

基于分块信息熵的彩色图像融合算法^①

杜欣宇, 陈丽芳, 刘 渊

(江南大学 数字媒体学院, 无锡 214122)

摘 要: 针对常用的彩色图像融合算法在融合过程中降低原图像空间分辨率的问题, 提出了一种基于分块信息熵的彩色图像融合算法. 算法通过对图像进行块划分, 计算分块图像在 IHS 色彩空间中亮度分量 I 上的信息熵, 以对应块中信息熵大的为主元进行融合, 得到新的融合图像. 实验表明, 与常用的 IHS 变换及 PCA 图像融合算法相比本文提出的方法可以更好的统筹源图像的场景细节信息, 且在信息熵与平均梯度等方面都有很好的表现, 具备一定的实用价值.

关键词: 图像融合; 分块; 信息熵; IHS 变换; 平均梯度

Color Image Fusion Algorithm Based on Block Information Entropy

DU Xin-Yu, CHEN Li-Fang, LIU Yuan

(School of Digital Media, Jiangnan University, Wuxi 214122, China)

Abstract: A method of color image fusion is proposed based on block information entropy, concerning the spatial resolution reduction of the original artwork during the fusion process with the traditional image fusion method. The developed method generates new fusion image by blocking images, calculating the information entropy of the blocked image on the luminance component I in color space IHS, and fusing the pivot element of the corresponding block whose information entropy is more. The experiment suggests that the method proposed in this thesis is better capable of planning scenic detailed information as a whole, compared to the traditional color image fusion method. In addition, it performs exceptionally in many aspects including information entropy and average gradient. Therefore, it is indeed of some practical value.

Key words: image fusion; block information entropy; IHS transformation; average gradient

1 概述

图像融合所具有的改善图像质量、提高几何配准精度、生成三维立体效果、实现实时或准实时动态监测、克服目标提取与识别中图像数据的不完整性等优点, 使得图像融合成为当前重要的信息处理技术, 在医学、航空航天、工业、物理、地理等领域得到广泛的应用^[1,2].

目前很多研究者致力于图像融合的研究, 图像融合的算法也层出不穷, 早期的图像融合方法主要有 IHS 变换, 加权平均, 主成分分析等. 其中最简单的就是加权平均法^[3], 即将原图像对应像素的灰度值进行

加权平均, 生成新的图像, 这种方法计算简单, 但融合效果较差. 基于 IHS(亮度、色调、饱和度)变换的图像融合技术^[4-6]是图像数据融合中最常用的方法, 由于算法简单、易于实现, 在增强图像的色彩等方面有广泛应用, 但由于融合后图像识别精度不高, 融合后颜色会产生一定的畸变且会降低源图像清晰部分的空间分辨率, 所以有一定的局限性. 基于主成分变换 PCA (Principal Component Analysis)^[7,8]的图像融合方法就是把多变量信息综合在一张图像上, 但是由于要求对自相关矩阵求特征值和特征向量, 计算量非常大, 实时性比较差. 90 年代以后, 随着小波理论^[9,10]的广泛应

^① 基金项目:江苏省自然科学基金(BK20130161)

收稿时间:2014-10-29;收到修改稿时间:2014-12-17

用,小波变换技术为图像融合提供了新工具,小波变换具有良好的时域和频域局部性以及多分辨率,但是在处理小波变换时,由于采用了行列降采样,使图像的大小发生了变化,这种变化在图像融合的过程中有时是不利的,特别是在图像配准精度不高的情况下。

目前常用的彩色图像融合算法在提高图像模糊部分的清晰度的同时可能降低其他部分的清晰度。因此,本文提出了一种基于分块信息熵的彩色图像融合算法,在原有基于 IHS 变换的图像融合算法的基础上,首先对图像进行块划分,然后分别计算每一块图像在 IHS 色彩空间中亮度分量 I 上的信息熵,最后根据各个小区域的信息熵大小进行自适应融合,有效的提高了图像的融合效果。

2 信息熵

Shanon 等人把信息定义为用来消除不定性的东西,所以信息的数量就可以用被消除的不定性的大小来表示^[1]。而熵的这个概念来自统计热力学,它表示一个系统的混乱程度。对于数字图像,图像是由一些像素点组成。不同亮度的像素点在空间占据不同的区域,使得图像表现出不同的形状。不同形状的图像所包含的信息量是不同的,一幅全黑或者全白的图像,可以看成是必然事件,所包含的信息为零,具有确定性。当图像各层亮度的像素出现的概率相等时,图像形状的不定性最大,此时图像所包含的信息量最大,具有极限性,所以用信息熵来描述图像形状。它是衡量图像信息的丰富程度的一个重要指标。如果图像的信息熵越大,则表明图像的信息量越多。

设定一个含有概率 $P(E)$ 的随机事件 E 包含 $I(E)$ 的单位信息。

$$I(E) = \log \frac{1}{P(E)} = -\log P(E) \quad (1)$$

若 $P(E)=1$ (事情总会发生),则 $I(E)=0$,认为它不含有信息。因为相关的事件不包含任何的不确定性,即一定会发生。所以在事件发生的通信过程中,不会传递任何信息。

一个可能事件的离散集合为 $\{a_1, a_2, a_3, \dots, a_J\}$, 确定一个统计独立随机事件的信源,其相应事件发生的概率设为 $\{P(a_1), P(a_2), P(a_3), \dots, P(a_J)\}$, 则每个信源所输出的平均信息就称为该信源的熵。信息熵

的具体公式如公式(2)所示。

$$H = -\sum_{j=1}^J P(a_j) \log P(a_j) \quad (2)$$

其中, a_j 称为信源符号。由于它们是统计独立的,信源本身称为零记忆信源。在上式中,对数决定了度量信息所用的单位。如果使用以 n 为底的对数,则这种度量称为 n 元单位。如果底 n 为 2,则信息的单位是比特。特例是如果 $P(E)=1/2$,则 $I(E)=-\log_2 1/2$ 或者 1 比特。即当两个概率相等的事件之一发生时,传达 1 比特的信息量。

而对于一张单独的图像而言,可以认为其各元素的灰度值是相互独立的样本,信息熵表征灰度分布的聚集特性,则这幅图像的灰度分布为 $P=\{P_1, P_2, \dots, P_i, \dots, P_n\}$, P_i 为灰度值等于 i 的像素数与图像总像素数之比, n 为灰度总级数。则图像信息熵的公式如公式(3)所示。

$$H = -\sum_{i=1}^n P_i \log_2 P_i \quad (3)$$

3 基于区域信息熵的彩色近似图像融合算法

3.1 IHS 颜色模型

目前,电子显示设备上常用的颜色模型是一种红、绿、蓝(RGB)三原色模型,还有另一种如图 1 所示的亮度、色调、饱和度(IHS)颜色模型。由于人们的视觉对亮度的敏感程度远强于对颜色浓淡的敏感程度,图像融合算法中经常采用 IHS 彩色空间,它比 RGB 彩色空间更符合人的视觉特性。此外,由于 IHS 空间中亮度和色度具有可分离特性,使得图像处理 and 机器视觉中大量灰度处理算法都可在 IHS 彩色空间中方便的使用。

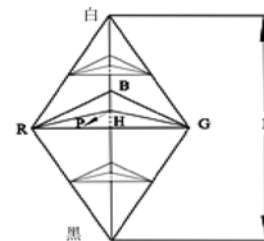


图 1 IHS 颜色模型

3.2 IHS 变换公式

RGB 转化为 IHS^[12](正变换):

根据 RGB 颜色模型设定的基本概念,对任何 3 个

在[0,1]范围内的 R, G, B 值, 其对应的 IHS 模型中的 I, S, H 分量为:

$$I = \frac{1}{3}(R + G + B) \quad (4)$$

$$S = 1 - \frac{3}{(R + G + B)}[\min(R, G, B)] \quad (5)$$

$$H = \arccos \left\{ \frac{[(R - G) + (R - B)] / 2}{[(R - G)^2 + (R - B)(G - B)]^{\frac{1}{2}}} \right\} \quad (6)$$

其中, 由上述公式直接算出来的 H 值在 $[0^\circ, 180^\circ]$ 之间, 对于 $G \geq B$ 的情况, 在 $G \geq B$ 时, H 的值会大于 180° . 此时可令 $H = 360^\circ - H$, 把 H 转回 $[0^\circ, 180^\circ]$ 之间. 所以两种情况都考虑上, 使上述公式中 H 落在 $[0^\circ, 360^\circ]$ 之间, 为把 $[0^\circ, 360^\circ]$ 之间的 H 变换到 $[0, 1]$ 之间, 可令 $H' = H / 360^\circ$ 进行转换.

相应的逆变换:

设 S, I 的值在 [0,1] 之间, R, G, B 的值也在 [0,1] 之间, 则从 IHS 到 RGB 的转换公式为:

1) 当 H 在 $[0^\circ, 120^\circ]$ 之间

$$B = I(1 - S) \quad (7)$$

$$R = I \left[1 + \frac{S \cos H}{\cos(60^\circ - H)} \right] \quad (8)$$

$$G = 3I - (B + R) \quad (9)$$

2) 当 H 在 $[120^\circ, 240^\circ]$ 之间

$$R = I(1 - S) \quad (10)$$

$$G = I \left[1 + \frac{S \cos(H - 120^\circ)}{\cos(180^\circ - H)} \right] \quad (11)$$

$$B = 3I - (G + R) \quad (12)$$

3) 当 H 在 $[240^\circ, 360^\circ]$ 之间

$$G = I(1 - S) \quad (13)$$

$$B = I \left[1 + \frac{S \cos(H - 240^\circ)}{\cos(300^\circ - H)} \right] \quad (14)$$

$$R = 3I - (G + B) \quad (15)$$

3.3 基于区域信息熵的融合算法

对于两幅彩色近似图像, 仅在部分区域存在空间分辨率较低的情况, 两幅图像的色调和饱和度分量近似, 只需要将两幅图像的 I 分量进行处理, 所以用传统的 IHS 方法处理彩色近似图像融合的一般步骤

描述如下:

1) 将两幅彩色近似图像均由 RGB 颜色空间转换为 IHS 颜色空间;

2) 将两幅彩色近似图像经 IHS 变换后得到的亮度分量 I 在一定的融合规则下进行融合, 得到新的亮度分量(融合分量)I';

3) 用第二步得到的融合分量 I' 代替亮度分量, 并同 H, S 分量图像一起转换到 RGB 颜色空间, 最后得到较清晰的融合图像.

该方法虽然能够提高源图像模糊部分的空间分辨率, 但是却降低了源图像原有清晰部分的空间分辨率, 丢失了一些细节信息. 因此, 本文提出一种新的方法, 该算法在原有的基于 IHS 变换的图像融合算法的基础上, 引入图像区域划分和图像信息熵, 图像中每个分块为一个处理单元, 以信息熵较大的块为主元进行融合, 保留了图像的细节信息, 提高了融合后图像各个部分的空间分辨率. 该算法的一般步骤做如下描述:

1) 首先将两块图像均由 RGB 颜色空间转换到 IHS 颜色空间;

2) 将两幅彩色图像分别做分块处理, 设每幅图像均分为 n 块, 每块的大小视图像具体情况而定;

3) 融合两幅图像的第 1 块;

a) 分别计算两幅图像上该块 I 分量上的信息熵, 并且比较两个信息熵的大小;

b) 为信息熵大的块分配一个较大的权值, 并以此融合两块的 I 分量, 得到新的亮度分量 I';

c) 将上一步得到的融合分量 I' 代替亮度分量, 并同 H, S 分量图像一起转换到 RGB 颜色空间;

4) 融合图像的第 2 块到第 n 块, 每一块的融合重复第 2 步, 最终得到融合的新图像.

其中, 权值分配的公式如公式(16)、(17)所示, entropy1 和 entropy2 分别代表两幅图像对应块的信息熵, λ_1 和 λ_2 则分别代表对应的权值

$$\lambda_1 = \frac{\text{entropy}_1}{\text{entropy}_1 + \text{entropy}_2} \quad (16)$$

$$\lambda_2 = \frac{\text{entropy}_2}{\text{entropy}_1 + \text{entropy}_2} \quad (17)$$

融合公式如公式(18)所示, I_1 和 I_2 分别代表融合前图像的 I 分量, I 代表融合产生的新分量.

$$I = \lambda_1 \times I_1 + \lambda_2 \times I_2 \quad (18)$$

基于分块信息熵的彩色近似图像融合算法的流程

图(如图 2).

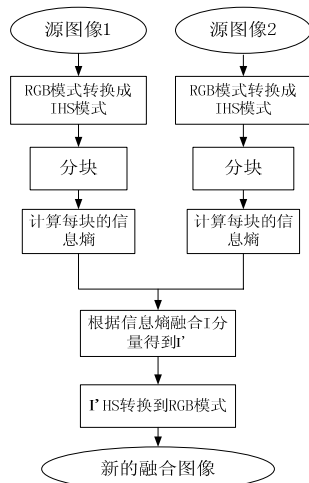


图 2 算法流程图

4 图像融合实验及结果分析

为了证明实验的有效性,在酷睿双核 2.50GHz 处理器,4GB 内存的电脑上,基于 win7 系统平台下的 matlab2010a 环境下,分别选取两组彩色近似图片,第一组图像为网上下载图片,第二组为自己拍摄的江南大学东门,根据亮度信息分为几组不同情况作为原始测试图像进行融合.并与同等条件下的 IHS 融合算法和 PCA 融合算法进行对比.

4.1 融合结果的评价标准

从图像信息不同角度来分析,本文采用了信息熵和平均梯度^[13]作为融合图像的客观评价标准.信息熵是基于图像信息量的评价,上文已经介绍过.而平均梯度则是基于图像梯度(清晰)值的一个评价.平均梯度即图像的清晰度,它反映了图像质量的改进,并且反映了图像的微小细节反差和纹理变化特征.

平均梯度是指由于图像的边界或影线两侧附近的灰度值有明显差异,即有较大灰度变化率.这种变化率的大小可以用来表示图像的清晰度.它反映了图像在微小细节处反差变化的速率,即图像在多维方向上密的速率,表现了图像的相对清晰度.因此,平均梯度越大,图像的层次越度变化多,图像就越清晰.其计算公式如公式(19)所示:

$$g = \frac{1}{(M-1) \times (N-1)} \times \sum_{i=1}^{M-1} \sum_{j=1}^{N-1} \sqrt{(F(i,j) - F(i+1,j))^2 + (F(i,j) - F(i,j+1))^2} \quad (19)$$

式中, $F(i, j)$ 是图像的第 i 行,第 j 列对应的灰度值,

M 、 N 分别是图像的总行数和总列数.

4.2 实验结果及分析

本文算法中将图像分成 n 块,每个分块的大小为 $a \times a$ 的矩形, a 的大小视具体图像而定.本文以第二组实验的源图像图像为例,该组源图像的大小为 360×240 ,考虑到分块的大小会影响到算法的时间复杂度等问题,以 a 分别取值 3,6,12,15,30 来进行实验,得到融合图像并分析该图像上 RGB 三个分量的信息熵.

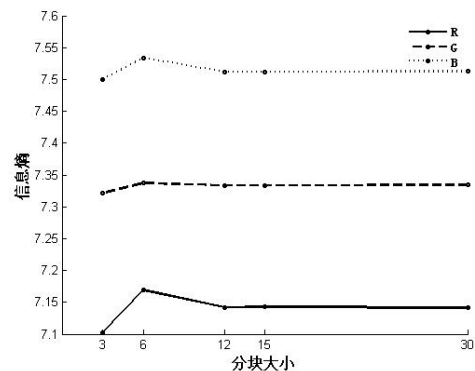


图 3 分块大小与信息熵的关系

图 3 为 a 大小对融合结果图像 RGB 三个分量上信息熵的影响,图中表明当 a 取 6 时,RGB 三个分量上的信息熵达到最大值,之后随着 a 的增大,信息熵的大小趋于平和,所以在本文中,分块的大小为 6×6 .

1) 图像画面质量均良好情况下的彩色近似图像融合:图 4 为第一组源图像以及 IHS 算法、PCA 算法以及本文算法的融合图像,表 1 为三种算法融合图像的相关参数;图 5 为第二组源图像以及 IHS 算法、PCA 算法以及本文算法的融合图像,表 2 为三种算法融合图像的相关参数.



图 4 第一组测试图片融合结果

表 1 彩色图像融合参数对比表

参数	IHS 算法	PCA 算法	本文算法	
信息熵	R	2.4224	2.4283	2.4933
	G	2.4380	2.4389	2.5135
	B	2.5049	2.4897	2.5652
平均梯度	R	217154.4689	215036.112	242233.1085
	G	216217.5155	215555.858	216590.7951
	B	219263.3322	217708.2065	246768.2441



(a) 源图像1 (b) 源图像2



(c) IHS融合算法融合图像 (d) PCA算法融合图像 (e) 本文算法融合图像

图 5 第二组测试图片融合结果

表 2 彩色图像融合参数对比表

参数	IHS 算法	PCA 算法	本文算法	
信息熵	R	7.1619	7.1545	7.1689
	G	7.3230	7.3227	7.3371
	B	7.5292	7.5335	7.5340
平均梯度	R	1076875.7967	1080541.5366	1314814.0939
	G	1058902.2495	1051660.4636	1198137.3928
	B	1055989.3433	1039117.0505	1107255.0875

从图像上看, IHS 融合算法和 PCA 融合算法在图像良好的情况下视觉效果类似, 而本文算法所得的融合图像比这两种算法所得的图像更清晰, 也多了一些细节信息, 而表格中的数据也印证了这一点, 本文算法所得融合图像的信息熵与 IHS 算法以及 PCA 算法所得到的融合图像的信息熵近似, 而平均梯度却远大于 IHS 算法以及 PCA 算法所得到的融合图像的平均梯度。

2) 图像均为高亮度时的彩色近似图像融合: 第一组图片亮度参数 $\gamma_1=0.3225$, $\gamma_2=0.4468$, 图 6 为其源图像以及 IHS 算法、PCA 算法以及本文算法的融合图像, 表 3 为三种算法融合图像的相关参数; 第二组图片亮度参数 $\gamma_1=0.5161$, $\gamma_2=0.4468$, 图 7 为其源图像以及 IHS 算法、PCA 算法以及本文算法的融合图像, 表 4 为三种算法融合图像的相关参数。



(a) 源图像1 (b) 源图像2



(c) IHS融合算法融合图像 (d) PCA算法融合图像 (e) 本文算法融合图像

图 6 第一组测试图片融合效果

表 3 彩色图像融合参数对比表

参数	IHS 算法	PCA 算法	本文算法	
信息熵	R	2.2056	2.2317	2.2960
	G	2.2434	2.2388	2.3110
	B	2.4070	2.2525	2.3575
平均梯度	R	141054.5287	145878.0934	162835.5807
	G	140272.3167	146287.6398	140272.3167
	B	164521.9017	147096.5337	164280.6880



(a) 源图像1 (b) 源图像2



(c) IHS融合算法融合图像 (d) PCA算法融合图像 (e) 本文算法融合图像

图 7 第二组测试图片融合效果

表 4 彩色近似图像融合参数对比表

参数	IHS 算法	PCA 算法	本文算法	
信息熵	R	6.6103	6.6291	6.7153
	G	6.8558	6.8402	6.9316
	B	7.1558	7.1688	7.2561
平均梯度	R	930955.751	916798.489	1022192.2228
	G	920573.6056	908497.7113	1007630.1001
	B	929219.9043	908395.1344	1016854.0489

从图像上看, PCA 融合算法和本文算法融合出来的视觉效果类似, 而 IHS 算法融合出来的图像含有一些噪点信息, 第一组图像尤为明显; 再从数据上比较

PCA 融合算法和本文的算法, 两组测试图片本文算法所得图片的信息熵在 RGB 三个分量上所求的信息熵均大于 PCA 算法所得图像, 第一组图像本文算法在 R 和 B 分量上的平均梯度也大于 PCA 算法, G 分量上略小于 PCA 算法, 第二组图像本文算法均大于 PCA 算法的平均梯度.

3) 图像均为低亮度时的彩色近似图像融合: 第一组图片亮度参数 $\gamma_1=1.3548$, $\gamma_2=1.6277$, 图 8 为其源图像以及 IHS 算法、PCA 算法以及本文算法的融合图像, 表 5 为三种算法融合图像的相关参数; 第二组图片亮度参数 $\gamma_1=1.6452$; $\gamma_2=1.7553$, 图 9 为其源图像以及 IHS 算法、PCA 算法以及本文算法的融合图像, 表 6 为三种算法融合图像的相关参数.



图 8 第一组测试图片融合效果

表 5 彩色近似图像融合参数对比表

参数	IHS 算法	PCA 算法	本文算法	
信息熵	R	2.4947	2.4755	2.5716
	G	2.5066	2.4901	2.5740
	B	2.5692	2.5317	2.6398
平均梯度	R	252052.8167	236221.5318	257473.2376
	G	254343.5304	236417.3183	256795.4191
	B	258161.5174	239242.1954	259650.2889

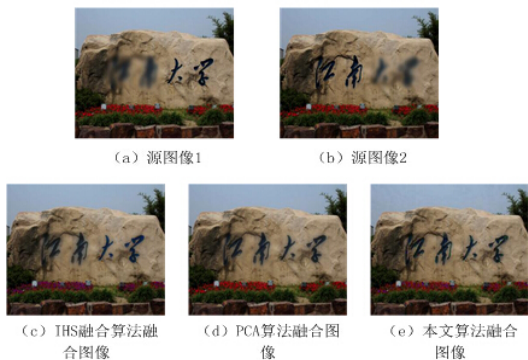


图 9 第二组测试图片融合效果

表 6 彩色近似图像融合参数对比表

参数	IHS 算法	PCA 算法	本文算法	
信息熵	R	7.2307	7.2396	7.2686
	G	7.3384	7.3365	7.3710
	B	7.3737	7.3628	7.401
平均梯度	R	983565.1218	1004714.7784	1094269.9674
	G	952545.1936	953109.792	1064296.6880
	B	932324.1611	925137.0911	1047416.0935

从图像上看, 三种算法融合出来的图像视觉效果类似, 而 IHS 算法融合出来的图像含有一些噪点信息, 第一组图像尤为明显, 第二组图像本文算法明显比 IHS 算法和 PCA 算法得到的图像清晰; 从数据上看, 两组图像通过本文算法所得到的融合图像在 RGB 三个分量上的信息熵和平均梯度均大于 IHS 算法和 PCA 融合算法所得到的图像.

4) 图像一张为高亮度一张为低亮度的彩色近似图像融合: 第一组图片亮度参数 $\gamma_1=0.3871$, $\gamma_2=1.5319$, 图 10 为其源图像以及 IHS 算法、PCA 算法以及本文算法的融合图像, 表 7 为三种算法融合图像的相关参数; 第二组图片亮度参数 $\gamma_1=0.8709$; $\gamma_2=1.2447$, 图 11 为其源图像以及 IHS 算法、PCA 算法以及本文算法的融合图像, 表 8 为三种算法融合图像的相关参数.



图 10 第一组测试图片融合效果

表 7 彩色近似图像融合参数对比表

参数	IHS 算法	PCA 算法	本文算法	
信息熵	R	2.3744	2.3825	2.4428
	G	2.3763	2.3879	2.4360
	B	2.4151	2.4523	2.4836
平均梯度	R	199711.1292	216965.7496	217306.6071
	G	198337.9434	215215.3455	217058.2425
	B	208782.6605	219832.3909	218236.3835

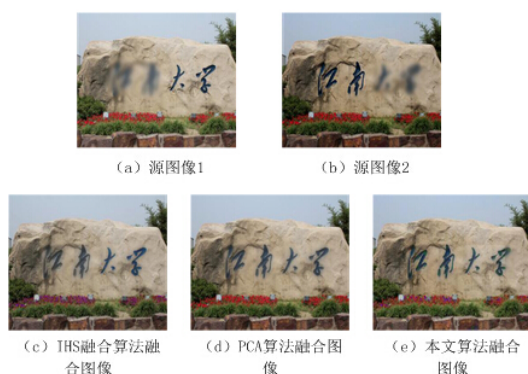


图 11 第二组测试图片融合效果

表 8 彩色近似图像融合参数对比表

参数	IHS 算法	PCA 算法	本文算法	
信息熵	R	7.1882	7.1682	7.1684
	G	7.3205	7.3234	7.3301
	B	7.4875	7.5049	7.5725
平均梯度	R	1051323.798	1070040.3207	1198242.0985
	G	1035395.5561	1039024.855	1177510.1608
	B	1034219.8492	1026405.4390	1177451.8825

从图像上看，三种融合算法视觉效果类似，但是第一组测试图像 IHS 算法所 得到的图像含有一定的噪声信息；再从数据上比较三种算法，两组测试图像经本文算法所得的融合图像在 RGB 三个分量上的信息熵均大于 PCA 算法所得到的融合图像，第一组测试图像本文算法在 RG 两个分量上的平均梯度大于 PCA 算法，但是在 B 分量上略小于 PCA 算法，而第二组测试图像在三个分量上均大于 PCA 算法。

通过上述对比实验表明，本文算法相对于 HIS 融合算法和 PCA 融合算法有较好的融合效果，并且对于亮度变化具有更好的鲁棒性。

5 结语

本文研究了 IHS 图像融合算法以及 PCA 融合算法在彩色近似图像融合中的作用，并提出了一种基于分块信息熵的彩色图像融合方法，通过视觉分析以及信息熵、平均梯度等主观、客观评价指标与常用的 IHS 融合算法以及 PCA 融合算法的融合效果进行了比较和分析。结果表明，本文提出的方法融合效果优于传

统的融合算法，能够很好的保留了源图像的细节信息。

参考文献

- Gabarda S, Cristóbal G. On the use of a joint spatial-frequency representation for the fusion of multi-focus images. *Pattern Recognition Letters*, 2005, 26(16): 2572–2578.
- 谭航. 像素级图像融合及其相关技术研究[硕士学位论文]. 成都: 电子科技大学, 2013.
- Smith MI, Heather JP. A review of image fusion technology in 2005. *Defense and Security. International Society for Optics and Photonics*, 2005: 29–45.
- Xiao G, Jing Z, Li J, et al. Analysis of color distortion and improvement for IHS image fusion. *Proc. of Intelligent Transportation Systems. IEEE*. 2003, 1. 80–85.
- 薛坚, 于盛林, 王红萍. 一种基于提升小波变换和 IHS 变换的图像融合方法. *中国图象图形学报*, 2009, 14(2): 340–345.
- 黄金, 潘泉, 皮燕妮, 等. 基于区域特征加权的 IHS 图像融合方法. *计算机工程与应用*, 2005, 41(6): 39–41.
- Patil U, Mudengudi U. Image fusion using hierarchical PCA. 2011 *International Conference on Image Information Processing (ICIIP)*. IEEE. 2011. 1–6.
- 黎新亮, 赵书河, 柯长青, 等. 遥感图像融合定量评价方法及实验研究. *遥感技术与应用*, 2007, 22(3): 460–465.
- Pajares G, Manuel de la Cruz J. A wavelet-based image fusion tutorial. *Pattern recognition*, 2004, 37(9): 1855–1872.
- Ren H, Lan Y, Zhang Y. Research of multi-focus image fusion based on M-band multi-wavelet transformation. *Advanced Computational Intelligence (IWACI)*, 2011 *Fourth International Workshop on*. IEEE. 2011. 395–398.
- 朱雪龙. 应用信息论基础. 北京: 清华大学出版社有限公司, 2001.
- Tu TM, Su SC, Shyu HC, et al. A new look at IHS-like image fusion methods. *Information Fusion*, 2001, 2(3): 177–186.
- 徐胜祥, 徐运清. 基于 Matlab 的遥感图像融合效果的客观评价方法. *测绘科学*, 2008, 33(4).