基于结构张量的变分多源图像融合*

赵文达[1)2)] 赵建[1)] 续志军[1)†]

1) (中国科学院长春光学精密机械与物理研究所, 长春 130033)

2) (中国科学院大学, 北京 100049)

(2013 年 6 月 27 日收到; 2013 年 7 月 29 日收到修改稿)

提出了可以保持源图像特征和细节信息的基于结构张量的变分多源图像融合算法. 首先叙述基于结构张量的融合梯度场, 然后测量每幅源图像的特征图, 根据特征图为源图像的每个梯度构造一个权值, 将携带明显特征的梯度在融合的梯度场中凸显出来, 从而使源图像的特征和细节得到保持, 最后应用变分偏微分方程理论从目标梯度场重建出融合的图像. 实验结果表明, 本文算法融合图像的灰度平均梯度和信息熵均高于小波变换算法、塔分解法和直接梯度融合算法, 视觉效果上, 融合图像很好的保留了源图像的特征和细节, 为图像目标检测和识别提供了高质量的图像信息.

关键词: 图像融合, 梯度场, 结构张量, 变分法

PACS: 42.30.Va, 42.30.Wb **DOI:** 10.7498/aps.62.214204

1 引 言

图像融合是综合利用多幅源图像的信息互补性, 合成一幅更完整、准确的复合图像, 旨在使同一场景的信息能更加有效地被计算机处理和人类感知, 为后续的图像分析、目标识别和跟踪提供高质量的图像信息. 图像融合技术已被广泛地应用于军事、医疗和科研等领域中.

目前已有的图像融合方法很多 [1−3], 其中基于小波变换的图像融合算法最具代表性. 该算法首先对待融合的图像进行小波变换, 得到不同频段的子带; 然后按照一定的融合规则对不同频段的分量进行融合; 最后通过小波逆变换重构出融合的图像. 如果分解系数以及融合系数选择的恰当, 会取得很好的融合效果. 如 Wang 等人采用算数平均的方法计算低频段的融合系数, 采用最大绝对幅度准则来合成高频段融合系数 [4]. 甘甜等人先对多幅源图像进行分块 DCT 变换, 保留较大方差对应的变换系数, 然后将其直接作为小波变换的分解系数 [5]. 虽然小波变换算法可以取得较好的融合效果, 但是容易出现 “振铃效应”. 塔分解算法是将图像的不同特征分解到不同尺度的金字塔上, 然后按一定的规则在金字塔上融合, 其中难点是融合规则的选择. 近几年, 变分偏微分方程方法 [6] 被研究人员应用到了图像处理领域. 在图像融合中, 该方法按照人类视觉对于图像的局部变化敏感的规律, 在图像的梯度域进行融合, 得到融合的梯度场, 然后重建出融合的图像. 其核心是融合梯度场的建立, 如 Socolinsky 等人提出了应用矢量定义多源图像的对比度形式以及以此为基础的改进算法 [7,8], Piella 等人利用结构张量对多源图像的梯度进行融合 [9,10].

本文提出了基于结构张量的变分多源图像融合算法. 该算法以基于结构张量的梯度融合为基础, 为每幅源图像的梯度构造一个权值, 将携带明显特征的梯度在融合的梯度场中凸显出来, 从而保持各个源图像的重要特征, 使图像融合的效果更好.

2 多源图像的融合梯度场构造

图像的梯度值和图像的视觉效果有重要的联系, 图像的细节纹理明显, 其梯度值就较

* 国家自然科学基金 (批准号: 05891JM50) 资助的课题.

† 通讯作者. E-mail: xuzj538@ciomp.ac.cn

© 2013 中国物理学会 Chinese Physical Society

大. 对于一幅红外图像 $I(\boldsymbol{x})(\boldsymbol{x}=(x_1,x_2)\subset\Omega=[0,N-1]\times[0,M-1])$, 点 $\boldsymbol{x}\subset\Omega$ 的梯度表示为

$$\nabla I(\boldsymbol{x})=\left[\frac{\partial I}{\partial x_1},\frac{\partial I}{\partial x_2}\right],\quad \boldsymbol{x}=(x_1,x_2)\subset\Omega. \tag{1}$$

图像的每个像素点的梯度组成了梯度矢量场, 梯度值大小代表灰度变化的速度, 矢量的方向代表灰度朝哪个方向变化.

构造多源图像的融合梯度场, 最直接的方法是按一定的系数将各个源图像的梯度场进行线性组合. 但该方法忽略了各源图像之间的相互作用, 本文应用基于结构张量的梯度描述构造融合梯度场. 将多源图像 $I_n(n=1,2,\cdots,N)$ 作为一幅多值图像 $I_{\mathrm{M}}:\Omega\to[0,1]^N$ 的各标量通道, 对于点 $\boldsymbol{x}=(x_1,x_2)\subset\Omega$, $I_{\mathrm{M}}(\boldsymbol{x})=(I_1(\boldsymbol{x}),I_2(\boldsymbol{x}),\cdots,I_N(\boldsymbol{x}))$, $I_n(\boldsymbol{x})$ 为源图像 I_n 在点 $\boldsymbol{x}$ 的灰度值. 对于点 $\boldsymbol{x}=(x_1,x_2)$ 和 $\boldsymbol{x}'=(x_1',x_2')$, 差分为 $I_{\mathrm{M}}(\boldsymbol{x})-I_{\mathrm{M}}(\boldsymbol{x}')$, 随着 $\boldsymbol{x}$ 无限接近 $\boldsymbol{x}'$ 时, 差分就可用微分表示为

$$\mathrm{d}I_{\mathrm{M}}=\frac{\partial I_{\mathrm{M}}}{\partial x_1}\mathrm{d}x_1+\frac{\partial I_{\mathrm{M}}}{\partial x_2}\mathrm{d}x_2, \tag{2}$$

其平方范数为

$$|\mathrm{d}I_{\mathrm{M}}|^2=\sum_{i=1}^{2}\sum_{j=1}^{2}\left(\frac{\partial I_{\mathrm{M}}}{\partial x_i}\cdot\frac{\partial I_{\mathrm{M}}}{\partial x_j}\right)\mathrm{d}x_i\mathrm{d}x_j. \tag{3}$$

若矩阵 $\boldsymbol{G}$ 的各元素的形式为

$$G_{ij}=\frac{\partial I_{\mathrm{M}}}{\partial x_i}\cdot\frac{\partial I_{\mathrm{M}}}{\partial x_j}\quad i,j=1, \tag{4}$$

那么平方范数可表示为

$$|\mathrm{d}I_{\mathrm{M}}|^2=\mathrm{d}x^{\mathrm{T}}G_{ij}\mathrm{d}x, \tag{5}$$

其中, $\mathrm{d}\boldsymbol{x}=(\mathrm{d}x_1,\mathrm{d}x_2)^{\mathrm{T}}$, T 表示向量的转置. 矩阵 $\boldsymbol{G}$ 即为结构张量, 表示成图像的梯度形式为

$$\boldsymbol{G}(\boldsymbol{x})=\sum_{n=1}^{N}\nabla I_n(\boldsymbol{x})\nabla I_n^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{x})$$

$$=\begin{bmatrix}\sum_{n=1}^{N}\left(\frac{\partial I_n}{\partial x_1}\right)^2 & \sum_{n=1}^{N}\frac{\partial I_n}{\partial x_1}\frac{\partial I_n}{\partial x_2}\\ \sum_{n=1}^{N}\frac{\partial I_n}{\partial x_1}\frac{\partial I_n}{\partial x_2} & \sum_{n=1}^{N}\left(\frac{\partial I_n}{\partial x_2}\right)^2\end{bmatrix}. \tag{6}$$

可知, $\boldsymbol{G}$ 是一个具有非负特征值 $\{\lambda_1,\lambda_2\}$ 的半正定矩阵, 可分解为 $\boldsymbol{G}=\boldsymbol{Q}\boldsymbol{\Lambda}\boldsymbol{Q}^{\mathrm{T}}$ 其中 $\boldsymbol{Q}$ 为正交矩阵. $\boldsymbol{G}$ 对应特征值的特征向量记作 $\boldsymbol{e}_1$, $\boldsymbol{e}_2$, 若 λ_1 是 $\boldsymbol{G}$ 的最大特征值, 在 Frobenius 范数意义下, 融合的图像 I_{M}' 要保持 I_{M} 的性质, 其 $\boldsymbol{G}'$ 对 $\boldsymbol{G}$ 的最佳逼近为 $\boldsymbol{G}'=\boldsymbol{Q}\boldsymbol{\Lambda}'\boldsymbol{Q}^{\mathrm{T}}$, 其中

$$\boldsymbol{\Lambda}'=\begin{bmatrix}\lambda_1 & 0\\ 0 & 0\end{bmatrix},$$

则 $\boldsymbol{G}'=\lambda_1\boldsymbol{e}_1\boldsymbol{e}_1^{\mathrm{T}}$, 那么在点 $\boldsymbol{x}$ 的融合梯度可表示为

$$V(\boldsymbol{x})=\sqrt{\lambda_1(\boldsymbol{x})}\cdot\boldsymbol{e}_1(\boldsymbol{x}). \tag{7}$$

由于 λ_1 对应的特征向量的方向有两个 $\pm\boldsymbol{e}_1(\boldsymbol{x})$, 我们规定融合梯度的方向为各个源图像的梯度平均方向, 则融合梯度可重新写为

$$V(\boldsymbol{x})=\sqrt{\lambda_1(\boldsymbol{x})}\cdot\boldsymbol{e}_1(\boldsymbol{x})\times\mathrm{sign}\left\langle\boldsymbol{e}_1(\boldsymbol{x}),\frac{1}{N}\sum_{n=1}^{N}\nabla I_n(\boldsymbol{x})\right\rangle, \tag{8}$$

其中, $\langle\cdot,\cdot\rangle$ 表示两个向量的内积,

$$\mathrm{sign}(x)=\begin{cases}1, & x\geqslant 0,\\ -1 & \text{其他}.\end{cases}$$

I_{M} 的每一点的融合梯度组成了融合梯度场 $\boldsymbol{V}$, 但此梯度场是各源图像的梯度以均等的贡献融合而成的, 所以不能很好地反映各源图像的主要特征. 这里给了一个例子, 如图 1 所示.

图 1(a) 和 (b) 是 MR 和 CT 图像的梯度场, 原图见图 5(a) 和 (b), 图 1(c) 是应用 (8) 式得到的融合梯度场, 由于 (8) 式的直接梯度融合对于各个源图

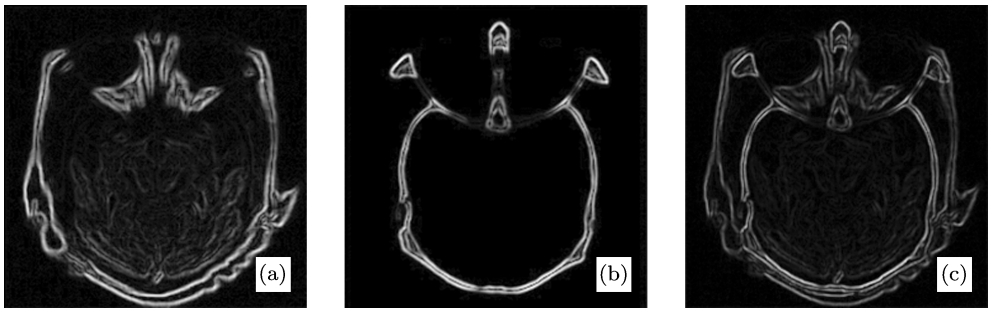

图 1 梯度融合算法的一个例子 (a) MR 的梯度幅度场; (b) CT 的梯度幅度场; (c) 梯度融合算法的梯度幅度场

像的像素点梯度同等的对待, 使融合后的梯度幅度场弱化了源图像的一些梯度值, 如图 1(a) 图像中间部分的纹理, 这样重建后的灰度图像相应的纹理细节就会不清楚. 为了将携带明显特征的梯度在融合的梯度场中凸显出来, 从而使源图像的特征和细节得到保持, 我们需要为各源图像的梯度设计一个权值, 使融合梯度场 $\boldsymbol{V}$ 包含各源图像的显著特征.

文献 [10] 设计的权值应该能反映源图像的显著特征, 但在源图像含有噪声时将不能得到理想结果. 本文在提取源图像的特征图前, 先对图像做去噪处理:

$$I'_n = (I_n \Theta \boldsymbol{B}) \oplus \boldsymbol{B}, \tag{9}$$

其中, I'_n 表示对图像 I_n 进行灰度形态学去噪后的图像, Θ 是腐蚀运算符, $\oplus$ 是膨胀运算符, $\boldsymbol{B}$ 为 5×5 的单位结构元素. 腐蚀和膨胀定义为 [11]

$$\begin{aligned}(I_n \Theta \boldsymbol{B})_{(s,t)} = &\min\{I_{n(s+x,t+y)} - \boldsymbol{B}_{(x,y)} | (s+x),\\ &(t+y) \in D_{I_n}; (x,y) \in D_{\boldsymbol{B}}\},\end{aligned} \tag{10}$$

$$\begin{aligned}(I_n \oplus \boldsymbol{B})_{(s,t)} = &\max\{I_{n(s-x,t-y)} + \boldsymbol{B}_{(x,y)} | (s-x),\\ &(t-y) \in D_{I_n}; (x,y) \in D_{\boldsymbol{B}}\},\end{aligned} \tag{11}$$

其中, D_{I_n} 和 $D_{\boldsymbol{B}}$ 分别是 I_n 和 $\boldsymbol{B}$ 的定义域. 先对图像进行腐蚀操作, 再做膨胀操作, 可以去除对提取图像特征图干扰较大的噪声. 然后可以按照下式提取出源图像的特征图:

$$S'_n(p) = \mathrm{e}^{\beta \cdot \mathrm{mean}_{q\in\Theta_p}\{|I'_n(p) - I'_n(q)|\}}, \tag{12}$$

$$S_n(p) = S'_n(p) / \max_{q\in\Omega}(S'_n(q)), \tag{13}$$

其中, Θ_p 表示像素点 p 的 3×3 邻域, mean 表示求平均, 正系数 β 可以更加强调图像的重要特征, 本文取 1.5. $S_n(p)$ 代表图像 I_n 在 p 点的细节特征的显著性, 反映了以点 p 为中心的局部像素值变化的情况, 在图像纹理和边缘等重要特征处, 局部像素值变化明显, 该值就较大; 在图像光滑的地方, 该值较小, 图像所有像素点的 $S_n(p)$ 就组成了图像的特征图. 图 2 给出了图 5(a), (b) 和图 7(a), (b) 的特征图 (为了计算机显示, 图 2 的特征图由 $S_n(p)\times 255$ 计算得到).

从图 2(a), (b) 可以看出, 在图像的边缘和纹理细节处, 局部对比度较大, 反映在特征图上就比较亮, 边缘纹理等特征可以很清楚的被凸显出来. 由于本文考虑了源图像噪声的影响, 在提取特征图前对图像做了去噪和提取特征图时对图像的局部对比度做了平均, 从图 2(c), (d) 中可以看出, 特征图有效地反映了图像的边缘纹理等特征, 且没有受到源图像噪声的干扰. 有了图像的特征图, 就可以设计梯度的权值了.

$$s_n(\boldsymbol{x}) = \frac{S_n(\boldsymbol{x})}{\sum\limits_{l=1}^{N} S_l(\boldsymbol{x})}, \tag{14}$$

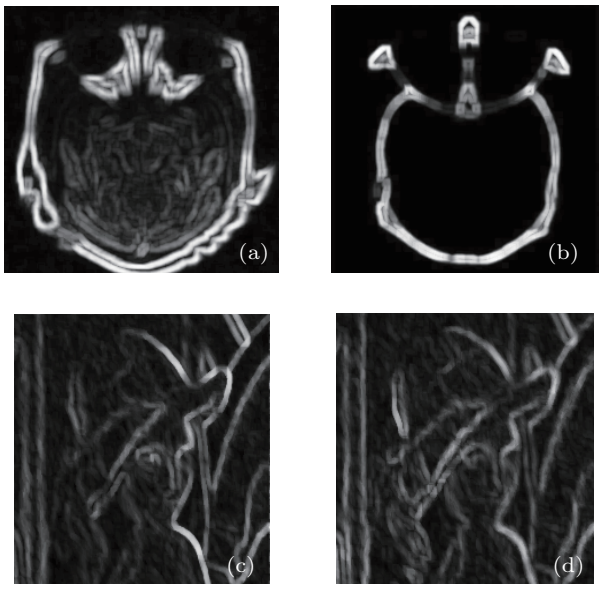

图 2 源图像的特征图 (a) 和 (b) 分别为 MR 和 CT 源图像的特征图; (c) 和 (d) 分别为左和右模糊的含噪源图像的特征图

其中 $s_n(\boldsymbol{x})$ 表示图像 I_n 在点 $\boldsymbol{x}$ 的梯度的权值, 从 (14) 式可以看出, 源图像特征值大的点, 其权值就大, 这样在梯度场的融合时, 该点的梯度就会更多地被融合进来, 使得该点携带的特征被保持. 这样, 带有梯度加权的结构张量 $\boldsymbol{G}$ 可以表示为

$$\begin{aligned}&\boldsymbol{G}(\boldsymbol{x})\\ &= \begin{bmatrix} \sum_{n=1}^{N}\left(s_n(\boldsymbol{x})\dfrac{\partial I_n}{\partial x_1}\right)^2 & \sum_{n=1}^{N} s_n^2\left(\boldsymbol{x}\right)\dfrac{\partial I_n}{\partial x_1}\dfrac{\partial I_n}{\partial x_2} \\ \sum_{n=1}^{N} s_n^2(\boldsymbol{x})\dfrac{\partial I_n}{\partial x_1}\dfrac{\partial I_n}{\partial x_2} & \sum_{n=1}^{N}\left(s_n(\boldsymbol{x})\dfrac{\partial I_n}{\partial x_2}\right)^2 \end{bmatrix}.\end{aligned} \tag{15}$$

图 3 给出了图 5(a), (b) 和图 7(a), (b) 经梯度加权后的融合梯度幅度场.

从图 3 可以看出, 梯度加权的融合梯度幅度场很好地保持了源图像的特征 (如图 1(a) 图像中间部分的纹理细节), 且没有将源图像的噪声过分的放大 (如图 3(b)). 这样重建后的融合图像就可以保留源图像的主要特征和细节信息.

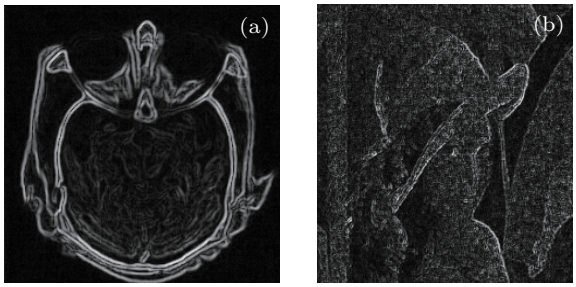

图 3 梯度加权的融合梯度幅度场 (a) MR 和 CT 梯度加权后的融合梯度幅度场; (b) 左右模糊的含噪图像梯度加权后的融合梯度幅度场

3 多源图像融合梯度场的重建

重建图像 I 的梯度场应该和融合的梯度场 $\boldsymbol{V}$ 最接近, 在数学上可以使如下的泛函最小:

$$g(I)=\iint_{\Omega}|\nabla I-\boldsymbol{V}|^2\mathrm{d}x\mathrm{d}y. \tag{16}$$

记 $F(x,y,I,I_x,I_y)$ 为被积函数, 则

$$F(x,y,I,I_x,I_y)=[(I_x-V_x)^2+(I_y-V_y)^2]^2, \tag{17}$$

式中, $\boldsymbol{V}=(V_1,V_2)$, 根据变分法原理 [12] 可知, 泛函 $g(I)$ 取极值时有

$$F_I-\frac{\partial}{\partial x}F_{I_x}-\frac{\partial}{\partial y}F_{I_y}=0, \tag{18}$$

式中, $F_{I_x}=\dfrac{\partial F}{\partial I_x}$, $F_{I_y}=\dfrac{\partial F}{\partial I_y}$. 将 (17) 式代入 (18) 式并化简得到如下的 Euler-Lagrange 方程:

$$\Delta I-\mathrm{div}\boldsymbol{V}=0, \tag{19}$$

式中, Δ 为拉普拉斯算子, $\Delta I=\dfrac{\partial^2 I}{\partial x^2}+\dfrac{\partial^2 I}{\partial y^2}$. 本文采用迭代法 [13] 求解上述方程:

$$I^{n+1}=I^n-1/4(\Delta I^n-\mathrm{div}\boldsymbol{V}), \tag{20}$$

其中 n 为迭代次数. 上式中存在许多微分算子, 本文采用有限差分法对其离散迭代求解, 有限差分法的空间步长取为 1[14]. 由于迭代的过程中, 像素的位移会造成图像质量的降低, 所以拉普拉斯算子用向前差分, 散度算子用向后差分, 图像的边界采用对称延拓的方法, 这样避免了像素的位移, 保证了图像的视觉质量.

通过 (20) 式求得的 I 可能会超过 $[0,255]$ 的范围, 计算机不能够直接显示, 采用如下方法对 I 的动态范围进行约束:

$$\begin{aligned} I_{\mathrm{temp}}&=I^n-1/4(\Delta I^n-\mathrm{div}\boldsymbol{V}),\\ I^{n+1}&=\max\{0,\min(255,I_{\mathrm{temp}})\}, \end{aligned} \tag{21}$$

其中, I_{temp} 为临时变量. 本文算法的流程如图 4所示.

4 实验结果与分析

为了验证本文算法的有效性, 对比于小波变换算法 [4]、塔分解算法 [15]、本文直接梯度融合算法和加权的梯度融合算法做了大量实验, 图 5 为一组 MR 和 CT 图像的融合. 为了进一步说明本文算法的融合效果和鲁棒性, 选择一组多曝光图像 (源图像来自文献 [8]) 进行融合, 如图 6 所示. 另外, 本文考虑了源图像噪声对特征图的影响, 这样, 融合后的图像不会因过分放大源图像的噪声而影响视觉效果, 图 7 为本文算法、文献 [10] 对含噪声图像的融合效果.

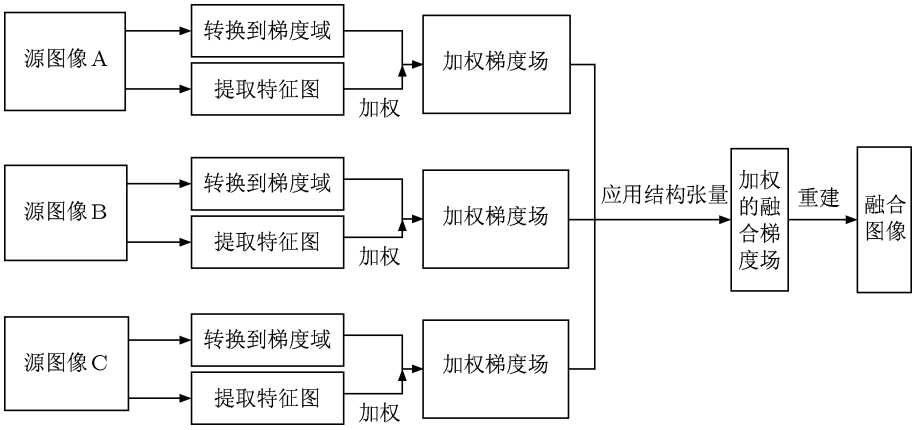

图 4 算法的流程框图

图 5 是 MR 和 CT 图像的融合, 图 5(c) 的小波变换算法提高了图像的整体亮度, 图像的细节被保留了下来, 但在目标的边缘出现了 “振铃效应”; 图 5(d) 的塔分解算法对图像的细节丢失的较多; 由于直接梯度融合算法对于各个源图像的像素点梯度同等的对待, 从而源图像的一些细节特征没有得到很好地保持, 如图 5(e) 中间部分的纹理较模糊; 与前几种算法相比, 本文加权的梯度融合算法很好的保留了源图像的特征和细节信息, 融合的效果最好.

图 6 是一组曝光度不同的源图像的融合, 由 5 幅源图像梯度的显著性加权, 本文加权梯度融合算法 (图 6(i)) 比直接梯度融合算法 (图 6(h)) 结果中的汽车要清楚, 这是因为我们对各源图像的梯度做了显著性加权, 而直接梯度融合将它们同等对待. 小波变换算法 (图 6(f)) 比塔分解算法 (图 6(i)) 的结果清楚, 但是产生了轻微的振铃效应, 如车库中的柱子旁边, 而塔分解算法没有产生.

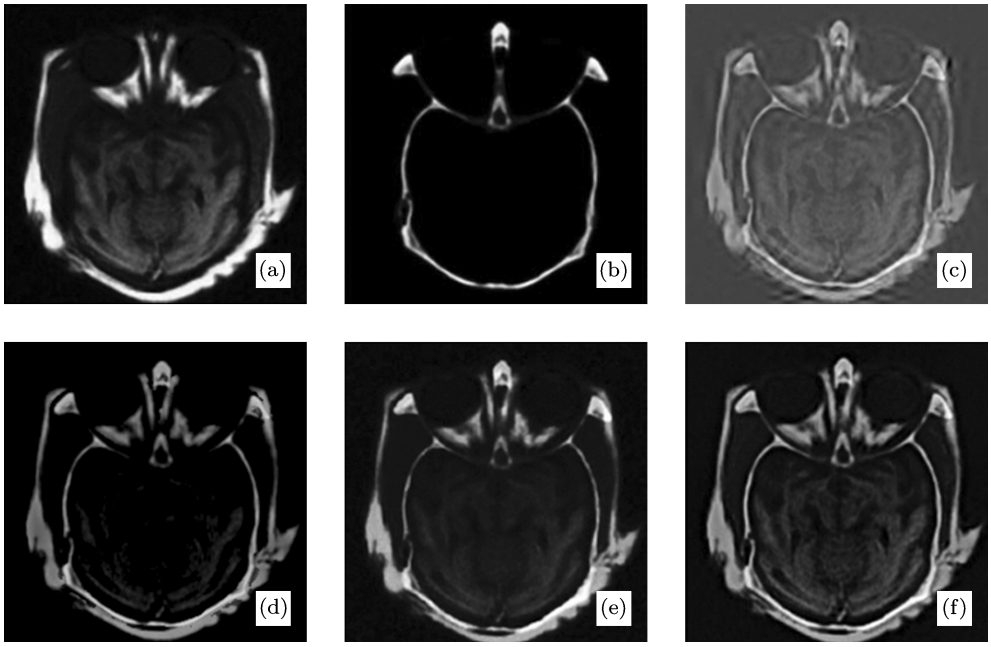

图 5 图像融合算法的实验对比 (a) 和 (b) 分别是 MR 和 CT 源图像; (c) 小波变换算法的融合图像; (d) 塔分解算法的融合图像; (e) 梯度融合算法的融合图像; (f) 加权梯度融合算法的融合图像

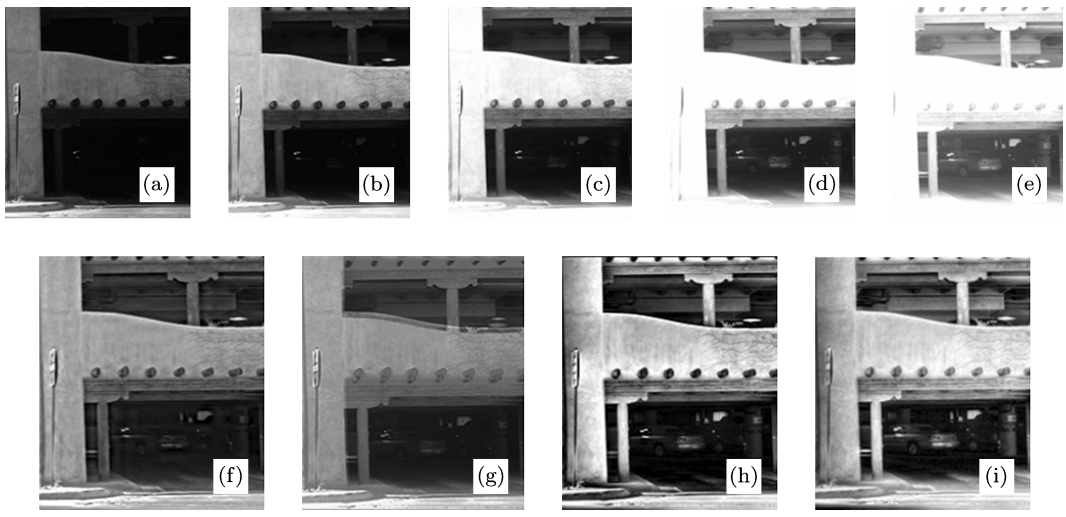

图 6 多曝光图像融合 (a)—(e) 曝光度不同的源图像; (f) 小波变换算法的融合图像; (g) 塔分解算法的融合图像; (h) 梯度融合算法的融合图像; (i) 加权梯度融合算法的融合图像

图 7 是一组人为模糊的含噪声图像的融合, 由于文献 [10] 设计的权值对噪声敏感, 使得融合后的图像所含的噪声强度很大. 而本文在设计权值的时候, 考虑了噪声的影响, 融合后的图像既保持了源图像的细节, 又没有对源图像的噪声进行过分放大, 视觉效果较上述方法好.

图 7 含有噪声的源图像融合 (a) 含噪左边模糊的源图像; (b) 含噪右边模糊的源图像; (c) 文献 [10] 算法的融合图像; (d) 本文算法的融合图像

为了进一步说明本文加权梯度融合算法的有效性, 选择信息熵和灰度平均梯度两种评价标准对图像做定量计算. 信息熵的表达式为

$$En = -\sum_{i=0}^{l-1} p(i)\log_2 p(i), \tag{22}$$

其中, $p(i)$ 表示图像中出现的像素灰度值为 i 的概率. 图像的信息熵越大, 表明图像的对比度越大, 图像的目标边缘和纹理细节越明显. 灰度平均梯度表达式为

$$MG = \frac{1}{(M-1)(N-1)} \times \sum_{i=1}^{M-1}\sum_{j=1}^{N-1}\sqrt{\frac{\left(\frac{\partial I}{\partial x_1}\right)^2 + \left(\frac{\partial I}{\partial x_2}\right)^2}{2}}, \tag{23}$$

其中, M 和 N 表示图像的宽和高方向上的像素数, 灰度平均梯度越大, 图像的质量越好. 现计算图 5 和图 6 的灰度平均梯度和信息熵, 结果如表 1 所示.

表 1 融合图像的灰度平均梯度和信息熵值比较

	图 5(c)	图 5(d)	图 5(e)	图 5(f)
灰度平均梯度	4.881	4.781	5.294	6.667
信息熵	4.164	1.979	3.993	4.218
	图 6(f)	图 6(g)	图 6(h)	图 6(i)
灰度平均梯度	8.170	5.905	11.235	14.138
信息熵	5.122	5.037	5.398	5.473

5 结 论

本文提出了一种能够保持源图像特征和细节的多源图像融合算法. 在基于结构张量的梯度融合基础上, 通过图像的特征图为每幅源图像的梯度加权, 使携带明显特征的梯度从目标梯度场中显现出来, 保持了图像的主要特征和细节. 为了从目标梯度场重建出融合的图像, 应用了变分偏微分方程理论. 在不同类型的源图像上做了实验, 来验证本文算法的有效性和鲁棒性, 实验结果表明本文算法使融合图像的平均梯度值和信息熵小波变换算法、塔分解算法和直接梯度融合算法分别提高了 25.8%和 1.3%以上, 且适用于不同类型的图像, 鲁棒性强. 且本文采用有限差分法对偏微分方程离散迭代求解和 Visiual C++ 编程, 在处理器是 2.0 GHz 的计算机上, 对于大小为 320 pixel × 320 pixel 的两幅源图像的融合时间为 42.6 ms, 基本达到了工程应用对图像处理的要求. 若将该算法应用于目标跟踪的预处理, 需要对算法的实时性做进一步研究.

[1] Zhao L Y, Ma Q L, Li X R 2012 *Acta Phys. Sin.* **61** 194204 (in Chinese) [赵辽英, 马启良, 厉小润 2012 物理学报 **61** 194204]

[2] Li G X, Xu S Y, Wu W P, Sun T Y, Hao W 2012 *Optics and Precision Engineering* **20** 2773 (in Chinese) [李光鑫, 徐抒岩, 吴伟平, 孙天宇, 郝伟 2012 光学精密工程 **20** 2773]

[3] Zhang C, Bai L F, Zhang Y 2007 *Acta Phys. Sin.* **56** 3227 (in Chinese) [张闯, 柏连发, 张毅 2007 物理学报 **56** 3227]

[4] Wang W W, Shui P L, Song G X 2003 *Proc. Int. Conf. On Machine Learning and Cybernetics* **5** 2887

[5] Gan T, Feng S T, Nie S P, Zhu Z Q 2011 *Acta Phys. Sin.* **60** 114205 (in Chinese) [甘甜, 冯少彤, 聂守平, 朱竹青 2011 物理学报 **60** 114205]

[6] Li S P, Wang L Y, Yan B, Li L, Liu Y J 2012 *Chin. Phys.* B **21** 108703

[7] Socolinsky D A, Wolff L B 1999 *Computer Vision and Pattern Recognition* 319

[8] Wang C, Yang Q, Tang X O, Ye Z F 2006 *IEEE International Conference on Image Processing* 989

[9] Piella G 2009 *Int. J. Comput. Vis.* **83** 1
[10] Xu X, Chen Q, Sun H J, Xia D S 2011 *Journal of Image and Graphics* **16** 278 (in Chinese) [许欣, 陈强, 孙怀江, 夏德深 2011 中国图象图形学报 **16** 278]
[11] Geng S 2012 *M. S. Dissertation* (Jinan: Shandong Normal University) (in Chinese) [耿帅 2012 硕士学位论文 (济南: 山东师范大学)]
[12] Lao D Z 2007 *Variational method* (Beijing: National Defense Industry Press) p82 (in Chinese) [老大中 2007 变分法基础 (北京: 国防工业出版社) 第 82 页]
[13] Press W H, Teukolsky S A, Vetterling W T 2003 *The art of scientific computing* (Beijing: Publishing House of Electronics Industry)
[14] Han X Z, Zhao J 2012 *Optics and Precision Engineering* **20** 1382 (in Chinese) [韩希珍, 赵建 2012 光学精密工程 **20** 1382]
[15] Qu G H, Zhang D L, Yan P F 2002 *Electronics Letters* **38** 313

Variational multi-source image fusion based on the structure tensor*

Zhao Wen-Da[1)2)] Zhao Jian[1)] Xu Zhi-Jun[1)†]

1) (*Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences, Changchun* 130033*, China*)

2) (*University of Chinese Academy of Sciences, Beijing* 100049*, China*)

(Received 27 June 2013; revised manuscript received 29 July 2013)

Abstract

This article describes the variational multi-source image fusion using the structure tensor algorithm, which can keep the image features and details very well. We first narrative the fusion gradient field based on structure tensor, then measure the characteristic graphs of each source image, and thus construct a weight value for the source image gradient according to the characteristic graph. Gradients with high image features are highlighted in the fusion gradient field, and thus image features in the sources are well preserved. By using variational partial differential equation, the fusion image is reconstructed from the target gradient field. From the actual experimental results, the average gradient value and entropy of the fused image are found to be higher than those obtained by using the wavelet transform algorithm, tower decomposition algorithm, and direct gradient fusion algorithm, and the visual effect of the fusion image is good enough to retain the feature of source images and details in it. Therefore, it can give qualified image information for target detection and identification.

Keywords: image fusion, gradient field, structure tensor, variational method

PACS: 42.30.Va, 42.30.Wb **DOI:** 10.7498/aps.62.214204

* Project supported by the National Natural Science Foundation of China (Grant No. 05891JM50).

† Corresponding author. E-mail: xuzj538@ciomp.ac.cn