引文格式:景慧莹,刘欣怡,张永军,等.低秩矩阵辅助的无人机影像建筑物立面纹理自动修复[J].武汉大学学报(信息科学版),2025,50(1):144-152.DOI:10.13203/j.whugis20220399

Citation:JING Huiying,LIU Xinyi,ZHANG Yongjun,et al.Low-Rank Matrix Aided Automatic Texture Inpainting of Building Facades from UAV Images[J].Geomatics and Information Science of Wuhan University,2025,50(1):144-152.DOI:10.13203/j.whugis20220399

低秩矩阵辅助的无人机影像建筑物立面纹理自动修复

景慧莹[1] 刘欣怡[1] 张永军[1] 任维成[2] 王 雷[2] 姚永祥[1] 郭延庆[3]

1 武汉大学遥感信息工程学院,湖北 武汉,430079

2 山东正元航空遥感技术有限公司,山东 济南,250098

3 聊城市城乡规划设计研究院,山东 聊城,252000

摘 要:无人机数据采集过程中,受飞行高度、扫描视场角的限制,数据中的建筑物立面纹理存在遮挡问题,进而导致数据缺失。当前大量待修复数据都是采用人工勾选方式进行修复,人力成本高,时间消耗大。因此,从建筑物立面纹理低秩性和遮挡区域稀疏性切入,将建筑物立面纹理修复问题化为低秩矩阵补全问题,提出了一种低秩矩阵重建辅助的建筑物立面纹理自动修复算法。首先,利用鲁棒主成分分析自动完成立面纹理稀疏遮挡区域粗提取;然后,结合遮挡区域的先验条件填充精化得到稀疏区域,作为矩阵补全的约束条件;最后,在矩阵补全模型的基础上,采用非凸秩近似函数截断Schatten-p范数替代核范数,同时又引入总变分算子来解决建筑物立面纹理遮挡区域修复问题。仿真实验和真实数据结果表明:在建筑物低秩纹理修复中,所提算法的分割效果不亚于人工标记,修复效果优于现有算法,能自动提取出待修复区域,实现了人力解放和修复效果的双提升。

关键词:建筑物立面纹理;自动修复;遮挡物提取;低秩矩阵;矩阵补全;非凸秩近似

中图分类号:P237 **文献标识码**:A **收稿日期**:2023-01-28

DOI:10.13203/j.whugis20220399 **文章编号**:1671-8860(2025)01-0144-09

Low-Rank Matrix Aided Automatic Texture Inpainting of Building Facades from UAV Images

JING Huiying[1] *LIU Xinyi*[1] *ZHANG Yongjun*[1] *REN Weicheng*[2] *WANG Lei*[2]
YAO Yongxiang[1] *GUO Yanqing*[3]

1 School of Remote Sensing and Information Engineering, Wuhan University, Wuhan 430079, China

2 Shandong Zhengyuan Aerial Remote Sensing Co. Ltd, Ji'nan 250098, China

3 Liaocheng Urban & Rural Planing and Design Institute, Liaocheng 252000, China

Abstract: **Objective**: Limited by flight height and scanning angle, the building façade texture is inevitably obscured resulting in missing unmanned aerial vehicle (UAV) data. However, in the face of a large amount of data, the current inpainting methods that need to manually select the target region appear time-consuming and labor-intensive. Therefore, we propose an automatic inpainting algorithm based on low-rank matrix reconstruction for facade texture, starting from the low-rank property of the building and the sparsity of occlusion, and modeling facade texture repairing as solving a low-rank matrix completion problem. **Methods**: First, a robust principal component analysis algorithm is utilized to automatically complete the coarse extraction of the sparse occlusion of the façade texture. Second, the sparse region obtained by filling and refining with a priori conditions of the occlusion is used as a constraint for matrix completion. Finally, on the basis of the matrix completion, by adding the truncated Schatten p-norm and the total variation operator to cor-

基金项目:国家自然科学基金(42201474,41871368)。

第一作者:景慧莹,硕士,主要研究方向为三维重建、纹理修复。jinghy1012@whu.edu.cn

通信作者:刘欣怡,博士,博士后。liuxy0319@whu.edu.cn

rectly repair the occlusion of the façade. **Results**: The result shows that our segmentation is as good as the manual marking, inpainting outperforms many state-of-the-art approaches. **Conclusions**: Our method can automatically and accurately extract the target region, achieving the double improvement of the manpower liberation and the performance.

Key words: building façade texture; automatic inpainting; occlusion extraction; low-rank matrix; matrix completion; non-convex rank approximation

城市建筑物三维模型在新型智慧城市中占据着举足轻重的地位[1],其中,无人机倾斜摄影是建筑物立面纹理的重要来源。然而,受无人机飞行高度、扫描角度等限制,纹理数据不可避免地存在遮挡缺失,导致纹理贴图效果差强人意,直接影响了矢量模型可视化的目视效果及查询、测量等应用功能。同时,三维建筑物重建又是一项繁琐而巨大的工程,数据庞大,依靠人工勾选修复区域的传统算法耗时费力。因此,如何在建筑物三维重建过程中高品质自动化地完成纹理遮挡修复是一个值得研究的问题。

纹理自动修复的主要内容可以分为图像分割和图像修复两部分,而传统的图像分割算法主要包括基于阈值、边缘、区域、聚类、图论及特定理论等算法。其中,基于阈值[2]和边缘[3]的分割算法耗时短且算法简单,但适用范围有限;基于聚类的分割算法是通过特征相似性将像素值划分到不同的类别中,不适用于前景背景分割[4];基于区域和图论[5]的分割算法可以将目标前景和背景分割开来且适用于大部分图像,分割效果显著,但都需借助于部分前景标记。

现有的图像修复方法根据待修复区域面积可分为基于几何学和基于纹理合成的修复方法[6]。针对建筑物大面积遮挡区域修复问题,基于纹理合成的修复方法更为适用,其中,Criminisi算法是基于样本块的经典算法,在考虑到纹理信息的同时加入了结构信息,是早期研究的主流方向[7];基于块匹配的修复思路是利用图像的连续性寻找近似最邻近块,显著提升了修复效率[8];部分卷积是基于部分卷积的深度学习修复算法,对大区域图像修复格外有效,但如果样本数据集不足,修复结果不尽如人意[9]。近年来,稀疏表示理论取得了井喷式发展,进而把压缩感知的向量稀疏性推广到矩阵低秩性[10-11],文献[12]提出了一种将Criminisi的填充顺序和稀疏表示的信号复原相结合的修复算法;文献[13]提出了基于低秩性的矩阵补全理论假设;文献[14]在矩阵补全模型的基础上,采用截断核范数代替秩函数,并应用于图像修复,取得了较佳的修复效果。然而,目前单张影像纹理修复的方法都需要先确定遮挡破损区域,并不能做到自动化图像修复。

本文以已提取的低秩建筑物立面纹理为对象,其相较于其他自然图像,有着较强的低秩性,都是较为规则或近似规则的。文献[15]利用矩阵低秩性的鲁棒主成分分析将稀疏的运动对象和低秩的背景从视频序列里分离出来。受其启发,本文从建筑物立面纹理低秩性和遮挡区域的稀疏性出发,针对已被纠正为正面平行视图的立面影像[16],提出了一种基于低秩矩阵重建的建筑物立面纹理自动修复算法,称为低秩自动修复(robust principal component analysis-matrix completion,RPCA-MC)。

1　建筑物立面纹理遮挡修复算法

为了提高修复效率,减少不必要的人工交互,本文所提出的建筑物立面纹理遮挡修复算法RPCA-MC的框架如图1所示,包括两个步骤:(1)首先利用基于核范数最小化的鲁棒主成分分析(nuclear norm minimization-robust principal component analysis,NNM-RPCA)模型对低秩建筑物立面纹理原始图进行遮挡区域粗提取;再对检测得到的稀疏破损进行阈值分割、膨胀、填充等图像处理,保证得到的掩码区域尽可能地覆盖要修复的遮挡区域。(2)将步骤(1)中得到的遮挡区域作为辅助项,利用低秩性和连续性相结合的矩阵补全模型(truncated Schatten-p norm and total variational-matrix completion,TSPNTV-MC)对原始图像进行修复,得到完整的建筑物立面纹理影像。

1.1　建筑物立面纹理遮挡提取

由RPCA理论可知,把带有遮挡的建筑物立面纹理当作输入图像$\boldsymbol{M}\in\mathbf{R}^{m\times n}$,可以得到低秩的建筑物立面纹理$\boldsymbol{A}\in\mathbf{R}^{m\times n}$和稀疏的遮挡物$\boldsymbol{E}\in\mathbf{R}^{m\times n}$。由于在这一步骤中RPCA算法只是用于建筑物立面纹理遮挡粗提取,因此可以选择计算量小的NNM-RPCA模型来节省时间,则优化模型为:

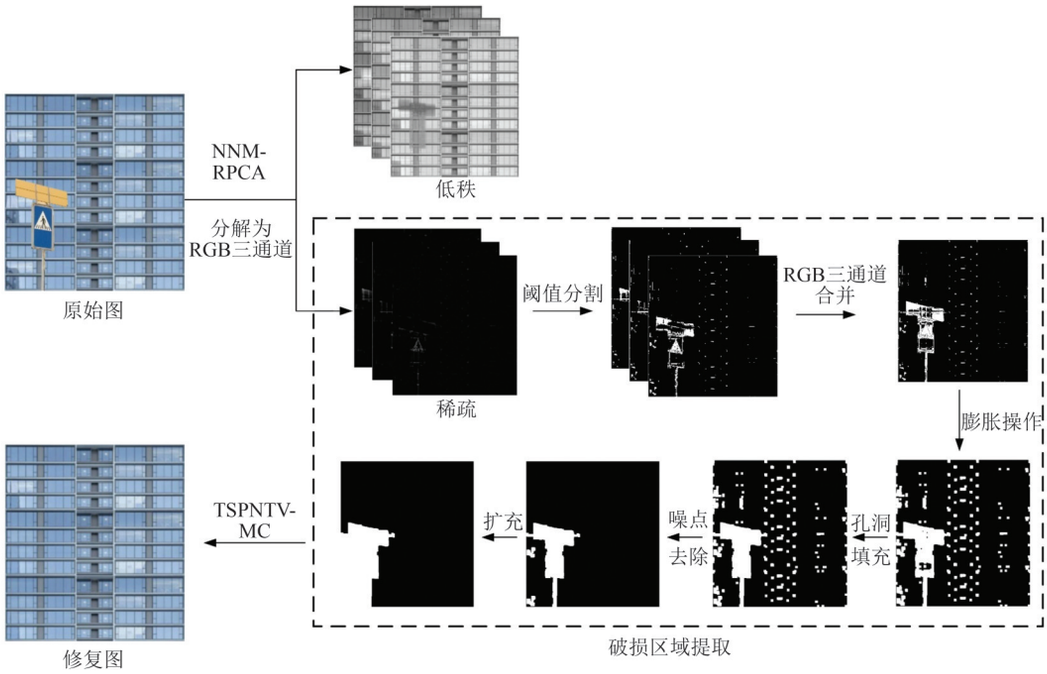


图1 建筑物立面纹理遮挡修复算法框架

Fig. 1 Framework of Occlusion Removal Algorithm for Building Facade Texturing

$$\min_{A,E}\|A\|_*+\lambda_1\|E\|_1,\ \text{s.t.}\ A+E=M \tag{1}$$

式中,$\|\cdot\|_*$代表核范数,$\|A\|_*=\sum_i\sigma_i(A)$是矩阵$A$的奇异值之和;$\|\cdot\|_1$代表L1范数,$\|E\|_1=\sum_{ij}|E_{ij}|$是矩阵$E$的所有元素的绝对值之和;$\lambda_1$是低秩矩阵$A$和稀疏矩阵$E$之间的平衡系数。

文献[13]展示了NNM-RPCA模型可以采用交替方向乘子法(alternating direction method of multipliers,ADMM)[17]进行优化求解,并取得了令人满意的结果。因此,本文也采用ADMM算法对带有遮挡的建筑物立面纹理进行低秩稀疏分解。

在分解得到的稀疏部分中,如果元素的值越靠近零,代表原始图中的对应像元可能属于建筑物;如果元素的值的绝对值越大,代表原始图中的对应像元可能属于遮挡区域。如图1所示,首先将带有遮挡的原始彩色图分解为红绿蓝(red green blue, RGB)三通道灰度图,再分别对3个通道的灰度图进行RPCA分解;然后,采用Otsu阈值分割法把遮挡区域从建筑物稀疏部分里提取出来;最后,考虑到遮挡区域的实际情况,对粗提取得到的稀疏遮挡点进行膨胀、填充和筛选等精化处理,确保得到的掩码区域尽可能地覆盖要修复的遮挡区域。

1.2 建筑物立面纹理遮挡修复

图像修复是矩阵补全(matrix completion, MC)理论的典型应用之一,本文提出采用TSPNTV-MC模型进行纹理修复。根据MC算法理论假设,输入一张带有遮挡的建筑物立面数据矩阵$M\in\mathbf{R}^{m\times n}$,其中可在$M$中观测到的有效数据元素的位置集合为$\Omega$,遮挡区域的数据元素的位置集合为$\bar{\Omega}$,若有效数据的位置$(i,j)\in\Omega$,则观测到的有效数据值为$M_{ij}$。则由带有遮挡的建筑物立面$M$恢复出完整建筑物立面$X$的优化模型为:

$$\min_X \operatorname{rank}(X),\text{s.t.}\ X_{ij}=M_{ij}(i,j)\in\Omega \tag{2}$$

式中,$\operatorname{rank}(X)$代表矩阵X的秩;约束条件为不改变M中观测到的有效元素。

在低秩矩阵补全里,非凸秩近似函数截断核范数[18]和Schatten-p范数[19]可以有效替换核范数,修复效果有所提升,而其结合后的截断Schatten-p范数(truncated Schatten-p norm,TSPN)展示了更优的秩逼近效果[20]。因此,本文选择采用TSPN来替代核范数:

$$\min_X\|X\|^p_{S_p,r},\ \text{s.t.}\ X_{ij}=M_{ij}(i,j)\in\Omega \tag{3}$$

其中,

$$\|X\|^p_{S_p,r}=\operatorname{tr}\left((X^{\mathrm{T}}X)^{\frac{p}{2}}\right)-\operatorname{tr}\left((AXB^{\mathrm{T}})^p\right)=\|X\|^p_{S_p}-\operatorname{tr}\left((AXB^{\mathrm{T}})^p\right) \tag{4}$$

式中,$\|X\|^p_{S_p,r}$是广义截断Schatten-p范数,是广义Schatten-p范数$\|X\|^p_{S_p}$和截断核范数$\|X\|_r$的结

合;tr(·)是矩阵的迹;$\boldsymbol{A}=\boldsymbol{U}_r^{\mathrm{T}}\in\mathbf{R}^{r\times m}$;$\boldsymbol{B}=\boldsymbol{V}_r^{\mathrm{T}}\in\mathbf{R}^{r\times n}$。其中,对矩阵$\boldsymbol{X}$进行奇异值分解可以得到$\boldsymbol{X}=\boldsymbol{U}\boldsymbol{\Sigma}\boldsymbol{V}^{\mathrm{T}}$,矩阵$\boldsymbol{U}\in\mathbf{R}^{m\times m}$,$\boldsymbol{\Sigma}\in\mathbf{R}^{m\times n}$,$\boldsymbol{V}\in\mathbf{R}^{n\times n}$,再分别取矩阵$\boldsymbol{U}$、$\boldsymbol{V}$的前$r$列得到$\boldsymbol{U}_r\in\mathbf{R}^{m\times r}$,$\boldsymbol{V}_r\in\mathbf{R}^{n\times r}$。

然而自然图像的先验特性除了低秩性,还具有稀疏性、局部平滑性、非局部相似性等。针对修复建筑物遮挡这一问题,遮挡区域一般较大,仅依靠图像的低秩性,修复效果往往不够理想。基于局部平滑性的全变分(total variational,TV)算子,既能消除图像噪声又能保留边缘信息。在图像修复中,局部平滑性与低秩性的结合也表现出令人满意的效果[21]。因此,本文在优化问题上加入TV算子:

$$\begin{aligned}&\min_{\boldsymbol{X}}\|\boldsymbol{X}\|_{S_p}^{p}-\mathrm{tr}\left(\left(\boldsymbol{A}\boldsymbol{X}\boldsymbol{B}^{\mathrm{T}}\right)^{p}\right)+\lambda_2\|\boldsymbol{X}\|_{\mathrm{TV}}\\&\quad\text{s.t.}\quad X_{ij}=M_{ij}(i,j)\in\Omega\end{aligned}\tag{5}$$

式中,λ_2是图像低秩性和连续性之间的平衡系数;$\|\boldsymbol{X}\|_{\mathrm{TV}}=\|\nabla_x*\boldsymbol{X}\|_1+\|\nabla_y*\boldsymbol{X}\|_1$,其中$\nabla_x=[-1,1]$,$\nabla_y=[-1,1]^{\mathrm{T}}$分别代表矩阵$\boldsymbol{X}$的$x$方向和$y$方向的差分卷积算子。

对上述模型进行优化求解。求解式(5)的一种常用做法是需要引入辅助变量$\boldsymbol{D}$、$\boldsymbol{W}$、$\boldsymbol{Z}_1$、$\boldsymbol{Z}_2$,则式(5)变形为:

$$\begin{aligned}&\min_{\boldsymbol{X}}\|\boldsymbol{X}\|_{S_p}^{p}-\mathrm{tr}\left(\left(\boldsymbol{A}\boldsymbol{D}\boldsymbol{B}^{\mathrm{T}}\right)^{p}\right)+\lambda_2\|\boldsymbol{Z}_1\|_1+\\&\quad\lambda_2\|\boldsymbol{Z}_2\|_1\\&\quad\text{s.t.}\quad \boldsymbol{X}=\boldsymbol{D},\boldsymbol{X}=\boldsymbol{W},\boldsymbol{Z}_1=\nabla_x*\boldsymbol{W},\boldsymbol{Z}_2=\\&\quad\nabla_y*\boldsymbol{W},\pi_{\Omega}(\boldsymbol{X})=\pi_{\Omega}(\boldsymbol{M})\end{aligned}\tag{6}$$

式中,π_{Ω}是一个线性算子,如果像素点的位置属于集合Ω,则输出等于输入,否则输出为0。

观察式(6)可知,它和式(1)的目标函数都有多个优化变量,因此可采用ADMM进行模型求解,则式(6)的增广拉格朗日函数为:

$$\begin{aligned}&L_{\mu}(\boldsymbol{X},\boldsymbol{W},\boldsymbol{D},\boldsymbol{Z}_1,\boldsymbol{Z}_2,\boldsymbol{Y}_1,\boldsymbol{Y}_2,\boldsymbol{Y}_3,\boldsymbol{Y}_4)=\|\boldsymbol{X}\|_{S_p}^{p}-\\&\mathrm{tr}\left(\left(\boldsymbol{A}\boldsymbol{D}\boldsymbol{B}^{\mathrm{T}}\right)^{p}\right)+\lambda_2\|\boldsymbol{Z}_1\|_1=\|\boldsymbol{X}\|_{S_p}^{p}-\\&\mathrm{tr}\left(\left(\boldsymbol{A}\boldsymbol{D}\boldsymbol{B}^{\mathrm{T}}\right)^{p}\right)+\lambda_2\|\boldsymbol{Z}_1\|_1+\langle\boldsymbol{Y}_1,\boldsymbol{Z}_1-\nabla_x*\boldsymbol{W}\rangle+\\&\frac{\mu}{2}\|\boldsymbol{Z}_1-\nabla_x*\boldsymbol{W}\|_{\mathrm{F}}^{2}+\lambda_2\|\boldsymbol{Z}_2\|_1+\\&\langle\boldsymbol{Y}_2,\boldsymbol{Z}_2-\nabla_y*\boldsymbol{W}\rangle+\frac{\mu}{2}\|\boldsymbol{Z}_2-\nabla_y*\boldsymbol{W}\|_{\mathrm{F}}^{2}+\\&\langle\boldsymbol{Y}_3,\boldsymbol{X}-\boldsymbol{D}\rangle+\frac{\mu}{2}\|\boldsymbol{X}-\boldsymbol{D}\|_{\mathrm{F}}^{2}+\langle\boldsymbol{Y}_4,\boldsymbol{X}-\boldsymbol{W}\rangle+\\&\frac{\mu}{2}\|\boldsymbol{X}-\boldsymbol{W}\|_{\mathrm{F}}^{2}\end{aligned}\tag{7}$$

式中,$\mu>0$被称为惩罚参数;$\boldsymbol{Y}_1$、$\boldsymbol{Y}_2$、$\boldsymbol{Y}_3$、$\boldsymbol{Y}_4$是拉格朗日乘子;$\langle\cdot,\cdot\rangle$是内积;$\|\cdot\|_{\mathrm{F}}$是Frobenius范数。由ADMM交替求解单一变量的思路可知,需分别对子问题一一求解。

首先对子问题中的$\boldsymbol{X}_{k+1}$进行优化求解:

$$\begin{aligned}\boldsymbol{X}_{k+1}=&\arg\min_{\boldsymbol{X}}\|\boldsymbol{X}\|_{S_p}^{p}+\\&\mu_k\left\|\boldsymbol{X}-\frac{1}{2}\left[\left(\boldsymbol{D}_k-\frac{\boldsymbol{Y}_{3k}}{\mu_k}\right)+\left(\boldsymbol{W}_k-\frac{\boldsymbol{Y}_{4k}}{\mu_k}\right)\right]\right\|_{\mathrm{F}}^{2}\end{aligned}\tag{8}$$

式中,k表示迭代次数。可以看出,式(8)属于$\left\{\min_{\boldsymbol{X}}\|\boldsymbol{X}\|_{S_p}^{p}+\mu\|\boldsymbol{X}-\boldsymbol{\Phi}\|_{\mathrm{F}}^{2}\right\}$问题,文献[22]提出的广义软阈值算法可以对其进行求解计算得到闭环解$\boldsymbol{X}_{k+1}=\boldsymbol{U}\tilde{\boldsymbol{\Sigma}}\boldsymbol{V}^{\mathrm{T}}$,加上约束条件$\pi_{\Omega}(\boldsymbol{X})=\pi_{\Omega}(\boldsymbol{M})$,因此,

$$\boldsymbol{X}_{k+1}=\pi_{\bar{\Omega}}(\boldsymbol{X}_{k+1})+\pi_{\Omega}(\boldsymbol{M})\tag{9}$$

接下来对子问题中的$\boldsymbol{W}_{k+1}$进行优化求解:

$$\begin{aligned}\boldsymbol{W}_{k+1}=&\arg\min_{\boldsymbol{W}}\left\|\boldsymbol{Z}_{1k}-\nabla_x*\boldsymbol{W}+\frac{\boldsymbol{Y}_{1k}}{\mu_k}\right\|_{\mathrm{F}}^{2}+\\&\left\|\boldsymbol{Z}_{2k}-\nabla_y*\boldsymbol{W}+\frac{\boldsymbol{Y}_{2k}}{\mu_k}\right\|_{\mathrm{F}}^{2}+\\&\left\|\boldsymbol{X}_{k+1}-\boldsymbol{W}+\frac{\boldsymbol{Y}_{4k}}{\mu_k}\right\|_{\mathrm{F}}^{2}\end{aligned}\tag{10}$$

因卷积处理运算复杂,不易将变量$\boldsymbol{W}$从中提取出来,而时域卷积等于频域乘积,因此本文将采用快速傅里叶变换,把变量$\boldsymbol{W}$从频域里提取出来。

然后对子问题中的$\boldsymbol{D}_{k+1}$进行优化:

$$\begin{aligned}\boldsymbol{D}_{k+1}=&\arg\min_{\boldsymbol{D}}-\mathrm{tr}\left(\left(\boldsymbol{A}\boldsymbol{D}\boldsymbol{B}^{\mathrm{T}}\right)^{p}\right)+\\&\frac{\mu_k}{2}\left\|\boldsymbol{X}_{k+1}-\boldsymbol{D}+\frac{\boldsymbol{Y}_{3k}}{\mu_k}\right\|_{\mathrm{F}}^{2}\end{aligned}\tag{11}$$

更多细节可参考文献[13]。

2　低秩修复实验结果与分析

为了验证本文算法的有效性,分别在带有遮挡建筑物的仿真和真实数据上进行实验测试。仿真实验用于说明本文算法的准确性以及与其他分割修复算法的对比,真实数据用于展示本文算法的修复效果。本文使用Matlab R2021a完成算法编程及运行,所有实验均在AMD Ryzen 7 5 700 GB配置Radeon Graphics 3.80 GHz,RAM 64 GB,Windows 10 X64电脑上实现。

为了保证对比实验的公平性和修复算法的

准确性,本文采用标准化残差 $e=\left\|\boldsymbol{X}-\hat{\boldsymbol{X}}\right\|_{\mathrm{F}}/\left\|\hat{\boldsymbol{X}}\right\|_{\mathrm{F}}$ 和结构相似度(structural similarity,SSIM)[23]来进行定量描述,其中,$\hat{\boldsymbol{X}}$表示低秩建筑物真实纹理,标准化残差 e 越小,表示修复效果越好,SSIM指标值越大,表示修复效果越好。

2.1 参数选取

在算法参数设置上,平衡参数 $\lambda=\dfrac{C}{\sqrt{\max(m,n)}}$,$C$ 是常数,m、n 是矩阵的大小,可根据目标函数变量的比重来调整 C 的大小,而截断式Schatten-p范数中的 r、p 参数针对不同的测试图像,最优选值并不相同。本文针对块状缺失图像,在大多数情况下,参数 r 从1测试到20便可选出最优选值[24];取 $r=1$,将参数 p 从0.10~1.00以0.10为间隔进行仿真测试,对实验中得到的标准化残差 e 和SSIM作归一化均值处理。测试后,p 的最优选值在0.9附近,对其展开再次测试,最终选取 $r=1$,$p=0.85$ 作为本文实验参数,如图2所示,更多参数设置可根据需要自动调整[16]。

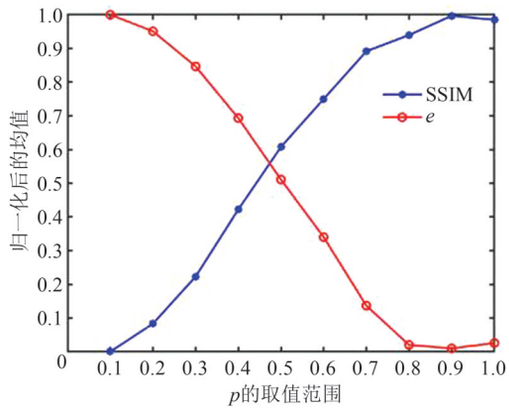


图2 参数 p 不同取值下的 e 和SSIM归一化均值

Fig. 2 Normalized Mean Value of e and SSIM for Different Values of Parameter p

2.2 仿真数据实验

在仿真实验中,首先使用第三方修图软件向低秩建筑物纹理 $\hat{\boldsymbol{X}}$ 中添加遮挡物 $\hat{\boldsymbol{\Omega}}$,然后用仿真得到的带有遮挡的建筑物纹理图像 $\boldsymbol{M}$ 作为输入,使用本文算法得到修复完成的图像 $\boldsymbol{X}$(图3)。

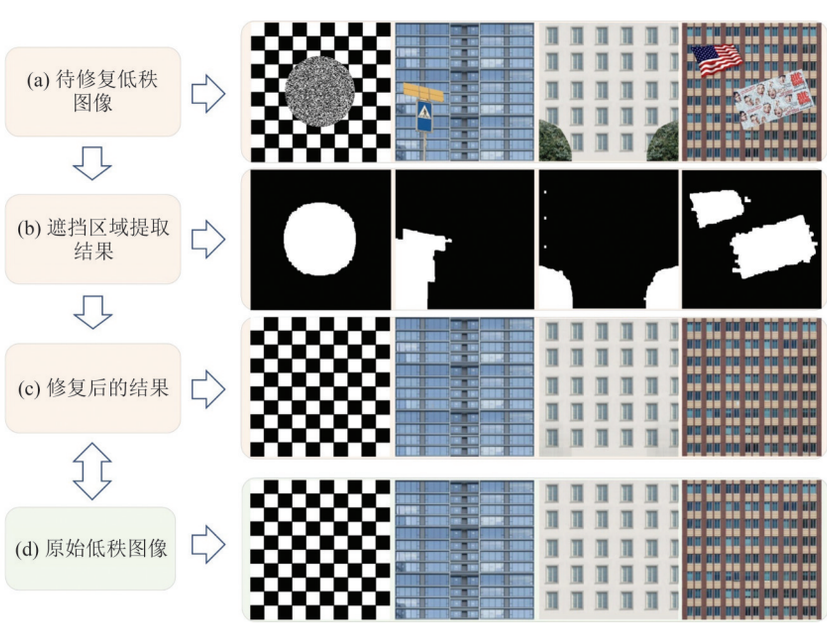


图3 RPCA-MC算法的仿真实验修复结果

Fig. 3 Inpainting Results of RPCA-MC Method on Simulated Experiment

仿真实验的实验对象为图3(a)中的4幅尺寸为300×300像素的彩色图像,分别为棋盘格、指示牌、树木和旗帜。实验对象都是规则或者近似规则的,属于典型数据,具有代表性。图3展示了本文算法的主要流程以及修复结果,图3(a)为输入的待修复图像 $\boldsymbol{M}$,是在图3(d)低秩图 $\hat{\boldsymbol{X}}$ 上加入了遮挡物 $\hat{\boldsymbol{\Omega}}$,图3(b)为本文算法提取的遮挡区域 $\bar{\boldsymbol{\Omega}}$,图3(c)为本文算法修复结果 $\boldsymbol{X}$。从遮挡区域的提取和修复结果可以看出,本文算法能够很好地将破损区域提取出来并得到较好的修复结果。

图4展示的是4种分割方法的分割效果和对本文RPCA-MC算法的修复影响。由图4可知,每一组数据的首列是该分割方法的分割效果(图割法需人工标记,第一列是标记结果,第二列是分割结果),尾列是基于该分割方法采用RPCA-MC修复算法TSPNTV-MC的修复结果。

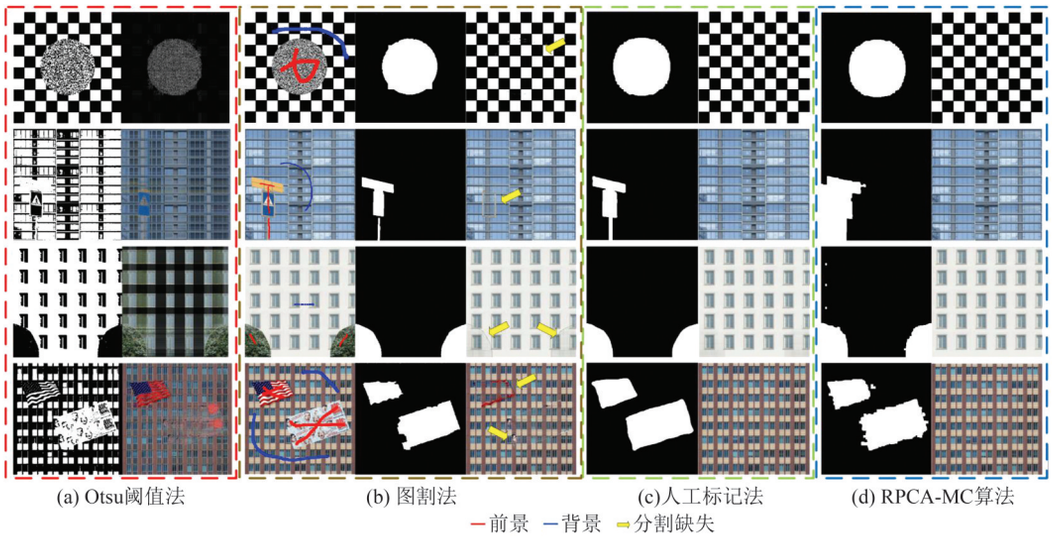


图 4　RPCA-MC 算法与 Otsu 阈值法、图割法和人工标记法的对比实验结果

Fig. 4　Comparison Results of RPCA-MC Method with Otsu, One Cut and Manual Marking Methods

图 4(a)是 Otsu 阈值法,分割效果不佳,不能将目标前景和背景有效分离,影响了后续的修复工作;图 4(b)是图割法[5],需人工选取标记范围(红线标记目标前景,蓝线标记背景),视觉上分割效果较为细致,但在后续的修复工作应用时出现了边缘漏提等问题,导致修复结果大打折扣,如图 4(b)中尾列黄色箭头所指;图 4(c)是人工标记待修复区域以及修复结果;图 4(d)是 RPCA-MC 算法的分割效果和修复效果,分割效果相较于人工不够细致,但分割得到的前景区域能将目标完全覆盖,不需要额外的交互操作,不影响后续的修复工作。

选取块匹配[8]、部分卷积[9]和 MC 算法 3 种修复算法与 PRCA-MC 算法进行比较。由于这 3 种算法只能在已知修复区域的前提下才能进行图像修复,因此本文选择在已知破损区域的情况下进行图像修复对比,并采用 e 和 SSIM 来进行定量描述。

由表 1 可以看出,相较于样本块匹配和部分卷积的图像修复算法,自然图像的低秩性更适用于规则性纹理破损修复,该特性下矩阵补全 MC 和 RPCA-MC 算法的 e 和 SSIM 明显优于块匹配和部分卷积算法下的结果。而本文修复算法是基于 MC 算法的改进,不仅采用了更紧致的非凸秩近似函数,而且增加了自然图像的连续性假设,修复效果有所提升。

表 1　仿真实验修复结果对比

Table 1　Comparison of Inpainting Results

算法	棋盘格		指示牌		树木		旗帜	
	e	SSIM	e	SSIM	e	SSIM	e	SSIM
块匹配	0.333 7	0.727 6	0.050 7	0.957 9	0.071 2	0.954 9	0.178 9	0.829 6
部分卷积	0.449 9	0.755 5	0.041 5	0.971 3	0.107 9	0.753 2	0.166 8	0.821 0
MC	0	1	0.004 8	0.999 2	0.002 3	0.998 0	0.020 0	0.994 9
RPCA-MC	0	1	0.004 0	0.999 3	0.013 4	0.997 1	0.012 9	0.996 7

由图 5 可以看出,棋盘格是绝对低秩的,且秩为 2,在这种情况下,本文算法和 MC 算法都有很好的修复效果;树木图也是低秩的,其墙面背景非常干净,没有杂点,因为 TV 算子会使图像更为光滑,使窗户和墙面有一个过渡,导致修复的墙面有点偏暗,所以 MC 算法的修复指标会优于本文算法;而最接近真实图像的是指示牌和旗帜图,其背景相对来说比较杂乱,有墙面窗户的反射以及细小的破损,更贴近真实建筑物背景,而本文算法加入截断 Schatten-p 范数更近似秩函数,TV 算子不但能使图像更为连续,又能保留图像边缘的纹理信息。因此,针对自然图像的修复工作,本文算法的修复效果是对比算法里最优的。

2.3　真实数据实验

图 6 和图 7 展示了 RPCA-MC 算法在真实建筑物立面纹理遮挡上的自动修复效果,其只需要输入待修复图像,无需对图像做任何预处理。

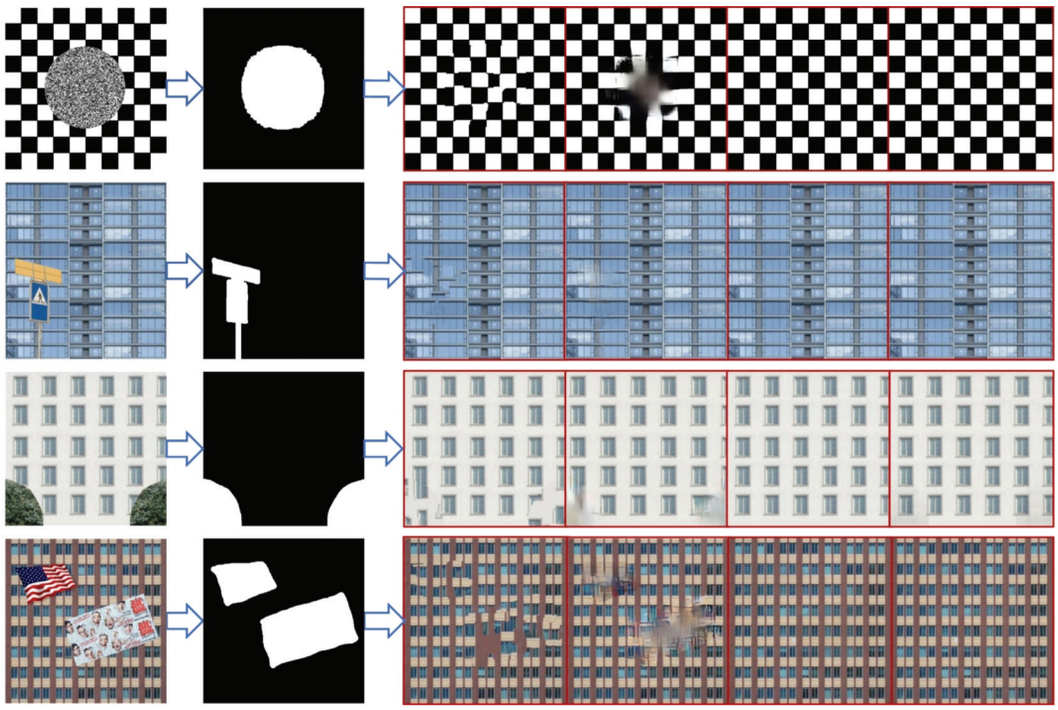


图5 RPCA-MC算法与块匹配、部分卷积和MC算法的对比实验结果

Fig. 5 Comparison Results of RPCA-MC Method with Patch Match, Partial Convolution and MC Methods



图6 RPCA-MC算法真实图像的修复结果

Fig. 6 Inpainting Results of Realistic Images with RPCA-MC Method

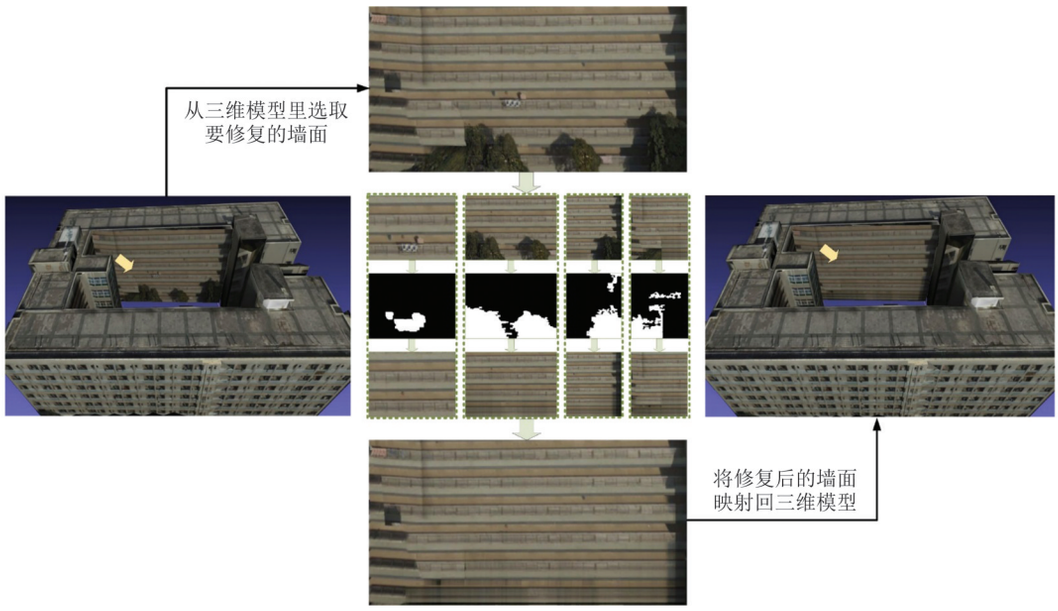


图 7　建筑物立面修复三维效果图

Fig. 7　Building Facades Inpainting in 3D

图 6 是城市建筑物立面纹理的正视图,可以看到遮挡物有车辆、行人、旗帜、树木、电线等,都是建筑物立面遮挡的真实案例,如图 6(a)所示。由于建筑物立面纹理的低秩性和遮挡区域的稀疏性,RPCA-MC 有效地利用其特性提取出遮挡区域,并对其遮挡区域进行修复,且修复效果较为满意,如图 6(b)和图 6(c)所示。图 7 的实验对象是由无人机拍摄的广州大学城,展示了建筑物立面修复前后的三维效果。本文从三维模型里选取了一张拼接后的完整墙面,如图 7 黄色箭头所指,由于墙面存在遮挡、拼接痕迹等问题,同时考虑到本文算法的时间复杂度为 $O(m\times n^2)$,而完整墙面的尺寸过大、无须修复区域范围广等因素,本文依次从完整墙面截取小区域无效影像作为本文算法的输入进行修复,再将修复后的完整墙面映射回三维模型,如图 7 所示。

3　结　语

针对建筑物立面纹理存在遮挡,导致数据缺失以及修复自动化程度低、人工耗时大等问题,本文提出了一种基于自然图像低秩性和遮挡区域稀疏性的建筑物立面纹理自动修复算法 RPCA-MC。该算法有效地结合自然图像低秩性和遮挡区域稀疏性,将建筑物立面纹理修复问题转化为低秩矩阵补全问题。通过分割提取和遮挡修复的联合处理,实现了建筑物立面的自动化纹理修复,极大地节约了人力成本。仿真实验和真实数据实验结果表明,本文算法对建筑物遮挡纹理的自动修复效果较为显著。此外,本文方法是针对航空无人机拍摄的低秩建筑物立面影像存在破损遮挡等问题展开的研究,对建筑物底层复杂纹理的修复仍有一定局限性,下一阶段研究计划是关注建筑物完整立面纹理的修复方法,以便解决更为复杂普遍的建筑物纹理自动修复问题。

参　考　文　献

[1] 陈军,刘建军,田海波. 实景三维中国建设的基本定位与技术路径[J]. 武汉大学学报(信息科学版),2022,47(10):1568-1575.
CHEN Jun, LIU Jianjun, TIAN Haibo. Basic Directions and Technological Path for Building 3D Realistic Geospatial Scene in China[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2022, 47(10): 1568-1575.

[2] OTSU N. A Threshold Selection Method from Gray-Level Histograms[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 1979, 9(1): 62-66.

[3] 张建廷,张立民. 结合光谱和纹理的高分辨率遥感图像分水岭分割[J]. 武汉大学学报(信息科学版),2017,42(4):449-455.
ZHANG Jianting, ZHANG Limin. A Watershed Algorithm Combining Spectral and Texture Information for High Resolution Remote Sensing Image Segmentation[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2017, 42(4):449-455.

[4] ACHANTA R, SHAJI A, SMITH K, et al. SLIC Superpixels Compared to State-of-the-Art Super-

pixel Methods[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence*, 2012, 34(11): 2274-2282.

[5] TANG M, GORELICK L, VEKSLER O, et al. GrabCut in One Cut[C]//IEEE International Conference on Computer Vision, New York, USA, 2013.

[6] 张红英,彭启琮.数字图像修复技术综述[J].中国图象图形学报,2007(1):1-10.
ZHANG Hongying, PENG Qicong. A Survey on Digital Image Inpainting[J]. *Journal of Image and Graphics*, 2007(1):1-10.

[7] CRIMINISI A, PÉREZ P, TOYAMA K. Object Removal by Exemplar-Based Inpainting[C]//2003 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Madison, WI, USA, 2003.

[8] BARNES C, SHECHTMAN E, FINKELSTEIN A, et al. PatchMatch: A Randomized Correspondence Algorithm for Structural Image Editing[J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2009, 28(3): 24.

[9] LIU G, REDA F A, SHIH K J, et al. Image Inpainting for Irregular Holes Using Partial Convolutions[C]//European Conference on Computer Vision, Munich, Germany, 2018.

[10] 彭义刚,索津莉,戴琼海,等.从压缩传感到低秩矩阵恢复:理论与应用[J].自动化学报,2013,39(7):981-994.
PENG Yigang, SUO Jinli, DAI Qionghai, et al. From Compressed Sensing to Low-Rank Matrix Recovery: Theory and Applications[J]. *Acta Automatica Sinica*,2013,39(7):981-994.

[11] WRIGHT J, GANESH A, RAO S, et al. Robust Principal Component Analysis: Exact Recovery of Corrupted Low-Rank Matrices via Convex Optimization[C]//Conference and Workshop on Neural Information Processing Systems, Vancouver, Canada, 2009.

[12] SHEN B, HU W, ZHANG Y, et al. Image Inpainting via Sparse Representation[C]//IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing, Taibei, Taiwan, China, 2009.

[13] CANDÈS E J, RECHT B. Exact Matrix Completion via Convex Optimization[J]. *Foundations of Computational mathematics*, 2009, 9(6): 717-772.

[14] ZHANG D, HU Y, YE J, et al. Matrix Completion by Truncated Nuclear Norm Regularization[C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Providence, RI, USA, 2012.

[15] HU Z, WANG Y, SU R, et al. Moving Object Detection Based on Non-Convex RPCA with Segmentation Constraint[J]. *IEEE Access*, 2020,8:41026-41036.

[16] ZHANG Z, GANESH A, LIANG X, et al. TILT: Transform Invariant Low-Rank Textures[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2012, 99(1): 1-24.

[17] BOYD S, PARIKH N, HU E C, et al. Distributed Optimization and Statistical Learning via the Alternating Direction Method of Multipliers[J]. *Foundations & Trends in Machine Learning*, 2010, 3(1): 1-122.

[18] CAO F, CHEN J, YE H, et al. Recovering Low-Rank and Sparse Matrix Based on the Truncated Nuclear Norm [J]. *Neural Networks*, 2017, 85: 10-20.

[19] NIE F, WANG H, CAI X, et al. Robust Matrix Completion via Joint Schatten p-norm and Lp-norm Minimization[C]//The 12th International Conference on Data Mining, Brussels, Belgium, 2012.

[20] FENG L, SUN H, SUN Q, et al. Image Compressive Sensing via Truncated Schatten-p Norm Regularization[J]. *Signal Processing: Image Communication*, 2016, 47: 28-41.

[21] 梁霄.基于低秩矩阵优化的纹理图像修复[J].中国科技论文,2016, 11(20):2330-2336.
LIANG Xiao. Low Rank Texture Repairing by Convex Optimization[J]. *China Science Paper*, 2016, 11(20):2330-2336.

[22] ZUO W, MENG D, ZHANG L, et al. A Generalized Iterated Shrinkage Algorithm for Non-convex Sparse Coding[C]//IEEE International Conference on Computer Vision, Sydney, Australia, 2013.

[23] WANG Z, BOVIK A C, SHEIKH H R, et al. Image Quality Assessment: from Error Visibility to Structural Similarity[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2004, 13(4): 600-612.

[24] HU Y, ZHANG D, YE J, et al. Fast and Accurate Matrix Completion via Truncated Nuclear Norm Regularization[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2013, 35(9): 2117-2130.