

基于影像定位的无人机侦察视频超分辨率重建方法

张岩¹, 陈健¹, 刘敏¹, 于宗辰², 李俊杰¹, 徐博奥¹, 陈玉坤¹, 王斌³

1. 中国人民解放军96901部队, 北京 100091
2. 建信金融科技有限责任公司, 北京 100033
3. 中国人民解放军96795部队, 银川 750021

摘要 为了改善无人机侦察视频质量, 针对目前无人机摄像、照相数据特点, 提出了一种基于前方交会的无人机航摄影像定位方法。首先, 对所有无人机侦察视频帧和航片分别进行特征匹配, 得到影像间关系; 然后, 提出基于前方交会与抗差估计的无人机航摄影像定位方法, 来实现航摄影像的定位; 最后, 对侦察视频帧进行高频补偿与凸集投影迭代优化, 得到重建后侦察视频。实验结果表明, 基于前方交会与抗差估计的无人机航摄影像定位方法加强了无人机视频与航片的对应性, 凸集投影迭代优化法增强了重建的边缘保持能力。该方法增强了重建图像的一致性与保真度, 特别是对图像边缘细节部分等效果极为明显, 且处理速度更快。

关键词 无人机侦察视频; 影响定位; 超分辨率重建

超分辨率重建是根据具有相关性的多幅低分辨率影像来重建高分辨率影像的技术。无人机侦察视频的分辨率直接影响信息的获取、目标的识别跟踪与定位, 并且无人机载荷受限, 从硬件方面改善困难, 因此无人机动态视频的超分辨率重建具有重要意义。由于现阶段无人机动态视频的分辨率低于航片分辨率, 如果无人机对同一场景进行照相与视频侦察, 那么利用同一场景高分辨率航片中的

有效信息来提高动态视频的分辨率意义重大。

对于同一地物, 无人机航片与侦察视频间分辨率相差较大, 主要存在尺度变换、视点变换与角度变换问题。无人机侦察视频存在运动模糊与噪声问题, 特别在无人机改变航向时, 边缘与细节失真严重。所以其技术难点偏重于: (1) 视频帧与航片的定位与配准; (2) 保证超分辨率重建的边缘细节与实时性。对于以上两种技术, 国内外学者做了大

收稿日期: 2020-04-17; 修回日期: 2020-09-28

作者简介: 张岩, 助理研究员, 研究方向为计算机视觉, 电子信箱: hillwind@126.com

引用格式: 张岩, 陈健, 刘敏, 等. 基于影像定位的无人机侦察视频超分辨率重建方法[J]. 科技导报, 2020, 38(21): 159-168; doi:10.3981/j.issn.1000-7857.2020.21.020

量研究。

在影像定位方面,王志强等^[1]提出了一种全局图像配准的目标快速定位方法。首先,将航摄影像进行适当层级的小波分解;其次,结合利用尺度不变特征匹配(scale invariant feature transform, SIFT)^[2]检测子与角点进行特征检测,利用 SIFT 描述子进行特征描述;再次,利用随机抽样一致性(random sample consensus, RANSAC)^[3]算法与最小二乘法优化单应性矩阵,实现图像匹配并获取定位点经纬坐标。该方法定位精度较高,但实时性有待增强。曾凡洋等^[4]提出车载全景影像核线匹配和空间前方交会。该方法首先在两张全景核线影像之间利用 SIFT 描述子进行特征匹配,再利用 RANSAC 算法进行模型估计,最后利用前方交会的原理计算出物点的空间三维坐标。该方法降低了全景影像匹配的难度,提高匹配点数量和精度,实现了基于全景影像的量测等功能,但特征匹配算法的鲁棒性与模型估计算法的鲁棒性与实时性有待增强。吴迪军等^[5]提出多片前方交会法无人机测图技术。该方法基于无人机高重叠度的航摄影像进行前方交会测图,同时引入最小二乘估计,减弱了交会角大小对无人机地物坐标量测的限制,提高了交会精度,但该方法计算量较大,需要较多的交会航片。李忠美等^[6]提出多像空间前方交会的抗差总体最小二乘估计。通过建立目标点到多条同名射线距离的加权平方和作为目标函数,得到多像空间前方交会的抗差总体最小二乘估计,并引入了稳健估计理论。该方法对于双片前方交会也具有更高的交会精度及稳健性能,但对于无人机航片之间关联性并未更深探讨。

超分辨率重建方法主要包括基于傅里叶频域法^[7]、基于非均匀插值法^[8]、基于迭代反投影法^[9]、基于凸集投影法^[10]、基于最大后验概率法^[11]和基于深度卷积神经网络法^[12]。其中,基于傅里叶频域法难以加入更多先验信息,造成重建效果难有突破;基于非均匀插值的方法虽然简便易行,但精度较低;而基于深度卷积神经网络的方法需要大量的前期学习,工作量较大;迭代反投影法借助于成像结构作为先验知识,该结构的模型建立较为复杂。鉴于

此,研究一种高精度且简单易行的超分辨率算法很有必要。王素玉等^[13]提出一种基于高分辨率参考图像的简单有效的视频序列超分辨率复原方法。该方法提取同一场景高分辨率图像的高频细节,用于低分辨率视频各帧的超分辨率重建,并采用最大后验概率约束优化。该方法对连续多帧的复原效果均明显优于基于最大后验概率的静态批处理方法,但频带分解方法得到的高频细节与低分辨率图像在低频上连续性较差,运动估计方法对匹配块尺寸具有依赖性。杨蕊等^[14]提出了遥感面阵凝视图像并行超分辨重建方法。首先,提出基于姿态角的各向异性模糊估计,使退化模型更加准确;然后,基于最大后验法提出并行优化超分辨图像和匹配参数的方法,提高由系统引起的全局初始匹配误差的包容性。该算法细节更加丰富,更易于人眼观察,但边缘保持能力仍需提高。雷俊锋等^[15]提出了基于分数阶微积分的图像超分辨率重建。首先,分数阶微分卷积获取原始参考帧;然后,通过 SIFT 配准,最后,采用基于分数阶积分的点扩散函数,运用凸集投影,实现对模糊图像的重建。该算法在图像视觉效果和客观指标上均有较好的结果,但该算法中特征匹配的鲁棒性与实时性有待改善,重建效果仍需增强。

上述算法针对无人机视频超分辨率重建的不同步骤进行了创新与改进,但仍存在以下问题:(1)传统前方交会法无法充分利用航摄影像之间的几何变换关系;(2)同名点自动获取方法的鲁棒性与实时性有待提高;(3)运动估计方法对匹配块尺寸的依赖性较大,其鲁棒性有待增强;(4)约束优化算法的边缘保持能力还需进一步提高。

针对以上问题,基于影像定位的无人机侦察视频超分辨率重建方法(super-resolution reconstruction for unmanned aerial vehicle video based on aerial photography location, SRRUAVVAPL),首先,对所有无人机侦察视频帧和航片分别进行特征匹配,得到影像间关系;其次,提出基于前方交会与抗差估计的无人机航摄影像定位方法(unmanned aerial vehicle target location based on space forward intersection and robust estimation, UAVTLSFIRE),来实

现航摄影像的定位;再次,对侦察视频进行高频补偿与凸集投影迭代优化,得到重建后侦察视频;最后进行了理论说明和实验验证。

1 SRRUAVVAPL 流程

SRRUAVVAPL按步骤1~5顺序执行。

步骤1:旋转变换。以飞行方向作为图像坐标系的纵轴正方向,旋转 v_1, v_2, \dots, v_n 得到图像 V_1, V_2, \dots, V_n 。其中, v_1, v_2, \dots, v_n 与 V_1, V_2, \dots, V_n 分别表示旋转前后序列无人机航片(或视频帧)。

步骤2:特征匹配。首先将 V_1, V_2, \dots, V_n 进行相机畸变校正、大气折光改正与地球曲率改正等预处理;然后利用特征匹配算法计算得到由 V_1 变换至 V_2 的单应性矩阵 a_1 ,利用特征匹配算法计算得到由 V_2 变换至 V_3 的单应性矩阵 a_2 ,按此法对 V_1, V_2, \dots, V_n 并行处理;最后得到 a_1, a_2, \dots, a_{n-1} 。其中, $n > 4$,且 n 为整数,特征匹配方法流程如图1所示。



图1 特征匹配流程

特征匹配包括同源影像间匹配(航片之间或视频帧之间)与异源影像间匹配(航片与视频帧之间)。按照特征检测、特征描述、描述符匹配与模型估计顺序进行。首先,利用基于快速自适应鲁棒性尺度不变的特征检测子^[16]检测出特征点;其次,利用鲁棒性交叠的标准特征描述子^[17]生成特征点的描述符;再次,利用基于欧氏距离的暴力匹配方法对描述符进行双向匹配,并利用基于网格的快速、超鲁棒特征匹配运动统计算法^[18]剔除误匹配;最后,利用基于特征距离与内点的随机抽样一致性算法^[19]计算得到单应性矩阵。两种特征匹配并行处理。

步骤3:影像定位。利用UAVTLFSFIRE,解算

V_1, V_2, \dots, V_n 内所有像素点的空间坐标。

步骤4:高频补偿。利用 V_1, V_2, \dots, V_n 内任一图像点在大地坐标系下的三维坐标,找到某视频帧对应的航片区域;利用特征匹配算法计算得到由对应的航片区域变换至该视频帧的单应性矩阵。将航片进行小波包频带分解,从中提取得到高频细节图像;利用双线性插值方法放大该视频帧得到放大视频帧;将高频细节图像按单应性矩阵与放大视频帧融合,得到矫正视频帧。

步骤5:重建优化。利用凸集投影算法优化矫正视频帧序列,得到重建后的高分辨率视频序列。

对SRRUAVVAPL流程的相关说明如下。

1) SRRUAVVAPL结合特征匹配算法、UAVTLFSFIRE与小波包频带分解,将高频信息应用于视频重建,保证了重建图像的质量。

2) 由于特征匹配决定了图像之间几何关系的求解,因此很大程度上影响了前方交会目标定位的精确度与速度以及高频信息的对应性。

3) 由于FARISFD与ROGFD提高了特征检测与描述的鲁棒性,GMS快速去除了误匹配,RSCFDI在保证RANSAC鲁棒性的同时,大幅提高了执行效率,所以本研究特征匹配方法鲁棒性与实时性较强。

2 基于前方交会与抗差估计的无人机航摄影像定位方法

2.1 研究思路

在对某目标点定位时,传统方法利用包含该目标点的两张航摄影像进行前方交会解算,由于只有参与解算的影像数量较少,外方位元素测定的偶然性较大,导致定位误差较大,精度较低。无人机在高空获取航摄影像或地表起伏较小时,地表可视为平面。由于通过特征匹配可以得到航摄影像之间的几何关系,便可将所有其他航摄影像与包含目标点的两张影像建立起几何关系,那么在解算任一点时,均可将所有影像纳入前方交会计算体系,再通过最小二乘法进行整体平差,来降低定位误差,提高定位精度。

2.2 具体方法

UAVTLSFIRE按步骤1~5顺序执行。

步骤1:令权重 $p_m = 1$,将 V_i, \mathbf{a}_i 与对应内外方位元素像按式(1)~式(8)计算,得到 V_i 内任一点 $(A^{(i)}, B^{(i)})$ 在物方空间坐标系下的三维坐标 $(X_A^{(i)}, Y_A^{(i)}, Z_A^{(i)})$ 。

$$\begin{bmatrix} X_A^{(i)} \\ Y_A^{(i)} \\ Z_A^{(i)} \end{bmatrix} = -(\mathbf{A}_i^T \mathbf{P}_i \mathbf{A}_i)^{-1} \mathbf{A}_i^T \mathbf{P}_i \mathbf{W}_i \quad (1)$$

$$\mathbf{A}_i = \begin{bmatrix} 1 & 0 & -F_1^{(i)(1)} \\ 0 & 1 & -F_2^{(i)(1)} \\ 1 & 0 & -F_1^{(i)(2)} \\ 0 & 1 & -F_2^{(i)(2)} \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ 1 & 0 & -F_1^{(i)(n)} \\ 0 & 1 & -F_2^{(i)(n)} \end{bmatrix} \quad (2)$$

$$\mathbf{P}_i = \begin{bmatrix} P_1^{(i)} & & 0 \\ & P_2^{(i)} & \\ & & \ddots \\ & & & P_{2n}^{(i)} \end{bmatrix} \quad (3)$$

$$\mathbf{W}_i = \begin{bmatrix} F_1^{(i)(1)} Z_S^{(1)} - X_S^{(1)} \\ F_2^{(i)(1)} Z_S^{(1)} - Y_S^{(1)} \\ F_1^{(i)(2)} Z_S^{(2)} - X_S^{(2)} \\ F_2^{(i)(2)} Z_S^{(2)} - Y_S^{(2)} \\ \vdots \\ F_1^{(i)(n)} Z_S^{(n)} - X_S^{(n)} \\ F_2^{(i)(n)} Z_S^{(n)} - Y_S^{(n)} \end{bmatrix} \quad (4)$$

$$\begin{cases} F_1^{(j)(k)} = \frac{r_{11}^{(k)} \tilde{x}^{(j)(k)} + r_{12}^{(k)} \tilde{y}^{(j)(k)} - r_{13}^{(k)} f}{r_{31}^{(k)} \tilde{x}^{(j)(k)} + r_{32}^{(k)} \tilde{y}^{(j)(k)} - r_{33}^{(k)} f} \\ F_2^{(j)(k)} = \frac{r_{21}^{(k)} \tilde{x}^{(j)(k)} + r_{22}^{(k)} \tilde{y}^{(j)(k)} - r_{23}^{(k)} f}{r_{31}^{(k)} \tilde{x}^{(j)(k)} + r_{32}^{(k)} \tilde{y}^{(j)(k)} - r_{33}^{(k)} f} \end{cases} \quad (5)$$

$$\begin{bmatrix} r_{11}^{(k)} & r_{12}^{(k)} & r_{13}^{(k)} \\ r_{21}^{(k)} & r_{22}^{(k)} & r_{23}^{(k)} \\ r_{31}^{(k)} & r_{32}^{(k)} & r_{33}^{(k)} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos\omega_k & -\sin\omega_k \\ 0 & \sin\omega_k & \cos\omega_k \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} \cos\varphi_k & 0 & -\sin\varphi_k \\ 0 & 1 & 0 \\ \sin\varphi_k & 0 & \cos\varphi_k \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} \cos\kappa_k & -\sin\kappa_k & 0 \\ \sin\kappa_k & \cos\kappa_k & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (6)$$

$$\begin{cases} \tilde{x}^{(j)(k)} = \eta \left(\tilde{A}^{(j)(k)} - \frac{C}{2} \right) - x_0 \\ \tilde{y}^{(j)(k)} = \eta \left(\frac{R}{2} - \tilde{B}^{(j)(k)} \right) - y_0 \end{cases} \quad (7)$$

$$\begin{bmatrix} \tilde{A}^{(j)(k)} \\ \tilde{B}^{(j)(k)} \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{cases} q_j \prod_{t=1}^{k-j} \mathbf{a}_{k-t} \begin{bmatrix} A^{(j)} \\ B^{(j)} \\ 1 \end{bmatrix}, & j < k \\ \begin{bmatrix} A^{(j)} \\ B^{(j)} \\ 1 \end{bmatrix}, & j = k \\ q_j \prod_{t=k}^{j-1} \mathbf{a}_t^{-1} \begin{bmatrix} A^{(j)} \\ B^{(j)} \\ 1 \end{bmatrix}, & j < k \end{cases} \quad (8)$$

式中, q_i 为非零常数; η 为像元大小, x_0, y_0 与 f 为 v_i 内方位元素; $X_S^{(i)}, Y_S^{(i)}, Z_S^{(i)}, \omega_i, \varphi_i$ 与 κ_i 为 v_i 外方位元素; $X_S^{(i)}, Y_S^{(i)}, Z_S^{(i)}$ 为摄影中心在物方空间坐标系下的三维坐标; ω_i, φ_i 与 κ_i 分别为横滚、俯仰与偏航角; $(\tilde{A}^{(j)(k)}, \tilde{B}^{(j)(k)})$ 为计算机图像坐标系下 $(A^{(i)}, B^{(i)})$ 在 V_k 内的同名点坐标; $(\tilde{x}^{(j)(k)}, \tilde{y}^{(j)(k)})$ 为像平面坐标系下 $(\tilde{A}^{(j)(k)}, \tilde{B}^{(j)(k)})$ 在 V_k 内的同名点坐标, $1 \leq j, k \leq n$,且 j, k 为整数。

步骤2:按式(9)、式(10)分别计算 $d_m^{(i)}$ 与 σ_i

$$d_m^{(i)} = \begin{cases} \left| Z_S^{\binom{m+1}{2}} - Z_A^{(i)} - \frac{X_S^{\binom{m+1}{2}} - X_A^{(i)}}{F_1^{(i)\binom{m+1}{2}}} \right|, & m = 1, 3, \dots, 2n-1 \\ \left| Z_S^{\binom{m}{2}} - Z_A^{(i)} - \frac{Y_S^{\binom{m}{2}} - Y_A^{(i)}}{F_2^{(i)\binom{m}{2}}} \right|, & m = 2, 4, \dots, 2n \end{cases} \quad (9)$$

$$\sigma_i = \sqrt{\frac{\sum_{m=1}^{2n} p_m^{(i)} (d_m^{(i)})^2}{2n-3}} \quad (10)$$

式中, $1 \leq m \leq 2n$,且 m 为整数。

步骤3:根据IGGIII方案^[18],按式(11)计算等价权 $\bar{p}_m^{(i)}$ 。

$$\bar{p}_m^{(i)} = \begin{cases} p_m^{(i)}, & |u_m^{(i)}| < k_0 \\ p_m^{(i)} k_0 \left(\frac{k_1 - |u_m^{(i)}|}{k_1 - k_0} \right)^2, & k_0 \leq |u_m^{(i)}| < k_1 \\ 0, & |u_m^{(i)}| \geq k_1 \end{cases} \quad (11)$$

式中, $u_m^{(i)} = d_m^{(i)} / \sigma_i$; $k_0 = 1.5$; $k_1 = 3$ (淘汰点)。

步骤4: 令 $\bar{p}_m^{(i)}$ 代替式(3)中的 $p_m^{(i)}$, 执行步骤1, 得到 $(A^{(i)}, B^{(i)})$ 在物方空间坐标系下新的三维坐标, 记为 $(\tilde{X}_A^{(i)}, \tilde{Y}_A^{(i)}, \tilde{Z}_A^{(i)})$ 。

步骤5: 按式(12)判断两次计算结果差异是否小于限差。若小于, 则输出 $(X_A^{(i)}, Y_A^{(i)}, Z_A^{(i)})$; 否则执行步骤2。

$$\sqrt{(\tilde{X}_A^{(i)} - X_A^{(i)})^2 + (\tilde{Y}_A^{(i)} - Y_A^{(i)})^2 + (\tilde{Z}_A^{(i)} - Z_A^{(i)})^2} < D \quad (12)$$

式中, D 依据实际情况而定。

2.3 式(1)的证明

由计算机图像坐标系与单应性矩阵定义可得

$$\begin{bmatrix} A^{(\mu)} \\ B^{(\mu)} \\ 1 \end{bmatrix} = K_{\mu-1} \mathbf{a}_{\mu-1} \begin{bmatrix} A^{(\mu-1)} \\ B^{(\mu-1)} \\ 1 \end{bmatrix} \quad (13)$$

$$\begin{bmatrix} A^{(\mu+1)} \\ B^{(\mu+1)} \\ 1 \end{bmatrix} = K_{\mu} \mathbf{a}_{\mu} \begin{bmatrix} A^{(\mu)} \\ B^{(\mu)} \\ 1 \end{bmatrix} \quad (14)$$

式中, $K_{\mu-1}$ 与 K_{μ} 为非零常数, 可分别由式(13)、式(14)与求得; $1 < \mu < n$, 且 μ 为整数。

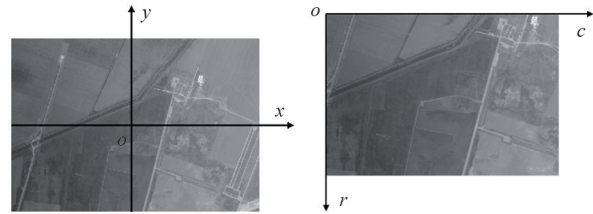
联立式(13)与式(14)可得

$$\begin{bmatrix} A^{(\mu+1)} \\ B^{(\mu+1)} \\ 1 \end{bmatrix} = K_{\mu} K_{\mu-1} \mathbf{a}_{\mu} \mathbf{a}_{\mu-1} \begin{bmatrix} A^{(\mu-1)} \\ B^{(\mu-1)} \\ 1 \end{bmatrix} \quad (15)$$

同理可证式(8)成立。

对计算机图像坐标系 $o-cr$ 与像平面坐标系 $o-xy$ 进行转换, 两种坐标系如图2所示, 引入内方位元素, 则

$$\begin{cases} x = \eta \left(c - \frac{C}{2} \right) - x_0 \\ y = \eta \left(\frac{R}{2} - r \right) - y_0 \end{cases} \quad (16)$$



(a) 像平面坐标系 (b) 计算机图像坐标系

图2 图像坐标系

式中, c 和 r 分别为在计算机图像坐标系下像点的横、纵坐标; x 和 y 分别为在像平面坐标系下同名点的横、纵坐标。

所以式(7)成立。

由共线条件方程式可得

$$\begin{bmatrix} X_A^{(i)} \\ Y_A^{(i)} \\ Z_A^{(i)} \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} X_S^{(i)} \\ Y_S^{(i)} \\ Z_S^{(i)} \end{bmatrix} = \lambda_i \mathbf{R}_i \begin{bmatrix} \tilde{x}^{(i)(i)} \\ \tilde{y}^{(i)(i)} \\ -f \end{bmatrix} \quad (17)$$

式中, λ_i 为非零常数, 可由式(17)求得; \mathbf{R}_i 为 3×3 阶的正交矩阵, 由9个方向余弦所组成。

\mathbf{R}_i 的计算方式由实际情况而定, 本实验采用的是以 X 轴为主轴的 $\omega - \varphi - \kappa$ 系统, 所以式(6)成立。

POS辅助空中三角测量的原理是, 通过不同摄站对同一物体摄影, 根据共线方程对立体像对的同名点构成条件方程, 则

$$\begin{cases} \frac{X_A^{(\mu)} - X_S^{(\mu)}}{Z_A^{(\mu)} - Z_S^{(\mu)}} = \frac{r_{11}^{(\mu)} \tilde{x}^{(\mu)(\mu)} + r_{12}^{(\mu)} \tilde{y}^{(\mu)(\mu)} - r_{13}^{(\mu)} f}{r_{31}^{(\mu)} \tilde{x}^{(\mu)(\mu)} + r_{32}^{(\mu)} \tilde{y}^{(\mu)(\mu)} - r_{33}^{(\mu)} f} \\ \frac{Y_A^{(\mu)} - Y_S^{(\mu)}}{Z_A^{(\mu)} - Z_S^{(\mu)}} = \frac{r_{11}^{(\mu)} \tilde{x}^{(\mu)(\mu)} + r_{12}^{(\mu)} \tilde{y}^{(\mu)(\mu)} - r_{13}^{(\mu)} f}{r_{31}^{(\mu)} \tilde{x}^{(\mu)(\mu)} + r_{32}^{(\mu)} \tilde{y}^{(\mu)(\mu)} - r_{33}^{(\mu)} f} \\ \frac{X_A^{(\mu)} - X_S^{(\mu+1)}}{Z_A^{(\mu)} - Z_S^{(\mu+1)}} = \frac{r_{11}^{(\mu+1)} \tilde{x}^{(\mu)(\mu+1)} + r_{12}^{(\mu+1)} \tilde{y}^{(\mu)(\mu+1)} - r_{13}^{(\mu+1)} f}{r_{31}^{(\mu+1)} \tilde{x}^{(\mu)(\mu+1)} + r_{32}^{(\mu+1)} \tilde{y}^{(\mu)(\mu+1)} - r_{33}^{(\mu+1)} f} \\ \frac{Y_A^{(\mu)} - Y_S^{(\mu+1)}}{Z_A^{(\mu)} - Z_S^{(\mu+1)}} = \frac{r_{11}^{(\mu+1)} \tilde{x}^{(\mu)(\mu+1)} + r_{12}^{(\mu+1)} \tilde{y}^{(\mu)(\mu+1)} - r_{13}^{(\mu+1)} f}{r_{31}^{(\mu+1)} \tilde{x}^{(\mu)(\mu+1)} + r_{32}^{(\mu+1)} \tilde{y}^{(\mu)(\mu+1)} - r_{33}^{(\mu+1)} f} \end{cases} \quad (18)$$

将所有影像纳入前方交会计算体系, 利用共线方程严格求解 $(X_A^{(i)}, Y_A^{(i)}, Z_A^{(i)})$, 则

$$\begin{cases} \frac{X_A^{(i)} - X_S^{(1)}}{Z_A^{(i)} - Z_S^{(1)}} = \frac{r_{11}^{(1)} \tilde{x}^{(i)(1)} + r_{12}^{(1)} \tilde{y}^{(i)(1)} - r_{13}^{(1)} f}{r_{31}^{(1)} \tilde{x}^{(i)(1)} + r_{32}^{(1)} \tilde{y}^{(i)(1)} - r_{33}^{(1)} f} \\ \frac{Y_A^{(i)} - Y_S^{(1)}}{Z_A^{(i)} - Z_S^{(1)}} = \frac{r_{11}^{(1)} \tilde{x}^{(i)(1)} + r_{12}^{(1)} \tilde{y}^{(i)(1)} - r_{13}^{(1)} f}{r_{31}^{(1)} \tilde{x}^{(i)(1)} + r_{32}^{(1)} \tilde{y}^{(i)(1)} - r_{33}^{(1)} f} \\ \frac{X_A^{(i)} - X_S^{(2)}}{Z_A^{(i)} - Z_S^{(2)}} = \frac{r_{11}^{(2)} \tilde{x}^{(i)(2)} + r_{12}^{(2)} \tilde{y}^{(i)(2)} - r_{13}^{(2)} f}{r_{31}^{(2)} \tilde{x}^{(i)(2)} + r_{32}^{(2)} \tilde{y}^{(i)(2)} - r_{33}^{(2)} f} \\ \frac{Y_A^{(i)} - Y_S^{(2)}}{Z_A^{(i)} - Z_S^{(2)}} = \frac{r_{11}^{(2)} \tilde{x}^{(i)(2)} + r_{12}^{(2)} \tilde{y}^{(i)(2)} - r_{13}^{(2)} f}{r_{31}^{(2)} \tilde{x}^{(i)(2)} + r_{32}^{(2)} \tilde{y}^{(i)(2)} - r_{33}^{(2)} f} \\ \vdots \\ \frac{X_A^{(i)} - X_S^{(n)}}{Z_A^{(i)} - Z_S^{(n)}} = \frac{r_{11}^{(n)} \tilde{x}^{(i)(n)} + r_{12}^{(n)} \tilde{y}^{(i)(n)} - r_{13}^{(n)} f}{r_{31}^{(n)} \tilde{x}^{(i)(n)} + r_{32}^{(n)} \tilde{y}^{(i)(n)} - r_{33}^{(n)} f} \\ \frac{Y_A^{(i)} - Y_S^{(n)}}{Z_A^{(i)} - Z_S^{(n)}} = \frac{r_{11}^{(n)} \tilde{x}^{(i)(n)} + r_{12}^{(n)} \tilde{y}^{(i)(n)} - r_{13}^{(n)} f}{r_{31}^{(n)} \tilde{x}^{(i)(n)} + r_{32}^{(n)} \tilde{y}^{(i)(n)} - r_{33}^{(n)} f} \end{cases} \quad (19)$$

利用最小二乘抗差估计法求解式(19),所以式(1)成立。

3 凸集投影迭代优化法

3.1 研究思路

为提高无人机侦察视频重建的保真度,利用凸集投影算法处理补正后的低分辨率视频。凸集投影算法是在矢量空间内定义的一些闭合凸形约束集合,初始估计向这些约束集合进行投影,则其交集为估计的高分辨率图像。相比其他超分辨率重建算法,该算法能够灵活地利用先验知识,得到边缘细节较好的重建结果。

3.2 方法流程

步骤1:利用 $\mathbf{a}_1, \mathbf{a}_2, \dots, \mathbf{a}_{n-1}$, 将参考帧与待重建帧匹配。定义第 l 幅低分辨率图像 (i, j) 点处的凸集约束集合 $G^{(l)}(i, j)$ 如下:

$$G^{(l)}(i, j) = \left\{ z^{(k)}(r, s) : |r^{(l)}(i, j)| \leq \delta^{(l)}(i, j) \right\} \quad (20)$$

式中, $z^{(k)}(r, s)$ 表示第 k 幅高分辨率图像上 (r, s) 点处的像素值; $r^{(l)}(i, j)$ 表示 (i, j) 点处高分辨率图像经降质模型后的结果与实际观测低分辨率图像之间的偏差; $\delta^{(l)}(i, j)$ 表示第 l 幅观测图像上 (i, j) 点处模型的统计不确定性。

步骤2:计算由第 k 幅高分辨率图像 (r, s) 点处到第 l 幅低分辨率图像 (i, j) 点处的降质模型 $A^{(l,k)}(r, s; i, j)$ 。

步骤3:将参考帧作为初始估计 $\tilde{z}_0^{(k)}(r, s)$, 并以此估计 $\tilde{z}_0^{(k)}(r, s)$ 的边缘。计算残余 $r_i^{(l)}(i, j)$, 公式如下:

$$r_i^{(l)}(i, j) = y^{(l)}(i, j) - \sum_{(r,s)} z_i^{(l)}(r, s) A^{(l,k)}(r, s; i, j) \quad (21)$$

$$\tilde{z}_{t+1}^{(k)}(r, s) = \mathbf{T}_A \tilde{\mathbf{T}} [\tilde{z}_t^{(k)}(r, s)], \quad t = 0, 1, 2, \dots \quad (22)$$

式中, $y^{(l)}(i, j)$ 表示第 l 幅观测图像上 (i, j) 点处的像素值; $\tilde{z}_t^{(k)}(r, s)$ 表示第 t 次迭代的第 k 幅高分辨率图像上 (r, s) 点处的像素估计值; $r_i^{(l)}(i, j)$ 表示第 t 次迭代的 (i, j) 点处实际观测低分辨率图像与估计值之间的偏差; \mathbf{T}_A 表示幅度约束松弛投影算子; $\tilde{\mathbf{T}}$ 表示向所有集合 $G^{(l)}(i, j)$ 投影的松弛投影算子的集合; t 为迭代次数。

步骤4:采用一致性投影算子 $P^{(l)}(i, j)$ 进行 $r_i^{(l)}(i, j)$ 的反投影运算, $P^{(l)}(i, j)$ 定义如下:

$$P^{(l)}(i, j) [x^{(k)}(r, s)] = x^{(k)}(r, s) + \begin{cases} \frac{[r^{(l)}(i, j) - \delta^{(l)}(i, j)] A^{(l,k)}(r, s; i, j)}{\sum_{o_1} \sum_{o_2} A^{(l,k)^2}(o_1, o_2; i, j)}, & r^{(l)}(i, j) > -\delta^{(l)}(i, j) \\ 0, & -\delta^{(l)}(i, j) \leq r^{(l)}(i, j) \leq \delta^{(l)}(i, j) \\ \frac{[r^{(l)}(i, j) + \delta^{(l)}(i, j)] A^{(l,k)}(r, s; i, j)}{\sum_{o_1} \sum_{o_2} A^{(l,k)^2}(o_1, o_2; i, j)}, & r^{(l)}(i, j) < -\delta^{(l)}(i, j) \end{cases} \quad (23)$$

步骤5:利用幅度约束投影算子进行幅度约束,幅度投影算子 $P_A[x^{(k)}(r, s)]$ 定义如下:

$$P_A[x^{(k)}(r, s)] = \begin{cases} 0, & x^{(k)}(r, s) < 0 \\ x^{(k)}(r, s), & 0 \leq x^{(k)}(r, s) \leq 255 \\ 255, & x^{(k)}(r, s) > 255 \end{cases} \quad (24)$$

步骤6:如果估计结果落到所有约束集合的交集内,则停止迭代,输出重建帧;否则转至步骤5。

4 实验验证

4.1 实验设置

4.1.1 实验平台参数

笔记本计算机配置:处理器为 2.5 GHz i7 第 4 代,系统为 64 位 Win10,编程环境为链接 OpenCV 3.00 的 Visual Studio 2015。

4.1.2 数据集

对某地区进行实验,部分测试所用航摄影像与谷歌数字卫星地图如图3所示,技术参数如表1所示,无人机航片与视频帧部分定位定向系统(position and orientation system, POS)数据如表2所示。

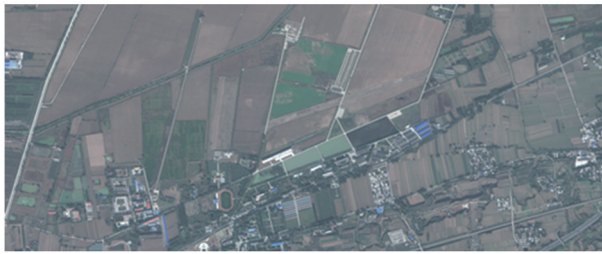
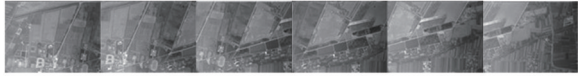


图3 测试所用航摄影像与谷歌数字卫星地图

表1 实验影像主要技术参数

名称	参数
航摄飞机	大疆 S800 六旋翼无人机
航摄仪	SONY、Zenmuse 云台系统
航摄仪定焦/mm	2.13
视频尺寸(像素)	1920×1080
航摄仪定焦/mm	60.32
视频尺寸(像素)	5344×4032
像素大小/mm	0.009
GPS 数据更新率/s	1
GPS 偏心分量/m	2.049, -0.501, 1.381
IMU 偏心分量/m	0.000, -0.201, 0.427

表2 试验视频帧与航片的 POS 数据

影像	横滚/ (°)	俯仰/ (°)	航向/ (°)	纬度/ °N	经度/ °E	高度/m
1	0.13	0.18	257.02	34.59	110.12	2306.48
2	-2.03	0.32	258.34	34.59	110.13	2302.28
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮

4.1.3 评估准则

为了衡量算法的鲁棒性与运行效率,同时便于与其他算法进行对比,主要通过定位均方误差、峰值信噪比与平均每幅耗时3个指标衡量算法。

指标 1:定位精确度的衡量指标为定位均方误

差。定义如下:

$$M = \sum_{k=1}^n S_k^2 / n \quad (25)$$

$$S_k = \sqrt{(X_k - x_k)^2 + (Y_k - y_k)^2 + (Z_k - z_k)^2} \quad (26)$$

式中, M 为定位均方误差; S_k 为第 k 个目标的定位误差; n 为目标总数; (X_k, Y_k, Z_k) 为第 k 个目标的三维坐标观测值; (x_k, y_k, z_k) 为第 k 个目标的三维坐标理论值。

指标 2:视频帧重建质量的衡量指标为峰值信噪比。定义如下:

$$P = 10 \lg \frac{65025(C-1)(R-1)}{\sum_{i=0}^{C-1} \sum_{j=0}^{R-1} [h(i,j) - \hat{h}(i,j)]^2} \quad (27)$$

式中, C 与 R 分别为图像水平与垂直方向的像素; $h(i,j)$ 和 $\hat{h}(i,j)$ 分别表示 (i,j) 位置处理理想高分辨率图像和重建图像的灰度。

指标 3:算法运行效率的衡量指标为平均每幅耗时。定义如下:

$$T = t / N \quad (28)$$

式中, T 为平均每幅耗时; t 为算法总耗时; N 为侦察视频帧总数。

4.1.4 实验过程

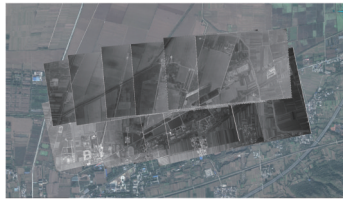
过程 1:首先,选取不同航带的 200 幅视频帧,分别利用表 3 中 A、B 与 C 进行定位;然后,在每幅视频帧中较为平均地选取 10 个测量点,共计 2000 个地物点,以谷歌数字卫星地图的地理信息为理论值来计算定位误差,同时计算平均每幅耗时。

表3 子方法组合

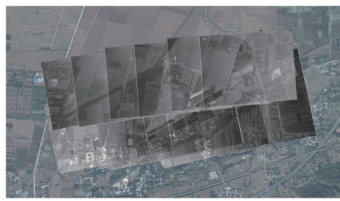
定位方法	特征匹配方法	前方交会方法
A	文献[4]特征匹配方法	文献[6]方法(利用该方法做双片前方交会)
B	本文特征匹配方法	文献[6]方法(利用该方法做双片前方交会)
C	本文特征匹配方法	UAVTSLFIRE

过程 2:首先,将该 200 幅视频帧(像素 1920×1080)经高斯模糊和降采样生成 200 幅低分辨率视

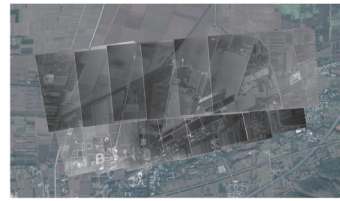
视频帧(像素 960×540),分别采用双三次插值法、基于分数阶微积分的图像超分辨率重建^[15]和本研究算法对低分辨率视频进行重建(文献[15]算法与SRRUAVVAPL的重建邻域为15帧);然后,以原视频帧为理论值来计算峰值信噪比,同时计算平均每幅耗时。



(a) 方法A定位结果



(b) 方法B定位结果



(c) 方法C定位结果

图4 定位结果

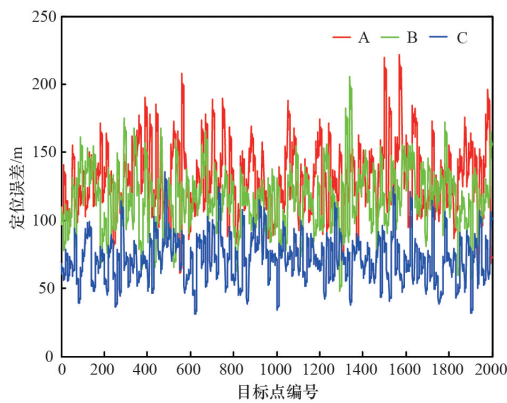


图5 定位误差曲线

表4 定位误差结果

方法	定位均方误差/m ²	平均每幅耗时/s
A	17157.02	4.12
B	13448.06	3.23
C	5385.26	3.33

分析实验结果分析,得到如下结论。

(1) 3条曲线总体呈现以10个点为单位的随机波动态势,这是由于测量点都是利用图像间单应性矩阵进行前方交会定位的,所以同一幅影像中所选取测量点的定位误差较为接近。

(2) 由A与B的对比,可以验证:相比文献[4]的特征匹配方法,本研究特征匹配方法改善了基于前方交会目标定位的精确度与执行效率。

4.2 实验结果与分析

4.2.1 实验1的结果与分析

为了清晰直观地对比分析实验结果,将影像内所有像素点按定位结果映射到谷歌数字卫星地图上。部分的定位结果如图4所示,全部测量点定位误差曲线如图5所示,定位数据统计如表4所示。

(3) 对比方法B、C,可以验证:相比文献[6]的方法,UAVTLSFIRE的精确度有明显提高。这是由于该方法将所有影像纳入前方交会计算体系,再通过抗差最小二乘法进行整体平差,虽然特征匹配误差会小幅降低定位精确度,但该平差方法大幅降低了POS的粗差与系统误差,所以定位精确度有较大提高。相对于航摄影像的特征匹配,前方交会的计算量对于整体解析影响极小。

4.2.2 实验2的结果与分析

某帧超分辨率重建效果如图6所示,全部帧重建质量曲线如图7所示,重建数据统计如表5所示。

通过对实验结果进行分析,得出如下结论。

1) 由于UAVTLSFIRE与本研究特征匹配算法使得视频帧与航片之间匹配准确,同时小波包的精细分解,使得提取的高频细节与待复原的低分辨率图像在频率上连续性较好,并且凸集投影迭代优化保证了收敛的稳定性与重建图像细节,所以SRRUAVVAPL的复原质量有显著提高。

2) 本研究特征匹配方法相对于传统特征匹配方法,执行效率更高,同时凸集投影相对于最大后验概率收敛速度更快,相比文献[15]算法,节省了分数阶微积分计算步骤,虽然小波包分解会导致计算量增加,但影响极小,所以SRRUAVVAPL执行效率更高。

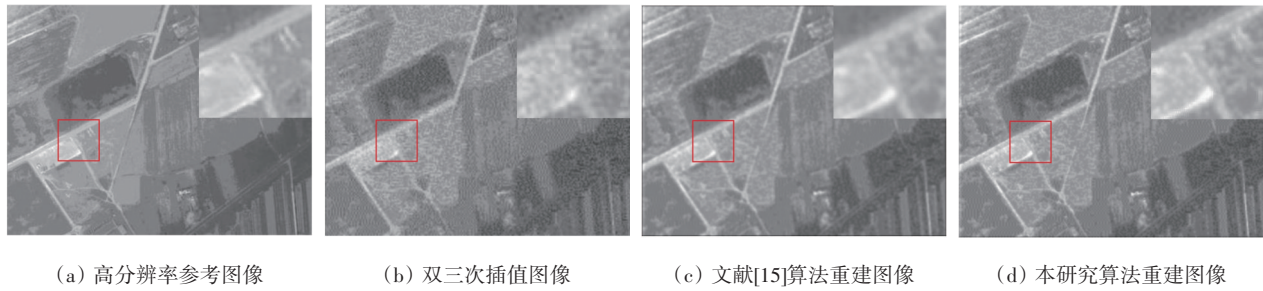


图6 无人机视频帧重建结果对比

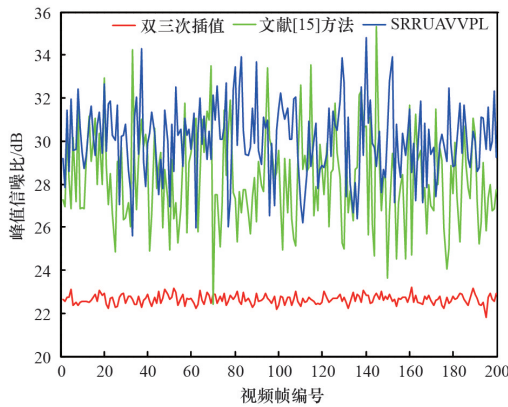


图7 重建质量曲线

表5 重建质量评价

算法	平均峰值信噪比/dB	平均每幅耗时/s
双三次插值	22.64	<0.05
文献[15]	28.25	15.41
SRRUAVVAPL	30.17	8.58

5 结论

提出SRRUAVVAPL,并通过理论与实验验证了方法的可行性与优势,得到以下主要结论。

- 1) 本研究特征匹配方法提高了前方交会目标定位的精准度与执行效率。
- 2) UAVTSLFIRE不仅提高了定位的精准度,同时保证了执行效率。结合特征匹配算法与小波包频带分解,将高分辨率图像的有效高频信息应用于视频重建,保证了重建图像的边缘细节质量。
- 3) 凸集投影迭代优化法改善了重建图像的一致性与保真度,特别是对边缘细节部分效果明显。
- 4) SRRUAVVAPL的超分辨率重建效果较好,

同时工程实践价值较高。

5) 局限性:若飞机高度越低,地形起伏越大,则UAVTSLFIRE的精确度越差。参考帧与待重建帧间距离越远,从参考帧获得的有效数据越少,同时图像配准误差累积,导致重建质量变差。凸集投影迭代优化法对初值有较强的依赖性,投影过程需要的运算量较大。

参考文献(References)

- [1] 王志强,程红,杨桃,等.全局图像配准的目标快速定位方法[J].红外与激光工程,2015,44(增刊1):225-229.
- [2] Lowe D G. Distinctive image features from Scale-Invariant keypoints[J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2): 91-110.
- [3] Fischler M, Bolles R. Random sample consensus: A paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography[J]. Communication of the ACM, 1981, 24(6): 381-395.
- [4] 曾凡洋,钟若飞,宋杨,等.车载全景影像核线匹配和空间前方交会[J].遥感学报,2014,18(6):1230-1236.
- [5] 吴迪军,张萌萌,潘飞,等.多片前方交会法无人机测图技术[J].测绘科学,2018(10):1-10.
- [6] 李忠美,边少锋,瞿勇.多像空间前方交会的抗差总体最小二乘估计[J].测绘学报,2017,46(5):593-604.
- [7] 时文俊,郭从洲,童晓冲,等.辐射保真的红外遥感图像超分辨率重建[J].西安电子科技大学学报,2019,46(2):107-113.
- [8] 吴世豪,罗小华,张建炜,等.基于FPGA的新边缘指导插值算法硬件实现[J].浙江大学学报(工学版),2018,52(11):2226-2232.
- [9] 郭桐宇,宋伟东.基于高频增强曲线与迭代反射投影的遥感影像超分辨率重建[J].测绘工程,2018,27(1):64-

- 67.
- [10] 许丽娜, 何鲁晓. 基于凸集投影的高分四号卫星影像超分辨率重建[J]. 测绘学报, 2017, 46(8): 1026-1033.
- [11] 李展, 陈清亮, 彭青玉, 等. 基于MAP的单帧字符图像超分辨率重建[J]. 电子学报, 2015, 43(1): 191-197.
- [12] Yuan Y, Zheng X, Lu X. Hyperspectral image super-resolution by transfer learning[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations & Remote Sensing, 2017(99): 1-12.
- [13] 王素玉, 卓力, 沈兰荪, 等. 一种简单有效的视频序列超分辨率复原方法[J]. 北京工业大学学报, 2009, 35(6): 742-747.
- [14] 杨蕊, 刘朝晖, 折文集. 遥感面阵凝视图像并行超分辨率重建方法[J]. 红外与激光工程, 2019, 48(1): 288-295.
- [15] 雷俊锋, 王赫, 朱力, 等. 基于分数阶微积分的图像超分辨率重建[J]. 系统工程与电子技术, 2017, 39(12): 2850-2856.
- [16] 张岩, 李建增, 李德良, 等. 快速自适应鲁棒性尺度不变的特征检测子[J]. 系统工程与电子技术, 2017, 45(6): 1406-1413.
- [17] 张岩, 李建增, 李德良, 等. 鲁棒性交叠的标准特征描述子[J]. 北京理工大学学报, 2017, 37(8): 842-847.
- [18] Bian J W, Lin W Y, Matsushita Y, et al. GMS: Grid-based motion statistics for fast, ultra-robust feature correspondence[C]//Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Honolulu, USA: IEEE Computer Society, 2017: 4181-4190.
- [19] 张岩, 孙世宇, 胡永江, 等. 基于特征距离与内点的随机抽样一致性算法[J]. 电子与信息学报, 2018, 40(4): 928-935.

Super-resolution reconstruction for unmanned aerial vehicle video-based on aerial photography locating

ZHANG Yan¹, CHEN Jian¹, LIU Min¹, YU Zongchen², LI Junjie¹, XU Boao¹, CHEN Yukun¹, WANG Bin³

1. No. 96901 of Chinese People's Liberation Army, Beijing 100091, China
2. China Construction Bank Fintech, Beijing 100033, China
3. No. 96795 of Chinese People's Liberation Army, Yinchuan 750021, China

Abstract Super-resolution reconstruction for unmanned aerial vehicle video based on aerial photography locating (SRRUAVVAPL) is proposed to improve the quality of UAV reconnaissance video. Firstly, feature matching of all the video frames is performed to figure out the relations among the video frames, and feature matching of all the adjacent frames are also performed to figure out the relations among the adjacent frames. Then an unmanned aerial vehicle target locating scheme based on space forward intersection and robust estimation (UAVTSLFIRE) is put forward to realize aerial photography locating. Lastly, video frames are improved by high-frequency compensation and POCS iterative optimization, and the reconstructed video is obtained. Experimental results show the proposed method is an effective super-resolution reconstruction for unmanned aerial vehicle video.

Keywords unmanned aerial vehicle video; photography locating; super-resolution ●



(责任编辑 王丽娜)