

# 改进(2D)<sup>2</sup>PCA 的彩色图像融合框架

夏 余 曲仕茹

(西北工业大学自动化学院, 陕西 西安 710129)

**摘要** 针对彩色图像融合时空间变换产生的色彩畸变以及红绿蓝(RGB)色彩空间各通道间的强相关性,同时考虑到基于主元分析(PCA)的图像融合算法存在图像结构利用率低、光谱信息损失多的缺点,提出了一种基于改进双向二维主元分析[(2D)<sup>2</sup>PCA]的图像融合框架。针对 RGB 彩色图像的结构特点,以待融合图像行、列方向的 RGB 分量作为基元进行二维主元分析(2DPCA),采用基于协方差的线性权重分配方法对融合图像进行重构,依照重构图像的结构特性进行主元替换,经基于协方差的加权逆变换得到融合图像。为验证算法的有效性进行了二次实验:1)是选取模糊彩色图像与对应的清晰灰度图像;2)是彩色可见光图像与对应的红外图像进行实验。实验结果表明使用该方法得到的融合图像可取得较好空间分辨率和理想的融合指标。

**关键词** 图像处理;双向二维主元分析;彩色图像融合;色彩畸变;红外图像

**中图分类号** TP394.1 **文献标识码** A **doi**: 10.3788/AOS201434.1010001

## Color Image Fusion Framework Based on Improved (2D)<sup>2</sup>PCA

Xia Yu Qu Shiru

(School of Automation, Northwestern Polytechnical University, Xi'an, Shaanxi 710129, China)

**Abstract** Aiming at the color distortions generated by color space conversion and the strong correlation in the red green blue (RGB) space during image fusion process. The fusion framework is proposed based on the improved two directional two dimensional principal component analysis [(2D)<sup>2</sup>PCA], which overtakes the shortcomings of PCA in catching image structure and reducing spectral information lost. Considering the structure of images in RGB space, the rows and columns of input images are set as the inputs of two 2DPCA approaches. The reconstruction weights of row and column directions are set linearly to the covariance. The PC replacement is based on the structure properties of the reconstruction. The fusion is built by weighting reverse transformation of covariance. To verify the effectiveness of the proposed method, two experiments are discussed. One experiment uses the high resolution grey image and its responding blurred color image as source images, the other experiment is built on the visual color image and the infrared image. Experimental results show the superior of the proposed method over previous works with respect to the spatial resolution as well as other fusion indicators.

**Key words** image processing; two directional two dimensional principal component analysis; color image fusion; color aberration; infrared image

**OCIS codes** 100.3008; 350.2660; 330.1720

## 1 引 言

图像融合作为信息融合技术的一种已在机场导航、遥感<sup>[1]</sup>、智能交通以及军事等领域得到了广泛的

应用。采用图像融合的智能图像信息获取技术可有效处理图像理解和模式识别中的不确定性问题,实现多源图像信息的协同利用,生成多元信息互补,对

**收稿日期**: 2014-04-18; **收到修改稿日期**: 2014-05-26

**基金项目**: 航天科技创新基金(CASC201104)、航空科学基金(2012ZC53043)

**作者简介**: 夏 余(1985—),男,博士研究生,主要从事图像处理及模式识别等方面的研究。

E-mail: charles@mail.nwpu.edu.cn

**导师简介**: 曲仕茹(1963—),女,博士,教授,博士生导师,主要从事交通图像检测及分析方法等方面的研究。

E-mail: qushiru@nwpu.edu.cn

同一目标或场景相对于单一传感器获取的信息具备更高级解释的图像内容。鉴于人类视觉中色彩信息的可辨识度远远高于灰度信息和机器视觉对图像信息量的要求,伴随着传感器技术的不断改进和提高,彩色图像融合得到了图像处理领域的广泛关注。

目前较为经典的色彩融合方法有美国海军实验室提出的 NRL 法<sup>[2]</sup>,Fay 等<sup>[3]</sup>提出的 MIT 法,Toet 等<sup>[4]</sup>提出的基于颜色传递技术的 Toet 方法。然而,上述方法均为伪彩色图像融合<sup>[5]</sup>方法,色彩融合的同时对纹理和细节等图像信息造成了较大的损害,且融合图像的颜色质量对融合选取的参考图像有很强的依赖性。

目标图像及源图像包含彩色信息的融合过程,不需要考虑参考图像的选取,只利用源图像的颜色分布便可完成。但是,常用的红绿蓝(RGB)色彩空间各分量之间存在着很大的相关性,不能独立地改变各通道的色彩表述。一些经典的基于空间变换的彩色图像融合算法,如基于主元分析(PCA)的融合算法,Haydn 等<sup>[6]</sup>提出的 IHS 融合方法,在Ruderman 等<sup>[7]</sup>提出的  $l\alpha\beta$  色彩空间基础上,Reinhard 等<sup>[8-9]</sup>提出的基于彩色信息传递的图像融合方法,Miranda-Hernández 等<sup>[10]</sup>也成功的将  $l\alpha\beta$  色彩空间变换应用到面部色彩融合上。PCA 方法在去除各通道相关性的同时无法兼顾原有图像的结构信息,IHS 方法能保留高分辨率信息但会引入较严重的色彩畸变<sup>[11]</sup>, $l\alpha\beta$  变换的计算过程是非线性的指数和对数变换不利于运算。且  $Y_C B_C R_C$ 、IHS 和  $l\alpha\beta$  等空间变换的彩色图像融合算法采用固定的过渡矩阵对所有图像进行空间变换,这样将会大量保存 RGB 颜色空间各通道间的相关性。

为此,本文针对基元的选取方式、待融合图像进行重构的方式以及双向二维主元分析 $[(2D)^2PCA]$ 逆变换回 RGB 空间的方式进行改进,提出了一种改进的 $(2D)^2PCA$ 方法,并将其应用到彩色图像融合中。分别针对目标图像和源图像进行运算,以行方向和列方向的 RGB 分量作为基元进行二维主元分析(2DPCA)得到各级主元,依照主元替代原则加以改进进行主元反变换,最终得到融合图像,去除 RGB 各通道的相关性的同时,保留高分辨率信息和红外热图像的能量信息,根据待融合图像的颜色和结构特性计算过渡矩阵,大大降低了色彩畸变,对高分辨率灰度遥感图像和对应的模糊彩色图像,以及

红外图像对应的彩色可见光图像进行融合,可以获得令人满意的融合效果。

## 2 算法描述

针对色彩空间变换时产生的色彩畸变和各 RGB 分量间的强相关性,采用基于改进双向二维主元分析的彩色图像融合算法,算法优势在于:

- 1) 运用二维主元分析的算法特性去除 RGB 各通道间的相关性;
- 2) 过渡矩阵根据 RGB 空间特性计算产生,降低了色彩空间变换产生的色彩畸变;
- 3) 采用行列结合的主元分析保存了原始图像的结构特性;
- 4) 采用主元替换原则可保留灰度遥感图像的高分辨率信息、红外图像的热能量信息和彩色源图像的颜色信息,为融合结果的后续应用提供可靠的信息保证。算法流程如图 1 所示。

由图 1 可以看出得到特征图像  $W_O$  和  $W_S$  (O: Object image, S: Source image) 的运算过程相同,以目标图像  $A$  的特征图像  $W_O$  的运算过程为例进行算法描述。

### 2.1 基元选取

综上所述,在对图像进行融合之前需要选取适当的基元,有别于传统 $(2D)^2PCA$ <sup>[12]</sup>和二维主元分析(2DPCA)<sup>[13]</sup>以每幅图像作为基元的选取准则,分别以源图像及目标图像行和列方向上的 RGB 分量作为基元,当待运算图像为灰度时,算法认为 RGB 三层数值与  $R$  层相同。以目标图像  $A$  为例,它是一个  $m \times n$  的 RGB 图像,按行和列方向分别提取  $n$  个  $m \times 3$  和  $m$  个  $n \times 3$  的矩阵作为待处理的“图像” $I_{OR}$  和  $I_{OC}$ ,作为后续二维主元分析的输入。

### 2.2 改进的双向二维主元分析

#### 2.2.1 二维主元分析

2DPCA 于 2004 年提出并用于人脸图像表示与识别<sup>[13]</sup>。它成功地将 PCA 算法提升到二维空间中加以运算。以 2.1 节提取的行方向上的基元  $I_{OR}$  为输入图像进行 2DPCA 运算。

设  $X_{OR}$  表示一个 3 维列向量,2DPCA 把大小为  $m \times 3$  的“图像”矩阵  $I_{OR}$ ,通过线性变换投影到向量  $X_{OR}$  上:

$$Y_{OR} = I_{OR} X_{OR}, \quad (1)$$

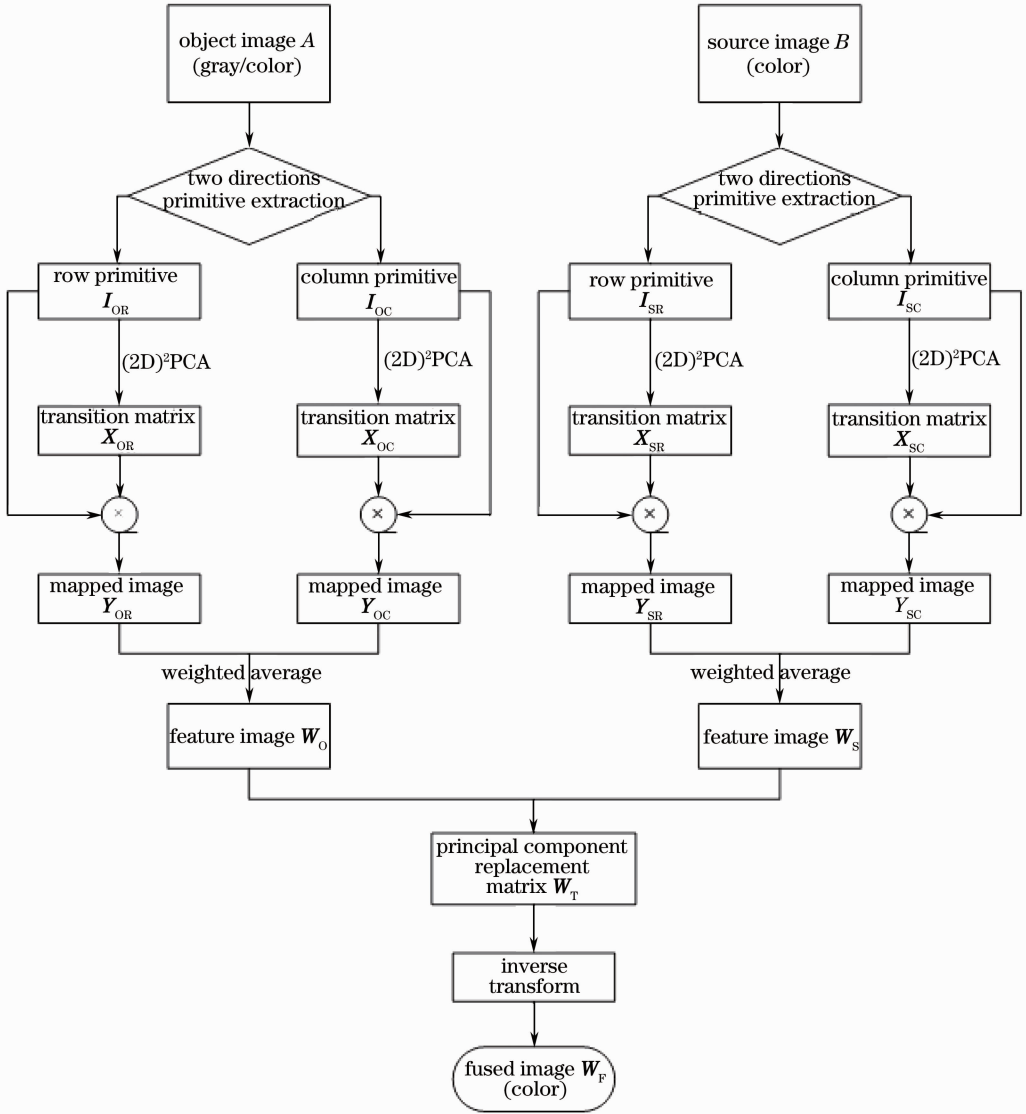


图1 双向二维主元分析彩色图像融合框架

Fig.1 (2D)<sup>2</sup>PCA color image fusion framework

式中  $Y_{OR}$  为图像  $I_{OR}$  的投影特征向量, 最佳投影轴  $X_{OR}$  可以根据特征向量  $Y_{OR}$  的散布情况来决定。由此可见, 可以使用投影后向量的总离散度作为准则函数  $J(X_{OR})$  来衡量投影矩阵  $X_{OR}$  的优劣, 使总散度最大的  $X_{OR}$  最优, 记图像的协方差矩阵为

$$G_{OR} = E[(I_{OR} - EI_{OR})^T(I_{OR} - EI_{OR})]. \quad (2)$$

对于  $n$  个  $m \times 3$  的样本矩阵  $I_{ORk}$  ( $k = 1, 2, \dots, n$ ), 其平均矩阵为  $I_{OR} = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n I_{ORk}$ , 那么  $G$  可以被估计为

$$G_{OR} = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n (I_{ORk} - I_{OR})^T(I_{ORk} - I_{OR}). \quad (3)$$

所以准则函数<sup>[13]</sup>可以写成

$$J(X_{OR}) = tr(X_{OR}^T G X_{OR}), \quad (4)$$

式中使准则函数  $J(X_{OR})$  最大的  $X_{OR}$  的列向量为协方差矩阵  $G$  的最大的  $d$  个特征值对应的特征向量, 即

$$X_{OR} = (X_{OR1}, \dots, X_{ORd}) = \operatorname{argmax}[J(X_{OR})], \quad (5)$$

满足  $X_{ORi}^T X_{ORj} = 0, i \neq j; i, j = 1, \dots, d$ 。

经过上述对目标图像  $A$  行方向上基元  $I_{OR}$  的二维主元分析, 使图像序列各颜色通道间的相关性得以降低, 同时保持了图像序列行方向上的结构特性。同理可以得到列方向上的基元  $I_{OC}$  对应的最优投影轴  $X_{OC}$ 。

### 2.2.2 特征图像的建立

经过行列两个方向的 2DPCA 运算得到最优投影矩阵  $X_{OR}$  与  $X_{OC}$ , 将  $I_{OR}$  和  $I_{OC}$  映射到  $X_{OR}$  与  $X_{OC}$  求

出映射图像  $\mathbf{Y}_{OR}$ 、 $\mathbf{Y}_{OC}$ ：

$$\mathbf{Y}_{OR} = \mathbf{I}_{OR}\mathbf{X}_{OR}, \quad \mathbf{Y}_{OC} = \mathbf{I}_{OC}\mathbf{X}_{OC}. \quad (6)$$

它们由主元分量代替原有的 RGB 分量构成,主元分量由 RGB 分量按照主元级别由高到低的准则映射产生,且当  $d$  取 3 时为完全映射子图,显然  $\mathbf{X}_{OR}$  与  $\mathbf{X}_{OC}$  均为  $3 \times 3$  的矩阵。 $\mathbf{Y}_{OR}$ 、 $\mathbf{Y}_{OC}$  皆为原图像的完全映射图像,但两者分别为目标图像行和列方向的映射图像,且变换后的各层通道包含着各级主元信息,记  $\lambda_{OR}$  和  $\lambda_{OC}$  分别为协方差矩阵  $\mathbf{G}_{OR}$  和  $\mathbf{G}_{OC}$  的特征值,通过上述过程可知特征值  $\lambda_{OR}$  和  $\lambda_{OC}$  大小决定投影矩阵  $\mathbf{X}_{OR}$  与  $\mathbf{X}_{OC}$  的结构特征,进而影响映射图像。

针对行、列方向上的映射图像  $\mathbf{Y}_{OR}$  与  $\mathbf{Y}_{OC}$  采用基于协方差的线性权重分配方法,来构造最终的重构图像。直观而言,协方差大的图像往往颜色信息丰富,纹理突出,应该获得较大权重,考虑到图像可能在行方向(或列方向)上信息显著,因此有必要针对图像自身的特点,选择行信息或列信息的使用权重,引进加权系数  $c_{OR}$ 、 $c_{OC}$  使得

$$c_{OR} = \frac{\lambda_{OR}}{\lambda_{OR} + \lambda_{OC}}, \quad c_{OC} = \frac{\lambda_{OC}}{\lambda_{OR} + \lambda_{OC}}, \quad (7)$$

则目标图像  $A$  的特征图像  $\mathbf{W}_O$  为

$$\mathbf{W}_O = c_{OR}\mathbf{Y}_{OR} + c_{OC}\mathbf{Y}_{OC}. \quad (8)$$

同样的,可以得到源图像  $B$  的特征图像  $\mathbf{W}_S$ 。

### 3 (2D)<sup>2</sup>PCA 逆变换

#### 3.1 主元替换

按照上述运算准则得到了特征图像  $\mathbf{W}_O$  和  $\mathbf{W}_S$ , 已去除各通道之间的相关性。为此可以根据实际需求以及图像的结构特征进行主元替换,出于对目标图像的高分辨率或热量信息和源图像饱满颜色信息的考虑,将  $\mathbf{W}_O$  的第一层矩阵  $\mathbf{W}_{O1}$  替换  $\mathbf{W}_S$  的第一层矩阵  $\mathbf{W}_{S1}$ ,  $\mathbf{W}_{S2}$  及  $\mathbf{W}_{S3}$  作为重构矩阵  $\mathbf{W}_T$  的信息补充,即

$$\mathbf{W}_T = [\mathbf{W}_{O1}, \mathbf{W}_{S2}, \mathbf{W}_{S3}]^T. \quad (9)$$

由(9)式可以看出,重构图像  $\mathbf{W}_T$  结合了两幅图像的显著性特征,拥有高分辨率或热量信息和饱满颜色信息的结构特征。

#### 3.2 逆变换

经主元替换后的重构矩阵  $\mathbf{W}_T$  是由目标图像  $A$  与源图像  $B$  的各级主元分量组成的,它不能直观的呈现融合图像的颜色信息,因此需要对其进行逆变换回 RGBV 颜色空间。由于源图像  $B$  行、列方向的

最佳投影轴  $\mathbf{X}_{SR}$  和  $\mathbf{X}_{SC}$  为饱满颜色信息与主元分量的映射介质,所以以  $\mathbf{X}_{SR}$  和  $\mathbf{X}_{SC}$  为投影轴对重构矩阵进行逆变换。

设  $\mathbf{W}_T$  的行、列方向的主元分量分别为  $\mathbf{I}_{WR}$  和  $\mathbf{I}_{WC}$ , 且可知  $\mathbf{X}_{SR}$  和  $\mathbf{X}_{SC}$  是正交矩阵,则行、列方向上的逆变换图像分别为

$$\tilde{\mathbf{I}}_{WR} = \mathbf{Y}_{WR}\mathbf{X}_{SR}^T, \quad \tilde{\mathbf{I}}_{WC} = \mathbf{Y}_{WC}\mathbf{X}_{SC}^T, \quad (10)$$

式中  $\mathbf{Y}_{WR} = \mathbf{I}_{WR}\mathbf{X}_{SR}$ ,  $\mathbf{Y}_{WC} = \mathbf{I}_{WC}\mathbf{X}_{SC}$ 。

采用 2.2.2 小节的权重分配原则,记  $\lambda_{SR}$  和  $\lambda_{SC}$  分别为协方差矩阵  $\mathbf{G}_{SR}$  和  $\mathbf{G}_{SC}$  的特征值,  $\mathbf{G}_{SR}$ 、 $\mathbf{G}_{SC}$  分别为源图像  $B$  经行、列方向的 2DPCA 运算获得。设最终产生的融合图像为  $\mathbf{W}_F$ , 令

$$c'_1 = \frac{\lambda_{SR}}{\lambda_{SR} + \lambda_{SC}}, \quad c'_2 = \frac{\lambda_{SC}}{\lambda_{SR} + \lambda_{SC}}.$$

则最终的融合图像  $\mathbf{W}_F$  为

$$\mathbf{W}_F = c'_1\tilde{\mathbf{I}}_{WR} + c'_2\tilde{\mathbf{I}}_{WC}. \quad (11)$$

## 4 实验结果及分析

### 4.1 实验结果

为验证本文方法的有效性,分别以一组遥感图像、公开发表的 OCTEC 数据库和 OSU Color and Thermal Database 作为实验素材进行彩色图像融合,图 2~5 中(a)为目标图像,(b)为源图像,对比前文提到的 PCA 方法、加权融合方法(采用线性加权平均融合方法,目标图像与源图像的加权系数均为 0.5)和文献[10]基于  $l\alpha\beta$  色彩变化与局部最小方差结合的方法,得到的融合结果如下。

为考察源图像是含噪声图像对融合结果产生的影响,对图 3 (b)模糊彩色遥感图像添加噪声类型为均值为 0,方差为 15 的高斯噪声,使用该方法得到目标图像与加噪声源图像融合结果与目标图像与不加噪声源图像融合结果实验如图 6 所示。

### 4.2 实验分析

为衡量融合图像的整体质量,选用平均梯度、颜色丰富度和彩色图像熵作为客观评价标准对融合结果进行评价。平均梯度可敏感的反映融合图像对微小细节反差的表达能力,可用来评价融合图像的清晰程度。空间梯度越大,说明图像层次越多,融合图像越清晰;彩色图像熵值越大,说明融合图像包含的信息量越大;颜色丰富度为表示颜色鲜艳程度的一个测量度,越大越鲜艳。由于彩色图像的像素值为三维向量,其梯度计算方式如下:

$$g_{i,j}^{\theta} = \sqrt{\frac{1}{2}[(g_{i,j}^x + g_{i,j}^y) + (g_{i,j}^x - g_{i,j}^y) \cos 2\theta + 2g_{i,j}^{xy} \sin 2\theta]}, \quad (12)$$

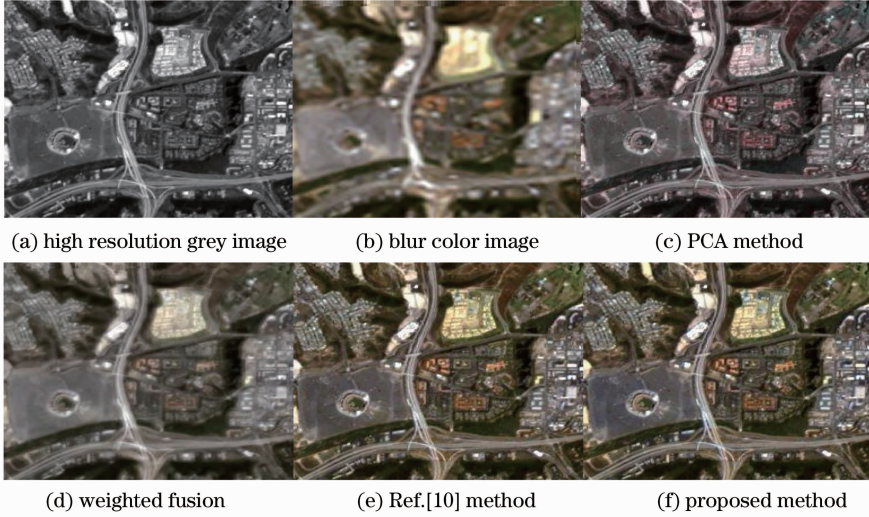


图 2 遥感图像彩色融合效果

Fig. 2 Remote sensing image color fusion effect

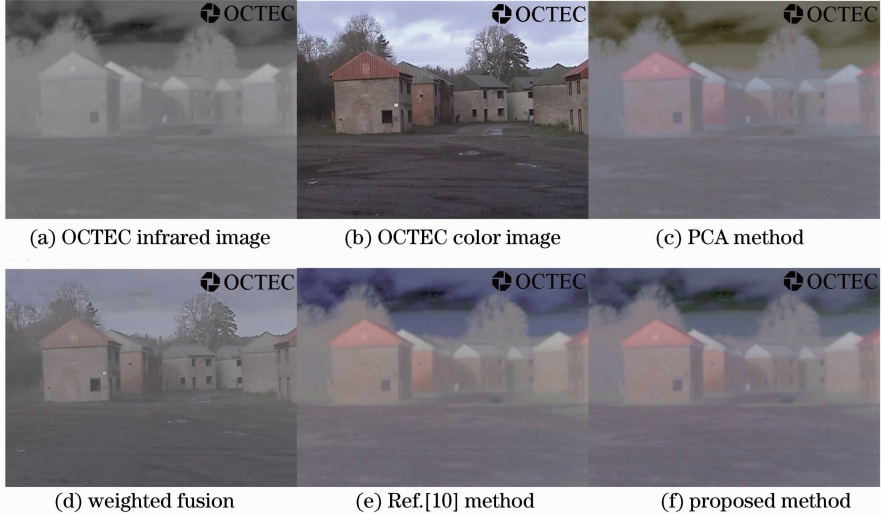


图 3 OCTEC1(无烟雾干扰)彩色图像融合效果

Fig. 3 OCTEC1 color image fusion effect (no smoke)

式中  $g_{i,j}^{\theta}$  为像素点在位置  $(i,j)$  方向  $\theta$  的梯度,  $\theta$  为像素点亮度变换最大的方向,  $g_{i,j}^x, g_{i,j}^y, g_{i,j}^{xy}$  分别表示不同方向的 RGB 梯度和, 则平均梯度为

$$\bar{g} = \frac{1}{mn} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n g_{i,j}^{\theta}. \quad (13)$$

对融合图像的平均梯度计算结果如表 1 所示。

表 1 融合图像的平均梯度

Table 1 Average gradient of fusion image

	PCA	Weighted	Ref. [10]	Proposed
Remote sensing image	15.4287	9.2097	15.7468	15.9641
OCTEC1	1.8930	2.9993	1.8594	1.8712
OCTEC2	1.8823	2.4064	1.8586	1.8650
OSU	5.9875	5.0050	6.2275	6.2086

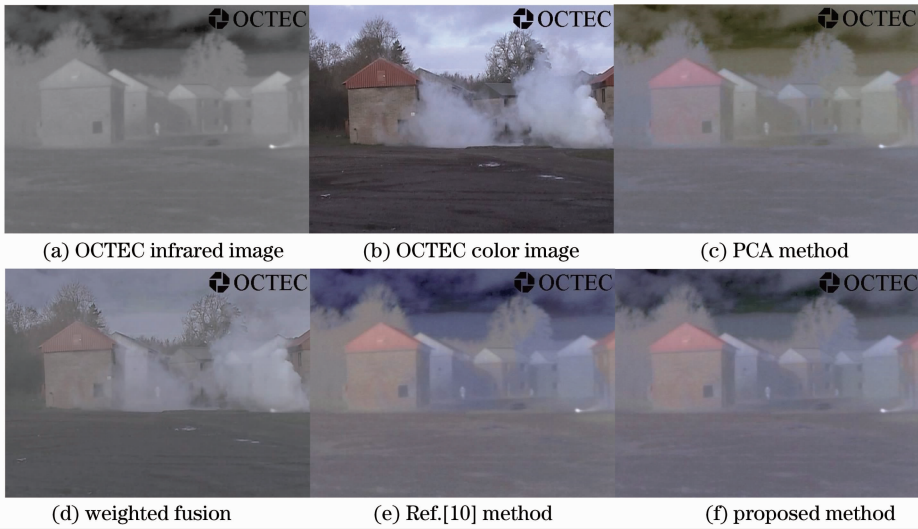


图 4 OCTEC2(有烟雾干扰)彩色图像融合效果

Fig. 4 OCTEC2 color image fusion effect (smoke interference)

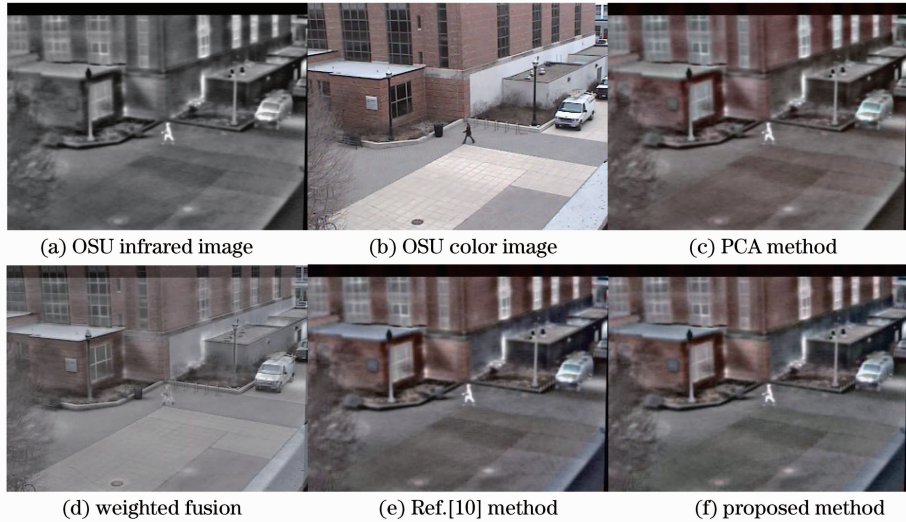


图 5 OSU 彩色图像融合效果

Fig. 5 OSU color image fusion effect

颜色丰富度为表示颜色鲜艳程度的一个测量度。颜色丰富度采用 Hasler 定义, 令  $\alpha = R - G$ ,  $\beta = \frac{1}{2}(R + G) - B$ , 则彩色图像颜色丰富度为

$$C = \sqrt{\sigma_\alpha^2 + \sigma_\beta^2} + 0.3 \sqrt{\mu_\alpha^2 + \mu_\beta^2}, \quad (14)$$

式中  $\sigma_\alpha, \sigma_\beta$  与  $\mu_\alpha, \mu_\beta$  分别为  $\alpha, \beta$  的标准方差和均值。融合图像的颜色丰富度计算结果如表 2 所示。色彩

图像熵定义为 RGB 三个通道熵之和:

$$E = - \sum_{i=0}^{255} p_i^K \log(p_i^K), \quad K = R, G, B, \quad (15)$$

式中  $p_i$  为图像中灰度为  $i$  的概率。熵值越大, 说明融合图像包含的信息量越大。对融合图像的色彩图像熵计算结果如表 3 所示。

表 2 融合图像颜色丰富度

Table 2 Fusion image color richness

	PCA	Weighted	Ref. [10]	Proposed
Remote sensing image	9.4134	8.8299	16.0377	15.4413
OCTEC1	10.2084	5.1639	6.7149	6.7054
OCTEC2	9.5699	3.9487	5.3027	5.2099
OSU	12.0522	6.6542	11.1729	11.1519

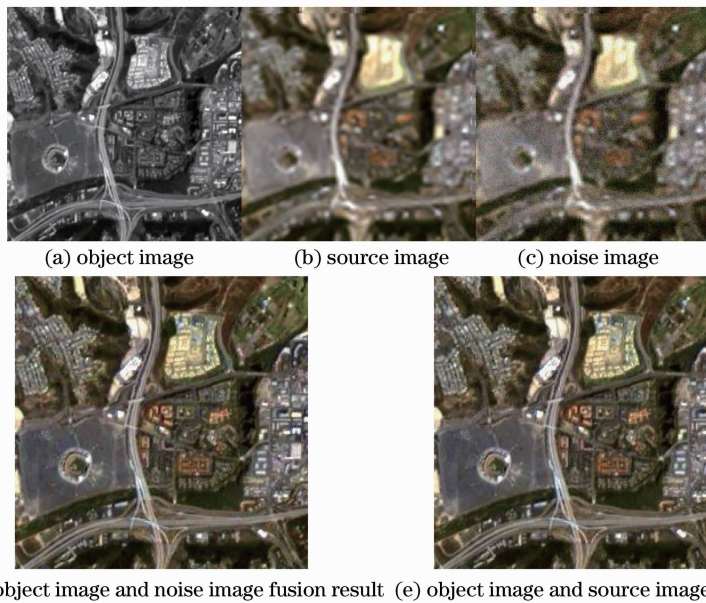


图 6 含噪声图像融合结果比较

Fig. 6 Comparison of image fusion results (noise image)

表 3 融合图像色彩图像熵

Table 3 Fusion image color image entropy

	PCA	Weighted	Ref. [10]	Proposed
Remote sensing image	22.2684	22.2381	22.2105	22.2385
OCTEC1	18.9177	18.6622	19.0242	19.0383
OCTEC2	19.1967	18.7990	19.3003	19.2593
OSU	21.3510	21.2227	21.4324	21.4460

图 2 为遥感图像色彩融合结果,可以看出,采用 PCA 方法的融合结果保证了图像的纹理信息和分辨率,但有明显的色彩偏差;加权融合方法的融合结果体现了其算法特性,包含了待融合图像的部分纹理信息和色彩信息,但同时直接对二者整体的数据结构直接加权,会导致融合图像的分辨率较低,且颜色信息损失较多;文献[10]方法和提出方法的融合结果较为理想,但文献[10]方法的融合图像的局部亮度较提出的方法低,清晰度和色彩图像熵略小于提出的方法,视觉舒适度也稍逊。

图 3~5 为红外与彩色可见光图像的融合结果,图 3、4 使用 OCTEC 数据库设计同一场景的“有烟雾干扰”和“无烟雾干扰”两种情况,目的在于方便两组红外图像与彩色可见光融合后的效果比对,即同一场景两种不同情况使用本文算法融合后对被烟雾遮挡部分轮廓信息体现的影响。即使在有烟雾干扰的情况下,使用彩色图像融合算法也可以分辨图片内的物体轮廓,同时也不丢失红外图像的主成分信息。图 3~5 的前景目标均为行人目标,可以看到除加权融合方法对红外目标的呈现不够明显外,其余

所有的融合结果都能突出红外目标的能量特性。但采用 PCA 方法的融合结果在背景颜色的呈现上依然存在色彩偏差,而这种偏差则体现在颜色丰富度的数值偏高上,这是由于此方法进行 PCA 运算时以单一像素点的 RGB 分量作为运算基元,没有考虑图像各通道的行列特性,在二维空间上,像素颜色值是以某种分布存在的,且某个特定像素的颜色值与它的某个邻域相关<sup>[14]</sup>。文献[10]和提出的方法则考虑到了这一因素,但文献[10]方法受红外图像中低灰度值像素位置的影响较大,导致融合结果背景区域较暗,使用提出的方法生成的融合图像对红外目标的保留十分完整,并且背景颜色受红外图像影响相对较小。从各个彩色图像评价指标来看,文献[10]与提出的方法相差不大,且提出的方法略高。

图 6 为对模糊彩色遥感图像添加均值为 0,方差为 15 的高斯噪声,使用提出的方法得到目标图像与加噪声源图像融合结果与目标图像与不加噪声源图像融合结果,直接查看实验结果图,看不出源图像是含噪图像对融合效果的影响。对实验结果进行定量分析可以得出平均梯度、颜色丰富度和色彩图像熵数

值分别为 16.0906、15.5482、22.2722,这与不含噪声的源图像得到的融合结果(15.9641、15.4413、22.2385)相差甚小,因此,源图像是含噪图像对这三个评价标准影响微乎其微。从提出的算法原理分析可知,对源图像进行 $(2D)^2$ PCA运算,在PCA空间中加入的高斯噪声符合高斯分布,而这些噪声点经提出的算法运算过后主要成分都分布在PCA空间中的“第一层”,而源图像在PCA空间中的“第二层”和“第三层”才是融合算法中实际上要应用的部分。由上面推理也可知:方差越小、曲线越陡的高斯噪声对融合效果影响越小。

提出的方法旨在为目标图像中“主成分”部分的图像补充来至于源图像的信息,体现为目标图像补充源图像的颜色信息。适用情况主要为目标图像包含作为“主成分”的主要信息,源图像包含补充信息的情况,补充信息体现为颜色信息。从算法原理和实验结果来分析,不适用于多焦距图像融合<sup>[15]</sup>,且目标图像与源图像尺寸必须相同也是限制条件之一。

综上所述,采用提出的方法得到的融合图像在保留红外图像能量信息的同时丰富了色彩信息,对色彩和轮廓信息损失较多的红外图像和不包含热成像信息的可见光图像的融合结果可兼具两者的优势信息,从而能够增强融合图像的可辨识性,为后续工作提供可靠的信息支持。

## 5 结 论

提出了改进 $(2D)^2$ PCA的彩色图像融合框架,以待处理图像行和列方向上的RGB分量作为基元,分别进行和列上的2DPCA运算,充分利用了双向二维主元分析对结构信息的保持特性和消除RGB各通道间相关性的特性,采用主元替换准则和基于协方差矩阵特征值的加权逆变换得到最终的融合图像。实验结果表明,对于包含色彩信息的图像融合提出的算法有显著的优越性。提供的图像融合的新思路和新算法供其他科研人员作为参考,如果条件符合,也可以拓展到其他领域的应用。由算法原理和实验结果可以看出该方法不适用于多焦距图像融合;且目标图像与源图像尺寸必须相同也是限制条件之一。下一步工作准备针对突破图像尺寸的限制以及增强该方法对多焦距图像融合的适应性开展。

## 参 考 文 献

- 1 Yang Lixin, Yang Jiankun, Jia Hui, *et al.*. Remote sensing images fusion algorithm based on the nonsubsampling Contourlet transform [J]. Chinese J Lasers, 2012, 39(s1): s109005.  
杨立新, 杨建坤, 贾辉, 等. 一种基于非采样Contourlet变换的遥感图像融合算法[J]. 中国激光, 2012, 39(s1): s109005.
- 2 R Mcdaniel, D Scribner, W Krebs. Image fusion for tactical applications [C]. SPIE, 1998, 3436: 685-695.
- 3 D A Fay, A M Waxman, D B Ireland, *et al.*. Fusion of multisensor imagery for night vision: color visualization, target learning and search [C]. 3rd International Conference on Information Fusion IEEE, 2000, 1: TUD3/3-TUD310.
- 4 A Toet. Natural color mapping for multiband nightvision imagery [J]. Information Fusion, 2003, 4(3): 155-166.
- 5 Xu Mengxi, Qian Weixian, Gu Guohua, *et al.*. Image fusion and colorization of infrared and visible images using a coaxial optical system [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2013, 50(9): 091004.  
徐萌兮, 钱惟贤, 顾国华, 等. 共轴光学系统下的红外与可见光图像融合与彩色化[J]. 激光与光电子学进展, 2013, 50(9): 091004.
- 6 R Haydn, G W Dalke, J Henkel, *et al.*. Application of the IHS color transform to the processing of multisensor data and image enhancement [C]. Proceedings of the International Symposium on Remote Sensing of Arid and Semi-Arid Lands, Cairo, Egypt, 1982. 599-616.
- 7 D L Ruderman, T W Cronin, C C Chiao. Statistics of cone responses to natural images: implication for visual coding [J]. J Opt Soc Am, 1998, 15(8): 2036-2045.
- 8 E Reinhard, M Ashikhmin, B Gooch, *et al.*. Color transfer between images [J]. IEEE Computer Graphics and Applications, 2001, 21(5): 34-41.
- 9 T Welsh, M Ashikhmin, K Mueller. Transferring color to greyscale images [C]. ACM Transactions on Graphics (TOG)-Proceedings of ACM SIGGRAPH, 2002, 21(3): 277-280.
- 10 J M Hernández, M Castelán, L A Torres-Meéndez. Face colour synthesis using partial least squares and the luminance- $\alpha$ - $\beta$  colour transform [J]. IET Computer Vision, 2012, 6(4): 263-272.
- 11 Wang Jing, Feng Peng, Wei Biao, *et al.*. Hybrid multi-scale and multi-level fusion algorithm for biological cell image [J]. Acta Optica Sinica, 2012, 32(s1): s117002.  
王静, 冯鹏, 魏彪, 等. 适于生物细胞图像的多尺度混合分层融合算法[J]. 光学学报, 2012, 32(s1): s117002.
- 12 D Q Zhang, Z H Zhou.  $(2D)^2$ PCA: two-directional two-dimensional PCA for efficient face representation [J]. Neurocomputing, 2005, 69(1/2/3): 224-231.
- 13 J Yang, D Zhang, F F Alejandro, *et al.*. Two-dimensional PCA: A new approach to appearance-based face representation and recognition [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2004, 26(1): 131-137.
- 14 Shaoshu Gao, Weiqi Jin, Lingxue Wang. Quality assessment for visible and infrared color fusion images of typical scenes [J]. Chin Opt Lett, 2012, 10(8): 081101.
- 15 Q G Miao, C Shi, P F Xu, *et al.*. A novel algorithm of image fusion using shearlets [J]. Optics Communications, 2011, 284(6): 1540-1547.

栏目编辑: 张浩佳