

基于四元数离散 Fourier 变换的医学图像融合算法^①

杨建翠

江苏医药职业学院 公共基础学院, 江苏 盐城 224005

摘要: 针对医学图像融合中易忽略色彩过渡区域的信息, 导致融合图像中存在色彩失真与纹理模糊的不足, 本文提出了一种四元数离散 Fourier 变换的多通道彩色医学图像融合方案. 首先, 为了降低噪声干扰与颜色失真, 将图像分割为一定大小的图像子块. 其次, 通过四元(Quaternion Numbers, QN)虚数映射像素的 R, G, B 分量, 将每个块转换成 QN 表示. 然后, 将每个 RGB 块从空域变换到频域, 使大部分图像信息集中到原点附近或少数几个区域, 引入四元数离散 Fourier 变换(Quaternion Discrete Fourier Transform, QDFT), 得到每个子块的 QDFT 系数. 再测量和比较源图像的对比度值来得到融合 QDFT 系数. 最后, 在每个块上应用逆 QDFT 后, 结合变换子块获得新融合图像. 实验表明: 与当前医学图像融合方案相比, 本文方法具有更好的融合质量, 其输出图像具有更加丰富的边缘与纹理, 以及更高的对比度与分辨率.

关键词: 医学图像融合; 四元数; 四元数离散 Fourier 变换; 对比度测量

中图分类号: TP391.4

文献标志码: A

文章编号: 1000-5471(2020)02-0031-09

随着成像技术的发展, 医学图像在临床检查、诊断中具有举足轻重的地位. 然而, 不同成像技术所形成的图像质量均存在一些瑕疵^[1]. 例如, 电子计算机断层扫描(Computerized Tomography, CT)图像具有优异的空间密度分辨率与几何特性, 可清晰地查看骨骼组织^[2]. 但是, 软组织密度差异小, 对 X 线吸收程度基本一致, 使得 CT 对软组织的表现力不太理想. 核磁共振(Magnetic Resonance Imaging, MRI)图像能很好地显示软组织, 较容易寻找病情范围^[3], 但 MRI 对骨骼的表现能力不佳. 计算机断层成像(Single Photon Emission Computed Tomography, SPECT)可以较好地表现人体不同组织的活性强度和代谢功能^[4]. 可见, 每个图像模态具有其特定的属性, 通过一定的方法可将不同图像结合起来, 融合互补信息形成一幅新的图像, 可以有效提升新图像的表达能力, 为后续的图像分析提供准确的参考依据. 因此, 医学图像融合方法在病灶定位、诊断、远程医疗等领域应用前景远大^[5].

近年来, 人们设计了一系列图像融合方案. 如戴文战等^[6]设计了一种人眼视觉特性的 NSCT 图像融合方案. 该方案先对待融合图像完成 NSCT 多尺度分解, 获得低频与多个高频方向系数. 对于低频系数, 利用区域能量与平均梯度共同作用进行信息聚合. 对于高频系数, 采用区域 Laplace 能量、方向对比度与 PCNN 3 种算子完成系数融合. 该方法能够较好地保留灰度图像的信息, 但在边缘过渡区易出现伪轮廓与人工纹理现象. 另外, 算法较复杂, 时间成本较大. 文献^[7]设计了分类块稀疏表示的医学图像融合方案, 在该方法中, 首先根据块几何方向将源图像划分为分类子块, 并通过在线字典学习(ODL)算法训练相应的子字典, 然后采用最小角度回归算法对每个块进行稀疏编码, 再利用组合稀疏系数与相应的子字典对结合后的图像进行重构. 该算法融合规则较单一, 虽然具有较高的效率, 但是易丢失纹理信息. 文献^[8]提出基于非下采样剪切波变换(Non-Subsampled Shearlet Transform, NSST)的图像融合方案. 该方案从多个方

① 收稿日期: 2018-04-20

基金项目: 江苏省自然科学基金项目(BK2015609), 江苏省社会科学基金项目(2015JYC001).

作者简介: 杨建翠(1982-), 女, 硕士, 讲师, 主要从事医学图像处理、计算机技术等方面的研究.

向、多个尺度上来完成图像的分解,因此,其不存在方向制约,对边缘有优异的稀疏表示能力.同时克服了提升小波变换的缺点.但是,该方案在实时性方面不太理想,在 NSST 分解过程耗时较多.此外,针对医学图像复杂多变,在区域纹理稀疏表示方面,NSST 还需进一步加强.

针对上述涉及的医学图像融合方法中存在的不足,本文在四元数离散傅立叶变换的基础上,设计了一种新的医学图像多模式融合方案.通过 QN 虚数来映射像素的 R, G, B 分量,并将每个块转换为 QN 表示;再引入 QDFT,将每个 RGB 块从空域变换到频域,通过测量和比较源图像的对比度值来形成融合系数;最后,对算法的性能进行验证与分析.

1 四元数的彩色图像表示

四元数(Quaternion Numbers, QN)是复数的一种推广形式,由 4 部分组成,即 1 个实数部分和 3 个虚数部分^[9]:

$$q = w + xi + yj + zk \quad (1)$$

其中, w, x, y, z 为实数部分, i, j, k 为虚数部分,三者满足如下关系:

$$i^2 = j^2 = k^2 = -1 \quad (2)$$

$$ij = k, jk = i, ki = j \quad (3)$$

$$ji = -k, kj = -i, ik = -j \quad (4)$$

根据上述公式,则四元数的共轭和模分别为

$$\bar{q} = w - xi - yj - zk \quad (5)$$

$$|q| = \sqrt{w^2 + x^2 + y^2 + z^2} \quad (6)$$

具有实数部分的 QN 称为纯 QN,而具有单位模数的 QN 则称为单位纯 QN,其函数为

$$q = \frac{w + xi + yj + zk}{\sqrt{w^2 + x^2 + y^2 + z^2}} \quad (7)$$

四元数也可以表示为它的向量部分和标量部分之和,标量部分表示实部,而向量部分表示四元数的三个虚数部分,则

$$q = S(q) + V(q) \quad (8)$$

其中, $S(q)$ 为标量部分,可表示为 $S(q) = w$; $V(q)$ 为向量部分,表示为 $V(q) = xi + yj + zk$.

对于一个给定的 $q = w + xi + yj + zk$,可转换为极坐标表示 $q = |q| e^{i\varphi}$.其中,幅值 $|q| = \sqrt{w^2 + x^2 + y^2 + z^2}$;相位 $\mu = V(q) / |V(q)|$;相位角 $\varphi = \arctan |V(q)| / S(q)$.当 $|q| = 1$ 时, q 为一个单位四元数.当 $w = 0$ 时,实数部分为 0,那么 q 为一个纯 QN.

在图像处理中,通过将彩色图像分割为各个相似纹理区域,借助四元数表示,可将彩色图像矩阵元素作为一个整体进行信息融合.因此,使用一个纯 QN 来表示彩色图像是十分有效的.

彩色图像通常是由 3 个单独的颜色通道构成,分别是 R, G, B 分量.四元数有 4 个部分, $q = w + xi + yj + zk$.因此,彩色图像的像素可以定义成 QN: $w = 0, x = R(x, y), y = G(x, y), z = B(x, y)$.一个完整的彩色图像可以通过在纯 QN 的虚数部分映射 R, G, B 分量来表示^[10]:

$$f(x, y) = R(x, y)i + G(x, y)j + B(x, y)k \quad (9)$$

其中, $R(x, y)$ 表示像素的红色分量; $G(x, y)$ 表示像素的绿色分量; $B(x, y)$ 表示像素的蓝色分量.若将大小为 $M \times N$ 的 2 个彩色图像定义成 QN 矩阵 $\mathbf{A}, \mathbf{D} \in R^{M \times N}$.则这 2 个四元数矩阵的互相关可定义为

$$C(m, n) = \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N \mathbf{A}(x, y) \mathbf{D}(x, m, y - n) \quad (10)$$

其中, x 是矩阵的行索引; y 是矩阵的列索引.将 RGB 图像表示为四元数,能够将 R, G, B 三分量作为整体来实现信息互补,可以提高图像的融合质量.

2 四元数离散傅立叶变换

傅立叶变换(Fourier Transform, FT)是图像和信号处理中应用最广泛的方法之一^[11].为了提高 FT 的

效率，学者们又提出了快速 FT，并利用计算机来计算离散傅立叶变换 (Discrete Fourier Transform, DFT). 提取彩色图像的 R, G, B 通道后，可以对每个通道分别应用 DFT. 但是，彩色图像通常由 3D 像素构成，因此，无法通过单一的复数完成变换. 所以，DFT 不能处理整体的彩色图像. 为此，学者提出了一种四元数 DFT (QDFT)，其利用彩色图像的 QN 来表示图像的矢量场，从而实现 DFT 变换. QDFT 将图像作为一个整体运算，为彩色图像处理提供了一种新的思路^[12]. 与复杂的 DFT 相比，QDFT 所需的实数乘法和物理内存更少，因此它具有更高的计算效率. 其对应的左、右侧及双侧 QDFT 分别为

$$\begin{cases} F_L(u, v) = \frac{1}{\sqrt{M \times N}} \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} e^{-\mu^2 \pi (\frac{xu}{M} + \frac{yv}{N})} f(x, y) \\ F_R(u, v) = \frac{1}{\sqrt{M \times N}} \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} f(x, y) e^{-\mu^2 \pi (\frac{xu}{M} + \frac{yv}{N})} \\ F_{L-R}(u, v) = \frac{1}{\sqrt{M \times N}} \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} e^{-\mu^2 \pi \frac{xu}{M}} f(x, y) e^{-\mu^2 \pi \frac{yv}{N}} \end{cases} \quad (11)$$

为了重构图像，其对应的逆变换为

$$\begin{cases} f(x, y) = \frac{1}{\sqrt{M \times N}} \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} e^{-\mu^2 \pi (\frac{xu}{M} + \frac{yv}{N})} F_L(u, v) \\ f(x, y) = \frac{1}{\sqrt{M \times N}} \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} F_R(u, v) e^{-\mu^2 \pi (\frac{xu}{M} + \frac{yv}{N})} \\ f(x, y) = \frac{1}{\sqrt{M \times N}} \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} e^{-\mu^2 \pi \frac{xu}{M}} F_{L-R}(u, v) e^{-\mu^2 \pi \frac{yv}{N}} \end{cases} \quad (12)$$

其中， $f(x, y)$ 是大小为 $M \times N$ 的图像的 QN 表示； μ 为确定空间方向的单位纯 QN.

3 本文图像融合算法设计

本文所提算法的目的是在 QDFT 域中为医学图像融合提供一种新方法，其过程见图 1. 一个图像的 QDFT 可产生 3 个频率系数 (低频，中频和高频)，在低频系数中聚集了大量的能量. 基于频带的每个系数集可以定义对比度测量函数. 一个大小为 $N \times N$ 的图像块可被划分为 $N \times 2 - 1$ 个频带，其中最低位置的频带包含最低的频率系数，最高位置的频带包含最高的频率系数. 图 2 显示了 1 个 QDFT 块和 2 个频带.

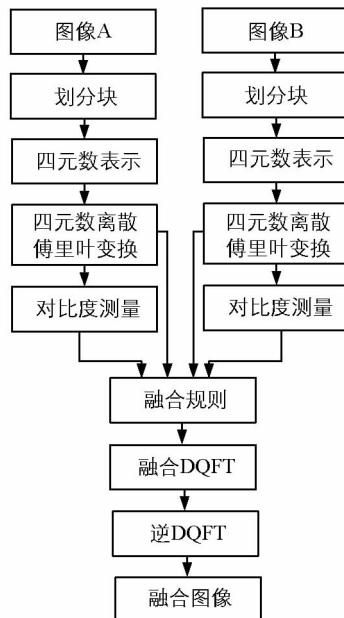


图 1 本文图像融合算法的过程

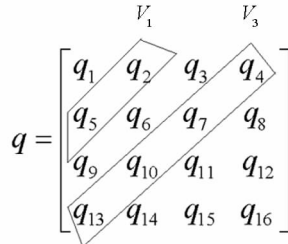


图 2 QDFT 块

由于该算法通过测量和比较源图像对应系数的对比度值来融合源图像. 因此, 需要计算系数的对比度:

$$C_{i,j} = \frac{q_{i,j}}{\sum_{k=0}^{n-1} V_k} \quad (13)$$

其中, V_k 为频带 k 的平均振幅, 其定义如下:

$$V_k = \frac{\sum_{t+p=k} |q_{p,t}|}{T} \quad (14)$$

其中, T 表示剩余频带的个数. 设 t 为变换图像块的大小. T 的值可表示为: 当 $k < t$, $T = k + 1$; 当 $k \geq t$, $N = (t - 1) \times 2 - k + 1$.

在 QDFT 过程中, 如果不分块, 则很容易出现额外的噪声和颜色失真现象. 因此, 本文将源图像分割成较小的子块, 以避免颜色失真. 本文融合算法的主要过程如下所示:

- 1) 设 A' , B' 为 2 幅大小为 $m \times n$ 的图像, 并分割成 N' 个小块, 每个块的大小为 $s \times s$.
- 2) 通过对四元数的虚数分量上像素的 R, G, B 进行映射, 将每个块用四元数来表示.
- 3) 设 $M = m_{i,j}$, $N = n_{i,j}$ 分别为源图像的 2 个四元数块.
 - a. 利用 QDFT 将 M 和 N 从空域变换为频域.
 - b. 利用公式 (13) 与 (14) 计算块 M 和 N 中所有像素的对比度, 并构造 2 个矩阵 C^M 和 C^N , 以存储对比度值.
 - c. 根据矩阵 C^M 和 C^N , 设计融合规则, 获得大小等于 s 的融合块:

$$F_{i,j} = \begin{cases} \text{avg}(M_{i,j}, N_{i,j}) & C_{i,j}^M = C_{i,j}^N \\ M_{i,j} & C_{i,j}^M > C_{i,j}^N \\ N_{i,j} & C_{i,j}^M < C_{i,j}^N \end{cases} \quad (15)$$

- 4) 重复步骤 3, 直到所有的子块均被处理完, 输出一系列的融合块.
- 5) 应用逆 QDFT 变换作用于融合块, 再组合输出结果, 形成融合图像.

4 实验与分析

为验证所提算法的有效性, 选取不同的医学图像进行 2 组测试, 并分析了实验结果. 第一组为 SPECT-T1 与 SPECT-TC 融合; 第二组为 MRI 与 PET 融合, 分别称之为实验 1、实验 2. 测试平台为: Intel(R) Core(TM)I5-4150CPU, 3.2GHz 四核, 4GB ROM, NVIDIA Geforce GTX 1050Ti 4G DDR5 显卡, Windows 8 系统, 借助 Matlab 2012a 进行仿真分析. 为体现算法的先进性, 选择常用的图像融合算法作对照组: 文献[6]、文献[7]、文献[8]. 算法中参数设置如下: 图像大小为 $m \times n = 256 \times 256$ px; $N' = 256$; $s \times s = 16 \times 16$ px.

4.1 评价标准

为准确衡量融合算法的性能, 选取 4 种常见的质量评价标准对融合图像进行量化. 4 种评价标准分别

为: 平均梯度 (Average Gradient, AG)、信息熵 (Information Entropy, IE)、边缘强度 (Edge Strength, ES)、峰值信噪比 (Peak Signal-to-Noise Ratio, PSNR)。

AG 主要反映图像中细微特征差异, AG 越大, 说明图像越清楚, 其定义为^[13]

$$AG = \frac{1}{M \times N} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N \sqrt{\frac{\Delta I_x^2(i, j) + \Delta I_y^2(i, j)}{2}} \quad (16)$$

$\Delta I_x(i, j)$ 与 $\Delta I_y(i, j)$ 分别为图像 X, Y 上的差分。

IE 反应信息量的多少和色彩的丰富度, IE 越大, 信息越丰富, 定义如下^[14]:

$$IE = - \sum_{k=0}^M p(k) \log_2 p(k) \quad (17)$$

其中, $p(k)$ 表示灰度为 k 的概率; M 表示最大灰度级。

ES 反应了输入图像与融合图像边缘信息的相对值, 定义如下^[15]:

$$ES = \frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N [Q_{XF}(i, j) \omega_X(i, j) + Q_{YF}(i, j) \omega_Y(i, j)]}{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N [\omega_X(i, j) + \omega_Y(i, j)]} \quad (18)$$

其中, $Q_{XF}(i, j), Q_{YF}(i, j)$ 分别表示图像 X, Y 的边缘保持值, $\omega_X(i, j), \omega_Y(i, j)$ 分别为 $Q_{XF}(i, j), Q_{YF}(i, j)$ 的权重. ES 的值越高, 表示图像边缘质量越好。

PSNR 为图像信噪比变化的平均计算, PSNR 越高, 其质量越好, 定义如下^[16]:

$$PSNR = 10 \log_{10} \frac{(Max_u^2)}{S} \quad (19)$$

其中, S 为方差; Max_u^2 代表最大信号值; $M \times N$ 为图像尺寸; u 为初始图像; u_0 为融合图像^[17]。

4.2 融合结果

图 3 为来自同一部位的 SPECT-T1 与 SPECT-TC 融合结果. 其中, 图 3(a) 为 SPECT-T1、图 3(b) 为 SPECT-TC, 图 3(c)–3(f) 分别为文献[6]、文献[7]、文献[8]以及本文算法得到的融合结果. 由图 3 可知, 文献[6]得到的图像分辨率较低, 细节与纹理模糊, 对比度与饱和度不理想, 整体视觉效果不佳, 无法很好地结合原图像中 SPECT-T1 与 SPECT-TC 的有用信息^[18]. 文献[7]、文献[8]得到的图像质量优于文献[6], 能够在一定程度结合源图像的有效信息, 比较清楚地显示了目标的组织与结构, 但是对于某些局部区域显示不清晰, 纹理丢失, 且细节不够丰富, 易忽略灰暗过渡区域, 见图中红色区域. 图 3(f) 表示本文算法的融合结果, 可看出其很好地融合了源图像的信息, 色彩丰富, 纹理与边缘清晰, 对比度与饱和度符合视觉效果. 主要原因是因为本文算法通过 QN 虚数映射像素的 R, G, B 分量, 将每个块转换为四元数表示^[19]; 然后, 引入 QDFT, 将每个 RGB 块从空间域变换到频率域, 通过四元数表示有效地保证了 RGB 各分量间的关联性, 根据图像在形状与质量分布上的信息, 得到了图像的空间变换关系^[20]; 再测量和比较源图像对比度值来得到融合 QDFT 系数, 从而提高了融合质量. 而文献[6]主要是借助 NSCT 多尺度分解来完成信息融合, 在边缘过渡区易出现伪轮廓与人工纹理, 且对彩色图像的颜色保留不足. 文献[7]采用了图像块稀疏表示的医学图像融合方案, 由于该算法融合规则较单一, 虽效率得到提升, 但是易使得纹理丢失. 对于医学图像中灰暗过渡区, 容易产生信息失真与扭曲. 文献[8]采用了基于 NSST 的图像融合方案, 该方案对于医学图像复杂多样性融合效果不足, 对色彩与结构信息表现较弱。

图 4 为来自同一部位的 MRI 与 PET 融合结果. 图 4(a), 4(b) 为 MRI, PET; 图 4(c)–4(f) 分别为文献[6]、文献[7]、文献[8], 以及本文算法得到的融合结果. 根据图 4 可知, 本文方案融合的 MRI 与 PET 色彩丰富, 细节与纹理清晰, 对比度与饱和度均良好, 可更好地表示源图像中的有用信息. 而对照组算法中融合效果欠佳, 纹理与细节扭曲, 清晰度不够。

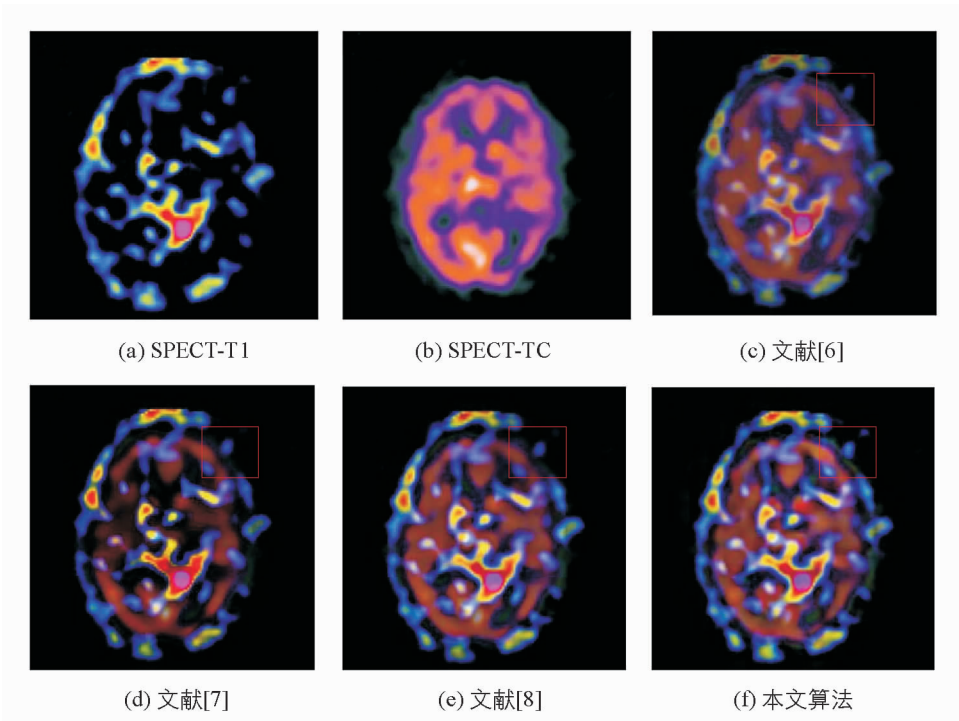


图 3 实验 1 融合结果

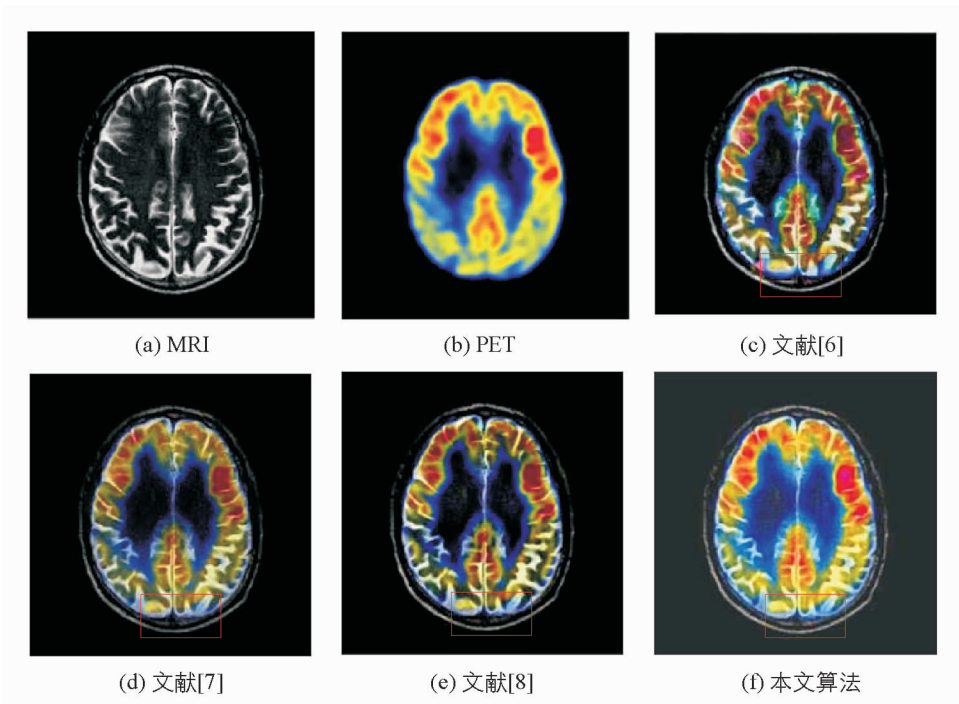


图 4 实验 2 融合结果

4.3 定量评价

为定量评价算法的融合性能,借助 4.1 中的评价标准对图 3 与图 4 的结果进行测量,结果见表 1、表 2。从表 1、表 2 中可以看出,本文融合方案获得的 AG , IE , ES , $PSNR$ 定量测量结果均优于其他方案。这表明本文方案的融合性能具有一定的优越性,其获得的图像信息量、边缘与纹理良好。此外,为体现 4 种算法的效率,表中还统计了实验 1 与实验 2 的时间消耗。从时间统计结果可知,本文方案耗时最短,效率较高。主要原因是本文通过四元数来表示 RGB 彩色图像, QDFT 将图像作为一个整体处理,其为彩色图像处

理提供了广阔的可能性. 相比复杂的 DFT, QDFT 所需的实数乘法和物理内存更少, 因此具有更高的计算效率^[21]. 文献[6]采用 NSCT 操作, 算法较复杂. 文献[7]采用稀疏编码, 提高了效率, 但是其融合质量不高. 而文献[8]算法采用 NSST 分解, 在实时性方面不太理想.

表 1 SPECT-T1 与 SPECT-TC 评价结果

算法	AG	IE	ES	PSNR	T/s
文献[6]	5.43	4.87	0.49	15.86	12.65
文献[7]	6.54	5.32	0.54	17.52	3.62
文献[8]	6.62	5.53	0.57	17.86	11.69
本文算法	7.36	6.14	0.62	19.63	3.51

表 2 MRI 与 PET 评价结果

算法	AG	IE	ES	PSNR	T/s
文献[6]	5.49	4.92	0.51	16.81	12.18
文献[7]	6.41	5.40	0.53	18.26	3.53
文献[8]	6.50	5.61	0.58	19.11	11.47
本文算法	7.53	6.26	0.65	20.45	3.42

为进一步衡量融合算法的性能, 本文测试 4 种融合算法的抗噪性能. 本实验以实验 1 中的图像为目标, 分别添加大小不同的高斯噪声(从 1 dB~10 dB, 步长为 1 dB), 然后再进行融合操作, 结果如 5 所示. 从图 5 可看出, 随着噪声的增加, 评价指标 AG, IE, ES, PSNR 的值均逐步降低. 但是本文算法获得的评价指标曲线变化相对平稳, 且在相同的情况下, 本文算法对应的值均要大于其他算法. 这表明本文方案对噪声具有良好的抗噪性.

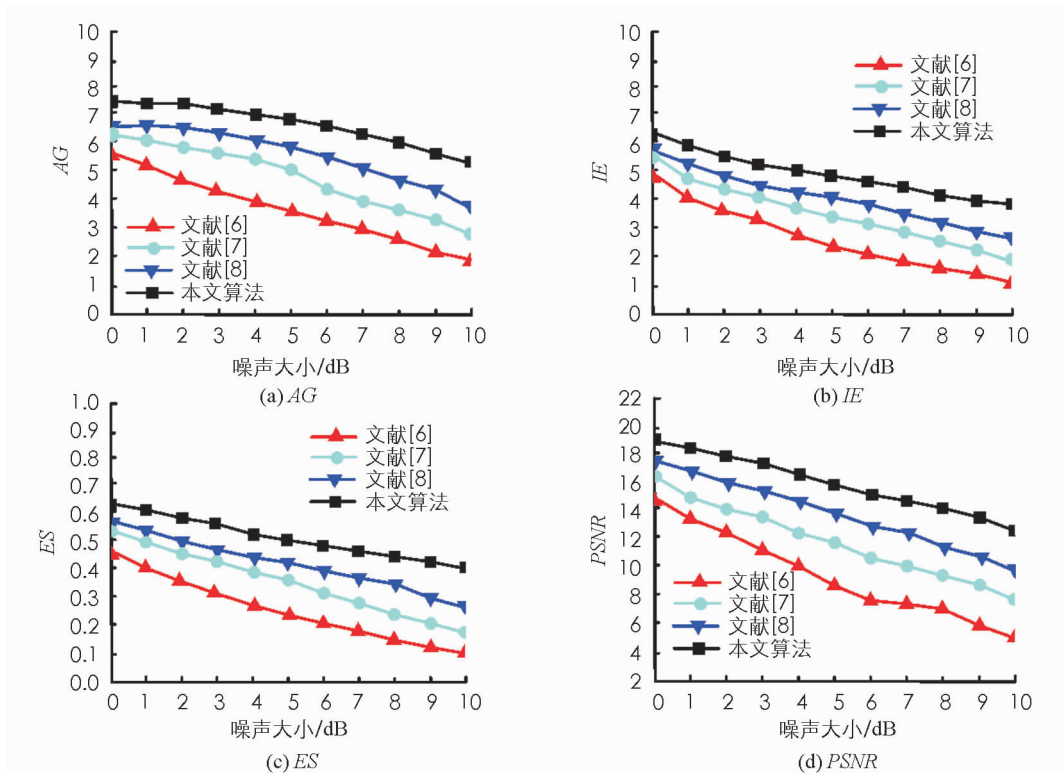


图 5 不同融合算法的抗噪性测试

5 结 论

本文提出了一种新的医学彩色图像融合方案. 首先, 基于离散 Fourier 变换, 通过四元数 QN 的虚数来映射像素的 R, G, B 分量, 将每个块转换为 QN 表示; 并定义了 QN 的离散 Fourier 变换. 随后, 利用 QDFT 将源图像从空域转换成频域, 将像素值转换为由它们的频率顺序排列的系数. 通过测量并比较源图像的对比值, 得到融合像素. 最后, 在每个块上应用逆 QDFT 后, 结合所有块获得新融合图像. 通过对 SPECT-T1, SPECT-TC, MRI 与 PET 的融合实验证明了本文算法的有效性和优异性.

参考文献:

- [1] 汪方正, 朱子卿. 移动队列规则耦合角度约束的医学图像匹配 [J]. 西南大学学报(自然科学版), 2017, 39(12): 152-160.
- [2] 牛 玲, 王雪华. 基于 SCM 模型的自适应医学图像融合方法 [J]. 西南师范大学学报(自然科学版), 2017, 42(2): 159-165.
- [3] QIAN J S, BAO R, SHEN W, et al. Perceptual Medical Image Fusion with Internal Generative Mechanism [J]. Electronics Letters, 2017, 53(17): 1184-1186.
- [4] LUO X Q, ZHANG Z C, ZHANG B C, et al. Contextual Information Driven Multi-modal Medical Image Fusion [J]. IETE Technical Review, 2017, 34(6): 598-611.
- [5] GOMATHI P S, KALAAVATHI B. Multimodal Medical Image Fusion in Non-Subsampled Contourlet Transform Domain [J]. Circuits and Systems, 2016, 7(8): 1598-1610.
- [6] 戴文战, 姜晓丽, 李俊峰. 基于人眼视觉特性的 NSCT 医学图像自适应融合 [J]. 电子学报, 2016, 44(8): 1932-1939.
- [7] ZONG J J, QIU T S. Medical Image Fusion Based on Sparse Representation of Classified Image Patches [J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2017, 34: 195-205.
- [8] ZHANG B H, LU X Q, PEI H Q, et al. A Fusion Algorithm for Infrared and Visible Images Based on Saliency Analysis and Non-subsampled Shearlet Transform [J]. Infrared Physics & Technology, 2015, 73: 286-297.
- [9] 陈军胜. 基于四元数矩阵分解的线性方程组解的存在性判断研究 [J]. 西南师范大学学报(自然科学版), 2015, 40(5): 34-38.
- [10] 王金伟, 周春飞, 王水平, 等. 基于分数阶四元数傅里叶变换的彩色图像自适应水印算法 [J]. 电子与信息学报, 2016, 38(11): 2832-2839.
- [11] 杨仁青, 柏正尧, 尹立国, 等. 基于分数傅里叶变换的数字图像复制-粘贴篡改检测算法 [J]. 云南大学学报(自然科学版), 2016, 38(1): 18-22.
- [12] NAWAZ Q, XIAO B, HAMID I, et al. Multi-modal Color Medical Image Fusion Using Quaternion Discrete Fourier Transform [J]. Sensing and Imaging, 2016, 17: 7.
- [13] 吴章平, 刘本永. 基于灰度平均梯度和粒子群优化的散焦图像模糊参数估计 [J]. 计算机应用, 2016, 36(4): 1111-1114.
- [14] POOJA, KUMAR R, KUMAR G, et al. Quantum Information Entropy of Eckart Potential [J]. International Journal of Quantum Chemistry, 2016, 116(19): 1413-1418.
- [15] 修春波, 任 晓, 成 怡. 人眼定位的边缘强度信息积分投影方法 [J]. 计算机科学与探索, 2015, 9(5): 621-628.
- [16] TANABE Y, ISHIDA T. Quantification of the Accuracy Limits of Image Registration Using Peak Signal-to-noise Ratio [J]. Radiological Physics and Technology, 2017, 10(1): 91-94.
- [17] 吴银芳. 基于模糊变换耦合最大熵的医学图像融合算法 [J]. 西南师范大学学报(自然科学版), 2018, 43(11): 49-56.
- [18] 胡钦瑞, 肖国强. 基于粗糙集和 MRF 的彩色图像分割方法 [J]. 西南师范大学学报(自然科学版), 2014, 39(4): 113-119.
- [19] 秦晓慧, 戴蓉. 一种新的多源图像自适应融合算法与仿真研究 [J]. 西南师范大学学报(自然科学版), 2015, 40(11): 74-79.

- [20] 余琨, 伍孝金. 区域相关融合纹理特征 FDPC 图书馆文档图像检索 [J]. 西南师范大学学报(自然科学版), 2017, 42(7): 91-98.
- [21] 张炜. THT 机制耦合高斯模糊的图像融合方案 [J]. 西南大学学报(自然科学版), 2017, 39(12): 143-151.

Medical Image Fusion Algorithm Based on Quaternion Discrete Fourier Transforms

YANG Jian-cui

School of Basic Courses, Jiangsu Vocational College of Medicine, Yancheng Jiangsu 224005, China

Abstract: For color medical image fusion, it is easy to ignore the color transition area information, resulting in the lack of color distortion and fuzzy texture in fusion images, a multi-channel color medical image fusion scheme based on four Quaternion discrete Fourier transform was proposed. Firstly, in order to reduce noise and color distortion, the image was segmented into a certain size of image blocks. Secondly, each block was transformed to QN representation by mapping four pixels (Quaternion Numbers, QN) imaginary number to R , G and B components. Then, each RGB block was transformed from the space domain to the frequency domain, so that most of the image information was concentrated near the origin or a few regions, and the four elements number discrete Fourier transform (Quaternion Discrete Fourier Transform, QDFT) is introduced to obtain the QDFT coefficient of each sub block. Then the contrast value of the source image was measured and compared to get the fusion QDFT coefficient. Finally, inverse QDFT was applied to every block and combine all blocks to get the new fused image. The experiment shows that compared with the common medical image fusion scheme, the method has better edge and texture, the contrast and resolution were improved, the real-time and the robustness are strong, and it has good performance in the quantitative evaluation.

Key words: medical image fusion; quaternion numbers; quaternion discrete Fourier transform; contrast measurement

责任编辑 崔玉洁