

基于 NMF 的多光谱图像和全色图像融合方法

颜建军, 夏春明, 郑建荣

(华东理工大学机械电子工程研究室, 上海 200237)

摘要: 提出了一种基于非负矩阵分解的多光谱图像与全色图像的融合算法。在非负矩阵分解过程中, 将低分辨率的多光谱图像和高分辨率的全色图像作为原始数据, 非负矩阵分解得到的特征基包含了原始图像的整体特征, 将高分辨率图像与分解得到的特征基中的第一特征基作直方图匹配, 并代替第一特征基。利用特征基进行重构, 得到具有较高的空间分辨率和保持原有多光谱图像的光谱信息的融合图像。主观视觉效果分析和客观统计参数评价分析表明, 基于非负矩阵分解的图像融合方法在性能上优于传统的其他融合方法。

关键词: 图像融合; 非负矩阵分解; 特征基

Multi-spectral Image and Panchromatic Image Fusion Method Based on Non-negative Matrix Factorization

YAN Jian-jun, XIA Chun-ming, ZHENG Jian-rong

(Centre for Mechatronics Engineering, East China University of Science and Technology, Shanghai 200237)

【Abstract】 A new method based on non-negative matrix factorization (NMF) technique is presented for multi-spectral image and panchromatic image fusion. Low resolution multi-spectral image and high resolution panchromatic image are taken as source data in NMF analysis, from which feature bases containing global features of the original images can be extracted. The first feature base is replaced by the adjusted panchromatic image, which is histogram matched to the raw first feature base. Inverse transform (reconstruction) is performed and the fusion image with higher spatial resolution and spectral component is obtained. Visual results and statistical indexes demonstrate the advantage of the proposed NMF-based image fusion method compared to common fusion approaches.

【Key Words】 image fusion; non-negative matrix factorization; feature base

图像融合采用一定的算法, 综合来自相同或不同类型传感器的两个或多个具有互补性的图像信息, 以获得具有更高可信度和清晰度、更好的可理解性及更为全面的新融合图像。它可以从多幅图像中抽取出比任何单一图像更为准确和可靠的信息, 降低了单一图像描述的不确定性和模糊度, 提供了仅依靠单一传感器而无法获得的全面信息。融合后的图像更适合人的视觉感知或计算机的处理。作为一种有效的信息融合技术图像融合, 已经广泛应用于机器视觉、医疗诊断、军事、遥感等领域。

通常, 多光谱图像的光谱分辨率较高, 但空间分辨率比较低; 全色图像则刚好相反。因此, 将多光谱图像和全色图像进行融合, 使融合后的多光谱图像既具有较高的空间细节表现能力又能保留多光谱图像的光谱特性。常用的图像融合方法有PCA变换融合方法^[1]、IHS变换融合方法^[2-3]和小波变换融合方法^[4-6]。

本文提出了一种新的基于非负矩阵分解的多光谱图像与全色图像的融合方法。非负矩阵分解(NMF)是一种矩阵元素都非负条件下的矩阵分解方法^[7]。其非负性限制使该理论具有很强的应用背景, 最成功的应用就是在图像处理领域。由于数字图像分析和处理中的像素一般为非负数, 因此NMF算法得到的结果能直接表达一定的物理意义。

1 非负矩阵分解理论

非负矩阵分解是一种新的矩阵分解方法, NMF问题可描述为^[7-8]: 已知一个非负矩阵 V , NMF要寻找一个非负的 $n \times r$

矩阵 W 和一个非负的 $r \times m$ 矩阵 H , 使满足

$$V \approx W \times H \quad (1)$$

其中, r 满足 $(n+m)r < mn$ 。

式(1)可以写成

$$v^t \approx \sum_{i=1}^r w_i h_i^t = Wh^t, t = 1, \dots, n \quad (2)$$

其中, v^t 和 h^t 是 V 和 H 中相对应的列向量。由于分解后的矩阵中仅包含非负元素, 只允许所获得的数据是原始数据的加性组合, 因此原矩阵中列向量可解释为对 W 矩阵中所有列向量(称为基向量)的加权和, 而权重系数为 H 中对应列向量中的元素。这相当于用相对少的基向量来表示大量的数据向量, 算法所得到的非负基向量组 W 具有一定的线性无关性和稀疏性, 从而使其对原始数据的特征及结构具有相当的表达能力, 因此, 只要适当地选取基向量的维数, 就可以获取原始数据的特征。

对于一个给定矩阵 V , 矩阵 W 和矩阵 H 的最佳选择是要使得的 V 和 WH 之间的重构误差最小, 因此, NMF 的求解问题实际上是个优化问题。平方差函数(欧氏距离)是解决这类问题最常用的目标函数。

$$\begin{aligned} \text{minimize } F &= \sum_{i=1}^n \sum_{u=1}^m (V_{iu} - (WH)_{iu})^2 \\ \text{subject to } W_{iu} &\geq 0, H_{iu} \geq 0, i = 1, \dots, n; u = 1, \dots, m \end{aligned} \quad (3)$$

作者简介: 颜建军(1975 -), 男, 博士、讲师, 主研方向: 图像处理, 信号处理; 夏春明, 博士、副教授; 郑建荣, 博士、教授

收稿日期: 2006-11-09 **E-mail:** jijyan@ecust.edu.cn

对该类问题的求解, Paatero 和 Tapper(1994)给出了梯度下降算法:(1)在每步迭代中固定 H , 对目标函数 W 用梯度下降法进行迭代;(2)变换 W 和 H 的角色, 固定 W , 对目标函数 H 用梯度下降法进行迭代;(3)对 W 的每一列进行归一化。迭代算法如式(4)、式(5)。

$$W_{ia} = W_{ia} \sum_{\mu} \frac{V_{i\mu}}{(WH)_{i\mu}} H_{a\mu} \quad (4)$$

$$W_{ia} = \frac{W_{ia}}{\sum_j W_{ia}}$$

$$H_{a\mu} = H_{a\mu} \sum_i W_{ia} \frac{V_{i\mu}}{(WH)_{i\mu}} \quad (5)$$

按照上述规则, 不断迭代, 直到目标函数式达到局部的最小, 该算法的收敛性在理论上得证^[8]。

2 基于 NMF 的多光谱图像融合算法

设多光谱图像 M , 有 k 个波段, 全色图像 P , 将它们组成一个含有 $k+1$ 个列向量的数据向量集合 $V_{n \times m}$, 其中, $m=k+1$, n 为每副图像中像素的个数, V 可以表示为

$$V = [v_1, v_2, \dots, v_m] = \begin{bmatrix} v_{11} & v_{12} & \dots & v_{1m} \\ v_{21} & v_{22} & \dots & v_{2m} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ v_{n1} & v_{n2} & \dots & v_{nm} \end{bmatrix} \quad (6)$$

原始数据 V 可以近似分解为矩阵 $W_{n \times r}$ 和矩阵 $H_{r \times m}$ 的乘积。假设 v 和 h 是矩阵 V 和 H 所对应的列向量, 则式(1)还可以写成列向量的形式: $v \approx Wh$, 即每一副图像 v 可近似地看作非负矩阵 W 的列向量的非负线性组合。因此非负矩阵 W 可以看作对原始数据 V 进行线性逼近的一组基, 而 H 则是原始数据 V 在基 W 上的非负投影系数。一般情况下, r 小于 m 或 n , 从而 W 和 H 将会小于原始数据 V 。这样就得到了原始数据 V 的一个压缩模型。

基于非负矩阵分解进行多光谱图像和全色图像融合的过程如下:

(1) 有 k 个波段的多光谱图像 M 和全色图像 P , 组成一个数据向量集合 V 。

(2) 由于 3 个特征基一般包含了原始数据 V 的绝大部分信息, 因此选取 $r=3$, 进行非负矩阵分解 $V \approx WH$, 可得到 3 个特征基。

$$W = [w_1, w_2, w_3]$$

基向量组 W 包含了参与融合的图像 $k+1$ 个波段的近似完整信息。因此, 它可以用于源图像的近似再现, 且减少了噪声。

(3) 根据方差大小将 W 的 3 个特征基按降序排列, 得到 W 中方差最大的特征基——第一特征基, 它包含了原始数据 V 的大部分能量和信息。

(4) 将全色图像 P 和 W 的第一特征基进行直方图匹配, 使全色图像 P 与 W 的第一特征基图像有相近的均值和方差。

(5) 用直方图匹配后的全色图像代替 W 的第一特征基, 并进行逆变换 $V' = WH$, 将特征基 W 还原到源图像的像素级上, 就得到了具有丰富细节信息的多光谱融合图像。

3 实验结果与性能比较

为了验证基于非负矩阵分解图像融合方法的有效性, 本文进行了图像融合实验。多光谱图像 ($k=3$) 与全色图像如图 1(a)、图 1(b) 所示, 图像大小 256×256 , 采用不同方法融合的图像如图 1(c)~图 1(f) 所示。

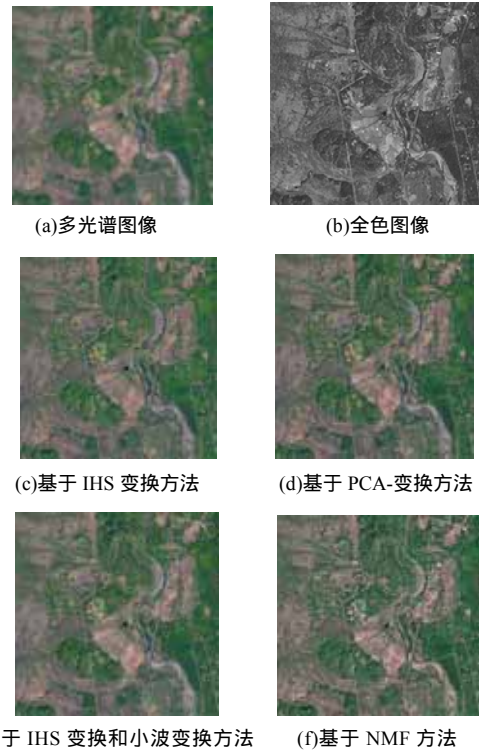


图 1 原始图像和不同方法融合结果

图像融合结果的评价分为主观评价和客观评价^[6]。其中, 主观评价通过目视判读; 客观评价则利用图像的统计参数进行判定。由于要考虑空间细节信息的增强和光谱信息的保持, 因此对图像融合效果的分析 and 评价可用两类统计参数来进行:(1)反映空间细节信息的参数, 如方差、信息熵和清晰度;(2)反映光谱信息的参数, 如扭曲程度、偏差指数与相关系数。这些参数的具体介绍如下:

(1) 均值与标准方差。均值是图像中像素的灰度平均值, 反映平均亮度。如果均值适中, 则视觉效果良好; 方差则反映了灰度相对于灰度均值的离散情况, 方差越大, 则灰度级分布越分散, 此时, 图像中所有灰度级出现概率越趋于相等, 也就是包含的信息量越趋于最大。

(2) 信息熵。对于灰度范围 $\{0, 1, \dots, L-1\}$ 的图像直方图, p_i 为灰度值等于 i 的像素值与图像总像素数之比, L 为灰度级数, 其信息熵为

$$H = -\sum_{i=0}^{L-1} p_i \ln p_i \quad (7)$$

图像信息熵是衡量图像信息丰富程度的重要指标, 通过对图像信息熵的比较可对比出图像的细节表现能力。熵的大小反应了图像携带的信息量的多少, 即融合图像的熵值越大说明融合图像携带的信息量越大。如果图像中所有灰度级出现的概率趋于相等, 则包含的信息量越趋于最大。

(3) 清晰度。图像清晰度采用梯度法来衡量, 图像的平均梯度计算如下:

$$\bar{g} = \frac{1}{n} \sum \sqrt{(\Delta_x^2 + \Delta_y^2) / 2} \quad (8)$$

其中, Δ_x 与 Δ_y 分别为 x 与 y 方向上的差分; n 为图像大小。

(4) 扭曲程度。图像光谱扭曲程度直接反映多光谱图像的光谱失真程度, 光谱扭曲定义为

$$D = \frac{1}{n} \sum_i \sum_j |V'_{ij} - V_{ij}| \quad (9)$$

其中, n 为图像的大小; V'_{ij} , V_{ij} 分别为融合后和原始图像上 (i, j) 点的灰度值。

(5) 偏差指数。偏差指数用来表示融合图像和多光谱图像的偏离程度。偏差指数由融合前的亮度值 I 和融合后的亮度值 \hat{I} 由式(10)计算。

$$D_{index} = \frac{1}{n} \sum_i \sum_j \frac{|I_{ij} - \hat{I}_{ij}|}{I_{ij}} \quad (10)$$

(6) 相关系数。图像的相关系数反映了两幅图像的相关程度, 通过比较融合增强前后的图像相关系数可以看出多光谱图像的光谱信息的改变程度。两幅图像的相关系数定义为

$$C(V, V') = \frac{\sum_{ij} [(V_{ij} - \bar{V}) \times (V'_{ij} - \bar{V}')] }{\sqrt{\sum_{ij} [(V_{ij} - \bar{V})^2] \times \sum_{ij} [(V'_{ij} - \bar{V}')^2]}} \quad (11)$$

其中, V'_{ij} 和 V_{ij} 分别为融合后和原始图像上 (i, j) 点的灰度值; \bar{V} 与 \bar{V}' 分别为两幅图像的均值。

从视觉效果来看, 基于非负矩阵分解的融合图像保持了多光谱图像的绝大部分光谱信息, 并且在细节信息上具有较明显的增强。基于非负矩阵分解的融合图像在空间细节信息的表现能力上也强于 PCA 变换融合方法、IHS 变换融合方法与基于 IHS 变换和小波变换融合方法, 光谱信息的保持也与 PCA 变换融合方法与基于 IHS 变换和小波变换融合方法相当。

不同融合方法的融合结果的客观评价如表 1 所示。由表 1 可得以下结论:

(1) 与 IHS 变换融合方法和 PCA 变换融合方法相比, 基于非负矩阵分解的融合图像均值、方差、信息熵和清晰度都是最大; 扭曲程度和偏差略大于 IHS 变换融合方法和 PCA 变换融合方法, 而相关系数大于 IHS 变换融合方法和 PCA 变换融合方法, 说明本方法在光谱信息的保持方面与前两种方法相当, 在空间信息的增强上优于 IHS 变换融合方法和 PCA 变换融合方法。

(2) 与基于 IHS 变换和小波变换融合方法相比, 基于非负矩阵分解融合方法在均值、方差、信息熵和清晰度 4 个参数上都优于基于 IHS 变换和小波变换融合方法的融合图像, 而扭曲程度、偏差指数和相关系数 3 个参数与基于 IHS 变换和小波变换融合方法相当, 说明本方法的融合图像在光谱信息

(上接第 168 页)

等。属性标准的建立使信息搜索服务更加精确有效。

(4) 在标准信息包的基础上增加了信息在网页表现节点, 如下:

```
<listAttribute>
<dataAttribute> 000000 </dataAttribute>
<dataAttribute> 000000 </dataAttribute>
...
</listAttribute>
```

所有这些标准都是可扩充的, 即都是树型结构, 比如网页套网页再套网页, 表现标准不会限制 2 层或 3 层; 信息属性中的地域属性可以简单地设定国别, 扩充到省市甚至区县。显然, 封装在信息知识节点中的属性是灵活而实用的。

4 结束语

本文介绍的基于知识库及专家系统的智能信息交换系统

保持和空间细节信息的表现能力上优于基于 IHS 变换和小波变换融合方法。

(3) 综合 7 个参数来看, 基于非负矩阵分解的融合方法在空间细节信息的增强和光谱信息的保持上总体效果最好。

表 1 融合结果的比较

图像	均值	方差	信息熵	清晰度	扭曲程度	偏差指数	相关系数
原始彩色图像	96.22	25.67	6.77	4.09			
原始灰度图像	97.70	26.45	6.70	13.69			
基于 IHS 变换的融合图像	94.58	26.22	6.72	11.58	8.31	0.09	0.84
基于 PCA 变换的融合图像	93.74	28.41	6.82	13.48	9.85	0.10	0.85
基于 IHS 变换和小波变换的融合图像	95.39	28.62	6.88	11.61	9.43	0.09	0.89
基于非负矩阵分解的融合图像	96.24	30.72	6.96	15.03	9.92	0.10	0.88

4 结束语

图像融合结果表明, 本文提出的基于非负矩阵分解的图像融合不仅增强了融合图像的空间细节信息, 也较好地保持了多光谱图像的光谱信息; 其性能优于 IHS 变换融合方法、PCA 变换融合方法与基于 IHS 变换和小波变换融合方法。

参考文献

- Ehlers M. Multisensor Image Fusion Techniques in Remote Sensing[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 1991, 46(1): 19-30.
- Jim V. Multispectral Imagery Band Sharpening Study[J]. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, 1996, 62(9): 1075-1083.
- 金红, 刘榴娣. 彩色空间变换融合方法在图像融合中的应用[J]. 光学技术, 1997, 23(4): 44-48.
- Li H, Manjunath B S, Mitra S K. Multisensor Image Fusion Using the Wavelet Transform[J]. Graphical Models and Image Processing, 1995, 27(3): 235-244.
- 余二永, 王润生. 小波变换实现多光谱图像融合增强[J]. 计算机工程与科学, 2001, 23(1): 47-50.
- 李弼程, 魏俊, 彭天强. 基于 PCA 变换与小波变换的遥感图像融合[J]. 中国图像图形学报, 2003, 8(A-特刊): 893-895.
- Lee D D, Seung H S. Learning the Parts of Objects By Non-negative Matrix Factorization[J]. Nature, 1999, 401(6755): 788-791.
- Lee D D, Seung H S. Algorithms for Non-negative Matrix Factorization[C]//Proc. of Advances in Neural and Information Processing Systems, Denver. 2000: 556-562.

可以很好地实现信息的智能交换, 有效消除因特网上的信息知识孤岛, 实现资源共享, 而且具有普遍性, 可以用于机关事业单位, 也可应用于单位内部局域网, 实现企业内部的信息交换, 是下一代的互联网技术。

使用 XML 虽然能很好地描述知识模型, 也解决了许多关键的技术, 如 XML 数据读写的驱动、全文搜索速度、多用户访问等, 但 XML 文件不能太大, 否则将严重影响信息的检索速度, 因此, 建议每个 XML 文件小于 5M。

参考文献

- 邢传鼎, 杨家明, 任庆生. 人工智能原理及应用[M]. 上海: 东华大学出版社, 2005-02.
- Giarratano J, Riley G. 专家系统原理与编程[M]. 印鉴, 刘星成, 汤庸, 译. 北京: 机械工业出版社, 2000-05.
- 魏福源. 纺织知识库及专家系统[R]. 中国纺织信息中心, 2006-06.

