

## 动态金字塔模型的红外图像 SR 重建

谢冰<sup>1</sup>, 段哲民<sup>1</sup>, 马鹏阁<sup>2</sup>, 陈宇<sup>2</sup>

(1. 西北工业大学 电子信息学院, 陕西 西安 710072;

2. 郑州航空工业管理学院 电子通信工程学院, 河南 郑州 450015)

**摘要:** 无人机在复杂飞行过程中, 因大气气流及光学设备成像等影响造成采集到的红外图像分辨率过低; 另外, 因各帧图像分辨率不同, 基于固定层数分解的金字塔模型在同一区域下的显著图提取结果存在差异, 无法借助视觉技术实现无人机目标定位及自主导航。提出一种改进 Itti 模型下的红外图像感兴趣区域提取及 SR 重建算法。算法首先引入多特征对红外图像序列进行金字塔动态分层模型构建; 然后, 针对不同分辨率下的多帧红外图像进行感兴趣区域的动态提取来克服传统 Itti 算法的不足; 最后, 提出基于共轭梯度法的目标函数最小化红外图像超分辨率重建算法, 对感兴趣区域进行空间 SR 重建, 提高感兴趣区域目标的空间分辨率。实验验证了提出算法的有效性及准确性。

**关键词:** 无人机感兴趣区域; Itti 模型; 动态金字塔; SR 重建

**中图分类号:** TP394.1 **文献标志码:** A **DOI:** 10.3788/IRLA201847.0126001

## SR reconstruction algorithm of infrared image based on dynamic pyramid model

Xie Bing<sup>1</sup>, Duan Zhemin<sup>1</sup>, Ma Pengge<sup>2</sup>, Chen Yu<sup>2</sup>

(1. School of Electronics and Information, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China;

2. School of Electronics Communications Engineering, Zhengzhou University of Aeronautics, Zhengzhou 450015, China)

**Abstract:** During the complex flight process of UAV, the affections such as atmospheric disturbances, optical equipment imaging and other factors, result in low resolution of the acquainted infrared images. In addition, the resolution of each frame infrared image may be different, and extraction of a salient map using the traditional fixed-level decomposition of the pyramid model will be different in the same area, which causes extraction of interested region of UAV difficult, and cannot use visual technology to achieve UAV target positioning and autonomous navigation. In this paper, an improved the interested regional extraction for infrared image and SR reconstruction algorithm based on Itti model was proposed. Firstly, the multi-feature was introduced to construct hierarchical model of the pyramid dynamic of the infrared image sequence. Secondly, the dynamic extraction of the interested region for multi-frame infrared images of different resolution was used to overcome the shortcomings of the traditional Itti algorithm. Finally, the new infrared image reconstruction algorithm based on Fletcher-Reeves majorization-minimization was

收稿日期: 2017-06-22; 修订日期: 2017-08-11

基金项目: 航空科学基金重点项目(2014ZC13004); 河南省高校科技创新团队支持计划(17IRTSTHN014);  
河南省高等学校重点科研项目(18A510018)

作者简介: 谢冰(1989-), 男, 博士, 主要从事红外目标识别及红外超分辨率重建方面的研究。Email: 664897555@qq.com

proposed for spatial SR reconstruction of the interested region to improve the spatial resolution of the interested regional target. Experimental results prove the validity and accuracy of the proposed algorithm.

Key words: UAV; Itti model; dynamic pyramid; SR reconstruction

## 0 引言

无人机在复杂的飞行环境中,因机载传感器受到大气扰动、光像等因素的干扰,导致航拍多帧红外图像模糊、变形,造成各帧红外图像分辨率下降且存在差异。基于视觉的无人机自主导航技术的关键在于借助实时采集的红外图像序列,通过准确检测感兴趣区域中的目标对象完成对景象的匹配从而实现定位及导航。但是,经典 Itti 算法基于固定层数的金字塔多尺度分解,对低分辨率红外图像感兴趣区域提取存在偏差,常导致目标检测困难。

Itti 在 1998 年提出的视觉注意模型将视觉注意的研究推向了顶峰,首次在数学层面对人眼注意特性进行了模拟并取得成功。Itti 模型下的关键技术包括多尺度高斯金字塔、底层的视觉特征进行提取、图像中央-周边差、赢者取全选择机制和抑制返回策略等,该模型下特征容易提取,且可选择的特征种类较多,但稳定性差,对噪声敏感,不具有通用性。Harris 等人<sup>[1]</sup>首次提出在图像中进行超分辨率(Super Resolution, SR)重建的概念。随后,在此基础上提出了线性趋势外推法<sup>[2]</sup>、长椭圆函数法<sup>[3]</sup>、滑动正弦变换<sup>[4]</sup>等。这些方法在仿真中具有较好效果,但实际应用并不理想。SR 重构算法中非均匀内插法<sup>[5]</sup>及 POCS 算法虽取得了较好的性能结果,但是内插法不能充分利用图像的先验信息,POCS 算法具有不唯一性、解过于依赖于初值的选取、收敛稳定性不高,且收敛速度较慢和运算量太大等缺点。正则化方法<sup>[6-7]</sup>虽然能够在模型中添加先验约束信息,而且可以确保解的存在性和唯一性,同时具有很强的去噪能力。但是,对重建图像的细节保持能力较差,并且重建红外图像容易产生过平滑现象,细节和边缘有所损失。

针对这些问题,文中首先提出动态金字塔分解方法(Dynamic Pyramid Decomposition Method, DPDM),对输入参考帧红外图像进行多尺度分解,克服

Itti 算法中固定层数尺度分解导致的相同红外图像在不同分辨率下显著图不同的问题;基于绝对差和最小化原理(Sum of Absolute Differences, SAD)对多帧红外图像感兴趣区域进行搜索;最后,基于共轭梯度法目标函数最小化原理进行红外图像超分辨率重建,实验验证了算法的准确性。

## 1 算法设计流程

由于无人机在复杂飞行环境中,连续航拍的同一目标区域红外图像可能存在不同的分辨率。因此,传统 Itti 模型下基于固定尺度金字塔分解提取的同一目标区域显著图可能有所差异。文中提出一种 SR 重建算法,提高无人机航拍多帧红外图像的 SR 重建质量。算法流程如图 1 所示。

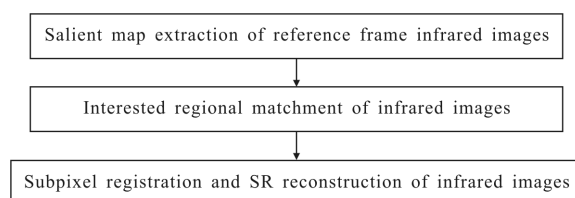


图 1 算法流程图

Fig.1 Algorithm flow

算法主要分成三个主要组成部分:(1)参考帧红外图像显著图提取;(2)多帧红外图像的感兴趣区域匹配;(3)感兴趣区域亚像素配准及红外图像 SR 重建。下面分别对算法设计各个部分进行阐述。

## 2 算法设计

### 2.1 参考帧红外图像显著图提取

传统 Itti 模型的显著图提取算法中,金字塔一共有九个尺度的深度,可以为水平和垂直方向提供从第 1 层到第 9 层的折减因子。尺度较小时,提取特征为红外图像的整体特征,往往丢失红外图像的细节信息,导致最终只能在宏观上把握红外图像中的物

体；尺度选取过大时，所得特征为红外图像细节信息，准确性高，但却乏对红外图像整体的把握。无人机在复杂的飞行过程中同一区域航拍红外图像分辨率不尽相同，因此，利用传统 Itti 方法进行显著图提取得到的结果存在较大差异，文中提出基于 Itti 模型下的动态金字塔多尺度分解方法<sup>[8]</sup>，对输入红外红外图像进行多尺度分解时，不固定金字塔分解所需要的层数，根据红外红外图像自身分辨率大小来确定。输入红外红外图像分辨率尺寸为 WIDTH×HEIGHT，则此红外图像动态分解层数  $n_p$  可通过公式(1)求解：

$$n_p = \log_2(\min(\text{WIDTH}, \text{HEIGHT})/20) \quad (1)$$

金字塔的第 0 层红外红外图像指输入红外图像本身，第 k 层红外图像需要 k-1 层红外红外图像经过一定运算得到，其步骤为：(1) 金字塔中第 k-1 层红外红外图像与高斯核函数进行卷积得到一个卷积红外图像；(2) 将步骤(1)所得卷积红外图像进行降采样。高斯金字塔需要计算亮度中心周边差得到红外图像中亮度特征明显的区域。中心周边差是指红外图像中心区域 c 与周边区域 s 存在的差异，利用此差异可得到不同特征图。由于红外图像中的各个像素利用不同的灰度信息进行表示，因此，需要借助灰度信息构建红外图像的高斯金字塔  $I(\sigma)$ ， $\sigma=0, \dots, n_p$  模型。由于人眼在灰度值很小时感知能力差，为了避免低对比度灰度波动过大，对灰度值小于一定阈值时，令该点的灰度值为 0。基于人眼对高对比度区域感知灵敏特性，对灰度高斯金字塔采用中心周边差算子，模拟人眼视觉现象，如公式(2)所示：

$$I(c, s) = |I(c) \ominus I(s)| \quad (2)$$

式中： $s=c+\delta$ ( $\delta=3, 4$ )为周边像素在金字塔中的层数； $c=2, 3, 4$ 为中心像素处于金字塔中的层数。利用高斯金字塔计算每一层灰度信息，得到原始红外灰度图像的灰度信息对比特征图，将包含多个尺度的灰度特征显著图进行融合，具体步骤如下：

(1) 将每个特征归一化，消除不同特征之间的幅度差；(2) 将每个特征递归与滤波核 DoG 做卷积，将原图加到卷积之后的结果图上，负数部分置 0。滤波核 DoG 定义方法如公式(3)所示：

$$\text{DoG}(x, y) = \frac{c_{ex}}{2\pi\sigma_{ex}^2} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma_{ex}^2}} - \frac{c_{inh}}{2\pi\sigma_{inh}^2} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma_{inh}^2}} \quad (3)$$

式中： $\sigma_{ex}=0.02$ ， $\sigma_{inh}=0.25$ ， $c_{ex}=0.5$ ， $c_{inh}=1.5$ 。每迭代一次特征图按照公式(4)进行变换。

$$M \leftarrow \langle M + M * \text{DoG} - c_{inh} \rangle_{\geq 0} \quad (4)$$

式中： $\langle \cdot \rangle_{\geq 0}$  表示负值归 0 操作，根据红外图像亮度所有尺度方向上的 Gabor 金字塔  $H(\sigma, \theta)$  来实现， $\theta(0, \pi/4, \pi/2, 3\pi/4)$  表示方向参数，由公式(5)得到不同方向特征图。

$$H(c, s, \theta) = |H(c, \theta) \ominus H(s, \theta)| \quad (5)$$

文中使用 Gabor 滤波生成红外图像在不同方向的方向特征图，并对其融合生成方向显著图  $N(H)$ 。由此得到灰度显著图  $N(I)$  以及方向显著图  $N(H)$ ，将特征显著图可通过公式(6)进行线性组合。

$$S = \alpha_1 N(I) + \alpha_2 N(H) \quad (6)$$

式中： $\alpha_1, \alpha_2$  分别为两幅显著图融合时所占比例( $\alpha_1 + \alpha_2 = 1$ )。

## 2.2 多帧红外图像感兴趣区域匹配

传统全搜索算法需要对每一像素进行搜索，计算每一个候选位置的绝对差和 (Sum of Absolute Differences, SAD)，SAD 最小值点即为最佳匹配点，所有最佳匹配点对应的区域为最佳匹配区域。SAD 定义式如公式(7)所示：

$$\text{SAD} = \sum_i^M \sum_j^N |R(x, y) - I(x+i, y+j)| \quad (7)$$

式中： $i, j$  为最佳匹配点坐标。在不考虑运算复杂度情况下，全搜索方法是最好的。但计算量非常大。文中使用金字塔分层思想，将待搜索红外图像使用高斯金字塔分层，将红外图像分解为 3 层，使用菱形搜索法 (Diamond Search, DS)<sup>[9]</sup> 进行搜索。搜索过程如下：(1) 使用大模板在搜索区域的中央和相邻 8 像素点进行匹配，计算 SAD 值，得到最小块误差 (Minimum Block Distortion, MBD) 点，如果 MBD 位于中心，跳到步骤(3)，否则继续进行；(2) 将 MBD 点当做中心点，继续使用大模板搜索，如 MBD 位于中心则跳到步骤(3)；(3) 使用小模板对 MBD 中心进行搜索，得到一个 MBD 点，则该点所在位置就是最佳匹配点。在得到金字塔顶层匹配点位置后，继续对金字塔的中间层进行搜索。搜索的初始位置为顶层最佳匹配点，搜索区域为顶层匹配位置向外增大 1 倍，然后继续使用 DS 搜索得到中间层的最佳匹配位置；采用相同策略应用于金字塔底层得到 MBD 点位置就是最终匹配位置。

### 2.3 亚像素运动估计及 SR 重建

上述对感兴趣区域的匹配方法其精度只能达到像素级,对于旋转和缩放运动并不敏感。因此,在对感兴趣区域 SR 红外图像重建之前,文中基于特征的红外图像配准与相位相关配准算法结合在一起,形成分层由粗到精的配准方案。首先,利用时域信号的位移不影响频域的幅度,而只与相位有关这个特性,得到红外图像的角度运动参数;然后,使用基于 SIFT 的特征提取算法提取红外图像特征,并用 RANSAC 理论<sup>[9]</sup>滤除错误匹配点,对红外图像进行粗匹配;最后,使用相位相关方法在频域对红外图像进行亚像素级的精确配准。并提出一种基于共轭梯度法改进的 SR 红外图像重建算法,对提取出的感兴趣区域进行空间 SR 重建。

#### 2.3.1 SR 重建的正则化原理

传统正则化算法使用最小二乘估计求解最终结果,但是这种估计方法存在一些不足。文中使用基于最大后验概率 (Maximum a Posteriori, MAP) 理论的正则化,通过使用稳健估计和泛函的相关概念来改进正则化算法,可以在提高算法的稳健性的同时,提高算法的重建精度,增强红外图像的细节信息。MAP 框架下的正则化算法实际上是一个基于马尔可夫随机场 (Markov Random Field, MRF) 模型的统计问题<sup>[10]</sup>,而 Bayesian 定理则是这个算法的理论基础。根据贝叶斯理论,把 HR 红外图像  $x$  和 LR 红外图像  $y$  都看作随机场信号,在已知  $y$  的条件下,使得  $x$  的后验概率  $x_{MAP}$  最大,这样得到的重建红外图像理论上就是与原始的高分辨红外图像  $x$  最接近的解,也就是对 HR 红外图像  $x$  的 MAP 估计。此过程可以用下式表示:

$$x_{MAP} = \underset{x}{\operatorname{argmax}} P(x) = \underset{x}{\operatorname{argmax}} P(x|y) = \underset{x}{\operatorname{argmax}} \left[ \frac{P(y|x)P(x)}{P(y)} \right] \quad (8)$$

式中:  $P(y|x)$  表示用 HR 红外图像获取 LR 红外图像的条件概率;  $P(x|y)$  表示所求得的后验概率。文中根据对数函数单调性,对公式(8)右边取对数可得公式(9):

$$x_{MAP} = \underset{x}{\operatorname{argmax}} [\ln P(y|x) + \ln P(x) - \ln P(y)] \quad (9)$$

由于  $\ln P(y)$  与  $x_{MAP}$  的选取无关,所以可以消去,公式(9)可以转化为公式(10):

$$x_{MAP} = \underset{x}{\operatorname{argmin}} [-\ln P(y|x) - \ln P(x)] \quad (10)$$

#### 2.3.2 MAP 框架下的正则化求解过程

由于 LR 红外图像  $y_k$  的系统误差互相独立,目

标公式(10)中  $P(y|x)$  可表示为:

$$\ln P(y|x) = \ln P(y_1, \dots, y_N|x) = \ln \prod_{k=1}^N \ln P(y_k|x) = \sum_{k=1}^N \ln P(y_k|x) \quad (11)$$

假设 LR 红外图像中的噪声和误差服从均值为零的高斯分布,则公式(11)中,条件概率密度可表示为:

$$P(y_k|x) = \frac{1}{(2\pi\sigma^2)^{\frac{N_1 N_2}{2}}} e^{-\frac{\|y_k - W_k x\|_2^2}{2\sigma^2}} \quad (12)$$

式中:  $\sigma^2$  表示概率密度的方差。则公式(12)可表示:

$$\ln P(y|x) = -\sum_{k=1}^N \frac{\|y_k - W_k x\|_2^2}{2\sigma^2} - \frac{N_1 N_2}{2} \ln(2\pi\sigma^2) \quad (13)$$

式中: 第二项为固定值,计算最小值时可以将其忽略。由此可得公式(14):

$$\underset{x}{\operatorname{argmin}} [-\ln P(y|x)] = \underset{x}{\operatorname{argmin}} \left[ \sum_{k=1}^N \frac{\|y_k - W_k x\|_2^2}{2\sigma^2} + \frac{N_1 N_2}{2} \ln(2\pi\sigma^2) \right] = \underset{x}{\operatorname{argmin}} \sum_{k=1}^N \frac{\|y_k - W_k x\|_2^2}{2\sigma^2} \quad (14)$$

假设 HR 红外图像  $x$  的先验概率  $P(x)$  服从高斯-马尔可夫随机场分布,则其概率密度函数可以表示为:

$$P(x) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{L_1 N_1 L_2 N_2}{2}} |C_x|^{\frac{1}{2}}} e^{-\frac{1}{2} x^T C_x^{-1} x} \quad (15)$$

将协方差矩阵使用矩阵乘积的形式来表示,公式(15)可以写为:

$$P(x) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{L_1 N_1 L_2 N_2}{2}} |C_x|^{\frac{1}{2}}} e^{-\frac{1}{2} \sum_{c,c} x^T d_c d_c^T x} = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{L_1 N_1 L_2 N_2}{2}} |C_x|^{\frac{1}{2}}} e^{-\frac{1}{2\lambda} \sum_{r=1}^{L_1 N_1 L_2 N_2 - 1} \left( \sum_{s=1}^{L_1 N_1 L_2 N_2 - 1} d_{r,s} x_s \right)^2} \quad (16)$$

式中:  $d_r$  为相关系数向量,表示 HR 红外图像  $x$  局部像素之间的关系。将公式(16)代入目标方程,则有:

$$x_{MAP} = \underset{x}{\operatorname{argmin}} \left[ \sum_{k=1}^N \frac{\|y_k - W_k x\|_2^2}{2\sigma^2} + \frac{1}{2\lambda} \sum_{r=1}^{L_1 N_1 L_2 N_2 - 1} \left( \sum_{s=1}^{L_1 N_1 L_2 N_2 - 1} d_{r,s} x_s \right)^2 \right] \quad (17)$$

由此可以得到 MAP 代价函数为:

$$L(x) = \sum_{k=1}^N \|y_k - W_k x\|_2 + \lambda \| \Gamma x \|^2 \quad (18)$$

式中:  $\lambda$  为正则化参数;  $\Gamma$  为正则化算子。若利用偏微分法来求解公式(18)的最小化问题, 则计算较复杂, 因此可以选用梯度迭代法来进行求解。迭代公式如下所示:

$$x_{n+1} = x_n - \beta g(n), g(n) = \sum_{k=1}^N (W^T W x - W^T y_k) + \lambda C^T C x \quad (19)$$

式中:  $\beta$  为迭代步长;  $n$  表示迭代次数。重复以上过程直到满足预定条件, 迭代运算才会终止, 此时的估计值  $x_n$  就是最优解。假设红外图像先验模型是 Gauss-Markov 随机场, 且噪声服从高斯分布, 基于 MAP 的目标函数可以表示为:

$$x_{MAP} = \underset{x}{\operatorname{argmin}} \left[ \sum_{k=1}^N \|y_k - W_k x\|_1 + \lambda \Gamma(x) \right] = \underset{x}{\operatorname{argmin}} \left[ \sum_{k=1}^N \|y_k - DHF_k x\|_1 + \lambda \Gamma(x) \right] \quad (20)$$

式中: 目标函数分为两项, 前一项是数据保真项, 后一项是正则化项;  $\lambda$  称为正则化参数;  $l$  表示范数的阶数。根据公式(20), 可以得到求解正则化算法的迭代公式为:

$$x_{n+1} = x_n - \beta \left\{ \sum_{k=1}^N \|y_k - DHF_k x\|_1 + \lambda \Gamma(x) \right\} \quad (21)$$

### 2.3.3 基于 MM 的 SR 重建

正则化 SR 重建算法稳定性高, 迭代求解能够保证解的存在且唯一。但是, 传统正则化算法使用最小二乘估计求解存在不足。文中借助 MAP 准则改进正则化算法, 提高算法稳健性和重建精度, 增强红外图像细节信息。由于 SR 重建问题是不适定问题, 利用 LR 红外图像序列所包含的信息不能完全恢复出原始 HR 红外图像, 因此, 要得到理想的 SR 红外图像, 需要把不适定问题转换成适定问题。提出使用一种共轭梯度法 FR (Fletcher-Reeves) 来解决此问题, 与 MM 算法结合成为 FR-MM 算法。共轭梯度法是一个共轭方向法, 它将共轭和最速下降结合起来, 不仅没有最速下降收敛慢的缺点, 而且不需要过多的存储和计算对海森矩阵进行求逆和存储。共轭梯度法应用在此处的优点是它不需要显式的对  $A^{(m)}$  进行计算、存储及其它操作, 这就大大降低了运算量和所需的内存大小。下面为利用 FR-MM 算法求解 TV 正

则化流程:

Initialize:  $x(0) = \text{bicubic}(y)$ ;  $\text{bicubic}(y)$  表示对  $y$  使用 bicubic 算法进行插值; 设置迭代次数  $m=0$ ; 计算  $y' = W^T y$  及  $W^T W$ ;

While 未满足“MM 停止条件” do

计算  $R^{(m)}$ , 并计算  $R^{(m)} \Psi$ ;

$x^{(m+1)}: x^{(m)}$ ;

While 未满足“FR 停止条件” do

利用共轭梯度法计算  $A^{(m)} x^{(m+1)} = y'$ , 求得  $x^{(m+1)}$ ;

End while

$m := m + 1$ ;

End while

Output: 原始 HR 红外图像的估计  $\hat{x}$ 。

### 3 实验验证

为了验证文中提出算法的有效性与准确性, 文中使用 Matlab 仿真实验平台, 由于无人机在飞行过程中, 不同的传感器或同一传感器在不同环境中采集的图像分辨率有所改变, 因此, 在进行 SR 重建中, 分别利用传统插值算法、POSC 算法以及文中提出新算法分别对同一传感器在相同的环境中获取的 8 帧不同分辨率红外图像序列进行 SR 重建实验, 并对各 SR 重建算法的性能进行评价。

首先, 将第一帧红外图像作为参考帧, 借助文中提出的 DPDM 方法对输入参考帧红外图像进行多尺度分解提取其显著图, 并且对输入的各帧红外图像进行多尺度分解, 得到其显著图; 并通过 SAD 算法对各帧红外图像显著图中的感兴趣区域进行搜索; 最后, 使用 MM 算法进行红外图像 SR 重建, 获取感兴趣区域目标的 HR 红外图像。如图 2(a) 所示为多帧不同分辨率的 LR 红外图像; 图 2(b) 为对参考帧图像进行显著图提取后的图像, 中间部分表示显著图区域, 颜色越深, 表示人眼的视觉注意程度越高; 图 2(c) 表示人眼的视觉注意度大于 75% 的区域。

由图 2 所示, 利用文中提出的显著图提取算法对参考帧 LR 红外图像进行显著图提取, 显著度大于 75% 时, 能够较好的获取参考帧中的显著图。为了验证 SR 重建算法性能, 分别利用插值算法、POSC 算法以及文中算法对不同分辨率的多帧红外图像感兴趣区域进行 SR 重建。如图 3(a)、(b)、(c) 所示。

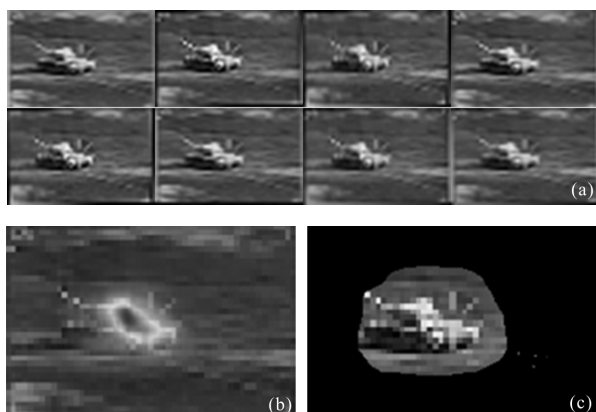


图 2 利用文中提出算法获取的参考帧显著图

Fig.2 Reference frame saliency map obtained by the proposed algorithm

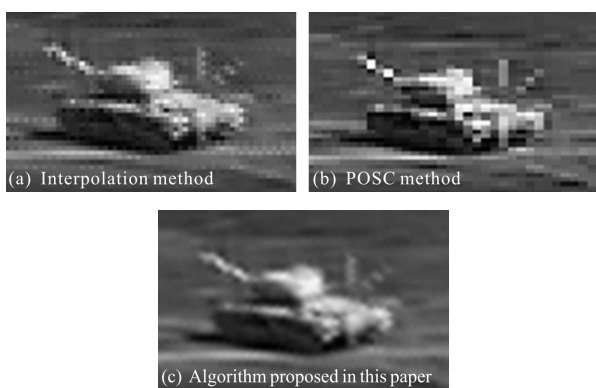


图 3 亚像素运动估计及不同 SR 算法重建结果

Fig.3 Subpixel motion estimation and the reconstruction results of different SR algorithms

如图 3(a)所示,为利用最近邻插值法将 LR 红外图像放大两倍,使用 Bicubic 插值放大后的红外图像,由于 Bicubic 算法本身不属于 SR 重建算法,它仅仅是简单的像素的复制,并没有引入更多的高频信息,从图 3(a)可以看出,红外图像仍是模糊的,其边缘高频信息没有增强。图 3(b)为利用 POSC 算法进行感兴趣区域 SR 重建后的红外图像,可以看出,重建后的红外图像明显要优于输入 LR 红外图像,经过重建可以看出分辨率的提高。但是图 3(b)的边缘仍存在较为严重的锯齿效应。图 3(c)为使用文中算法重建后的 SR 红外图像,可以看出重建后的红外图像细节更为丰富,同时锯齿效应被明显改善,这是由于文中算法使用曲率差分,可以有效区分红外图像的细节区域和平滑区域,并且对噪声不敏感,另外,SR 重建过程中使用 FR-MM 算法可以准确地求出算法的最优解。

## 4 结 论

文中提出一种改进 Itti 模型下的多帧红外图像感兴趣区域提取及 SR 重建算法。算法首先引入多特征对红外图像序列进行金字塔动态分层模型构建;然后,针对不同分辨率下的多帧红外图像进行感兴趣区域的动态提取来克服传统 Itti 算法的不足;最后,提出一种基于共轭梯度法的目标函数最小化红外图像超分辨率重建算法,对感兴趣区域进行空间 SR 重建,提高感兴趣区域目标的空间分辨率。实验验证了文中提出算法的有效性及其准确性。

## 参考文献:

- [1] Harris J L. Diffraction and resolving power [J]. Journal of the Optical Society of America, 1964, 54 (7): 931-936.
- [2] Best Lisa A. Visual extrapolation of linear and nonlinear trends: does the knowledge of underlying trend type affect accuracy and response bias [J]. Advances in Computer and Information Sciences and Engineering, 2008(3): 273-278.
- [3] Chen Jian, Gao Huibin, Bi Shi. Method and application of image super-resolution restoration [J]. Laser and Optoelectronics Progress, 2015, 52(2): 1-10. (in Chinese)
- [4] Kober V, Ovseyevich I A. Image restoration with sliding sinusoidal transforms [J]. Pattern Recognition and Image Analysis, 2008, 18 (4): 649-653.
- [5] Tsai R, Huang T. Multiframe image restoration and registration [J]. Advances in Computer Vision and Image Processing, 1984, 1: 317-339.
- [6] Panda S S, Jena G, Sahu S K. Image super resolution reconstruction using iterative adaptive regularization method and genetic algorithm [J]. Indian Journal of Medical Research, 2015, 60(1): 19-27.
- [7] Deng Chengzhi, Tian Wei, Wang Shengqian, et al. Near infrared image super resolution reconstruction based on sparse regularization [J]. Optics & Precision Engineering, 2014, 22 (6): 1648-1654.(in Chinese)
- [8] Itti L, Koch C, Niebur E. A model of saliency-based visual attention for rapid scene analysis [J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1998, 20 (11): 1254-1259.
- [9] Martin A Fischler, Robert C Bolles. 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.
- [10] Mairal Julien. Incremental majorization-minimization optimization with application to large-scale machine learning [J]. SIAM Journal on Optimization, 2015, 25(2): 829-855.