

DOI: 10.13382/j.jemi.2017.05.015

W 变换和 NSCT 相结合的多聚焦图像融合方法*

王 璐 王小春

(北京林业大学 理学院 北京 100083)

摘 要:图像的多尺度分解技术和融合规则是决定多聚焦图像融合效果的关键因素。 k 次 W 系是一类以 k 次多项式和 k 次分段多项式为基函数的新的混合正交函数系统,对应的 W 变换是一种具有正交性和精确重构性的有效多分辨分析工具。结合 W 变换的多尺度特点和非子采样方向滤波器组变换的多方向性,提出了一种新的基于 W 变换和非子采样方向滤波器组(NSDFB)的多尺度多方向变换。该变换利用 W 变换对图像进行多尺度分解,利用二维 NSDFB 对 W 分解的高频子带系数进行方向分解,得到不同尺度不同方向的子带图像。在此基础上,提出了一种新的多聚焦图像融合算法。该算法针对多聚焦图像高频系数的特点,改进了常用简化脉冲耦合神经网络算法,并将其用于高频系数的融合规则中。实验结果表明,提出的融合方法能够有效地选择源图像中的聚焦良好区域,抑制伪影信息,产生视觉效果更好的融合图像,且在标准差、信息熵、平均梯度和空间频率等客观评价指标上都优于传统的基于 Contourlet 变换、非下采样 Contourlet 变换、离散小波变换的融合方法。

关键词: 图像融合; W 系统; NSCT 变换; 融合规则; 多聚焦图像

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.5015

Multi-focus image fusion algorithm based on W-transform and NSCT

Wang Lu Wang Xiaochun

(College of Sciences, Beijing Forestry University, Beijing 100083, China)

Abstract: Multi-scale decomposition method and fusion rule are two key factors for multi-focus image fusion method. The W-system of degree k is an orthogonal hybrid function system consisting of polynomials of degree k and piecewise polynomials of degree k . The corresponding W-transform is an effective multi-resolution analysis tool with orthogonality and reproducibility. By combining the multiscale characteristics of W-transform and multidirection property of the non-subsampled directional filter bank (NSDFB) transform, a new multi-scale and multi-directional transform is proposed in this paper, in which multi-scale decomposition is performed by the W-transform and the multi-directional decomposition is obtained from NSDFB. On this basis, a new multi-focus image fusion algorithm is proposed. According to the characteristics of the high frequency coefficients, the often used simplified PCNN is modified, and applied on the fusion rules of the high frequency coefficients. The experimental results show that the proposed fusion method can select pixels from focus areas of the source images and effectively avoid generation of artifacts. The fused image has better visual effect. The objective evaluation index including standard deviation, entropy, average gradient, and spatial frequency of the fused image demonstrate that the proposed method outperforms the fusion methods based on Contourlet transform, NSCT transform and discrete wavelet.

Keywords: image fusion; W-system; NSCT; fusion rules; multi-focus image

1 引 言

图像融合是多传感器数据融合的一个重要分支,是

以图像为主要研究内容的的数据融合技术。从 20 世纪 70 年代至今,图像融合技术一直是图像处理和分析中研究的热点之一,它是一类综合了图像处理技术、传感器技术等多学科的高新技术。所谓图像融合是将不同传感器获得

的同一景物的图像或同一传感器在不同时刻获得的同一景物的图像,经过去噪、时间配准、空间配准和重采样后,运用某种融合技术得到一幅合成图像的过程。图像融合充分利用被融合图像的信息,从而能更有效地把不同分辨率传感器的优势结合起来,有利于对物理现象和事件进行定位、识别和解释,为决策者或机器获得更多重要信息、作出更可靠的决策提供帮助。图像融合技术在计算机视觉^[1]、遥感^[2]、自动目标识别^[3]、医学^[4,6]、红外光与可见光^[7]、成像导航与制导^[8]等很多方面有着重要的应用。图像融合的形式主要有两种:不同时间点或从不同角度利用同一传感器获取的图像的融合;相同条件下利用不同传感器获取的图像的融合。多聚焦图像融合属于前者,它在图像识别和分析中具有非常重要的地位。由于传感摄像头聚焦的范围有限,一般难以使场景中的每一部分都清晰成像。获得场景中各个对象都清晰的图像方法之一是对同一场景的不同聚焦图像进行数据融合,这样不仅能得到满意的清晰图像,而且能消除数据之间的冗余。

图像融合算法大致分为两类:基于频域变换的图像融合算法^[9-10]和基于空域变换的图像融合算法^[11-13]。前者主要包括基于金字塔变换、小波变换、Contourlet 变换 (Contourlet transform, CT) 和非下采样 Contourlet 变换 (non subsampled contourlet transform, NSCT) 等多尺度几何变换的图像融合算法。金字塔算法需要对参与融合的每幅源图像进行金字塔分解,然而金字塔分解结构中不同分辨率的细节信息彼此相关,使得算法稳定性不理想^[14]。另外,在高斯金字塔分解中,图像经过卷积和下采样操作会丢失部分高频信息,造成图像模糊^[15]。小波是表示具有点奇异性目标函数的最优基,小波变换将原始图像分解成一系列具有不同空间分辨率和频域特性的子图像,可以有效地降低图像信息的冗余度。但是,小波分析在一维信号分析时所具有的优异特性并不能简单推广到二维或更高维。由一维小波张成的二维可分离小波仅仅能刻画水平、竖直和对角线 3 个方向的信息,不具有各向异性。二维可分离小波只能局限于用正方形支撑区间来描述轮廓,使用大小不同的正方形来对应小波的多分辨率结构。当分辨率变得足够精细,小波就变成用点来捕获轮廓,导致不能稀疏地表示含线奇异性的二维图像。2002 年,Do 和 Vetterli 提出的 CT 变换是一种“真正的”二维图像表示方法。CT 变换是采用双重滤波器组结构实现的一种多分辨、局域、多方向的图像表示方法,CT 变换首先利用拉普拉斯金字塔 (Laplacian pyramid, LP) 结构对图像进行多尺度分解以捕获方向信息,再由方向滤波器组 (directional filter bank, DFB) 对各尺度的细节子带进行多方向分解,从而将分布在同一尺度同一方向的奇异点合并成一个系数^[16]。CT 变换不仅具有小波的优

点,而且提供了更多的方向信息,能有效地表达图像的轮廓特征。然而,LP 和 DFB 分解都有下采样操作,使得 Contourlet 不具有平移不变性,易造成伪吉普斯现象和频谱混叠效应^[17]。为此,2005 年 Cunha 等人在 CT 变换的基础上提出了一种非下采样 CT 变换,对 Contourlet 变换的局限性进行了改进,NSCT 不仅具有 CT 变换的多方向、多尺度、多分辨的优点,而且还能更好地获取细节信息并具有平移不变性,同时,NSCT 变换去除了上采样和下采样的过程,减少了采样在滤波器中的失真,因此能避免频谱混叠效应的出现^[18]。值得注意的是,NSCT 采用非下采样金字塔分解 (non subsampled pyramid, NSP) 对图像进行多尺度分解,由于 NSP 对细节信息的捕捉能力较差,容易遗漏图像中的细微细节信息,使得 NSCT 不能很好地表现图像的局部变化特征。

本文结合 W 变换 (W transform, WT) 和 NSCT 变换提出了一种新的多聚焦图像融合算法。 k 次 W 系是一类以 k 次多项式和 k 次分段多项式为基函数的新的混合正交函数系统^[19],是一种有效的多分辨分析工具。与之对应的 W 变换能实现图像由粗到细的精确表达,具有较强的刻画图像局部变化特征的能力,是图像表达的有效工具。W 变换用于图像处理是直接将在 W 系下进行分解,不需要先验地知道图像本身的几何特征,是一种非自适应的图像表示方法。由于 W 系统中不仅含有连续函数,而且含有各个层次间断的非连续函数,所以 W 变换在灰度值变化大的地方有表达优势,能够有效捕获奇异点,克服小波变换在表达图像时出现的伪吉普斯现象,是处理非平稳信号的有力工具。不同于一般的小波变换,W 系中的基函数具有明确的数学表达式,因此,W 变换能通过矩阵乘法简单实现。但是,W 变换只能刻画垂直、水平和对角线 3 个方向信息,不具有各向异性。基于此,本文提出了一种基于 W 变换和 NSCT 的多聚焦图像融合算法,实验结果显示,该方法在主观视觉和客观指标上都明显优于原始的 NSCT 算法和其他几种经典算法。

2 W 系统

k ($k=0, 1, 2, \dots$) 次 W 系统是由 Haar 正交函数系和 k 次 Legendre 多项式通过平移、压缩和嵌入的方式构造的,是一类由 k 次多项式和 k 次分段多项式组成的新的混合正交函数系,其定义如下:

$$\text{令 } W_N^k = \bigcup_{\mu=0}^k S_N^\mu \quad N = 2^n, n = 1, 2, 3, \dots \quad (1)$$

其中,函数集 $S_N^\mu = \{s_0^\mu, s_1^\mu, \dots, s_{N-1}^\mu\}$, S_N^μ 中的函数元素 s_j^μ 是 Haar 函数系中的第 j 个基函数 h_j 与由 μ 次 Legendre 多项式压缩得到的分段 μ 次多项式 $\lambda^\mu(x)$ 的乘积,即 $s_j^\mu = \lambda^\mu \times h_j$, $\lambda^\mu(x)$ 的具体表达式为:

$$\lambda^\mu(x) = \begin{cases} P_\mu(2^n x), & x \in [0, \frac{1}{2^n}) \\ P_\mu(2^n x - j), & x \in (\frac{j}{2^n}, \frac{j+1}{2^n}), j = 1, \dots, 2^n - 2 \\ P_\mu(2^n x - 2^n + 1), & x \in (\frac{2^n - 1}{2^n}, 1] \end{cases} \quad (2)$$

在间断点 $x_j = \frac{j}{2^n} (j = 1, \dots, 2^n - 1)$ 处, $\lambda^\mu(x)$ 取其左右极限的平均值。其中, $P_n(x)$ 为 $[0, 1]$ 上的 μ 次 Legendre 多项式, 且满足:

$$\int_0^1 P_\alpha(t) P_\beta(t) dx = \delta_{\alpha\beta} = \begin{cases} 1, & \alpha = \beta \\ 0, & \alpha \neq \beta \end{cases} \quad (3)$$

称 $W^k = \lim_{N \rightarrow \infty} W_N^k$ 为 k 次 W 系统, 易看出, 零次 W 系就是 Haar 函数系。关于 W 系统的具体介绍及其矩阵求法, 请参考文献 [19]。

利用 k 次 W 系可以定义 k 次 W 变换, 为了简单起见, 此处仅以一次 W 变换为例说明如下。

将区间 $[0, 1]$ 等分成 N 个小区间, 其中 N 是 2 的幂次, 即 $N = 2^n$ 。依次以基函数 $s_i^\beta(x) (i = 0, 1, \dots, N-1; \beta = 0, 1)$ 在每一个小区间上的积分值为分量构造一个 $2N$ 维向量, 并将其规范化, 令:

$$W_{2N}^1 = \begin{bmatrix} w_{0,0}^0 & w_{0,1}^0 & \dots & w_{0,2N-1}^0 \\ w_{1,0}^0 & w_{1,1}^0 & \dots & w_{1,2N-1}^0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ w_{N-1,0}^0 & w_{N-1,1}^0 & \dots & w_{N-1,2N-1}^0 \\ w_{0,0}^1 & w_{0,1}^1 & \dots & w_{0,2N-1}^1 \\ w_{1,0}^1 & w_{1,1}^1 & \dots & w_{1,2N-1}^1 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ w_{N-1,0}^1 & w_{N-1,1}^1 & \dots & w_{N-1,2N-1}^1 \end{bmatrix} \quad (4)$$

其中,

$$\begin{cases} w_{i,j}^\beta = \frac{1}{\|w_i^\beta\|} \int_{j/2N}^{(j+1)/2N} s_i^\beta(t) dt \\ \|w_i^\beta\| = \sqrt{\sum_{j=0}^{2N-1} [\int_{j/2N}^{(j+1)/2N} s_i^\beta(t) dt]^2} \\ \beta = 0, 1; i = 0, 1, \dots, N-1; j = 0, 1, \dots, 2N-1 \end{cases} \quad (5)$$

W 矩阵是正交矩阵。为了方便起见, 将矩阵 W_{2N}^1 简记为 W , 正交函数集 W_{2N}^1 上的一次 W 变换定义为:

$$\begin{bmatrix} w(0) \\ w(1) \\ \vdots \\ w(2N-1) \end{bmatrix} = W \begin{bmatrix} x(0) \\ x(1) \\ \vdots \\ x(2N-1) \end{bmatrix} \quad (6)$$

其中, $w = [w(0), w(1), \dots, w(2N-1)]^T$ 为 W 系数向量, $x = [x(0), x(1), \dots, x(2N-1)]^T$ 是输入向量。给定一幅图像, 设其亮度矩阵为 $F = (f_{ij})_{2N \times 2N}$, 图像 F 的 W 变换为 $C = WFW^T$, 通过 W 逆变换 $F = W^T C W$ 可以精确重构原图像, 其中 W^T 是 W 矩阵的转置矩阵。若图像的大小不是 $2^n \times 2^n$, 则需先将其规范为 $2^n \times 2^n$ 。因为低频集中了图像的主要信息, 因此利用 W 系数矩阵 C 中的低频数据就可近似重构原图像。比如在矩阵 C 中保留左上角的 $2^{n-1} \times 2^{n-1}$ 个数据, 将其余数据置为 0, 按重构算法就可以得到原图像的近似图像。只用左上角的 $2^{n-1} \times 2^{n-1}$ 个数据相当于只用了 W 系统的前 2^{n-1} 个基函数。一般来说, 矩阵 C 中保留数据越多, 重构图像的精度就越高。图 1 所示为 W 系统中不同个数的基函数对给定图像的重构结果, 符号 W 后面的数字表示所用基函数的个数。显然前几个基函数刻画了图像的大致轮廓, 随着基函数个数的增多, 重构图像变得越来越精确, 图 1 (b) ~ (e) 给出了 W 系统的重构结果。经典小波变换的重构过程是先对图像进行多尺度小波变换, 然后保留基



图 1 W 变换和小波变换对 Pepper 图像的重构比较

Fig. 1 Reconstruction comparison of W-transform and wavelet transform on Pepper image

带小波系数,置其余数据为0,用其重构原图像。图1(f)~(i)给出了 db2 小波变换的重构效果,符号 D 后面的数字表示基带小波系数矩阵的阶数。由于 W 系统含有各个层次间断的基函数,所以 W 变换对图像的轮廓边缘和灰度跳变部分都有较好的表达。从重构视觉效果来看,W 变换明显优于 db2 小波变换。

3 NSCT 变换

CT 变换是 Do 和 Vetterli 在 2002 年提出的一种多尺度几何分析工具,是利用拉普拉斯塔形分解和方向滤波器组实现的一种具有多分辨率、局部定位、多方向性的图像表示方法,由于 CT 变换具有由 LP 与 DFB 结合形成的双层滤波器组结构,因此 CT 变换也称为塔型方向滤波器组(pyramid directional filter bank,PDFB)。不同于小波基,Contourlet 基的支撑区间是随尺度而变化长宽比的“长条形”结构,具有各向异性,可以更稀疏地表达图像。CT 变换突破了小波的局限性,将小波的优点延伸到高维空间,能够更好地刻画高维信息的特性。CT 变换将多尺度分析和方向分析分拆进行。首先对图像进行 LP 变换,实现对图像的多尺度分解,以“捕获”点奇异,然后进行方向分解,以“捕获”线奇异。LP 分解首先产生原始图像的一个下采样的低通图像,以及原始图像与低通预测图像之间的一个差值图像。然后对得到的低通图像继续分解得到下一层的低通图像和差值图像,如此逐步滤波。经过 LP 分解,原图像被分解成一个低通子带图像和若干带通子带图像。CT 变换的方向变换是通过方向滤波器组来实现的,将二维方向滤波器组 DFB 应用于 LP 分解所得到的每一级高频分量上,逐渐将点奇异连成线形结构,以捕获图像中的轮廓。图 2 所示为 CT 变换的分解框架。LP 分解和 DFB 分解都具有完全重构特性,因此由其组合而成的 PDFB 也具有完全重构特性,但 DFB 与 LP 分解都有 $\frac{4}{3}$ 的冗余度。

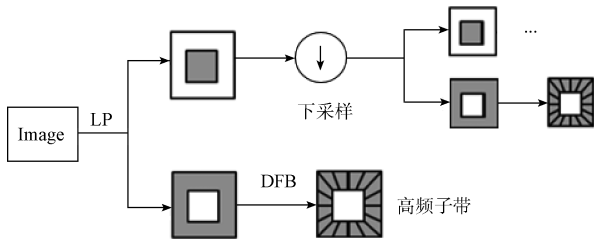


图 2 CT 变换分解框架

Fig. 2 Contourlet decomposition framework

由于 CT 变换在 LP 和 DFB 分解中均存在下采样,所以 CT 变换不具有平移不变性,导致处理后的图像在奇异点附近容易产生伪吉布斯现象。为此,2005 年 Cunha 等

人在 CT 变换的基础上提出了非下采样 CT 变换,称为 NSCT 变换。NSCT 变换不仅具备 CT 变换的多尺度、多分辨率和多方向性等优点,还具有平移不变性,能较好地克服伪吉布斯现象。NSCT 变换是基于非下采样金字塔和非下采样方向滤波器(non subsampled directional filter banks,NSDFB)的多尺度几何变换,NSP 对输入图像进行多尺度分解,将图像分解为低频部分和高频部分。经过 N 级非采样塔式分解后,可得到 N + 1 个与源图像具有相同尺寸大小的子带图像。NSDFB 将高频子带分解为 2 的任意次幂个方向,以得到图像的方向性细节特征,并将分布在同方向的奇异点合成 NSCT 系数。由于没有采样过程,NSDFB 变换得到的所有子带都与源图像有相同的大小。对每一层的低频部分重复上述操作,得到输入图像的多层非采样 CT 变换。关于 NSCT 变换的更多信息可参阅文献[20,21]。图 3 所示为 NSCT 变换的两层分解框架。

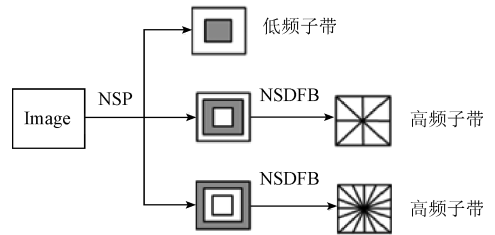


图 3 NSCT 变换分解框架

Fig. 3 NSCT decomposition framework

4 W 变换与 NSCT 变换相结合的 WNSCT 变换

NSCT 变换不但具备 CT 变换的多尺度、多分辨率和多方向性等优点,而且具有平移不变性。然而,NSCT 变换中的多尺度分解方法 NSP 对细节信息捕捉能力较差,利用它进行图像融合会出现细节丢失问题。由于 W 系中含有各个层次间断的分段连续基函数,所以 W 变换能精确表达灰度值的突变,有效捕获奇异点,减少细节的丢失,抑制小波变换在表达图像时出现的伪吉布斯现象,实现图像由粗到细的精确表达。另外,因为 W 系中的基函数具有明确的数学表达形式,所以 W 变换可以像离散余弦变换一样通过矩阵乘法简单实现。然而,W 变换只能刻画垂直、水平和对角线 3 个方向信息,不具有各向异性。受到 NSCT 构造方法的启示,本文提出了一种基于 W 变换和 NSCT 变换的新变换,称为 WNSCT 变换。该变换首先利用 WT 对图像进行多尺度分解,将图像分解为低频部分和高频部分,再对每一层的 3 个不同方向的高频子带分别采用二维 NSDFB 操作,可得到 2 的任意整数幂次个方向子带,从而得到不同尺度不同方向的子带图

像。WNSCT 变换不仅具有正交性、紧支撑性,同时还具有多尺度、多方向的特点,能有效地表示图像的边缘和细节信息,是一类具有方向性的稀疏表示方法。

对一幅大小为 $2^n \times 2^n$ 的图像 F ,通过构造 2^n 阶 W 变换矩阵对图像进行 W 变换: $C = WFW^T$,由此得到频谱矩阵 C ,将 C 均分成 4 个大小为 $2^{n-1} \times 2^{n-1}$ 的子块,左上角的部分为低频系数部分,其他 3 部分为高频系数部分。对低频系数矩阵 C_1 进行 W 逆变换: $F_1 = W^T C_1 W$,得到低频逼近子带图像 F_1 ,对 F_1 继续执行上述操作。以此类推,对每一层的低频系数部分重复上述操作,即可完成图像的多尺度 W 变换,得到一个包含一个低频系数矩阵和多个高频系数矩阵的图像频谱序列。上述过程和经典小波变换的分解方法非常相似,其区别在于 W 系统有精确详细的数学表达形式,分解通过 W 变换矩阵直接得到其过程更简单。完成多尺度分解后,保留最后一次分解得到的低频部分,用 NSCT 的方向滤波器 NSDFB 对各高频系数矩阵进行多方向分解,实现图像的 WNSCT 分解。

5 基于 WNSCT 变换的融合算法

基于上面提出的 WNSCT 变换,本文提出了一种新的多聚焦图像融合算法。值得注意的是图像匹配是图像融合预处理中的一个重要步骤,在此不进行讨论,本文所用源图像均已经过严格的空配准。这里以两幅图像的融合为例对新的融合算法加以说明,具体步骤如下。

步骤 1:将源图像 F_1 和 F_2 通过 WNSCT 变换进行多尺度、多方向分解,得到一个低频子带和一系列高频子带;

步骤 2:将低频子带系数和高频子带系数分别按照改进的拉普拉斯能量和的融合规则和改进的脉冲耦合神经网络的融合规则进行融合处理,得到融合图像的 WNST 分解;

步骤 3:将融合图像的高频子带系数采用 NSDFB 逆变换进行分层重构,得到重构后的高频系数;

步骤 4:将步骤 3 得到的重构后的高频融合系数和步骤 2 得到的低频融合系数采用 W 逆变换进行重构,获得融合图像。

对于图像融合来说,如何在多尺度变换域中合并系数是另一个关键问题。对于多聚焦图像融合,关键是如何找到一种可以有效地衡量变换系数是来自于图像的清晰部分还是模糊部分的指标。

5.1 低频部分融合规则

多尺度分解后的低频部分是对原始图像的近似描述,包含了图像的主要能量、轮廓、纹理信息、背景信息以及平均灰度,常用的低频融合规则是直接取两幅源图像

对应低频系数的平均值。然而,不同聚焦图像的信息量集中的位置是不同的,直接取平均的方法过于简单,忽视了图像之间的差异性,降低了图像的对比度,融合效果不理想。改进拉普拉斯能量和 (sum-modified-Laplacian, SML) 是空间域内典型的清晰度评价指标,反映了图像的边缘特征信息,能在一定程度上反应图像的聚焦特性和清晰度,因此本文针对低频子带系数采用基于 SML 的融合规则,其定义如下:

$$SML(i, j) = \sum_{m=-M}^M \sum_{n=-N}^N [ML(i+m, j+n)]^2 \quad (7)$$

其中, $(2M+1) \times (2N+1)$ 为窗口大小, (i, j) 为窗口中心,本文所用窗口大小为 3×3 ,即 $M=N=1$ 。 $ML(i, j)$ 为位置在 (i, j) 的拉普拉斯(modified-Laplacian, ML),定义为:

$$ML(i, j) = |2C(i, j) - C(i-1, j) - C(i+1, j)| + |2C(i, j) - C(i, j-1) - C(i, j+1)| \quad (8)$$

式中: $C(i, j)$ 为 WNSCT 变换下点 (i, j) 处的低频系数。

一般来说,具有较大 SML 值的像素点来自于更清晰的源图像,因此被选作融合图像的像素点。设 $F(i, j)$ 为融合后图像在点 (i, j) 处的低频系数,则 $F(i, j)$ 定义如下:

$$F(i, j) = \begin{cases} A(i, j), SML_A(i, j) \geq SML_B(i, j) \\ B(i, j), SML_A(i, j) < SML_B(i, j) \end{cases} \quad (9)$$

式中: $A(i, j)$ 、 $B(i, j)$ 分别为图像 A 、 B 分解后的低频系数, SML_A 、 SML_B 分别为图像 A 、 B 的改进拉普拉斯能量和。

5.2 高频融合规则

高频子带代表图像的细节分量,反映源图像的边缘、轮廓等特性,高频子带的融合规则将影响融合图像的细节信息。常用高频系数融合规则有局部区域能量取大、局部区域方差取大、局部区域距离取大等,但这些融合规则与 WNSCT 算法匹配使用时容易出现细节信息丢失的现象,导致局部图像模糊,从而降低图像的清晰度和对比度。根据该算法高频子带系数过多和 W 分解后的细节信息中邻域像素之间的关联性较强的特点,本文对每一层高频子带系数均采用基于改进脉冲耦合神经网络(modified pulse coupled neural network, MPCNN)的融合规则。

脉冲耦合神经网络(pulse coupled neural network PCNN)模型是一种反馈型网络,其中的每个神经元都是互相连接的,具有全局耦合性和脉冲同步性,被广泛应用于图像融合中。PCNN 的常用简化模型的数学表达式如下:

$$F_{ij}(n) = I_{ij} \quad (10)$$

$$L_{ij}(n) = \exp(-\alpha_L) L_{ij}(n-1) + V_L \sum_{ipq} W_{ipq} Y_{pq}(n-1) \quad (11)$$

$$U_{ij}(n) = F_{ij}(n)(1 + \beta L_{ij}(n)) \quad (12)$$

$$Y_{ij}(n) = \begin{cases} 1, & U_{ij}(n) \geq \theta_{ij}(n) \\ 0, & U_{ij}(n) < \theta_{ij}(n) \end{cases} \quad (13)$$

$$Y_{ij}(n) = \begin{cases} 1, & U_{ij}(n) \geq \theta_{ij}(n) \\ 0, & U_{ij}(n) < \theta_{ij}(n) \end{cases} \quad (14)$$

其中: n 是迭代次数, i, j 表示像素空间位置坐标, F_{ij} 是输入的外部刺激, I_{ij} 表示在 (i, j) 位置的高频系数, L_{ij} 是链接输入, W_{ijng} 是 (i, j) 处神经元与其邻域之间的链接权值, U_{ij} 为内部活跃项, β 为链接强度, θ_{ij} 为动态阈值, V_L 和 V_θ 分别是链接输入放大系数和变阈值放大系数, α_L 和 α_θ 为链接输入和变阈值函数的时间常数, Y_{ij} 为 PCNN 的脉冲输出, 如果 $U_{ij}(n) \geq \theta_{ij}(n)$, 则 $Y_{ij}(n) = 1$, 即为一次点火。在每一次迭代过程中, 每个神经元都要经过接收、调制和脉冲产生 3 个步骤, 最后产生一个脉冲输出。上述公式

$$L_{Vl}^{i,j}(x, y) = \begin{cases} \frac{1}{(2M+1) \times 2(N+1) \sum_{m=-M}^M \sum_{n=-N}^N \frac{|C_j^i(x+m, y+n) - \mu_j^i(x, y)|}{\mu_j^i(x, y)^{1+\alpha}}}, & \mu_j^i(x, y) \neq 0 \\ C_j^i(x, y), & \mu_j^i(x, y) = 0 \end{cases} \quad (16)$$

其中, p_i 表示高频系数取整后其值为的点在图像中出现的概率, Y_{ij}^A, Y_{ij}^B 为输入图像 A、B 的 PCNN 系数, $C_j^i(x, y)$ 第 j 个尺度第 i 个方向的高频子带系数, $\mu_j^i(x, y)$ 为第 j 个尺度第 i 个方向高频子带上以 (x, y) 为中心的窗口系数平均值, $L_{Vl}^{i,j}(x, y)$ 为第 j 个尺度第 i 个方向高频子带上点 (x, y) 处的局部可见度, $\alpha (0.6 \leq \alpha < 0.7)$ 为视觉常数, 窗口大小为 $(2M+1) \times (2N+1)$, 本文实验中所用的窗口大小为 3×3 。

中的链接强度 β 在图像中代表当前像素与其邻域像素的相关性, β 值的选取起到了关键性的作用, 直接影响到图像融合的质量, 通过实验发现传统的设置链接强度为固定值的方法不适合多聚焦的图像的融合。由于信息熵 En 能较好地反应图像的丰富度, 局部可见度 L_{Vl} 能较好地反应图像的清晰度^[22], 考虑到图像相邻像素之间具有较强的相关性, 本文采用信息熵和局部可见度作为链接强度, 分别计算其 PCNN 的输出值, 用两个输出值的平均值作为最终的输出矩阵。 En 和 L_{Vl} 的值计算如下:

$$En = \sum_{i=0}^{L-1} p_i \log p_i \quad (15)$$

一般来说, 具有较大 PCNN 值的点处图像更明亮, 因此具有较大 PCNN 值的点被选作融合图像的像素点。设 $F(i, j)$ 为融合后图像的高频系数, 则:

$$F(i, j) = \begin{cases} A(i, j), & Y_{ij}^A \geq Y_{ij}^B \\ B(i, j), & Y_{ij}^A < Y_{ij}^B \end{cases} \quad (17)$$

本文算法的具体流程如图 4 所示。

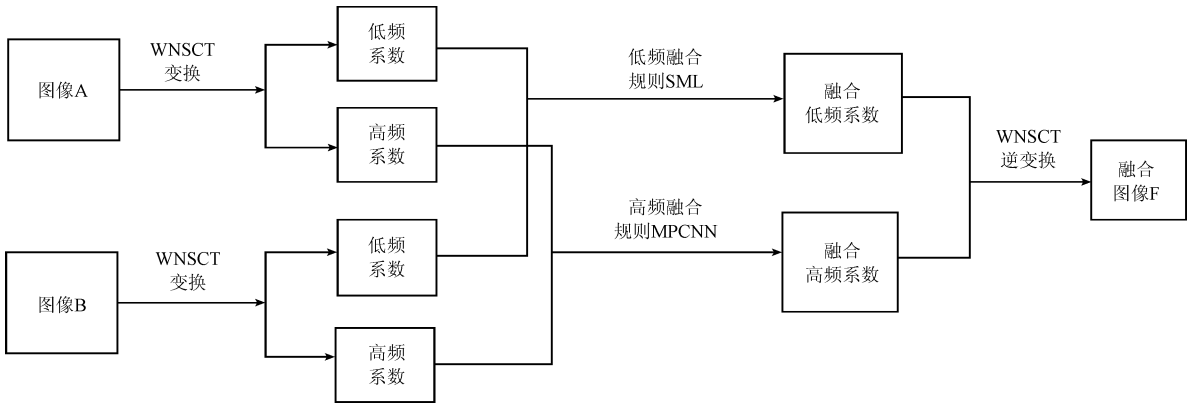


图 4 本文算法流程

Fig. 4 Block diagram of the proposed algorithm

6 实验结果及分析

6.1 实验设置

为了验证提出算法的有效性, 本文选取了四组常用的多聚焦图像(如图 5 所示, 源图(a1)~(b4)的大小均为 256×256)进行仿真实验, 并将本文方法与基于经典的小波变换、CT 变换和 NSCT 变换的融合算法进行比较。其中小波变换使用的是 Haar 小波, 分解层数为 3;

CT 变换的分解层数为 3, 各分解层的方向数为 $[1, 4, 8, 16]$; NSCT 算法的分解层数为 3, 分解后图像的结构为 $[1, 2, 8, 16, 16]$ 。3 种经典算法均采用低频加权平均, 高频取大的常用的融合规则。本文提出的算法 WNSCT 的分解层数为 3, 分解后图像的结构与 NSCT 算法的结构相同, 也是 $[1, 2, 8, 16, 16]$ 。本文的实验环境: Pentium(R) D CPU 2.79 GHz, 内存 2.50 G, WinXP 操作系统, MATLAB R2012a 编程。实验中使用的每组待融合源图像都已经过严格配准。

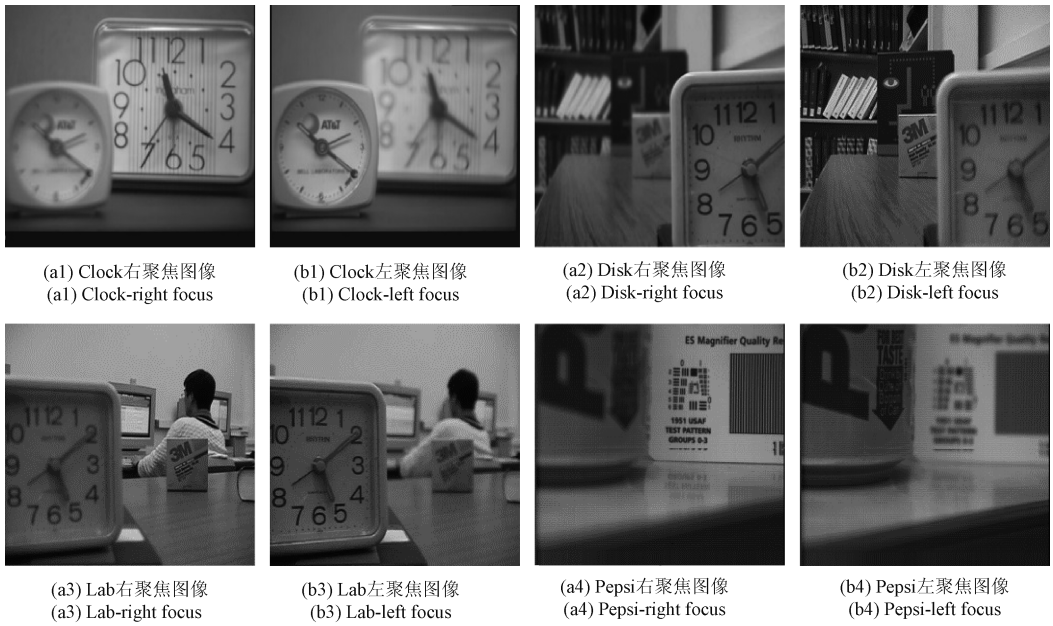


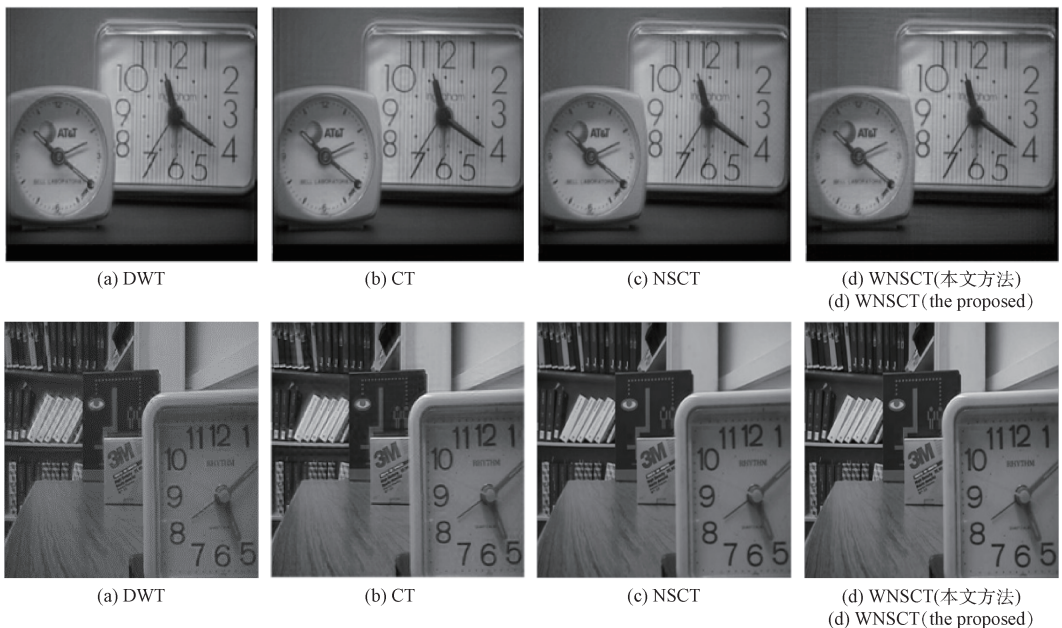
图 5 四组待融合图像

Fig. 5 Four sets of fused images

6.2 实验结果分析

图 6 所示为 4 组图像的融合结果,从主观上来看,本文算法 WNSCT 所得融合图像的视觉效果好于其它 3 种算法的结果,融合后的图像信息更加丰富、边缘、细节更清晰。从 Lab 图像的融合结果,更能清楚地看出本文算法所得结果的优势,3 种经典算法对 Lab 图像的融合结果都存在虚假轮廓,本文算法的融合结果边缘清晰,有效地改善了边缘模糊效果。客观上,本文采用了标准差(SD)、信息熵(Entropy)、平均梯度(AG)和空间

频率(SF)四种评价指标对其融合图像进行定量比较分析。其中标准差表示灰度图像的离散化程度,标准差越大,离散化程度越大,图像包含的信息就越大,即融合效果越好;信息熵表示图像包含信息的丰富度,熵值越大,融合效果越好;平均梯度表示图像的清晰度,其值越大,图像就越清晰;空间频率表示图像的活跃程度,其值越大,图像融合的效果越好。对于给定的图像 $F = F(m, n)_{M \times N}$, 四种评价指标的计算公式如式(18)~(20)。



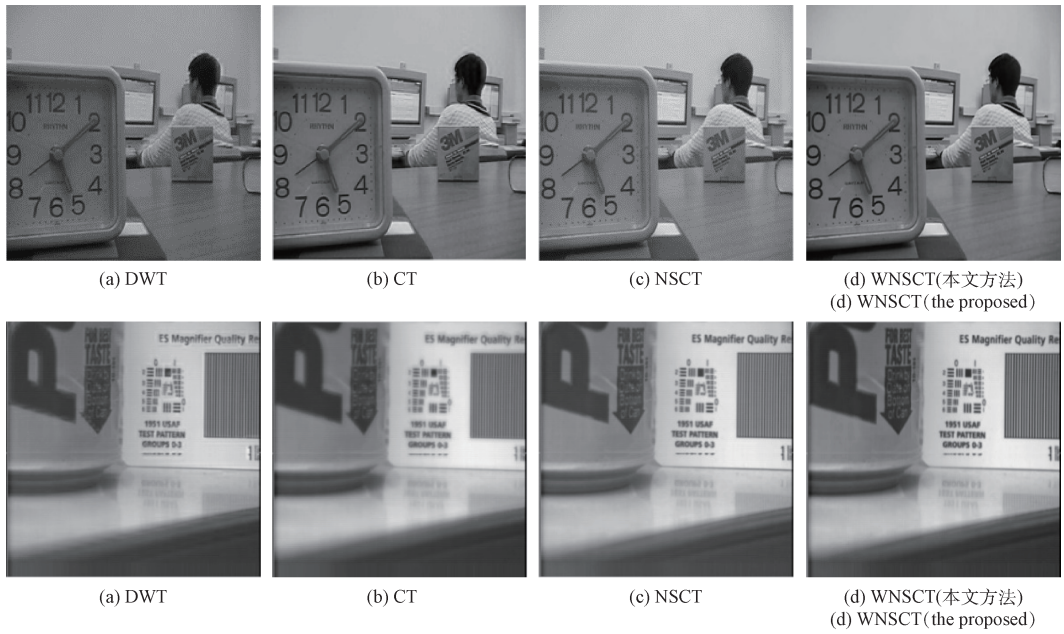


图6 四组图像的融合结果
Fig. 6 Fused results of four sets of image

标准差:

$$SD = \sqrt{\frac{1}{M \times N} \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N (F(m,n) - \bar{F})^2} \quad (18)$$

式中: \bar{F} 为图像的灰度平均值。

信息熵:

$$H = - \sum_{i=0}^{L-1} p_i \log_2 p_i \quad (19)$$

式中: p_i 为灰度值在图像中出现的概率。

平均梯度:

$$AG = \frac{1}{MN} \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N \sqrt{\frac{\Delta F_x^2(m,n) + \Delta F_y^2(m,n)}{2}} \quad (20)$$

式中: ΔF_x 表示图像在方向上的差分, ΔF_y 表示图像在 y 方向上的差分。

空间频率:

$$SF = \sqrt{RF^2 + CF^2}$$

$$RF = \sqrt{\frac{1}{M \times N} \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N (F(m,n) - F(m,n-1))^2}$$

$$CF = \sqrt{\frac{1}{M \times N} \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N (F(m,n) - F(m,n-1))^2} \quad (21)$$

式中: RF 、 CF 和 SF 分别表示图像的行频率、列频率和空间频率。

表1列出了4组图像分别采用4种不同算法所得融合图像的标准差、信息熵、平均梯度和空间频率,由表1可以看出本文算法好于原来的NSCT算法,优于CT算法、经典小波算法,与主观的评价结果完全一致,说明本

文提出的改进算法效果理想。

表1 不同算法的标准差、信息熵、平均梯度和空间频率
Table 1 Comparison results of different algorithms on different evaluation index

图像	评价指标	融合方法			
		DWT	CT	NSCT	WNSCT (本文方法)
Clock	SD	50.3427	50.115 2	50.472 4	51.157 3
	ENTR	7.384 3	7.416 9	7.330 8	7.427 4
	AG	4.222 5	4.103 6	3.165 8	6.646 3
	SF	10.175 1	9.933 7	8.064 3	15.994 4
Disk	SD	46.199 1	45.983 8	45.967 4	46.238 5
	ENTR	7.328 7	7.315 6	7.285 5	7.302 3
	AG	6.048 6	5.775 9	5.584 6	8.596 3
	SF	15.542 4	15.360 6	15.237 8	21.950 7
Lab	SD	46.623 7	46.621 5	46.517 4	47.200 5
	ENTR	7.100 5	7.049 0	7.019 8	7.101 8
	AG	4.628 5	4.335 2	4.213 0	6.560 3
	SF	12.684 6	13.372 4	12.736 0	18.260 8
Pepsi	SD	44.796 1	44.862 0	44.470 9	45.000 4
	ENTR	7.140 8	7.099 3	7.023 2	7.144 7
	AG	5.749 3	5.262 6	5.005 0	5.788 9
	SF	13.978 8	13.554 5	13.6660	15.239 2

7 结 论

为了充分利用W系统的正交特性、多分辨性和精确重构性以及NSCT的方向信息两方面的优势,本文提出

了一种基于 W 变换和 NSCT 变换的图像变换方法——WNSCT 变换,在此基础上,进而提出了一种新的多聚焦图像融合算法。WNSCT 变换是一种有效的多尺度几何分析方法,具有正交、多分辨、多尺度、多方向等特性。新的融合算法不仅基于改进的多尺度分析工具,而且采用了改进的融合规则。实验结果表明本文算法能够有效选择源图像中清晰区域的图像信息,对图像边缘以及细节信息表述得更为清晰突出,融合图像边缘清晰。无论是基于视觉主观评价还是客观指标评价,本文算法都有明显的优势。

参考文献

- [1] NEJATI M, SAMAVI S, SHIRANI S. Multi-focus image fusion using dictionary-based sparse representation [J]. *Information Fusion*, 2015, 25(9):72-84.
- [2] 张寅玥,付炜. 多源遥感图像融合算法研究[J]. *电子测量技术*, 2010, 33(6):34-38.
ZHANG Y, FU W, Research on the algorithms of multi-source remote sensing image fusion [J]. *Electronic Measurement Technology*, 2010, 33(6):34-38.
- [3] 李萍,张波,尚怡君. 基于红外图像和特征融合的飞机目标识别方法[J]. *电光与控制*, 2016(8):92-96.
LI P, ZHANG B, SHANG Y J. Aircraft target identification based on infrared image and feature fusion [J]. *Electronics Optics & Control*, 2016(8):92-96.
- [4] 许良凤,林辉,胡敏. 基于差分进化算法的多模态医学图像融合[J]. *电子测量与仪器学报*, 2013, 27(2):110-114.
XU L F, LIN H, HU M. Multi-modality medicine image fusion based on differential evolution algorithm [J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrument*, 2013, 27(2):110-114.
- [5] BURKE C J, BENCARDINO J, ADLER R. The potential Use of ultrasound-magnetic resonance imaging fusion applications in musculoskeletal intervention [J]. *Journal of Ultrasound in Medicine*, 2017, 36(1):217-224.
- [6] TANG L, LI L D, QIAN J S H, et al. NSCT-based multimodal medical image fusion with sparse representation and pulse coupled neural network [J]. *Journal of Information Hiding and Multimedia Signal Processing*, 2016, 7(6):1306-1316.
- [7] BAVIRISETTI D P, DHULI R. Fusion of infrared and visible sensor images based on anisotropic diffusion and karhunen-loeve transform [J]. *IEEE Sensors Journal*, 2016, 16(1):203-209.
- [8] JURADO J, FISHER K, VETH M. Inertial and imaging sensor fusion for image-aided navigation with affine distortion prediction [C]. *Proceedings of IEEE/ION Plans*, 2012:518-526.
- [9] 刘斌,乔双梁,魏艳萍. 基于采样三通道不可分小波的多光谱图像融合[J]. *仪器仪表学报*, 2015, 36(3):645-653.
LIU B, QIAO S L, WEI Y P. Multi-spectral image fusion method based on subsampled three channel non-separable wavelets [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2015, 36(3):645-653.
- [10] 曹风云,赵凯,王筱薇倩,等. 自适应水下彩色图像增强算法[J]. *电子测量与仪器学报*, 2016, 30(5):772-778.
CAO F Y, ZHAO K, WANG X W Q, et al. An adaptive underwater image enhancement algorithm [J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrument*, 2016, 30(5):772-778.
- [11] ZHAO H J, SHANG Z W, TANG Y Y, et al. Multi-focus image fusion based on the neighbor distance [J]. *Pattern Recognition*, 2013, 46(3):1002-1011.
- [12] BI X J, PAN T W, DIAO P F. Multi-focus image fusion based on local clarity of SCM [J]. *Journal of Information Hiding and Multimedia Signal Processing*, 2017, 8(1):68-75.
- [13] 闫光豹,李开宇,杨盛亚. 基于 FPGA 的红外和 CCD 图像融合研究及实现[J]. *电子测量技术*, 2015, 38(6):43-47.
YAN G B, LI K Y, YANG S Y. Infrared and CCD image fusion research and implementation based on FPGA [J]. *Electronic Measurement Technology*, 2015, 38(6):43-47.
- [14] 郭雷,程臻,赵天云. 基于小波变换和邻域特征的多聚焦图像融合算法[J]. *西北工业大学学报*, 2011, 29(3):454-459.
GUO L, CHENG G, ZHAO T Y. A new and effective multi-focus image fusion algorithm based on wavelet transform and neighborhood features [J]. *Journal of Northwestern Polytechnical university*, 2011, 29(3):454-459.
- [15] 肖进胜,饶天宇,贾茜,等. 基于图切割的拉普拉斯金字塔图像融合算法[J]. *光电子·激光*, 2014(7):1416-1424.
XIAO J S, RAO T Y, JIA X, et al. An image fusion algorithm of laplacian pyramid based on graph cutting [J]. *Journal of Optoelectronics Laser*, 2014(7):1416-1424.
- [16] DO M N, VETTERLI M. The contourlet transform: An efficient directional multiresolution image

- representation [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2005, 14(12):2091-2106.
- [17] KONG W, LEI Y, LEI Y, et al. Fusion technique for grey-scale visible light and infrared images based on non-subsampled contourlet transform and intensity-hue-saturation transform [J]. IET Signal Processing, 2011, 5(1):75-80.
- [18] BHATNAGAR G, JONATHAN W Q M, LIU ZH. Directive contrast based multimodal medical image fusion in NSCT domain [J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2013, 15(5): 1014-1024.
- [19] WANG X CH, WANG Y, SUN H L, et al. Application of a hybrid orthogonal function system on trademark image retrieval [J]. Journal of Advanced Mechanical Design, Systems, and Manufacturing, 2014, 8(7): 1-13.
- [20] PADMA G, VINOD K. CT and MR image fusion scheme in nonsubsamped contourlet transform domain [J]. Journal of Digital Imaging, 2014, 27(3):407-418.
- [21] YANG Y, TONG S, HUANG SH Y, et al. Log-Gabor energy based multimodal medical image fusion in nsct domain [J]. Computational and Mathematical Methods in Medicine, 2014, 835481:1-12.
- [22] 杨勇, 郑文娟, 黄淑英, 等. 人眼视觉感知特性的非下采样 Contourlet 变换域多聚焦图像融合 [J]. 中国图

象图形学报, 2014, 19(3):447-455.

YANG Y, ZHENG W J, HUANG SH Y, et al. Multi-focus image fusion based on human visual perception characteristic in non-subsampled Contourlet transform domain [J]. Journal of Image and Graphics, 2014, 19(3): 447-455.

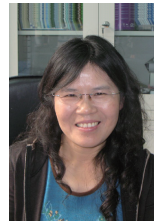
作者简介



王璐 2014 年于北京林业大学获得学士学位, 现为北京林业大学数学系研究生在读, 主要研究方向为图像处理。

E-mail: luer92@163.com

Wang Lu received B. Sc. from Beijing Forestry University in 2014. And she is a M. Sc. candidate in Department of Mathematics of Beijing Forestry University now. The main research direction is image processing.



王小春(通讯作者) 1990 年毕业于浙江大学, 现任北京林业大学教授, 目前主要研究方向为图像处理。

E-mail: wangxiao@bjfu.edu.cn

Wang Xiaochun (Corresponding author) was graduated from Zhejiang University in 1990. And she is associate professor in Beijing Forestry University now. The main research direction is image processing.