

# 基于梯度图的快速 POCS 超分辨率复原算法研究<sup>\*</sup>

陈 健<sup>1,2,3</sup>, 王伟国<sup>1</sup>, 刘廷霞<sup>1</sup>, 李 博<sup>1</sup>, 姜润强<sup>1</sup>, 高慧斌<sup>1</sup>

(1. 中国科学院长春光学精密机械与物理研究所 长春 130033;

2. 中国科学院大学 北京 100039; 3. 吉林大学通信工程学院 长春 130012)

**摘 要:** 随着红外成像相关产业的兴起, 红外成像技术具有的隐蔽性好、探测范围广、定位精度高、穿透距离远, 以及轻质小巧、低耗可靠等优点备受青睐, 已成为当前智能化光电探测发展的主流方向。然而, 红外弱小目标的图像细节特征少、信噪比低等特点成为红外图像应用的瓶颈, 如何提高红外弱小目标成像效果成为目前的研究热点。POCS 算法是目前超分辨率复原中应用非常广泛的一种复原算法, 但是该算法运算量大, 处理时间较长, 同时对图像的边缘细节保留能力较差。针对 POCS 超分辨率复原算法迭代时间较长, 无法满足光电探测系统实时性的问题, 提出了基于梯度图的快速 POCS 超分辨率复原算法 (GPOCS)。该算法根据图像的梯度分布对图像中的像素点进行分类, 采用不同的迭代系数进行计算。改进算法能够较好的保留边缘信息并抑制噪声, 进而在保证超分辨率复原性能的基础上大大缩短了运算时间。实验结果表明: GPOCS 算法复原结果在背景处噪声得到一定的抑制, 整体复原能力优于传统的 POCS 复原方法。该算法能够有效地保留边缘细节, 同时处理时间小于传统的 POCS 复原方法, 减少了 1 个数量级已经是接近实时。GPOCS 算法能够自适应的选取迭代步长, 较好的保留边缘信息并抑制噪声, 进而在保证超分辨率复原性能的基础上大大缩短了运算时间, 虽然不能满足实时性的要求, 但是也已经接近实时。

**关键词:** 超分辨率复原; 凸集投影约束; 红外弱小目标; 梯度图

**中图分类号:** TP751.1 TH701 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.40

## Research on fast POCS super-resolution restoration algorithm based on gradient image

Chen Jian<sup>1,2,3</sup>, Wang Weiguo<sup>1</sup>, Liu Tingxia<sup>1</sup>, Li Bo<sup>1</sup>, Jiang Runqiang<sup>1</sup>, Gao Huibin<sup>1</sup>

(1. Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences, Changchun 130033, China;

2. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100039, China)

(3. College of Communication Engineering, Jilin University, Changchun 130012, China)

**Abstract:** With the spring up of the infrared imaging related industry, the infrared imaging technology has become the mainstream development direction of the intelligent photoelectrical detection due to its good concealment, wide detection range, high positioning accuracy, long penetration distance, light weight, little volume, low power dissipation and high solidity. However, the features of the image of infrared dim-small target, such as less details and low SNR, become the bottleneck of the application of infrared image. How to enhance the imaging effect of the infrared dim-small target becomes the hotspot of the research. POCS algorithm is currently one of the widely used super-resolution restoration algorithm. However, this algorithm requires large amount of computation and takes a long processing time. Also, the retention capacity of the details on the edge of the image is poor. Aiming at the long iteration time of the POCS super-resolution restoration algorithm that cannot meet the real-time detecting requirement of optical detection system, a fast POCS super-resolution restoration algorithm based on gradient image (GPOCS) is proposed,

收稿日期: 2014-07 Received Date: 2014-07

<sup>\*</sup> 基金项目: 吉林省长科技合(2013270) 基金资助

which classifies the image pixels according to the gradient distribution of the image, and then uses different iteration factors for calculation. The iteration step is larger when the gradient is larger and the iteration step is smaller when the gradient is smaller. The improved algorithm can preserve edge information and suppress noise. Therefore, it can guarantee the performance of the super-resolution restoration and greatly reduce the operation time. Experiment results show that GPOCS algorithm results in certain noise suppression at background. Its overall restoration capability is superior to that of traditional POCS method. This algorithm could effectively retain the edge details, and the processing time is less than that of traditional POCS restoration method; and the one order of magnitude reduction is already close to real time performance. The GPOCS algorithm could adaptively select the step size. GPOCS algorithm could better retain edge information and suppress noise. Furthermore, the GPOCS algorithm could guarantee the super-resolution restoration performance, while greatly reducing the processing time. Although GPOCS algorithm could not meet real time requirement, its performance is already close to real time.

**Keywords:** super-resolution restoration; POCS; infrared dim-small target; Gradient image

## 1 引言

POCS (projection onto convex sets) 算法是目前超分辨率复原中应用非常广泛的一种算法,但是该算法运算量大,处理时间较长,同时对图像的边缘细节保留能力较差。为此,学者们提出了不少改进算法<sup>[1-2]</sup>。这类算法大多数采用正则化的思想对复原解进行限制,例如 Farsiu 等<sup>[2]</sup>提出的双边滤波正则化算法,在一定程度上加速了复原过程。但是这类改进算法仍然无法大幅度减少

运算量,达到实时处理的目的,在光电经纬仪等实时性要求较为严格的场合,POCS 算法仍然无法直接应用。针对 POCS 算法运算量大的缺点,本节提出一种基于梯度图的 POCS 超分辨率复原算法 (GPOCS),引入高斯梯度图理论进行邻域一致性信息测度,引入图像的梯度信息作为一个凸集约束条件,对不同梯度的像素自适应地选取迭代步长,在减少运算量提高处理速度的同时保证图像复原效果。

POCS 算法都会使用到数据一致性约束  $C_c$ , 相应的投影算子如式 (1) 所示。

$$P_{m_1, m_2} [x(i_1, i_2)] = x(i_1, i_2) + \begin{cases} \lambda \frac{[r^{(y)}(m_1, m_2) - \delta_0]}{\sum_{x_1} \sum_{y_1} h_k^2(m_1, m_2; x_1, y_1)} h_k(m_1, m_2; i_1, i_2) & r^{(y)}(m_1, m_2) > \delta_0 \\ 0, & -\delta_0 \leq r^{(y)}(m_1, m_2) \leq \delta_0 \\ \lambda \frac{[r^{(y)}(m_1, m_2) + \delta_0]}{\sum_{x_1} \sum_{y_1} h_k^2(m_1, m_2; x_1, y_1)} h_k(m_1, m_2; i_1, i_2) & r^{(y)}(m_1, m_2) < -\delta_0 \end{cases} \quad (1)$$

在式 (1) 中:  $r^{(y)}(m_1, m_2)$  可以表示为如式 (2) 所示:

$$r^{(y)}(m_1, m_2) = g(m_1, m_2) - \sum_{i_1=0}^{M_1-1} \sum_{i_2=0}^{M_2-1} y(i_1, i_2) \cdot h(m_1, m_2; i_1, i_2) \quad (2)$$

式中:  $\lambda$  作为松弛算子 ( $0 < \lambda < 1$ ), 它的取值一方面会影响算法的处理时间; 另一方面也影响复原效果。在  $\lambda$  取值较大时, 决定了算法选用较大的迭代步长, 则算法收敛速度较快, 同时图像的边缘细节信息也被较好地保留, 但是噪声也会被放大, 同时引入振铃效应, 图像复原效果较差; 反之,  $\lambda$  取值较小时, 由于迭代步长较小, 则迭代速度较慢, 振铃效应不明显, 但是边缘模糊得较严重, 计算耗费时间也较长, 图像复原效果较好。因此,  $\lambda$  可以视为平衡计算效率和复原效果的系数,  $\lambda$  大, 计算效率高而复原效果差;  $\lambda$  小, 计算效率低而复原效果好。所以在传统的 POCS 方法中, 为了保证较好的复原效果,

$\lambda$  通常取较小的定值, 这决定了 POCS 算法会拥有较大的运算量<sup>[3-9]</sup>。

对于一帧图像来说, 在边缘区域和平滑区域像素包含的信息量不同。为此可以将边缘区域和平滑区域区别对待, 不同的区域采用不同的迭代步长。在边缘区域信息需要保留, 所以选用较大的迭代步长, 同时减少运算量; 在平滑区域, 需要抑制噪声, 所以选用较小的迭代步长, 达到去噪的目的。这样的策略既能够保证复原效果同时也能够减少运算量。

## 2 基于梯度图的快速 POCS 超分辨率复原算法 (GPOCS)

### 2.1 边缘信息提取

为了自适应地选取迭代步长, 首先必须将位于边缘

区域和位于平滑区域的不同像素区分开。在边缘区域附近的像素点,其邻域差异比较大,而在平滑区域的像素点,其邻域比较均匀。可以根据这种性质,将像素区分开,本文引入一种高斯梯度图测度来表征这种灰度分布的有序性。

图像梯度是一种常见的图像信息度量方法,它表示当前像素与周围像素的差异情况。梯度越大,则当前像素与周围像素的差异越大,表示该像素位于图像中的边缘区域,包含的信息量越大;梯度越小,当前像素与周围像素的差异越小,表示该像素位于图像中的平滑区域,该像素包含的信息量越少。

引入高斯梯度图来衡量像素的重要程度。设原始图像  $F = [f(m_1, m_2)]_{M_1 \times M_2}$  的尺寸为  $M_1 \times M_2$ , 根据当前像素的邻域分布,可以定义图像的加权梯度如式(3)所示。

$$g = \frac{g_1 + g_2 + g_3 + g_4}{4} \quad (3)$$

式中:  $g_1, g_2, g_3$  和  $g_4$  分别如式(4)、式(5)、式(6)和式(7)所示。

$$g_1 = \|f(m_1, m_2 - 1) - f(m_1, m_2 + 1) + \frac{1}{2}[f(m_1, m_2 - 2) - f(m_1, m_2 + 2)]\| \quad (4)$$

$$g_2 = \|f(m_1 - 1, m_2) - f(m_1 + 1, m_2) + \frac{1}{2}[f(m_1 - 2, m_2) - f(m_1 + 2, m_2)]\| \quad (5)$$

$$g_3 = \|f(m_1 - 1, m_2 - 1) - f(m_1 + 1, m_2 + 1) + \frac{1}{2}[f(m_1 - 2, m_2 - 2) - f(m_1 + 2, m_2 + 2)]\| \quad (6)$$

$$g_4 = \|f(m_1 - 1, m_2 + 1) - f(m_1 + 1, m_2 - 1) + \frac{1}{2}[f(m_1 - 2, m_2 + 2) - f(m_1 + 2, m_2 - 2)]\| \quad (7)$$

$$P_{m_1, m_2}[x(i_1, i_2)] = x(i_1, i_2) + \begin{cases} \lambda(m_1, m_2) \frac{[r^{(y)}(m_1, m_2) - \delta_0]}{\sum_{x_1} \sum_{y_1} h_k^2(m_1, m_2; x_1, y_1)} h_k(m_1, m_2; i_1, i_2), & r^{(y)}(m_1, m_2) > \delta_0 \\ 0, & -\delta_0 \leq r^{(y)}(m_1, m_2) \leq \delta_0 \\ \lambda(m_1, m_2) \frac{[r^{(y)}(m_1, m_2) + \delta_0]}{\sum_{x_1} \sum_{y_1} h_k^2(m_1, m_2; x_1, y_1)} h_k(m_1, m_2; i_1, i_2), & r^{(y)}(m_1, m_2) < -\delta_0 \end{cases} \quad (9)$$

根据式(9),可以区分图像的边缘与非边缘区域,对不同的区域选择不同的松弛算子,既能较好地保护图像的边缘,保证算法的复原精度,同时也大大减小了运算量。

确定迭代步长以后,便可以使用双线性插值构造参考帧如式(10)所示。

$$f(x, y) = [f(1, 0) - f(0, 0)]x + [f(0, 1) - f(0, 0)]y + [f(1, 1) + f(0, 0) - f(0, 1) - f(1, 0)]xy + f(0, 0) \quad (10)$$

接着在参考帧和其余帧之间取图像块  $Patch_{i, M}$  和  $Patch_{r, M}^{h, p}$ , 使用最小均方搜索准则估计帧之间的运动关系如式(11)所示。

式中:  $g_1, g_2, g_3$  和  $g_4$  分别是当前像素点在各个方向上的加权梯度值,使用加权梯度值是为了减弱噪声的影响。同时,距离较远的梯度取较小的权值,也加入了局部均值的思想。

对整帧图像中的每个像素根据公式计算梯度值,得到梯度图。由于噪声点与其邻域的差异值也很大,为了进一步滤除噪声,将计算出的梯度图进行一次高斯滤波,则剩下的梯度较大的点基本上可以确定是位于边缘附近的像素点。

## 2.2 迭代步长自适应选取

从2.1节的分析可知,由高斯梯度图可以表示像素邻域包含的不同信息量,同时高斯滤波在一定程度上也可以滤除噪声。另外由于这种邻域信息测度是建立在高斯梯度图的基础上的,在强边缘的附近,梯度也较大,在弱边缘附近梯度较小,因此对于强边缘处的迭代因子大于弱边缘处的迭代因子,因此对于强弱边缘具有更好的保护作用。

根据基于高斯梯度图的邻域一致性测度方法的上述特性,梯度越大的点所取的迭代步长应该越大,而梯度越小的点所取的迭代步长应该越小,将其引入到 POCS 方法中,用它来定义方法的收敛步长如式(8)所示<sup>[10]</sup>。

$$\lambda(m_1, m_2) = \ln\left(\frac{g(m_1, m_2)}{\max(g) + \varepsilon} + 1\right) \quad (8)$$

式中:  $\max(g)$  表示梯度图的最大值,  $\varepsilon$  表示一个正整数,避免分母为零。式(8)可以保证  $\lambda(m_1, m_2) \in (0, 1)$ 。

此时,基于梯度图的快速 POCS 超分辨率复原算法中投影算子将变为如式(9)所示。

$$MSE(h, p) = \frac{1}{MM} \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{M-1} [Patch_{i, M}(m, n) - Patch_{r, M}^{h, p}(m, n)]^2 \quad (11)$$

最后根据运动关系将低分辨率图像的每个像素点投影到高分辨率参考帧坐标上,并确定 PSF 的作用范围,计算出对应的灰度估计值,并与高分辨率参考值做比较,进行灰度修正。

迭代若干次之后,即可得到最终复原的高分辨率图像  $H_p$ 。

### 2.3 算法实现步骤

基于梯度图的快速 POCS 超分辨率复原算法 (GPOCS) 实现步骤如下:

步骤 1: 根据式 (3) 计算低分辨率图像序列的梯度图;

步骤 2: 对梯度图进行高斯滤波去除噪声;

步骤 3: 根据式 (8) 计算自适应的迭代步长;

步骤 4: 使用双线性插值法构造一帧高分辨率图像;

步骤 5: 计算低分辨率图像序列之间的运动参数;

步骤 6: 根据投影算子将低分辨率图像映射到高分辨率网格上, 进行灰度修正;

步骤 7: 判断是否满足迭代退出条件; 是, 退出迭代步骤, 否, 返回步骤 6。

基于梯度图的快速 POCS 超分辨率复原算法 (GPOCS) 程序流程图如图 1 所示。

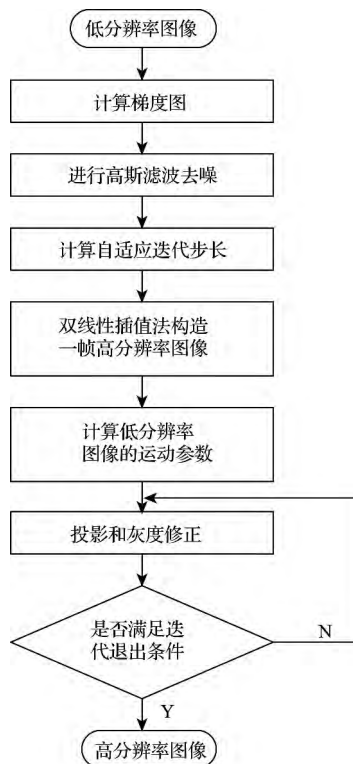


图 1 基于梯度图的快速 POCS 超分辨率复原算法流程图

Fig. 1 The flow chart of fast POCS super-resolution restoration algorithm based on gradient image

## 3 基于 SSIM\_NCCDFT 的超分辨率复原评价方法

### 3.1 结构相似度

结构相似度 (structural SIMilarity, SSIM) 考虑的是 2 幅图像之间的亮度、对比度和相关性之间的相似性<sup>[11-13]</sup>,

用到了 2 幅图像的均值和方差, 计算公式如式 (1) 所示。

$$SSIM = (l(x, y))^{\alpha} (c(x, y))^{\beta} (s(x, y))^{\gamma} \quad (12)$$

式中:  $l(x, y)$ 、 $c(x, y)$  和  $s(x, y)$  的定义分别如式 (13)、式 (14) 和式 (15) 所示。

$$l(x, y) = \frac{2\mu_x\mu_y + C_1}{\mu_x^2 + \mu_y^2 + C_1} \quad (13)$$

$$c(x, y) = \frac{2\sigma_x\sigma_y + C_2}{\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + C_2} \quad (14)$$

$$s(x, y) = \frac{\sigma_{xy} + C_3}{\sigma_x\sigma_y + C_3} \quad (15)$$

式 (13)、式 (14) 和式 (15) 中,  $C_1$ 、 $C_2$ 、 $C_3$  称为结构常数。

为了简化运算, 通常取  $\alpha = \beta = \gamma = 1$ ,  $C_3 = \frac{C_2}{2}$ , 则式 (12) 变为如式 (16) 所示。

$$SSIM = \frac{(2\mu_x\mu_y + C_1)(2\sigma_{xy} + C_2)}{(\mu_x^2 + \mu_y^2 + C_1)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + C_2)} \quad (16)$$

式中:  $\mu_x$  和  $\mu_y$  表示两幅图像的均值,  $\sigma_x^2$  和  $\sigma_y^2$  表示 2 幅图像的方差, SSIM 越大, 表示 2 幅图像越相似。SSIM 指标的取值区间为 (0, 1)。

### 3.2 归一化傅里叶变换互相关系数 (NCCDFT)

要获得图像的频域信息, 需要进行傅里叶变换。将离散傅里叶变换推广到二维空间, 对于尺寸为  $N \times N$  的图像  $f(x, y)$ , 其傅里叶变换如式 (17) 所示。

$$F(u, v) = \frac{1}{N^2} \sum_{x=0}^{N-1} \sum_{y=0}^{N-1} f(x, y) e^{-j2\pi(\frac{ux}{N} + \frac{vy}{N})} \quad u, v = 0, 1, \dots, N-1 \quad (17)$$

傅里叶变换的频谱示意图如图 2 所示。

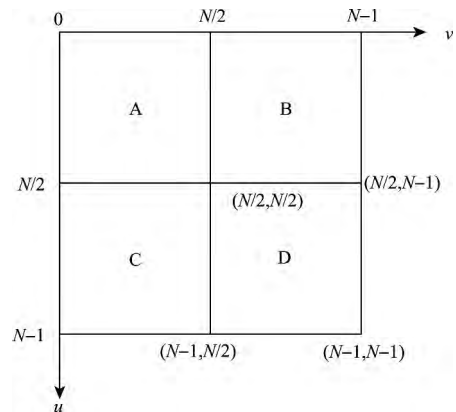


图 2 傅里叶变换的频谱示意图

Fig. 2 The spectrum schematic diagram of Fourier transform

二维图像的傅里叶变换描述的是图像在互相垂直的 2 个方向上的变化程度。在图 2 中的 4 个角 (0, 0)、(0, N-1)、(N-1, 0)、(N-1, N-1) 附近集中的是低频分量, 而中间点 ( $\frac{N}{2}, \frac{N}{2}$ ) 处集中的是高频分量。因为图像

中大部分能量集中在低频部分,所以傅里叶变换图表现为四周亮而中间暗的分布,这不利于对其进行分析。为此,利用傅里叶变换的周期性和共轭对称性对其进行变换,将低频分量集中到频谱图的中心,而将高频分量分散至频谱图的四周。

在超分辨率图像复原中,假设原始高分辨率图像为  $g(x, y)$ , 尺寸为  $N \times N$ , 其傅立叶变换为  $G(u, v)$ 。复原后得到的高分辨率图像是对  $g(x, y)$  的估计, 记为  $\hat{g}(x, y)$ , 其傅里叶变换为  $\hat{G}(u, v)$ 。复原效果越好, 则  $\hat{g}(x, y)$  与  $g(x, y)$  越接近, 那么必然  $\hat{G}(u, v)$  也越接近  $G(u, v)$ 。为此本文提出归一化傅里叶互相关系数 (normalized cross correlation of DFT, NCCDFT) 的概念, 使用傅里叶变换的相似程度来衡量超分辨率复原效果的好坏如式(18)所示。

$$NCCDFT(g(x, y), \hat{g}(x, y)) = \frac{\sum_{u=0}^{N-1} \sum_{v=0}^{N-1} (G(u, v) \cdot \hat{G}(u, v))}{\sqrt{\sum_{u=0}^{N-1} \sum_{v=0}^{N-1} G(u, v)^2 \cdot \sum_{u=0}^{N-1} \sum_{v=0}^{N-1} \hat{G}(u, v)^2}} \quad (18)$$

式中:  $G(u, v)$  和  $\hat{G}(u, v)$  分别是  $g(x, y)$  和  $\hat{g}(x, y)$  的傅里叶变换,  $NCCDFT \in (0, 1]$ 。NCCDFT 越大, 表示傅里叶变换越相似, 超分辨率复原的质量也就越好。

### 3.3 结构相似与频域相关指数 (SSIM\_NCCDFT)

3.2 节中提出的 NCCDFT 是对复原图像在频域的质量进行评价。同时, 如果复原的质量足够好, 复原得到的高分辨率图像  $\hat{g}(x, y)$  与原始高分辨率图像  $g(x, y)$  在空间域也应该足够相似。评价图像在空间域相似的方法有很多, 其中 SSIM 在亮度、对比度和相关性 3 个方面衡量图像特性, 比较全面和直观。因此, 选用 SSIM 指标作为超分辨率复原空间域相似的衡量指标如式(19)所示。

$$SSIM(g(x, y), \hat{g}(x, y)) = \frac{(2\mu_{g\hat{g}} + C_1)(2\sigma_{g\hat{g}} + C_2)}{(\mu_g^2 + \mu_{\hat{g}}^2 + C_1)(\sigma_g^2 + \sigma_{\hat{g}}^2 + C_2)} \quad (19)$$

式中:  $\mu$  和  $\sigma$  分别表示图像的均值和方差。

为了将空间域和频率域指标相结合, 本文提出基于 SSIM\_NCCDFT 的超分辨率复原评价方法如式(20)所示。

$$SSIM\_NCCDFT(g, \hat{g}) = SSIM(g, \hat{g})^\alpha NCCDFT(g, \hat{g})^\beta \quad (20)$$

式中:  $\alpha, \beta$  分别称为空间域权重因子和频率域权重因子, 用以调节空间域和频率域相似度在评价指标中所占的比重。一般而言, 若无特殊需求, 可取  $\alpha = \beta = 0.5$ 。

基于 SSIM\_NCCDFT 的超分辨率复原评价方法既在空间域衡量了复原后的图像和原始高分辨率图像在亮度 and 对比度等统计特性上的相似程度, 同时又考虑了复原图像对于信号在频率域部分的恢复程度, 全面地评价了超分辨率复原图像的效果, 对于超分辨率复原图像质量

评价体系具有一定的指导意义<sup>[10]</sup>。

## 4 基于梯度图的快速 POCS 超分辨率复原算法的实验评价

### 4.1 基于红外动态场景仿真系统的实验评价

红外动态场景仿真系统可以实现仿真红外点目标和面目标的多种红外图像, 以电信号的形式注入红外识别跟踪设备中, 主要应用于测试和评估红外成像识别跟踪设备的图像处理能力和识别跟踪算法的有效性, 支持半物理实物综合仿真实验。本节基于红外动态场景仿真系统, 对于提出的基于梯度图的快速 POCS 超分辨率复原算法 (GPOCS) 进行验证实验。通过红外动态场景仿真系统, 生成红外点目标, 针对红外动态场景仿真系统生成的目标序列图像, 应用设计的算法, 进行超分辨率复原操作, 得到复原序列图像。然后, 引用基于 SSIM\_NCCDFT 的超分辨率复原评价方法对复原序列图像进行分别评价, 验证算法在复原效果和实时性两个方面的性能。

使用红外动态场景仿真系统采集红外仿真图像并进行实验, 选取 AIM-420 导弹作为目标, 有关参数设置如表 1 所示。

表 1 场景仿真参数选取

Table 1 The selection of scene emulation parameters

目标	AIM-420	AIM-420	AIM-420
大气模型	Summer	Summer	Summer
季节	春	春	春
气温/℃	21.05	21.05	21.05
湿度/%	76.27	76.27	76.27
能见度/km	23	23	23
背景	薄云	浓云	建筑物
悬浮颗粒	Martime	Martime	Martime
目标表面温度修正/℃	25	25	25

使用红外动态场景仿真系统生成的薄云背景下导弹图像的分辨率为  $320 \times 240$ , 使用红外动态场景仿真系统生成的薄云背景下导弹图像如图 3 所示。



图 3 薄云背景下导弹图像

Fig. 3 The missile image under thin cloud background

使用红外动态场景仿真系统生成的浓云背景下导弹图像的分辨率为  $320 \times 240$ ，使用红外动态场景仿真系统生成的浓云背景下导弹图像如图 4 所示。



图 4 浓云背景下导弹图像

Fig. 4 The missile image under thick cloud background

使用红外动态场景仿真系统生成的建筑物背景下导弹图像的分辨率为  $320 \times 240$ ，使用红外动态场景仿真系统生成的建筑物背景下导弹图像如图 5 所示。



图 5 建筑物背景下导弹图像

Fig. 5 The missile image under construction background

对导弹目标的相邻的 5 帧图像  $\{Hp_{m1}, Hp_{m2}, Hp_{m3}, Hp_{m4}, Hp_{m5}\}$  分别加入  $\sigma = 0.01$ ,  $len = 5$  的噪声和模糊参数，采用隔行和隔列的方式进行采样，最终生成低分辨率图像序列  $\{Lp_{m1}, Lp_{m2}, Lp_{m3}, Lp_{m4}, Lp_{m5}\}$ ，这样便于评价算法对于噪声和模糊的鲁棒性，同时也可以使用 SSIM\_NCCDFT 进行评价。

薄云背景下导弹图像低分辨率图像序列的分辨率为  $160 \times 120$ ，薄云背景下导弹图像低分辨率图像序列如图 6 所示。

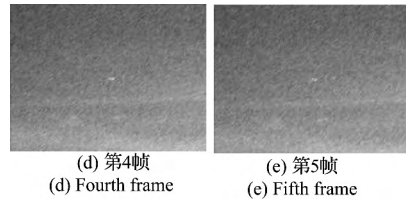
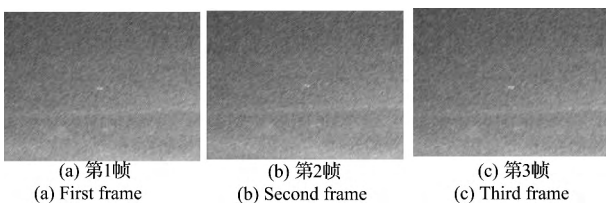


图 6 薄云背景下导弹图像低分辨率图像序列

Fig. 6 The low resolution image sequences of the missile image under thin cloud background

浓云背景下导弹图像低分辨率图像序列的分辨率为  $160 \times 120$ ，浓云背景下导弹图像低分辨率图像序列如图 7 所示。

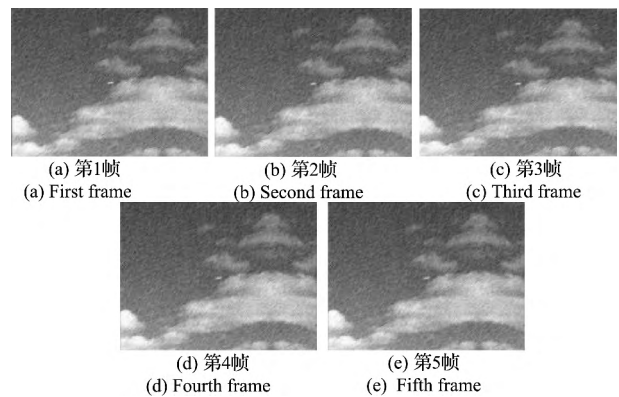


图 7 浓云背景下导弹图像低分辨率图像序列

Fig. 7 The low resolution image sequences of the missile image under thick cloud background

建筑物背景下导弹图像低分辨率图像序列的分辨率为  $160 \times 120$ ，建筑物背景下导弹图像低分辨率图像序列如图 8 所示。

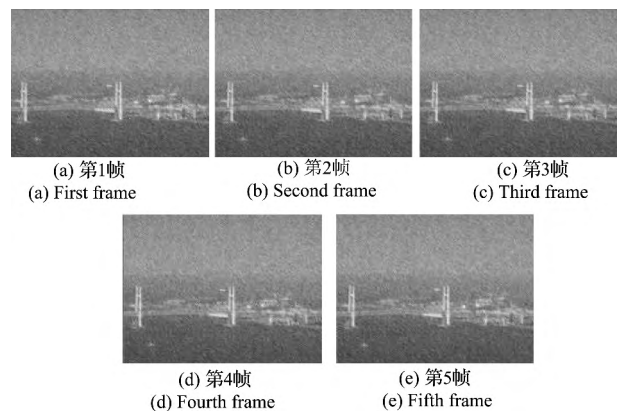


图 8 建筑物背景下导弹图像低分辨率图像序列

Fig. 8 The low resolution image sequences of the missile image under construction background

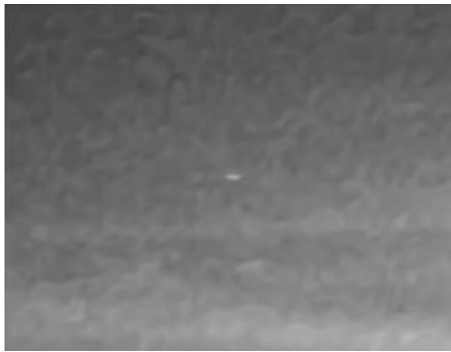
分别使用传统的 POCS 和基于梯度图的快速 POCS 超分辨率复原算法 (GPOCS)，对第 3 帧图像进行超分辨

率复原。当相邻 2 次迭代的  $SSIM\_NCCDFT$  指标之差  $\Delta SSIM\_NCCDFT < 0.01$  时, 表示算法基本收敛, 迭代结束。

薄云背景下导弹图像复原结果的分辨率为  $320 \times 240$ , 薄云背景下导弹图像 2 种复原算法复原后效果如图 9 所示。



(a) POCS复原  
(a) POCS restoration



(b) GPOCS复原  
(b) GPOCS restoration

图 9 薄云背景下导弹图像复原结果

Fig. 9 The restoration results of the missile image under thin cloud background

浓云背景下导弹图像复原结果的分辨率为  $320 \times 240$ , 浓云背景下导弹图像 2 种复原算法复原后效果如图 10 所示。



(a) POCS复原  
(a) POCS restoration



(b) GPOCS复原  
(b) GPOCS restoration

图 10 浓云背景下导弹图像复原结果

Fig. 10 The restoration results of the missile image under thick cloud background

建筑物背景下导弹图像复原结果的分辨率为  $320 \times 240$ , 建筑物背景下导弹图像 2 种复原算法复原后效果如图 11 所示。



(a) POCS复原  
(a) POCS restoration



(b) GPOCS复原  
(b) GPOCS restoration

图 11 建筑物背景下导弹图像复原结果

Fig. 11 The restoration results of the missile image under construction background

从图 9( a )、图 10( a ) 和图 11( a ) 中可以直观看出, 传统的 POCS 复原方法在背景和目標区域均出现较强的噪声, 说明传统 POCS 方法抗噪声能力较差, 局部甚至

出现噪声放大的现象,同时在目标的轮廓也较为模糊,复原效果并不理想。

从图 9(b)、图 10(b) 和图 11(b) 中可以直观看出,基于梯度图的快速 POCS 超分辨率复原算法(GPOCS)复原结果在背景处噪声得到一定的抑制,抗噪能力优于传统的 POCS 复原方法。同时,从结果可以看出,基于梯度图的快速 POCS 超分辨率复原算法(GPOCS)对于目标边缘保持能力较强。这是因为边缘处的梯度较大,根据式(8),采用较大的迭代步长,边缘信息得以保留;而在背景处梯度较小,根据式(8),采用较小的迭代步长,噪声得以有效滤除。

对以上两种复原结果进行定量比较,分别统计复原结果的 SSIM\_NCCDFT 和算法运行时间。

薄云背景下导弹复原结果及时间对比如表 2 所示。

表 2 薄云背景下导弹复原结果及时间对比

Table 2 Comparison of the restoration results and processing time of the missile image under thin cloud background

	传统 POCS 复原	GPOCS 复原
SSIM_NCCDFT	0.958 1	0.978 9
运行时间/s	2.588	0.559

浓云背景下导弹复原结果及时间对比如表 3 所示。

表 3 浓云背景下导弹复原结果及时间对比

Table 3 Comparison of the restoration results and processing time of the missile image under thick cloud background

	传统 POCS 复原	GPOCS 复原
SSIM_NCCDFT	0.965 4	0.988 7
运行时间/s	2.728	0.568

建筑物背景下导弹复原结果及时间对比如表 4 所示。

表 4 建筑物背景下导弹复原结果及时间对比

Table 4 Comparison of the restoration results and processing time of the missile image under construction background

	传统 POCS 复原	GPOCS 复原
SSIM_NCCDFT	0.973 8	0.988 3
运行时间/s	3.011	0.706

表 2、表 3 和表 4 表明,使用 SSIM\_NCCDFT 指标进行评价,则从高到低为基于梯度图的快速 POCS 超分辨率复原算法(GPOCS) > 传统的 POCS 复原方法。也就是说,从整体效果上看,基于梯度图的快速 POCS 超分辨率复原算法(GPOCS)效果较好,而传统的 POCS 复原方法较差。

从时间角度考虑,则是传统的 POCS 复原方法 > 基于梯度图的快速 POCS 超分辨率复原算法(GPOCS)。因为基于梯度图的快速 POCS 超分辨率复原算法(GPOCS)

根据梯度自适应选择迭代步长,能够有效节省运算时间。而传统 POCS 复原方法则不能自适应选择迭代步长,因此耗时较长。

对光电经纬仪而言,如果红外成像系统的帧频为 25 Hz,则实时跟踪要求算法处理时间小于 40 ms。基于梯度图的快速 POCS 超分辨率复原算法(GPOCS)虽然不能满足实时性的要求,但是也已经是接近实时。虽然 GPOCS 的 SSIM\_NCCDFT 指标较低,但是从光电经纬仪的跟踪角度看,只关注目标区域的复原性能,因此基于梯度图的快速 POCS 超分辨率复原算法(GPOCS)可以用于光电经纬仪的实时超分辨率复原中。

#### 4.2 基于红外图像采集及处理系统的实验评价

红外图像采集及处理系统可以实现红外目标的采集及处理,实现对红外目标的成像和图像识别及跟踪。系统组成包括红外传感器、光学镜头、电子学处理单元和结构单元。本节基于红外图像采集及处理系统,对于提出的基于梯度图的快速 POCS 超分辨率复原算法(GPOCS)进行验证实验。通过红外图像采集及处理系统采集到的目标序列图像,应用设计的算法,进行超分辨率复原操作,得到复原序列图像。然后,引用基于 SSIM\_NCCDFT 的超分辨率复原评价方法对复原序列图像进行分别评价,验证算法在复原效果和实时性两个方面的性能。

红外图像采集及处理系统,模拟的红外相机采用  $320 \times 240$  的分辨率,进行实验验证,背景分别为天空背景和地面背景两种图像。

天空背景下飞机图像的分辨率为  $320 \times 240$ ,天空背景下飞机图像如图 12 所示。

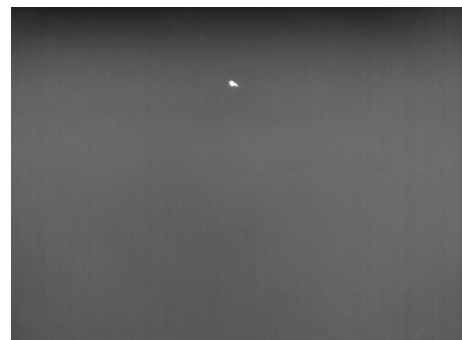


图 12 天空背景下飞机图像

Fig. 12 The airplane image under sky background

地面背景下飞机图像的分辨率为  $320 \times 240$ ,地面背景下飞机图像如图 13 所示。





图 13 地面背景下飞机图像

Fig. 13 The airplane image under ground background

对天空背景下目标的相邻的 5 帧图像  $\{Hp_{m1}, Hp_{m2}, Hp_{m3}, Hp_{m4}, Hp_{m5}\}$  和地面背景下目标的相邻 5 帧图像  $\{Hp_{p1}, Hp_{p2}, Hp_{p3}, Hp_{p4}, Hp_{p5}\}$  分别加入  $\sigma = 0.01$ ,  $len = 5$  的噪声和模糊参数, 采用隔行和隔列的方式进行采样, 最终生成低分辨率图像序列  $\{Lp_{m1}, Lp_{m2}, Lp_{m3}, Lp_{m4}, Lp_{m5}\}$  和  $\{Lp_{p1}, Lp_{p2}, Lp_{p3}, Lp_{p4}, Lp_{p5}\}$ , 这样便于评价算法对于噪声和模糊的鲁棒性, 同时也可以使用 SSIM\_NCCDFT 进行评价。

天空背景下飞机图像低分辨率图像序列的分辨率为  $160 \times 120$ , 天空背景下飞机图像低分辨率图像序列如图 14 所示。

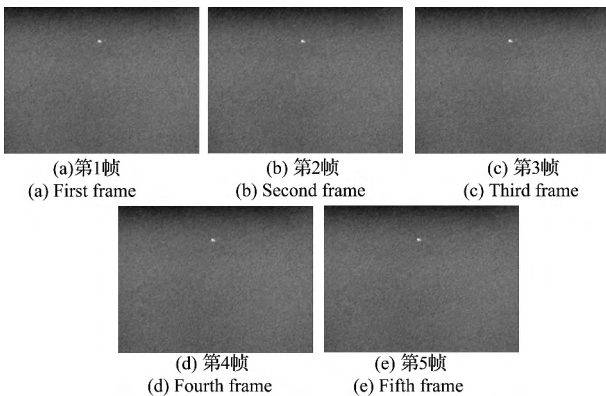
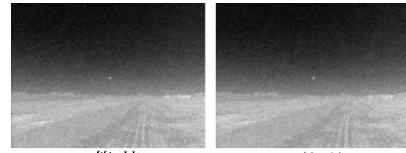
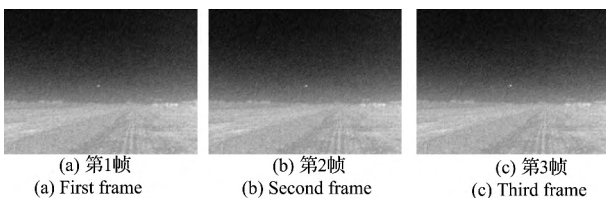


图 14 天空背景下飞机图像低分辨率图像序列

Fig. 14 The low resolution image sequences of the airplane image under sky background

地面背景下飞机图像低分辨率图像序列的分辨率为  $160 \times 120$ , 地面背景下飞机图像低分辨率图像序列如图 15 所示。



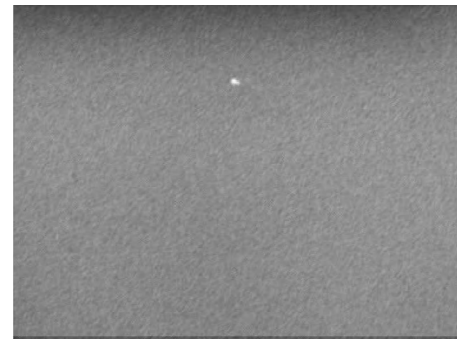
(d) 第4帧 (d) Fourth frame (e) 第5帧 (e) Fifth frame

图 15 地面背景下飞机图像低分辨率图像序列

Fig. 15 The low resolution image sequences of the airplane image under ground background

分别使用传统的 POCS 和基于梯度图的快速 POCS 超分辨率复原算法 (GPOCS), 对第 3 帧图像进行超分辨率复原。当相邻 2 次迭代的 SSIM\_NCCDFT 指标之差  $\Delta SSIM\_NCCDFT < 0.01$  时, 表示算法基本收敛, 迭代结束。

天空背景下飞机图像复原结果的分辨率为  $320 \times 240$ , 天空背景下飞机图像 2 种复原算法复原后效果如图 16 所示。



(a) POCS 复原 (a) POCS restoration



(b) GPOCS 复原 (b) GPOCS restoration

图 16 天空背景下飞机图像复原结果

Fig. 16 The restoration result of the airplane image under sky background

地面背景下飞机图像复原结果的分辨率为  $320 \times 240$ , 地面背景下飞机图像 2 种复原算法复原后效果如图 17 所示。



(a) POCS复原  
(a) POCS restoration



(b) GPOCS复原  
(b) GPOCS restoration

图 17 地面背景下飞机图像复原结果

Fig. 17 The restoration result of the airplane image under ground background

从图 16(a) 和图 17(a) 中可以直观看出, 传统的 POCS 复原方法在背景和目标区域均出现较强的噪声, 说明传统 POCS 方法抗噪声能力较差, 局部甚至出现噪声放大的现象, 同时在目标的轮廓也较为模糊, 复原效果并不理想。

从图 16(b) 和图 17(b) 中可以直观看出, 基于梯度图的快速 POCS 超分辨率复原算法 (GPOCS) 复原结果在背景处噪声得到一定的抑制, 抗噪能力优于传统的 POCS 复原方法。同时, 从结果可以看出, 基于梯度图的快速 POCS 超分辨率复原算法 (GPOCS) 对于目标边缘保持能力较强。这是因为边缘处的梯度较大, 根据式 (8), 采用较大的迭代步长, 边缘信息得以保留; 而在背景处梯度较小, 根据式 (8), 采用较小的迭代步长, 噪声得以有效滤除。

对以上 2 种复原结果进行定量比较, 分别统计复原结果的 SSIM\_NCCDFT 和算法运行时间。

天空背景下飞机复原结果及时间对比如表 5 所示。

表 5 天空背景下飞机复原结果及时间对比

Table 5 Comparison of the restoration results and processing time of the airplane image under sky background

	传统 POCS 复原	GPOCS 复原
SSIM_NCCDFT	0.951 2	0.982 1
运行时间 (s)	2.762	0.437

地面背景下飞机复原结果及时间对比如表 6 所示。

表 6 地面背景下飞机复原结果及时间对比

Table 6 Comparison of the restoration results and processing time of the airplane image under ground background

	传统 POCS 复原	GPOCS 复原
SSIM_NCCDFT	0.948 7	0.973 4
运行时间/s	2.991	0.569

表 5 和表 6 表明, 使用 SSIM\_NCCDFT 指标进行评价, 则从高到低为基于梯度图的快速 POCS 超分辨率复原算法 (GPOCS) > 传统的 POCS 复原方法。也就是说, 从整体效果上看, 基于梯度图的快速 POCS 超分辨率复原算法 (GPOCS) 效果较好, 而传统的 POCS 复原方法较差。

从时间角度考虑, 则是传统的 POCS 复原方法 > 基于梯度图的快速 POCS 超分辨率复原算法 (GPOCS)。因为基于梯度图的快速 POCS 超分辨率复原算法 (GPOCS) 根据梯度自适应选择迭代步长, 能够有效节省运算时间。而传统 POCS 复原方法则不能自适应选择迭代步长, 因此耗时较长。

对光电经纬仪而言, 如果红外成像系统的帧频为 25 Hz, 则实时跟踪要求算法处理时间小于 40 ms。基于梯度图的快速 POCS 超分辨率复原算法 (GPOCS) 虽然不能满足实时性的要求, 但是也已经是接近实时。虽然 GPOCS 的 SSIM\_NCCDFT 指标较低, 但是从光电经纬仪的跟踪角度看, 只关注目标区域的复原性能, 因此基于梯度图的快速 POCS 超分辨率复原算法 (GPOCS) 可以用于光电经纬仪的实时超分辨率复原中。

#### 4.3 实验结果评价

传统的 POCS 复原方法对噪声的抑制能力较差, 并且边缘细节的保持能力也较差, 处理时间较长, 不适用于光电跟踪系统。

基于梯度图的快速 POCS 超分辨率复原算法 (GPOCS) 复原结果在背景处噪声得到一定的抑制, 整体复原能力优于传统的 POCS 复原方法。该算法能够有效地保留边缘细节, 同时处理时间小于传统的 POCS 复原方法, 已经是接近实时。

## 5 结 论

针对 POCS 超分辨率复原算法迭代时间较长, 无法满足光电探测系统实时性的缺点, 提出了基于梯度图的快速 POCS 超分辨率复原算法。该算法根据图像的梯度分布对图像中的像素点进行分类, 采用不同的迭代系数进行计算。在梯度越大的点, 迭代步长越大; 在梯度越小的点, 迭代步长越小。改进算法能够较好的保留边缘

信息并抑制噪声,进而在保证超分辨率复原性能的基础上大大缩短了运算时间,基于梯度图的快速 POCS 超分辨率复原算法(GPOCS)虽然不能满足实时性的要求,但是也已经接近实时。

## 6 展 望

本文给出了根据红外图像梯度图自适应选取迭代步长的数学表达式,提出了改进的 POCS 算法,为红外图像复原算法减少了运算量,提高了处理的速度,使其接近实时。然而,基于梯度图确定迭代步长只是利用图像特征的一种方法。也可以从其他方面,寻找更快更好的确定凸集投影自适应迭代系数的方法,为红外图像复原算法进一步减少运算量,使其达到实时。自适应迭代系数是一种新的思路,该方式在突破红外图像复原时间限制方面具有巨大潜力。

本文研究的是基于 POCS 超分辨率复原的红外弱小目标算法,应用领域只是针对红外弱小目标,应用在红外图像处理系统中。在今后的研究中,可以将其扩展红外图像处理系统之外的其他图像处理系统,例如应用在可见光图像处理系统中。同时,将此研究的技术扩展到更广阔的民用应用领域,例如气象遥感图像、医学成像、数字电视和视频监控等领域中。

## 参考文献

- [1] PATTI A J, ALTUNBASAK Y. Artifact reduction for set theoretic super resolution image reconstruction with edge adaptive constraints and higher-order interpolants [J]. IEEE Trans on Image Processing, 2001, 10 (1): 179-186.
- [2] FARSIU S, ROBINSON M D, ELAD M, et al. Fast and robust multiframe super resolution [J]. IEEE Trans on Image Processing, 2004, 13(10): 1327-1344.
- [3] 余永松, 吴炜, 陈为龙, 等. 基于凸集投影(POCS)的车牌图像超分辨率重建研究[J]. 计算机与数字工程, 2009, 37(2): 139-142.  
YU Y S, WU W, CHEN W L, et al. Super-resolution reconstruction of license plate image based on projection onto convex sets (POCS) [J]. Computer and Digital Engineering, 2009, 37(2): 139-142.
- [4] 王立国, 赵妍, 王群明. 基于 POCS 的高光谱图像超分辨率方法[J]. 应用科技, 2010, 37(10): 26-30.  
WANG L G, ZHAO Y, WANG Q M. POCS based super-resolution method for hyperspectral imagery [J]. Applied Science and Technology, 2010, 37(10): 26-30.
- [5] 张地, 杜明辉. POCS 超分辨率图像重构的快速算法[J]. 信息技术, 2004, 28(7): 1-3, 10.  
ZHANG D, DU M H. A fast algorithm for POCS-based super-resolution image reconstruction [J]. Information Technology, 2004, 28(7): 1-3, 10.
- [6] 詹曙, 王少武, 蒋建国. 基于尺度限制 SURF 的图像配准[J]. 电子测量与仪器学报, 2013, 27(10): 963-967.  
ZHAN SH, WANG SH W, JIANG J G. Image registration based on scale restricted SURF [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrument, 2013, 27(10): 963-967.
- [7] 范新南, 程倩倩, 李庆武. 基于非下采样 Contourlet 网络的声呐图像重建[J]. 仪器仪表学报, 2013, 34(3): 602-607.  
FAN X N, CHENG Q Q, LI Q W. Sonar image reconstruction based on nonsubsampling contourlet network [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2013, 34(3): 602-607.
- [8] 姚琦, 王培廉. 基于盲恢复的 POCS 图像超分辨率重建[J]. 电子测量技术, 2012, 35(5): 63-65.  
YAO Q, WANG P L. Image super-resolution reconstruction based on POCS with blind restoration [J]. Electronic Measurement Technology, 2012, 35(5): 63-65.
- [9] 杜月林, 韩小萱. 基于边缘检测的图像超分辨率重建研究[J]. 国外电子测量技术, 2012, 31(10): 22-26.  
DU Y L, HAN X X. The research of super-resolution image reconstruction based on detection [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2012, 31(10): 22-26.
- [10] 陈健. 基于 POCS 的红外弱小目标超分辨率复原算法研究[D]. 长春: 中国科学院大学, 2014.  
CHEN J. Research on infrared dim-small target super-resolution restoration arithmetic based on POCS [D]. Changchun: University of Chinese Academy of Sciences, 2014.
- [11] 杨桃, 童涛, 陆松岩, 等. 基于多特征的红外与可见光图像融合[J]. 光学精密工程, 2014, 22(2): 489-496.  
YANG G, TONG T, LU S Y, et al. Fusion of infrared and visible images based on multi-features [J]. Optics and Precision Engineering, 2014, 22(2): 489-496.
- [12] 杨亚威, 李俊山, 张士杰, 等. 基于视觉对比敏感度与恰可察觉失真感知的图像复原[J]. 光学精密工程, 2014, 22(2): 459-466.  
YANG Y W, LI J SH, ZHANG SH J, et al. Image restoration based on visual contrast sensitivity and just noticeable distortion perception [J]. Optics and Precision Engineering, 2014, 22(2): 459-466.
- [13] 李航, 路羊, 崔慧娟, 等. 基于频域的结构相似度的图像质量评价方法[J]. 清华大学学报, 2009, 49

(4): 559-562.

LI H, LU Y, CUI H J, et al. Image quality assessment based on frequency domain of structural similarities [J]. Journal Tsinghua University, 2009, 49(4): 559-562.

## 作者简介



陈健(通讯作者), 2005年和2007年于吉林大学分别获得学士和硕士学位, 2014年于中国科学院大学获得博士学位, 现为中国科学院长春光学精密机械与物理研究所助理研究员, 主要研究方向为高精度快速数字伺服系统研究。

E-mail: chenjian4500@163.com

**Chen Jian** (Corresponding author) received his B. Sc. degree in 2005 and M. Sc. degree in 2007 both from Jilin University, received his Ph. D. degree in 2014 from University of Chinese Academy of Sciences; now, he is a research assistant in Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences. His main research interest includes the research on fine and fast digital servo system.



王伟国, 2002年于吉林大学获得硕士学位, 2006年于长春光机所获得博士学位, 现为中国科学院长春光学精密机械与物理研究所研究员, 主要研究光电经纬仪的精密控制及总体设计。

E-mail: wangwei5878@sina.com

**Wang Weiguo** received his M. Sc. degree in 2002 from Jilin University, received his Ph. D. degree in 2006 from University of Chinese Academy of Sciences; now, he is a research fellow in Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences. His main research interest includes the research on fine control and overall design of photoelectric theodolite.



刘廷霞, 1998年和2002年于吉林工学院获得学士和硕士学位, 2005年于长春光机所获得博士学位, 现为中国科学院长春光学精密机械与物理研究所研究员, 主要研究光电经纬仪的精密控制及其算法。

E-mail: liutingxia2001@sohu.com

**Liu Tingxia** received her B. Sc. degree in 1998 and M. Sc. degree in 2002 both from Jilin Industry University, received her Ph. D. degree in 2005 from University of Chinese Academy of Sciences, now she is research fellow in Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences. Her main research interest includes the research on fine control arithmetic of photoelectricity theodolite.



李博, 2002年于吉林大学获得硕士学位, 主要研究方向为光电测量系统的伺服控制。

E-mail: slivermichael@sina.com

**Li Bo** received his M. Sc. degree in 2002 from Jilin University, now he is research assistant in Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences. His main research interest includes research on servo control of photoelectricity measure system.



姜润强, 2001年于吉林大学获得学士学位, 主要研究方向为光电测量系统的伺服控制。

E-mail: jiang\_runqiang@sina.com

**Jiang Runqiang** received his B. Sc. degree in 2001 from Jilin University, now he is research assistant in Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences. His main research interests include research on servo control of photoelectricity measure system.



高慧斌, 1985年和1990年于吉林工业大学分别获得学士、硕士学位, 现为中国科学院长春光学精密机械与物理研究所研究员, 主要研究方向为光电测量和精密跟踪控制技术。

E-mail: gaohuibin1@163.com

**Gao Huibin** received his B. Sc. and M. Sc. degree in 1985, 1990 from Jilin Industry University, now he is research fellow in Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences. His main research interest includes research on measure of photoelectricity and fine tracking control.