

基于四元数小波变换和 Copula 模型的图像融合

李 凯^{1,2} 罗晓清^{1,2} 张战成³ 王 骏⁴

(江苏省模式识别与计算智能工程实验室 江苏 无锡 214122)¹

(江南大学物联网工程学院 江苏 无锡 214122)²

(苏州科技大学电子与信息工程学院 江苏 苏州 215000)³ (江南大学数字媒体学院 江苏 无锡 214122)⁴

摘 要 四元数小波变换是一种既能够提供幅值又能够提供相位信息的新型多尺度变换工具。文中通过 Copula 模型捕获四元数小波变换系数的相关性,提出了一种基于四元数小波变换和 Copula 模型的图像融合算法。该算法首先对待融合图像进行四元数小波分解,接着通过构建 Copula 模型捕获高频子带幅度相位及低频对应相位之间的相关性,然后提取高频子带系数特征,即 Copula 联合概率密度的区域能量、相位梯度、系数能量和局部对比度。通过这些特征构建综合特征,并将该特征作为高频活动测度,采用综合特征取大的融合规则实现高频子带的融合;低频子带结合低频相位梯度和相位局部方差得到综合特征,将该特征作为低频活动测度,然后通过取大的融合规则实现低频子带的融合。最后使用逆四元数小波变换得到融合图像。实验结果表明,与传统融合算法相比,所提算法在主观和客观方面均取得了较佳的融合效果。

关键词 图像融合,四元数小波,Copula 模型,幅度相位

中图分类号 TP391 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2019.04.046

Image Fusion Using Quaternion Wavelet Transform and Copula Model

LI Kai^{1,2} LUO Xiao-qing^{1,2} ZHANG Zhan-cheng³ WANG Jun⁴

(Jiangsu Laboratory of Pattern Recognition and Computational Intelligence, Wuxi, Jiangsu 214122, China)¹

(School of IoT Engineering, Jiangnan University, Wuxi, Jiangsu 214122, China)²

(School of Electronics and Information Engineering, Suzhou University of Science and Technology, Suzhou, Jiangsu 215000, China)³

(School of Digital Media, Jiangnan University, Wuxi, Jiangsu 214122, China)⁴

Abstract Quaternion wavelet transform (QWT) is a new multi-scale transform tool which can provide both amplitude and phase information. In this paper, copula model is used to capture the correlation of QWT coefficients, and a novel image fusion method based on QWT and Copula model was proposed. First, QWT is performed on the source images. Second, the dependency among the magnitude-phase of high frequency subbands and the corresponding phase of low frequency phase is established by Copula models. Next, a choose-max fusion rule based on the comprehensive feature constructed by the regional energy of Copula joint probability density, the gradient of phases, the QWT coefficient energy and the local contrast, is proposed for high frequency subbands. A choose-max fusion rule based on the comprehensive feature constructed by gradient and local variance of low frequency phases is proposed for low frequency subbands. Finally, the fusion image is obtained by inverse QWT. Experimental results demonstrate that the performance of the proposed method is superior to the traditional fusion methods.

Keywords Image fusion, Quaternions wavelet transform, Copula model, Magnitude-phase

1 引言

近年来,图像融合技术已被广泛应用于军事、医学和遥感等领域^[1-3],并取得了不错的效果。图像融合是对不同信道所采集到的关于同一目标的图像数据进行空间配准,然后将各

图像数据中的有利信息进行结合,最后综合成一幅包含更大信息量的高质量图像,以提高原始图像的分辨率和利用率。相比于单一图像,融合图像可以提供更准确且更丰富的信息^[4]。

目前,图像融合方法可以分为两类:一类方法是直接在空

到稿日期:2018-06-01 返修日期:2018-08-13 本文受国家自然科学基金(61772237),江苏省自然科学基金(BK20151358, BK20151202),总装教育部联合预研项目(6141A02033312),苏州市应用基础研究计划(SYG201702),中央高校自主科研项目(JUSRP51618B)资助。

李 凯(1994—),女,硕士生,主要研究方向为模式识别与图像处理, E-mail: 1009044970@qq.com; 罗晓清(1980—),女,博士,副教授, CCF 会员,主要研究方向为模式识别与图像处理, E-mail: xqluo@jiangnan.edu.cn(通信作者); 张战成(1977—),男,博士,副教授,主要研究方向为模式识别与图像处理; 王 骏(1978—),男,博士,副教授,主要研究方向为模式识别与图像处理。

域上对图像进行融合,此种方法容易丢失图像的边缘轮廓信息;第二类方法是在变换域上对图像进行融合,此种方法可以消除块效应,得到更理想的融合效果。多尺度变换方法(Multi-Scale Transform, MST)是变化域中常见的有利工具,传统的基于 MST 的融合方法包括离散小波变换(Discrete Wavelet Transform, DWT)^[5-6]、双树复小波变换(Double-Tree Complex Wavelet Transform, DTCWT)^[7]、平稳小波变换(Stationary Wavelet Transform, SWT)^[8]、曲线波变换(Curvelet Transform, CT)^[9]等方法。这些传统的 MST 方法已经取得了许多研究成果,但仍旧存在一些弊端:DWT 具有平移敏感性且缺少相位信息;DTCWT 在表示二维图像特征时容易产生信号相位歧义;曲线波变换计算过程繁琐。为了解决这些弊端,四元数小波变换作为一种 MST 工具被提出^[10],它含有 1 个幅度和 3 个相位,幅度具有近似的平移不变性,相位提供了图像的几何信息。相比于传统的 MST 方法,使用该工具可以提取出更加丰富且更准确的图像特征信息,因此本文选用 QWT 作为多尺度分解工具。纵观现有的基于 QWT 的算法可以发现,很多方法仅使用了幅度或者相位信息,而忽视了幅度与相位之间的相关性。比如, Soulard 等^[11]从 QWT 的相位中提取纹理特征,将幅度信息作为权重用于图像纹理检索;Liu 等^[12]提取 QWT 相位信息作为清晰度指标来指导图像融合;刘义鹏等^[13]利用 QWT 的幅度值来设定去噪阈值,从而得到效果更好的融合图像。目前,研究者已开始对多尺度系数的相关性进行研究。比如, Crouse^[14]使用隐马尔可夫模型构建小波系数尺度间的相关性,从而进行图像融合;Zhang 等^[15]利用广义高斯分布模型(GGD)构建 NSCT 系数尺度内的相关性,从而进行图像融合;Lin 等^[16]提出了基于最大后验概率估计的双变量模型,并通过该模型构建相邻小波系数之间的相关性,以对图像进行去噪,但是该类算法的计算复杂且效果一般。国内外的最新研究表明,通过使用 Copula 多维模型来构造小波系数各个子带之间的相关性,可以取得不错的图像检索成果。Sakji 等^[17]使用 Copula 来构建小波系数尺度间的相关性,提高了图像的检索正确率;Portilla 等^[18]通过 Copula 构建了不同方向的复数小波系数之间的相关性,并进行了图像检索;Kwitt 等^[19]使用 Copula 来找寻 DTCWT 的颜色分量之间的相关性,从而进行图像纹理检索。受图像检索领域 Copula 模型成功应用的启发,我们发现使用 Copula 模型表达图像的细节特征可以有效提高对图像的解释能力,因此本文提出了基于四元数小波变换和 Copula 模型的图像融合方法。

使用 Copula 模型对 QWT 高频子带的每一层中每一方向构建 Copula 多维分布模型。由于 QWT 低频子带的各方向相位表示对应方向的细节信息,因此对高频子带的每个方向进行多维建模时有必要包含低频子带对应方向的相位信息,此时该多维分布模型包含了高频子带的幅度的边缘分布、相位的边缘分布以及低频子带对应方向相位的边缘分布。Copula 多维分布模型体现了图像在该层中该方向上的相关性。图像的概率密度体现了细节信息,基于 Copula 模型的联合概率密度计算其区域能量,并将其作为高频子带在该层中该方向上的特征指导融合过程。这样,既捕获了高频子带幅

度相位之间的相关性,也捕获了高频子带的每个方向与低频对应方向的相位之间的相关性,因此该特征能够更准确地表达细节信息。提取 Copula 联合概率密度的区域能量、高频相位梯度、高频系数能量和局部对比度,并基于这 4 个特征得到综合特征来指导高频子带融合。综合特征克服了单一特征不能完整、准确描述图像信息的弊端。充分利用 QWT 的低频相位信息,提出基于相位信息的梯度和局部方差的低频活动测度来指导低频子带的融合。

2 四元数小波变换

四元数最早由英国数学家 Hamilton 于 1843 年提出。四元数可以表示如下:

$$H = q = a + bi + cj + dk, a, b, c, d \in \mathbb{R} \quad (1)$$

其中, i, j, k 为正交虚数,且满足如下规则:

$$i^2 = j^2 = k^2 = ijk = -1, ij = k, jk = i, ki = j \quad (2)$$

同时,四元数也可以表示成如下幅度相位形式:

$$Q = |q| e^{i\theta} e^{jk} e^{i\phi} \quad (3)$$

其中, $(\phi, \theta, \psi) \in [-\pi, \pi) \times [-\pi/2, \pi/2) \times [-\pi/4, \pi/4)$ 表示 3 个相位, $|q|$ 表示幅值。相位可由以下计算公式得到:

$$\begin{cases} \phi = \arctan\left(\frac{2(ac+bd)}{a^2+b^2-c^2-d^2}\right) \\ \theta = \arctan\left(\frac{2(ab+cd)}{a^2-b^2+c^2-d^2}\right) \\ \psi = -\frac{1}{2}\arcsin(2(ad-db)) \end{cases} \quad (4)$$

四元数小波变换是在四元数的基础上对实小波和复小波进行改进和推广,通过小波变换和 2-D 希尔伯特变换得到的。四元数小波变换可以表示成如下形式:

$$\begin{cases} \psi^D(x, y) = \phi_h(x)\phi_h(y) + i\phi_g(x)\phi_h(y) + j\phi_h(x)\phi_g(y) + k\phi_g(x)\phi_g(y) \\ \psi^V(x, y) = \phi_h(x)\phi_h(y) + i\phi_g(x)\phi_h(y) + j\phi_h(x)\phi_g(y) + k\phi_g(x)\phi_g(y) \\ \psi^H(x, y) = \phi_h(x)\phi_h(y) + i\phi_g(x)\phi_h(y) + j\phi_h(x)\phi_g(y) + k\phi_g(x)\phi_g(y) \\ \phi(x, y) = \phi_h(x)\phi_h(y) + i\phi_g(x)\phi_h(y) + j\phi_h(x)\phi_g(y) + k\phi_g(x)\phi_g(y) \end{cases} \quad (5)$$

其中, $\psi^D(x, y), \psi^V(x, y), \psi^H(x, y)$ 分别是四元数小波变换在对角、垂直、水平方向的高频子带, $\phi(x, y)$ 表示其低频子带。四元数小波变换具有近似的平移不变性,图像经过四元数小波分解后可以得到图像的局部幅值-相位分析,从中可以提取图像的有效特征信息用于图像处理,因此已被广泛应用于图像领域中。

3 Copula 多维模型

3.1 Copula 理论简介

Copula 理论由 Sklar 于 1959 年提出。Sklar 认为可以将边缘分布和变量间的相关结构分开来研究,然后通过一个描述变量之间相依结构的 Copula 函数将 N 个边缘分布构造成一个复杂的 N 维联合分布函数,以此来描述边缘分布函数与

其联合分布之间的隐藏依赖结构^[20-21]。

SKlar 定理:假设 $x = (x_1, \dots, x_n)$ 的联合分布为 H , 累积边缘分布为 $F_1(x_1; \delta_1), \dots, F_n(x_n; \delta_n)$, 则存在一个 Copula 函数 C , 使得:

$$H(x; \Theta) = C(F_1(x_1; \delta_1), \dots, F_n(x_n; \delta_n)) \quad (6)$$

其中, $\Theta, \delta_1, \delta_n$ 为分布函数的参数, 如果 $F_1(x_1; \delta_1), \dots, F_n(x_n; \delta_n)$ 是连续的, 则 C 是唯一的; 且如果 F_1, \dots, F_n 为随机变量的边缘分布, 那么由式(6)定义的函数 H 是 F_1, \dots, F_n 的联合分布函数。根据 SKlar 定理, 当 $F_1(x_1; \delta_1), \dots, F_n(x_n; \delta_n)$ 具有可逆函数 $F_1^{-1}(x_1; \delta_1), \dots, F_n^{-1}(x_n; \delta_n)$ 时, Copula 函数 C 可以表示为如下形式:

$$C(u_1, \dots, u_n) = H(F_1^{-1}(x_1; \delta_1), \dots, F_n^{-1}(x_n; \delta_n); \Theta) \quad (7)$$

对式(6)求偏导, 通过 Copula 函数 C 的密度函数 c 和边缘分布 $F_i(x_i; \delta_i)$ 的密度函数 $f_i(x_i; \delta_i)$ 可以求出 n 元分布函数的密度函数 $h(x; \Theta)$ 的表达式:

$$\begin{aligned} h(x; \Theta) &= \frac{\partial C}{\partial F_1 \dots \partial F_n} \cdot \frac{\partial F_1(x_1; \delta_1)}{x_1} \dots \frac{\partial F_n(x_n; \delta_n)}{x_n} \\ &= c(F_1(x_1; \delta_1), \dots, F_n(x_n; \delta_n); \theta) \cdot \prod_{i=1, \dots, n} f_i(x_i; \delta_i) \end{aligned} \quad (8)$$

3.2 Gaussian Copula 模型及其参数估计

Gaussian Copula 是一种常见的 Copula 模型, 式(9)和式(10)分别是 N 维变量的 Gaussian Copula 的分布函数和密度函数, 表示如下:

$$C(\vec{u}; \mathbf{R}) = \Phi_{\mathbf{R}}(\Phi^{-1}(u_1), \Phi^{-1}(u_2), \dots, \Phi^{-1}(u_n)) \quad (9)$$

$$c(\vec{u}; \mathbf{R}) = |\mathbf{R}|^{-1/2} \exp(-\frac{1}{2} \xi^T (\mathbf{R}^{-1} - \mathbf{I}) \xi) \quad (10)$$

其中, $\Phi(\cdot)$ 表示标准一维正态分布函数, $\Phi^{-1}(\cdot)$ 是 $\Phi(\cdot)$ 的逆函数, \mathbf{R} 是 Copula 的相关矩阵, $\Phi_{\mathbf{R}}$ 表示相关矩阵为 \mathbf{R} 的 n 元正态分布函数, \mathbf{I} 是 $n \times n$ 的单位矩阵。常用的 Copula 参数估计方法包括完全最大似然估计和两阶段最大似然估计方法, 前者计算繁琐, 后者是先估计边缘分布的参数后再估计 Copula 的依赖结构的参数。

3.3 建立 Copula 多维模型

研究表明, 图像经过四元数小波分解后所得到的系数之间存在相关性^[22]。本文通过 QWT 子带的幅度与相位, 建立了 Copula 模型, 得到其多维联合分布, 以此捕获四元数小波系数的依赖关系, 从而提取出更为有效的统计相关性用于图像融合。Copula 模型的建立过程分为两步。

1) 首先构建高频各层中各方向的幅度相位子带系数的边缘分布。如图 1 所示, 系数分布呈现高尖峰长尾状的非高斯特性, 在零点附近呈现对称分布, 使用广义高斯模型 (GGD) 进行边缘统计可以很好地拟合其分布特性。因此, 在四元数小波系数 Copula 模型的构建中, 选用 GGD 来描述幅度相位的边缘分布。GGD 的概率密度函数表示如下:

$$c(x; \alpha, \beta) = \frac{\beta}{2\alpha\Gamma(1/\beta)} e^{-\left(\frac{|x|}{\alpha}\right)^\beta} \quad (11)$$

其中, α 和 β 分别为 GGD 的尺度参数和形状参数, 可以通过最大似然优化 (ML) 得到; $\Gamma(\cdot)$ 是 Gamma 函数。

图 1 是 MRI 图像在 QWT 域最细尺度上的幅度相位子带系数的边缘分布, 分解的级数为 3 层。其中图 (a1) - (a4)

分别表示 LH 子带的 $|q|, \phi, \theta, \psi$ 的边缘分布; 图 (b1) - (b4) 分别表示 HL 子带的 $|q|, \phi, \theta, \psi$ 的边缘分布; 图 (c1) - (c4) 分别表示 HH 子带的 $|q|, \phi, \theta, \psi$ 的边缘分布。

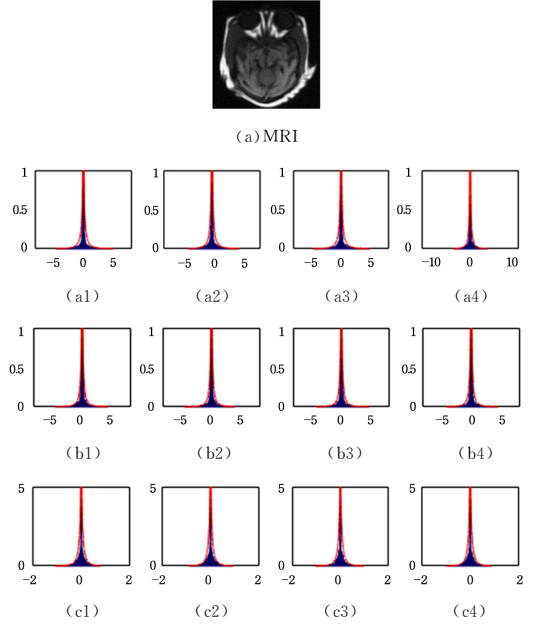


图 1 幅度相位子带系数的边缘分布图

Fig. 1 Marginal distribution of magnitude-phase subband coefficients

2) 确定边缘分布后, 对四元数小波系数得到的高频每一层中每个方向的幅度相位以及低频对应方向的相位构建 Copula 模型。研究表明, 在小波域上使用 Gaussian Copula 可以获得较好的效果^[21]。因此本文选用 Gaussian Copula 来构建模型, Copula 模型具体的构建框架如图 2 所示。

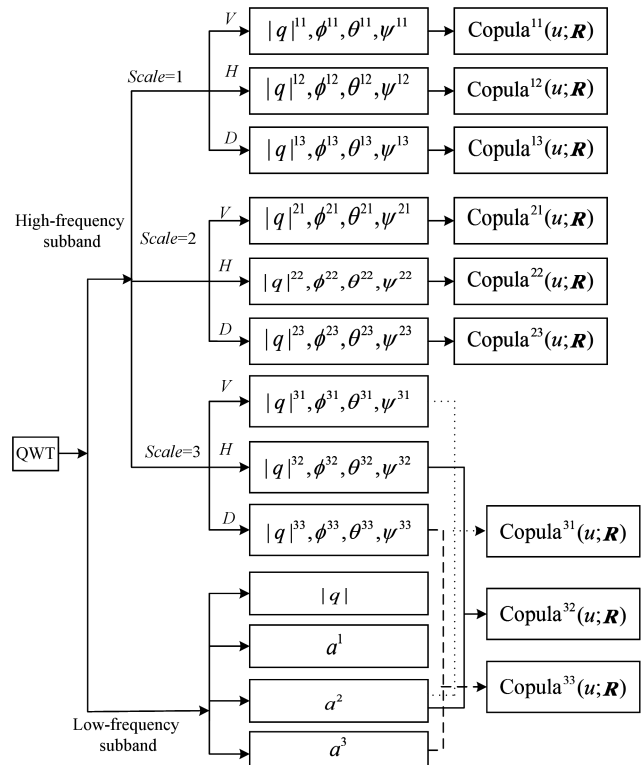


图 2 四元数小波子带 Copula 模型的框架

Fig. 2 Structure of Copula model of QWT subbands

图2中对图像进行了QWT三层分解, $|q|^{ij}, \phi^{ij}, \theta^{ij}, \psi^{ij}$ ($i=1,2,3; j=1,2,3$) 分别表示高频子带第 i 层中 j 方向上的幅度、水平相位、垂直相位和对角相位; $|q|, a^1, a^2, a^3$ 分别表示低频子带的幅度、水平相位、垂直相位和对角相位; Copula^{ij}($u; R$) 是对高频子带第 i 层中 j 方向的幅度相位子带构建的 Copula 模型, u 表示四元数小波系数, R 表示相关矩阵。由于低频子带中的各方向相位表示对应方向的细节信息, 因此构建第三层高频子带各方向 Copula 模型的过程结合了低频子带对应的该方向的相位信息, 这样可以更好地捕捉图像的细节信息。假设图像分解为 L 层, 则第 i 层中 j 方向上的高频子带系数的联合分布表示如下:

$$H_{ij}(x) = \begin{cases} C(F_{|q|^{ij}}(|q|^{ij}), F_{\phi^{ij}}(\phi^{ij}), F_{\theta^{ij}}(\theta^{ij}), F_{\psi^{ij}}(\psi^{ij})), & \text{if } 1 < i < L \\ C(F_{|q|^{ij}}(|q|^{ij}), F_{\phi^{ij}}(\phi^{ij}), F_{\theta^{ij}}(\theta^{ij}), F_{\psi^{ij}}(\psi^{ij}), F_j(a^j)), & \text{if } i = L \end{cases} \quad (12)$$

F_j 其中, $F_{|q|^{ij}}, F_{\phi^{ij}}, F_{\theta^{ij}}, F_{\psi^{ij}}$, 表示幅度与相位对应的边缘分布函数, 式(12)中的参数通过两阶段最大似然估计方法得到。

4 基于 QWT 和 Copula 模型的图像融合算法

本文所提融合算法的框架如图3所示。

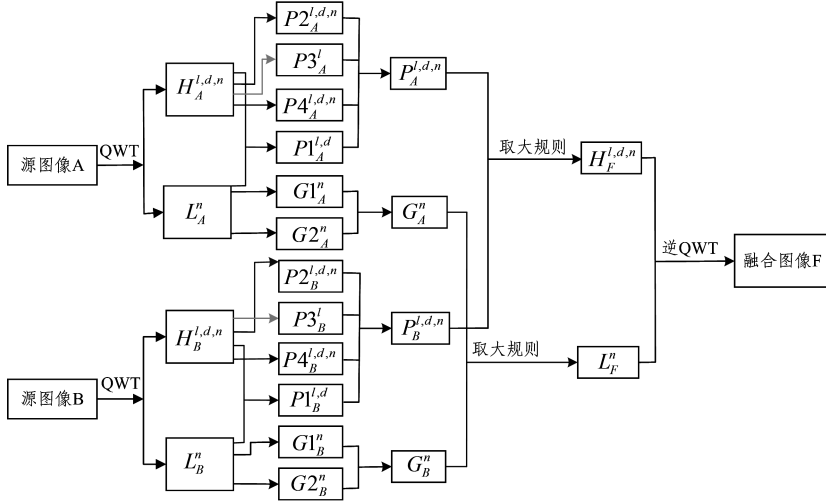


图3 所提算法的融合框架示意图

Fig. 3 Image fusion framework of proposed method

算法的具体融合步骤如下:

1) 假定待融合图像 A 与 B 已配准, 对其进行四元数小波变换, 分别得到高频子带系数 $H_A^{l,d,n}$ 和 $H_B^{l,d,n}$, 以及低频子带系数 L_A^n 和 L_B^n 。其中, $n = \{1, 2, 3, 4\}$, L_n^n 表示第 n 个低频子带, $H_A^{l,d,n}$ 表示位于 l 层 d 方向上的第 n 个高频子带。

2) 将 $H_A^{l,d,n}$ 的第 l 层中 d 方向的幅度相位子带以及 L_A^n 对应方向的相位相结合, 建立模型 Copula^{ld}($u; R$), 该模型捕获了高频幅度相位子带以及对应方向的低频相位之间的相关性。求出 Copula^{ld}($u; R$) 的 Copula 联合概率密度 $h_A^{l,d}(x, y)$, 并求其区域能量 $P1_A^{l,d}(x, y)$, 将该能量作为特征, 同时提取高频相位梯度 $P2_A^{l,d}(x, y)$ 、高频系数能量 $P3_A^{l,d}(x, y)$ 和局部对比度 $P4_A^{l,d}(x, y)$, 构建综合特征 $P_A^{l,d,n}(x, y)$, 采用综合特征取大的规则得到融合后的高频子带 $H_F^{l,d,n}$ 。

3) 低频部分结合低频相位梯度 $G1_A^n(x, y)$ 和相位局部方差 $G2_A^n(x, y)$ 作为低频的活动测度 $G_A^n(x, y)$, 并采用活动测度取大的规则得到融合后的低频子带 L_F^n 。

4) 对融合后的子带系数进行逆四元数小波变换, 得到融合图像 F 。

4.1 高频子带融合

高频子带包含图像的边缘轮廓信息, 高频部分的融合效果会影响融合图像的细节表现力。高频系数采用活动测度取大的融合规则, 规则如下:

$$H_F^{l,d,n}(x, y) = \begin{cases} H_A^{l,d,n}(x, y), & \text{if } P_A^{l,d,n}(x, y) \geq P_B^{l,d,n}(x, y) \\ H_B^{l,d,n}(x, y), & \text{if } P_A^{l,d,n}(x, y) < P_B^{l,d,n}(x, y) \end{cases} \quad (13)$$

其中, (x, y) 表示当前像素点的位置; $P_A^{l,d,n}(x, y)$ 表示高频子带的活动测度, 该活动测度由以下 4 个特征组成。

1) 用 GGD 模型拟合高频子带系数的边缘分布, 按照式(12)建立高频子带的 Copula 模型 Copula^{ld}($u; R$)。Copula 模型的边缘处密度值一般较大, 因此概率密度值可以用来体现图像的细节信息。通过式(8)中可以获得 Copula 模型的联合概率密度 $h_A^{l,d}(x, y)$, 该参数体现了高频各层各方向上的细节信息。考虑到图像的局部特征, 计算 $h_A^{l,d}(x, y)$ 的区域能量来表示图像的局部特征, 计算方法如下:

$$P1_A^{l,d}(x, y) = \frac{(\omega 1 - 1)^{1/2}}{\sum_{i=-(\omega 1 - 1)/2}^{(\omega 1 - 1)/2}} \frac{(\omega 2 - 1)^{1/2}}{\sum_{j=-(\omega 2 - 1)/2}^{(\omega 2 - 1)/2}} |h_A^{l,d}(x+i, y+j)|^2 \quad (14)$$

其中, $\omega 1 \times \omega 2$ 表示一个 3×3 的区域, $h_A^{l,d}(x, y)$ 表示当前像素点的 Copula 联合概率密度。

2) 高频子带系数的边缘轮廓等特征通常对应绝对值大的子带系数, 同时噪声也会致使高频系数的绝对值变大。为了避免噪声干扰, 本文采用局部对比度的指标来区分高频系数中的噪声和细节, 计算方法如下:

$$P2_A^{l,d,n}(x, y) = \begin{cases} \frac{H_A^{l,d,n}(x, y)}{(L_A^n(x, y))^{\alpha}}, & L_A^n(x, y) \neq 0 \\ H_A^{l,d,n}(x, y), & L_A^n(x, y) = 0 \end{cases} \quad (15)$$

其中, $H_*^{l,d,n}(x,y)$ 和 $L_*^n(x,y)$ 分别表示高频系数和低频系数; α 表示视觉常数, 一般地, 其取值范围为 1.6~1.7, 本文取 1.6。

3) 四元数小波变换后 LH 子带的水平相位 θ 、HL 子带的垂直相位 ϕ 和 HH 子带的对角相位 ψ 分别表示图像水平、垂直和对角方向上的细节信息, 并且梯度可以反映图像细节信息的变化, 由此设计出一个反映高频系数细节变化的指标, 定义如下:

$$P3_*^l(x,y) = \sqrt{AG_*^{l,1,\theta}(x,y) + AG_*^{l,2,\phi}(x,y) + AG_*^{l,3,\psi}(x,y)} \quad (16)$$

其中, $AG_*^{l,1,\theta}(x,y)$, $AG_*^{l,2,\phi}(x,y)$ 和 $AG_*^{l,3,\psi}(x,y)$ 分别表示 l 尺度上 LH 子带的水平相位 θ 、HL 子带的垂直相位 ϕ 和 HH 子带的对角相位 ψ 的平均梯度值。

4) 高频子带所包含的边缘细节信息具有能量大的特点, 因此为了体现出高频子带的显著性, 提出高频子带能量指标, 定义如下:

$$P4_*^{l,d,n}(x,y) = |H_*^{l,d,n}(x,y)|^2 \quad (17)$$

考虑到单一特征不能准确且完整地表示图像中的有效信息, 为了避免将错误信息引入到融合结果中, 本文将以上 4 种不同类型的多个特征结合成一个鲁棒性更好的综合特征, 这样可以更加准确且完整地描述图像。综合特征定义如下:

$$P_*^{l,d,n}(x,y) = |P1_*^{l,d}(x,y)|^{\beta_1} \times |P2_*^{l,d,n}(x,y)|^{\beta_2} \times |P3_*^l(x,y)|^{\beta_3} \times |P4_*^{l,d,n}(x,y)|^{\beta_4} \quad (18)$$

其中, $\beta_1, \beta_2, \beta_3, \beta_4$ 表示特征 $P1_*^{l,d}, P2_*^{l,d,n}, P3_*^l, P4_*^{l,d,n}$ 在综合特征中所占的比重, 经过实验最终决定本文中 $\beta_1, \beta_2, \beta_3, \beta_4$ 的取值分别为 0.1, 10, 1, 0.05。

4.2 低频子带融合

低频子带代表图像的概貌信息, 存储了图像的大部分能量, 低频系数的融合质量对融合图像的主观视觉效果的影响较大。本文低频部分采用基于低频相位梯度和相位局部方差相结合的多特征取大的融合规则, 具体规则如下:

$$L_*^n(x,y) = \begin{cases} L_*^A(x,y), & \text{if } G^A(x,y) \geq G^B(x,y) \\ L_*^B(x,y), & \text{if } G^A(x,y) < G^B(x,y) \end{cases} \quad (19)$$

LL 子带的相位 θ 和相位 ϕ 分别表示图像水平方向和垂直方向的局部尺度信息, 同时梯度可以反映细节信息变化, 局部方差分布可以反映图像的清晰程度, 因此我们从相位 θ 和相位 ϕ 中提取出如下两个特征:

$$G1_*^n(x,y) = \sqrt{AG_*^\theta(x,y) + AG_*^\phi(x,y)} \quad (20)$$

其中, (x,y) 表示当前位置, $AG_*^\theta(x,y)$ 和 $AG_*^\phi(x,y)$ 分别表示 LL 子带的相位 ϕ 和相位 θ 的平均梯度值。

$$G2_*^n(x,y) = \sqrt{\sigma_*^\phi(x,y) + \sigma_*^\theta(x,y)} \quad (21)$$

其中, $\sigma_*^\phi(x,y)$ 和 $\sigma_*^\theta(x,y)$ 分别代表 LL 子带相位 ϕ 和相位 θ 以 (x,y) 为中心的 3×3 区域内的局部方差。

提取完以上两个指标后, 根据式(22)得到综合特征并将其作为低频子带的活动测度:

$$G_*^n(x,y) = \sqrt{G1_*^n(x,y) \times G1_*^n(x,y) + G2_*^n(x,y) \times G2_*^n(x,y)} \quad (22)$$

5 实验结果与分析

为了验证本文所提算法的有效性, 分别在医学图像和红外可见光图像上进行实验。对比方法包括 DTCWT^[23]、基于曲波变换的图像融合方法(CVT)^[23]、基于非下采样轮廓波变换的图像融合方法(NSCT)^[23]、基于对比度的图像融合方法(DC)^[24]、基于脉冲耦合神经网络的图像融合方法(PCNN)^[25], 对比实验中的参数均采用原文献中的参数。图像融合质量通过主观感受和客观评价指标进行评估, 客观评价指标包括平均梯度(AG)、边缘强度(EI)、空间频率(SF)、互信息(MI)、非线性相关信息熵(NCIE)和 Piella 度量(S), 表格中每组指标的最佳结果已加粗显示。

1) 第一组医学图像融合实验

图 4(a)和图 4(b)分别是人脑的 CT 图像和 MRI 图像, 图 4(c)~图 4(h)为采用不同的融合算法所得到的实验结果。从主观上来看, 基于 NSCT 和 DC 的融合图像略微模糊; 基于 PCNN 的融合图像的融合效果极差, 丢失了大量 MRI 图像的信息, 比如人脑内部的信息基本没有显示出来; 基于 DTCWT 和 CVT 的融合图像丢失了 CT 图像中的部分信息, 例如 CT 图像左下角的骨骼信息, 同时这两种方法的对比度偏低; 相比于其他方法的融合图像, 本文所提算法的融合图像更为清晰, 基本没有丢失待融合图像的边缘信息和细节。

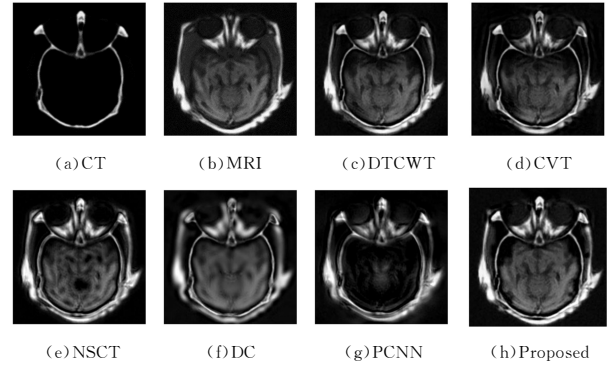


图 4 医学图像上不同融合方法的融合结果

Fig. 4 Fusion results of different fusion methods on medical images

表 1 医学图像上不同融合方法的客观评价指标对比

Table 1 Objective evaluation index comparison of different fusion methods on medical images

Indexes	DTCWT	CVT	NSCT	DC	PCNN	Proposed	Rank
AG	6.6152	6.2812	6.8370	5.6735	5.4401	7.1461	1
EI	66.3107	62.9066	69.6136	58.2605	54.5306	72.4621	1
SF	16.3641	15.6952	15.7821	13.4414	13.2305	17.6309	1
MI	0.4131	0.3045	0.3357	0.3343	0.2377	0.5921	1
NCIE	0.8058	0.8036	0.8041	0.8043	0.8026	0.8106	1
S	0.8213	0.7074	0.5530	0.6942	0.3972	0.8407	1

从表 1 的客观指标可以看出, 本文所提算法在各指标中均排名第一, 这说明所提算法可以完美保留原图像中的信息, 得到其丰富的边、角、线等细节信息。PCNN 在各项指标中的排名均最差, 其图像模糊, 信息丢失严重。NSCT 在 Piella 度量指标上略靠后, DC 方法在空间频率和 Piella 度量上很差, 因此通过这两种方法得出的融合图像比较模糊。DTCWT 和 CVT 在指标上的排名略差于本文所提方法, 因此, 从主观上

来看,采用本文方法所得到的融合图像的轮廓更清晰,细节信息更丰富。实验结果表明,所提算法在主观视觉和客观评价指标方面均取得了不错的效果。

2)第二组红外可见光图像融合实验

图 5(a)和图 5(b)分别是可见光图像和红外图像,图 5(c)~图 5(h)是不同的融合算法所得到的实验结果。从主观上可以明显看出,基于 NSCT,DC 和 PCNN 所得的融合图像出现了大量黑色的噪声点,融合效果很差。基于 DTCWT,CVT 和本文算法所得的融合图像基本保留了原图像的大部分信息,但是基于 DTCWT 和 CVT 所得的融合图像丢失了部分可见光图像中的内容,比如广告牌上的文字信息较难识别。相对来说,本文所提算法得到的融合结果保留了丰富的边缘细节信息,同时图像的对比度和亮度较高。从表 2 的客观指标来看,本文所提算法在指标 SF,MI,NCIE,S 上均取得了最佳效果,在指标 AG,EI 上仅次于基于 NSCT 的融合结果,但是基于 NSCT 的融合结果在主观效果上完全是失败的。NSCT 能够捕捉图像不同方向上的信息,可以得到更丰富的细节信息,因此在平均梯度和边缘强度这两个指标上表现最好,但是该方法在高频部分的处理过程中采用了绝对值取大的规则,而图像中的噪声也对应较大的绝对值,因此在融合过程中引入了大量噪声点,从而造成图像在主观效果上极差。本文所提方法在高频部分提出了一个对比度的指标,可以有效区分噪声和细节信息,因此所得融合图像不仅保存了原图像的细节信息,而且使得融合图像的对比度较高,所对应的主观效果也较好。综合主观和客观两方面来说,本文所提算法的融合效果较好。

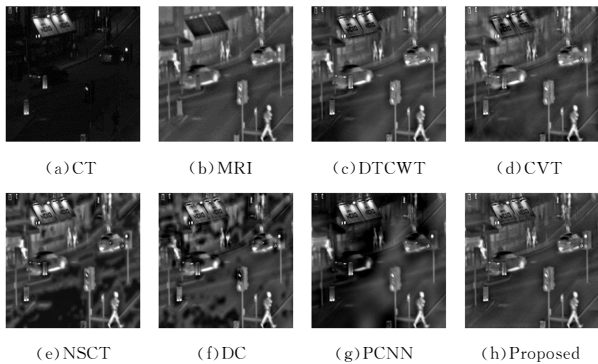


图 5 红外可见光图像上不同融合方法的融合结果

Fig. 5 Fusion results of different fusion methods on infrared visible images

表 2 红外可见光图像上不同融合方法的客观评价指标对比

Table 2 Objective evaluation index comparison of different fusion methods on infrared visible image

Indexes	DTCWT	CVT	NSCT	DC	PCNN	Proposed	Rank
AG	6.3032	6.4164	6.8340	5.8050	5.3852	6.7264	2
EI	59.6289	61.0684	66.0891	57.0688	50.8499	63.7745	2
SF	15.9884	15.9565	15.5051	12.9498	13.3087	16.4671	1
MI	0.5050	0.3186	0.2548	0.2165	0.1782	0.5655	1
NCIE	0.8101	0.8048	0.8036	0.8031	0.8027	0.8125	1
S	0.8388	0.8067	0.5803	0.5712	0.4948	0.8447	1

综合以上两组实验结果进行分析,对比实验中的 DTCWT,CVT 和 NSCT 均是对待融合图像进行多尺度变换来得

到高频子带和低频子带,高频子带采用绝对值取大的融合规则,低频子带采用稀疏的融合规则,它们选用了相同的融合规则,只是各自使用的多尺度工具不同,因此所得到的融合图像效果接近。NSCT 由于采用了非下采样方式,同时高频子带绝对值取大的规则容易受到噪声的干扰,因此部分融合图像中出现了噪声点。基于 DC 的方法是根据图像的对比度进行融合的,因此它所得到的融合图像都较好地保留了对比度信息,但在红外可见光图像融合实验中的效果较差,这说明了该方法不具有普遍性。基于 PCNN 的方法受参数影响较大,有时效果不佳。本文所提算法使用 QWT 作为多尺度工具,满足近似的平移不变性,同时可以提供图像的幅度相位分析,能够更加准确地解释待融合图像。另外,所提算法通过 Copula 模型构建了 QWT 系数之间的相关性,利用系数的统计参数提取特征以指导融合,此外还充分利用幅度相位信息提取了图像的多种类型特征,准确地表征了图像细节信息,避免了错误信息的引入,从而获得了较好的融合效果。综上所述,本文所提算法在主观和客观两方面均取得了不错的效果。

结束语 本文提出了一种基于四元数小波变换和 Copula 模型的图像融合算法。该算法对高频子带各层中的各方向构造 Copula 模型,并从中提取联合概率密度的区域能量作为高频特征之一,该特征考虑了系数之间的统计相关性。为了更加精确地解释图像,本文采用基于联合概率密度的区域能量、相位梯度、高频系数能量和局部对比度的综合特征指导高频融合过程,有效避免了错误信息的干扰。对于低频部分,提出了基于低频相位的梯度和局部方差的综合特征来指导低频融合。实验结果表明,所提算法是一种有效的融合方法,取得了较好的融合效果。

参考文献

- [1] YONG Y, LEI W, HUANG S, et al. Remote Sensing Image Fusion Based on Adaptively Weighted Joint Detail Injection[J]. IEEE Access, 2018, 6(99): 6849-6864.
- [2] ZHAO W, LU H, DONG W. Multisensor Image Fusion and Enhancement in Spectral Total Variation Domain[J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2018, 20(4): 866-879.
- [3] MISHRA A, MAHAPATRA S, BANERJEE S. Modified Freichen Operator-Based Infrared and Visible Sensor Image Fusion for Real-Time Applications[J]. IEEE Sensors Journal, 2017, 17(14): 4639-4646.
- [4] ARDESHIR G A, NIKOLOV S. Image fusion; Advances in the state of the art[J]. Information Fusion, 2007, 8(2): 114-118.
- [5] MS E V, R V, K M, et al. A Novel Technique for Optimizing Panchromatic and Multispectral image fusion using Discrete Wavelet Transform[J]. International Journal of Engineering & Technology, 2018, 10(1): 247-260.
- [6] CHOI H H, LEE J H, KIM S M, et al. Speckle noise reduction in ultrasound images using a discrete wavelet transform-based image fusion technique[J]. Bio-medical Materials and Engineering, 2015, 1(s1): 1587-1597.
- [7] KANSAL I, KASANA S S. Fusion based Image De-fogging

- using Dual Tree Complex Wavelet Transform[J]. *International Journal of Wavelets Multiresolution & Information Processing*, 2018, 16(6):276-291.
- [8] IQBAL N, SALEEM S, JEHAN W S, et al. Reduction of speckle noise in medical images using stationary wavelet transform and fuzzy logic[C]// *International Symposium on Recent Advances in Electrical Engineering*. New York: IEEE, 2017: 1-6.
- [9] NENCINI F, GARZELLI A, BARONTI S, et al. Remote sensing image fusion using the curvelet transform[J]. *Information Fusion*, 2007, 8(2): 143-156.
- [10] CHAN W L, CHOI H, BARANIUK R G, et al. Quaternion Wavelets for Image Analysis and Processing[C]// *International Conference on Image Processing*. New York: IEEE, 2006: 34-56.
- [11] SOULARD R, CARRÉ P. Quaternionic wavelets for texture classification[J]. *Pattern Recognition Letters*, 2011, 32(13): 1669-1678.
- [12] LIU Y, JIN J, WANG Q, et al. Phases measure of image sharpness based on quaternion wavelet[J]. *Pattern Recognition Letters*, 2013, 34(9): 1063-1070.
- [13] LIU Y P. Image processing and application based on quaternion wavelet transform[D]. Harbin: HIT Harbin Institute of Technology, 2014. (in Chinese)
刘义鹏. 四元数小波域图像处理及其应用研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2014.
- [14] CROUSE M S, BARANIUK R G. Contextual hidden Markov models for wavelet-domain signal processing [C]// *Asiloman Conference on*. New York: IEEE, 2006: 67-90.
- [15] ZHANG X, LIU C, MEN T, et al. Infrared and visible image fusion using NSCT and GGD[J]. *Proceedings of SPIE- The International Society for Optical Engineering*, 2011, 8009(4): 80090-80094.
- [16] LIN Z X. An Improved Algorithm of Wavelet Image De-Noising Based on Threshold Function[J]. *Advanced Materials Research*, 2013, 7(3): 1674-1678.
- [17] SAKJI-NSIBI S, BENAZZA-BENYAHIA A. Copula-based statistical models for multicomponent image retrieval in the wavelet transform domain[C]// *IEEE International Conference on Image Processing*. New York: IEEE, 2010: 253-256.
- [18] PORTILLA J, SIMONCELLI E P. Texture Modeling and Synthesis using Joint Statistics of Complex Wavelet Coefficients[J]. *IEEE Workshop on Statistical & Computational Theories of Vision Fort Collins*, 1999, 7(6): 324-371.
- [19] KWITT R, MEERWALD P, UHL A. Efficient texture image retrieval using copulas in a Bayesian framework[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2011, 20(7): 2063-2077.
- [20] SKLAR M. Fonctions de Répartition à N Dimensions Et Leurs Marges[J]. *Publ. inst. statist. univ. paris*, 1959, 8(2): 229-231.
- [21] PAPAETHYMIU G, KUROWICKA D. Using Copulas for Modeling Stochastic Dependence in Power System Uncertainty Analysis[J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2009, 24(1): 40-56.
- [22] LI C, LI J, FU B. Magnitude-Phase of Quaternion Wavelet Transform for Texture Representation Using Multilevel Copula [J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2013, 20(8): 799-802.
- [23] LIU Y, LIU S, WANG Z. A general framework for image fusion based on multi-scale transform and sparse representation[J]. *Information Fusion*, 2015, 24(1): 147-164.
- [24] BHATNAGAR G, WU Q M J, LIU Z. Directive Contrast Based Multimodal Medical Image Fusion in NSCT Domain[J]. *IEEE Transactions on Multimedia*, 2013, 15(5): 1014-1024.
- [25] HAHN S, SNOPEK K. The unified theory of n-dimensional complex and hypercomplex analytic signals[J]. *Bulletin of the Polish Academy of Sciences Technical Sciences*, 2011, 59(2): 167-181.