中, p_i 为灰度级 i 出现的概率. 熵反映了影像信息的丰富程度, 信息熵越大, 影像携带的信息越多, 细节越丰富.

表 1 影像增强定量评价

Tab. 1 Quantitative evaluation of image enhancement

数据集	对比度			信息熵		
	原始	Wallis	本文	原始	Wallis	本文
杨桥殿	20.70	41.01	45.71	6.69	7.62	7.79
平顶山	28.48	42.35	43.11	6.70	7.56	7.74

注: 表中数据为 5 张影像的平均值.

从表 1 可知, 相对于原图, Wallis 滤波与本文算法在对比度和信息熵上均有大幅提升, 说明了两种方法均能有效增强无人机遥感影像, 以利于对其进行后续处理分析. 同时, 本文算法的各项评价指标均优于传统 Wallis 滤波方法, 说明了本文算法在影像细节纹理信息的增强上更胜一筹.

3.2 影像匹配效果对比实验

选取牛津大学两组经典数据测试集 (bikes 和 trees)^[23] 以及上述无人机数据, 分别进行不增强、Wallis 滤波增强和本文算法增强处理, 在此基础上

进行 SURF^[24] 匹配, 并剔除错误匹配点, 得到三种处理方法的匹配结果, 实验过程中, 只有增强处理步骤不一样, 其他后续匹配方法及策略完全一致. 牛津大学数据集虽不是无人机数据, 但其是图像匹配评估的全球广泛使用的公开数据集, 故本文亦将其作为测试集之一, 也从侧面反映了本文方法不仅适用于无人机数据, 也适用于其他类型数据, 具有通用性. 其中, 牛津大学数据严格满足单应条件, 计算重投影误差 ϵ_0 , 将 ϵ_0 小于 1 个像素的匹配点作为正确匹配点; 无人机数据只能近似满足单应条件, 故采用 RANSAC^[25] 同时估计基础矩阵和单应矩阵, 利用极线约束和单应约束剔除, 当点到其匹配点的对极线的距离 $d < 1$ 像素并且重投影误差 $\epsilon_0 < 3$ 像素 (因只是近似满足单应条件, 故适当放大阈值) 时, 认为该匹配对为正确匹配点.

图 4 给出了一张正确匹配点的示例效果图. 当不进行增强时, 仅有 57 个正确匹配点, 进行 Wallis 增强后有 84 个正确匹配点, 而进行本文方法增强后, 正确匹配点个数提升至 139 个; 此外, 不增强时, 正确匹配点主要分布在黑色摩托上, 而进行本文方法增强后, 正确匹配点整体分布均匀. 针对这三种处理, 图 5a~图 5b 给出了 bikes 和 trees 的正确匹配点数量对比图, 图 5c~图 5d 给出了其相应的精度对比图 (精度由重投影误差 ϵ_0 衡量). 可以看出, 本文算法大大提升了正确匹配点数量, 并且精度与不增强及 Wallis 增强两种处理方法基本保持一致.

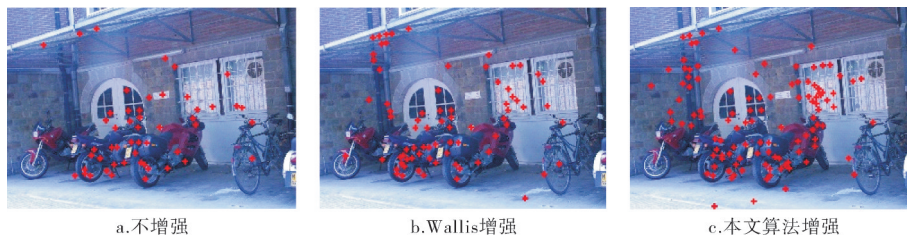


图 4 Bikes 数据中第 5 个影像对的正确匹配点

Fig. 4 Correct correspondence of the fifth image pair in bikes dataset

表 2 给出了无人机数据的定量评价,可以看出,对于山区数据(杨桥殿数据集),本文算法增强后正确匹配点数目是不进行增强处理的 2.385 倍,增加比率为 138.5%;是 Wallis 滤波增强的 1.254 倍,增加比率为 25.4%。对于城区数据(平顶山数据集),本文算法正确匹配点数目是不增强的 3.587

倍,增加比率为 258.7%;是 Wallis 滤波方法的 1.549 倍,增加比率为 54.9%。说明了本文算法对于无人机数据也具有很好的增强效果,能大大增加正确匹配点数目,且精度很高(表中精度由点到极线距离 d 衡量),为后续基于种子点扩展的密集匹配等处理提供了较好的输入值。

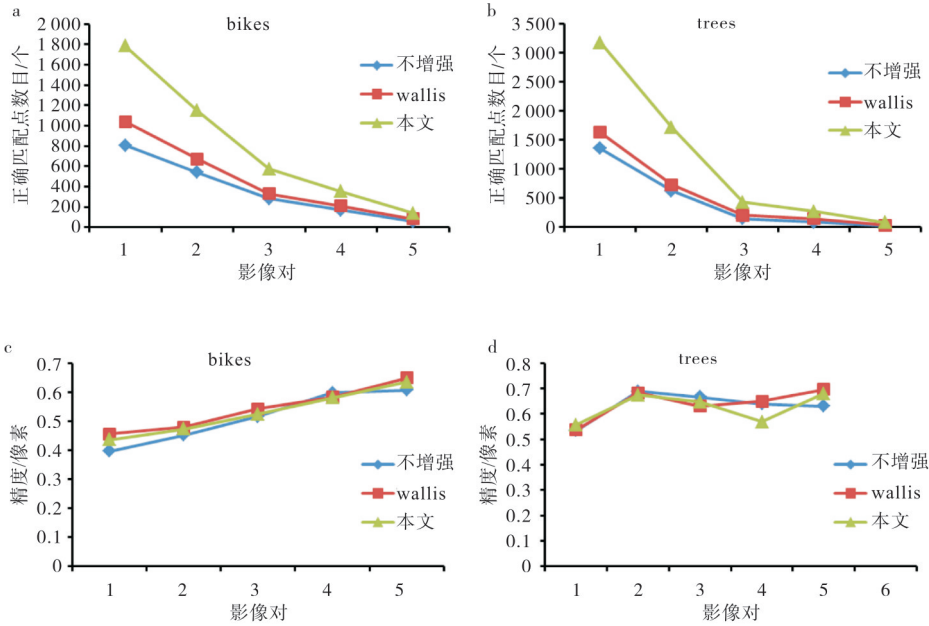


图 5 正确匹配点数目与精度对比

Fig. 5 Comparison of correct correspondence number and accuracy.

表 2 影像匹配结果比较

Tab. 2 Comparison of image matching result

方法	洋桥店数据集/山区				平顶山数据集/城区			
	影像信息	匹配点	增加比率 / %	精度 / 像素	影像信息	匹配点	增加比率 / %	精度 / 像素
不增强	大小/像素:2848×4272 像对数:4	2 923	0.0	0.435	大小/像素:2681×3622 像对数:4	1 667	0.0	0.288
Wallis		5 560	90.2	0.442		3 860	131.6	0.283
本文		6 972	138.5	0.441		5 980	258.7	0.281

注:表中匹配点数值为 5 张影像依次构成的 4 个相邻像对的平均值。

4 结语

本文结合直方图匹配与引导滤波提出了一种影像增强方法,该算法通过分块自适应直方图匹配、引导滤波、线性重组三个步骤得到增强影像,有效提升了低质影像在铁路勘察设计阶段的应用频率和使用效率。实验结果表明,针对复杂山区及城镇区域的无人机影像,本文算法均能丰富其细节纹理信息,使影像更加清晰;当应用于影像匹配中,正确匹配点的数目大大增加且整体分布均匀,对城区数据尤为有效。此外,尽管本文算法主要针对无人

机影像,但是容易将其推广至航空以及卫星影像的处理中。需要说明的是,本文算法目前只实现了灰度影像的处理,而对于彩色影像的增强需要进一步的研究。

参考文献:

[1] 张新,李子申,潘洁,等. 时空具身智能: 北斗导航与高分遥感融合发展新方向[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2025, 50(9): 1733-1754.
ZHANG X, LI Z S, PAN J, et al. Spatiotemporal embodied intelligence: a new fusion direction of BeiDou satellite navigation system and high-resolution remote sensing [J].

- Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2025, 50(9): 1733-1754. (Ch).
- [2] 晏磊, 廖小罕, 周成虎, 等. 中国无人机遥感技术突破与产业发展综述[J]. 地球信息科学学报, 2019, 21(4): 476-495.
YAN L, LIAO X H, ZHOU C H, et al. The impact of UAV remote sensing technology on the industrial development of China: a review [J]. Journal of Geo-Information Science, 2019, 21(4): 476-495. (Ch).
- [3] 黄宇晴, 丁文锐, 李红光. 基于图像增强的无人机侦察图像去雾方法[J]. 北京航空航天大学学报, 2017, 43(3): 592-601.
HUANG Y Q, DING W R, LI H G. Haze removal method for UAV reconnaissance images based on image enhancement [J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2017, 43(3): 592-601. (Ch).
- [4] 李加元, 胡庆武, 艾明耀, 等. 结合天空识别和暗通道原理的图像去雾[J]. 中国图象图形学报, 2015, 20(4): 514-519.
LI J Y, HU Q W, AI M Y, et al. Image haze removal based on sky region detection and dark channel prior [J]. Journal of Image and Graphics, 2015, 20(4): 514-519. (Ch).
- [5] 杨靖宇, 张永生, 邹晓亮, 等. 利用暗原色先验知识实现航空影像快速去雾[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2010, 35(11): 1292-1295.
YANG J Y, ZHANG Y S, ZOU X L, et al. Using dark channel prior to quickly remove haze from a single image [J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2010, 35(11): 1292-1295. (Ch).
- [6] 廖章回, 姜闯. 高分辨率遥感影像快速去雾[J]. 测绘学报, 2022, 51(3): 446-456.
LIAO Z H, JIANG C. Fast dehaze of high resolution remote sensing images [J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2022, 51(3): 446-456. (Ch).
- [7] 贾永红. 数字图像处理[M]. 武汉: 武汉大学出版社, 2010.
JIA Y H. Digital image processing [M]. Wuhan: Wuhan University Press, 2010. (Ch).
- [8] 刘晓春, 于起峰, 雷志辉. 增强景象匹配鲁棒性的灰度变换技术研究[J]. 国防科技大学学报, 2010, 32(3): 48-52.
LIU X C, YU Q F, LEI Z H. Researches into gray value transform to improve scene matching robustness [J]. Journal of National University of Defense Technology, 2010, 32(3): 48-52. (Ch).
- [9] 胡春梅, 夏国芳, 张旭, 等. 文物对象近景序列影像位姿高精度估计方法[J]. 测绘通报, 2022(1): 50-55.
HU C M, XIA G F, ZHANG X, et al. High-precision pose estimation method for close range sequence images of cultural relic objects [J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2022(1): 50-55. (Ch).
- [10] 耿蕾蕾, 孙权森, 纪则轩, 等. 结合稀疏识别的自适应Wallis滤波在高分辨率影像控制点匹配中的应用[J]. 中国图象图形学报, 2014, 19(4): 603-612.
GENG L L, SUN Q S, JI Z X, et al. Adaptive enhancement via sparse recognition for automatic control point extraction in high-resolution images [J]. Journal of Image and Graphics, 2014, 19(4): 603-612. (Ch).
- [11] 杨元维, 王明威, 高贤君, 等. 改进Wallis模型的高分辨率遥感影像阴影自动补偿方法[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2021, 46(3): 318-325.
YANG Y W, WANG M W, GAO X J, et al. Automatic shadow compensation based on improved Wallis model for high resolution remote sensing images [J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2021, 46(3): 318-325. (Ch).
- [12] 任中杰, 刘小生. 一种基于Wallis滤波的瓦片影像匀色算法[J]. 江西理工大学学报, 2019, 40(3): 95-102.
REN Z J, LIU X S. Algorithm for color consistency of tile images based on Wallis filter [J]. Journal of Jiangxi University of Science and Technology, 2019, 40(3): 95-102. (Ch).
- [13] HE K M, SUN J, TANG X O. Guided image filtering [C]// Proceedings of European Conference on Computer Vision, 2010. Berlin, Heidelberg: Springer, 2010:1-14.
- [14] HE K M, SUN J, TANG X O. Guided image filtering [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2013, 35(6): 1397-1409.
- [15] 陈文艺, 杨承勋, 杨辉. 引导滤波和对数变换算法融合的多尺度Retinex红外图像增强[J]. 红外技术, 2022, 44(4): 397-403.
CHEN W Y, YANG C X, YANG H. Multiscale retinex infrared image enhancement based on the fusion of guided filtering and logarithmic transformation algorithm [J]. Infrared Technology, 2022, 44(4): 397-403. (Ch).
- [16] 王兆滨, 马一鲲, 崔子婧. 基于引导滤波与稀疏表示的医学图像融合[J]. 电子科技大学学报, 2022, 51(2): 264-273.
WANG Z B, MA Y K, CUI Z J. Medical image fusion based on guided filtering and sparse representation [J]. Journal of University of Electronic Science and Technology of China, 2022, 51(2): 264-273. (Ch).
- [17] 羊肇俊, 曾理. 基于加权最小二乘滤波和引导滤波的铸件DR图像融合[J]. 仪器仪表学报, 2021, 42(6): 211-220.
YANG Z J, ZENG L. Casting DR image fusion based on weighted least squares filter and guided filter [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2021, 42(6): 211-220. (Ch).
- [18] SMITH H, DRAPER N R. Applied regression analysis [M]. 2nd ed. New York: Wiley, 1981.
- [19] HASTIE T, FRIEDMAN J, TIBSHIRANI R. The elements of statistical learning [M]. New York: Springer New York, 2001.
- [20] 江巨浪, 刘国明, 朱柱, 等. 基于快速模糊聚类的动态多直方图均衡化算法[J]. 电子学报, 2022, 50(1): 167-176.
JIANG J L, LIU G M, ZHU Z, et al. Dynamic multi-histogram equalization based on fast fuzzy clustering [J]. Acta Electronica Sinica, 2022, 50(1): 167-176. (Ch).

- [21] 闫娜, 崔灿, 王晓曼. 基于高斯多峰拟合与直方图规定化的红外图像增强[J]. 长春理工大学学报(自然科学版), 2018, 41(3): 115-119.
YAN N, CUI C, WANG X M. Infrared image enhancement based on Gaussian multimodal fitting and histogram normalization [J]. Journal of Changchun University of Science and Technology (Natural Science Edition), 2018, 41(3): 115-119. (Ch).
- [22] DURAND F, DORSEY J. Fast bilateral filtering for the display of high-dynamic-range images [C]//Proceedings of the 29th Annual Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques. San Antonio Texas. ACM, 2002: 257-266.
- [23] Visual Geometry Group. Affine covariant region detectors [EB/OL]. [2025-11-26]. <http://www.robots.ox.ac.uk/~vgg/research/affine>.
- [24] BAY H, TUYTELAARS T, VAN GOOL L. SURF: speeded up robust features [C]//Computer Vision-ECCV 2006. Berlin, Heidelberg: Springer, 2006: 404-417.
- [25] FISCHLER M A, BOLLES R C. Random sample consensus: a paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography [J]. Communications of the ACM, 1981, 24(6): 381-395.

Application of UAV Image enhancement based on guided filtering in railway survey and design

LIU Bingyang

(China Railway Fourth Survey and Design Group Co., Ltd, Wuhan 430063, China)

Abstract: UAV remote sensing offers numerous advantages such as timeliness, mobility, safety, high resolution, and low cost. However, due to the poor attitude stability of UAV platforms and the influence of weather conditions, UAV remote sensing images commonly suffer from degraded contrast and clarity, making them difficult to directly apply in railway survey and design. To address this widespread degradation in UAV remote sensing images, this paper proposes a fast and effective image enhancement method based on guided filtering combined with histogram matching. The algorithm first corrects image grayscale through block-wise adaptive histogram matching, expanding the dynamic range to enhance contrast and amplify subtle grayscale variations. Subsequently, it applies a guided filter with noise reduction and edge preservation properties to the corrected image based on a local linear model, separating fine details from background noise. Finally, the guided map and filtered map are linearly recombined, with increased weighting applied to the detail layer to produce the enhanced image. Experimental results demonstrate that this method significantly enhances image texture details while reducing noise, outperforming the classic Wallis method in both contrast and information entropy metrics. When applied to image matching, it increases the number of correctly matched points by nearly 1.5 times without compromising matching point accuracy. UAV images optimized by this algorithm can be effectively applied to railway survey and design, offering high practical value.

Key words: histogram matching; guided filter; image enhancement; UAV image; feature matching