

doi: 10. 6046/gtzyyg. 2018. 04. 09
引用格式: 孙小芳. PCA 联合字典的稀疏系数 NMF 融合[J]. 国土资源遥感,2018,30(4):56 – 61. (Sun X F. Sparse coefficient NMF fusion via PCA united dictionary [J]. Remote Sensing for Land and Resources ,2018,30(4):56 – 61.)

PCA 联合字典的稀疏系数 NMF 融合

孙小芳

(闽江学院地理科学系,福州 350121)

摘要: 为了减少混合像元对字典建立的影响,结合在线字典学习法与主成分分析(principal component analysis , PCA)法提取全色与各分解影像字典的第一主成分分量构成 PCA 联合稀疏字典。该字典包括多光谱影像特征与高空间分辨率影像特征,同时考虑到了混合像元问题。使用 PCA 联合稀疏字典进行正交匹配追踪法(orthogonal matching pursuit ,OMP)计算,分别得到全色与多光谱影像的稀疏系数,采用非负矩阵分解(nonnegative matrix factor , NMF)融合算法得到融合影像的稀疏系数,进行重构生成融合影像。对字典矩阵大小的研究,考虑到重构图像的均方根误差与计算机运算的限制,最终确定稀疏字典矩阵大小为 64 像元×480 像元。采用 5 种定量融合评定指标对本文方法与联合字典 NMF 方法、小波方法和 PCA 方法的影像融合结果进行分析比较,结果表明本文方法既可提高融合影像的纹理细节信息,也能较好地保持多光谱信息,获得更好的融合效果。

关键词: PCA 联合稀疏字典; 在线字典学习法; OMP 算法; NMF 融合

中图法分类号: P 23 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001 – 070X(2018)04 – 0056 – 06

0 引言

稀疏表达又称为稀疏分解,用冗余函数构造稀疏字典,在影像融合中对高、低空间分辨率影像分别计算稀疏系数,通过算法生成融合影像的融合稀疏系数,进而结合稀疏字典完成影像稀疏融合^[1]。基于稀疏思想的融合中,稀疏字典与融合稀疏系数的生成是 2 个研究重点。

稀疏字典从用途来看,可分成待融合影像的稀疏字典与融合结果影像的稀疏字典。待融合影像是指用于融合的高、低空间分辨率影像,该类字典的来源有 2 种: ①将标准正交基级联得到超完备字典,通常包括傅里叶变换、小波变换、离散余弦变换、Gabor 滤波、曲线波以及轮廓波等,例如将同一空间位置对应的同方向跨尺度小波基函数的线性组合作为新的基函数^[2]; ②通过待融合影像的样本学习来构造过完备字典,参与字典学习的样本类型包括随机选择样本^[3]、基于影像分割或分类所产生的区域影像建立样本^[4]、基于随机共振和自适应的稀疏域选择样本^[5]及选择纯像元建立字典学习样本^[6]等。融合结果影像的字典除了各种标准正交基函数外,

还包括以下 3 类: ①采用多光谱影像字典,例如在 MODIS 与 ETM + 影像融合中,由 MODIS 影像提供融合影像的字典^[6]; ②采用高空间分辨率影像字典,例如 SPOT 与 TM 影像融合中,融合字典由 SPOT 影像字典提供^[7]; ③基于多光谱字典与高空间分辨率影像字典利用规则生成融合字典,该种融合字典生成的方法包括正则项建立优化函数求融合字典^[8-10]、对各种聚类子字典采用主成分分析(principal component analysis ,PCA)方法构造融合字典^[11]、利用融合字典与高空间分辨率影像字典存在的权重关系及融合字典与多光谱字典存在的模糊滤波关系构建融合字典^[8]以及随机选择高空间分辨率影像与多光谱影像样本建立联合字典^[3]。

目前字典的生成多数直接来源于影像样本,但由于遥感影像的空间分辨率限制,在地物复杂地区大多数影像存在着混合像元问题,这使得字典的精度受到一定影响。2014 年 Huang 等^[6]利用 MODIS 影像中的纯像元建立字典,但是 MODIS 影像中各种地类的纯像元个数较少,影响了字典的应用效果。为了减少混合像元对字典建立的影响,本研究在像元线性分解影像中利用在线字典学习法建立字典,通过提取分解影像字典与全色影像字典的主成分分

收稿日期: 2017 – 09 – 14; 修订日期: 2017 – 11 – 25
基金项目: 国家自然科学基金项目“基于 MODIS BRDF 产品的叶片聚集度系数遥感反演与验证”(编号: 41271354)、福建省科技厅项目“基于高光谱特征与目标分割的城市地物识别研究”(编号: 2015J01627)和闽江学院资助项目“基于稀疏的高光谱与高分辨率遥感融合与解混”(编号: MYK17013)共同资助。
作者简况: 孙小芳(1973 –),女,副教授,主要从事遥感图像处理、高光谱与高空间分辨率遥感方面的研究。Email: sunxf99@ 163. com。

量建立 PCA 联合稀疏字典,融合影像的稀疏系数采用非负矩阵分解(nonnegative matrix factor,NMF)融合多光谱影像与全色影像的稀疏系数生成。

1 基本理论

1.1 稀疏分解

利用尽量少的原子影像块与非零值稀疏系数来完全或近似地表达原始影像的方式,就是影像稀疏表达。该种表达方式将影像投影到由稀疏字典组成的特征空间,影像的信息集中在较少的原子影像块中,非零值稀疏系数表明了影像的内部结构及特

$$\mathbf{y} = \mathbf{y}_M + \mathbf{x}_r = \sum_{N=1}^M \langle \mathbf{R}^N \mathbf{x}_r d_N \rangle d_N + \mathbf{R}^M \mathbf{x} = \mathbf{D} \cdot \boldsymbol{\alpha} + \mathbf{R}^M \mathbf{x} \quad , \quad (2)$$

式中: $\mathbf{y}_M$ 为原始信号 $\mathbf{y}$ 的逼近信号; $\mathbf{x}_r$ 为残差分量; d_N 为给定稀疏字典 $\mathbf{D} \in \mathbf{R}^{M \times N}$ 中的一个原子; $\langle \mathbf{R}^N \mathbf{x}_r d_N \rangle$ 为信号在 d_N 上的投影,构成信号在稀疏字典 $\mathbf{D}$ 上的稀疏系数 $\boldsymbol{\alpha}$; $\mathbf{R}^M \mathbf{x}$ 对应残差分量 $\mathbf{x}_r$ 。

为了求解最优 $\boldsymbol{\alpha}$,且满足残差分量 $\mathbf{x}_r$ 达到最小,将式(2)转换为

$$\text{ArgMin} \quad \|\boldsymbol{\alpha}\|_0 \text{ s. t. } \left| \sum_{N=1}^M d_N \alpha_N - \mathbf{y} \right|_2 \leq \varepsilon \quad , \quad (3)$$

式中: $\|\boldsymbol{\alpha}\|_0$ 为 $\boldsymbol{\alpha}$ 的 l_0 范数; α_N 为给定稀疏字典中的一个稀疏系数; Ω_M 为稀疏字典大小; ε 为误差总和。式(3)表明在最小均方误差约束条件下,求解稀疏系数的最少个数。由于 l_0 范数的非凸性,为了求解这个 NP-hard 问题,学者通常用 l_1 范数近似代替 l_0 范数。

1.2 NMF 融合

利用 NMF 算法将原始影像 $\mathbf{V}$ 分解成基向量 $\mathbf{W}$ 和权重系数矩阵 $\mathbf{H}$,当 $\mathbf{W}$ 的秩 r 与数据集的特征空间维数一致时,那么得到的 $\mathbf{W}$ 是对 $\mathbf{V}$ 最有效的体现,既反映了影像 $\mathbf{V}$ 中最基本的特征,同时有效抑制了影像的噪声。利用 NMF 的这种特性,可以完成

征^[12]。基于高度非线性逼近理论的稀疏表达公式中包含 2 个系数:一是根据信号的特点构造的原子库即过完备字典 $\mathbf{D}$;二是从字典中找到最佳线性组合所用到的稀疏系数 $\boldsymbol{\alpha}$ ^[13-14]。

对于信号 $\mathbf{y} = \{y_i\}_{i=1}^M \in \mathbf{R}^M$,在稀疏字典 $\mathbf{D} = \{d_1, d_2, \dots, d_N\} \in \mathbf{R}^{M \times N} (M < N)$ 下的理想稀疏表示系数设为 $\boldsymbol{\alpha} = \{\alpha_i\}_{i=1}^N \in \mathbf{R}^N$,式中 M 和 N 为信号的行数和列数。则有

$$\mathbf{y} = \mathbf{D} \cdot \boldsymbol{\alpha} \quad . \quad (1)$$

由于实际处理的信号通常带有噪声,影像稀疏分解过程实际上是一种逼近过程,即

NMF 的影像融合。将待融合的影像按行优先的方式存储成 $\mathbf{V}$,即

$$\mathbf{V} = \begin{bmatrix} \mathbf{v}_1 \\ \mathbf{v}_2 \\ \dots \\ \mathbf{v}_m \end{bmatrix}^T = \begin{bmatrix} \mathbf{I}_1 \\ \mathbf{I}_2 \\ \dots \\ \mathbf{I}_m \end{bmatrix}^T = \begin{bmatrix} I_{1,11} & I_{2,11} & \dots & I_{m,11} \\ I_{1,12} & I_{2,12} & \dots & I_{m,12} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ I_{1,MN} & I_{2,MN} & \dots & I_{m,MN} \end{bmatrix} \quad , \quad (4)$$

式中: $\mathbf{I}_i$ 为待融合的影像, $i=1,2,\dots,m$; M 和 N 分别为每一幅待融合影像的行数和列数,并令 $n=M \times N$,则有 $\mathbf{V} \in \mathbf{R}^{n \times m}$ 。 $\mathbf{V}$ 可近似分解为非负矩阵 $\mathbf{W}_{n \times r}$ 与非负矩阵 $\mathbf{H}_{r \times m}$ 的乘积^[15]。本文的稀疏系数融合是采用逐个多光谱波段与全色波段进行融合,所以选取 $r=1$,即 $\mathbf{W}$ 的维数为 $MN \times 1$ 。融合时采用标准梯度下降法迭代规则求解 $\mathbf{W}$ 和 $\mathbf{H}$,由于 $\mathbf{V} = \mathbf{W} \times \mathbf{H} + \delta$,在每次迭代后计算误差 δ ,若 δ 小于设定的值,则迭代终止。

2 融合算法

本文融合算法的流程如图 1 所示。

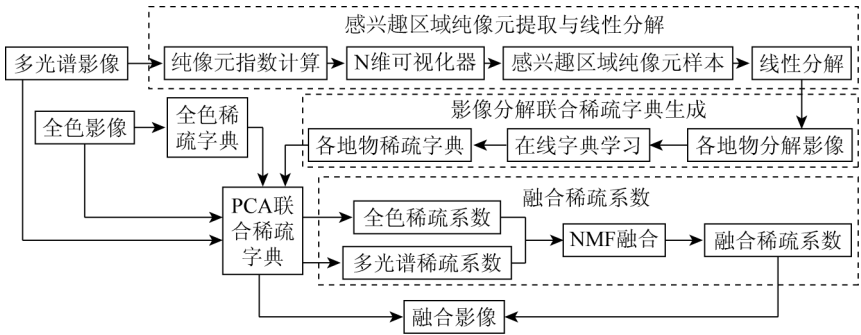


图 1 PCA 联合字典的稀疏系数 NMF 融合

Fig. 1 Sparse coefficient NMF fusion via PCA united dictionary

本研究改进了稀疏字典的生成方法,提出了利用不同地物的线性分解影像作为字典的来源影像。进行线性光谱分解时,所用到的纯像元来源于纯像元指数(pure pixel index, PPI)计算,再利用 N 维可视化器从 PPI 指数计算的像元中提取出感兴趣区域(region of interest, ROI)纯像元,作为线性光谱分解的端元。利用在线字典学习算法分别对各类地物分解影像进行处理,得到各类地物分解影像的稀疏字典,将每一幅分解影像稀疏字典与全色稀疏字典分别进行 PCA 处理并提取第一主成分分量作为 PCA 稀疏字典,并将 8 个 PCA 稀疏字典生成 PCA 联合稀疏字典。利用 PCA 联合稀疏字典与正交匹配追踪(orthogonal matching pursuit, OMP)算法计算多光谱影像与全色影像的稀疏系数,将每一幅多光谱影像的稀疏系数与全色影像的稀疏系数进行 NMF 融合,得到该波段融合影像的稀疏系数,融合影像的稀疏系数与 PCA 联合字典重构生成融合影像。

3 实验与分析

采用 2012 年 8 月 8 日福建赛场的 WorldView - 2 影像数据作为实验数据。该数据拥有 1 个 0.5 m 空间分辨率的全色波段和 8 个 2 m 空间分辨率的多光谱波段,具体包括:海岸波段 B1、红光波段 B2、蓝光波段 B3、红边波段 B4、绿光波段 B5、近红外 1 波段 B6、黄光波段 B7 和近红外 2 波段 B8。数据已完成辐射校正与几何纠正,可以进行影像融合处理,实验影像的大小为 512 像元×512 像元。

在本研究中,稀疏字典的生成是基于地物分解影像。在利用 PPI 指数计算时,对所设定的参数进行调整,最终确定迭代次数为 10 000 次,阈值参数设为 12,得到 3 016 个像元。PPI 指数计算的结果给出了像元作为纯像元的潜在性,但并没有对纯像元的类别做出判断,这时就需要利用 N 维可视化器提取各类别的纯像元。通过观看各角度旋转,找出各方向散点图的尖角,选出作为各种类别的纯像元。本研究最终确定 8 种类别地物:水体、裸土、农田、农作物、林地、不可渗透表面、白色屋顶建筑和蓝色屋顶建筑。将 8 类地物的纯像元样本作为线性分解的端元输入,得到 8 种地物的像元分解影像。

3.1 确定稀疏字典矩阵大小

进行稀疏字典计算时,先要确定稀疏字典的大小。本研究利用多光谱影像的稀疏分解与重构来探讨适合的稀疏字典矩阵大小。利用在线字典学习算法分别对 8 类地物的分解影像进行处理,得到 8 幅

影像的稀疏字典,并将其联合起来,组成联合稀疏字典。一个字典原子的大小为 8 像元×8 像元,在考虑计算机运行能力与影像稀疏分解及重构精度问题的基础上,探讨合适的稀疏字典矩阵大小。设定各幅多光谱影像的字典个数分别为 10, 20, 30, 40, 50 和 60,则对应的联合字典的个数分别为 80, 160, 240, 320, 400 和 480,利用该联合字典与 OMP 算法分别计算各多光谱波段的稀疏系数,利用稀疏系数与联合字典重构各多光谱波段,探讨影像重构均方根误差(root mean square error, RMSE)与字典个数的关系,从而确定本研究的字典个数。

表 1 给出 6 种联合稀疏字典的参数及 8 个波段重构的平均 RMSE,可以看出重构影像平均 RMSE 从 80 个字典的 0.099 下降到 480 个字典的 0.054。说明字典个数对重构影像有着相关性影响,这从图 2 中所表达的 8 个波段的重构 RMSE 中也得到反映。综合考虑运算效率与影像的重构精度,本文选择的联合字典大小为 480,即每个分解影像提供 60 个字典用于建立联合字典。

表 1 字典参数与重构 RMSE

Tab. 1 Dictionary coefficients and RMSE			
联合稀疏字典个数	联合字典(行×列)	稀疏系数(行×列)	重构影像平均 RMSE
80	64×80	80×255 025	0.099
160	64×160	160×255 025	0.067
240	64×240	240×255 025	0.063
320	64×320	320×255 025	0.059
400	64×400	400×255 025	0.058
480	64×480	480×255 025	0.054

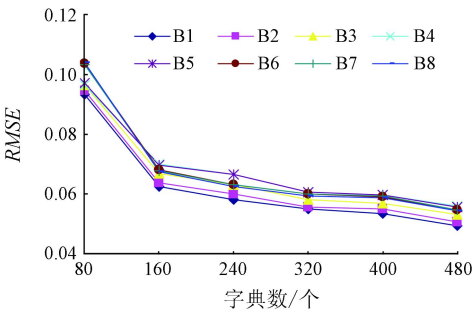


图 2 各波段稀疏重构 RMSE

Fig. 2 RMSE of reconstructed image bands

3.2 PCA 联合稀疏字典

利用在线字典学习法生成 8 个分解影像的字典与全色影像字典。利用 PCA 算法计算各分解影像稀疏字典与全色稀疏字典,取第一主成分分量作为 PCA 联合稀疏字典。图 3 分别为直接利用 8 个分解影像的字典组成的联合字典以及依次对 8 个分解影像进行处理后得到的 PCA 联合稀疏字典。

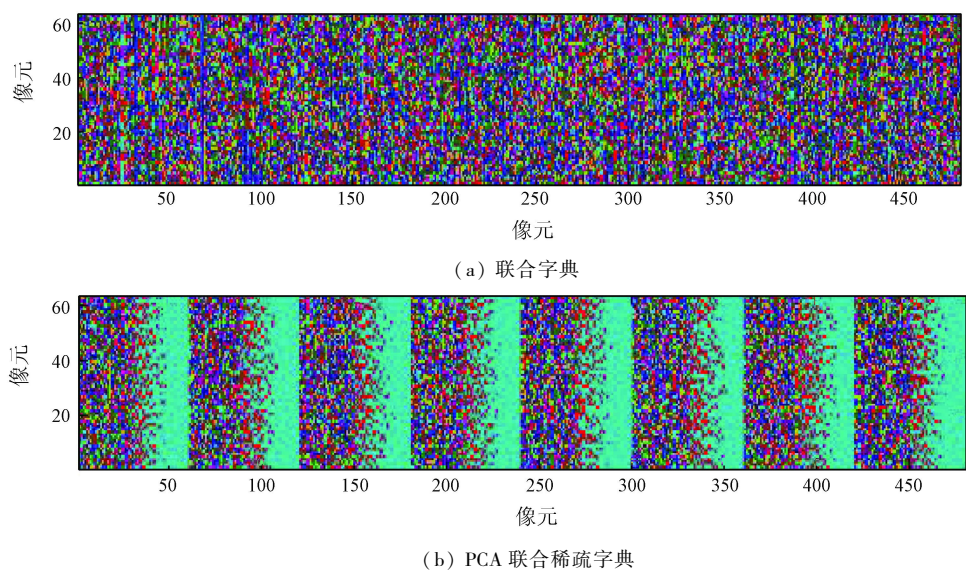


图 3 联合字典与 PCA 联合稀疏字典

Fig. 3 United dictionary and PCA united sparse dictionary

影像的方差可以反映影像的信息量,比较 PCA 联合稀疏字典与联合字典的方差(表 2)可知,经过 PCA 处理得到的各影像字典及影像联合字典的方差值均大于未经 PCA 处理的字典,说明经过 PCA 处理的字典融合进了全色影像字典的主要信息,从而保证 PCA 联合稀疏字典能代表影像中主要特征。

表 2 联合字典与 PCA 联合稀疏字典的方差比较

Tab. 2 Comparison of variance of united dictionary and PCA united sparse dictionary

字典	方差	字典	方差
分解影像 1 字典	0.062	PCA 影像 1 字典	0.072
分解影像 2 字典	0.055	PCA 影像 2 字典	0.066
分解影像 3 字典	0.068	PCA 影像 3 字典	0.078
分解影像 4 字典	0.068	PCA 影像 4 字典	0.077
分解影像 5 字典	0.062	PCA 影像 5 字典	0.072
分解影像 6 字典	0.071	PCA 影像 6 字典	0.080
分解影像 7 字典	0.072	PCA 影像 7 字典	0.081
分解影像 8 字典	0.074	PCA 影像 8 字典	0.083
联合字典	0.067	PCA 联合稀疏字典	0.076

3.3 融合影像评价

利用 PCA 联合稀疏字典完成多光谱波段(图

4(a))与全色波段(图 4(b))的 OMP 计算,分别得到各个多光谱波段与全色波段的稀疏系数 α 。利用 NMF 融合算法计算每个多光谱波段与全色波段的融合系数 α ,即各个波段融合影像的系数 α ,将该数值乘以 PCA 联合稀疏字典,得到各个融合波段,如图 4(c)。在完成本文提出的融合算法后,利用联合字典进行多光谱与全色稀疏分解,将得到的系数 α 利用 NMF 算法进行融合,得到联合字典的 NMF 融合影像,如图 4(d); 同时为了对比分析本文方法与传统方法的融合效果,分别完成小波融合与经典的 PCA 影像融合,如图 4(e)与图 4(f)。从目视效果上看,本文提出的融合算法与图 4(a)多光谱影像色调较一致,保证了多光谱信息。融合影像的纹理层次丰富与图 4(b)全色影像清晰度接近,信息量增加,同时具有多光谱与高空间分辨率影像的特征。对比其他 3 种融合算法,本文方法所融合的地物光谱表现与实际情况接近,田地、水体和居民区更清晰可辨,更有力地表现了细节。

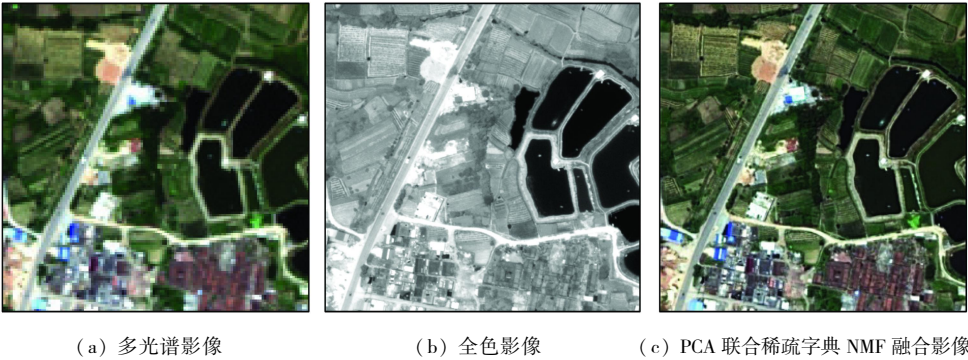


图 4-1 融合影像

Fig. 4-1 Fusion image

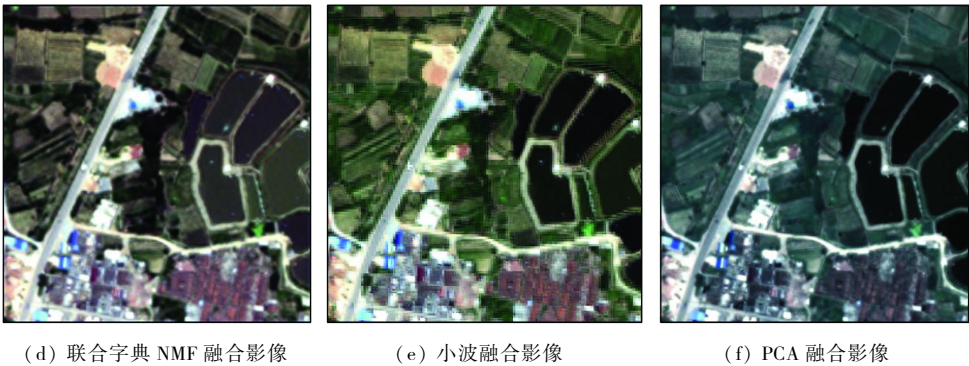


图 4-2 融合影像
Fig. 4-2 Fusion image

通过计算 4 幅融合影像的 5 种定量评价指标来比较本文方法与其他经典方法的融合效果,具体如表 3 所示。

表 3 融合评价指标
Tab. 3 Fusion assessment indexes

评价指标	PCA 联合稀疏字典 NMF 融合	联合字典 NMF 融合	小波融合	PCA 融合
信息熵	7.203	7.027	7.186	7.164
清晰度	13.250	10.565	11.386	10.020
空间频率	22.167	19.232	20.063	18.702
扭曲程度	16.542	28.865	21.465	26.863
偏差指数	0.154	0.284	0.183	0.287

信息熵可以评价影像中信息量的多少,值越高,表示影像的信息越多。可以看出 PCA 联合稀疏字典的 NMF 融合影像具有更多的信息,信息熵值在 4 种方法中最高。清晰度与空间频率是通过相邻像元的差别来反映影像的空间变化频率,表现为细节的反映能力。相较于联合字典 NMF 融合、小波融合与 PCA 融合,本文方法的这 2 个参数指标明显更高,说明本文方法提高了融合影像的纹理细节信息,更加清晰地反映了地物的特征。扭曲程度与偏差指数反映融合影像与多光谱影像的差别程度,值越大说明与原始多光谱影像的差异越大。本文方法的这 2 个指标均小于其他 3 种融合方法,说明本文方法较好地保持了影像的光谱信息。

4 结 论

1) 本研究提出分解地物影像字典与全色影像字典的第一主成分分量构成 PCA 联合稀疏字典。所生成的 PCA 联合稀疏字典既能包含多光谱影像分解地物特征,也包含高空间分辨率影像特征。

2) 利用重构影像与原始影像的 RMSE 探讨合适的字典个数。随着字典个数的增加,重构影像的误差有明显减小的趋势。考虑到重构影像的效率与计算机运算的限制,最终确定稀疏字典个数为 480。

3) 利用 NMF 融合确定融合影像的稀疏系数。该稀疏系数最大限度地保留 2 幅原始影像的信息。采用 5 种定量评价指标分析,本文提出的融合算法包含更多的信息,提高了融合影像的纹理细节,并较好地保持了原始影像的多光谱特征。

参考文献 (References):

[1] 向 旭,李炳南.主元分析中的稀疏性[J].电子学报,2012,40(12):2525-2532.
Xiang K,Li B N. Sparsity in principal component analysis: A survey [J]. Acta Electronica Sinica,2012,40(12):2525-2532.

[2] 梁锐华,成礼智.基于小波域字典学习方法的图像双重稀疏表示[J].国防科技大学学报,2012,34(4):126-131.
Liang R H, Cheng L Z. Double sparse image representation via learning dictionaries in wavelet domain [J]. Journal of National University of Defense Technology,2012,34(4):126-131.

[3] Iqbal M,Chen J. Unification of image fusion and super-resolution using jointly trained dictionaries and local information contents [J]. IET Image Processing,2012,6(9):1299-1310.

[4] 孙玉宝,韦志辉,肖 亮,等.多形态稀疏性正则化的图像超分辨率算法[J].电子学报,2010,38(12):2898-2903.
Sun Y B,Wei Z H,Xiao L,et al. Multimorphology sparsity regularized image super-resolution [J]. Acta Electronica Sinica,2010,38(12):2898-2903.

[5] Liu Y,Wang Z F. Multi-focus image fusion based on sparse representation with adaptive sparse domain selection [C]//2013 Seventh International Conference on Image and Graphics. Qingdao: IEEE,2013:591-596.

[6] Huang B,Song H H,Cui H B,et al. Spatial and spectral image fusion using sparse matrix factorization [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing,2013,52(3):1693-1704.

[7] Song H H,Huang B,Liu Q S,et al. Improving the spatial resolution of Landsat TM/ETM+ through fusion with SPOT5 images via learning-based super-resolution [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing,2014,53(3):1195-1204.

[8] Li S T,Yin H T,Fang L Y. Remote sensing image fusion via sparse representations over learned dictionaries [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing,2013,51(9):4779-4789.

[9] 魏士俨,李群智,马友青,等.虹湾影像超分辨率重建[J].光电工程,2012,39(12):86-90.

Wei S Y, Li Q Z, Ma Y Q, et al. Sinus iridium images super resolution reconstruction [J]. Opto - Electronic Engineering, 2012, 39 (12): 86 - 90.

[10] 张 珏, 徐 斌, 周尚波, 等. 基于稀疏表示的自适应图像超分辨率重建算法[J]. 计算机应用研究, 2013, 30(3): 938 - 941.

Zhang Y, Xu B, Zhou S B, et al. Image super - resolution with adaptive regularization sparse representation [J]. Application Research of Computers, 2013, 30(3): 938 - 941.

[11] 薛模根, 徐国明. 聚类字典下集中式稀疏表示的幻觉脸重建方法[J]. 系统工程与电子技术, 2014, 36(1): 187 - 193.

Xue M G, Xu G M. Hallucinating faces reconstruction method via centralized sparse representation based on clustered dictionary [J]. Systems Engineering and Electronics, 2014, 36(1): 187 - 193.

[12] 何同弟, 李见为. 基于自适应稀疏表示的高光谱遥感图像分类[J]. 系统工程与电子技术, 2013, 35(9): 1994 - 1998.

He T D, Li J W. Hyperspectral remote sensing image classification based on adaptive sparse representation [J]. Systems Engineering and Electronics, 2013, 35(9): 1994 - 1998.

[13] 严春满, 郭宝龙, 易 盟. 自适应字典学习的多聚焦图像融合[J]. 中国图象图形学报, 2012, 17(9): 1144 - 1149.

Yan C M, Guo B L, Yi M. Multi - focus image fusion using adaptive dictionary learning method [J]. Journal of Image and Graphics, 2012, 17(9): 1144 - 1149.

[14] 刘 婷, 程 建. 小波变换和稀疏表示相结合的遥感图像融合[J]. 中国图象图形学报, 2013, 18(8): 1045 - 1053.

Liu T, Cheng J. Remote sensing image fusion with wavelet transform and sparse representation [J]. Journal of Image and Graphics, 2013, 18(8): 1045 - 1053.

[15] 王 斐, 梁晓庚, 崔彦凯, 等. 非负矩阵分解和新轮廓波变换的图像融合[J]. 计算机工程与应用, 2013, 49(5): 150 - 153.

Wang F, Liang X G, Cui Y K, et al. Image fusion combined with NMF and new contourlet transform [J]. Computer Engineering and Applications, 2013, 49(5): 150 - 153.

Sparse coefficient NMF fusion via PCA united dictionary

SUN Xiaofang

(Department of Geography, Minjiang College, Fuzhou 350121, China)

Abstract: In order to reduce the influence of mixed pixel on dictionary , the author has constituted principal component analysis (PCA) united sparse dictionary from the first principal component extracted with sparse dictionary of panchromatic image and unmixing image by the online dictionary learning algorithm and PCA . The sparse dictionary can include multi - spectral image and high - spatial resolution image features , while considering the mixed pixel problem. The sparse coefficients of panchromatic and multi - spectral images are calculated using PCA united sparse dictionary and orthogonal matching pursuit (OMP) algorithm, then the sparse coefficients of fusion image are calculated using nonnegative matrix factor (NMF) fusion algorithm, thus reconstructing fusion image. In consideration of the root mean square error of the reconstructed image and the limitation of computing , research on the dictionary matrix size shows that the final matrix size of sparse dictionary is 64×480 . An analysis of five quantitative assessment indexes demonstrates that more texture details and multi - spectral information can be obtained by the proposed fusion than by united sparse dictionary NMF fusion , wavelet fusion and PCA fusion . The proposed method can obtain better fusion result .

Keywords: PCA united sparse dictionary ; online dictionary learning algorithm ; OMP algorithm ; NMF fusion (责任编辑: 张 仙)