

基于局部约束群稀疏的红外图像超分辨率重建*

邓承志^{1)†} 田伟¹⁾ 陈盼²⁾ 汪胜前¹⁾ 朱华生¹⁾ 胡赛凤¹⁾

1)(南昌工程学院信息工程学院, 南昌 330099)

2)(江西科技师范大学通信与电子学院, 南昌 330013)

(2013年9月21日收到; 2013年11月15日收到修改稿)

针对红外图像分辨率低、视觉质量差等问题, 提出基于局部约束群稀疏模型的红外图像超分辨率重建方法. 考虑到红外图像的纹理自相似性和原子系数的群结构稀疏性, 首先建立了基于局部约束的群稀疏表示模型. 然后, 在假定低分辨率图像空间和高分辨率图像空间具有相似流形的前提下, 联合局部约束群稀疏表示模型和K-SVD(K奇异值分解)方法, 训练得到高低分辨率图像对应的群结构字典对. 最后, 通过高分辨字典和对应的红外图像群稀疏表示系数重建得到高分辨率的红外图像. 实验结果表明, 本文方法具有更好的超分辨率效果, 无论是在客观评价指标还是主观视觉效果方面都有明显的提高.

关键词: 红外图像, 超分辨率, 群稀疏, 字典学习

PACS: 42.30.Wb, 42.30.Va, 07.05.Pj

DOI: 10.7498/aps.63.044202

1 引言

红外图像通过物体的热辐射反射成像, 其成像不受环境光线的影响, 因而被广泛应用在场所监控、医学成像、军事遥感成像等方面. 受到应用环境和采集设备的影响, 红外图像通常分辨率低、灰度层次不分明、细节模糊, 导致图像质量低, 视觉效果差. 如何提高红外图像的分辨率, 改善图像的质量, 直接影响到后续的应用. 因此, 在现有采集设备的基础上, 设计相应的算法以提高低分辨率红外图像的质量具有非常重要的现实意义和应用价值.

超分辨率重建^[1]通过单帧或多帧低分辨率图像来重建高分辨率图像或序列, 能够有效克服硬件上的不足, 得到学术界的高度关注. 归纳起来, 超分辨率重建算法主要包括三种类型, 即插值法、基于重建和学习方法^[2]. 基于学习的图像超分辨率重建^[3]是近年来超分辨率的研究热点. 它通过事先给定的范例, 学习得到高、低分辨率图像间的映射先验, 并依据此来构造高分辨率图像, 获得较好的

重建效果, 但算法的计算复杂度高. 稀疏表示^[4]作为一种新兴的图像表示模型, 能够用很少量的系数捕获到图像的主要信息和内在几何结构, 并且对噪声与误差更加鲁棒, 在红外目标检测^[5]、红外图像分割^[6]、压缩感知成像^[7]等应用方面取得了好的效果. 自Yang等^[8]首次将稀疏表示应用于超分辨率重建至今, 已提出诸多基于稀疏表示的超分辨率重建改进算法^[9-12].

稀疏表示模型通常假定稀疏系数是随机分布的, 并没有考虑系数的内在结构. 然而, 研究表明, 稀疏系数间的相关性往往会呈现出特殊的群或树结构^[13]. 结构化稀疏表示模型^[14]将这些相关性信息引入到稀疏表示模型, 提高了稀疏表示分解和应用的性能, 成为新的研究焦点. 群稀疏表示模型^[15]主要考虑的是稀疏系数的群结构, 它将稀疏系数进行分群, 分别考虑每个群的稀疏先验. 由于红外相机可探测的温度范围较大, 而实际目标的温度范围相对较小, 加上目标与周围环境的热交换、空气热辐射和吸收使得自然界目标的温度差异也

* 国家自然科学基金(批准号: 61162022, 61362036)、江西省自然科学基金(批准号: 20132BAB201021)、江西省科技落地计划(批准号: KJLD12098)和江西省教育厅科技项目(批准号: GJJ12632)资助的课题.

† 通讯作者. E-mail: dengchengzhi@126.com

较小, 因此实际摄取到的红外图像通常存在灰度层次不明显、纹理特征相似等特点. 红外图像的这些特点表征为像素间高度相关性和群聚集特性. 因此, 与传统稀疏表示模型相比, 群稀疏表示模型更加适用于红外图像数据的建模与表达. Liu 等^[16]将群结构稀疏性先验引入到红外图像超分辨率重建中的字典学习和稀疏重建, 获得了较好的性能. 另一方面, 由于红外图像局域像素间的高度相关性, 如何保持红外图像数据空间的这种局域拓扑结构将有助于提高字典学习和稀疏重建的性能^[17].

鉴于此, 受局部约束线性编码^[18]的启发, 本文提出联合群结构稀疏和局部约束线性编码的局部约束群稀疏表示模型, 并将该模型应用于红外图像的超分辨率重建. 通过自然红外图像实验, 与其他几种基于稀疏和群稀疏模型的超分辨率算法对比, 本文算法在重建图像主观视觉效果上有明显改进, 同时在峰值信噪比上也有显著提高.

2 局部约束群稀疏表示

本节将详细分析群稀疏表示、局部约束群稀疏表示模型, 以及求解局部约束群稀疏表示组合优化问题的方法.

2.1 群稀疏表示

给定过完备字典 $D \in \mathbb{R}^{m \times n}$, 则信号 $y \in \mathbb{R}^m$ 的稀疏表示问题可表述为

$$\min_{\alpha} \|\alpha\|_0 \quad \text{s.t.} \quad \|y - D\alpha\|_2^2 \leq \varepsilon, \quad (1)$$

其中, $\alpha \in \mathbb{R}^n$ 为稀疏表示系数, $\varepsilon > 0$ 表示误差, $\|\cdot\|_0$ 表示 l_0 范数. 群稀疏表示的基本思路是将稀疏系数进行分群, 分别考虑各个群的稀疏性先验. 假定稀疏表示系数 $\alpha \in \mathbb{R}^n$ 分成 p 个群, 即

$$\alpha = [\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_i, \dots, \alpha_p]^T, \quad (2)$$

且当 $i \neq j$ 时, $\alpha_i \cap \alpha_j = \emptyset$. 其中, $\alpha_i = (\alpha_{i,1}, \alpha_{i,2}, \dots, \alpha_{i,k})$ 表示第 i 个稀疏系数群, k 表示第 i 个群的大小.

与传统的稀疏表示采用 l_0 范数来度量稀疏性不同, 群稀疏采用 $l_{2,0}$ 范数来度量稀疏性^[15]. 此时, 信号的群稀疏模型可描述为

$$\min_{\alpha} \|\alpha\|_{2,0} \quad \text{s.t.} \quad \|y - D\alpha\|_2^2 \leq \varepsilon, \quad (3)$$

其中,

$$\|\alpha\|_{2,0} = \sum_{i=1}^p I(\|\alpha_i\|_2);$$

$$I(\|\alpha_i\|_2) = \begin{cases} 1 & (\|\alpha_i\|_2 > 0) \\ 0 & (\text{其他}) \end{cases}$$

是示性函数. 由拉格朗日乘子法, (3) 式等价为

$$\arg \min_{\alpha} \left\{ \frac{1}{2} \|y - D\alpha\|_2^2 + \lambda \|\alpha\|_{2,0} \right\}, \quad (4)$$

式中, λ 为正则化因子.

2.2 局部约束群稀疏表示

通常, 红外图像灰度层次不分明, 局域像素灰度分布较集中, 即像素局部间高度相似, 且纹理不明显. 保持红外图像数据的这些局域拓扑结构, 将有助于提高红外图像的重构质量. 局部约束线性编码^[18]通过考虑图像描述符的局部相似性, 采用局部约束方式从码书中选取局部图像描述符的相似基, 并通过这些基的线性加权组合来重建局部图像描述符, 成功地应用于图像的分类. 基于此, 本文引入局部加权约束先验, 提高基于局部约束的群稀疏表示模型, 以期提高红外图像的超分辨率重建性能.

$$\arg \min_{\alpha} \left\{ \frac{1}{2} \|y - D\alpha\|_2^2 + \lambda_1 \|\alpha\|_{2,0} + \lambda_2 \|\omega \odot \alpha\|_2^2 \right\}, \quad (5)$$

式中, $\omega = \exp(\text{dist}(y, D)/\sigma)$ 表示度量信号 y 与字典 D 之间的相似性, $\text{dist}(y, D) = [\text{dist}(y, d_1), \dots, \text{dist}(y, d_m)]^T$ 表示信号 y 与字典原子 d_i 间的欧式距离, λ_1 和 λ_2 为正则化因子, \odot 表示矩阵点乘算子.

群稀疏表示是组合优化问题, 无法直接求解. 如何对稀疏约束的优化问题进行快速求解是近年来稀疏理论领域的一个热点问题. 凸松弛算法和贪婪算法是求解凸优化问题的两个最具代表性的算法. 群正交匹配追踪算法^[19]通过改进正交匹配追踪算法, 是求解群稀疏表示的典型的贪婪算法. 凸松弛算法用 l_1 范数替代 l_0 范数, 实现问题的快速优化求解. 最近, Yang 和 Zhang 等^[20]提出了基于变量分裂的交替方向法, 用于求解 $l_{2,1}$ 优化问题. 本文将 $l_{2,0}$ 范数约束的群稀疏问题松弛成 $l_{2,1}$ 范数

约束问题, 采用凸松弛算法对其进行求解.

$$\arg \min_{\alpha} \left\{ \frac{1}{2} \|\mathbf{y} - \mathbf{D}\alpha\|_2^2 + \lambda_1 \|\alpha\|_{2,1} + \lambda_2 \|\omega \odot \alpha\|_2^2 \right\}, \quad (6)$$

(6) 式描述的优化问题表示为

$$\arg \min_{\alpha} \left\{ \frac{1}{2} \left\| \begin{bmatrix} \mathbf{y} \\ 0 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} \mathbf{D}\alpha \\ \lambda_2(\omega \odot \mathbf{I}) \end{bmatrix} \alpha \right\|_2^2 + \lambda_1 \|\alpha\|_{2,1} \right\}. \quad (7)$$

令 $\tilde{\mathbf{y}} = \begin{bmatrix} \mathbf{y} \\ 0 \end{bmatrix}$, $\Phi = \begin{bmatrix} \mathbf{D}\alpha \\ \lambda_2(\omega \odot \mathbf{I}) \end{bmatrix}$, 则(7)式可以转化为

$$\arg \min_{\alpha} \left\{ \frac{1}{2} \|\tilde{\mathbf{y}} - \Phi\alpha\|_2^2 + \lambda_1 \|\alpha\|_{2,1} \right\}, \quad (8)$$

此时, (8) 式为典型的 $l_{2,1}$ 范数约束的群稀疏优化问题, 可采用基于变量分裂的交替方向法^[20]进行快速求解.

3 基于局部约束群稀疏表示的红外图像超分辨率 (LCGSSR)

本节将详细分析基于局部约束群稀疏表示的红外图像超分辨率算法. 算法首先结合 K 奇异值分解 (K-SVD)^[8] 算法和局部约束群稀疏表示算法训练高、低分辨率红外图像块对应的过完备 \mathbf{D}_h 和 \mathbf{D}_ℓ 字典对; 然后计算红外图像特征块的低分辨率字典对应的稀疏表示, 再通过高分辨率字典估计红外图像的超分辨率重建结果.

3.1 字典训练

为了保证低分辨率红外图像稀疏系数和高分辨率红外图像稀疏系数的一致性, 采用联合训练的方式得到 \mathbf{D}_h 和 \mathbf{D}_ℓ 字典对. 给定高、低分辨率红外图像 \mathbf{y}_h 和 \mathbf{y}_ℓ , 字典对的联合训练模型如下:

$$\{\mathbf{D}_h, \mathbf{D}_\ell, \alpha\} = \arg \min_{\mathbf{D}_h, \mathbf{D}_\ell, \alpha} \left\{ \frac{1}{2} (\|\mathbf{y}_h - \mathbf{D}_h\alpha\|_2^2 + \|\mathbf{y}_\ell - \mathbf{D}_\ell\alpha\|_2^2) + \lambda_1 \|\alpha\|_{2,1} + \lambda_2 \|\omega \odot \alpha\|_2^2 \right\}, \quad (9)$$

为了求解方便, (9) 式可写成

$$\{\mathbf{D}_c, \alpha\} = \arg \min_{\mathbf{D}_c, \alpha} \left\{ \frac{1}{2} \|\mathbf{y}_c - \mathbf{D}_c\alpha\|_2^2 + \lambda_1 \|\alpha\|_{2,1} + \lambda_2 \|\omega \odot \alpha\|_2^2 \right\}, \quad (10)$$

式中 $\mathbf{D}_c = \begin{bmatrix} \mathbf{D}_h \\ \mathbf{D}_\ell \end{bmatrix}$, $\mathbf{y}_c = \begin{bmatrix} \mathbf{y}_h \\ \mathbf{y}_\ell \end{bmatrix}$.

优化问题(10)式可以采用交替迭代的方式求解. 首先固定字典对 \mathbf{D}_c , 求解高、低分辨率训练样本在字典对上的稀疏表示 α ; 然后根据稀疏表示 α , 更新字典对 \mathbf{D}_c . 算法具体步骤如下:

算法 1 字典训练

步骤 1 采用随机高斯矩阵初始化字典对 \mathbf{D}_c ;

步骤 2 固定字典对 \mathbf{D}_c , 计算稀疏表示 α ; 优化问题(10)式等价于局部约束群稀疏表示问题, 即

$$\alpha = \arg \min_{\alpha} \left\{ \frac{1}{2} \|\mathbf{y}_c - \mathbf{D}_c\alpha\|_2^2 + \lambda_1 \|\alpha\|_{2,1} + \lambda_2 \|\omega \odot \alpha\|_2^2 \right\}, \quad (11)$$

并采用基于变量分裂的交替方向法^[20]对其进行求解;

步骤 3 固定稀疏表示 α , 更新字典对 \mathbf{D}_c ; 优化问题(10)式等价于以下优化问题, 即

$$\mathbf{D}_c = \arg \min_{\mathbf{D}_c} \left\{ \frac{1}{2} \|\mathbf{y}_c - \mathbf{D}_c\alpha\|_2^2 \right\}, \quad (12)$$

(12) 式为二次规划问题, 本文采用类似于 K-SVD^[8] 的方式进行求解;

步骤 4 判定终止条件, 否则返回步骤 2 继续迭代.

3.2 红外图像超分辨率重建

基于局部约束群稀疏的红外图像超分辨率重建的基本思路是, 由训练得到的低分辨率字典 \mathbf{D}_ℓ , 根据局部约束群稀疏表示模型, 采用基于变量分裂的交替方法计算低分辨率稀疏表示 α ; 再由高分辨率字典 \mathbf{D}_h 和稀疏表示 α , 估计高分辨率红外图像. 由人眼视觉特性可知, 人眼对图像中的高频信息更加敏感. 因此, 提取图像细节作为特征比直接采用像素值进行超分辨率重建效果更好. 本文通过对低分辨率图像进行插值得到较高分辨率图像, 提取较高分辨率图像的特征进行超分辨率重建. 图像特征提取采用一阶和二阶梯度算子, 滤波器定义为

$$\mathbf{f}_{11} = [-1, 0, 1], \quad \mathbf{f}_{12} = \mathbf{f}_{11}^T,$$

$$f_{21} = [1, 0, -2, 0, 1], \quad f_{22} = f_{21}^T. \quad (13)$$

算法 2 基于局部约束群稀疏的红外图像超分辨率重建 (LCGSSR 算法)

步骤 1 给定低分辨率红外图像 y_ℓ , 利用双三次插值方法得到高分辨率初始估计 y_0 ;

步骤 2 利用滤波器组 (13) 提取 4 种类型的特征图像 $y_{0,1}, y_{0,2}, y_{0,3}, y_{0,4}$, 将特征图像交叠地分割成 $q \times q$ 大小的图像块, 并将 4 种类型的图像块合并成块矩阵, 即

$$y_0^i = [(y_{0,1}^i)^T, (y_{0,2}^i)^T, (y_{0,3}^i)^T, (y_{0,4}^i)^T]^T (1 \leq i \leq N),$$

N 为每个特征图像的块数;

步骤 3 利用基于变量分裂的交替方向法 [20] 计算 (14) 式, 得到高分辨率特征图像块的稀疏表示系数 α^i

$$\alpha^i = \arg \min_{\alpha^i} \left\{ \frac{1}{2} \|y_0^i - D_\ell \alpha^i\|_2^2 + \lambda_1 \|\alpha^i\|_{2,1} + \lambda_2 \|\omega^i \odot \alpha^i\|_2^2 \right\}; \quad (14)$$

步骤 4 根据高分辨率字典 D_h 和稀疏表示系数 α^i 估计高分辨率特征图像块 y_h^i , 即 $y_h^i = D_h \alpha^i, 1 \leq i \leq N$;

步骤 5 将高分辨率初始估计 y_0 交叠地分割成 N 个 $q \times q$ 大小的图像块, 计算每个块的均值 y_m^i ;

步骤 6 将所有的 y_m^i 和 y_h^i 相加, 得到重建的高分辨率图像 y_h .

4 实验仿真与分析

为了验证算法的性能, 选取户外红外图像和近红外人脸图像进行尺度放大 3 倍的超分辨率实验, 并与 Yang 等算法 (SRSR) [8]、Group 算法 (GSSR) [16] 进行比较. 分别从户外红外图像数据库 (<http://www.dgp.toronto.edu/~nmorris/data/IRData/>) 和近红外人脸图像数据库 [21] 中随机选择 10^4 对高、低分辨率图像特征块作为字典的训练样本. 考虑到红外图像的局域高度相似性, 选择图像块大小为 9×9 , 块间采用最大重叠方式. 字典大小固定为 1024, 即 $D_h \in \mathbb{R}^{81 \times 1024}, D_\ell \in \mathbb{R}^{324 \times 1024}$. 参数 $\lambda_1 = 0.15, \lambda_2 = 1, \sigma = 5$. 训练字典时, 迭代次数设定为 40. 群的大小设定为 7. SRSR 与 GSSR 算法采用以上相同的参数设置. 户外红外图像测试样本如图 1 所示. 图像质量的客观评价指标采用峰值信噪比 (PSNR) 和结构自相似 (SSIM) [22].

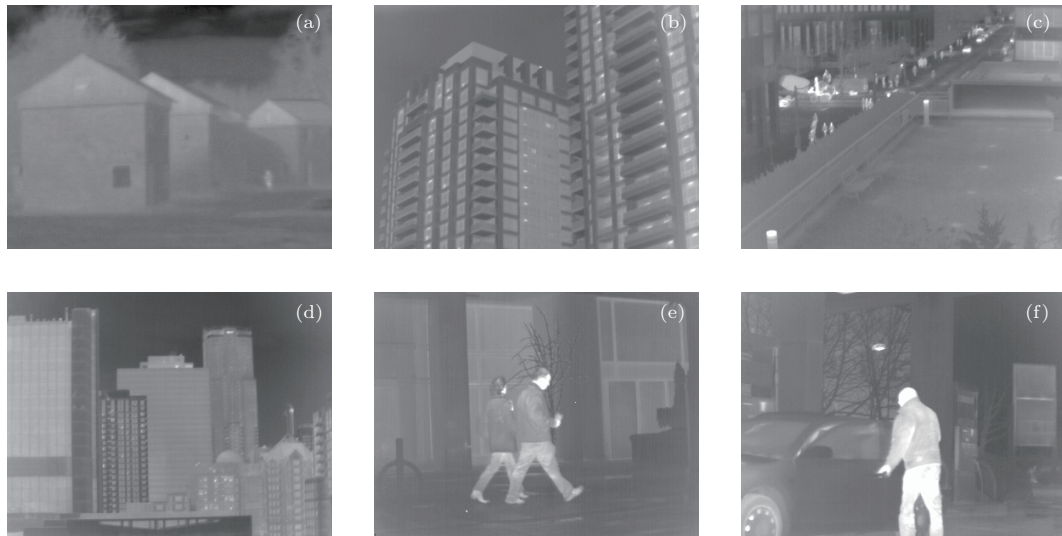


图 1 测试户外红外图像 (a) IR1; (b) IR2; (c) IR3; (d) IR4; (e) IR5; (f) IR6

表 1 给出了 6 幅测试图像利用以上三种算法超分辨率重建的 PSNR 比较. 由表 1 可以看出, LCGSSR 算法获得最高的 PSNR, GSSR 算法次之, SRSR 算法最差. 其中, LCGSSR 算法比 GSSR 算法平均高 0.41 dB, 比 SRSR 算法平均高 1.03 dB. PSNR 是图像质量好坏的客观评价指标之一,

PSNR 值越高, 重构图像的整体质量越好. 从 PSNR 指标来看, LCGSSR 算法超分辨率重建图像的整体质量最好, 说明 LCGSSR 算法在恢复图像整体能量方面的性能最好. 特别地, 对于纹理结构和几何结构分明的 IR1 图像, LCGSSR 算法的 PSNR 比 GSSR 算法高 0.69 dB, 比 SRSR 算法高 2.97 dB,

说明 LCGSSR 算法能够保持图像总体能量 (低频成分) 的同时, 更好地恢复图像中的几何结构信息.

PSNR 采用图像数据间的均方误差来反映重构图像与原图像之间的相似程度. 人眼视觉系统研究表明, 自然图像具有高度的结构化信息. SSIM 可以反映出重构图像与原图像在结构上的相似程度. SSIM 数值越大, 说明重构图像与原图像在结构上越相似. 表 2 给出了 6 幅测试图像利用以上三种算法超分辨率重建图像的 SSIM 比较. 由于 SRSR 算法仅考虑了红外图像系数的稀疏性, 并没有考虑稀疏系数间的结构相关性, 因此 SRSR 算法重建图像的 SSIM 数值最小. 实际上, 红外图像稀疏系数间通常会呈现出特殊的群结构相关性. 与 SRSR 算法不同, GSSR 算法考虑了稀疏系数的群结构信息, 获得更高的 SSIM. 而 LCGSSR 算法考虑稀疏系数的群结构信息的同时, 创新性地引入红外图像的局域自相似性约束, 获得了最高的 SSIM 数值. 因此, 与另外两种算法相比, LCGSSR 算法能够更好地恢复红外图像的几何结构特征.

图 2 和图 4 比较了三种算法超分辨率重建的户外红外图像的全局主观视觉效果. 由图 2 和图 4 可以看出, 三种算法都能较好地恢复出高分辨率图像. 由于 GSSR 算法和 LCGSSR 算法都考虑了稀疏系数的群结构特性, 因此与 SRSR 算法相比, 两种算法重建的图像都具有更好的全局视觉效果

和更好的图像整体恢复性能. 图 3 和图 5 给出了三种算法重建图像的局部放大图像. 由图 3 (b) 和图 5 (b) 可以清晰地看出, SRSR 算法没有考虑稀疏系数的结构信息, 导致重建图像在平滑区域和几何结构区域都存在较严重的模糊和振铃现象. GSSR 算法引入了稀疏系数的群结构信息, 更好地重建了图像平滑区域信息, 但是 GSSR 算法没有考虑红外图像的局部自相似性, 导致重建图像在局部区域特别是几何结构区域仍存在振铃现象, 见图 3 (c) 和图 5 (c). 由于红外图像特殊的成像机理, 使得红外图像具有高度的局部自相似性. 这些先验信息的引入, 将提高算法的重建性能. LCGSSR 算法综合了稀疏系数的群结构信息和局域自相似性约束, 在平滑和几何结构区域的视觉效果都有明显的提高, 且局部振铃现象也基本消除, 见图 3 (d) 和图 5 (d). 实验结果进一步说明, LCGSSR 算法具有更好的全局和局部恢复性能.

近红外人脸图像是一类具有明显的特殊几何结构的图像. 为了进一步说明算法的性能, 图 6 给出了三种算法超分辨率重建的近红外人脸图像, 其中左下角为局部放大细节图像. 与自然红外图像结果类似, LCGSSR 算法在几何结构信息和平滑区域信息方面都具有更好的超分辨率重建性能, 并且在抗振铃方面表现出明显的优越性.

表 1 三种算法重构图像 PSNR (dB) 比较

测试图像	IR1	IR2	IR3	IR4	IR5	IR6	平均
SRSR ^[8]	35.44	28.25	28.06	28.05	26.90	29.51	29.37
GSSR ^[16]	37.72	28.58	28.43	28.31	27.02	29.85	29.99
LCGSSR	38.41	29.06	28.90	28.62	27.16	30.27	30.40

表 2 三种算法重构图像 SSIM 比较

测试图像	IR1	IR2	IR3	IR4	IR5	IR6	平均
SRSR ^[8]	0.8251	0.8517	0.8551	0.8386	0.8506	0.8490	0.8450
GSSR ^[16]	0.8886	0.8721	0.8803	0.8505	0.8795	0.8698	0.8735
LCGSSR	0.9045	0.8985	0.9057	0.8858	0.9016	0.9036	0.8999

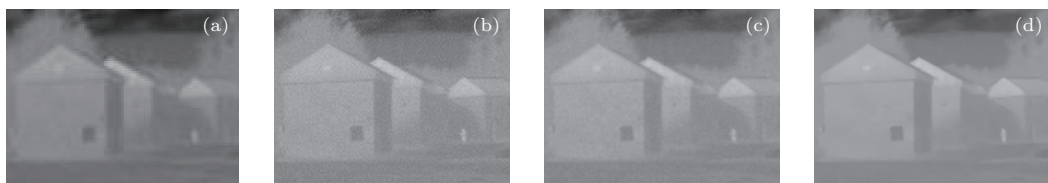


图 2 3 倍超分辨率重建的 IR1 图像 (a) 低分辨率图像; (b) SRSR 算法; (c) GSSR 算法; (d) LCGSSR 算法

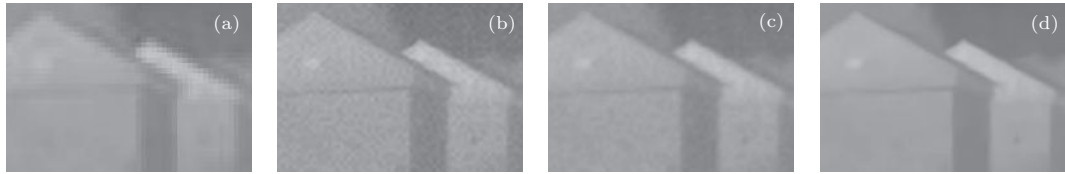


图3 3倍超分辨率图像的局部放大 (a) 低分辨率图像; (b) SRSR 算法; (c) GSSR 算法; (d) LCGSSR 算法

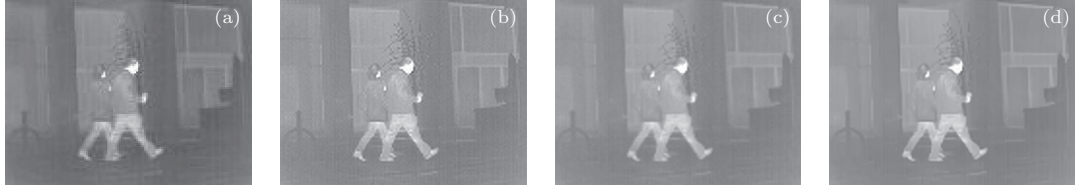


图4 3倍超分辨率重建的IR5图像 (a) 低分辨率图像; (b) SRSR 算法; (c) GSSR 算法; (d) LCGSSR 算法

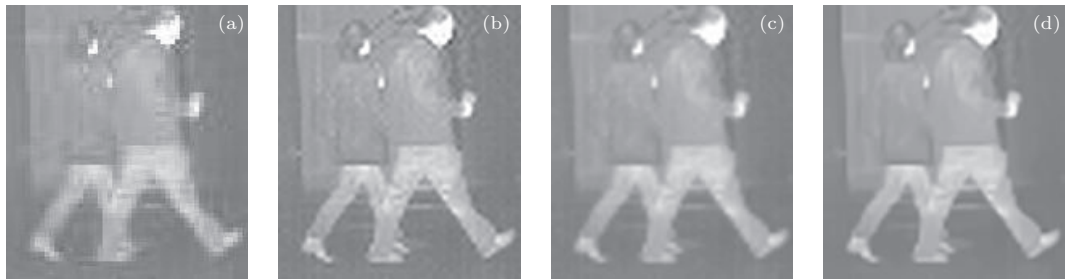


图5 3倍超分辨率图像的局部放大 (a) 低分辨率图像; (b) SRSR 算法; (c) GSSR 算法; (d) LCGSSR 算法

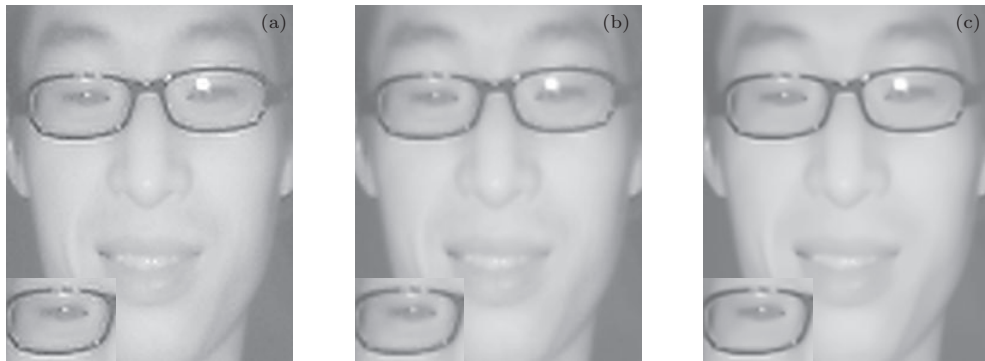


图6 近红外人脸图像3倍超分辨率重建 (a) SRSR 算法; (b) GSSR 算法; (c) LCGSSR 算法

5 结 论

本文提出基于局部约束群稀疏模型的红外图像超分辨率重建方法,以提高红外图像的分辨率和视觉质量.由于红外图像的局部高度相似并且纹理不明显,稀疏表示系数呈现群结构稀疏特性.保持红外图像数据空间的这种局域拓扑结构将有助于提高字典学习和稀疏重建的性能.基于此,首先提出了基于局部约束的群稀疏表示模型;其次,对训练样本集进行联合群稀疏编码,训练得到高、低分辨率字典对;最后,计算输入低分辨率红外图像块

的群稀疏表示系数,进行超分辨率重建.与其他几种基于稀疏模型的算法相比,本文算法获得了更好的超分辨率重建结果.本文算法采用固定群大小的方式对稀疏表示系数进行分群.研究群的大小与图像内容之间的关系,如何依据图像内容进行动态自适应的分群将是我们下一步的研究重点.

参考文献

- [1] Kang M, Chaudhuri S 2003 *IEEE Signal Proc. Mag.* **20** 1920

- [2] Farsiu S, Robinson D, Elad M, Milanfar P 2004 *Int. J. Imag. Syst. Tech.* **14** 47
- [3] Elad M, Datsenko D 2007 *Comput. J.* **50** 1
- [4] Elad M, Figueiredo M A T, Ma Y 2010 *P. IEEE* **98** 972
- [5] Zhao J J, Tang Z Y, Yang J, Liu E Q, Zhou Y 2011 *J. Infrared Millim. Waves* **30** 156 (in Chinese) [赵佳佳, 唐峥远, 杨杰, 刘尔琦, 周越 2011 红外与毫米波学报 **30** 156]
- [6] Song C X, Ma K, Qin C, Xiao P 2013 *Acta Phys. Sin.* **62** 040702 (in Chinese)[宋长新, 马克, 秦川, 肖鹏 2013 物理学报 **62** 040702]
- [7] Ning F L, He B J, Wei J 2013 *Acta Phys. Sin.* **62** 174212 (in Chinese)[宁方立, 何碧静, 韦娟 2013 物理学报 **62** 174212]
- [8] Yang J, Wright J, Huang T 2010 *IEEE Trans. Image Process.* **19** 2861
- [9] Sun Y B, Wei Z H, Xiao L, Zhang Z R 2010 *Acta Electron. Sin.* **38** 2898 (in Chinese)[孙玉宝, 韦志辉, 肖亮, 张峥嵘 2010 电子学报 **38** 2898]
- [10] Lian Q S, Zhang W 2012 *Acta Electron. Sin.* **40** 920 (in Chinese)[练秋生, 张伟 2012 电子学报 **40** 920]
- [11] Yang S Y, Wang M, Chen Y G, et al 2012 *IEEE Trans. Image Process.* **21** 4016
- [12] Tang Y, Yuan Y, Yan P K, Li X L 2013 *J. Vis. Commun. Image R* **24** 148
- [13] Huang J Z, Zhang T, Metaxas D 2011 *J. Mach. Learn. Res.* **12** 3371
- [14] Sun H, Zhang Z L, Yu L 2012 *Signal Process.* **28** 759 (in Chinese) [孙洪, 张智林, 余磊 2012 信号处理 **28** 759]
- [15] Huang J, Zhang T 2010 *Ann. Stat.* **38** 1978
- [16] Liu H C, Li S T, Yin H T 2013 *Opt. Commun.* **289** 45
- [17] Chang H, Yeung D, Xiong Y 2004 *Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition* Washington DC, USA, June 27–July 2, 2004 p275
- [18] Wang J J, Yang J C, Yu K, Lü F J, Huang T, Gong Y H 2010 *Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition* San Francisco, USA, June 13–18, 2010 p3360
- [19] Majumda A, Ward R K 2009 *Can. J. Elect. Comput. E* **34** 136
- [20] Yang J, Zhang Y 2011 *SIAM J. Sci. Comput.* **33** 250
- [21] Xu Y, Zhong A N, Yang J, Zhang D 2011 *Opt. Eng.* **50** 037202
- [22] Brunet D, Vrscay E R, Wang Z 2012 *IEEE Trans. Image Process.* **21** 1488

Infrared image super-resolution via locality-constrained group sparse model*

Deng Cheng-Zhi^{1)†} Tian Wei¹⁾ Chen Pan²⁾ Wang Sheng-Qian¹⁾
Zhu Hua-Sheng¹⁾ Hu Sai-Feng¹⁾

1) (*Department of Information Engineering, Nanchang Institute of Technology, Nanchang 330099, China*)

2) (*Department of Communication and Electronic, Jiangxi Science and Technology Normal University, Nanchang 330013, China*)

(Received 21 September 2013; revised manuscript received 15 November 2013)

Abstract

Aiming at the problems of low-resolution and poor visual quality of infrared images, a locality-constrained group sparsity based infrared image super-resolution algorithm is proposed. Firstly with considering the texture self-similarity of infrared images and group structural sparsity of atom coefficients, a locality-constrained group sparse (LCGS) model is proposed. Secondly, under LCGS and K-singular value decomposition, a pair of group structural dictionaries is learned. The dictionary pair can well capture and preserve the intrinsic geometrical manifold of low and high resolution data. Finally, the high-resolution infrared images are recovered by the high-resolution dictionary and the corresponding low-resolution group sparse coefficients. Experimental results show that the proposed method obtains excellent performance in objective evaluation and subjective visual effect.

Keywords: infrared image, super-resolution, group sparse, dictionary learning

PACS: 42.30.Wb, 42.30.Va, 07.05.Pj

DOI: [10.7498/aps.63.044202](https://doi.org/10.7498/aps.63.044202)

* Project supported by the National Natural Science Foundation of China (Grant Nos. 61162022, 61362036), the Natural Science Foundation of Jiangxi Province, China (Grant No. 20132BAB201021), the Jiangxi Science and Technology Research Development Project, China (Grant No. KJLD12098), and the Jiangxi Science and Technology Research Project of Education Department, China (Grant No. GJJ12632).

† Corresponding author. E-mail: dengchengzhi@126.com