

文章编号: 0253-2239(2001)11-1336-07

基于多尺度对比度塔的图像融合方法及性能评价*

刘贵喜 杨万海

(西安电子科技大学工程学院, 西安 710071)

摘要: 给出了一种新的基于对比度塔形分解的分层图像融合方法。其基本思想是先对源图像进行对比度塔形分解;其次,按照融合规则,采用基于区域特性量测的加权算子去构造融合图像对应的对比度金字塔;最后,通过逆塔形变换重构融合图像。该方法被成功地用于图像的融合处理。此外,利用熵、交叉熵、互信息、均方根误差、峰值信噪比等参量,对该融合方法的融合性能进行了评价与分析。实验结果表明,该融合方法是十分有效的。

关键词: 图像融合;多传感器融合;对比度塔形分解;图像处理

中图分类号: TN911.73 文献标识码: A

1 引 言

所谓图像融合是指综合两个或多个源图像的信息,以获取对同一场景的更为精确、更为全面、更为可靠的图像描述。图像融合充分利用了多个被融合图像中包含的冗余信息和互补信息。图像融合在自动目标识别、计算机视觉、遥感、机器人、自动小车、复杂智能制造系统、医学图像处理以及军事应用等领域有着广泛的应用潜力^[1]。目前,图像融合方法大致可分为三大类:简单的图像融合方法、基于塔形分解(如拉普拉斯塔形分解、比率塔等)的图像融合方法和基于小波变换的图像融合方法。简单的图像融合方法^[2]不对参加融合的源图像进行任何变换或分解,而是直接对其进行选择、平均或加权平均等简单处理后合成一幅融合图像。许多情况下,这种简单的融合方法得不到满意的结果。Toet^[3,4]首先提出了基于比率塔形分解的图像融合方法,但其融合规则是基于像素的简单选择(仅选择灰度对比度值大的像素),因此其融合效果不够理想。此外,当前图像融合效果的客观、定量评价问题一直未得到很好解决。

本文给出了一种基于多尺度对比度塔形分解的分层图像融合方法,并采用了基于区域特性量测的选择及加权融合算子;同时,探究了图像融合效果的客观评价这一重要问题;在此基础上,对该融合方法的性能进行了客观评价与比较分析。

2 基于对比度塔形分解的图像融合方法

2.1 图像的对比度塔形分解

图像的对比度塔形分解是一种方便、灵活的多尺度分解,其建立步骤如下:

1) 建立图像的高斯塔形分解^[5,6]

设原图像 G_0 作为高斯金字塔的零层(底层),高斯金字塔的第 l 层 G_l 这样构造:

先将 G_{l-1} 和一个有低通特性的窗口函数 $w(m, n)$ 卷积,再把卷积结果作隔行隔列的降采样,即

$$G_l = \sum_{m=-2}^2 \sum_{n=-2}^2 w(m, n) G_{l-1}(2i+m, 2j+n)$$

$$0 < l \leq N, \quad 0 \leq i < C_l, \quad 0 \leq j < R_l. \quad (1)$$

其中, N 为金字塔的总层数, C_l 和 R_l 分别为金字塔第 l 层图像的列和行数, $w(m, n)$ 为的窗口函数,其必须满足以下约束条件:

I) 可分离性:

$$w(m, n) = w(m)w(n), \\ m \in [-2, 2], \quad n \in [-2, 2];$$

II) 归一化:

$$\sum_{n=-2}^2 w(n) = 1;$$

III) 对称性:

$$w(n) = w(-n);$$

IV) 奇偶项等贡献性:

$$w(-2) + w(2) + w(0) = w(-1) + w(1).$$

按照上述约束条件可构造: $w(0) = 3/8, w(1) = w(-1) = 1/4, w(2) = w(-2) = 1/16$,再根据约束条件I)计算可得到窗口函数 $w(m, n)$ 表示如下:

* 国防科技预研基金(99J16.2.2.DZ0147)资助课题。

收稿日期: 2000-07-31; 收到修改稿日期: 2000-10-04

$$w = \frac{1}{256} \begin{bmatrix} 1 & 4 & 6 & 4 & 1 \\ 4 & 16 & 24 & 16 & 4 \\ 6 & 24 & 36 & 24 & 6 \\ 4 & 16 & 24 & 16 & 4 \\ 1 & 4 & 6 & 4 & 1 \end{bmatrix}$$

2) 由高斯金字塔建立图像的对比度金字塔
将 G_l 内插放大, 得到放大图像 G_l^* , 使 G_l^* 尺寸

与 G_{l-1} 尺寸相同。为此引入放大算子 Expand, 即:
$$G_l^* = \text{Expand}(G_l), \quad (2)$$

与(1)式相对应, 放大算子定义为:
$$G_l^*(i, j) = 4 \sum_{m=-2}^2 \sum_{n=-2}^2 w(m, n) G_l \left[\frac{i+m}{2}, \frac{j+n}{2} \right],$$

 $0 < l \leq N, \quad 0 \leq i < C_l, \quad 0 \leq j < R_l. \quad (3)$

其中:

$$G_l \left[\frac{i+m}{2}, \frac{j+n}{2} \right] = \begin{cases} G_l \left[\frac{i+m}{2}, \frac{j+n}{2} \right] & \text{when } \frac{i+m}{2}, \frac{j+n}{2} \text{ are integer,} \\ 0 & \text{otherwise.} \end{cases}$$

图像的对比度通常定义为: $C = (g - g_b)/g_b$, $= g/g_b - I$, 这里 g 为图象某位置处的灰度值, g_b 为该位置处的背景灰度值, I 表示单位灰度值图像。因窗口函数 $w(m, n)$ 具低通滤波特性, 所以 G_{l+1}^* 可以看作是 G_l 的“背景”。故可定义图像的对比度金字塔为^[3,4]:

$$\left. \begin{aligned} C_l &= \frac{G_l}{G_{l+1}^*} = \frac{G_l}{\text{Expand}(G_{l+1})} - I \quad 0 \leq l < N, \\ C_N &= G_N \quad l = N, \end{aligned} \right\} \quad (4)$$

其中 C_l 表示对比度塔形分解的第 l 层图像, G_l 为高斯金字塔的第 l 层图象。

3) 由对比度金字塔重建原图像

由(4)式变换得:

$$\left. \begin{aligned} G_N &= C_N \quad l = N, \\ G_l &= (C_l + I) \text{Expand}(G_{l+1}) \quad 0 \leq l < N. \end{aligned} \right\} \quad (5)$$

(5) 式则表明: 从对比度金字塔 (C_N, C_{N-1}, \dots, C_0) 的顶层 C_N 开始, 按(5)式递推, 依次令 $l = N, N-1, \dots, 0$ 逐层由上到下, 可依次得到高斯金字塔的各层 G_N, G_{N-1}, \dots, G_0 , 最终精确重构原始图像 (高斯金字塔的最底层 G_0 即为原始图像)。

2.2 基于对比度塔形分解的图像融合

基于对比度塔形分解的图像融合方案示于图 1。

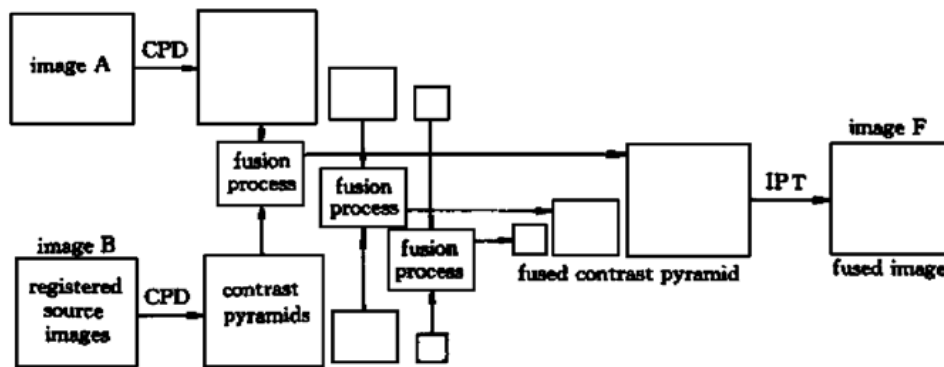


Fig. 1 Image fusion scheme based on contrast pyramid decomposition. CPD: contrast pyramid decomposition; IPT: inverse pyramid transform

本文以两幅图像的融合为例, 对于多幅图像的融合方法可由此类推。设 A、B 为两幅原始图像, F 为融合后的图像。其融合的基本步骤如下:

- 1) 对每一源图像分别进行对比度塔形分解, 建立各图像的对比度金字塔;
- 2) 对图像金字塔的各分解层分别进行融合处理, 不同的分解层采用不同的融合算子进行融合处理, 最终得到融合后图像的对比度金字塔;
- 3) 对融合后所得对比度金字塔进行逆塔形变

换(图像重构), 所得到的重构图像即为融合图像。

基于对比度塔形分解的图像融合方法的物理意义在于:

- 1) 对比度塔形分解将原始图像分别分解到具有不同分辨率、不同空间频率的一系列分解层上(从底层到顶层, 空间频率依次降低), 同时, 每一分解层均反映了相应空间频率上图像的对比度信息。
- 2) 融合过程是在各空间频率层上分别进行的, 这样就可能针对不同分解层的不同频带上的特征与

细节,采用不同的融合算子,以达到突出特定频带上特征与细节的目的。Campbell 和 Robson^[7]的实验表明,人的视网膜图像就是在不同的频率通道中进行处理的。基于对比度塔形分解的图像融合恰恰是在不同的空间频带上进行融合处理的,因而可能获得与人的视觉特性更为接近的融合效果。

3) 为获得更好的融合效果并突出重要的特征细节信息,采用了基于区域特性量测的加权融合算子。也就是说,同一分解层上的不同局部区域上采用的融合算子也可能不同,这样就可能充分挖掘被融合图像的互补及冗余信息。

4) 人眼的视觉系统对于图像的对比度变化十分敏感,因此,基于对比度塔形分解的融合方法可选择地突出被融合图像的对比度信息,以求达到良好的视觉效果。可从后面的融合实验中明显看出。

2.3 图像融合规则及融合算子

在图像融合过程中,融合规则及融合算子的选择对于融合的质量至关重要,也是图像融合中至今

尚未很好解决的难点问题。Toet^[3,4]提出了一种基于比率塔的图像融合方法,但其采用的融合规则是简单的选择(仅选择灰度对比度大的像素)。为了获得视觉特性更佳、细节更丰富、突出的融合效果,本文采用了一种新的融合规则及基于区域特性量测的加权平均融合算子,该融合规则及融合算子的确定方法如下:

1) 分别计算两幅图像相应分解层上对应局部区域的“能量” $E_{l,A}$ 及 $E_{l,B}$:

$$E_l(n, m) = \sum_{n' \in j, m' \in k} w^l(n', m') [L_l(n + n', m + m')]^2, \quad (6)$$

式中 $E_l(n, m)$ 表示对比度金字塔第 l 层上,以 (n, m) 为中心位置的局部区域能量; L_l 表示对比度金字塔的第 l 层图像; $w^l(n', m')$ 为与 L_l 对应的权系数; j, k 定义了局部区域的大小(例如 $3 \times 3, 5 \times 5$ 或 7×7 等); n', m' 的变化范围在 j, k 内。

2) 计算两幅图像对应局部区域的匹配度 $M_{l,AB}$:

$$M_{l,AB}(n, m) = \frac{2 \sum_{n' \in j, m' \in k} w^l(n', m') L_{l,A}(n + n', m + m') L_{l,B}(n + n', m + m')}{E_{l,A}(n, m) + E_{l,B}(n, m)}, \quad (7)$$

其中 $E_{l,A}, E_{l,B}$ 按(6)式计算。

3) 确定融合算子:

先定义一匹配度阈值 T (一般取 $0.5 \sim 1$),若 $M_{l,AB}(n, m) < T$,则:

$$\left. \begin{aligned} & \text{当 } E_{l,A}(n, m) \geq E_{l,B}(n, m) \text{ 时,} \\ & L_{l,F}(n, m) = L_{l,A}(n, m); \\ & \text{当 } E_{l,A}(n, m) < E_{l,B}(n, m) \text{ 时,} \\ & L_{l,F}(n, m) = L_{l,B}(n, m) \\ & 0 \leq l < N. \end{aligned} \right\} \quad (8)$$

若 $M_{l,AB}(n, m) \geq T$ 时,则

$$\left. \begin{aligned} & \text{当 } E_{l,A}(n, m) \geq E_{l,B}(n, m) \text{ 时,} \\ & L_{l,F}(n, m) = W_{l,\max}(n, m) L_{l,A}(n, m) + \\ & \quad W_{l,\min}(n, m) L_{l,B}(n, m); \\ & \text{当 } E_{l,A}(n, m) < E_{l,B}(n, m) \text{ 时,} \\ & L_{l,F}(n, m) = W_{l,\min}(n, m) L_{l,A}(n, m) + \\ & \quad W_{l,\max}(n, m) L_{l,B}(n, m); \\ & 0 \leq l < N. \end{aligned} \right\} \quad (9)$$

其中

$$W_{l,\min}(n, m) = \frac{1}{2} - \frac{1}{2} \left| \frac{1 - M_{l,AB}(n, m)}{1 - T} \right|;$$

$$W_{l,\max}(n, m) = 1 - W_{l,\min}(n, m).$$

以上的 $L_{l,F}$ 表示融合后对比度金字塔的第 l 层图像。

从上面的算法可以看出,当两图像A、B对应局部区域间的匹配度小于阈值 T 时,说明两图像在该区域上的“能量”差别较大,此时选择“能量”大的区域的中心像素作为融合后图像在该区域上的中心像素;反之,当两图像A、B对应局部区域间的匹配度大于或等于阈值 T 时,说明两图像在该区域上的“能量”相近(差别不大),此时采用加权融合算子确定融合后图像在该区域上的中心像素的对比度值或灰度值。

由于局域能量较大的中心像素代表了原始图像中的明显特征,同时,图像的局部特征一般不只取决于某一像素,因此,这里采用的基于区域特性量测的加权融合算子相对于仅根据单一独立像素的简单选择或简单加权来确定融合像素的方法来说^[3,4],显得更合理、更科学。实验也证明采用该融合算子取得了良好的视觉效果及融合质量,而且,该融合算子用于含噪声图像的融合时也明显优于简单的像素选择算子。

3 图像融合效果的客观评价

我们采用了以下参量来评价融合图像的效果。

1) 熵

熵值的大小表示图像所包含的平均信息量的多少, 图像的熵 H 定义为:

$$H = - \sum_{i=0}^{L-1} p_i \log p_i, \quad (10)$$

其中 L 为图像的总的灰度级, p_i 表示灰度值为 i 的像素数 D_i 与图像总像素数 D 之比, 即:

$$p_i = D_i/D, \quad (11)$$

$P = \{p_0, p_1, \dots, p_{L-1}\}$ 反映了图像中具有不同灰度值像素的概率分布。 $i-D_i$ 间的关系图即为图像的灰度直方图, 由于 $D = \sum_{i=0}^{L-1} D_i$, 所以 $i-p_i$ 间的关系图可以看作是图像的归一化灰度直方图。

2) 交叉熵

交叉熵亦称相对熵, 交叉熵可用来度量两幅图像间的差异, 交叉熵越小, 就表示图像间的差异越小。

若标准参考图像为 R , 融合后图像为 F , 则参考图像 R 与融合图像 F 的交叉熵为:

$$H_{ce} = \sum_{i=0}^{L-1} p_{Ri} \log \frac{p_{Ri}}{p_{Fi}}, \quad (12)$$

3) 互信息 S_{mi}

图像 A 、 B 、 F 间的互信息 $S_{mi}(A, B, F)$ 定义如下:

$$S_{mi}(A, B, F) =$$

$$\sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} \sum_{k=0}^{L-1} p_{abf}(i, j, k) \log \frac{p_{abf}(i, j, k)}{p_{ab}(i, j) p_f(k)}. \quad (13)$$

类似地, $i-p_{ab}(i, j)$ 间的关系图可以看作是图像 A 、 B 的归一化联合灰度直方图, $i-p_{abf}(i, j, k)$ 为图像 A 、 B 、 F 的归一化联合灰度直方图。

4) 均方根误差 E_{rmse}

融合图像 F 和标准参考图像 R 间的均方根误差定义为:

$$E_{rmse} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^S [R(i, j) - F(i, j)]^2}{M \times S}}, \quad (14)$$

其中, M 、 S 分别为图像的行数与列数。

5) 峰值信噪比 R_{psnr}

峰值信噪比定义为:

$$R_{psnr} = 10 \lg(255 \times 255 / E_{rmse}^2). \quad (15)$$

4 图像的融合实验及性能评价

4.1 图像融合实验

图 2 的实验中, 是为了说明应用图像融合方法解决运动目标的模糊问题。假设由于坦克是运动的, 背景与坦克不能同时被聚焦, 即不能同时得到清晰的坦克及背景图像。图 2(a) 中, 坦克模糊, 而背景清晰; 图 2(b) 中, 坦克清晰, 而背景模糊不清; 图 2(c) 为采用本方法将图 2(a)、(b) 融合后得到的图像, 图中的坦克及背景均清晰可见。



Fig. 2 Image fusion of motion blurred images. (a) Tank is motion blurred; (b) Background is blurry; (c) Fused image

图 3(a) 中, 坦克的前部被烟雾遮挡; 图 3(b) 中, 坦克的尾部淹没在烟雾中; 单凭图 3(a) 或(b), 都无法看到坦克的完整图像, 这就给该目标的识别带来困难。通过采用本方法对图 3(a) 和(b) 中的图像进行融合, 便可获得清晰可见的、完整的坦克图像, 如图 3(c) 所示。

图 4(a) 为可见光图像, 因光线很暗, 图中的黑色轿车几乎看不见, 而图中的白色轿车及部分纹理

与细节(如图中的草地等)却依稀可见; 图 4(b) 为同一场景的前视红外 (FLIR) 图像, 图中的两辆轿车均较清晰, 但轿车周围的草地等纹理与细节却模糊不清; 从图 4(b) 中可明显看出, 由于白色与黑色轿车的红外辐射特性有差异, 因此其前视红外图像的亮度明显不同(黑色轿车较亮)。图 4(c) 为用本文介绍的对比度塔形 (CP) 融合方法得到的融合图像, 可以看到图中不仅两辆轿车清晰可辨, 而且, 其背景及

周围的纹理与细节也清晰可见。图 4(d) 采用的是 Toet 的比率塔形 (RP) 融合方法; 对图 4(e)、图 4(f), 融合时多尺度分解分别采用拉普拉斯塔形 (LP) 分解和小波变换 (DWT), 而融合规则及算子均采用本文介绍的。图 4 的实验中, 图 4(a)、图 4(b) 两幅图像具有明显不同的光谱特性, 所包含的信息

几乎完全不同(有些甚至相反); 可见光图像对比度相对较高, 而红外图像对比度相对较低。对于这类图像的融合处理, 若用一般的图像融合方法或融合规则及融合算子选择不当, 是很难获得满意的融合效果的。



Fig. 3 The fusion of images covered by smoke. (a) The front is covered by smoke; (b) The back is covered by smoke; (c) Fused image

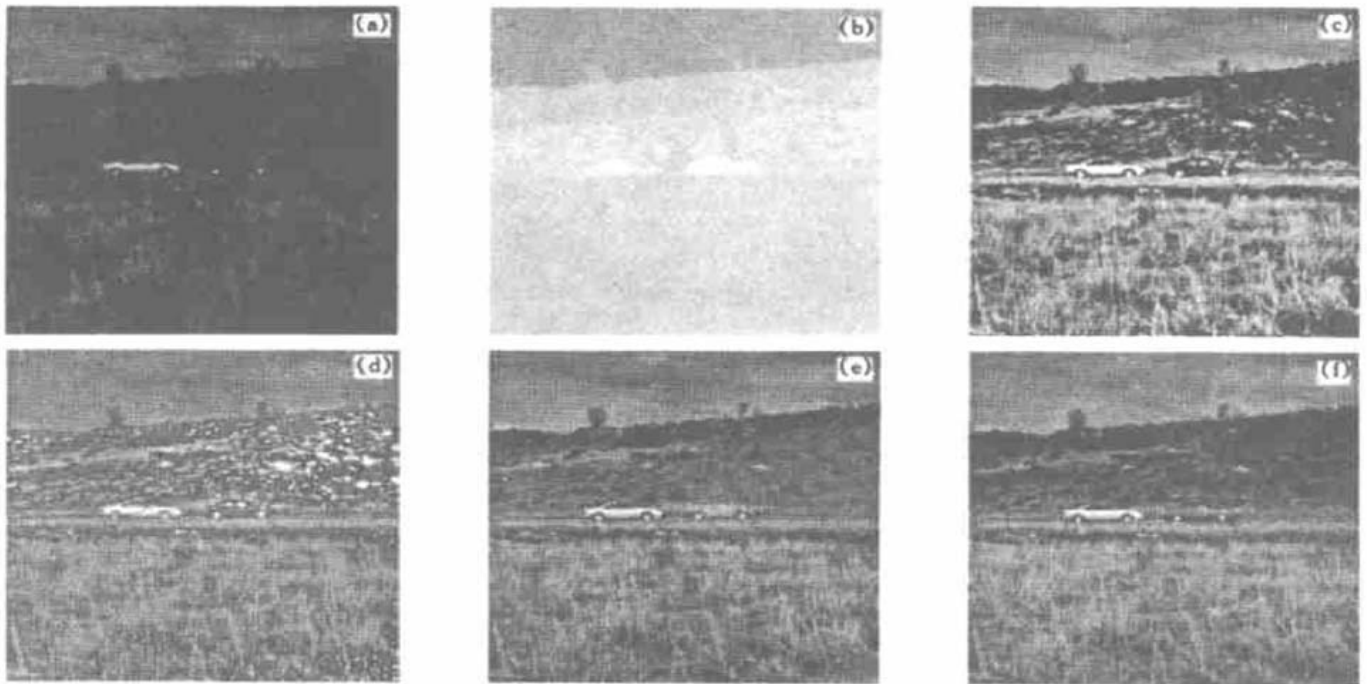


Fig. 4 The fusion of visible light and FLIR images. (a) Visible light images; (b) FLIR image; (c) Fusion result using CP; (d) Fusion result using RP; (e) Fusion result using LP; (f) Fusion result using DWT

对于以上的实验, 若单凭单一图像(a)或(b), 利用通常的图像增强方法是无法取得满意的结果的, 这是因为单一图像(a)或(b)所包含的信息是不足以获得图像(c)的。

可见, 图像融合完全不同于一般意义上的图像增强, 它充分利用了多幅图像的冗余及互补信息, 与对单一图像增强后得到的图像相比, 融合后图像包含了更为丰富、全面的信息。

4.2 融合性能评价与比较

下面针对前面三组不同类型图像融合问题, 采用多种评价参量, 对本文介绍的对比度塔形融合方

法与其它几种融合方法进行融合性能的定量比较, 见表 1~ 表 3。

为了便于比较, 表中除比率塔 (RP) 融合方法外, 对比度塔形融合法、拉普拉斯塔形分解、小波变换方法均采用与本文相同的融合规则与算子, 选择的特性区域大小均为 3×3 ; 4 种方法的图像融合层数均为 6 层 (对应分解层为 0~ 5 层)。融合性能评价的准则是:

对于同一组融合实验, 若某种融合方法获得的融合图像的熵相对较大、交叉熵相对较小、互信息相对较大、均方根误差相对较小、峰值信噪比相对较

高, 则说明该融合方法的性能相对较好。

Table 1. Performance of different fusion schemes for motion blurred images

fusion scheme	entropy $H(F)$	cross entropy H_{ce}	mutual information $S_{mi}(A, B, F)$	E_{rmse}	R_{psnr}/dB
CP	4.4120	0.0050	4.4134	1.6191	43.9456
RP	4.3798	0.0116	4.3928	4.1933	35.6797
LP	4.4109	0.0051	4.4126	1.5589	44.2746
DWT	4.4233	0.0035	4.4233	1.5702	44.2116

Table 2. Performance of different fusion schemes for images covered by smoke

fusion scheme	entropy $H(F)$	cross entropy H_{ce}	mutual information $S_{mi}(A, B, F)$	E_{rmse}	R_{psnr}/dB
CP	5.0897	0.0265	5.0743	6.4499	31.9398
RP	5.0321	0.0304	5.0404	12.0773	26.4914
LP	5.0721	0.0357	5.0627	8.3283	29.7197
DWT	5.0651	0.0444	5.0578	12.9343	25.8960

Table 3. Performance of different fusion schemes for visible light and FLIR images

fusion scheme	entropy $H(F)$	Mutual information $S_{mi}(A, B, F)$
CP	4.8416	4.6542
RP	4.5258	4.2770
LP	4.3675	4.1283
DWT	4.2070	3.9959

按照前面给出的融合性能评价准则, 由表 1 至表 3, 可以得出以下结论:

1) 对于局部模糊图像、多聚焦图像的融合, 对比度塔形融合法、拉普拉斯塔形分解、小波变换三种融合方法的性能相近, 比率塔形融合方法性能差些;

2) 对于局部被烟雾遮挡图像的融合, 对比度塔形融合方法优于拉普拉斯塔形分解、比率塔形、小波变换融合方法;

3) 对于可见光与红外图像的融合, 对比度塔形融合方法优于拉普拉斯塔形分解、比率塔形、小波变换融合方法, 这一点可从图 4 的融合结果明显看出。

另外, 在图 4 的融合实验中, 比率塔形、对比度塔形、拉普拉斯塔形分解、小波变换四种融合方法的处理时间 (Intel Pentium II 266 MHz 处理器、64MB 内存、MATLAB5.1 语言编程) 分别为 1.8 s、2.2 s、2.1 s 和 2.5 s。值得一提的是, 我们进行了大量的图像融合实验研究, 均得到了与上面一致的结论, 因此, 这里用来评价融合效果的几种参量指标是客观的、可行的; 同时, 也说明本文介绍的基于多尺度对比度塔形分解的图像融合方法及融合规则是十分有效的。

结束语 在某些情况下, 由于受照明、环境条件(如噪声、云、烟雾、雨等)、目标状态(例如运动、密集目标、伪装目标等)、目标位置(如远近、障碍物等)以及传感器固有特性等因素的影响, 通过单一传感器所获得的图像信息不足以用来对目标或场景进行更好的检测、分析和理解, 这正是图像融合要解决的问题。本文利用图像的对比度塔形分解, 针对不同分解层的不同空间频率特性区域, 采用了不同融合算子进行像素级的图像融合。大量的实验结果(因篇幅所限这里仅给出了几组融合实验)表明: 该融合方法取得了良好的融合效果。同时, 该图像融合方法同样也适用于医学、遥感、机器视觉、目标跟踪、战场监视等诸多领域。

参 考 文 献

- [1] Varshney P K. Multisensor data fusion. *Electron. & Commun. Engng. J.*, 1997, **9**(6): 245~ 253
- [2] 李 勤, 代彩虹, 俞 信 等. 图像融合方法在细胞图像处理中的应用. *光学学报*, 1998, **18**(12): 1658~ 1662
- [3] Toet A. Hierarchical image fusion. *Machine Vision and Applications*, 1990, **3**(1): 1~ 11
- [4] Toet A. Multiscale contrast enhancement with application to image fusion. *Opt. Engng.*, 1992, **31**(5): 1026~ 1031
- [5] Burt P J, Adelson E H. The laplacian pyramid as a compact image code. *IEEE Trans. on Communications*, 1983, **31**(4): 532~ 540
- [6] Prasad L, Iyengar S S. *Wavelet Analysis with Applications to Image Processing*. New York: CRC Press, 1997. 217~ 222
- [7] Campbell F W, Robson J. Application of Fourier analysis to the visibility of gratings. *J. Physiology*, 1968, **197**: 551 ~ 556

A Multiscale Contrast-Pyramid-Based Image Fusion Scheme and Its Performance Evaluation

Liu Guixi Yang Wanhai

(*School of Electronic Engineering, Xidian University, Xi'an 710071*)

(Received 31 July 2000; revised 4 October 2000)

Abstract: A novel hierarchical image fusion scheme based on contrast pyramid decomposition is presented. The basic idea is that: first to perform a contrast pyramid decomposition of each source image, and then the contrast pyramid of the fused image is constructed by using region-based weighted operators according to different fusion rules, finally the fused image is obtained by taking inverse pyramid transform. This approach has been successfully used in image fusion. In addition, with the use of the parameters such as entropy, cross entropy, mutual information, root mean square error and peak-to-peak signal-to-noise ratio, the performance of the fusion scheme is evaluated and analyzed. The experimental results show that the fusion scheme is effective.

Key words: image fusion; multisensor fusion; contrast pyramid decomposition; image processing