

基于非下采样 Shearlet 变换和遗传算法 的医学图像融合

杨东盛^{1,2}, 胡绍海^{1,2}, 孙裕超^{1,2}

1 北京交通大学信息科学研究所 北京 100044

2 现代信息科学与网络技术北京市重点实验室, 北京 100044

摘要: 为进一步提高医学图像融合的效果和效率, 本文提出了一种将第二代非支配排序遗传算法(NSGA-II)和非下采样 Shearlet 变换(NSST)相结合的多尺度医学图像融合算法。待融合的医学图像首先经过非下采样 Shearlet 变换得到变换后的图像高频和低频分量, 对于分解后的低频分量, 采用加权的区域能量最大规则进行融合; 对于分解后的高频成分, 则采用一种改进的联合分解级取大融合规则进行融合。而融合中有关权值的确定通过第二代非支配排序遗传算法实现, 从而得到融合后的高频和低频系数。最后再利用 NSST 逆变换得到最终的融合后图像。实验结果表明, 本文算法在主观视觉和客观评价指标上均好于传统的基于 NSST 变换的图像融合算法。

关键词: 图像融合; NSGA-II; NSST; 医学图像; 评价指标

中图分类号: TN911.73, TN911.6

Medical Image Fusion Based on Non-subsampled Shearlet Transform and NSGA-II

Yang DongSheng^{1,2}, Hu Shaohai^{1,2}, Sun YuChao^{1,2}

1 Institute of Information Science, Beijing Jiaotong University, Beijing 100044, China

2 Beijing Key Laboratory of Advanced Information Science and Network Technology, Beijing 100044, China

Abstract: In order to further improve the effect and efficiency of image fusion, a new multimodal medical image fusion algorithm is proposed in this paper based on non-dominated sorting genetic algorithm II (NSGA-II) and non-subsampled shearlet transform (NSST). The source medical images are first transformed by NSST to obtain the low-frequency and high-frequency components. A weighted local energy maximum rule is used to fuse the low-frequency coefficients. An improved choose max rule, the “choose max joint each decomposition level” rule is used to fuse high-frequency coefficients. The weights used in the both low-frequency and high-frequency coefficients fusion rules are determined by the non-dominated sorting genetic algorithm II. Finally, the fused image is constructed by the inverse NSST with all composite coefficients. Experimental results show that the proposed algorithm can not only obtain good visual effect, but also improve its objective evaluation criteria.

Key Words: Image fusion; NSGA-II; NSST; Medical Image; Evaluation Criteria

引言

图像融合是指将同一或不同传感器在相同场景下获得的两幅或多幅图像综合为一幅图像的过程。多模医学图像的融合作为目前一种强有力的医疗诊断工具, 可以将不同成像设备提供的医学影像信息

融合为一幅内容表达更丰富精确地融合图像, 其可以协助临床医生对病变组织做出更精确的分析和定位, 从而制定出更合适的治疗方案。

目前, 随着图像融合技术的不断发展, 多尺度图像融合^[1]成为近年来图像融合技术的主流。小波变换是多尺度变换在图像融合领域应用的鼻祖, 因

收稿日期: 2015-07-18

作者简介: 杨东盛, 男, 1991 年生, 硕士研究生, 专业: 信号与信息处理, 研究方向: 图像融合、图像处理等, email: dsyang@bjtu.edu.cn

其良好的时频特性得到了广泛应用。继小波变换之后, Ridgelet^[2]、Curvelet^[3]、Contourlet^[4]等一批在融合效果或执行效率等方面优于传统小波变换的新方法不断涌现。相较于其他的多尺度变换方法, 随后提出的Shearlet变换采用最优逼近意义下的高维函数表示, 具有简单的数学结构和更好的方向表示性能, 且由于没有了方向数目的限制, 也拥有了更高的计算效率。但是Shearlet变换的离散化过程通过下采样策略实现, 因而不具备平移不变性。非下采样Shearlet变换(NSST)^[5]的提出使Shearlet变换具备了平移不变性和较强的方向选择性, 吉布斯效应得以解决, 有效的提高了图像的融合效果和效率。

经过非下采样Shearlet变换后, 得到的是源图像的低频分量和若干的高频分量。其中低频分量代表的是源图像的近似图像, 包含有较多的背景和轮廓信息, 而高频分量表示的是源图像的细节部分。由于高低频分量代表了源图像的不同特征, 通常采用不同的融合规则分别对它们进行融合。目前, 在主流的融合规则中, 关键问题都在于对权值的选择, 权值的改变直接影响图像融合的最终效果。本文对于图像低频分量的融合, 采用了基于图像区域能量的融合方法。对于高频分量, 采用联合分解级的取大融合规则进行融合。而在融合规则中, 融合权值的确定采取的是第二代非支配排序遗传算法^[6]。这是一种经过改进的多目标优化算法, 可以根据不同的融合评价指标, 选择出最优化的融合权值, 并利用此权值对低频分量和高频分量进行加权融合。融合后经过NSST逆变换得到融合后图像。

1 NSST变换理论

非下采样的 shearlet 变换是通过一个具有合膨胀的放射系统构造的, 其在维数 $n = 2$ 时, 可以定义为:

$$A_{AB}(\Psi) = \left\{ \begin{aligned} \Psi_{j,l,k}(x) &= |\det A|^{\frac{j}{2}} \Psi(B^l A^j x - k) \\ &: j, l \in \mathbb{Z}, k \in \mathbb{Z}^2 \end{aligned} \right\}$$

其中 $\Psi \in L^2(\mathbb{R}^2)$, A, B 均为 2×2 的可逆矩阵, 且 $|\det B| = 1$ 。其中 A 为膨胀矩阵, 决定图像多尺度分解; B 为剪切矩阵, 决定图像多方向分解。此时, 若 $\forall f \in L^2(\mathbb{R}^2)$ 都满足 $\sum_{j,l,k} |\langle f, \Psi_{j,l,k} \rangle|^2 = \|f\|^2$, 则称 $A_{AB}(\Psi)$ 具有紧支撑框架条件, $A_{AB}(\Psi)$ 中的元素就称为合成小波。Shearlet 是合成小波在 A, B 分别做如下取值时的特殊情况, A, B 表达式为:

$$A = \begin{bmatrix} a & 0 \\ 0 & a^{1/2} \end{bmatrix}, B = \begin{bmatrix} 1 & s \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$$

通常取 $a = 4, s = 1$, 即 $A = \begin{bmatrix} 4 & 0 \\ 0 & 2 \end{bmatrix}, B = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$ 。

NSST 的离散化可以分为多尺度分解和多方向分解两部分进行^[5]。对于多尺度分解, NSST 采用了与非下采样轮廓波变换 (Non-subsampled Contourlet Transform, NSCT) 类似的非下采样金字塔分解的方式, 源图像经过 k 级 NSP 分解后得到 1 个低频子带图像和 k 个高频子带图像, 其中每一级分解得到 1 个低频和 1 个高频子图, 以后的每一级分解都在低频分量上进行迭代, 故共得到了 $k + 1$ 个与源图像具有相同尺寸大小的子带图像。在多方向分解上, 与 NSCT 不同, NSST 的多方向分解是通过改进的剪切波滤波器实现的。传统的剪切波滤波器是在伪极化网络中通过平移窗函数实现, 而非下采样的剪切波滤波器则把伪极化网络映射回笛卡尔坐标系中, 整个过程可直接通过二维卷积完成, 因而有效避免了下采样操作, 实现了平移不变性。NSST 的分解过程如图 1 所示, 其通过 NSP 进行了二级的多尺度分解。在进行多方向分解时, NSST 的支撑区间为一对 $2^{2j} \times 2^j$ 的梯形区间, 如图 2 所示。

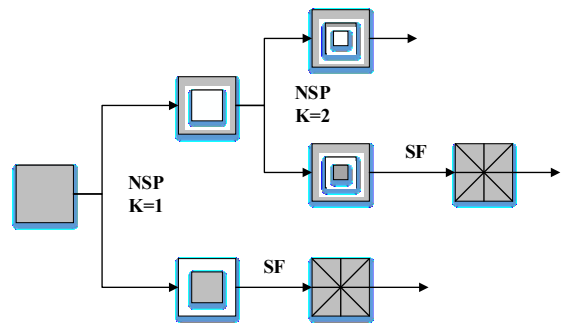


图 1 NSST 的多尺度分解模型

Fig.1 The Laplacian pyramid and directional filtering of NSST

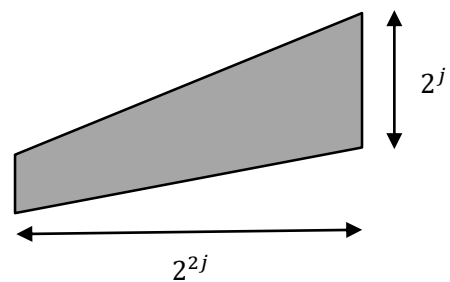


图2 NSST的梯形支撑区间

Fig.2 The trapeziform support interval of NSST

2 低频融合规则

经过 NSST 变换后得到的低频子图反映了源图像的背景信息, 包含大量基本的能量。如果只采取

诸如取平均或加权平均等简单的代数方法，则容易丢失源图像中的一些重要信息或与源图像形成较大的灰度差异^[7]。因此，本文在低频部分采用了基于区域能量的融合规则^[8]。

首先将低频子图划分为若干的 3×3 或 5×5 的区域，计算其区域能量。以点 (x, y) 为中心的区域能量表示为： $E_n(x, y)$ ，其中 n 表示图像编号 A 或 B 。在本文中，令 A 表示 CT 图像， B 表示 MR 图像。

其计算公式为：

$$E = \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N I_F(x, y)^2$$

其中 M 和 N 表示区域的行列数。在 CT 和 MR 图像的融合中，由于 CT 通过 X 射线吸收系数成像，对人体骨骼成像的效果较好，而 MR 由于利用水质子信息成像，对软组织和血管的灵敏度较高。为更多的保留软组织及血管的成像信息，方便医学诊断，设计低频的融合规则为：

$$I_F(x, y) = \begin{cases} \alpha_A I_A(x, y) + \alpha_B I_B(x, y), & (E_A(x, y) \geq E_B(x, y)) \\ I_B(x, y), & , otherwise \end{cases}$$

其中 $I_F(x, y)$ 表示融合后的低频子图， $I_A(x, y)$ 表示 NSST 变换后的 CT 图像的低频分量， $I_B(x, y)$ 表示 NSST 变换后的 MR 图像的低频分量， α_A 及 α_B 表示由算法确定的相应的融合权值。

若CT图像的区域能量大于MR图像，依据上式的加权规则，向MR图像中融入更多的CT细节信息，同时两个权值的设计还能够保留MR图像的原有信息；反之，若MR图像的能量较大，则直接留取MR图像的软组织成像信息。

3 高频融合规则

非下采样shearlet变换后，得到的高频子带系数主要包含了图像的边缘和细节信息，如轮廓边缘和区域边界等。故融合图像的清晰程度以及细节信息的表现情况与融合的高频系数直接相关。由于高频系数代表了图像的细节，高频系数的值越大，其表示区域的变化程度就越剧烈，前景与背景的分度就越明显，相应区域的对比度也相对较大，图像的清晰度也就越高。因此，本文对高频系数的融合采用一种改进的绝对值取大的融合规则——联合分解级取大规则。

由于每一个尺度分解中的高频系数，都与其他

尺度和方向上的高频系数存在相关性。因此，简单的绝对值取大规则并不能很好的与多尺度以及多方向上的分解相结合。故对于任何源图像中的特征信息，与其对应的不同尺度和方向的全部高频系数都应在一个复合的多尺度分解结果中进行比较，才能更客观全面的判断其高频系数的取值。为此，设计改进的高频融合规则如下：

$$H_F^i(x, y) = \begin{cases} H_A^i(x, y), & (\sum_{q=1}^Q |H_A^i(x, y)| > \sum_{q=1}^Q |H_B^i(x, y)|) \\ H_B^i(x, y), & otherwise \end{cases}$$

其中 $H_F^i(x, y)$ 表示融合后的高频分量， $H_A^i(x, y)$ 表示在某一分解尺度 i 下的CT图像的高频分量， $H_B^i(x, y)$ 表示在某一分解尺度 i 下的MR图像的高频分量， q 表示不同方向子带的分解。这样就使各个分解级和方向关联起来，共同决定最终的融合系数。

目前的联合分解级取大规则，对于融合图像中某部分只有一幅图像提供重要信息的情况表现良好，但同低频的融合规则类似，对于两幅图像都提供有用信息的情况，则存在取舍的问题，为此，采用加权的方法对两幅图像的高频系数求和无疑更好的起到融合的作用。设计改进的联合分解级取大规则为：

$$H_F^i(x, y) = \begin{cases} \omega_A^i H_A^i(x, y) + \omega_B^i H_B^i(x, y), & (\sum_{q=1}^Q |H_A^i(x, y)| > \sum_{q=1}^Q |H_B^i(x, y)|) \\ H_B^i(x, y), & otherwise \end{cases}$$

其中 ω_A^i 和 ω_B^i 分别表示在某一分解尺度 i 下，由算法确定的CT和MR图像相应的融合权值。此种方法对于医学图像，依然是将CT和MR图像的优势相结合，两者的细节部分都尽可能的得到了保留，得到的融合图像更方便医学诊断。

4 遗传算法计算权值

在使用基于区域能量的融合规则中，融合权值的选取优劣直接影响最终的融合效果，因此权值的确定至关重要。此外，融合结果的优劣在客观评价上通常由各种图像融合的评价指标确定，而一些常用的评价指标往往存在负相关的关系，这就使人工的权值调优更加困难。事实上，对多种评价指标相对最优值的选择即是一种多目标的优化问题。因此，

本文选择了一种优质高效的多目标优化算法，即 NSGA—II 算法^[6]来选取适当的融合权值，使多种评价指标同时取得相对较优的结果。

NSGA-II 算法是一种精英非支配排序遗传算法，是对传统遗传算法 (GA, Genetic Algorithm) 的一种改进，主要体现在其在 NSGA^[1]算法基础上采用的快速非支配排序策略、精英保留策略和基于适应度及分布性的选择算子，使得算法的时间复杂度有了质的提升。

对于遗传算法，其模拟了自然界生物进化的过程，目的是在复杂而庞大的搜索空间中寻找最优解或近似最优解，本质上是一个群体的迭代过程。主要的实现步骤有：生成初始种群，即确定一个合适的编码方案；确定遗传算子，可分为选择、交叉、变异三种过程，从而选择出适应度更高的个体。作为一种依概率搜索的算法，其对系统参数的依赖性较低，对于本文的权值确定，只需设定好所需的目标函数、种群规模、演化代数等，即可直接得到最优权值。

在权值的确定过程中，本文将多目标优化的对象设定为图像融合的一些常用客观评价指标，即将信息熵、标准差和结构相似度作为 NSGA-II 算法的优化目标函数。在设置算法参数时，设置需要优化的目标函数个数 $M=3$ ；种群规模 $\text{pop}=100$ ；决策向量维数 $V=48$ ；演化最大代数为 $\text{gen}=100$ 。设置优化权值的变化范围为 0 到 1。以上述参数设置 NSGA-II 算法对低频融合规则中的权值 α_A 和 α_B 以及高频融合规则中的权值 ω_A^i 和 ω_B^i 进行优化选取，从而计算得到调优后的低频和高频系数。

5 融合框架

首先对经过配准的待融合医学图像进行 NSST 变换，得到的低频系数为 I_A 和 I_B ，高频系数为 $H_A^{i,q}$ 和 $H_B^{i,q}$ 表示 i 尺度下 q 方向上的高频子带系数。

采用基于区域能量并结合 NSGA-II 算法确定权值的低频融合规则对低频子带系数进行融合，得到低频融合系数 I_F 并采用改进的结合 NSGA-II 算法权值确定的取大融合规则对高频子带系数进行融合，得到高频融合系数 $H_F^{i,q}$ 。

对得到的融合后的高低频系数进行 NSST 逆变换得到最终的融合图像 F 。

6 实验结果分析

为了有效评估该算法在医学图像融合中的有效

性，本文选取一组相对应的人体头部 CT 和 MRI 医学图像进行仿真实验。设立的对比实验组为基于 NSCT 的图像融合算法、基于 NSST 的图像融合算法。

图 4 中 (a)、(b) 为融合源图像，其中 (a) 为经配准的人体头部的 CT 成像 (b) 为相同位置的 MRI 成像；图 4 (c) 为 NSCT 变换对源图像融合后的结果，(d)、(e) 为其与源图像 A、B 的差值图；图 4 (f) 为基于 NSST-MAX 的融合算法对源图像融合的结果，(g)、(h) 为其与源图像 A、B 的差值图；图 4 (i) 为采用本文算法对源图像的融合结果，(g)、(h) 为其与源图像 A、B 的差值图。从主观视觉效果可以看出，相比已有的融合算法，本文算法在融合后图像的边缘细节上更加清晰显著，同时从与源图像差值图的对比中可以看出，采用本文算法的融合结果与两幅源图像更加近似。

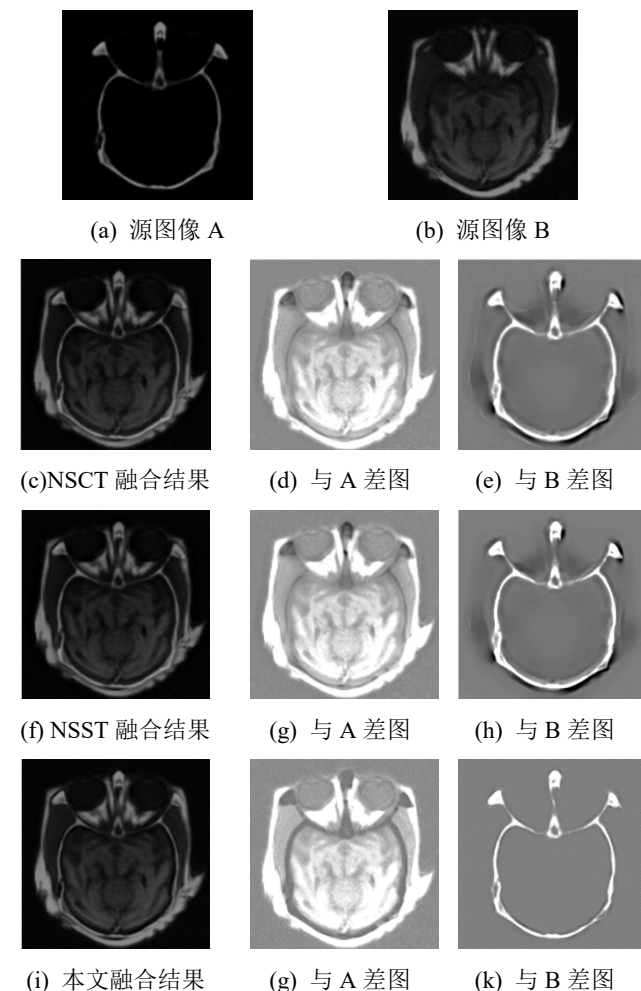


图 4 CT 和 MRI 原图像和各变换方法的融合效果
Fig.4 Source images of CT and MRI image and fusion effects of each method

实验采用标准信息熵 (EN)、标准差 (STD)、

互信息 (MI) [9]以及结构相似度(SSIM) [10]作为图像融合的客观评价指标。其中EN表示图像中所包含的平均信息量的多少; STD反映图像灰度相对平均灰度的离散情况, STD越大, 灰度级分布越分散, 图像反差越大, 融合图像越清晰; MI计算源图像有多少信息转移到了融合结果中, MI越大, 说明融合图像中包含了越多的源图像的信息; SSIM衡量融合图像与源图像的结构相似度, SSIM越大, 说明融合图像中与源图像的结构越相似。实验的客观评价结果如表1所示。通过比较可以看出, 相比已有的融合算法, 本文算法对这四种评价指标都有较为良好的表现。

表1 采用不同变换的医学图像融合的客观评价指标

Table 1. Evaluation criteria of different medical image

Criteria	fusion methods			
	EN	STD	MI	SSIM
NSCT	7.0431	57.3927	7.8963	0.6234
NSST-MAX	7.0235	68.7395	8.1421	0.6588
NSST-NSGA II	7.0621	72.1947	8.1785	0.6571

7 结论

本文提出了一种基于 NSST 变换和第二代非支配排序遗传算法相结合的图像融合算法。NSST 变换作为目前较新的多尺度变换工具, 可以较好的对图像进行多尺度多方向的描述, 具有较好的执行效果。针对经过 NSST 变换后图像的高频和低频子图具有的不同特点, 结合 CT 及 MR 图像在医学诊断中起到的主要作用, 对分解后的高低频分量采用不同的加权融合规则。对于融合规则中权值选择的问题, 本文使用了执行效率较高的多目标优化算法 NSGA-II 算法自适应的进行权值选择, 以一些常用的图像融合客观评价指标为标准, 对加权融合的权值进行优化, 从而得到最适应的融合权值。实验结果表明, 相较于传统的图像融合算法, 本文算法在融合效果方面表现更优, 融合图像较好的保留了 MR 图像的细节信息, 同时融入更丰富的 CT 图像信息, 在主观效果和客观指标上都得到了提升。但目前, 由于多

次执行多目标优化算法, 算法的执行效率还有待提升, 未来如何降低整体算法的时间复杂度, 将是主要的研究方向之一。

参考文献

- [1] Toet A. Multiscale contrast enhancement with applications to image fusion [J]. Optical Engineering, 1992, 31(5): 1026-1031.
- [2] E J Candes. Ridgelets: Theory and Applications [D]. USA: Department of Statistics, Stanford University, 1998.
- [3] E J Candes, D L Donoho. Curvelets-A Surprisingly Effective Nonadaptive Representation for Objects with Edges [M]. Curve and Surface Fitting, Vanderbilt University Press, 1999.
- [4] M N Do, M Vetterli. The Contourlet transform: An efficient directional multiresolution image representation [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2005, 14(12):2091-2106.
- [5] Easley G, Labate D, Lim W Q. Sparse directional image representation using the discrete Shearlets transform [J]. Applied and Computational Harmonic Analysis, 2008, 25 (1) : 25-46.
- [6] Deb K, Pratap A, Agarwal S, et al. A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II [J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2002, 6(2): 182-197
- [7] 江平, 张强, 李静, 张锦. 基于 NSST 和自适应 PCNN 的图像融合算法[J]. 激光与红外, 2014, 44(1):108-113.
- [8] Tian J, Chen J, Zhang C. Multispectral image fusion based on fractal features[C] //Proceedings of SPIE. Bellingham: Society of Photo-Optical Instrumentation Engineers Press, 2004, 5308: 824-832
- [9] Qu, G.H., Zhang, D.L., Yan, P.F., Information measure for performance of image fusion. Electronic Letters, 2002, 38(7): 313-315
- [10] Z. Wang, A. C. Bovik, H. R. Sheikh and E. P. Simoncelli, Image quality assessment: from error visibility to structural similarity [J]. IEEE Transactions on Image Process, 2004, 13(4): 600-612