

基于非下采样 Shearlet 变换耦合能量关联度的医学图像融合算法

毛建芳

(陕西工业职业技术学院 美育部, 陕西 咸阳 712000)

摘要: 为了克服当前较多医学图像融合方法在采用图像的能量信息融合图像时, 忽略了不同图像能量的关联度, 使得融合结果存在细节丢失现象和模糊现象等问题, 提出了一种非下采样 Shearlet 变换 (NSST, non-subsampled shearlet transform) 耦合能量关联度的医学图像融合算法; 借助 NSST 变换, 在多尺度下对输入医学图像进行解析, 获取其低频及高频子带系数; 以图像的能量信息为依据, 构造能量关联度函数, 测量不同图像的关联程度; 根据不同图像的关联度, 设计不同的低频子带融合规则, 获取信息含量丰富且连贯性较好的融合低频子带; 在空间频率函数的基础上, 注入图像的对角信息, 使之成为多元空间频率函数, 以计算图像的清晰度; 引入标准差函数, 计算图像的对比度; 联合图像的清晰度和对比度信息, 获取纹理及对比度等特征都较优良的融合高频子带; 基于逆 NSST 变换, 重构融合结果; 主观和客观实验结果表明, 较当前较为流行的医学图像融合技术而言, 所提方法具备更高的融合质量, 呈现出更多的纹理细节和更高的清晰度。

关键词: 医学图像融合; 非下采样 Shearlet 变换; 能量关联度函数; 融合规则; 多元空间频率函数; 标准差函数

Medical Image Fusion Algorithm Based on NSST Coupled with Energy Correlation Degree

MAO Jianfang

(Shanxi Polytechnic Institute Aesthetic Education Department, Xianyang 712000, China)

Abstract: In order to overcome the problem that many medical image fusion methods ignore the correlation degree of different image energies when the energy information of images is used to fuse images, which makes the fusion results have the phenomena of missing detail and ambiguity, a medical image fusion algorithm based on non-subsampled shearlet transform (NSST) coupled with the energy correlation degree is proposed. With the help of the NSST transform, the input medical image is analyzed in multi-scale to obtain its low-frequency and high-frequency subband coefficients. Based on the energy information of the image, the energy correlation function is constructed to measure the correlation degree of different images. According to the correlation degree of different images, the different fusion rules of low-frequency subbands are designed to obtain the fusion low-frequency subbands with the rich information and good coherence. On the basis of the spatial frequency function, the diagonal information of the image is injected to make it a multivariate spatial frequency function to calculate the clarity of the image. The standard deviation function is introduced to calculate the contrast of the image. Combined with the clarity and contrast information of the image, the fusion high-frequency subbands with better texture and contrast characteristics are obtained. Based on the inverse NSST transform, the fusion result is reconstructed. Subjective and objective experimental results show that compared with the current popular medical image fusion technology, the proposed method has higher fusion quality, more texture details and higher definition.

Keywords: medical image fusion; NSST (non-subsampled shearlet transform); energy correlation function; fusion rule; multivariate spatial frequency function; standard deviation function

0 引言

随着科技的飞速发展, 图像处理技术也被应用于越来越多的生活领域中, 其中图像处理技术在医疗诊断中的应用就是一个典型的代表。在现代医疗诊断技术中, 科技为医疗诊断的方法赋予了先进了手段, 通过仪器设备的检查,

医生就可以根据仪器设备输出的图像, 来为患者诊断病情等, 使得医疗诊断过程更为准确和便捷, 由此可见, 数字图像在医疗诊断中发挥了较为重要的作用^[1-3]。由于在医疗诊断中, 不同仪器设备生成的检测图像各有优缺点。为了弥补检测图像的缺点, 促使诊断结果更为精准, 就需要对

收稿日期: 2022-11-21; 修回日期: 2023-01-05。

基金项目: 陕西省高等职业教育、应用型本科教育理论与实践课题研究项目(2022HZ1402)。

作者简介: 毛建芳(1979-), 男, 大学本科, 讲师。

引用格式: 毛建芳. 基于非下采样 Shearlet 变换耦合能量关联度的医学图像融合算法[J]. 计算机测量与控制, 2023, 31(9): 228-234.

不同仪器设备生成的检测图像进行融合, 在保留原始图像优点的情况下, 通过医学图像融合方法, 利用诊断图像各自的优点, 对图像存在的缺点进行互补, 以获取能表达不同诊断特征的清晰图像, 为医疗诊断过程提供更多的参考信息^[4-5]。由此可见, 医学图像的融合具有一定的实际意义, 是一个具备重要价值的研究方向。

在专家学者近年来的研究下, 依据医学图像的特点, 产出了种类多样的医学图像融合方法。如 Wei 等人^[6]在最小二乘法的基础上, 利用金字塔变换和稀疏表示方法, 来融合医学图像, 该方法通过加权最小二乘法将医学图像分解为低频层和高频层。采用拉普拉斯金字塔和稀疏表示相结合的规则对低频层进行融合。采用最大绝对融合规则对高频层进行融合。虽然该方法实现了医学图像的融合, 但由于最大绝对融合规则在融合关联度较强的图像时, 易造成图像信息的丢失, 使得图像存在块现象。Ming 等人^[7]将神经网络方法和图像的能量信息相结合, 设计了自适应脉冲耦合神经网络的医学图像融合方法, 该方法通过 NSST 变换获取图像的低频与高频内容后, 将图像的能量信息引入到参数自适应脉冲耦合神经网络模型中, 对图像进行融合。该方法获取的融合医学图像中, 保留了大量的原始图像信息, 提高了融合图像的可视效果, 但由于该方法在使用图像能量信息时, 未考虑不同图像能量间关联度, 使得融合图像易出现细节丢失的现象。Devanna 等人^[8]利用角度一致性特征和图像能量特征相结合, 提出了基于角度一致性和能量特征维度下的医学图像融合方法, 该方法采用非下采样轮廓波变换分解图像后, 利用基于角度一致性的准则融合得到的低频子图像, 以图像的能量信息为依据, 融合得到的高频子图像。虽然该方法融合的医学图像细节能力表达较好, 但由于该方法以能量信息为依据融合高频子图时, 忽略了不同高频子图间的关联度, 使得融合图像易出现模糊现象。Wang 等人^[9]通过卷积稀疏和图像分割的方法, 来求取融合医学图像, 首先采用平均滤波得到基本层, 将原始图像减去基本层得到细节层。然后为了保留融合后图像的细节, 通过卷积稀疏的方法对细节层图像进行融合, 得到融合后的细节层图像, 最后将底层图像分割成多个图像块, 利用密度峰值聚类对这些图像块进行聚类, 得到若干簇, 并对每一类簇进行训练, 得到一个子字典, 对所有子字典进行融合, 得到一个自适应字典。通过学习自适应字典对稀疏系数进行融合, 重构得到融合后的底层图像, 进而形成最终的融合图像。虽然该方法考虑了图像块之间的聚类特征, 提高了融合图像整体上的视觉效果, 但由于该方法中对字典的依赖性较重, 易出现因字典完备性不足而导致融合结果出现空间不连续现象。

为了改善医学图像的融合效果, 本文在考虑图像能量关联度的情况下, 设计了 NSST 变换联合能量关联度的医学图像融合算法。利用 NSST 变换获取医学图像的不同子带, 并在区域能量函数的基础上, 利用图像的能量信息构

建能量关联度函数, 以区别不同图像的间的关联度, 根据不同图像间的关联度结果, 区别性的对低频子带进行融合。利用图像的对角信息对现有空间频率函数进行优化, 构造多元空间频率函数, 度量图像的清晰度信息。借助标准差函数, 度量图像的对比度信息。利用图像的清晰度信息和对比度信息, 作为高频子带的融合依据, 进而求取融合图像。实验中采用主观和客观测试的方法, 对所提方法融合图像的视觉效果, 以及融合图像的客观数据进行测试, 以验证所其有效性。

1 所提医学图像融合算法整体设计

所提医学图像融合算法的架构设计如图 1 所示。从图 1 可见看出, 所提医学图像融合算法包含了 NSST 变换下的图像分解和子带融合规则设计两个部分。

1) NSST 变换下的图像分解。对于输入的医学图像, 通过 NSST 变换, 采用改进的 Shearlet 滤波器 (ISF, improved shearlet transform) 从多方向上分解图像, 和采用非下采样金字塔 (NSP, non-subsampled pyramid) 从多尺度上分解图像, 以得出对输入医学图像具有保真效果的低频和高频上的子带。

2) 子带融合规则设计。在该部分需要设计低频子带和高频子带的融合规则。对于低频子带, 本文借助了区域能量函数, 计算了图像的区域能量信息, 构造了能量关联度函数, 测量不同图像间的能量关联度。根据图像能量的关联程度, 对低频子带从加权融合和取大融合两种方法中, 制定适宜的融合规则, 用以求取信息含量丰富, 且流畅度较高的融合低频子带。对于高频子带, 本文在传统空间频率函数的基础上, 加入图像的对角信息, 形成多元空间频率函数, 多方位的对图像的清晰度进行测量。同时引入标准差函数, 测量图像的对比度。联合测量的清晰度和对比度, 进行不同高频子带的融合。

2 所提医学图像融合算法细节设计

2.1 NSST 变换下的图像分解

NSST 变换是一种使用较为广泛的图像分解方法, 其对图像的方向变化和尺度变化以及平移变化都具有较好的适应性。通过 NSST 变换分解所得的不同子带, 能够较为完整的保留源图的信息, 为获取高质量的医学融合图像提供良好的基础。NSST 变换是对 Shearlet 变换的改进。NSST 变换在 Shearlet 变换的基础规避了下采样操作, 使得其在保持 Shearlet 变换具备的多尺度分解能力时, 同时还能够在多方向上对图像分解, 并适应图像的平移性。从而使得 NSST 变换不仅具有更强的鲁棒性, 而且还使得 NSST 变换分解所得的子带图像含有更丰富的源图内容^[10-11]。

NSST 变换依靠 ISF 和 NSP 来完成, ISF 和 NSP 分别实现了对图像在方向和尺度上的计算。NSST 变换分解输入图像过程的示意图如图 2 所示。在图 2 中 ISF 是笛卡尔坐标系下的 Shearlet 变换结果。Shearlet 变换是在以膨胀矩阵 A

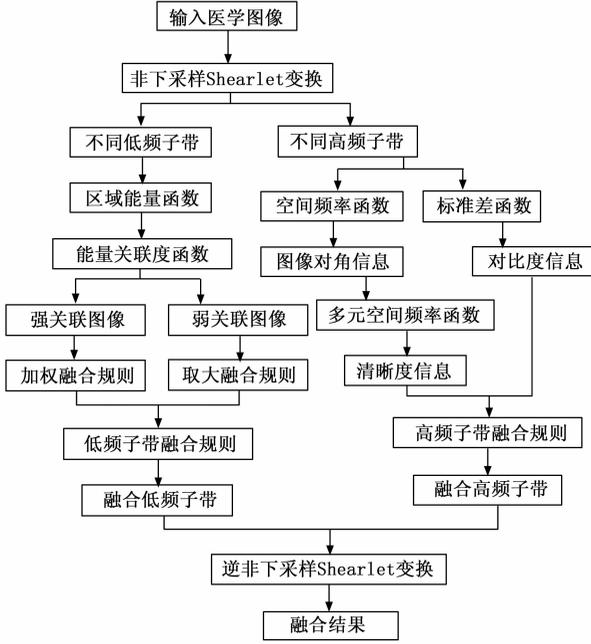
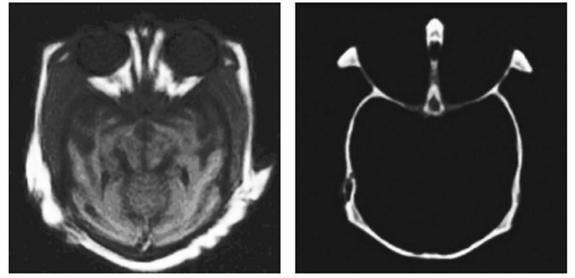
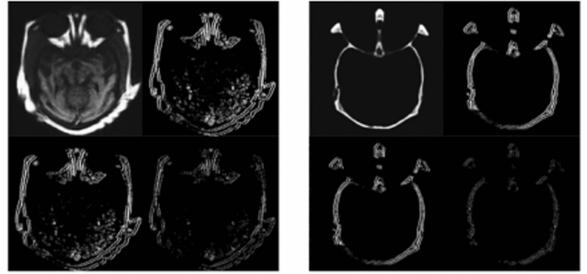


图 1 所提医学图像融合算法的过程



(a) MRI 图像

(b) CT 图像



(c) MRI 图像分解结果

(d) CT 图像分解结果

图 3 NSST 变换对输入图像的分解结果

和剪切矩阵 B 为基础的仿射函数 $M_{AB}(\varphi)$ 上计算而来^[12]。

$$M_{AB}(\varphi) = \{ \varphi_{l,d,b}(x) = |\det(A)|^{1/2} \varphi(B^d A^l x - b), l, d \in Z, b \in Z^2 \} \quad (1)$$

式中, l, d 和 b 各为图像的尺度、方向和平移量, φ 为仿射系统 $L^2(R^2)$ 中的元素, 且 A 和 B 为 2×2 矩阵。

若 $L^2(R^2)$ 中还存在一个元素 δ , 可以使得下式成立时, 仿射函数 $M_{AB}(\varphi)$ 即可被视为合成小波:

$$\sum_{l,d,b} |[\delta, \varphi_{l,d,b}]|^2 = \delta^2 \quad (2)$$

在式 (2) 成立的基础上, 再将 A 和 B 的矩阵值设置为下式时, 仿射函数 $M_{AB}(\varphi)$ 即被视为 Shearlet 变换。

$$A = \begin{pmatrix} 4 & 0 \\ 0 & 2 \end{pmatrix} \quad (3)$$

$$B = \begin{pmatrix} 1 & 1 \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (4)$$

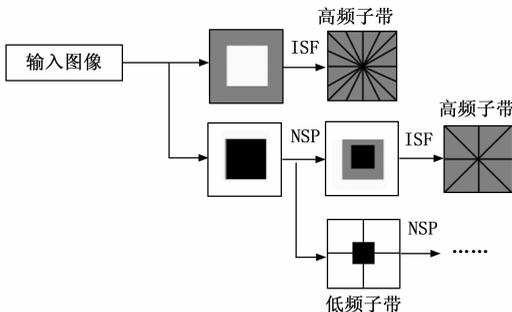


图 2 NSST 变换分解输入图像过程的示意图

利用 NSST 变换对图 3 (a) 所示的 MRI 图像, 和图 3 (b) 所示的 CT 图像进行分解所得的结果, 分别如图 3 (c) 和图 3 (d) 所示。

2.2 图像子带的融合规则设计

图像的低频和高频子带分别代表了图像的不同特征, 这也就意味着, 需要采用不同的融合规则来实现低频子带和高频子带的融合, 以获取更为优良的不同融合子带。低频子带代表的是图像的整体特征, 其包含了图像的亮度等主要内容。当低频子带反应的图像特征越多越丰富时, 其含有的能量信息也就越高。对此, 本文将通过图像的能量信息来融合低频子带。

图像的能量信息可以通过区域能量函数来求取。对于图像 $I(x, y)$, 其区域能量函数的表达式为^[13]:

$$E(x, y) = \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N |I(x+i, y+j)|^2 \quad (5)$$

式中, M 和 N 分别为 $I(x, y)$ 中所选区域的行、列值, $E(x, y)$ 为图像的能量值。

当下通过图像的能量信息融合图像时, 主要从加权融合或取大融合两种方法中, 选择一种方法来完成图像的融合。这两种方法各有利弊, 当不同图像间能量差异度较大时, 则可认为图像间的关联度不大, 此时若采用取大融合方法获取融合低频子带, 可使得图像更为平滑。但此时若采用加权融合方法获取融合低频子带, 会使得图像出现间断现象。当不同图像间能量差异度较小时, 则可认为图像间的关联度较大, 此时若采用加权融合方法获取融合低频子带, 可使得图像包含更为丰富的信息内容, 且不易出现间断的现象。但此时若采用取大融合方法获取融合低频子带, 会出现图像信息丢失的现象。

对此, 本文将利用图像的能量信息, 构建能量关联度函数, 用以判断不同图像间的关联度, 并根据图像间的关

联情况，选择性的采用加权融合或取大融合的方法，融合低频子带。

采用式 (5) 分别计算出不同低频子带 $D_1(x,y)$ 和 $D_2(x,y)$ 的区域能量值 $E_1(x,y)$ 和 $E_2(x,y)$ 。在此，可借助 $E_1(x,y)$ 和 $E_2(x,y)$ 构造能量关联度函数 G ，用以判别 $D_1(x,y)$ 和 $D_2(x,y)$ 的能量关联度。通过 $E_1(x,y)$ 和 $E_2(x,y)$ 构造的能量关联度函数 G 如下所示：

$$G = \frac{2 \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N D_1(x+i,y+j) D_2(x+i,y+j)}{E_1(x,y) + E_2(x,y)} \quad (6)$$

利用能量关联度函数 G 来度量图像间关联度，并根据度量的关联度情况，设计不同低频子带融合规则的过程为如下：

首先，设置关联度阈值 η ，其代表了能量关联的自小程度。利用式(6) 求出不同低频子带 $D_1(x,y)$ 和 $D_2(x,y)$ 的能量关联度 G 。

然后，将 $D_1(x,y)$ 和 $D_2(x,y)$ 的能量关联度 G 与关联度阈值 η 进行比较，以判别 $D_1(x,y)$ 和 $D_2(x,y)$ 的关联度情况。若 $G \leq \eta$ ，则说明 $D_1(x,y)$ 和 $D_2(x,y)$ 的关联度较低。此时为了保证图像的平滑性，即可采用取大融合规则获取融合低频子带 $D_{12}(x,y)$ 。采用取大融合规则，求取融合低频子带的过程如下：

$$D_{12}(x,y) = \begin{cases} D_1(x,y), E_1(x,y) \geq E_2(x,y) \\ D_2(x,y), E_2(x,y) < E_1(x,y) \end{cases} \quad (7)$$

最后，若 $G > \eta$ ，则说明 $D_1(x,y)$ 和 $D_2(x,y)$ 的能量差异较小， $D_1(x,y)$ 和 $D_2(x,y)$ 的关联度较高。此时为了使得图像包含更为丰富的信息内容，且不易出现间断的现象，即可采用加权融合规则获取融合低频子带 $D_{12}(x,y)$ 。采用加权融合规则，求取融合低频子带的过程如下：

$$D_{12}(x,y) = D_1(x,y)\alpha_1 + D_2(x,y)\alpha_2 \quad (8)$$

式中， α_1 和 α_2 为关于 $D_1(x,y)$ 和 $D_2(x,y)$ 能量关联度 G 的自适应调节权重因子。 α_1 和 α_2 的表述如下：

$$\alpha_1 = \frac{1}{2} \left(1 - \left(\frac{1-G}{1-\eta} \right) \right) \quad (9)$$

$$\alpha_2 = 1 - \alpha_1 \quad (10)$$

通过以上根据能量关联度设计的低频子带融合规则，即可求取融合低频子带 $D_{12}(x,y)$ 。

高频子带代表了图像纹理等内容，主要体现的是图像的清晰度。空间频率函数从图像行、列上灰度变化的活跃度，度量了图像的清晰度信息。但由于空间频率函数忽略了图像的对角信息，从而使得其不能较为准确的描述图像的清晰度信息。对此，本文在空间频率函数的基础上，融入图像的对角信息，构造多元空间频率函数，使得其能从图像的行、列、对角的多元维度，来度量图像的清晰度信息。同时为了能够让图像的纹理等内容得到更好的凸显，本文还引入了标准差函数，对图像的对比度信息进行度量，将其与图像的清晰度信息联合，制定高频子带融合规则，以获取清晰度和对比度都较好的融合高频子带。

图像 $I(x,y)$ 的空间频率函数的表达式为^[14]：

$$K = \sqrt{H^2 + L^2} \quad (11)$$

式中， H/L 分别代表 $I(x,y)$ 的行、列频率，其表达式分别为：

$$H = \sqrt{\frac{1}{M(N-1)} \sum_{i=1}^M \sum_{j=2}^N (I(i,j) - I(i,j-1))^2} \quad (12)$$

$$L = \sqrt{\frac{1}{N(M-1)} \sum_{i=2}^M \sum_{j=1}^N (I(i,j) - I(i-1,j))^2} \quad (13)$$

从式 (11) 至式 (13) 可以看出，空间频率函数只是从 $I(x,y)$ 的行、列信息变化上度量了图像的清晰度，而没有考虑 $I(x,y)$ 对角上的信息变化情况。为了更为准确的度量图像的清晰度信息，需要将 $I(x,y)$ 对角上的信息变化情况也考虑到清晰度信息的度量过程。对此，需要对式 (11) 进行改进。

与式 (12) 和式 (13) 类似， $I(x,y)$ 的对角频率可表述为：

$$Z = \sqrt{\frac{1}{(M-1)(N-1)} \sum_{i=2}^M \sum_{j=2}^N (I(i,j) - I(i-1,j-1))^2} \quad (14)$$

$$Y = \sqrt{\frac{1}{(M-1)(N-1)} \sum_{i=2}^M \sum_{j=1}^N (I(i-1,j) - I(i,j-1))^2} \quad (15)$$

将式 (14) 和式 (15) 所示的对角频率注入到式 (11) 所示的空间频率函数中，即可构造包含了图像对角、行、列频率的多元空间频率函数 \bar{K} ：

$$\bar{K} = \sqrt{H^2 + L^2 + Z^2 + Y^2} \quad (16)$$

式 (16) 是对式 (11) 的改进，通过式 (16) 即可实现对图像进行多元化的清晰度度量，更好的获取图像的清晰度信息。

标准差函数利用图像的均值，度量了图像的对比度信息，其表述为^[15-16]：

$$B = \sqrt{\frac{1}{MN} \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N [I(x,y) - \bar{I}]^2} \quad (17)$$

式中， \bar{I} 表示图像 $I(x,y)$ 的均值。

图像的对比度较好时，更能表达图像的纹理等特征，从而更好地体现图像的清晰度。因此，可采用式 (16) 求取不同高频子带 $G_1(x,y)$ 和 $G_2(x,y)$ 的清晰度信息 $Q_1(x,y)$ 和 $Q_2(x,y)$ ，采用式 (17) 求取 $G_1(x,y)$ 和 $G_2(x,y)$ 的对比度信息 $U_1(x,y)$ 和 $U_2(x,y)$ 。联合 $G_1(x,y)$ 和 $G_2(x,y)$ 的清晰度信息和对比度信息，制定高频子带的融合规则，获取清晰度和对比度都较为突出的融合高频子带 $G_{12}(x,y)$ ：

$$G_{12}(x,y) = \frac{E_1 G_1(x,y) + E_2 G_2(x,y)}{E_1 + E_2} \quad (18)$$

式中， $E_i (i=1,2)$ 为联合因子，其表述为：

$$E_i = Q_i(x,y) + U_i(x,y), i=1,2 \quad (19)$$

将 $D_{12}(x,y)$ 和 $G_{12}(x,y)$ 通过逆 NSST 变换的重构，即

可获得融合结果。

所提方法对图 3 所示 MRI 图像和 CT 图像的融合结果如图 4 所示。观察图 4 可见, 所提方法融合图像不仅没有间断现象, 而且图像的清晰度和对比度都较好, 具有较为优良的视觉效果。



图 4 融合结果

3 实验结果

在 Intel i7-4790K 处理器、8 GB 内存的 PC 上, 利用 Matlab 2014 软件搭建仿真环境, 对所提方法进行医学图像融合性能的测试。实验中引入了文献 [17]、文献 [18] 算法进行对照。采用了 CT 图像和 MRI 图像、MR-T1 图像和 MR-T2 图像、MR 图像和 SPECT 图像三组医学图像来进行主观视觉实验。另外, 为了更为直观的分析所提方法和文献 [17]、文献 [18] 算法的融合效果, 实验中还进行了客观数据实验, 从三种算法融合图像对应的客观数据值出发, 来分析其融合效果。

3.1 主观视觉实验

利用所提算法和文献 [17]、文献 [18] 算法分别对 CT 图像和 MRI 图像、MR-T1 图像和 MR-T2 图像两组医学图像进行了融合实验。图 5 显示了三种算法对 CT 图像和 MRI 图像的融合结果。通过观察图 5 可见, 图 5 (c) 所示文献 [17] 算法对 CT 图像和 MRI 图像的融合结果中, 图像较为暗淡且 MRI 图像的部分细节内容有所丢失, 除此之外, 图 5 (c) 中还存在块现象。图 5 (d) 中图像过亮, 且 CT 图像的内容较为模糊, 另外图 5 (c) 中还存在 MRI 图像细节内容丢失的现象。图 5 (e) 中 CT 图像的内容清晰可见, 图像的亮度较为适中, 且 MRI 图像的内容也较为完整, 没有丢失细节内容的现象, 同时图 5 (e) 中不存在块现象和模糊现象。可见, 所提算法对 CT 图像和 MRI 图像具有较好的融合效果。三种算法对 MR-T1 图像和 MR-T2 图像的融合结果如图 6 所示。对比图 6 可以发现, 图 6 (c) 中整体亮度偏暗, 图像中存在间断现象, 且丢失了 MR-T1 图像和 MR-T2 图像的部分细节信息。图 6 (d) 中 MR-T2 图像部分的内容对比度较差, 且 MR-T1 图像部分的内容存在局部模糊现象, 同时还缺失了部分 MR-T2 图像的内容。图 6 (e) 中亮度和对比度都较好, 且包含了较为完整的 MR-T1 图像和 MR-T2 图像内容, 图像中不存在间断和块现象。三种算法对 MR 图像和 SPECT 图像的融合结果如图 7 所

示。观察图 7 可以发现, 图 7 (c) 中整体较为模糊, 且丢失了 MR 图像的部分细节信息和 SPECT 图像的部分脑部边缘信息。图 7 (d) 中 MR 图像的眼部边缘存在局部模糊现象, 同时还缺失了部分 SPECT 图像的内容。图 7 (e) 中清晰度较高, 且较为完整的保留了 MR 图像和 SPECT 图像的内容。由此说明, 所提算法融合医学图像的清晰度和对比度都较为理想, 图像的纹理信息显著, 视觉效果佳。因为所提算法借助 NSST 变换取得了对源图信息保真度较好的低频和高频子带, 同时所提算法还利用图像的能量信息, 构造了能量关联度函数, 从图像能量关联的情况出发, 制定了适宜的低频子带融合规则, 进而获取了高质量的融合图像。

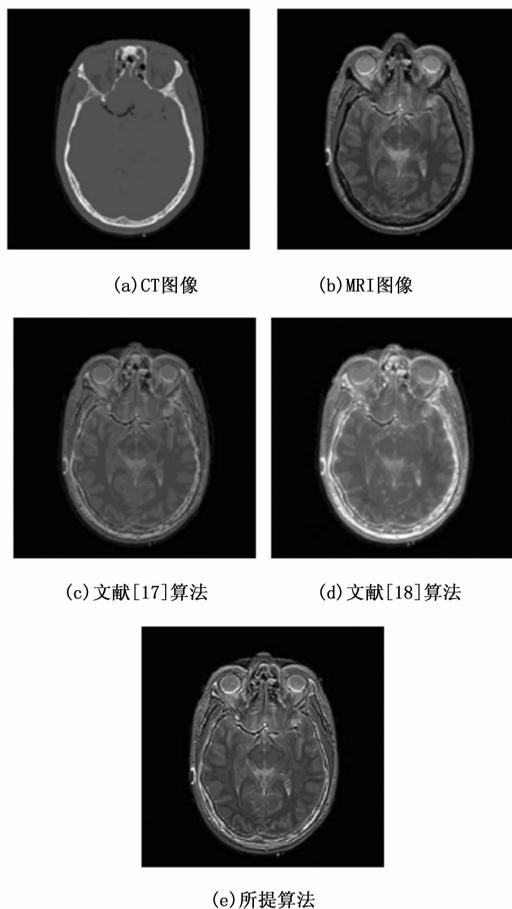


图 5 三种算法对 CT 图像和 MRI 图像的融合结果

3.2 客观数据实验

为了更为直观的验证三种算法对医学图像的融合性能, 从哈佛大学建立的 The Whole Brain Atlas 医学图像集中, 任选 10 组医学图像作为样本, 利用三种算法对其进行融合。选用信息熵 (information entropy, IE) 和平均梯度 (average gradient, AG), 作为三种算法对所选 10 组医学图像融合结果的数据评判指标, 用以分析三种算法的融合特性。

IE 和 AG 常被用来评判融合医学图像的质量, 其中 IE

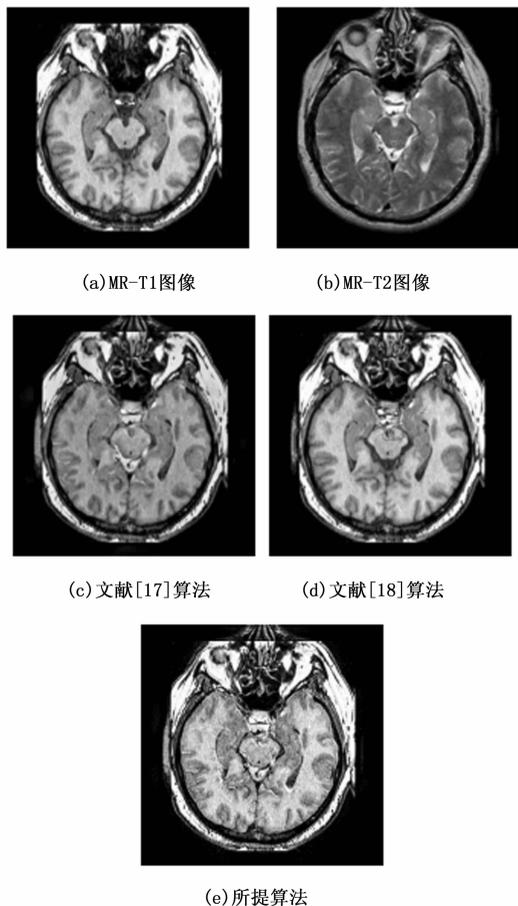


图 6 三种算法对 MR-T1 图像和 MR-T2 图像的融合结果

评判了融合医学图像所含信息量的大小，IE 值越大，就判定融合医学图像的质量越好。AG 评判了融合医学图像的清晰度，AG 值越大，就判定融合医学图像的清晰度越好。图像 $I(x,y)$ 的 IE 和 AG 的计算过程如下。

$$IE = - \sum_{i=0}^{L-1} p(i) \log_2 p(i) \quad (20)$$

$$AG = \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^{M-1} \sum_{j=1}^{N-1} \sqrt{\frac{\Delta I_x(i,j)^2 + \Delta I_y(i,j)^2}{2}} \quad (21)$$

式中， L 为的灰度级， $p(i)$ 为灰度值 i 的频率。 $M \times N$ 为 $I(x,y)$ 的大小， $\Delta I_k (k = x,y)$ 为 $I(x,y)$ 在 k 上的导数。

三种算法融合医学图像的 IE 和 AG 值如图 8 所示。对比图 8 中三种算法融合医学图像的 IE 和 AG 值可以发现，所提算法融合医学图像的 IE 和 AG 数据最为理想。取第 5 组融合医学图像观察可见，文献 [17]、文献 [18] 算法和所提算法融合医学图像的 IE 数据各为 8.13、8.58 和 9.08。文献 [17]、文献 [18] 算法和所提算法融合医学图像的 AG 数据各为 13.49、13.98 和 14.33。说明所提算法融合的图像不仅含有丰富的信息，而且图像的清晰度较好。因为所提算法在图像能量的基础上，设计了能量关联度函数，利用其判断不同图像的关联度，并根据关联结果构造加权

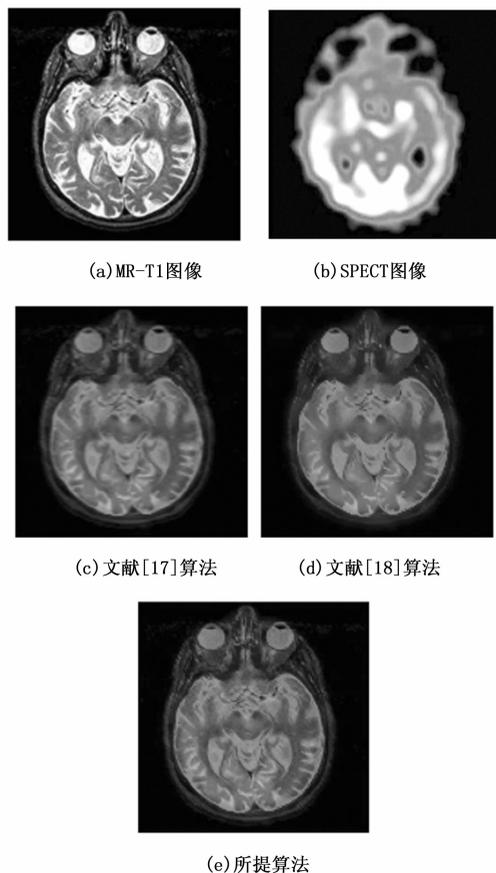


图 7 三种算法对 MR 图像和 SPECT 图像的融合结果

和取大两种规则，获取了连续效果好，信息含量高的低频子带融合。同时，所提算法还在空间频率函数的基础上，联合图像的对角信息，构造了多元空间频率函数，利用其和标准差函数分别计算了图像的清晰度和对比度信息，进而构造了高频子带融合规则，获取了高清晰度和对比度的高频子带的融合，从而提高了所提算法的融合性能。文献 [17] 算法是一种通过自适应神经网络模型和 log-Gabor 能量特征对医学图像融合的方法，该方法使用了 NSST 变换提取图像的低频和高频分量，设计了基于局部可见性的自适应神经网络模型和基于 log-Gabor 能量的规则分别用于低频和高频分量融合，进而获取融合结果。由于局部可见性的自适应神经网络模型没有关注图像的全局性，易使得融合图像出现不连续现象，而且基于 log-Gabor 能量的融合规则，没有考虑不同图像能量的关联性，易使得融合图像出现细节内容丢失的现象，从而使得文献 [17] 算法融合的医学图像效果较差。文献 [18] 算法是一种基于小波变换和图像显著特征的医学图像融合方法，该方法在离散分数阶小波变换的作用下对图像进行分解，接着采用非下采样方向滤波器组的对偶技术，提取图像中的显著元素，利用灰太狼优化算法对奇偶校验算子进行优化，实现分解子图的融合。由于离散分数阶小波变换缺乏发散方向的适应性，

分解图像时不能较好保真源图信息,而且灰太狼优化算法在融合子图时,没有考虑图像的对比度特征,从而使得文献[18]算法融合图像的质量有所降低。

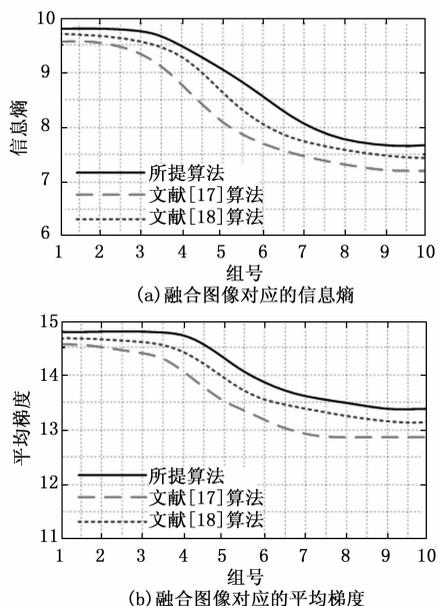


图 8 融合图像的客观数据结果

4 结束语

本文以图像的能量信息和清晰度信息为依据,提出了一种新颖有效的医学图像融合方法。在 NSST 变换的基础上,获取了对源图信息保真度较高的低频和高频子带。通过图像的能量信息,构造了能量关联度函数,用以计算图像间能量的关联度,并以该关联度信息,设计了加权融合和取大融合两种低频子带融合规则,获取了连贯性较好、信息丰富的融合低频子带。利用图像的对角信息,将传统空间频率函数改进为多元空间频率函数,更好的获取了图像的清晰度信息,借助标准差函数,获取了图像的对比度信息,并以清晰度和对比度信息为依据,构造了高频子带融合规则,获取了细节突出的融合高频子带。实验结果显示,所提算法融合图像的细节突出、对比度较好,视觉效果较为理想,且具有较好的 IE 和 AG 值。

参考文献:

[1] 李俊峰,朱文维. 参数自适应脉冲耦合神经网络的医学图像融合算法[J]. 光电子·激光, 2019, 30(11): 1172-1183.
 [2] 朱文维,李俊峰. 基于非下采样剪切波变换和特征合成的医学图像融合算法[J]. 计算机系统应用, 2019, 28(10): 170-177.
 [3] 圣文顺,孙艳文,徐爱萍. 基于稀疏理论与快速有限剪切波变换的医学图像融合算法[J]. 计算机系统应用, 2020, 29(12): 239-243.
 [4] 孟令玉,聂仁灿,周冬明,等. 基于一种新分解框架结合局部拉普拉斯滤波的医学图像融合[J]. 计算机应用, 2018, 38

(S2): 306-309.

[5] 于森,宁春玉,石乐民,等. NSCT 域内基于引导滤波与改进 PCNN 的 CT/MRI 医学图像融合方法[J]. 长春理工大学学报(自然科学版), 2020, 43(5): 137-142.
 [6] WEI J, XIAOMIN Y, WEI W. Medical images fusion by using weighted least squares filter and sparse representation[J]. Computers & Electrical Engineering, 2018, 67(1): 252-266.
 [7] MING Y, XIAONING L, YU L. Medical image fusion with parameter-adaptive pulse coupled neural network in nonsubsampled shearlet transform domain[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2019, 68(1): 49-64.
 [8] DEVANNA H, SATISH KUMAR G A E, GIRI PRASAD M N. A spatio-frequency orientational energy based medical image fusion using non-sub sampled contourlet transform[J]. Cluster Computing, 2019, 22(5Suppl): 11193-11205.
 [9] LIFANG W, CHAOYU S, SUZHEN L. Convolutional Sparse Representation and Local Density Peak Clustering for Medical Image Fusion[J]. International Journal of Pattern Recognition & Artificial Intelligence, 2020, 34(7): 2057003.
 [10] 牛盼盼,王向阳,杨思宇,等. 基于二元 Weibull 分布的非下采样 Shearlet 域图像水印算法[J]. 计算机研究与发展, 2019, 56(7): 1454-1469.
 [11] 康家银,陆武,张文娟. 融合 NSST 和稀疏表示的 PET 和 MRI 图像融合[J]. 小型微型计算机系统, 2019, 40(12): 2506-2511.
 [12] XIANGHAI W, XIAOYANG Z, YIHUAN Z. NSST and vector-valued C-V model based image segmentation algorithm[J]. IET Image Processing, 2020, 14(8): 1614-1620.
 [13] SHUANG Z, FENG L. Infrared and visible image fusion based on non-subsampled shearlet transform, regional energy, and co-occurrence filtering[J]. Electronics Letters, 2020, 56(15): 761-764.
 [14] 王丽芳,窦杰亮,秦品乐,等. 双重字典学习与自适应 PCNN 相结合的医学图像融合[J]. 中国图象图形学报, 2019, 24(9): 1588-1603.
 [15] 李翔宇,牛宏侠,钟华. 基于均值标准差与加权透射率的图像去雾方法[J]. 铁道科学与工程学报, 2020, 17(11): 2938-2945.
 [16] MASON A, RIOUX J, CLARKE SHARON E. Comparison of Objective Image Quality Metrics to Expert Radiologists' Scoring of Diagnostic Quality of MR Images[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2020, 39(4): 1064-1072.
 [17] SINGH S, ANAND R S. Multimodal neurological image fusion based on adaptive biological inspired neural model in non-subsampled Shearlet domain[J]. International Journal of Imaging Systems & Technology, 2019, 29(1): 50-64.
 [18] KAUR G, SINGH S, VIG R. Medical fusion framework using discrete fractional wavelets and non-subsampled directional filter banks[J]. IET Image Processing, 2020, 14(4): 658-667.