



(12)发明专利

(10)授权公告号 CN 107194904 B

(45)授权公告日 2019.07.19

(21)申请号 201710322516.1

CN 104616252 A,2015.05.13,

(22)申请日 2017.05.09

CN 106327459 A,2017.01.11,

(65)同一申请的已公布的文献号

陈震等.基于补偿机制的NSCT域红外与可见光图像融合.《视觉测量与图像处理》.2016,第37卷(第4期),第860-870页.

申请公布号 CN 107194904 A

(43)申请公布日 2017.09.22

Jingjing Wang等.A novel multi-focus image fusion method using PCNN in nonsubsampling contourlet transform domain.《Optik》.2015,第126卷(第20期),第2508-2511页.

(73)专利权人 西北工业大学

地址 710072 陕西省西安市友谊西路127号

专利权人 西安爱生技术集团公司

(72)发明人 王健 张修飞 任萍 院文乐

Anisha Mohammed等.A novel medical image fusion scheme employing sparse representation and dual PCNN in the NSCT domain.《Region 10 Conference (TENCON), 2016 IEEE》.2017,第2147-2151页.

(74)专利代理机构 西北工业大学专利中心

61204

代理人 王鲜凯

(51)Int.Cl.

G06T 5/50(2006.01)

(56)对比文件

CN 103985105 A,2014.08.13,

CN 105551010 A,2016.05.04,

刘帅奇等.基于NSST和高斯混合模型的医学图像融合算法.《视频应用与工程》.2015,第39卷(第23期),第116-121页.

审查员 谢婉婉

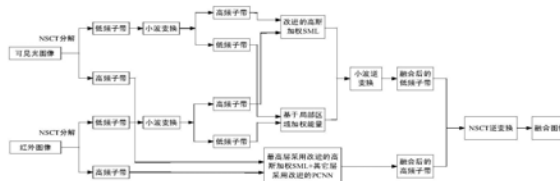
权利要求书4页 说明书13页 附图2页

(54)发明名称

基于增补机制和PCNN的NSCT域图像融合方法

(57)摘要

本发明公开了一种基于增补机制和PCNN的NSCT域图像融合方法,用于解决现有NSCT域图像融合方法存在图像失真现象的技术问题。技术方案是采用增补的小波变换对NSCT分解的低频子带进行融合处理,以便尽可能多的保留图像背景的细节信息;利用改进的高斯加权SML的方法进行融合来增强图像细节;利用边缘梯度信息激励PCNN的方法进行融合来增强图像边缘信息;实验证明本发明方法与现有的图像融合方法相比具有更好的融合效果,在对克服图像的纹理细节缺失、失真不足的同时,目标显著性得到很大的提高,进一步提高了图像质量。



CN 107194904 B

1. 一种基于增补机制和PCNN的NSCT域图像融合方法,其特征在于包括以下步骤:

步骤一、对已配准的待融合图像A和B分别进行NSCT分解,得到各自的NSCT系数 $\{H_{j,k}^A, L^A\}$ 和 $\{H_{j,k}^B, L^B\}$ ;其中 $H_{j,k}^A$ 为A图像第j尺度下第k个方向的NSCT高频子带系数, $L^A$ 为A图像的NSCT低频系数, $H_{j,k}^B$ 为B图像第j尺度下第k个方向的NSCT高频子带系数, $L^B$ 为B图像的NSCT低频系数,j表示NSCT分解尺度, $j=1,2,\dots,J$ ,其中J为最大分解尺度,k表示分解尺度j下的分解方向数,满足 $k=2^j$ ;

步骤二、按融合规则对步骤一得到的图像A和B各自的NSCT系数 $\{H_{j,k}^A, L^A\}$ 和 $\{H_{j,k}^B, L^B\}$ 进行融合,得到融合后的NSCT系数,融合规则为:

a. NSCT低频子带系数融合策略;

对NSCT分解的低频子带进行增补机制的小波变换分解的低频部分采用局部加权区域能量进行融合;计算以像素点(i, j)为中心,大小为 $3 \times 3$ 窗口区域局部加权能量定义如下式:

$$E_L(i, j) = \sum_{x=-1}^1 \sum_{y=-1}^1 \omega_L(x, y) \otimes (S_L(i+x, j+y))^2 \quad (1)$$

$$\omega_L(x, y) = \frac{1}{15} \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 3 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix} \quad (2)$$

式中 $S_L(i, j)$ 表示低频图像点(i, j)的灰度, $\omega_L(x, y)$ 为局部区域窗口, $\otimes$ 表示卷积,L表示待融合图像,步骤一中 $A=VI, B=IR, VI$ 是可见光图像,IR是红外图像;图像中的目标物体在红外图像中的局部邻域能量比其在可见光图像中的局部邻域能量大,低频子带融合规则如下式所示:

$$C_F^{l,k}(i, j) = \begin{cases} C_{IR}^{l,k}(i, j) & E_{IR}^{l,k}(i, j) \geq E_{VI}^{l,k}(i, j), E_{IR}^{l,k}(i, j) > \lambda_1 \\ \omega_1 * C_{IR}^{l,k}(i, j) + (1 - \omega_1) * C_{VI}^{l,k}(i, j) & E_{IR}^{l,k}(i, j) \geq E_{VI}^{l,k}(i, j), E_{IR}^{l,k}(i, j) \leq \lambda_1 \\ C_{VI}^{l,k}(i, j) & E_{IR}^{l,k}(i, j) < E_{VI}^{l,k}(i, j), E_{VI}^{l,k}(i, j) > \lambda_2 \\ \omega_1 * C_{VI}^{l,k}(i, j) + (1 - \omega_1) * C_{IR}^{l,k}(i, j) & E_{IR}^{l,k}(i, j) < E_{VI}^{l,k}(i, j), E_{VI}^{l,k}(i, j) \leq \lambda_2 \end{cases} \quad (3)$$

式中,

$$\omega_1 = \begin{cases} \frac{k1 * E_{IR}^{l,k}(i, j)}{(k1 * E_{IR}^{l,k}(i, j) + E_{VI}^{l,k}(i, j))} & H_{IR}^{l,k}(i, j) > H_{VI}^{l,k}(i, j) \\ \frac{E_{IR}^{l,k}(i, j)}{(E_{IR}^{l,k}(i, j) + k1 * E_{VI}^{l,k}(i, j))} & H_{IR}^{l,k}(i, j) \leq H_{VI}^{l,k}(i, j) \end{cases} \quad (4)$$

$$\begin{cases} \lambda_1 = E_{IR, Aver}^{l,k} + (E_{IR, Max}^{l,k} - E_{IR, Aver}^{l,k}) / k2 \\ \lambda_2 = E_{VI, Aver}^{l,k} \end{cases} \quad (5)$$

$$H_L^{l,k}(i, j) = - \sum_{i=1}^{M-1} p_i \log p_i \quad (6)$$

式中, $C_F^{l,k}(i, j)$ ,  $C_{IR}^{l,k}(i, j)$ ,  $C_{VI}^{l,k}(i, j)$ 分别是第1层第k个方向对应低频子带融合系数、红外图像和可见光图像的低频子带系数, $E_{IR}^{l,k}(i, j)$ ,  $E_{VI}^{l,k}(i, j)$ 分别是第1层第k个方向对应红外图

像和可见光图像的局部区域加权能量,  $E_{IR,Aver}^{l,k}(i,j)$ ,  $E_{VI,Aver}^{l,k}(i,j)$  分别是第1层第k个方向对应红外图像和可见光图像的局部区域加权能量的平均值;  $\omega_1$ 为权重系数,  $H_L^{l,k}(i,j)$ 为图像信息熵,  $M$ 为图像总的灰度级数,  $p_i = m_i/m$ 为图像中像素灰度值为*i*的概率,  $k_1, k_2$ 为图像权重系数, 取 $k_1=5, k_2=1.6$ ;

由于拉普拉斯分量绝对和SML能够反映图像边缘、纹理细节信息并且能表示图像的锐化度和清晰度, 利用改进的高斯加权SML对增补小波变换分解后的三个方向子带系数分别进行融合;

设经过二维小波变换分解后第1层第k个方向的方向子带系数为 $H^{1,k}$ , SML定义如下:

$$SML^{l,k}(i,j) = \sum_{m=-1}^1 \sum_{n=-1}^1 (ML^{l,k}(i+m, j+n))^2 \quad (7)$$

$$ML^{1,k}(i,j) = -H^{1,k}(i-1, j-1) - 4H^{1,k}(i-1, j) - H^{1,k}(i-1, j+1) - 4H^{1,k}(i, j-1) + 20H^{1,k}(i, j) - 4H^{1,k}(i, j+1) - H^{1,k}(i+1, j-1) - 4H^{1,k}(i+1, j) - H^{1,k}(i+1, j+1) \quad (8)$$

式中采用 $3 \times 3$ 窗口, 采用式(7)计算的SML认为窗口内所有点对SML的贡献一致, 无法突出中心的重要性; 采用高斯函数对ML加权求和, 高斯函数满足强调中心像素以及距离中心像素越近的像素权值越大的要求, 归一化后权值之和为1; 高斯函数计算公式如下式所示:

$$\omega(m,n) = e^{-\left(\frac{m^2+n^2}{2\sigma^2}\right)} \quad (9)$$

其中 $\sigma$ 表示方差;

改进的高斯加权SML如下所示:

$$NSML^{l,k}(i,j) = \sum_{m=-1}^1 \sum_{n=-1}^1 \omega(m,n) \otimes (ML^{l,k}(i+m, j+n))^2 \quad (10)$$

其中, 权值函数是按式(9)取值,  $\otimes$ 表示卷积;

引入图像区域锐化度比率, 定义如下:

$$RRS^{VI,IR} = \frac{STD^{VI} / MEAN^{VI}}{STD^{IR} / MEAN^{IR}} \quad (11)$$

其中,

$$MEAN^j = \frac{1}{m \times n} \sum_{x=1}^m \sum_{y=1}^n f_j(x,y) \quad (12)$$

$$STD^j = \sqrt{\frac{1}{m \times n} \sum_{x=1}^m \sum_{y=1}^n (f_j(x,y) - MEAN^j)^2} \quad (13)$$

式中:  $j=VI, IR$ ,  $m \times n$ 表示图像的区域大小,  $RRS^{VI,IR}$ 表示待融合图像VI和IR的区域锐化度比率,  $MEAN^j$ 表示图像的均值,  $STD^j$ 表示图像的方差;

结合不同谱段源图像的方向子带细节信息, 利用加权组合的方式融合方向子带系数; 设源图像的方向子带系数  $H_{VI}^{l,k}$ 、 $H_{IR}^{l,k}$ , 则融合后的系数为  $H_F^{l,k}$  及权值分别如式(14)、式(15)

$$H_F^{l,k} = \begin{cases} w1 * H_{VI}^{l,k} + w2 * H_{IR}^{l,k} & RRS^{VI,IR} > 1 \\ w2 * H_{IR}^{l,k} + w1 * H_{VI}^{l,k} & RRS^{VI,IR} \leq 1 \end{cases} \quad (14)$$

$$w1 = \frac{NSML_{VI}^{l,k}}{NSML_{VI}^{l,k} + NSML_{IR}^{l,k}}, \quad w2 = 1 - w1 \quad (15)$$

b. NSCT高频子带系数融合策略:

对NSCT高频子带最高层融合:

在图像最高层尺度N上采用改进的高斯加权SML;

对NSCT高频子带其它层融合:

对NSCT高频子带其它层采用改进的脉冲神经网络PCNN的图像融合规则; 设改进的PCNN的迭代次数为N, 随着迭代次数的增加, 各PCNN中外外部刺激输入较大的神经元点火次数将会增加; 完成N次迭代后统计各NSCT变换分解子图像每个像素的点火次数, 根据点火次数的大小来选择融合图像系数, 然后经过NSCT逆变换得到融合图像; 而人眼对边缘信息更敏感, 边缘梯度信息能更好地代表图像特征; 边缘梯度信息为

$$S_{i,j} = \sum_{i,j \in D} \{ [C(i,j) - C(i+1,j)]^2 + [C(i,j) - C(i,j+1)]^2 \}^{\frac{1}{2}} \quad (16)$$

式中, D是以位置(i, j)为中心的周围邻域窗为 $3 \times 3$ , 对每个子带以滑动窗口为单位计算边缘梯度系数; C(i, j)是像素经过NSCT变换后对应点(i, j)的系数;

在PCNN中, 其数学表达式如下:

$$F_{ij}(n) = S_{ij} \quad (17)$$

$$L_{ij}(n) = e^{-\alpha_L} L_{ij}(n-1) + V_L \sum_{pq} W_{ij,pq} Y_{ij,pq}(n-1) \quad (18)$$

$$U_{ij}(n) = F_{ij}(n) (1 + \beta L_{ij}(n)) \quad (19)$$

$$\theta_{ij}(n) = e^{-\alpha_\theta} \theta_{ij}(n-1) + V_\theta Y_{ij}(n-1) \quad (20)$$

$$Y_{ij}(n) = \begin{cases} 1 & U_{ij}(n) > \theta_{ij}(n) \\ 0 & U_{ij}(n) \leq \theta_{ij}(n) \end{cases} \quad (21)$$

$$T_{ij} = T_{ij}(n-1) + Y_{ij}(n) \quad (22)$$

式中:  $F_{ij}$ 表示第(i, j)个神经元的反馈输入,  $L_{ij}$ 表示第(i, j)个神经元的连接输入项,  $\beta$ 为突触之间的连接强度,  $\theta_{ij}$ 为第(i, j)个神经元的动态门限阈值,  $U_{ij}$ 为第(i, j)个神经元的内部活动项;  $Y_{ij}$ 为第(i, j)个神经元的脉冲输出,  $T_{ij}$ 为迭代之后第(i, j)个神经元的点火总次数,  $Y_{ij,pq}$ 为第(i, j)个神经元的邻域神经元(p, q)的脉冲输出, n为迭代次数,  $S_{ij}$ 为第(i, j)个神经元的外部输入刺激信号,  $W_{ij,pq}$ 为第(i, j)个神经元的连接矩阵中第p行q列元素,  $\alpha_L$ 、 $\alpha_\theta$ 分别为连接输入衰减系数和阈值衰减系数,  $V_L$ 、 $V_\theta$ 分别为连接幅值和阈值幅值;

由式(17)~(22)得出, 改进型PCNN模型有4个参数 $\beta$ 、 $\alpha_\theta$ 、 $V_\theta$ 、W; 其中W表示的是两个像素间距离平方的倒数, 神经元ij和神经元pq的连接权重为:

$$W_{ij,pq} = \frac{1}{(i-p)^2 + (j-q)^2} \quad (23)$$

改进的PCNN图像融合过程如下:

[1]. 利用NSCT变换对红外和可见光图像进行分解, 得到尺度N以外的其它层带通子带的系数 $C_{IR}^k(i, j)$ 和 $C_{VI}^k(i, j)$ ;

[2]. 用式(16)计算边缘梯度信息, 得到图像系数的边缘梯度信息特征系数 $S_{i,j}^{IR}$ 和 $S_{i,j}^{VI}$ ; 用

$S_{i,j}^{IR}$  和  $S_{i,j}^{VI}$  激励PCNN, 根据式 (17) ~ (22) 流程分别得到点火次数矩阵  $T_{IR}^k(i, j)$  和  $T_{VI}^k(i, j)$ ; 并采取以下融合规则对系数  $C_{IR}^k(i, j)$  和  $C_{VI}^k(i, j)$  进行融合处理;

$$C_F^k(i, j) = \begin{cases} C_{IR}^k(i, j) & T_{IR}^k(i, j) > T_{VI}^k(i, j) \\ C_{VI}^k(i, j) & T_{IR}^k(i, j) < T_{VI}^k(i, j) \end{cases} \quad (24)$$

步骤三、图像重构;

对融合图像的各子带系数进行NSCT逆变换, 得到最终的融合图像。

## 基于增补机制和PCNN的NSCT域图像融合方法

### 技术领域

[0001] 本发明涉及一种NSCT域图像融合方法,特别涉及一种基于增补机制和PCNN的NSCT域图像融合方法。

### 背景技术

[0002] 由于成像机理和技术限制,单一成像传感器获取的图像并不能反映被观测对象的所有特征,因此需要对不同传感器图像中的有用信息进行提取,并融合成一副具备更完整信息,并有助于人类观察和处理的图像。

[0003] 图像融合技术可以综合两种不同类型图像的互补信息,它不是简单地对不同类型图像进行叠加处理,通过融合得到的图像具备两种图像各自的优点,克服了单一传感器在应用环境、使用范围以及特定目标获取上存在的局限性,同时还能够提高图像的空间分辨率和清晰度,便于图像的理解和识别,有效地提高图像数据的利用率。图像融合技术不仅能够去除多传感器图像数据间的冗余信息,减少传输量,减轻观察者的观测压力,还能够获得关于同一场景或目标全面而精确的地理空间信息,因此在军事或民用领域的应用中,图像融合具有非常重要的研究价值。

[0004] 近年来,针对图像的融合,已经有大量的图像融合算法被相继提出,其中基于多尺度分析的图像融合算法从多尺度金字塔变换开始,经由小波变换,Ridgelet变换,Curvelet变换等一系列算法发展,已取得了良好的融合效果。2006年,Minh.N.Do等人提出非下采样轮廓波变换(NonsubSampled Contourlet,NSCT),NSCT是在Contourlet变换的基础上引入非下采样思想,保证了分解过程中的平移不变性,解决了传统算法在图像分解时的信号频谱混叠问题,获得了渐进最优的图像分析结果。在此基础上,国内外学者们相继提出了不少行之有效的新算法,但大多数融合图像纹理细节缺失、失真和目标显著性等问题难点仍然没有得到完全解决。

[0005] 文献“基于补偿机制的NSCT域红外与可见光图像融合,仪器仪表学报,2016,37(4):861-870”公开了一种基于补偿机制的NSCT域红外与可见光图像融合方法,该方法采用NSCT变换对红外与可见光图像分别进行分解,得到低频子带和高频子带,对低频子带进行小波变换,利用合适的融合规则对对小波变换的子带进行融合,将其变换得到的子带重构作为NSCT重构的低频子带,接着将NSCT变换的高频子带的最高层利用绝对值取大方法,其它层利用PCNN方法进行融合,然后将得到的低频子带和高频子带进行NSCT重构获得融合后的图像。文献所述方法得到融合后图像对比度较低,可将光图像的背景细节信息丢失,无法体现源图像的纹理信息,并且融合图像部分区域存在一定的扭曲与失真现象。

### 发明内容

[0006] 为了克服现有NSCT域图像融合方法存在图像失真现象的不足,本发明提供一种基于增补机制和PCNN的NSCT域图像融合方法。该方法采用增补的小波变换对NSCT分解的低频子带进行融合处理,以便尽可能多的保留图像背景的细节信息;利用改进的高斯加权SML的

方法进行融合来增强图像细节;利用边缘梯度信息激励PCNN的方法进行融合来增强图像边缘信息;实验证明本发明方法与现有的图像融合方法相比具有更好的融合效果,在对克服图像的纹理细节缺失、失真不足的同时,目标显著性得到很大的提高,进一步提高了图像质量。

[0007] 本发明解决其技术问题所采用的技术方案:一种基于增补机制和PCNN的NSCT域图像融合方法,其特点是包括以下步骤:

[0008] 步骤一、对已配准的待融合图像A和B分别进行NSCT分解,得到各自的NSCT系数 $\{H_{j,k}^A, L^A\}$ 和 $\{H_{j,k}^B, L^B\}$ ;其中 $H_{j,k}^A$ 为A图像第j尺度下第k个方向的NSCT高频子带系数, $L^A$ 为A图像的NSCT低频系数, $H_{j,k}^B$ 为B图像第j尺度下第k个方向的NSCT高频子带系数, $L^B$ 为B图像的NSCT低频系数,j表示NSCT分解尺度, $j=1,2,\dots,J$ ,其中J为最大分解尺度,k表示分解尺度j下的分解方向数,满足 $k=2^j$ 。

[0009] 步骤二、按融合规则对步骤一得到的图像A和B各自的NSCT系数 $\{H_{j,k}^A, L^A\}$ 和 $\{H_{j,k}^B, L^B\}$ 进行融合,得到融合后的NSCT系数,融合规则为:

[0010] a.NSCT低频子带系数融合策略。

[0011] 对NSCT分解的低频子带进行增补机制的小波变换分解的低频部分采用局部加权区域能量进行融合。计算以像素点(i,j)为中心,大小为 $3 \times 3$ 窗口区域局部加权能量定义如下式:

$$[0012] \quad E_L(i,j) = \sum_{x=-1}^1 \sum_{y=-1}^1 \omega_L(x,y) \otimes (S_L(i+x,j+y))^2 \quad (1)$$

$$[0013] \quad \omega_L(x,y) = \frac{1}{15} \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 3 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix} \quad (2)$$

[0014] 式中 $S_L(i,j)$ 表示低频图像点(i,j)的灰度, $\omega_L(x,y)$ 为局部区域窗口, $\otimes$ 表示卷积,L表示待融合图像,步骤一中 $A=VI, B=IR$ ,VI是可见光图像,IR是红外图像。图像中的目标物体在红外图像中的局部邻域能量比其在可见光图像中的局部邻域能量大,低频子带融合规则如下式所示:

$$[0015] \quad C_F^{l,k}(i,j) = \begin{cases} C_{IR}^{l,k}(i,j) & E_{IR}^{l,k}(i,j) \geq E_{VI}^{l,k}(i,j), E_{IR}^{l,k}(i,j) > \lambda_1 \\ \omega_1 * C_{IR}^{l,k}(i,j) + (1-\omega_1) * C_{VI}^{l,k}(i,j) & E_{IR}^{l,k}(i,j) \geq E_{VI}^{l,k}(i,j), E_{IR}^{l,k}(i,j) \leq \lambda_1 \\ C_{VI}^{l,k}(i,j) & E_{IR}^{l,k}(i,j) < E_{VI}^{l,k}(i,j), E_{VI}^{l,k}(i,j) > \lambda_2 \\ \omega_1 * C_{VI}^{l,k}(i,j) + (1-\omega_1) * C_{IR}^{l,k}(i,j) & E_{IR}^{l,k}(i,j) < E_{VI}^{l,k}(i,j), E_{VI}^{l,k}(i,j) \leq \lambda_2 \end{cases} \quad (3)$$

[0016] 式中,

$$[0017] \quad \omega_1 = \begin{cases} \frac{k1 * E_{IR}^{l,k}(i,j)}{(k1 * E_{IR}^{l,k}(i,j) + E_{VI}^{l,k}(i,j))} & H_{IR}^{l,k}(i,j) > H_{VI}^{l,k}(i,j) \\ \frac{E_{IR}^{l,k}(i,j)}{(E_{IR}^{l,k}(i,j) + k1 * E_{VI}^{l,k}(i,j))} & H_{IR}^{l,k}(i,j) \leq H_{VI}^{l,k}(i,j) \end{cases} \quad (4)$$

$$[0018] \quad \begin{cases} \lambda_1 = E_{IR,Aver}^{l,k} + (E_{IR,Max}^{l,k} - E_{IR,Aver}^{l,k}) / k2 \\ \lambda_2 = E_{VI,Aver}^{l,k} \end{cases} \quad (5)$$

$$[0019] \quad H_L^{l,k}(i, j) = -\sum_{i=1}^{M-1} p_i \log p_i \quad (6)$$

[0020] 式中,  $C_F^{l,k}(i, j)$ ,  $C_{IR}^{l,k}(i, j)$ ,  $C_{VI}^{l,k}(i, j)$  分别是第1层第k个方向对应低频子带融合系数、红外图像和可见光图像的低频子带系数,  $E_{IR}^{l,k}(i, j)$ ,  $E_{VI}^{l,k}(i, j)$  分别是第1层第k个方向对应红外图像和可见光图像的局部区域加权能量,  $E_{IR,Aver}^{l,k}(i, j)$ ,  $E_{VI,Aver}^{l,k}(i, j)$  分别是第1层第k个方向对应红外图像和可见光图像的局部区域加权能量的平均值。  $\omega_1$  为权重系数,  $H_L^{l,k}(i, j)$  为图像信息熵,  $M$  为图像总的灰度级数,  $p_i = m_i/m$  为图像中像素灰度值为  $i$  的概率,  $k_1, k_2$  为图像权重系数, 取  $k_1=5, k_2=1.6$ 。

[0021] 由于拉普拉斯分量绝对和SML能够较好的反映图像边缘、纹理等细节信息并且能表示图像的锐化度和清晰度, 利用改进的高斯加权SML对增补小波变换分解后的三个方向子带系数分别进行融合。

[0022] 设经过二维小波变换分解后第1层第k个方向的方向子带系数为  $H^{1,k}$ , SML定义如下:

$$[0023] \quad SML^{l,k}(i, j) = \sum_{m=-1}^1 \sum_{n=-1}^1 (ML^{l,k}(i+m, j+n))^2 \quad (7)$$

$$[0024] \quad ML^{1,k}(i, j) = -H^{1,k}(i-1, j-1) - 4H^{1,k}(i-1, j) - H^{1,k}(i-1, j+1)$$

$$[0025] \quad -4H^{1,k}(i, j-1) + 20H^{1,k}(i, j) - 4H^{1,k}(i, j+1)$$

$$[0026] \quad -H^{1,k}(i+1, j-1) - 4H^{1,k}(i+1, j) - H^{1,k}(i+1, j+1) \quad (8)$$

[0027] 式中采用  $3 \times 3$  窗口, 采用式 (7) 计算的SML认为窗口内所有点对SML的贡献一致, 无法突出中心的重要性。采用高斯函数对ML加权求和, 高斯函数满足强调中心像素以及距离中心像素越近的像素权值越大的要求, 归一化后权值之和为1。高斯函数计算公式如下式所示:

$$[0028] \quad \omega(m, n) = e^{-\left(\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}\right)} \quad (9)$$

[0029] 其中  $\sigma$  表示方差。

[0030] 改进的高斯加权SML如下所示:

$$[0031] \quad NSML^{l,k}(i, j) = \sum_{m=-1}^1 \sum_{n=-1}^1 \omega(m, n) \otimes (ML^{l,k}(i+m, j+n))^2 \quad (10)$$

[0032] 其中, 权值函数是按式 (9) 取值,  $\otimes$  表示卷积。

[0033] 引入图像区域锐化度比率, 定义如下:

$$[0034] \quad RRS^{VI,IR} = \frac{STD^{VI} / MEAN^{VI}}{STD^{IR} / MEAN^{IR}} \quad (11)$$

[0035] 其中,

$$[0036] \quad MEAN^j = \frac{1}{m \times n} \sum_{a=1}^m \sum_{b=1}^n f_j(x, y) \quad (12)$$

$$[0037] \quad STD^j = \sqrt{\frac{1}{m \times n} (f_j(x, y) - MEAN^j)^2} \quad (13)$$



[0038] 式中： $j=VI, IR$ ,  $m \times n$ 表示图像的区域大小， $RRS^{VI, IR}$ 表示待融合图像VI和IR的区域锐化度比率， $MEAN^j$ 表示图像的均值， $STD^j$ 表示图像的方差。

[0039] 结合不同谱段源图像的方向子带细节信息，利用加权组合的方式融合方向子带系数。设源图像的方向子带系数为  $H_{VI}^{l,k}$ 、 $H_{IR}^{l,k}$ ，则融合后的系数为  $H_F^{l,k}$  及权值分别如式 (14)、式 (15)

$$[0040] \quad H_F^{l,k} = \begin{cases} w1 * H_{VI}^{l,k} + w2 * H_{IR}^{l,k} & RRS^{VI, IR} > 1 \\ w2 * H_{IR}^{l,k} + w1 * H_{VI}^{l,k} & RRS^{VI, IR} \leq 1 \end{cases} \quad (14)$$

$$[0041] \quad w1 = \frac{NSML_{VI}^{l,k}}{NSML_{VI}^{l,k} + NSML_{IR}^{l,k}}, \quad w2 = 1 - w1 \quad (15)$$

[0042] b.NSCT高频子带系数融合策略。

[0043] 对NSCT高频子带最高层融合：

[0044] 在图像最高层尺度N上采用改进的高斯加权SML。

[0045] 对NSCT高频子带其它层融合：

[0046] 对NSCT高频子带其它层采用改进的脉冲神经网络PCNN的图像融合规则。设改进的PCNN的迭代次数为N，随着迭代次数的增加，各PCNN中外部刺激输入较大的神经元点火次数将会明显增加。完成N次迭代后统计各NSCT变换分解子图像每个像素的点火次数，根据点火次数的大小来选择融合图像系数，然后经过NSCT逆变换得到融合图像。而人眼对边缘信息更敏感，边缘梯度信息能更好地代表图像特征。边缘梯度信息为

$$[0047] \quad S_{i,j} = \sum_{i,j \in D} \{ [C(i,j) - C(i+1,j)]^2 + [C(i,j) - C(i,j+1)]^2 \}^{\frac{1}{2}} \quad (16)$$

[0048] 式中，D是以位置  $(i, j)$  为中心的周围邻域窗为  $3 \times 3$ ，对每个子带以滑动窗口为单位计算边缘梯度系数。 $C(i, j)$  是像素经过NSCT变换后对应点  $(i, j)$  的系数。

[0049] 在PCNN中，其数学表达式如下：

$$[0050] \quad F_{ij}(n) = S_{ij} \quad (17)$$

$$[0051] \quad L_{ij}(n) = e^{-\alpha_L} L_{ij}(n-1) + V_L \sum_{pq} W_{ij,pq} Y_{ij,pq}(n-1) \quad (18)$$

$$[0052] \quad U_{ij}(n) = F_{ij}(n) (1 + \beta L_{ij}(n)) \quad (19)$$

$$[0053] \quad \theta_{ij}(n) = e^{-\alpha_\theta} \theta_{ij}(n-1) + V_\theta Y_{ij}(n-1) \quad (20)$$

$$[0054] \quad Y_{ij}(n) = \begin{cases} 1 & U_{ij}(n) > \theta_{ij}(n) \\ 0 & U_{ij}(n) \leq \theta_{ij}(n) \end{cases} \quad (21)$$

$$[0055] \quad T_{ij} = T_{ij}(n-1) + Y_{ij}(n) \quad (22)$$

[0056] 式中： $F_{ij}$ 表示第  $(i, j)$  个神经元的反馈输入， $L_{ij}$ 表示第  $(i, j)$  个神经元的连接输入项， $\beta$ 为突触之间的连接强度， $\theta_{ij}$ 为第  $(i, j)$  个神经元的动态门限阈值， $U_{ij}$ 为第  $(i, j)$  个神经元的内部活动项。 $Y_{ij}$ 为第  $(i, j)$  个神经元的脉冲输出， $T_{ij}$ 为迭代之后第  $(i, j)$  个神经元的点火总次数， $Y_{ij,pq}$ 为第  $(i, j)$  个神经元的邻域神经元  $(p, q)$  的脉冲输出， $n$ 为迭代次数， $S_{ij}$ 为第  $(i, j)$  个神经元的外部输入刺激信号， $W_{ij,pq}$ 为第  $(i, j)$  个神经元的连接矩阵中第  $p$  行  $q$  列元素， $\alpha_L$ 、 $\alpha_\theta$ 分别为连接输入衰减系数和阈值衰减系数， $V_L$ 、 $V_\theta$ 分别为连接幅值和阈值幅值。

[0057] 由式 (17) ~ (22) 得出，改进型PCNN模型有4个参数  $\beta$ 、 $\alpha_\theta$ 、 $V_\theta$ 、 $W$ 。其中  $W$  表示的是两个

像素间距离平方的倒数,神经元*i j*和神经元*pq*的连接权重为:

$$[0058] \quad W_{ij,pq} = \frac{1}{(i-p)^2 + (j-q)^2} \quad (23)$$

[0059] 改进的PCNN图像融合过程如下:

[0060] [1].利用NSCT变换对红外和可见光图像进行分解,得到尺度*N*以外的其它层带通子带的系数 $C_{IR}^k(i, j)$ 和 $C_{VI}^k(i, j)$ 。

[0061] [2].用式(16)计算边缘梯度信息,得到图像系数的边缘梯度信息特征系数 $S_{i,j}^{IR}$ 和 $S_{i,j}^{VI}$ 。用 $S_{i,j}^{IR}$ 和 $S_{i,j}^{VI}$ 激励PCNN,根据式(17)~(22)流程分别得到点火次数矩阵 $T_{IR}^k(i, j)$ 和 $T_{VI}^k(i, j)$ 。并采取以下融合规则对系数 $C_{IR}^k(i, j)$ 和 $C_{VI}^k(i, j)$ 进行融合处理。

$$[0062] \quad C_F^k(i, j) = \begin{cases} C_{IR}^k(i, j) & T_{IR}^k(i, j) > T_{VI}^k(i, j) \\ C_{VI}^k(i, j) & T_{IR}^k(i, j) < T_{VI}^k(i, j) \end{cases} \quad (24)$$

[0063] 步骤三、图像重构。

[0064] 对融合图像的各子带系数进行NSCT逆变换,得到最终的融合图像。

[0065] 本发明的有益效果是:该方法采用增补的小波变换对NSCT分解的低频子带进行融合处理,以便尽可能多的保留图像背景的细节信息;利用改进的高斯加权SML的方法进行融合来增强图像细节;利用边缘梯度信息激励PCNN的方法进行融合来增强图像边缘信息;实验证明本发明方法与现有的图像融合方法相比具有更好的融合效果,在对克服图像的纹理细节缺失、失真不足的同时,目标显著性得到很大的提高,进一步提高了图像质量。

[0066] 下面结合附图和具体实施方式对本发明作详细说明。

## 附图说明

[0067] 图1是本发明基于增补机制和PCNN的NSCT域图像融合方法的流程图。

[0068] 图2是本发明方法构建的PCNN神经元模型图。

[0069] 图3是本发明方法实施例中实验图像数据集图。

[0070] 图4是红外光与可见光图像集融合后图像的对比图。

## 具体实施方式

[0071] 参照图1-4。本发明基于增补机制和PCNN的NSCT域图像融合方法具体步骤如下:

[0072] 用于实施的硬件环境是:实验环境为CPU Intel Core i5-5200U@2.20GHz,内存为4GB,采用MATLAB R2014a编程。本发明采用“UN Camp”图像集(320×240)、“Octec”图像集(640×480)、“Quad”图像集(256×256)和“Seascape”图像集(256×256)4组红外与可见光图像集。

[0073] 步骤一:对已配准的待融合图像A和B分别进行NSCT分解,得到各自的NSCT系数 $\{H_{j,k}^A, L^A\}$ 和 $\{H_{j,k}^B, L^B\}$ ;其中 $H_{j,k}^A$ 为A图像第*j*尺度下第*k*个方向的NSCT高频子带系数, $L^A$ 为A图像的NSCT低频系数, $H_{j,k}^B$ 为B图像第*j*尺度下第*k*个方向的NSCT高频子带系数, $L^B$ 为B图像的NSCT低频系数,所述的*j*表示NSCT分解尺度, $j=1, 2, \dots, J$ ,*J*为最大分解尺度,*k*表示分解尺度*j*下的分解方向数,满足 $k=2^j$ 。

[0074] 步骤二:按融合规则对步骤1得到的图像A和B各自的NSCT系数 $\{H_{j,k}^A, L^A\}$ 和 $\{H_{j,k}^B, L^B\}$ 进行融合,得到融合后的NSCT系数。

[0075] 融合规则为:

[0076] a.NSCT低频子带系数融合策略。

[0077] 图像经NSCT分解后得到的低频子带是源图像的近似描述,包含了图像中的大部分能力特征。本发明采用基于增补小波的NSCT低频融合规则,在一定程度上能更好的表征图像的边缘纹理等细节信息。

[0078] 对NSCT分解的低频子带进行增补机制的小波变换分解,得到1个低频子带和3个方向子带。对低频子带采用局部加权区域能量进行融合,对3个方向子带分别采用改进的高斯加权SML对三个方向子带系数进行融合,然后进行小波重构得到用于NSCT重构的低频子带。

[0079] 对增补机制的小波变换分解的低频部分采用局部加权区域能量进行融合。计算以像素点 $(i, j)$ 为中心,大小为 $3 \times 3$ 窗口区域局部加权能量定义如下式(1):

$$[0080] \quad E_L(i, j) = \sum_{x=-1}^1 \sum_{y=-1}^1 \omega_L(x, y) \otimes (S_L(i+x, j+y))^2 \quad (1)$$

$$[0081] \quad \omega_L(x, y) = \frac{1}{15} \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 3 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix} \quad (2)$$

[0082] 式中 $S_L(i, j)$ 表示低频图像点 $(i, j)$ 的灰度, $\omega_L(x, y)$ 为局部区域窗口,“ $\otimes$ ”表示卷积, $L$ 表示待融合图像,以红外和可见光为例,步骤1中 $A=VI, B=IR, VI$ 是可见光图像, $IR$ 是红外图像。由于图像中的目标物体在红外图像中的局部邻域能量比其在可见光图像中的局部邻域能量大,因此为了更好地突显出红外图像中的目标物体与可见光图像中的背景信息,本发明的低频子带融合规则如下式所示:

$$[0083] \quad C_F^{l,k}(i, j) = \begin{cases} C_{IR}^{l,k}(i, j) & E_{IR}^{l,k}(i, j) \geq E_{VI}^{l,k}(i, j), E_{IR}^{l,k}(i, j) > \lambda_1 \\ \omega_1 * C_{IR}^{l,k}(i, j) + (1 - \omega_1) * C_{VI}^{l,k}(i, j) & E_{IR}^{l,k}(i, j) \geq E_{VI}^{l,k}(i, j), E_{IR}^{l,k}(i, j) \leq \lambda_1 \\ C_{VI}^{l,k}(i, j) & E_{IR}^{l,k}(i, j) < E_{VI}^{l,k}(i, j), E_{IR}^{l,k}(i, j) > \lambda_2 \\ \omega_1 * C_{VI}^{l,k}(i, j) + (1 - \omega_1) * C_{IR}^{l,k}(i, j) & E_{IR}^{l,k}(i, j) < E_{VI}^{l,k}(i, j), E_{IR}^{l,k}(i, j) \leq \lambda_2 \end{cases} \quad (3)$$

[0084] 式中:

$$[0085] \quad \omega_1 = \begin{cases} \frac{k1 * E_{IR}^{l,k}(i, j)}{(k1 * E_{IR}^{l,k}(i, j) + E_{VI}^{l,k}(i, j))} & H_{IR}^{l,k}(i, j) > H_{VI}^{l,k}(i, j) \\ \frac{E_{IR}^{l,k}(i, j)}{(E_{IR}^{l,k}(i, j) + k1 * E_{VI}^{l,k}(i, j))} & H_{IR}^{l,k}(i, j) \leq H_{VI}^{l,k}(i, j) \end{cases} \quad (4)$$

$$[0086] \quad \begin{cases} \lambda_1 = E_{IR, Aver}^{l,k} + (E_{IR, Max}^{l,k} - E_{IR, Aver}^{l,k}) / k2 \\ \lambda_2 = E_{VI, Aver}^{l,k} \end{cases} \quad (5)$$

$$[0087] \quad H_L^{l,k}(i, j) = - \sum_{i=1}^{M-1} p_i \log p_i \quad (6)$$

[0088] 式中: $C_F^{l,k}(i, j)$ ,  $C_{IR}^{l,k}(i, j)$ ,  $C_{VI}^{l,k}(i, j)$ 分别是第1层第k个方向对应低频子带融合系数、红外图像和可见光图像的低频子带系数, $E_{IR}^{l,k}(i, j)$ ,  $E_{VI}^{l,k}(i, j)$ 分别是第1层第k个方向对应红

外图像和可见光图像的局部区域加权能量,  $E_{IR,Aver}^{l,k}(i,j)$ ,  $E_{VI,Aver}^{l,k}(i,j)$  分别是第1层第k个方向对应红外图像和可见光图像的局部区域加权能量的平均值。 $\omega_1$ 为权重系数,  $H_L^{l,k}(i,j)$ 为图像信息熵,  $M$ 为图像总的灰度级数,  $p_i = m_i/m$ 为图像中像素灰度值为*i*的概率,  $k_1, k_2$ 为图像权重系数, 为了突出融合后图像的质量效果, 本发明中  $k_1 = 5, k_2 = 1.6$ 。经过二维小波变换分解后的三个方向子带系数表示源图像的细节信息。

[0089] 由于拉普拉斯分量绝对和SML能够较好的反映图像边缘、纹理等细节信息并且能表示图像的锐化度和清晰度, 本发明采用改进的高斯加权SML对三个方向子带系数分别进行融合。

[0090] 设经过二维小波变换分解后第1层第k个方向的方向子带系数为  $H^{l,k}$ , SML定义如下

$$[0091] \quad SML^{l,k}(i,j) = \sum_{m=-1}^1 \sum_{n=-1}^1 (ML^{l,k}(i+m,j+n))^2 \quad (7)$$

$$[0092] \quad \begin{aligned} ML^{l,k}(i,j) = & -H^{l,k}(i-1,j-1) - 4H^{l,k}(i-1,j) - H^{l,k}(i-1,j+1) \\ & - 4H^{l,k}(i,j-1) + 20H^{l,k}(i,j) - 4H^{l,k}(i,j+1) \\ & - H^{l,k}(i+1,j-1) - 4H^{l,k}(i+1,j) - H^{l,k}(i+1,j+1) \end{aligned} \quad (8)$$

[0093] 采用  $3 \times 3$  窗口, 采用式 (7) 计算的SML认为窗口内所有点对SML的贡献一致, 无法突出中心的重要性。本发明采用高斯函数对ML加权求和, 高斯函数满足强调中心像素以及距离中心像素越近的像素权值越大的要求, 归一化后权值之和为1。高斯函数计算公式如下式所示:

$$[0094] \quad \omega(m,n) = e^{-\left(\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}\right)} \quad (9)$$

[0095] 其中  $\sigma$  表示方差。

[0096] 改进的高斯加权SML如下所示:

$$[0097] \quad NSML^{l,k}(i,j) = \sum_{m=-1}^1 \sum_{n=-1}^1 \omega(m,n) \otimes (ML^{l,k}(i+m,j+n))^2 \quad (10)$$

[0098] 其中, 权值函数是按式 (9) 取值, “ $\otimes$ ”表示卷积。

[0099] 为了尽可能多的突出图像的细节信息和图像的清晰度, 使融合后图像的质量效果达到最佳, 本发明引入图像区域锐化度比率, 定义如下:

$$[0100] \quad RRS^{VI,IR} = \frac{STD^{VI} / MEAN^{VI}}{STD^{IR} / MEAN^{IR}} \quad (11)$$

[0101] 其中:

$$[0102] \quad MEAN^j = \frac{1}{m \times n} \sum_{a=1}^m \sum_{b=1}^n f_j(x,y) \quad (12)$$

$$[0103] \quad STD^j = \sqrt{\frac{1}{m \times n} (f_j(x,y) - MEAN^j)^2} \quad (13)$$

[0104] 式中:  $j = VI, IR$ ,  $m \times n$  表示图像的区域大小,  $RRS^{VI,IR}$  表示待融合图像VI和IR的区域锐化度比率,  $MEAN^j$  表示图像的均值,  $STD^j$  表示图像的方差。

[0105] 结合不同谱段源图像的方向子带细节信息, 本发明采用加权组合的方式融合方向子带系数。设源图像的方向子带系数为  $H_{VI}^{l,k}$ 、 $H_{IR}^{l,k}$ , 则融合后的系数为  $H_F^{l,k}$  及权值分别如式

(14)、(15)

$$[0106] \quad H_F^{l,k} = \begin{cases} w1 * H_{VT}^{l,k} + w2 * H_{IR}^{l,k} & RRS^{VT,IR} > 1 \\ w2 * H_{IR}^{l,k} + w1 * H_{VT}^{l,k} & RRS^{VT,IR} \leq 1 \end{cases} \quad (14)$$

$$[0107] \quad w1 = \frac{NSML_{VT}^{l,k}}{NSML_{VT}^{l,k} + NSML_{IR}^{l,k}}, \quad w2 = 1 - w1 \quad (15)$$

[0108] b.NSCT高频子带系数融合策略

[0109] 在NSCT分解所得的高频子带中,高频系数的值表示图像细节的变化情况,直接反映图像中边缘信息和纹理细节分布。为了更好的反映图像边缘、纹理等细节信息表示的图像锐化度和清晰度,对NSCT分解所得的高频子带分为其它层和最高层融合。

[0110] 对NSCT高频子带最高层融合。

[0111] 在图像最高层尺度N上采用改进的高斯加权SML,这种方法与低频部分的小波变换分解的三个方向子带的融合方法相同,这里不再叙述。

[0112] 对NSCT高频子带其它层融合

[0113] 为了更好的提取待融合图像的细节等信息,提高融合图像的质量,本发明在除最高层N以外的其它层带通子带,采用改进的脉冲神经网络PCNN的图像融合规则。在改进的PCNN图像融合算法中,点火次数较大的神经元所对应的像素点对应于图像中的显著特征,因而可以根据神经元的点火次数来选择融合图像的NSCT系数。设PCNN的迭代次数为N,随着迭代次数的增加,各PCNN中外部刺激输入较大的神经元点火次数将会明显增加。完成N次迭代后统计各NSCT变换分解子图像每个像素的点火次数,根据点火次数的大小来选择融合图像系数,然后经过NSCT逆变换得到融合图像。而人眼对边缘信息更敏感,边缘梯度信息能更好地代表图像特征。边缘梯度信息为

$$[0114] \quad S_{i,j} = \sum_{i,j \in D} \{ [C(i,j) - C(i+1,j)]^2 + [C(i,j) - C(i,j+1)]^2 \}^{\frac{1}{2}} \quad (16)$$

[0115] 式中,D是以位置(i,j)为中心的周围邻域窗为 $3 \times 3$ ,对每个子带以滑动窗口为单位计算边缘梯度系数。 $C(i,j)$ 是像素经过NSCT变换后对应点(i,j)的系数。

[0116] 在PCNN中,每个神经元均由接收部分、调制部分和脉冲产生部分3个部分组成,其数学表达式如下:

$$[0117] \quad F_{ij}(n) = S_{ij} \quad (17)$$

$$[0118] \quad L_{ij}(n) = e^{-\alpha_L} L_{ij}(n-1) + V_L \sum_{pq} W_{ij,pq} Y_{ij,pq}(n-1) \quad (18)$$

$$[0119] \quad U_{ij}(n) = F_{ij}(n) (1 + \beta L_{ij}(n)) \quad (19)$$

$$[0120] \quad \theta_{ij}(n) = e^{-\alpha_\theta} \theta_{ij}(n-1) + V_\theta Y_{ij}(n-1) \quad (20)$$

$$[0121] \quad Y_{ij}(n) = \begin{cases} 1 & U_{ij}(n) > \theta_{ij}(n) \\ 0 & U_{ij}(n) \leq \theta_{ij}(n) \end{cases} \quad (21)$$

$$[0122] \quad T_{ij} = T_{ij}(n-1) + Y_{ij}(n) \quad (22)$$

[0123] 式中: $F_{ij}$ 表示第(i,j)个神经元的反馈输入, $L_{ij}$ 表示第(i,j)个神经元的连接输入项, $\beta$ 为突触之间的连接强度, $\theta_{ij}$ 为第(i,j)个神经元的动态门限阈值, $U_{ij}$ 为第(i,j)个神经元的内部活动项。 $Y_{ij}$ 为第(i,j)个神经元的脉冲输出, $T_{ij}$ 为迭代之后第(i,j)个神经元的点

火总次数,  $Y_{i,j,pq}$  为第  $(i, j)$  个神经元的邻域神经元  $(p, q)$  的脉冲输出,  $n$  为迭代次数,  $S_{ij}$  为第  $(i, j)$  个神经元的外部输入刺激信号,  $W_{ij,pq}$  为第  $(i, j)$  个神经元的连接矩阵中第  $p$  行  $q$  列元素,  $\alpha_L, \alpha_0$  分别为连接输入衰减系数和阈值衰减系数,  $V_L, V_0$  分别为连接幅值和阈值幅值。

[0124] 由式 (17) ~ (22) 可以看出, 改进型 PCNN 模型主要由 4 个参数  $\beta, \alpha_0, V_0, W$ 。其中  $W$  表示的是两个像素间距离平方的倒数, 神经元  $i, j$  和神经元  $p, q$  的连接权重为:

$$[0125] \quad W_{ij,pq} = \frac{1}{(i-p)^2 + (j-q)^2} \quad (23)$$

[0126] 改进的 PCNN 图像融合过程如下:

[0127] [1]. 利用 NSCT 变换对红外和可见光图像进行分解, 得到尺度  $N$  以外的其它  $N-1$  层带通子带的系数  $C_{IR}^k(i, j)$  和  $C_{VI}^k(i, j)$ 。

[0128] [2]. 用式 (16) 计算边缘梯度信息, 得到图像系数的边缘梯度信息特征系数  $S_{i,j}^{IR}$  和  $S_{i,j}^{VI}$ 。用  $S_{i,j}^{IR}$  和  $S_{i,j}^{VI}$  激励 PCNN, 根据式 (17) ~ (22) 流程分别得到点火次数矩阵  $T_{IR}^k(i, j)$  和  $T_{VI}^k(i, j)$ 。并采取以下融合规则对系数  $C_{IR}^k(i, j)$  和  $C_{VI}^k(i, j)$  进行融合处理。

$$[0129] \quad C_F^k(i, j) = \begin{cases} C_{IR}^k(i, j) & T_{IR}^k(i, j) > T_{VI}^k(i, j) \\ C_{VI}^k(i, j) & T_{IR}^k(i, j) < T_{VI}^k(i, j) \end{cases} \quad (24)$$

[0130] 步骤三: 图像重构。

[0131] 对融合图像的各子带系数进行 NSCT 逆变换从而得到最终的融合图像。

[0132] 下面结合附图 3 和附图 4 对本发明的效果作进一步的描述。

[0133] 附图 3 是 4 组红外与可见光图像集。其中附图 3 (a) 是“UN Camp”图像集 ( $320 \times 240$ ), 附图 3 (b) 是“Octec”图像集 ( $640 \times 480$ ), 附图 3 (c) 是“Quad”图像集 ( $256 \times 256$ ), 附图 3 (d) 是“Seascape”图像集 ( $256 \times 256$ )。

[0134] 1. 实验条件。

[0135] 实验环境为 CPU Intel Core i5-5200U@2.20GHz, 内存为 4GB, 采用 MATLAB R2014a 编程。本发明采用“UN Camp”图像集 ( $320 \times 240$ )、 “Octec”图像集 ( $640 \times 480$ )、 “Quad”图像集 ( $256 \times 256$ ) 和“Seascape”图像集 ( $256 \times 256$ ) 4 组红外与可见光图像集。

[0136] 2. 实验内容。

[0137] 附图 4 是 4 组红外与可见光图像集融合后图像的对比图。

[0138] 实验 1, 用本发明的方法和现有的四种融合方法对附图 3 中 4 组红外与可见光图像集进行融合实验, 附图 4 (a) 融合结果从左及右依次是, 文章《一种基于小波变换的图像融合算法》, 电子学报, 2004, 32 (5) : 750-753. 文章《Image fusion based on a new contourlet packet》, Information Fusion, 2010, 11 (2) : 78-84. 文章《High-quality fusion for visible and infrared images based on the double NSCT》, IEEE 7th International Congress on Image and Signal Processing, 2014: 223-227. 文章《基于补偿机制的 NSCT 域红外与可见光图像融合》, 仪器仪表学报, 2016, 37 (4) : 861-870. 和本发明的图像融合结果图。

[0139] 从附图 4 (a) 可得, 本发明的融合方法与现有的四种融合方法相比, 在灰度范围和整体亮度上与源图像较为匹配, 视觉效果更高, 目标和场景更清晰。文章《一种基于小波变换的图像融合算法》, 电子学报, 2004, 32 (5) : 750-753、文章《Image fusion based on a

new contourlet packet》,Information Fusion,2010,11(2):78-84、文章《High-quality fusion for visible and infrared images based on the double NSCT》,IEEE 7th International Congress on Image and Signal Processing,2014:223-227和文章《基于补偿机制的NSCT域红外与可见光图像融合》,仪器仪表学报,2016,37(4):861-870.的融合方法的融合结果和本发明方法相比对比度较低,可将光图像的背景细节信息丢失,无法体现源图像的纹理信息,并且融合图像部分区域存在一定的扭曲与失真现象。

[0140] 实验2,用本发明的方法和现有的四种融合方法对附图3中4组红外与可见光图像集进行融合实验,附图4(b)融合结果从左及右依次是,文章《一种基于小波变换的图像融合算法》,电子学报,2004,32(5):750-753.文章《Image fusion based on a new contourlet packet》,Information Fusion,2010,11(2):78-84.文章《High-quality fusion for visible and infrared images based on the double NSCT》,IEEE 7th International Congress on Image and Signal Processing,2014:223-227.文章《基于补偿机制的NSCT域红外与可见光图像融合》,仪器仪表学报,2016,37(4):861-870.和本发明的图像融合结果图。

[0141] 从附图4(b)可得,本发明的融合方法与现有的四种融合方法相比,在灰度范围和整体亮度上与源图像较为匹配,视觉效果更高,目标和场景更清晰。文章《一种基于小波变换的图像融合算法》,电子学报,2004,32(5):750-753、文章《Image fusion based on a new contourlet packet》,Information Fusion,2010,11(2):78-84、文章《High-quality fusion for visible and infrared images based on the double NSCT》,IEEE 7th International Congress on Image and Signal Processing,2014:223-227和文章《基于补偿机制的NSCT域红外与可见光图像融合》,仪器仪表学报,2016,37(4):861-870.的融合方法的融合结果和本发明方法相比对比度较低,可将光图像的背景细节信息丢失,无法体现源图像的纹理信息,并且融合图像部分区域存在一定的扭曲与失真现象。

[0142] 实验3,用本发明的方法和现有的四种融合方法对附图3中4组红外与可见光图像集进行融合实验,附图4(c)融合结果从左及右依次是,文章《一种基于小波变换的图像融合算法》,电子学报,2004,32(5):750-753.文章《Image fusion based on a new contourlet packet》,Information Fusion,2010,11(2):78-84.文章《High-quality fusion for visible and infrared images based on the double NSCT》,IEEE 7th International Congress on Image and Signal Processing,2014:223-227.文章《基于补偿机制的NSCT域红外与可见光图像融合》,仪器仪表学报,2016,37(4):861-870.和本发明的图像融合结果图。

[0143] 从附图4(c)可得,本发明的融合方法与现有的四种融合方法相比,在灰度范围和整体亮度上与源图像较为匹配,视觉效果更高,目标和场景更清晰。文章《一种基于小波变换的图像融合算法》,电子学报,2004,32(5):750-753、文章《Image fusion based on a new contourlet packet》,Information Fusion,2010,11(2):78-84、文章《High-quality fusion for visible and infrared images based on the double NSCT》,IEEE 7th International Congress on Image and Signal Processing,2014:223-227和文章《基于补偿机制的NSCT域红外与可见光图像融合》,仪器仪表学报,2016,37(4):861-870.的融合方法的融合结果和本发明方法相比对比度较低,可将光图像的背景细节信息丢失,无法体

现源图像的纹理信息,并且融合图像部分区域存在一定的扭曲与失真现象。

[0144] 实验4,用本发明的方法和现有的四种融合方法对附图3中4组红外与可见光图像集进行融合实验,附图4(d)融合结果从左及右依次是,文章《一种基于小波变换的图像融合算法》,电子学报,2004,32(5):750-753.文章《Image fusion based on a new contourlet packet》,Information Fusion,2010,11(2):78-84.文章《High-quality fusion for visible and infrared images based on the double NSCT》,IEEE 7th International Congress on Image and Signal Processing,2014:223-227.文章《基于补偿机制的NSCT域红外与可见光图像融合》,仪器仪表学报,2016,37(4):861-870.和本发明的图像融合结果图。

[0145] 从附图4(d)可得,本发明的融合方法与现有的四种融合方法相比,在灰度范围和整体亮度上与源图像较为匹配,视觉效果更高,目标和场景更清晰。文章《一种基于小波变换的图像融合算法》,电子学报,2004,32(5):750-753、文章《Image fusion based on a new contourlet packet》,Information Fusion,2010,11(2):78-84、文章《High-quality fusion for visible and infrared images based on the double NSCT》,IEEE 7th International Congress on Image and Signal Processing,2014:223-227和文章《基于补偿机制的NSCT域红外与可见光图像融合》,仪器仪表学报,2016,37(4):861-870.的融合方法的融合结果和本发明方法相比对比度较低,可将光图像的背景细节信息丢失,无法体现源图像的纹理信息,并且融合图像部分区域存在一定的扭曲与失真现象。

[0146] 将本发明的融合方法与文章1《一种基于小波变换的图像融合算法》,电子学报,2004,32(5):750-753.文章2《Image fusion based on a new contourlet packet》,Information Fusion,2010,11(2):78-84.文章3《High-quality fusion for visible and infrared images based on the double NSCT》,IEEE 7th International Congress on Image and Signal Processing,2014:223-227.文章4《基于补偿机制的NSCT域红外与可见光图像融合》,仪器仪表学报,2016,37(4):861-870.的融合方法在4种图像质量评价指标上进行比较,来客观评价本发明的效果。5种融合方法的融合客观评价指标如下表:

[0147] 表1“UN Camp”图像集融合质量评价指标对比

[0148]

方法\指标	IE	SSIM	SD	PSNR
文章 1 方法	6.7124	0.57075	29.6415	30.91465
文章 2 方法	6.7723	0.54870	30.2402	30.95385
文章 3 方法	6.6334	0.59210	29.3095	29.76240
文章 4 方法	6.7523	0.60000	32.3459	29.86830
本发明方法	6.7847	0.60875	32.7962	30.96215

[0149] 表2“Octec”图像集融合质量评价指标对比



[0150]

方法\指标	IE	SSIM	SD	PSNR
文章 1 方法	6.3393	0.63105	38.6793	33.3000
文章 2 方法	6.9390	0.58870	39.1933	31.6100
文章 3 方法	6.4639	0.63105	28.6353	29.7624
文章 4 方法	6.7803	0.60580	42.7898	32.2121
本发明方法	6.9876	0.64354	48.1671	33.6556

[0151] 表3“Quad”图像集融合质量评价指标对比

[0152]

方法\指标	IE	SSIM	SD	PSNR
文章 1 方法	7.3006	0.51205	43.4704	33.04795
文章 2 方法	7.3600	0.53210	44.2147	32.78915
文章 3 方法	7.2007	0.54460	38.9376	30.7364
文章 4 方法	7.4643	0.48695	57.6463	33.69355
本发明方法	7.4832	0.54685	58.6913	33.7691

[0154] 表4“Seascape”图像集融合质量评价指标对比

[0155]

方法\指标	IE	SSIM	SD	PSNR
文章 1 方法	5.7055	0.68470	19.0661	32.50140
文章 2 方法	5.8423	0.67205	19.3822	32.48375
文章 3 方法	5.5662	0.70080	14.6253	30.43295
文章 4 方法	5.8614	0.65270	23.6026	31.4089
本发明方法	5.8758	0.70995	25.5163	32.93745

[0156] IE表示信息熵,IE最大,表明本发明方法融合结果所包含的信息量最丰富;SSIM表示信息结构相似度,SSIM最大,表明本发明方法融合图像与源图像的相似程度最大,所包含源图像的纹理等细节信息最丰富;SD表示标准差,SD最大,则融合图像灰度分布离散程度最大,对比度更高,且视觉效果更好;PSNR表示峰值信噪比,PSNR最大,反映了融合图像失真程度最小,更加可以凸显红外目标,保留源图像的更多纹理细节信息。

[0157] 由以上表1~4分析可得,本发明方法融合图像对比度高,目标信息突出,边缘纹理等细节信息更丰富,从主客观评价看,具有更好的融合性能,融合图像质量达到最佳,符合人眼视觉效果,表明了本发明所提方法的有效性。

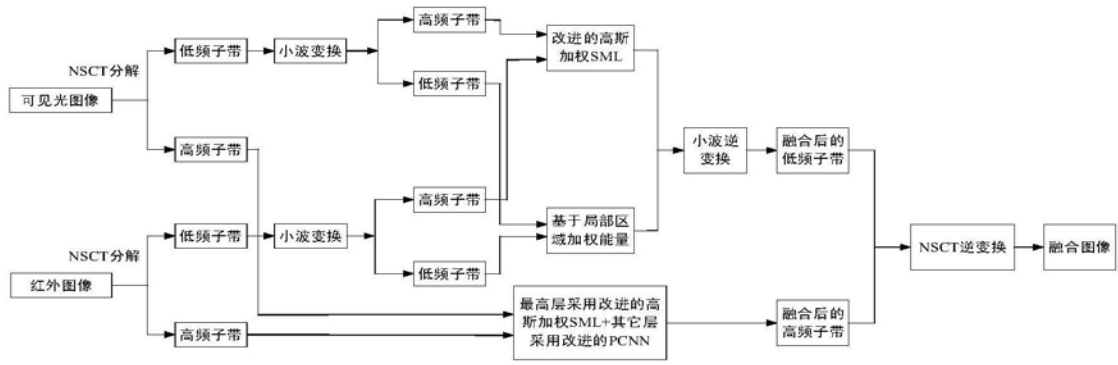


图1

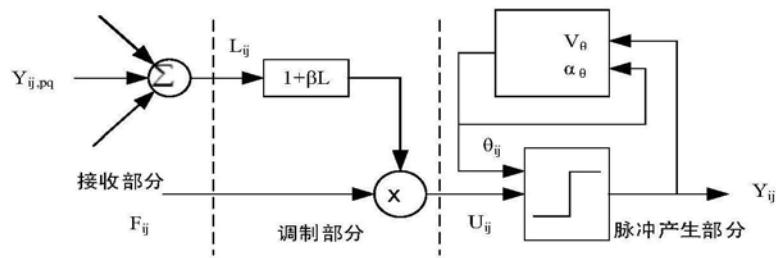


图2

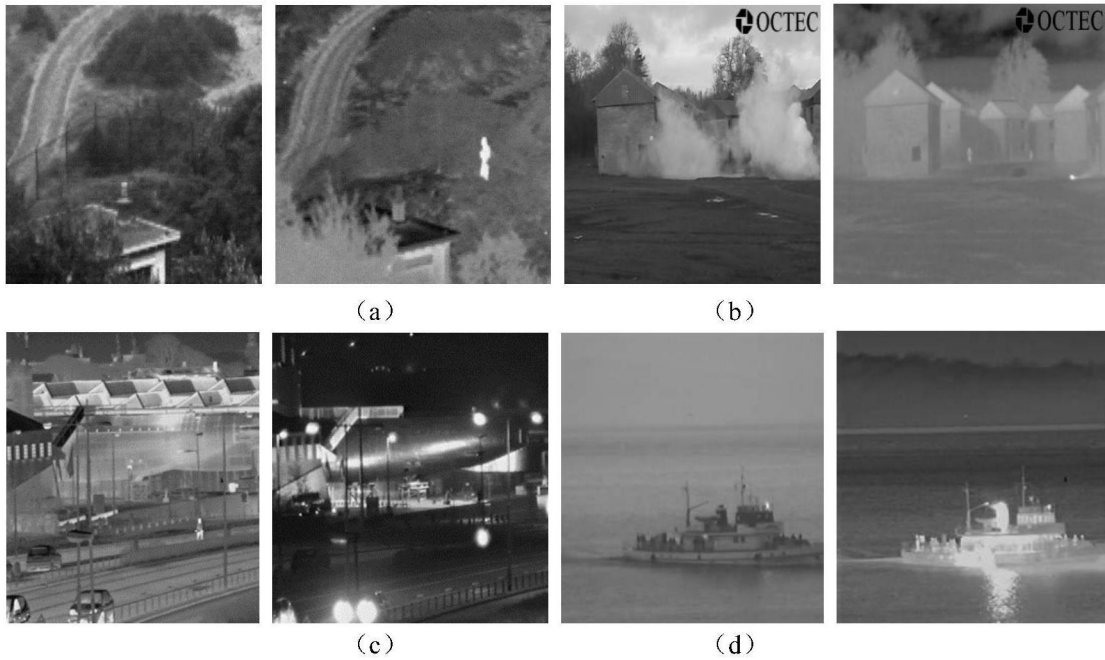
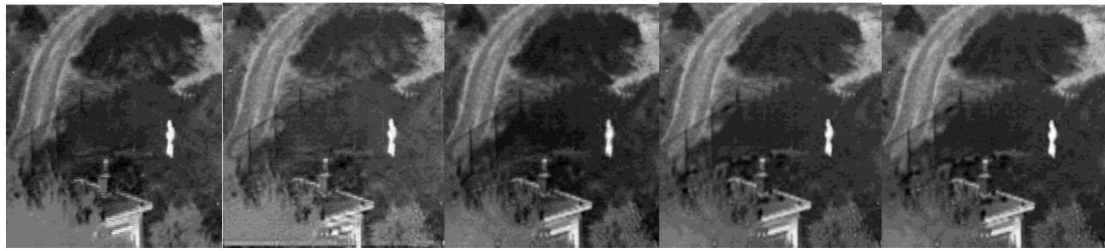


图3



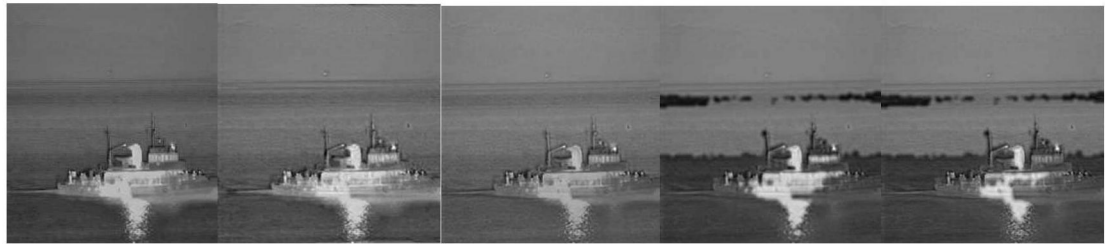
(a)



(b)



(c)



(d)

图4