

基于 SUSAN 和加权非负矩阵分解的图像融合算法

李雪军, 郭洪

(福州大学数学与计算机科学学院, 福建 福州 350108)

摘要: 为了更好地保留源图像边缘信息、提高抗噪能力, 提出一种基于 SUSAN 和加权非负矩阵分解的图像融合方法. 运用 SUSAN 对像素点进行分类, 根据分类结果构建加权矩阵, 最后运用加权非负矩阵分解方法实现图像融合. 实验证明, 该方法能有效地保留边缘信息且抗噪性较好.

关键词: 图像融合; SUSAN; 加权非负矩阵分解; 抗噪性

中图分类号: TP393. 03

文献标识码: A

Image fusion algorithm based on SUSAN and weighted non - negative matrix factorization

LI Xue - jun, GUO Hong

(College of Mathematics and Computer Science, Fuzhou University, Fuzhou, Fujian 350108, China)

Abstract: In order to preserve the edge information in the source image and improve the noise immunity, a new fusion method based on SUSAN and weighted nonnegative matrix factorization(WNMF) is presented. By using this method, the image can be fused by the following steps: classifying the pixels by means of the SUSAN; building the weighed matrix according to the classification; then fusing the image based on the WNMF. The experiment proves that we can preserve the edge information effectively and perfect the anti - noise if the new method in this paper can be popularized.

Keywords: image fusion; SUSAN; weighted nonnegative matrix factorization; anti - noise performance

0 引言

大部分常用的图像融合算法都不能很好地保留图像的边缘信息, 而图像边缘包含的图像信息通常又特别重要, 所以, 研究图像融合中对边缘信息的保留十分有意义. Burt 和 Adelson 曾提出一种多分辨率融合^[1]算法, 它利用拉普拉斯高通滤波将源图像分解成梯度金字塔, 再在各层上进行融合. 文献 [2] 改进了文献 [1] 算法的整体融合效果, 但是由于分解层之间存在联系, 且不具有方向性, 最后结果影响了边缘的融合. 文献 [3] 用小波对图像进行融合, 最后的融合图像在水平、垂直、对角方向上的边缘信息能很好地保留, 但对其他方向上的边缘信息保留能力较弱. 文献 [4] 和 [5] 用非下采样 Contourlet 变换(NSCT) 在图像分解中的多尺度、方向性、各向异性和平移不变性等特点来实现图像的融合, 能较好地保留图像的边缘信息, 但是抗噪性较差.

常用方法的抗噪性不理想. 当待融合图像受到噪声污染时, 得到的融合图像很难达到实际应用要求. 在图像去噪过程中, 大多数的滤波算法都会在滤除噪声的同时损失边缘信息, 而 SUSAN 方法具有保持边缘的特性. 以 SUSAN^[6] 良好的抗噪性和边缘提取能力, 结合加权非负矩阵分解^[7-9] 方法在图像特征的选择上有良好的效果, 能很好地解决融合图像边缘丢失和抗噪性差的问题. 为此, 本文提出一种基于 SUSAN 和加权非负矩阵分解的图像融合算法, 该方法在边缘信息保持和抗噪性方面有所提高. 试验证明了其有效性, 客观评价指标^[10] 显示, 该算法对边缘的保留和整体融合效果要好于加权平均法、金字塔分解法、小波变换法、NSCT 法、非负矩阵分解法等算法, 而且抗噪性良好.

收稿日期: 2011 - 01 - 18

通讯作者: 郭洪(1957 -), 副教授, E - mail: guohong1226@ 163. com

1 理论基础

1.1 SUSAN 算法

SUSAN 原理如图 1 所示. 该图显示了一个以白色为背景的黑色的长方形, 图中位置 a, b, c, d, e 是模板在图中的代表性位置, 模板的中心被称之为“核”. 用模板遍历图像, 若模板内像素点与模板中心素点灰度差小于一定阈值 t , 则认为该点与核具有相同的灰度值, 满足这样条件的点组成的集合区域称为核值相似区 USAN (univalue segment assimilating nucleus) . 由图 1 可知, 在灰度平坦的区域内, USAN 区域较大; 越靠近边缘, USAN 区域越小. 当模板的中心位于边缘时, USAN 区域为最大值的一半, 当模板靠近角点时, USAN 区域进一步减小为最大值的四分之一, 当模板核位于噪声点时, USAN 区域很小.

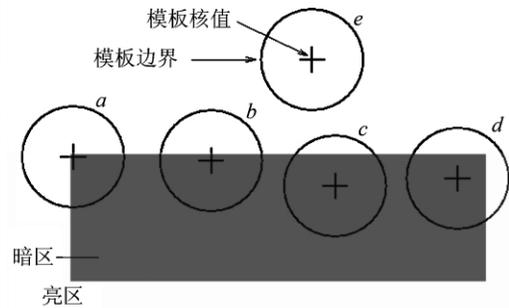


图 1 SUSAN 原理
Fig. 1 SUSAN Theory

USAN 大小的计算:

$$c(k, k_0) = \begin{cases} 1, & |I(k) - I(k_0)| \leq t \\ 0, & |I(k) - I(k_0)| > t \end{cases} \quad (1)$$

$$U(k_0) = \sum_{k \neq k_0} c(k, k_0) \quad (2)$$

其中: $I(k_0)$ 为模板覆盖区域核心 k_0 的灰度值; $I(k)$ 为模板覆盖区域中其他像素 k 的灰度值; t 为灰度差别阈值; $U(k_0)$ 为当前像素点的 USAN 大小.

1.2 加权非负矩阵分解(WNMF)

Lee 和 Seung 等人证明了非负矩阵分解(NMF)的收敛性^[11]. 具体描述如下: 给定一个大小为 $n \times m$ 的非负矩阵 V , 可以找到两个新的非负矩阵 W 和 H , 使得

$$V = WH \quad (3)$$

其中: W 为 $n \times r$ 大小的矩阵; H 为 $r \times m$ 大小的矩阵. 且 $(n + m)r < nm$, 从而使得 W 和 H 将会小于原始矩阵, 这样 W 和 H 就可以被理解是 V 中的分量.

WNMF 在 NMF 的基础上发展, WNMF 的主要特点是更新 W 和 H 时加入一个权重矩阵 T , 使得重要信息权重大, 对相对较不重要的信息权重小, 以提高对局部特征的表达, 更好地表达图像的边缘.

WNMF 的主要过程是寻找矩阵 W 和 H , 使得某个目标函数 $F(V, WH)$ 最小. 常用的有两种:

欧氏距离最小化目标函数:

$$\|V - WH\| = \sum_{kl} (V_{kl} - (WH)_{kl})^2 \quad (4)$$

Kullback - Liebler 散度最小化目标函数:

$$D(V \| WH) = \sum_{kl} [V_{kl} \log V_{kl} / (WH)_{kl} - V_{kl} + (WH)_{kl}] \quad (5)$$

2 基于 SUSAN 和加权非负矩阵分解算法

2.1 算法思想

首先运用 SUSAN 将像素点分成平滑点、边缘点和噪声点三类. 然后构建加权矩阵, 若同位置两点都属于平滑点, 根据两点的清晰度来确定各自的权重, 清晰度由该点窗口(如: 7×7) 内的方差大小决定, 方差越大, 越清晰. 否则根据两点的信息重要性来确定权重, 边缘强度越大, 权重越大. 若是噪声点对该点进行更新, 使得该点的灰度值为领域的平均值, 并赋予较小的权重, 若对应像素两点都属于噪声点, 则更新两点, 并且权重各半. 最后利用加权非负矩阵分解方法实现图像融合.

2.2 图像像素分类

通过当前像素点 USAN 区域大小, 就可以将图像像素进行分类, 分为平滑点、边缘点和噪声点. 分类

规则如下:

平滑点:

$$U(k_0) > \alpha \times U_{\max} \tag{6}$$

边缘点:

$$\beta \times U_{\max} \leq U(k_0) \leq \alpha \times U_{\max} \tag{7}$$

噪声点:

$$U(k_0) < \beta \times U_{\max} \tag{8}$$

其中: $U(k_0)$ 为当前像素点的USAN大小; U_{\max} 为模板大小即USAN能取到的最大值. 系数 α 取3/5, β 取1/6, 并根据图像实际情况进行适当调整. 对于边缘点, 其USAN区域值越小, 边缘强度越大, 该点信息越重要.

2.3 构建加权矩阵

以CT图像和MRI图像的融合为例子. 假设待融合图像为 $m \times n$ 的 A 和 B . 将图像 A 和 B 分别表示成列向量 I_A 和 I_B , 取 $V = [I_A, I_B]$. 其中:

$$I_A = [A(1, 1), A(1, 2), \dots, A(1, n), A(2, 1), A(2, 2), \dots, A(2, n), \dots, A(m, 1), A(m, 2), \dots, A(m, n)]^T$$

$$I_B = [B(1, 1), B(1, 2), \dots, B(1, n), B(2, 1), B(2, 2), \dots, B(2, n), \dots, B(m, 1), B(m, 2), \dots, B(m, n)]^T$$

加权矩阵 T 为 $(m \times n) \times 2$ 的矩阵, 可表示成 $T = (T_A, T_B)$. T_A 为图像 A 在融合中的权重, T_B 为图像 B 在融合中的权重. T_A, T_B 分别是权重矩阵 T_{I_A} 和 T_{I_B} 的列向量形式, 即

$$T_A = [T_{I_A}(1, 1), T_{I_A}(1, 2), \dots, T_{I_A}(1, n), T_{I_A}(2, 1), T_{I_A}(2, 2), \dots, T_{I_A}(2, n), \dots, T_{I_A}(m, 1), T_{I_A}(m, 2), \dots, T_{I_A}(m, n)]^T$$

$$T_B = [T_{I_B}(1, 1), T_{I_B}(1, 2), \dots, T_{I_B}(1, n), T_{I_B}(2, 1), T_{I_B}(2, 2), \dots, T_{I_B}(2, n), \dots, T_{I_B}(m, 1), T_{I_B}(m, 2), \dots, T_{I_B}(m, n)]^T$$

T_{I_A} 和 T_{I_B} 根据下面的推理规则得到.

1) 若 $A(x, y)$ 和 $B(x, y)$ 都为平滑点, 则根据 $A(x, y)$ 和 $B(x, y)$ 的清晰度来确定 T_{I_A} 和 T_{I_B} . 图像清晰度用以该像素为中心的区域 Ω 的方差表示, 方差越大, 清晰度越高.

$$C(x, y) = \sum_{(x, y) \in \Omega} (f(x, y) - \mu)^2 \tag{9}$$

其中: $C(x, y)$ 表示清晰度; $f(x, y)$ 为图像灰度值; μ 为区域 Ω 的灰度平均值.

$$\begin{cases} T_{I_A}(x, y) = \frac{C_A(x, y)}{C_A(x, y) + C_B(x, y)} \\ T_{I_B}(x, y) = 1 - T_{I_A}(x, y) \end{cases} \tag{10}$$

2) 若 $A(x, y)$ 为平滑点, $B(x, y)$ 为边缘点, 则

$$\begin{cases} T_{I_A}(x, y) = 1 - T_{I_B}(x, y) \\ T_{I_B}(x, y) = \frac{1}{2} + \frac{1}{2} \times \frac{\beta \times U_{\max}}{U_B(x, y)} \end{cases} \tag{11}$$

3) 若 $A(x, y)$ 为平滑点, $B(x, y)$ 为噪声点, 则

$$\begin{cases} T_{I_A}(x, y) = \frac{1}{2} + \frac{U_{\max} - U_A(x, y)}{U_{\max}} \\ T_{I_B}(x, y) = 1 - T_{I_A}(x, y) \end{cases} \tag{12}$$

更新 $B(x, y)$,

$$B(x, y) = \frac{1}{n} \sum_{(x, y) \in \Omega_1} f(x, y) \tag{13}$$

其中, n 为区域 Ω_1 的像素点个数. 更新 $B(x, y)$ 使得参与融合的信息更加完整.

4) 若 $A(x, y)$ 为边缘点, $B(x, y)$ 为平滑点, 则

$$\begin{cases} T_{I_A}(x, y) = \frac{1}{2} + \frac{1}{2} \times \frac{\beta \times U_{\max}}{U_A(x, y)} \\ T_{I_B}(x, y) = 1 - T_{I_A}(x, y) \end{cases} \quad (14)$$

5) 若 $A(x, y)$ 和 $B(x, y)$ 都为边缘点, 则

$$\begin{cases} T_{I_A}(x, y) = \frac{1}{2} + \frac{1}{2} \times \frac{U_B(x, y) - U_A(x, y)}{(\alpha - \beta) \times U_{\max}} \\ T_{I_B}(x, y) = 1 - T_{I_A}(x, y) \end{cases} \quad (15)$$

6) 若 $A(x, y)$ 为边缘点, $B(x, y)$ 为噪声点, 则

$$\begin{cases} T_{I_A}(x, y) = 1 - \frac{U_B(x, y)}{U_{\max}} \\ T_{I_B}(x, y) = 1 - T_{I_A}(x, y) \end{cases} \quad (16)$$

按公式(13)更新 $B(x, y)$, 此时, $T_{I_B}(x, y)$ 较小, $T_{I_A}(x, y)$ 接近于 1.

7) 若 $A(x, y)$ 为噪声点, $B(x, y)$ 为平滑点, 则

$$\begin{cases} T_{I_A}(x, y) = 1 - T_{I_B}(x, y) \\ T_{I_B}(x, y) = \frac{1}{2} + \frac{U_{\max} - U_B(x, y)}{U_{\max}} \end{cases} \quad (17)$$

更新 $A(x, y)$,

$$A(x, y) = \frac{1}{n_{(x, y) \in \Omega_1}} \sum_{(x, y) \in \Omega_1} f(x, y) \quad (18)$$

8) 若 $A(x, y)$ 为噪声点, $B(x, y)$ 为边缘点, 则

$$\begin{cases} T_{I_A}(x, y) = 1 - T_{I_B}(x, y) \\ T_{I_B}(x, y) = 1 - \frac{U_A(x, y)}{U_{\max}} \end{cases} \quad (19)$$

按公式(18)更新 $A(x, y)$, 此时, $T_{I_A}(x, y)$ 较小, $T_{I_B}(x, y)$ 接近于 1.

9) 若 $A(x, y)$ 和 $B(x, y)$ 都为噪声点, 则

$$\begin{cases} T_{I_A}(x, y) = \frac{1}{2} \\ T_{I_B}(x, y) = \frac{1}{2} \end{cases} \quad (20)$$

按公式(13)和(18)更新 $B(x, y)$ 和 $A(x, y)$.

2.4 算法步骤

- 1) 利用 SUSAN 对输入图像像素进行分类.
- 2) 构建加权矩阵 T .
- 3) 更新源输入图像.
- 4) 利用 WNMF 算法进行图像融合, W 和 H 更新规则如下:

$$W_{kr} \leftarrow W_{kr} \cdot \frac{((T \cdot V) H^T)_{kr}}{((T \cdot (WH)) H^T)_{kr}} \quad (21)$$

$$H_{rl} \leftarrow H_{rl} \cdot \frac{(W^T (T \cdot V))_{rl}}{(W^T (T \cdot (WH)))_{rl}} \quad (22)$$

3 实验分析

为了说明算法的有效性, 用 CT 图像和 MRI 图像进行实验, 并和其他融合算法进行比较. 试验结果如图 2 所示.

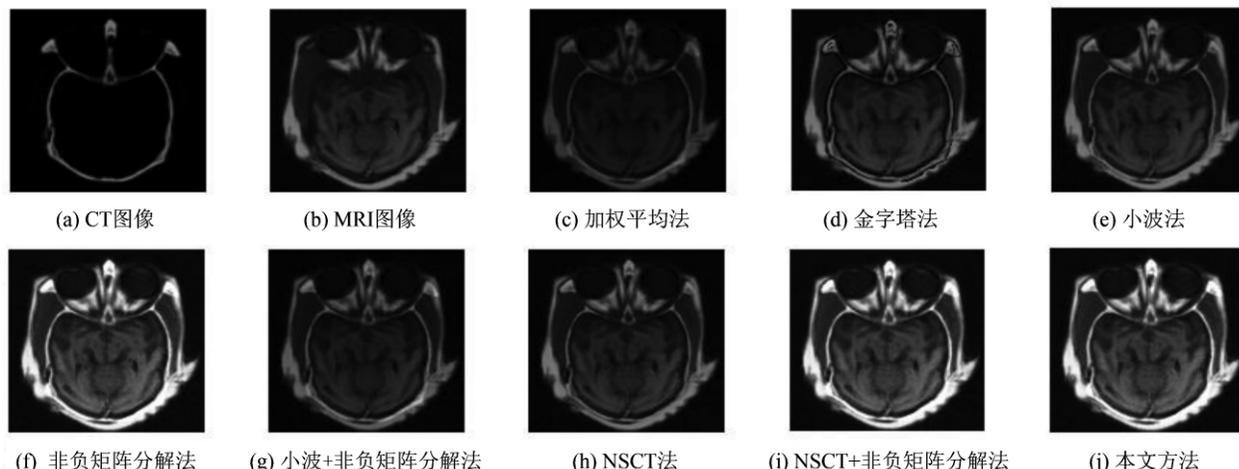


图 2 融合结果比较

Fig. 2 Fusion result comparison

为了便于表述做如下替换: 算法 1: 加权平均法; 算法 2: 金字塔法; 算法 3: 小波法; 算法 4: NMF 法; 算法 5: 小波 + NMF 法; 算法 6: NSCT 法; 算法 7: NSCT + NMF 法.

对图像融合算法性能评价, 主要从主观视觉观察和客观指标两方面进行. 从视觉效果上看, 算法 1 得到的图像最暗, 最不清晰, 信息丢失比较严重. 算法 2、算法 3、算法 5、算法 6 较暗, 不是很清晰, 对比度不高. 算法 4、算法 7 和本文方法得到的图像都很清新, 对比度较高. 但是, 从客观性能评价结果来看, 算法 4 和算法 7 仍不如本文算法. 这里选取信息熵、平均梯度、空间频率、标准差和算法运行时间等客观评价指标对上述 5 种方法进行比较, 比较结果如表 1.

表 1 不同融合方法评价指标比较

Tab. 1 Comparison the evaluation index of different fusion methods

融合方法	评价指标				
	信息熵	平均梯度	空间频率	标准差	t / s
加权平均	3.974 0	3.499 9	4.937 8	17.425 3	0.001 552
金字塔	4.355 0	8.674 0	14.223 2	27.782 1	0.591 470
小波	4.510 2	5.772 2	8.801 8	29.219 1	0.294 707
NMF	5.026 5	12.600 8	19.291 8	37.988 4	0.291 356
小波 + NMF	4.541 9	6.233 0	9.189 8	29.699 2	0.265 050
NSCT	4.490 1	5.818 7	8.617 3	29.330 1	0.277 754
NSCT + NMF	5.166 9	11.706 5	15.781 8	37.853 6	0.482 065
本算法	5.261 4	13.413 1	19.348 9	40.794 2	0.251 402

信息熵反映图像信息的丰富程度, 熵越大, 图像包含的信息越丰富. 平均梯度反应图像的清晰程度, 平均梯度大, 图像清晰度高. 空间频率反映一幅图像总体活跃度, 其值越大, 图像总体活跃度越大. 标准差反映图像灰度级相对于平均灰度值的离散程度, 标准差大, 图像的离散程度高, 图像反差大, 能看出更多的信息. 运行时间反映算法的效率. 从表 1 看出: 本方法得到的融合图像的信息熵、平均梯度、空间频率和标准差要高于其他方法, 且运行时间低于其他方法(加权平均法除外), 说明所提出的方法能较好地保持图像的边缘信息.

实际应用中图像经常会受到噪声污染. 在待融合图像中分别加入 5%、10%、15% 的椒盐噪声测试本算法的抗噪性能, 结果分别如图 3、图 4、图 5 所示. 图 3 ~ 图 5 表明, 在噪声污染的情况下, 本算法仍能得到清晰的融合图像, 效果明显优于其他算法, 具有较强的抗噪能力.

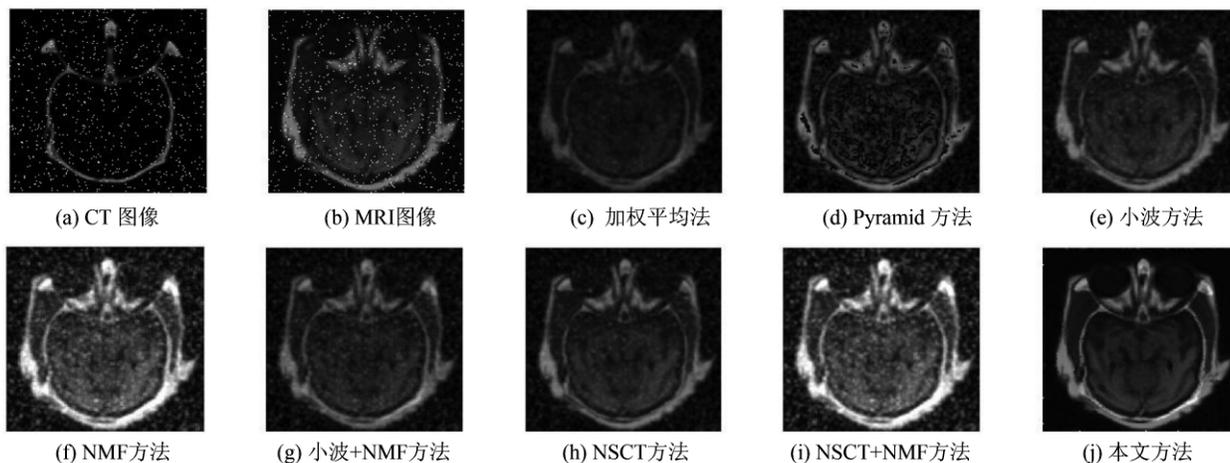


图 3 加 5% 椒盐噪声的融合结果

Fig. 3 Fusion result of 5% salt and pepper noise

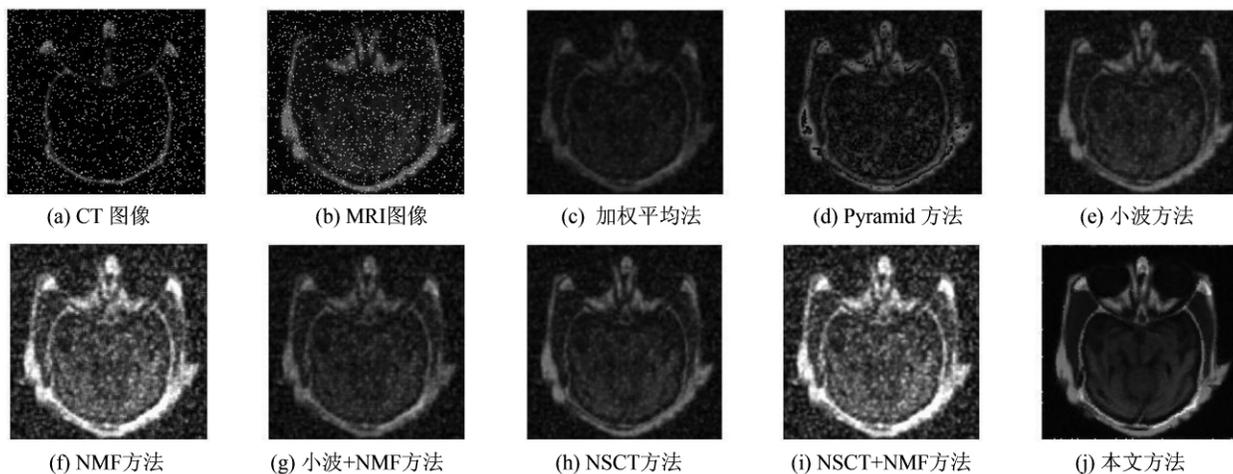


图 4 加 10% 椒盐噪声的融合结果

Fig. 4 Fusion result of 10% salt and pepper noise

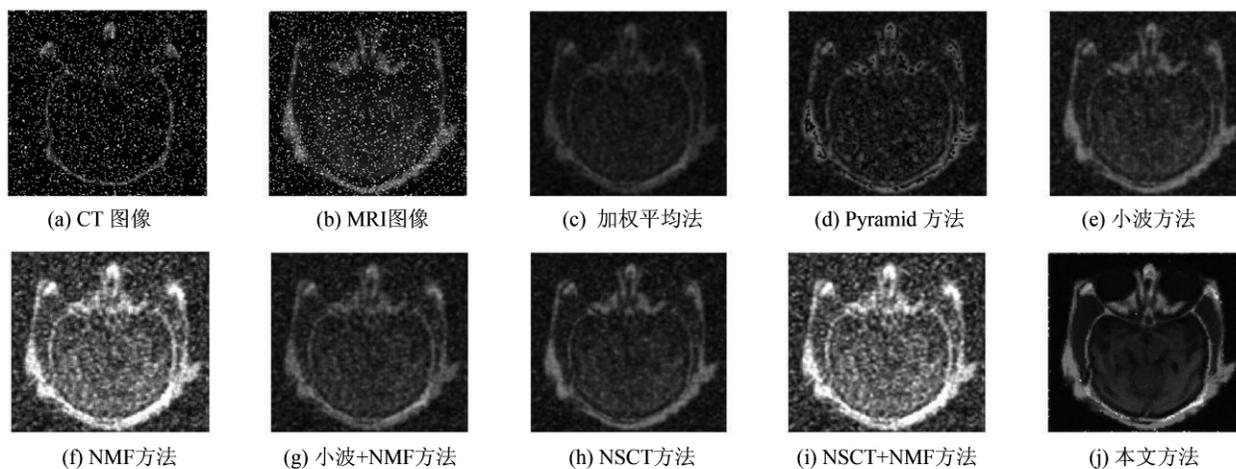


图 5 加 15% 椒盐噪声的融合结果

Fig. 5 Fusion result of 15% salt and pepper noise

4 结语

由于传统融合方法不能很好地保留图像的边缘信息且抗噪性不理想,提出一种基于 SUSAN 和加权非负矩阵分解的图像融合方法,该方法能很好地保留图像的边缘,且抗噪性较好.实验表明,该算法相对于常用传统算法具有更强捕捉细节信息的能力,抗噪声能力较强,且原理简单,易于实现,是一种有效的图像融合算法.

参考文献:

[1] Burt P J, Adelson E H. The Laplacian pyramid as a compact image code [J]. IEEE Transactions on Communications, 1983, 31 (4): 532 - 540.

[2] 陈浩, 王延杰. 基于拉普拉斯金字塔变换的图像融合算法研究 [J]. 激光与红外, 2009, 4(39): 439 - 442.

[3] Zhang Su - wen, Xiong Pei, Chen Juan. An image fusion method based on lifting wavelet and weighted nonnegative matrix factorization [C]//Measuring Technology and Mechatronics Automation (ICMTMA). 2010 International Conference on. IEEE Computer Society, 2010, 6: 484 - 487.

[4] 丁莉, 韩崇昭. 基于清晰度和非下采样多聚焦图像融合 [J]. 计算机工程, 2010, 36(11): 212 - 214.

[5] 刘涛, 张登福, 何宜宝. 基于区域分割和非下采样 Contourlet 变换的多聚焦图像融合算法 [J]. 计算机应用, 2010, 30 (10): 2 805 - 2 807.

[6] Smith S M, Brady J M. SUSAN - a new approach to low level image processing [J]. International Journal of Computer Vision, 1997, 23 (1): 45 - 78.

[7] Lee D D, Seung H S. Learning the parts of objects by non - negative matrix factorization [J]. Nature, 1999, 401: 788 - 791.

[8] 刘少鹏, 郝群, 宋勇. 动态 WNMF 及在图像融合中的应用研究 [J]. 传感技术学报, 2010, 23(9): 1 266 - 1 271.

[9] 苗启广, 王宝树. 基于非负矩阵分解的多聚焦图像融合研究 [J]. 光学学报, 2005, 6(25): 755 - 759.

[10] 敬忠良, 肖刚, 李振华. 图像融合——理论与应用 [M]. 北京: 高等教育出版社, 2007: 196 - 199.

[11] Lee D D, Seung H S. Algorithms for non - negative matrix factorization [C]// Proceedings of Advance in Neural and Information Processing Systems. Denver: Colo, 2000: 556 - 562.

(责任编辑: 郑美莺)



(接第 43 页)

参考文献:

[1] 陈文伟. 决策支持系统教程 [M]. 2 版. 北京: 清华大学出版社, 2010.

[2] 李成, 范晓蓉. 高校实验室绩效评价系统研究 [J]. 实验室研究与探索, 2010, 29(3): 171 - 174.

[3] 李增强, 陈添源. 基于数据仓库的政府绩效评价决策支持系统设计研究 [J]. 山西电子技术, 2008(1): 69 - 70; 89.

[4] 陈善柳, 费洪晓. 基于数据挖掘技术的高校管理决策支持系统 [J]. 南华大学学报: 自然科学版, 2005, 18(3): 83 - 87.

[5] 王璇. 基于数据仓库的高校决策支持系统设计 [J]. 福建电脑, 2010(8): 134 - 135; 108.

[6] 仲理峰. 建立科学有效的绩效管理系统 [J]. 中国人力资源开发, 2003(11): 20 - 23.

[7] Wiener N. 控制论: 或关于在动物和机器中控制和通讯的科学 [M]. 2 版. 郝季仁译. 北京: 科学出版社, 2009.

(责任编辑: 杨青)