

基于稀疏 K-SVD 字典的图像融合方法

葛 澎

(海军装备部驻西安军事代表局, 陕西 西安 710054)

摘 要: 稀疏 K-SVD 算法是一种字典生成方法, 它将解析字典的结构性与学习字典的自适应性进行了有效的结合, 得到的字典对信号具有很好的稀疏表示能力, 理论上, 该字典的性能比其他字典更好. 为了进一步提高图像融合方法的性能, 提出了一种基于稀疏 K-SVD 字典的图像融合方法. 最后通过实验验证了该算法的有效性.

关键词: 稀疏 K-SVD; 解析字典; 学习字典; 图像融合

中图分类号: TP393

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2015)11-0125-04

A Novel Image Fusion Method Based on The Sparse K-SVD Dictionary

GE Peng

(Equipment Department of the Navy Xi'an Military Representative Bureau, Xi'an 710054, China)

Abstract: The sparse K-SVD algorithm is a method that can produce a dictionary combined the structure of the analytical dictionaries and the adaption of the trained dictionaries effectively, resulting a dictionary that has a good sparse representation capability. Theoretically, this method can achieve better result than other methods. In order to further improve the efficiency of the image fusion method, we propose a novel image fusion method based on the sparse K-SVD dictionary. Finally, the experimental results prove the effectiveness of the algorithm.

Key words: sparse K-SVD; analytical dictionary; trained dictionary; image fusion

1 引言

对信号进行稀疏表示可以方便信号的存储及处理, 因此, 信号的稀疏表示理论近年来在图像处理方面的图像去噪、图像重构和图像融合等领域获得了广泛的应用.

文献[1]中提出了一种 SOMP (Simultaneous Orthogonal Matching Pursuit, 并行正交匹配追踪) 算法, 该算法能够对若干信号进行并行的稀疏分解, 可以非常有效地提高信号分解的稳定性及可重构性, 可用的字典分为两种, 解析字典 (如 DCT 字典) 和学习字典 (如 K-SVD 字典), 其中, 解析字典通过数学模型计算得到, 结构性比较好, 并且具有快速数值计算的方法, 但它不具有自适应性, 不能够根据训练样本来生成相适应的字典, 而学习字典则是以训

练样本为对象, 通过机器学习推理得到的, 具有较强的自适应性, 很灵活, 但是结构性比较差, 没有相对应的快速数值计算方法, 计算效率比较低.

文献[2]中提出了一种稀疏 K-SVD 字典生成算法, 该算法使用一般的解析字典对字典进行稀疏分解, 可以将解析字典的结构性优势和学习字典的自适应性优势进行有效的结合, 该算法生成的字典对信号具有非常好的稀疏表达能力, 它在文献[2]中是用来去除图像噪声的, 取得了较好的效果.

本文提出了一种基于稀疏 K-SVD 字典的图像融合方法, 该方法的融合效果比基于解析字典的图像融合方法和基于学习字典的图像融合方法都好.

2 稀疏 K-SVD 算法

稀疏 K-SVD 算法的算法描述如下所示.

输入: 信号 $X \in R^{N \times R}$, 基字典 Φ , 初始化的稀疏字典表示 A_0 , 目标信号稀疏度 t , 目标原子稀疏度 p , 迭代次数 k .

输出: 稀疏字典的表示 A 和信号的稀疏表示 Γ , 要求满足 $X \approx \Phi A \Gamma$.

重复下述过程直到满足停止条件.

(1) 稀疏编码: 对于每一个样本 x_i , 根据如下的目标函数

$$\Gamma_i := \arg \min_{\gamma} \|x_i - \Phi a \gamma\|_2^2 \text{ s. t. } \|\gamma\|_0 \leq t \quad (1)$$

得到样本 x_i 对应的稀疏表示 Γ_i ;

(2) 稀疏字典表示更新: 对 A 中的每一列 A_j 进行如下更新:

$$A_j := 0;$$

$$I := \{\text{信号集合 } X \text{ 中使用原子 } a_j \text{ 的信号的索引号}\};$$

$$g := \Gamma_{j,I}^T;$$

$$g := g / \|g\|_2;$$

$$z := X_I g - \Phi a \Gamma_I g;$$

$$a := \arg \min_a \|z - \Phi a\|_2^2 \text{ s. t. } \|a\|_0 \leq p;$$

$$a := a / \|\Phi a\|_2;$$

$$A_j := a;$$

$$\Gamma_{j,I} := (X_I^T \Phi a - (\Phi a \Gamma_I)^T \Phi a)^T$$

稀疏 K-SVD 算法的流程图如图 1 所示.

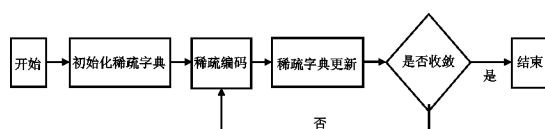


图 1 稀疏 K-SVD 算法的流程图

3 基于稀疏 K-SVD 字典的图像融合方法

基于稀疏 K-SVD 字典的图像融合方法主要包括以下步骤:

(1) 对图像 I_k 进行划分: 以 $\sqrt{n} \times \sqrt{n}$ 大小的块, 以光栅扫描的顺序逐像素对图像进行划分, 划分后将每个块进行拉直, 得到一个矩阵 $\{v_k^i\}_{i=1}^{n \times ((M-\sqrt{n}+1) \cdot (N-\sqrt{n}+1))}$, 其中, k 为待融合图像的标号, i 为列向量的标号, n 为列向量的维数, $M \times N$ 为待融合图像的大小.

(2) 对于在同一位置 i 处的 K 个不同图像中的向量 $\{v_k^i\}_{k=1}^K$, 以稀疏 K-SVD 算法生成的字典为

SOMP 算法使用的字典, 对各向量进行稀疏分解, 得到各自的稀疏表示 $\alpha_1^i, \alpha_2^i, \dots, \alpha_K^i$.

(3) 按照绝对值最大原则, 求得融合后的位置 i 处的稀疏分解系数:

$$\alpha_F^i(t) = \alpha_{\vec{k}}^i(t), \vec{k} = \arg \max_{k=1,2,\dots,K} (|\alpha_k^i(t)|) \quad (2)$$

进一步可以得到融合后的向量 $v_F^i = D \alpha_F^i$, 其中, F 为融合后的图像, D 为字典.

(4) 得到融合后的图像 I_F : 把融合后得到的向量 v_F^i 重排成 $\sqrt{n} \times \sqrt{n}$ 的块, 放在融合图像位置 i 处, 对每个向量 v_F^i 做同样的处理, 最后, 对每个像素点处取该位置所有像素值的平均值.

其中, 使用稀疏 K-SVD 算法产生字典时的参数设置为: DCT 基字典的大小为 $(\sqrt{n} \times \sqrt{n}) \times 100$, n 为 64, 目标原子的个数为 200, 目标信号的稀疏度为 20, 目标原子的稀疏度为 10, 迭代次数为 10. 在使用 SOMP 算法对信号进行稀疏分解的时候, 迭代终止的条件可以根据实际需求设定为一定的迭代次数或者信号残差的阈值.

基于稀疏 K-SVD 字典的图像融合方法见图 2.

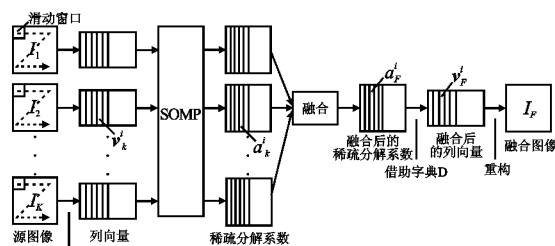


图 2 基于稀疏 K-SVD 字典的图像融合方法

4 评价准则

对于图像融合的效果, 不同的观察者得到的结论一般是不一致的, 这是因为不同的观察者他们的兴趣点是不同的^[3], 因此, 对图像融合的效果进行评价时, 仅仅靠主观评价是远远不够的, 还需要使用一定的客观评价准则对融合结果进行客观评价.

本文使用的客观评价准则如下所示.

(1) 互信息 (Mutual Information, MI)

$$MI_{af} = H_a + H_f - H_{af}$$

$$MI_{bf} = H_b + H_f - H_{bf}$$

$$MI = MI_{af} + MI_{bf} \quad (3)$$

式中, H_a 、 H_b 和 H_f 分别为图像 A、图像 B 和图像 F

的信息熵, H_{af} 和 H_{bf} 分别为图像 A 和图像 B 与图像 F 的联合信息熵。

$MI^{[4]}$ 是一种有用的信息度量,指两个事件集合之间的相关性。 Y 与 X 之间的互信息表示当接收到 Y 以后能够获得的信源 X 的信息量。互信息越大,说明融合后的图像从待融合图像中所获得的信息量越大,就可以认为融合图像效果越好。

(2) $Q^{AB/F}$

$$Q_g^{AF}(n, m) = Q_g^{AF}(n, m)Q_a^{AF}(n, m)$$

$$Q_g^{BF}(n, m) = Q_g^{BF}(n, m)Q_a^{BF}(n, m)$$

$$Q^{AB/F} =$$

$$\frac{\sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M (Q_g^{AF}(n, m)w^A(n, m) + Q_g^{BF}(n, m)w^B(n, m))}{\sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M (w^A(n, m) + w^B(n, m))} \quad (4)$$

式中, $Q_g^{AF}(n, m)$ 、 $Q_a^{AF}(n, m)$ 和 $w^A(n, m)$ 分别为在像素点 (n, m) 处的边缘强度、方向保护值和 $Q^{AF}(n, m)$ 的权重。

$Q^{AB/F[5]}$ 是评价待融合图像 A 、待融合图像 B 和融合后的图像 F 之间的结构相似度的一种准则。它的值越大,融合效果就越好。

(3) 标准差 (Standard Deviation, SD)

$$SD = \sqrt{\frac{1}{M \times N} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (P(i, j) - \mu)^2} \quad (5)$$

式中, (i, j) 为图像的像素点坐标, $M \times N$ 为图像大小, μ 灰度均值。

$SD^{[6]}$ 描述了像素点与灰度均值的离散程度。它的值越大,说明图像的灰度分布越分散,融合效果就越好。

(4) 平均梯度 (Average Grades, AG)

$$g =$$

$$\frac{[F(i, j) - F(i + 1, j)]^2 + [F(i, j) - F(i, j + 1)]^2}{2} \quad (6)$$

式中, (i, j) 为图像的像素点坐标, $M \times N$ 为图像大小。

$AG^{[7]}$ 表征图像的纹理变化特征和微小细节反差表达能力,同时,也反映了图像的清晰度。它的值越大,融合图像就越清晰。

5 实验结果及分析

图 3(a)和图 3(b)所示为待融合图像,大小均为 256×256 ,图 3(a)所示为右聚焦图像,图 3(b)所示

为左聚焦图像,图 3(c)、图 3(d)和图 3(e)分别为采用不同融合方法得到的融合结果图,表 1 中显示的是由不同的融合方法得到的融合结果图在客观准则方面的对比。



(a) 右聚焦图像

(b) 左聚焦图像



(c) 基于DCT

(d) 基于KSVD

(e) 基于SKSVD

图 3 实验图组一

表 1 实验图组一的客观评价准则对比

	MI	$Q^{AB/F}$	SD	AG
DCT_SOMP	6.685 7	0.681 3	51.964 3	6.120 3
KSVD_SOMP	6.745 6	0.686 7	51.752 2	6.060 5
SKSVD_SOMP	6.758 7	0.687 3	52.478 4	6.299 5

由表 1 可以看出,本文提出的方法得到的融合结果图在信息量、结构相似度、灰度分布和清晰度方面表现都是最好的,说明本文提出的基于稀疏 KSVD 字典的融合方法较之基于 DCT 字典的融合方法和基于 KSVD 字典的融合方法,融合结果是最好的。

图 4(a)和图 4(b)所示为待融合图像,大小均为 256×256 ,图 4(a)表示可见光图像,图 4(b)表示红外图像,图 4(c)、图 4(d)和图 4(e)分别为采用不同融合方法得到的融合结果图,表 2 中显示的是由不同的融合方法得到的融合结果图在客观准则方面的对比。

表 2 实验图组二的客观评价准则对比

	MI	$Q^{AB/F}$	SD	AG
DCT_SOMP	3.044 6	0.437 9	50.726 8	6.869 6
KSVD_SOMP	3.077 2	0.406 7	49.708 8	5.717 0
SKSVD_SOMP	3.326 1	0.452 5	50.734 3	6.877 8

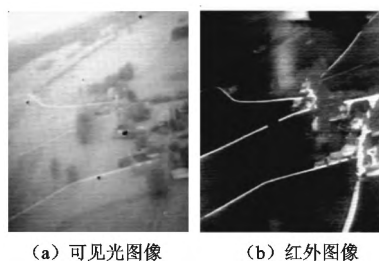


图4 实验图组二

由表2可以看出,本文提出的方法得到的融合结果图在信息量、结构相似度、灰度分布和清晰度方面表现都是最好的,说明本文提出的基于稀疏KSVD字典的融合方法较之基于DCT字典的融合方法和基于KSVD字典的融合方法,融合结果是最好的。

由上述两组图表可以看出,本文提出的基于稀疏K-SVD字典的图像融合方法较之基于解析字典的图像融合方法和基于学习字典的图像融合方法性能更好,得到的融合结果更好。

6 结束语

本文首先介绍了一种字典生成方法,称为稀疏K-SVD算法,在该算法的基础上,本文提出了一种基于稀疏K-SVD字典的图像融合方法,它能够将

解析字典的结构性优势和学习字典的自适应性优势进行有效的结合,能够对信号进行更加有效的稀疏表示.通过与基于解析字典的图像融合方法和基于学习字典的图像融合方法进行实验对比,可以看出,本文方法确实比传统图像融合方法效果更好,值得深入研究。

参考文献:

- [1] Yang B, Li S. Pixel-level image fusion with simultaneous or thogonal matching pursuit[J]. Information Fusion, 2012, 13(1): 10-19.
- [2] Ron Rubinstein, Michael Zibulevsky, Michael Elad. Double Sparsity: Learning Dictionaries for Sparse Signal Approximation[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2010, 58(3): 1553-1564.
- [3] 阳方林,郭红阳,杨风暴. 像素级图像融合效果研究方法研究[J]. 测试技术学报, 2002, 16(4): 276-279.
- [4] Qu GH, Zhang D L, Yan P F. Information measure for performance of image fusion[J]. Electronics Letters, 2002, 38(7): 313-315.
- [5] Xydeas C S, Petrovic V. Objective image fusion performance measure[J]. Electronics Letters, 2000, 36(4): 308-309.
- [6] Liangmei Hu, Jun Gao, Kefeng He. Research on quality measures for image fusion[J]. Acta Electronica Sinica, 2004, 32(12): 68-73.
- [7] Petrovic. Subjective tests for image fusion evaluation and objective metric validation[J]. Information Fusion, 2007, 8(2): 208-216.

作者简介:

葛 澎 男, (1968-), 高级工程师. 研究方向为计算机测控、网络安全. E-mail: ge.peng@263.net.