

基于稀疏编码的红外显著区域超分重建算法

黄 硕^{1,2,3}, 胡 勇^{1,3*}, 巩彩兰^{1,3}, 郑付强^{1,2,3}

(1. 中国科学院上海技术物理研究所, 上海 200083;

2. 中国科学院大学, 北京 100049;

3. 中国科学院红外探测与成像技术重点实验室, 上海 200083)

摘要: 由于红外光学衍射限和红外探测器的局限, 得到的红外图像噪声相对偏大, 分辨率偏低。对红外图像进行超分辨率重建可以提高图像分辨率, 但同时又会增强背景噪声。针对此问题, 提出了基于稀疏编码的红外显著区域超分重建算法, 将超分重建和显著度检测相结合, 可以提高目标分辨率并降低背景噪声。首先采用双层卷积提取图像特征, 并自适应选择图像信息熵较大的图像块用于训练联合字典。然后利用稀疏特征计算显著度获取显著区域, 再将显著区域用训练好的字典进行超分辨重建, 与目标无关的背景区域采用高斯滤波。实验结果显示改进的重建算法在同等条件下重建效果优于重建模型 ScSR 和 SRCNN, 图像信噪比提高 3~4 倍。

关键词: 红外图像; 显著度检测; 稀疏编码; 稀疏特征

中图分类号: TP391 文献标识码: A

Saliency region super-resolution reconstruction algorithm for infrared images based on sparse coding

HUANG Shuo^{1,2,3}, HU Yong^{1,3*}, GONG Cai-Lan^{1,3}, ZHENG Fu-Qiang^{1,2,3}

(1. Shanghai Institute of Technical Physics, Chinese Academy of Science, Shanghai 200083, China;

2. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China;

3. CAS Key Laboratory of Infrared System Detection and Imaging Technology, Shanghai Institute of Technical Physics, Shanghai 200083, China)

Abstract: Due to the limitations of infrared optical diffraction and infrared detectors, the noise of infrared images is relatively large and the resolution is low. Super-resolution reconstruction of infrared images improves image resolution, but at the same time enhances the noise of background. Aiming at this problem, a saliency region super-resolution reconstruction algorithm for infrared images based on sparse coding is proposed. By combining the saliency detection and the super-segment reconstruction, it improves the target definition and reduces the background noise. Firstly, image feature is extracted by double-layer convolution, and image patches with large entropy are adaptively selected for training the joint dictionary. Sparse features are used to calculate the saliency to obtain salient regions, which reconstructs image patches in saliency region by the trained dictionary while the background region adopts Gaussian filtering. Experimental results show that the improved reconstruction algorithm is better than ScSR and SRCNN under the same conditions. The image signal-to-noise ratio is increased by 3-4 times.

Key words: infrared image, saliency detection, sparse coding, sparse features

PACS: 42. 30. Va, 42. 30. Wb, 07. 05. Pj

收稿日期: 2019- 05- 20, 修回日期: 2020-03-02

Received date: 2019- 05- 20, Revised date: 2020-03-02

基金项目: 上海市科委项目 (17411952800, 18441904500)

Foundation items: Supported by the Shanghai Committee of Science and Technology (17411952800, 18441904500)

作者简介 (Biography): 黄硕 (1990), 男, 山东滕州人, 博士研究生, 主要研究领域为红外图像超分重建、红外目标检测. E-mail: shuo_huang_saitp@sina.com

* 通讯作者 (Corresponding author): E-mail: huyong@mail.sitp.ac.cn

引言

红外成像是物体辐射和反射的红外射线进行感知和成像的技术。红外目标探测和识别技术利用目标与环境的红外辐射差异,红外辐射具有温度灵敏度高、动态范围大、昼夜可见等多种优点,在军事和民用领域均获得了广泛的应用。然而由于红外光学衍射限和红外探测器的局限性导致大多数红外图像分辨率较低、灰度层次不分明、细节较模糊、视觉效果较差,影响后续的目视解译、目标识别等图像的应用。通过超分重建的方法可以提高红外图像的分辨率^[1-2],对红外图像的目视解译、目标识别^[3]等一系列的应用都具有重要价值。

超分辨率重建^[4]是通过单帧或多帧的低分辨率图像来重建高分辨率图像的技术。根据重建原理、变换空间、输入图像的数目,超分重建的方法可以按照三种分类方式来划分(图1)。根据空间变换可以分为频率域重建和空间域重建。根据输入图像数目分类,可分为单帧和多帧图像重建。根据重建原理可分为基于插值、基于前向观测模型以及基于学习的重建。

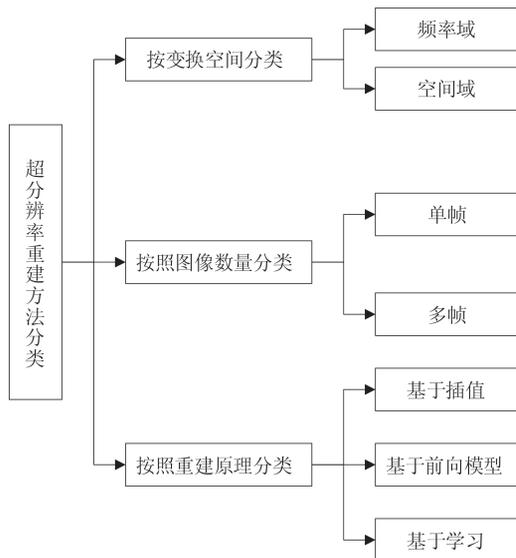


图1 超分重建方法分类

Fig. 1 classification of super-resolution reconstruction method

随着机器学习技术的成熟,基于学习的超分重建方法成为现在单幅影像重建的主要手段。其基本思想是:选择不同特征的高分辨率图像作为训练集,让这些训练图像经过退化得到低分辨率图像,然后通过学习算法建立高、低分辨率图像之间的映

射关系,利用这种关系来指导高分辨率图像的复原工作。2002年,Freeman^[5]等人最早提出了基于样本的超分辨率重建方法。其学习过程是首先将高低分辨率图像进行分块,然后利用马尔可夫随机场建立高低分辨率图像块之间的概率转换模型和高分辨率邻近块之间的概率转换模型,从而将低分辨率图像转化成高分辨率图像。2004年,Chang^[6]最早引入了基于邻域嵌入的超分辨率重建方法。此方法假设高低分辨率图像块的特征空间内具有相同局部几何结构的流形,从而进行超分重建。相比于基于样本的方法,需要较少的训练样本,且具有一定的抗噪能力。2010年,Yang^[7]等人提出基于稀疏信号表示的单幅图像超分辨率算法,通过为低分辨率和高分辨率图像共同训练联合字典,用低分辨率的稀疏编码重建出高分辨率图像。2014年Dong^[8]运用卷积神经网络对单幅图像进行超分重建(SRCNN),相比于以往的算法重建图像的视觉效果得到了明显提升,但是训练样本需求量大,小样本容易出现过拟合现象。2016年Wu^[9]等运用多特征字典对遥感影像进行重建,得到了比传统字典重建效果更好的结果,但是多字典训练计算量增加,大大降低重建效率。

本文在近些年研究的基础上,针对传统红外图像超分的重建效果不佳,噪声抑制效果差等问题,提出了基于区域显著度的红外目标图像超分重建算法。借鉴深度学习多个卷积层的思想,改进了稀疏编码的特征提取过程,并在构建字典时自适应筛选特征块,提高了重建的效率。然后用图像的稀疏特征计算显著度得到显著性区域,将显著区域进行字典重建,背景区域采用高斯滤波,本方法解决了超分重建无法抑制噪声的缺点,提高了图像信噪比。

1 基于稀疏编码的超分辨率重建

基于学习的超分辨率重建算法是通过学习的手段将低分辨率图像重建成相同内容的高分辨率图像。重建的关键在于如何学习到图像从低分辨率到高分辨率的过程,这个过程可以看作图像降质的逆过程。图像的降质模型可以描述为:

$$Y = HBX \quad (1)$$

其中 $X(X \in \mathbb{R}^N)$ 是高分辨率(HR)图像, Y 就是 X 下采样和模糊后低分辨率(LR)图像。 N 是LR图像的大小, NL 是HR图像的尺寸。扩大倍数是 \sqrt{L} 。 H 代表下采样操作, B 是模糊操作。稀疏表示(sparse-

representation)^[10]是一种信号的表示方法,通过一组基或字典中少量非零元素的线性组合来描述信号,其中非零系数揭示了信号的主要特征和内在结构。Yang^[7]等基于稀疏表示的理论,通过对LR图像块字典和HR图像块字典的联合训练,强化LR图像块和HR图像块稀疏表示的相似性,从而可以通过LR图像的稀疏表示结合HR字典重建出HR图像。具体步骤如下:

首先对LR图像 Y 和HR图像 X 进行特征提取:

$$Y_r = F_l(Y) \quad , \quad (2)$$

$$X_r = F_h(X) \quad , \quad (3)$$

将特征图像 Y_r 和 X_r 分割成有一定重叠度的图像块 y^i ($i = 1, 2, \dots, c$)和 x^i ($i = 1, 2, 3, \dots, c$),所有的训练图像块组成训练集 $\{y^i, x^i\}$, $i = 1, 2, 3, \dots, M$, M 是LR和HR图像块对的数量。通过K-SVD算法构建LR和HR超完备字典^[7],使得相同图像的高、低分辨率图像块有相同的稀疏表示。高低分辨率图像稀疏表示模型:

$$\{D_l, \alpha\} = \arg \min_{D_l, \alpha} \left\{ \|y^i - D_l \alpha\|_2^2 + \sum_{i=1}^N \lambda \|\alpha_i\|_1 \right\}, \quad (4)$$

$$\{D_h, \alpha\} = \arg \min_{D_h, \alpha} \left\{ \|x^i - D_h \alpha\|_2^2 + \sum_{i=1}^N \lambda \|\alpha_i\|_1 \right\}, \quad (5)$$

其中 α 是稀疏编码, λ 是稀疏权重, D_l 为低分辨率字典, D_h 为高分辨率字典。将式(4)和(5)合并,得到联合优化模型:

$$\{D, a\} = \arg \min \left\{ \|y - Da\|_2^2 + \lambda \|a\|_1 \right\}, \quad (6)$$

其中, $X = [X_h, X_l]$, $D = [D_h, D_l]$ 。训练中交替更新稀疏编码和字典,首先初始字典 D 求解训练样本对应字典的稀疏系数:

$$a = \arg \min_a \left\{ \|y - Da\|_2^2 + \lambda \|a\|_1 \right\}, \quad (7)$$

固定稀疏系数,更新字典:

$$D = \arg \min_D \left\{ \|y - Da\|_2^2 \right\}, \quad (8)$$

反复迭代直至收敛,得到训练好的联合字典。

图像重建阶段,先将测试数据LR图像进行特征提取,然后分割成一定重叠度的图像块 y^i 可以用字典 D_l 得到稀疏编码 α^* ,表示如下:

$$\alpha_i^* = \arg \min \left\{ \|y^i - D_l \alpha\|_2^2 + \lambda \|\alpha\|_1 \right\}, \quad (9)$$

从而用字典 D_h 可以通过稀疏编码 α^* 得到重建图像块 x_h^i :

$$x_h^i \approx D_h \alpha_i^* \quad . \quad (10)$$

HR图像可以通过HR图像块 x^i 组合而成,重叠区域取均值。

2 多层特征自适应字典训练

本文基于稀疏编码的超分重建方法对特征提取和图像信息选择两方面进行改进。首先将红外高分辨图像进行下采样,再将图像用双三次插值法生成原图同大小的图像,得到的图像和原始图像作为LR图像和HR图像训练集。图像特征提取是联合字典训练和图像重建的关键,图像特征代表了图像的主要信息。Yang的算法是采用一阶梯度和二阶梯度进行特征提取,这种方法在提取复杂图像特征时会损失一些特征信息。本文改进了特征提取方法,对图像进行双层特征提取。首先用拉普拉斯卷积核提取图像边缘特征,再用一阶梯度和二阶梯度算子获取图像不同方向的梯度特征。拉普拉斯算子对图像中物体的边缘提取效果十分有效,然后水平和竖直方向的一阶和二阶梯度算子将拉普拉斯线性特征又分成四种特征信息,从而获得图像更多的边缘和纹理特征,增强特征的差异性,使得重建效果有明显提升。从图2可以看出双层特征提取比单一特征提取的特征要丰富很多。

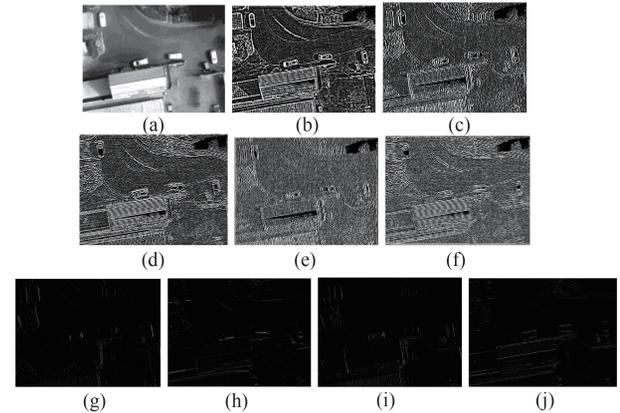


图2 不同卷积核的特征提取结果 (a)原图,(b)拉普拉斯,(c)拉普拉斯和水平一阶梯度,(d)拉普拉斯和竖直一阶梯度,(e)拉普拉斯和水平二阶梯度,(f)拉普拉斯和竖直二阶梯度,(g)水平一阶梯度,(h)竖直一阶梯度,(i)水平二阶梯度,(j)竖直二阶梯度

Fig. 2 Feature extraction results of different convolution kernels: (a) original, (b) Laplacian, (c) Laplacian + horizontal gradient, (d) Laplacian + vertical gradient, (e) Laplacian + horizontal second gradient, (f) Laplacian + vertical second gradient, (g) horizontal gradient, (h) vertical gradient, (i) horizontal second gradient, (j) vertical second gradient.

将提取特征后的图像按一定重叠度分割成特征图像块,并将HR图像和LR图像的特征图像块配对。为了提高训练效率对图像块进行自适应筛选。

分类字典^[11]是基于稀疏重建原理针对于遥感图像常用的重建方法之一,由于遥感图像的地物复杂度高且训练集数量有限,训练出的字典具有一定的不完备性,重建图像会损失一部分细节信息,使得重建图清晰度不高。分类字典通过建立不同种类的字典,分类处理信息,使字典的表达精度更高。分类字典方法可分为基于空间域的分类和频率域的分类,空域方法是针对图像中不同的物体构建不同类别的字典进行重建,频率域方法是将图像映射到频率空间中,将高、中、低频的信号分离出来分别训练不同种类的字典。这些方法虽然提高了重建效果,但是使得计算时间成倍增加。本文借鉴分类字典的方法,将高频字典应用于显著区域图像重建,根据显著度原理,目标普遍是高频信息,所以只将图像中的高频部分用于字典训练。

计算每一个HR特征图像块的熵(entropy),图像熵(image entropy)是一种特征的统计方式,反映了图像平均信息量的大小。为了简化计算,本文采用一维熵来表达图像块灰度信息量,其计算公式为:

$$H = - \sum_{i=0}^{255} p_i \log p_i, \quad (11)$$

其中 p_i 是某个灰度在该图像块中出现的概率;再用K-means聚类算法将不同熵值的图像块分为两类,K-means是一种非监督分类方法,首先随机的产生聚类中心;计算任意样本点到聚类中心的距离,归类到最小距离的聚类,迭代多次;每次迭代更新聚类中心;然后经过多次迭代更新后使得聚类中心位置变化低于设定阈值,就得到了聚类和聚类中心。用此方法将图像块分为两类,图像熵值大的图像块聚类作为训练数据集训练字典。

将筛选后的特征图像块灰度值矩阵代入联合优化方程,首先初始化字典,然后利用正交匹配追踪(Orthogonal Matching Pursuit, OMP)算法解算优化方程得到稀疏系数,使用奇异值分解(Singular Value Decomposition, SVD)更新字典原子,更新完所有原子之后重新解算稀疏系数,如此交替更新字典和系数,反复迭代直至收敛或达到预设的迭代次数,构建出LR和HR的联合字典。训练流程图见图3。

改进算法后,冗余的图像块被去除,信息量大的图像块用于训练字典,计算效率明显提高。图像4是字典的部分可视化图像,生成的稀疏字典的纹理细节相比于改进前明显增多。

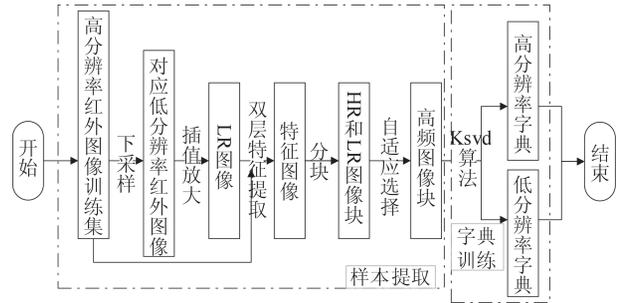


图3 字典训练流程

Fig. 3 Dictionary training process

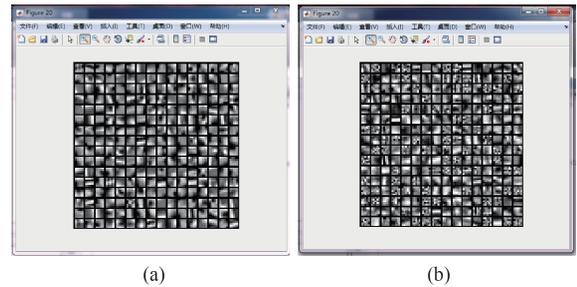


图4 稀疏字典比较(a)改进前;(b)改进后

Fig. 4 Comparison of sparse dictionary (a) before; (b) after

3 显著区域超分辨率重建

超分辨率重建的可以提高图像分辨率,增强图像的细节信息。对于噪声较强的红外图像来说,传统重建方法不仅提高了图像的细节信息也增强了噪声强度(如图5),实际上并没有提高图像的质量。本文改进传统的重建算法,在图像重建前加入了视觉显著度对图像信息进行选择,将图像中显著区域的图像块输入字典中进行超分辨率重建,将非显著区域的图像块进行高斯滤波。省去了图像中背景的重建时间,重建后图像中的目标清晰度得到增强,背景噪声受到了抑制。

视觉显著度检测(visual saliency detection)是指通过智能算法模拟人的视觉特点,提取图像的显著

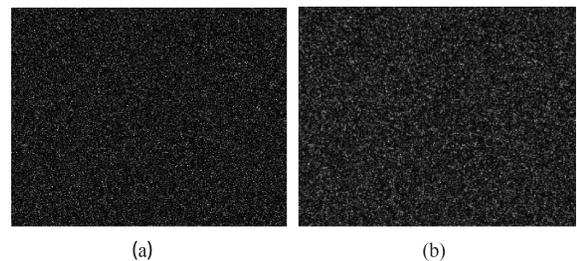


图5 图像噪声对比(a)LR图像噪声,(b)超分辨率重建扩大4倍后的图像噪声

Fig. 5 Comparison of image noise: (a) noise of LR image, (b) noise of reconstruction image by 4 times

区域。面对一个场景时人类会自动的对感兴趣区域进行处理而选择性地忽略不感兴趣区域,这个感兴趣区域被称为显著性区域。视觉显著性检测方法可以分为两类^[12]:自下而上(Bottom-up)的方法是由图像本质特征引起的视觉注意;自上而下(Top-down)的方法是由人的“认知因素”决定。本文采用自下而上的视觉显著度方法,相比于其他的目标检测算法有以下优势:不需要先验信息,只针对检测场景进行分析;没有特定目标,可以将任意场景的突出目标检测出来;实时性强,可用作视频中目标检测。本文假设显著区域是目标区域,非显著区域就是背景区域,显著性产生于视觉信息中独特信息。本文根据视觉显著度的原理利用信息散度来表示信息之间的差异性,通过计算信息散度来计算显著度。显著区域超分重建的算法由三部分组成:特征提取、信息散度计算和分区域重建。

第一步:稀疏特征提取。亮度、颜色、方向、纹理等特征都可以作为显著性的判断依据^[13]。神经系统接收某个信息时,只有少部分神经元有较强响应,只占有所有神经元的小部分,这种特性叫做稀疏性^[14]。稀疏特征既表达了信息的主要内容又减少了大量的冗余信息,可以保证信息高效的传递和存储。基于上述理论,本文提出一种显著度特征计算的改进方法,利用训练好的稀疏字典模拟神经系统对信息进行特征提取,代替传统的显著特征提取方法。

首先将输入LR图像进行双线性插值放大n倍,然后对图像进行双层特征提取并按照一定的重叠度分割成特征图像块。将特征图像块输入LR字典进行特征匹配得到稀疏编码,并获取稀疏特征图像:

$$y^i = D_L \alpha_i \quad , \quad (12)$$

$$F_{\text{sparse}} = y^i \alpha_i^{-1} = D_L \quad , \quad (13)$$

根据式(13)我们可以通过稀疏编码在字典中得到图像块的稀疏特征 F_{sparse} 。

第二步:信息散度计算。利用信息散度的计算来获取整个图像局部区域的信息差异,从而来获取图像的视觉显著性。视觉显著性是指在视觉信息中具有的独特性和稀少性。图像中某个像元的显著性不仅依赖于相邻像元,还由其他像元决定。假设在某一数据集中,样本A发生的概率为P(A),代表了观察者的先验知识,当一个新的样本D出现,先验概率P(A)转化成了后验概率P(A|D),代表了时间

A发生,D也发生的概率;这个过程可以通过贝叶斯定理来表达:

$$P(A|D) = \frac{P(D|A)P(A)}{P(D)} \quad , \quad (14)$$

如果一个样本D很特殊,先验和后验概率之间会产生巨大的差距,反过来讲,如果先验和后验概率差异性不大,就代表了D没有特殊性。通过概率差异性计算可以衡量样本D的特异性也就是显著性。K-L散度可以代表概率间的差异:

$$KL(P(A),P(A|D)) = \int_A P(A) \log \frac{P(A)}{P(A|D)} dA \quad . \quad (15)$$

依上文,假设一个像元的显著性来自于局部区域和邻域的信息散度。以稀疏特征图中的每一个像元为基本单位,将像元的邻域划分为两个部分,中央区域C和周边区域S,S远大于C。假设像元在周边区域的出现概率是先验概率,在中央区域的出现概率则视为后验概率。显著像元的C区域和S区域的信息会有差异,差异程度即为显著程度。

$$P_c = \text{hist}(\text{pixel} \in R^{\text{center}}) \quad , \quad (16)$$

$$P_s = \text{hist}(\text{pixel} \in R^{\text{surround}}) \quad , \quad (17)$$

其中hist表示局部像素的概率分布。 R_c 代表中心区域, R_s 代表周边区域。根据式(15),C和S之间的信息差异可以表达某一像元坐标为(x,y)的显著性:

$$SL(x,y) = \sum P_s \log \frac{P_s}{P_c} \quad . \quad (18)$$

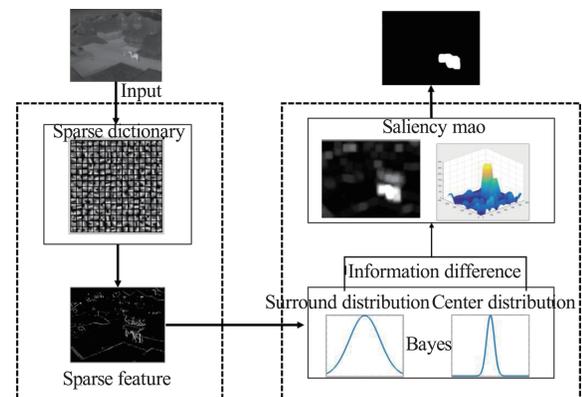


图6 基于稀疏特征的显著性算法

Fig. 6 Saliency algorithm based on sparse features

第三步:分区域重建。将显著度归一化到[0, 1],设定阈值为0.5,将显著度大于0.5的像素为显著点,将包含20%以上显著点的图像块标注为显著区域图像块。将显著区域的图像块输入到LR字典,解算出稀疏编码。再将编码输入HR字典,匹配得到HR图像块。将非显著区域图像块进行高斯滤

波去噪,并和重建的HR图像块进行拼接融合,重叠区域取均值,得到最终的显著区域超分重建图像。显著区域超分辨率重建过程如下图所示:

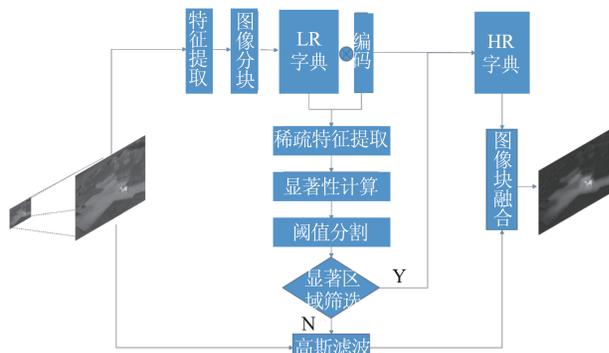


图7 显著性区域选择超分重建过程
Fig. 7 The process of saliency regional selective super-resolution reconstruction algorithm

4 实验结果

4.1 改进稀疏编码超分重建

首先对改进的超分辨率重建方法进行实验。训练数据集是用无人机拍摄的热红外高分辨率(0.1 m)图像裁剪后的图像(320×240),测试集是红外目标影像数据集(324×256)。图像特征提取的第一层是卷积大小为7的拉普拉斯卷积层,第二层是水平和垂直两个方向的一阶梯度和二阶梯度共4个卷积核。字典大小为1024,图像块大小为5×5。用相同的训练集训练SRCNN,并用同样的测试集进行测试实验。

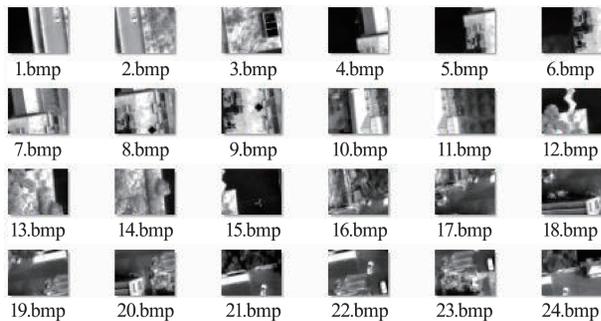


图8 训练集图像
Fig. 8 Training dataset

将缩小4倍后的图像用双三次插值、ScSR、SRCNN、本文方法超分重建扩大4倍后和原图进行对比,重建结果分别从定性和定量两方面进行评价。从结果图看(图9),本文方法重建的图像清晰度明显优于双三次插值和ScSR。从定量方面,本文

采用峰值信噪比(PSNR)和均方根误差(RMSE)两种指标来进行比较:

$$MSE = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (19)$$

$$RMSE = \sqrt{MSE} \quad (20)$$

$$PSNR = 20 \times \log_{10} \left(\frac{(2^n - 1)^2}{MSE} \right) \quad (21)$$

其中 y_i 代表原始图像第 i 个像元的灰度值, \hat{y}_i 代表重建后图像像元的灰度值, m 为像元个数。

从表1可以看出,在相同实验条件下本文方法评价指标优于其它方法,其中SRCNN算法重建后的图像清晰度有明显提升,评价价值也与本文方法接近,但是重建图像中物体的几何特性发生了改变,这是由于神经网络参数较多,用小样本训练会使得普适性降低,产生过拟合的现象。SRCNN只是从视觉效果上提高了图像的清晰度,但是会改变图像中的信息,特别是一些高频的边缘特征,影响后续的图像应用。所以从重建结果来看,本文改进稀疏编码重建的效果优于另外三种超分重建方法。

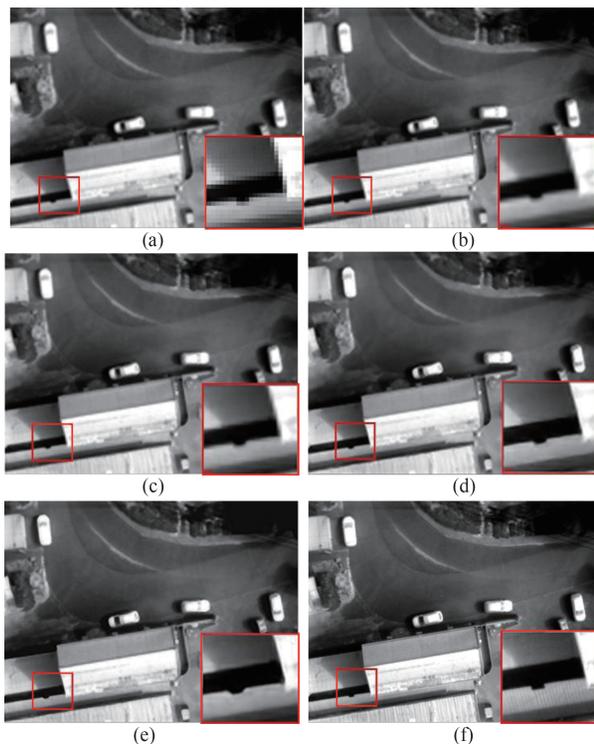


图9 不同方法的重建效果比较 (a) LR图像,(b)双三次插值,(c)ScSR,(d)本文方法,(e)SRCNN,(f)原图
Fig. 9 Comparison of reconstruction by different algorithms (a) LR image, (b) bicubic interpolation, (c)ScSR, and (d) proposed algorithm

表 1 不同方法的重建结果的指标比较

Table 1 PSNR and RMSE comparison of reconstruction results by different methods

	双三次插值	ScSR	SRCNN	本文方法
PSNR	30.95	31.39	32.10	32.15
RMSE	7.22	6.87	6.33	6.29

4.2 显著区域超分重建

基于区域显著度的重建方法不仅可以提高目标清晰度还可以抑制背景噪声。将红外测试图像输入重建系统,系统首先计算显著度,实验设定中心区域大小为5,周边区域大小为15,将显著度标准化到 $[0,1]$,阈值设为0.5,将显著度大于0.5的像元标记,显著像元超过20%图像块作为显著区域进行超分重建,再对非显著区域进行高斯滤波并融合显著图,最终得到了显著目标超分辨率图像(图10)。从图像上来看和ScSR、SRCNN相比,目标区域清晰度增强,背景噪声受到抑制。

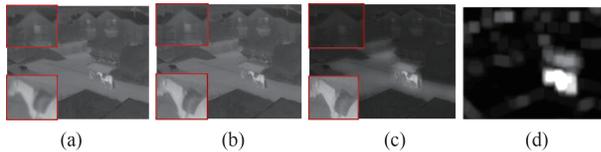


图 10 超分重建结果 (a) ScSR, (b) SRCNN, (c) 区域显著度超分, (d) 显著图

Fig. 10 Results of super-resolution reconstruction (a) Yang algorithm, (b) SRCNN, (c) saliency-super-resolution, (d) saliency map

相邻像素灰度变化程度体现图像的细腻度,清晰图像相邻像元灰度变化波动,模糊图像相邻像元变化平缓。在目标区域截取一条水平线,并计算像素灰度值的梯度,折线图(图11)显示本文方法重建目标相邻像素波动程度明显高于另外两种方法。

为了验证本算法对红外目标图像噪声的抑制效果,在低分辨率图像中加入了高斯噪声,并与传统的噪声抑制方法:中值滤波、高斯滤波和双边滤波进行比较,并计算信噪比(SNR)。信噪比是信号和噪声的比值,是评价图像质量的标准之一,计算公式如下:

$$SNR = k \log_{10} \left[\frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N y(i,j)^2}{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N [y(i,j) - y'(i,j)]^2} \right], \quad (22)$$

其中 $y(i,j)$ 是原始图像, $y'(i,j)$ 是带有噪声的图像,

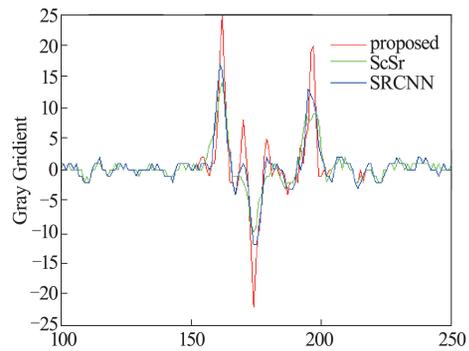


图 11 相邻像素灰度梯度对比图,注:横坐标为图像像元的横坐标值

Fig. 11 Contrast of gray gradient value of adjacent pixels note: the x-coordinate is the x-coordinate value of the image pixels

M和N代表了图像大小。

根据实验结果分析(图12-13),低分辨率经过基于稀疏字典的超分重建,信噪比有一定的提高, SRCNN也提高了信噪比。双三次插值的噪声抑制作用比以上两种超分重建的方法效果好,双边滤波优于中值滤波和高斯滤波。区域显著度重建图像的SNR值比LR图像高2-3倍,相比于其他方法重建图像的信噪比最高,说明本文方法对背景噪声的抑制优于传统的背景抑制方法。

5 结论

针对传统超分重建提高背景噪声的问题,提出了一种基于稀疏编码的红外图像显著区域超分重建算法。算法基于稀疏编码的原理,从特征提取和图像块筛选两方面改进了稀疏字典重建方法。针对红外图像背景噪声大,图像清晰度低等问题将显著度算法和超分重建相结合,在重建时选择性的对红外图像进行重建,增加了目标区域的分辨率,抑制了背景噪声,有利于后续红外目标的检测和识别。实验结果表明,该方法的重建效果优于ScSR和

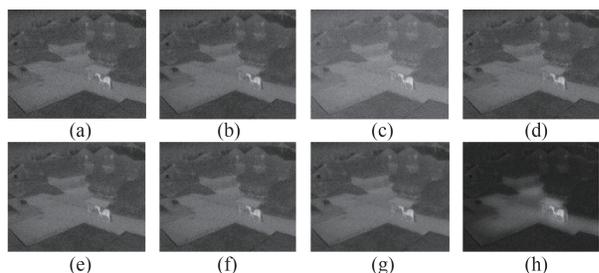


图 12 不同方法背景噪声抑制结果比较 (a) LR 噪声图像, (b)稀疏超分辨率重建(ScSR), (c)SRCNN, (d)双三次插值(BI), (e)中值滤波(MF), (f)高斯滤波(GF), (g)双边滤波(BF), (h)本文方法(PA)

Fig. 12 Comparison of background noise suppression results of different methods (a) LR noisy image, (b) ScSR, (c) SRCNN, (d) bicubic interpolation(BI), (e) median filtering (MF), (f) gaussian filtering(GF), (g) bilateral filtering(BF), (h) proposed algorithm(PA)

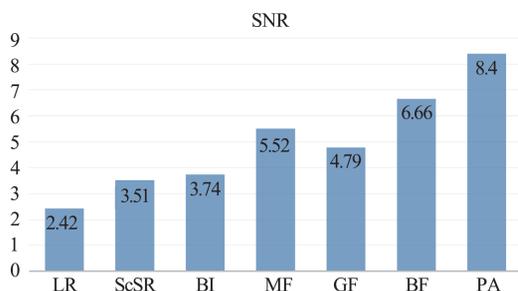


图 13 不同方法的背景噪声抑制结果 SNR 比较,注:纵坐标为图像信噪比(SNR)的值

Fig. 13 SNR comparison of background noise suppression results of different methods. Note: the ordinate is the value of SNR

SRCNN,目标清晰度明显增强,背景噪声受到了有效抑制,图像信噪比提升了3~4倍,在工程应用方面有重要价值。该方法也存在一定的缺陷:1. 显著区域选择基于显著性检测,检测的准确率会直接影响到图像的重建结果;2. 对噪声只起到一定的抑制作用,并不能作为去除噪声的方法。改进方法有待进一步研究。

References

[1] SHAO Bao-Tai, TANG Xin-Yi, JIN Lu, *et al.* Single frame infrared image super-resolution algorithm based on generative adversarial nets [J]. *J. Infrared Millim. Waves*, (邵保泰, 汤心溢, 金璐, 等. 基于生成对抗网络的单帧红外图像超分辨率算法. *红外与毫米波学报*) 2018, **37**: 427-432.

[2] XIE Bing, DUAN Zhe-Min, MA Peng-Ge, *et al.* SR reconstruction algorithm of infrared image based on dynamic pyramid model. [J] *Infrared and Laser Engineering*, (谢冰, 段哲民, 马鹏阁, 等. 动态金字塔模型的红外图像SR重建. *红外与激光工程*) 2018, **47**(01): 289-294.

[3] SONG Wen-Tao, Hu Yong, KUANG Ding-Bo, *et al.* Detection of ship targets based on CFAR-DCRF in single infrared remote sensing images [J]. *J. Infrared Millim. Waves* (宋文韬, 胡勇, 匡定波, 等. 基于CFAR-DCRF红外遥感舰船单帧目标检测方法. *红外与毫米波学报*), 2019, **38**(04): 520-527.

[4] Park S C, Park M K, Kang M G. Super-resolution image reconstruction: a technical overview [J]. *IEEE signal processing magazine*, 2003, **20**(3): 21-36.

[5] Freeman W T, Jones T R, Pasztor E C. Example-based super-resolution [J]. *IEEE Computer graphics and Applications*, **2002** (2): 56-65.

[6] Chang H, Yeung D Y, Xiong Y. Super-resolution through neighbor embedding[C]//null. IEEE, 2004: 275-282.

[7] Yang J, Wright J, Huang T S, *et al.* Image super-resolution via sparse representation [J]. *IEEE transactions on image processing*, 2010, **19**(11): 2861-2873.

[8] Dong C, Loy C C, He K, *et al.* Learning a deep convolutional network for image super-resolution [C]//European conference on computer vision. Springer, Cham, 2014: 184-199.

[9] Wu W, Yang X, Liu K, *et al.* A new framework for remote sensing image super-resolution: sparse representation-based method by processing dictionaries with multi-type features [J]. *Journal of Systems Architecture*, 2016, **64**: 63-75.

[10] WEI Shi-Yan, GU Zheng, MA You-Qing, *et al.* Super-resolution algorithm for Lunar Rover landing image based on compressed sensing. [J] *J. Infrared Millim. Waves*, (魏士俨, 顾征, 马有青, 等. 基于压缩感知的月球探测器着陆图像超分辨率重建. *红外与毫米波学报*) 2013, **32**: 555-558.

[11] Yang X, Wu W, Chen W, *et al.* Remote sensing image super-resolution using dual-dictionary pairs based on sparse presentation and multiple features [C]//Proceedings of International Conference on Internet Multimedia Computing and Service. ACM, 2014: 90.

[12] Li Wan-Yi, Wang Peng, Qiao Hong. A Survey of Visual Attention Based Methods for Object Tracking [J]. *Acta Automatica Sinica*, (黎万义, 王鹏, 乔红. 引入视觉注意机制的目标跟踪方法综述. *自动化学报*) 2014, **40**(04): 561-576.

[13] Cheng M. M., Mitra N. J., Huang X., *et al.* (2015). Global contrast based salient region detection. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, **37**(3), 569-582.

[14] LUO Si-Wei. Information Processing Theory of Visual Perception [M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry Press (罗四维. 视觉感知系统信息处理理论. 北京: 电子工业出版社), 2006.