

采用冗余字典稀疏表达的红外与水汽云图融合

王雷, 金炜*, 何艳

(宁波大学 信息科学与工程学院, 浙江 宁波 315211)

摘要: 卫星云图作为典型的多光谱遥感图像, 因各个传感器成像波段的差异, 致使云图间既有一定的相关性, 又存在一定的差异, 故可认为云图包含 2 种特征: 共性特征和个性特征. 一种稀疏表示的云图融合方法, 能够把多幅云图在一个完备字典上进行稀疏表示, 使用稀疏系数作为云图的特征, 然后对不同图像的个性特征根据稀疏系数向量的 1 范数决定权重因子, 融合云图可以由共性特征和融合后的个性特征联合表示. 实验表明, 该方法的融合云图无论在客观指标还是视觉效果上都优于传统方法, 蕴藏了更为丰富的天气信息.

关键词: 卫星云图; 冗余字典; 稀疏表示; 云图融合

中图分类号: TP391.1

文献标志码: A

文章编号: 1001-5132 (2014) 03-0032-05

不同角度的天气信息往往蕴含在不同通道的气象云图中, 如红外通道通过测量云顶或地表的红外辐射成像, 该类云图反映了云顶或地表的温度特征, 故红外云图在昼夜均可获得, 图像灰度取决于云顶或地表的温度. 可见光通道通过探测云体或地表对太阳辐射的反射量成像, 故这种云图只能在夜间得到, 图像灰度依赖于云顶或地表的反射率. 水汽通道通过探测水汽层发射的红外辐射量成像, 虽然在图像中仍表现为温度特征, 但是水汽云图反映了不同发射层的水汽特征, 这类云图在昼夜均可获得, 图像灰度依赖于水汽辐射层的温度^[1]. 为获取卫星云图的全方位信息, 需要综合分析各个云图成像通道. 传统的方法主要是对不同通道分别进行分析, 这无疑会增大工作量. 如果采用数据融合技术, 将不同通道的卫星云图进行融合, 就可能在后续的处理中仅依靠云图本身的特征实现云图信息的分析, 如对流云检测、云分类、降雨预测等, 从而提高云图分析的精确度和处理效率.

图像融合是一种将多幅源图像组合成 1 幅图像的技术, 用于融合的图像间常常包含互补的信息, 所以融合后的图像能够提供更有效的信息. 融

合技术大致可分为决策级、特征级、像素级 3 个层次^[2], 其中像素级融合是目前的主要研究方向, 其融合方法可以分为 2 类: (1)空间域融合, 如简单的像素加权平均; (2)变换域融合, 如基于小波变换的融合. 这 2 类融合算法均包含 3 个步骤: (1)提取图像特征; (2)参照某种规则融合提取的特征; (3)重构图像. 空间域融合方法将图像本身或者部分图像当作图像特征, 变换域融合方法将源图像在某个变换基(如离散余弦变换 DCT)下的变换系数作为图像特征. 融合规则主要包括最大值和加权平均数 2 种方式, 如果选择最大值作为融合特征, 由于丢弃了除最大值以外的特征, 融合图像的轮廓过于清晰以至显得不是很平滑^[3]. 采用加权平均值的融合规则, 所有源图像特征根据携带信息量的多少决定其权重, 融合结果要优于最大值的融合规则. 但是, 加权平均值存在一个严重的不足, 即多个传感器对同一块区域成像, 所成像之间存在一定的相关性. 每一幅图像都包含共性特征和个性特征, 且这 2 部分特征间是相互独立的. 传统的加权平均数融合规则对共性和个性特征使用同一种加权平均数规则, 相当于否定了独立性的存在. 此外, 权重因子应该由个性特征决定而不是由共性

收稿日期: 2013-10-29.

宁波大学学报(理工版)网址: <http://journalg.nbu.edu.cn/>

基金项目: 浙江省自然科学基金(Y1111061); 宁波市自然科学基金(2011A610192).

第一作者: 王雷(1986-), 男, 河北保定人, 在读硕士研究生, 主要研究方向: 数字图像处理. E-mail: wangle558811@163.com

*通信作者: 金炜(1969-), 男, 浙江宁波人, 副教授, 主要研究方向: 数字图像处理. E-mail: jinwei@nbu.edu.cn

和个性特征共同决定^[4]。

笔者借鉴稀疏表示对卫星云图像元良好的分解特征, 提出一种基于耦合稀疏表示的云图融合方法. 将不同通道的云图在过完备字典上进行稀疏分解, 得到源图像的共性特征和各自的个性特征, 然后采用一定的融合规则, 得到融合的共性和个性特征, 重构得到融合云图。

1 稀疏表示模型

1982 年, Huber 首次提出了信号稀疏表示的概念, 但受限于当时的计算能力, 没能得到人们的重视. 2006 年, Candes 和 Donoho 在进行大量相关研究的基础上正式提出压缩传感的概念. 随着压缩传感理论的发展^[5], 在国际信号处理领域和模式识别领域, 信号的稀疏表示(Sparse Representation, SR)理论逐渐成为研究热点之一^[6]. 信号的稀疏表示就是信号可以由其在空间中的少数基向量线性表示. 从数学的角度看, 就是将信号在某一空间中进行线性分解。

设 $y \in R^n$ 是一个列信号, $\Psi \in R^{m \times k}$ ($n < k$) 是由向量集合 $(d_1, d_2, \dots, d_k)$ 张成的变换空间. 不同于传统的正交基变换空间, Ψ 总是过完备的, 因此 Ψ 被称为冗余字典. y 可以表示成 Ψ 的线性组合 $y = x_1 d_1 + x_2 d_2 + \dots + x_k d_k$. 用矩阵表示为 $y = \Psi \phi$, $\phi^T = (x_1, x_2, \dots, x_k)$ 是系数向量. 若系数 ϕ^T 中大部分值为 0 或者接近 0, 就认为上述线性组合是一个稀疏表达, 其模型如图 1 所示。

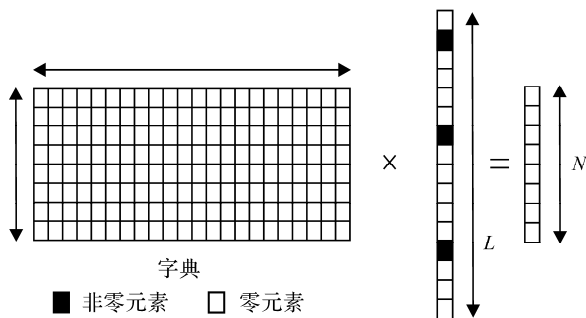


图1 稀疏表示模型

将稀疏性约束引入不确定方程的求解, 得到稀疏正规化下的稀疏编码问题:

$$\hat{\phi} = \argmin \|\mathbf{y} - \Psi\phi\|_2^2 \text{ s.t. } \|\phi\|_0 \leq T, \quad (1)$$

其中: $\hat{\phi}$ 是 y 的稀疏表示, T 是稀疏阈值, 即 ϕ 中非 0 值的个数最多为 T 。

(1)式在很多文献中都有研究, 且被证明是一个 NP 难问题, 但是可以通过不同的方法逼近. 通常使用 l1-minimization 来逼近^[8], 这时(1)式可以用(2)式代替:

$$\hat{\phi} = \min_{\phi} \|\phi\|_1 \text{ s.t. } \|\mathbf{y} - \Psi\phi\|_2 \leq \varepsilon, \quad (2)$$

其中: ε 表示误差容限, 即重构与原始信号的差值。

稀疏表示方法采用具有一定冗余度的过完备基函数取代传统的正交基函数, 在冗余空间(也就是冗余字典)里使用少量元素表征原始信息. 根据线性代数相关理论, 大量数据在分布上近似于高斯分布. 为保证本研究方法具有广泛的适用性, 笔者构造了一个冗余正交的高斯矩阵作为冗余字典, 在此字典上对源图像进行稀疏分解, 获取图像彼此分离的共性和个性特征。

2 稀疏表示的云图融合

云图融合主要由 3 步组成: (1)提取源图像的特征. (2)采用一定的融合规则得到融合特征. (3)基于融合特征重构 1 幅融合云图。

令 z_i ($1 \leq i \leq k$) 表示源图像, ϕ_i 表示源图像特征, 二者的关系可以表示为^[9]:

$$z_i = f(\phi_i). \quad (3)$$

对于空间域融合, ϕ_i 就是源图像本身或者其中一部分. 对于变换域融合, ϕ_i 就是变换系数. 如上所述, 采用加权平均值融合规则的融合云图质量上要优于取最大值的融合规则. 为了克服加权平均值融合规则的不足, 首先需要分离源图像的共性特征和个性特征。

2.1 共性特征和个性特征的提取

令 ω_i ($\sum_{i=1}^k \omega_i = 1$) 表示权重系数, 融合后的云图可以表示为:

$$z_f = f\left(\sum_{i=1}^k \omega_i \phi_i\right), \quad (4)$$

因为源图像之间存在相关性, 源图像的特征均由 2 部分组成: 存在于所有源图像中的共性特征 ϕ^C 和各个源图像特有的个性特征 ϕ_i^U , 即:

$$\phi_i = \phi^C + \phi_i^U, \quad (5)$$

(4)式可以写成:

$$z_f = f\left(\sum_{i=1}^k \omega_i (\phi^C + \phi_i^U)\right) =$$

$$f\left(\varphi^C + \sum_{i=1}^k \omega_i \varphi_i^U\right)u, \quad (6)$$

从(6)式可以看出, 权重因子 ω_i 的大小取决于 φ_i^U 而不是 φ . 除此之外, 为克服加权平均值的不足, 在计算权重因子的大小之前, 必须分离共性特征和个性特征.

为了便于对源图像进行稀疏分解, 笔者将源图像 z_i 基于滑动窗口分成小块, 每块可以展成一维向量, 最终得到一个矩阵 $V_i (1 \leq i \leq k)$, V_i 可以表示成如下形式:

$$V_i = V^C + V_i^U, \quad (7)$$

其中: V^C 表示共性成分, V_i^U 表示个性成分. 对这 2 种成分在同一个冗余字典上进行稀疏分解, 结果如(8)式:

$$V_i = V^C + V_i^U = \Psi \varphi^C + \Psi \varphi_i^U, \quad (8)$$

其中: φ^C , φ_i^U 是稀疏系数矩阵.

将各个分块后的源图像按照(9)式整合成一个矩阵, 那么稀疏分解提取共性和个性特征过程如(9)式:

$$\begin{bmatrix} V_1 \\ \vdots \\ V_k \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \Psi & \Psi & 0 & \cdots & 0 \\ \Psi & 0 & \Psi & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \Psi & 0 & 0 & \cdots & \Psi \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \varphi^C \\ \varphi_1^U \\ \vdots \\ \varphi_k^U \end{bmatrix}, \quad (9)$$

令

$$V = \begin{bmatrix} V_1 \\ \vdots \\ V_k \end{bmatrix}, \quad \bar{\Psi} = \begin{bmatrix} \Psi & \Psi & 0 & \cdots & 0 \\ \Psi & 0 & \Psi & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \Psi & 0 & 0 & \cdots & \Psi \end{bmatrix}, \quad \varphi = \begin{bmatrix} \varphi^C \\ \varphi_1^U \\ \vdots \\ \varphi_k^U \end{bmatrix},$$

(9)式可以简写成(10)式:

$$V = \bar{\Psi} \varphi, \quad (10)$$

根据稀疏表示理论可知:

$$\hat{\varphi}(t) = \underset{\varphi(t)}{\operatorname{argmin}} \|\varphi(t)\|_1 \text{ s.t. } \|\bar{\Psi} \varphi(t) - V(t)\|_2^2 \leq \varepsilon, \quad (11)$$

其中: $V(t)$ 和 $\varphi(t)$ 是矩阵 V 和 φ 的第 t 列, ε 表示误差容限. $\hat{\varphi}(t)$ 可以均分成 $\hat{\varphi}^C$ 和 $\hat{\varphi}_i^U$, 源图像的共性成分和个性成分可以由 $\hat{\varphi}^C$ 和 $\hat{\varphi}_i^U$ 重构得到.

2.2 融合规则

为图像融合, 就是将多幅图像的显著特征融合到 1 幅图像, 为此需要计算单个特征对融合特征

的贡献率. 因为共性特征和个性特征是相互分离的 2 个部分, 所以每 1 块图像的融合稀疏系数有如下形式:

$$\hat{\varphi}_f(t) = \omega^C \hat{\varphi}^C(t) + \sum_{i=1}^k \omega_i^U(t) \hat{\varphi}_i^U(t), \quad (12)$$

其中: $\omega^C(t)$ 和 $\omega_i^U(t) (\sum_{i=1}^k \omega_i^U(t) = 1)$ 是权重因子.

假设存在 m , 使得 $\omega_m^U(t)$ 的值最大, 也就是 $\hat{\varphi}_m^U$ 最接近融合后云图的个性特征, 故可以认为 $\hat{\varphi}_m^U$ 是主要特征, 其余的 $\omega^C(t)$ 是次要特征. 由(5)式和文献[10]可知, $\omega^C(t)$ 和 $\omega_m^U(t)$ 比率应该等于 1, 故 $\omega^C(t) = \omega_m^U(t)$. 又因为共性特征是所有源图像均拥有的特征, 融合后的特征中共性特征前面的系数应为 1, 故(12)式最终具有如下的表现形式:

$$\varphi_f(t) = \frac{1}{\omega^C(t)} (\omega^C \hat{\varphi}^C(t) + \sum_{i=1}^k \omega_i^U(t) \hat{\varphi}_i^U(t)), \quad (13)$$

文献[10-11]指出 $\omega_i^U(t)$ 的值应该由 $\hat{\varphi}_i^U$ 的 l_1 范数 $\|\hat{\varphi}_i^U(t)\|_1$ 决定:

$$n_i(t) = \|\hat{\varphi}_i^U(t)\|_1, \quad (14)$$

$$\omega_i^U(t) = n_i(t) / \sum_{i=1}^k n_i(t), \quad (15)$$

融合后的云图矩阵为:

$$V_f = \Psi \varphi_f, \quad (16)$$

最后, 将 V_f 重新组合成图像形式, 得融合后云图.

3 实验结果及分析

利用本文所提出的融合方法对红外云图和水汽云图(图 2)进行融合, 并将其与像素平均融合法, 小波变换融合法进行对比. 实验图像取自风云二号的 IR1 通道和水汽通道. 为便于处理, 从原始云图中截取 512×512 大小的区域. 为应用本文所提云图融合方法, 首先构造 1 个大小为 64×500 , 正交的高斯矩阵作为冗余字典, 采用滑动窗口技术, 将待融合云图分成 8×8 小块. 所有实验均在 Core(TM) i3-3220 CPU 3.3 GHz, 4G RAM 的 PC 机上完成.

从图 3 可以看出, 融合图像包含了不同通道的云图信息, 充分利用了红外波段和水汽波段的信息互补性, 为后续处理提供了便利. 通过对比, 简单的像素平均融合算法获取的融合图像比较模糊,

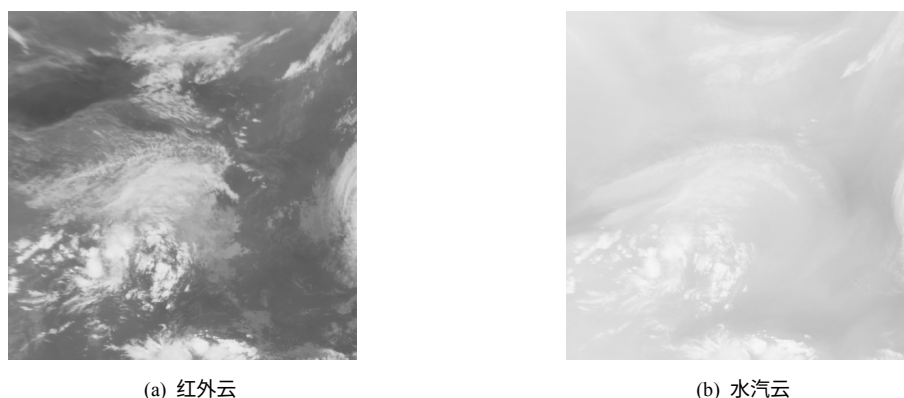


图2 待融合图像

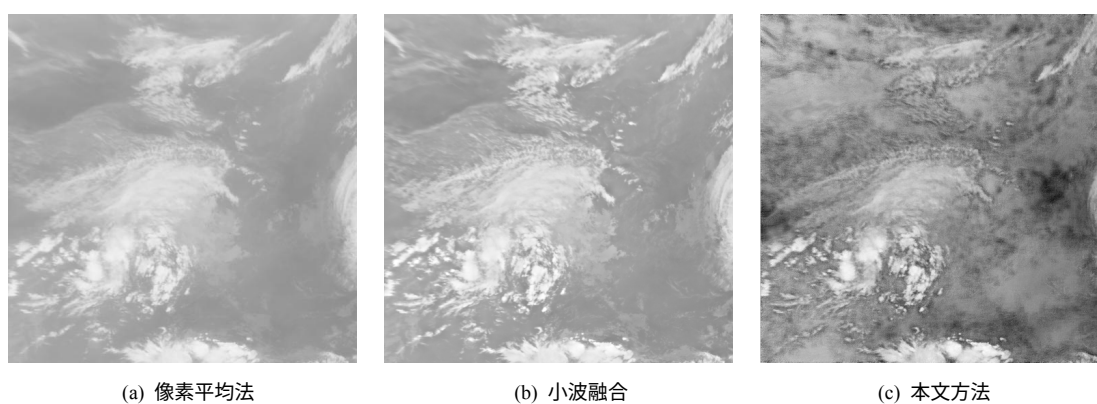


图3 3种融合方法的结果

纹理等细节表达能力较弱,基本没有体现水汽通道的特征.小波变换法的融合图像比像素平均法的融合图像在清晰度上略微改善,但是对水汽云图特征的表现能力依然不够.造成这种现象的主要原因在于云图本身是一种高分辨率遥感图像,单个像元往往包含多个地物目标.一般的变换方法难以有效提取像元的本质特征.此外,水汽通道成像规则,水汽云图在视觉上看来就较为平滑,小波变换等传统方法难以从中提取出水汽云图的纹理信息.采用本文融合方法生成的融合图像未造成图像不均匀、图像模糊等现象,并且红外和水汽通道云图的纹理细节及其云图概貌在融合图像上均有不同程度的体现.此外,采用本文方法融合后的云图保留了源图像各自的个性特征,如和小波变换法融合图像相比较,本文方法很好地保留了红外通道云图较暗的区域,视觉和整体效果更好.

由于缺少标准图像,笔者采用熵、标准差、平均梯度作为客观评价指标.信息熵是衡量图像信息量丰富程度的一个指标,熵值越大,信息量越丰

富^[12].图像的标准差和平均梯度可以反映图像的清晰度,平均梯度和清晰度成正相关关系.因为云图融合的主要目标是在保证一定图像清晰度的前提下,使得云图蕴藏更多的纹理信息,所以标准差和平均梯度的值越大,意味着融合效果越好.

表1为不同融合方法的融合效果指标.从表1可看出,本文提出的方法要优于像素平均法和小波融合法,融合后的云图具有更为丰富的纹理信息,而且由于对共性成分和个性成分采用了不同的融合规则,也在一定程度上保证了融合图像中局部纹理细节的清晰度.

表1 融合质量评价指标

融合方法	熵	标准差	平均梯度
像素平均法	6.283 2	22.556 2	0.006 2
小波变换法	6.374 6	24.617 9	0.010 4
本文方法	7.054 8	32.505 3	0.021 4

4 结语

笔者提出了一种稀疏表示的云图融合方法,

该方法能够在一定程度上克服加权平均数融合规则的不足. 通过对多个源图像进行稀疏分解, 同步提取源图像中的共性特征和个性特征, 得到彼此分离的 2 种特征分量. 对 2 种特征分量应用不同的融合规则. 通过稀疏反变换重构云图. 实验证明, 无论是从主观视觉效果还是客观评价指标, 本文方法的融合效果都优于像素平均和小波变换的融合方法. 但本文是采用稀疏表示方法提取云图特征, 且冗余字典对稀疏系数有一定的影响. 在某种程度上, 冗余字典的选择会影响融合结果的质量, 所以如何构造冗余字典有待进一步研究.

参考文献:

- [1] 余远东. 气象卫星遥感云图和水汽图的图像处理及强云团识别[D]. 武汉: 武汉理工大学, 2007.
- [2] 秦云霞. 图像融合算法研究[D]. 兰州: 兰州大学, 2010.
- [3] 李栋, 王敬东, 李鹏. 基于 NSCT 变换和小波变换相结合的图像融合算法研究[J]. 光电子技术, 2011, 31(2): 87-93.
- [4] Yu Nannan, Qiu Tianshuang, Bi Feng, et al. Image features extraction and fusion based on joint sparse representation[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2011, 5(5):1074-1081.
- [5] 带琼海, 付长军, 季向阳. 压缩感知研究[J]. 计算机学报, 2011, 34(3):426-434.
- [6] 王雷, 金伟, 刘箴, 等. 融合 2D-PCA 及稀疏表示的掌纹识别方法[J]. 光电工程, 2012, 39(10):59-66.
- [7] Yang J, Zhang Y. Alternating direction algorithms for l1-problems in compressive sensing[J]. SIAM Journal on Scientific Computing, 2011, 33(1):250-278.
- [8] 张建勋, 牛文宾, 张凯文. 一种改进的基于小波变换的图像融合算法[J]. 重庆理工大学学报, 2012, 26(1): 61-65.
- [9] 陈珪佳, 张永平, 田建艳. 基于分块过完备稀疏表示的多聚焦图像融合[J]. 电视技术, 2012, 13(36):48-52.
- [10] 朱亚萍. 基于超完备字典稀疏表示的图像融合[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2012.
- [11] 胡根生, 梁栋, 孔颖. 基于支持向量值轮廓波变换的遥感影像融合[J]. 电子学报, 2010, 38(6):1287-1292.

Infrared and Water Vapor Cloud Image Fusion Using Redundant Dictionary Sparse Representation

WANG Lei, JIN Wei*, HE Yan

(College of Information Science and Engineering, Ningbo University, Ningbo 315211, China)

Abstract: In this paper, a method of the cloud image fusion based on sparse representation is presented. For the typical multi-spectral remote sensing images, there is not only a certain correlation between clouds, but also a certain difference due to the varying sensor imaging spectrum. So in this research, we consider two characteristics with each cloud, that is, common features and individual traits. First we sparsely decompose the cloud image according to a complete dictionary and use the sparse coefficients as the characteristic of the cloud. Then, we use 1 norm of sparse coefficient vectors belonging to different cloud images to determine weighting factor for the individual traits. The fused cloud image can be expressed by the common features and the fused individual traits. Experiments show that the fused cloud image based on the sparse representation is better than the traditional method in both the objective indicators and visual effect, and contain more helpful weather information.

Key words: satellite image; redundant dictionary; sparse representation; cloud image fusion

(责任编辑 史小丽)