

基于区域分割的序列红外图像融合算法

刘 坤¹, 郭 雷¹, 陈敬松²

(1.西北工业大学 自动化学院, 陕西 西安 710072;

2.中国航空无线电电子研究所, 上海 200233)

摘 要:针对传统的基于像素点和窗口策略的融合算法对图像特征表征的失真,提出了一种基于区域分割的序列图像融合算法。首先将序列红外图像分割为 3 个不同的特征区域,目标区域、背景区域以及灰度区域,并将分割结果映射到可见光图像中。随后,利用多尺度几何分析工具非下采样 Contourlet 变换(NSCT)有效提取图像特征的特点,根据不同区域的特性在 NSCT 域设计不同的融合规则。对试验结果进行主观和客观的对比,结果表明:基于区域分割的序列图像融合算法不仅能够融合图像保留更全面、丰富的背景信息,还能够更加有效、准确地提取图像中的目标特征。该算法优于传统的基于像素点和窗口规则的融合算法,是一种有效可行的图像融合算法。

关键词:图像融合; 非下采样 Contourlet 变换; 区域分割; 序列图像

中图分类号:TP391 **文献标识码:**A **文章编号:**1007-2276(2009)03-0553-06

Sequence infrared image fusion algorithm using region segmentation

LIU Kun¹, GUO Lei¹, CHEN Jing-song²

(1.School of Automation, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China;

2.Chinese Aeronautical Radio Electronics Research Institute, Shanghai 200233, China)

Abstract: Aimed at the drawback of traditional fusion methods based on pixel and window strategy, which have not the ability to express the characters of fused image efficiently, a fusion algorithm of sequence infrared image using region segmentation was proposed. Firstly, the sequence images were divided into target area, background area and gray area. Then these different areas were mapped into the visible images. According to the characters of the different areas, the different rules were designed in non-subsampled Contourlet transform (NSCT) domain. The NSCT could provide a flexible multiresolution, local and directional image expansion, and a sparse representation for 2-D piecewise smooth signals, and then different fusion rules were applied to fuse the NSCT coefficients for given regions and optimize the quality of the fused image. Experimental results were compared both in subjective and objective standards. It is showed that the fusion algorithm not only keeps the background information of fusion image completely and richly, but also extracts the target characters of image accurately and effectively. The

收稿日期:2008-12-14; 修订日期:2009-02-20

基金项目:国家自然科学基金资助项目(60802084)

作者简介:刘坤(1982-),女,河北唐山人,博士生,主要从事图像融合等方面的研究。Email:cc_liukun@163.com

导师简介:郭雷(1956-),男,山东海阳人,教授,博士生导师,主要从事神经计算、视觉计算、图像和视频处理以及模式识别等方面的研究。Email:lguo@nwpu.edu.cn

proposed algorithm is superior to conventional fusion methods, and is feasible and effective.

Key words: Image fusion; Nonsubsampled Contourlet transform; Region segmentation;

Sequence images

0 引言

图像融合技术是将来自不同传感器的信息进行有效整合从而得到满足特定需求的图像。图像融合不是简单的图像叠加,也不能经过融合变换后引入虚假信息,所得到的融合图像必须能为进一步人眼识别和机器解释提供准确、有效、全面的判决依据。在图像融合的研究中,以红外图像和可见光图像融合的研究最为广泛,其在航空、航天等领域有广泛的应用。但目前的研究多是基于静态图像的融合,即对多传感器获得的序列图像直接逐帧以静态图像融合方法进行处理,如何利用序列图像在时间轴上的运动信息来指导图像融合过程是解决序列图像融合的关键问题^[1-3]。

常用的图像融合规则分为基于像素点、窗口以及感兴趣区域 3 类^[4-5]。其中,基于像素点融合是目前应用最广泛、实现最简单的融合规则,但由于其数据量较大,实时性较差;而图像的特征不是由单一像素点表征,基于像素点的融合规则没有考虑像素点的邻域信息会导致对图像特征表征的失真,而基于窗口的融合规则利用窗口内的邻域特征作为测度指导设计融合规则;基于区域或目标的融合规则是将特征级融合和像素级融合结合在一起,使用分割的方法将感兴趣区域图像划分为不同的区域,根据不同区域的特点指导像素级融合,与前两种方法相比,基于区域的融合规则能获得最好的融合效果。

文中将多尺度几何分析工具和区域分割算法相结合,将图像源分割为不同区域,在非下采样 Contourlet 变换域根据不同区域设计不同的融合规则,提出了一种基于区域分割的序列红外图像融合算法。序列红外与可见光图像融合的实验表明:所提出的算法是一种有效可行的序列图像融合算法,融合图像的效果要优于基于像素和窗口的融合规则。

1 序列图像的区域分割

文中提出的基于区域分割的序列图像的融合算法,是通过分割算法将序列红外图像分割为不同的区域,然后将这些区域映射到可见光图像中,利用不同的区域信息指导图像融合。首先,选择序列红外与可

见光图像,如图 1 所示。其中,图(a)和(b)分别为序列红外和可见光图像的初始帧,图(d)和(e)分别为它们的连续 3 帧图像。

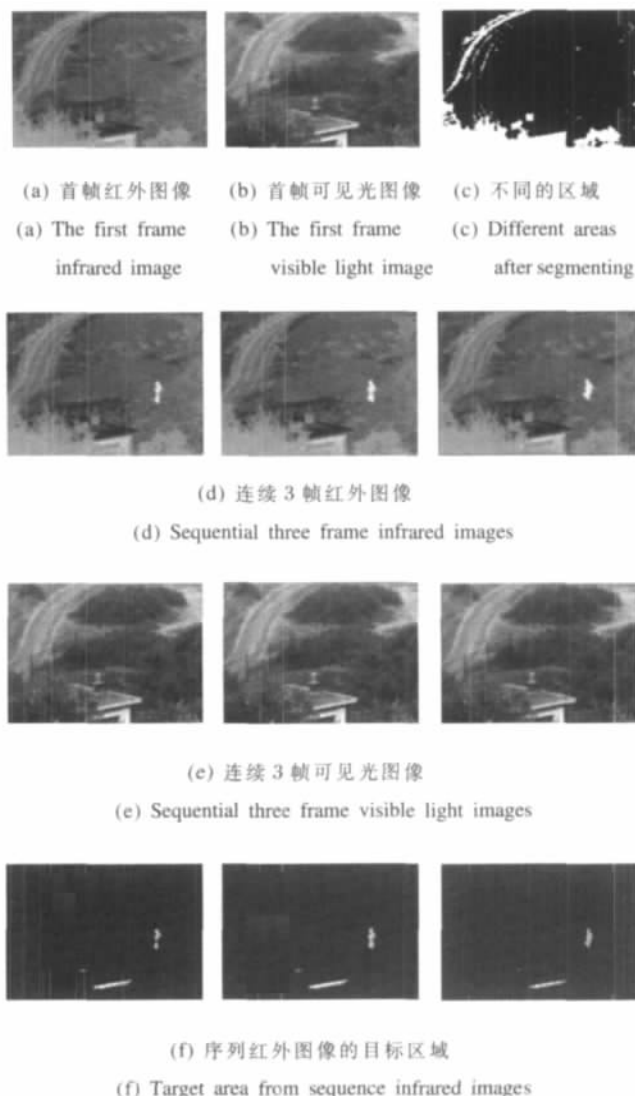


图 1 序列图像及其分割结果

Fig.1 Sequence image and segmentation map

红外图像一般较暗,无彩色信息,缺少层次感,很容易在其中看到低可视目标,目标也多为高亮的灰度级^[6],如图 1(d)所示;而可见光图像对比度相对较高,目标包含一定的细节信息,但在黑暗背景下具有不易观察的隐蔽性,如图 1(e)所示。由于序列图像所反映的是某一时间段图像的变化过程,可以通过对比帧与帧之间的变换来检测序列图像中目标的运动。采用的

序列图像背景是不变的,以初始帧图像作为标准图像,将随后的3帧图像与初始帧进行相减,并将结果进行增强可提取出较为明显的目标信息,序列运动的目标区域如图1(f)所示。由于红外与可见光作用在不同的波段,图像特征上具有不同的灰度值,在红外图像中出现的灰度特征不一定在可见光图像中出现。红外与可见光图像的共同之处,就是在目标的边缘附近灰度迅速变化。红外图像中除目标区域外,也包含部分纹理信息。因此,为了不丢失红外图像中的纹理边缘信息,利用红外图像的不同灰度级,采用阈值分割技术将初始帧红外图像划分为背景区域和灰度区域,背景区域灰度较大,缺乏纹理细节特征,灰度区域包含一些边缘特征以及纹理信息,如草丛及树木的纹理特征以及边缘信息。图1(c)为分割出不同区域的红外图像,其中灰度级较大的高亮区域属于灰色区域,灰度级较小的黑色为背景区域。基于此,将序列图像中目标的运动信息以及红外图像中包含的特征信息分割为3类不同区域:目标区域、灰度区域和背景区域。将它们分别映射到可见光图像中,使得红外图像中的目标信息不仅可以在光谱信息丰富的可见光图像中确定出精确的位置,还能使一些物体的边缘信息由于红外传感器的作用在可见光图像中更为清晰,分辨率更高。

2 图像的非下采样 Contourlet 变换

随着多尺度几何变换理论的深入研究,2002年M.N. Do和M.Vetterli提出了一种“真正的”二维图像的表示方法——Contourlet变换^[7]。随后,Arthur L. da Cunha等根据构造非下采样小波的启发提出了一种非下采样 Contourlet 变换(NSCT),比 Contourlet 变换具有更灵活的多分辨、多方向的图像表示能力,且具有平移不变性^[8]。

NSCT同 Contourlet 变换类似,利用一个双滤波器组结构;不同的是,利用非采样塔形滤波器组(NSPB)和非采样方向滤波器组(NSDFB)^[9]。首先由NSPB对图像进行多尺度分解以“捕获”奇异点。随后由NSDFB将每一尺度塔形分解的带通信号分解到不同的方向。NSCT去除了 Contourlet 变换中LP和DFB分解前的下采样和重构前上采样,对方向滤波器组进行了适当的上采样,随后进行信号的分解和重构,因此,NSCT消除了 Contourlet 变换的频率混叠现象。

基于上述理论,将NSCT引入图像融合的物理意义在于:

(1) NSCT继承了小波变换空间和频域的局部性,符合人类视觉特点,获得的融合图像具有较好的视觉效果,如图像的轮廓、边缘以及纹理等;

(2) NSCT基具有长宽比可变支撑区间,每个尺度可以有不同数目的方向,因而能具有比小波变换更好的多分辨率、局部性、方向性和各向异性,能更加有效地捕获图像的边缘信息;

(3) 由于NSCT具有平移不变性,当待融合图像光谱差异较大或者配准精度较低,融合图像不易由于输入图像的位移变化而产生Gibbs现象;

(4) 分解得到的各子带图像与原始图像的大小一致,这有利于找到不同尺度、方向对应分解系数之间的关系,为融合规则的制定提供有利条件。

因此,将NSCT应用于图像融合领域可以有效提取图像的特征信息,为融合图像提供更加准确、可靠、全面的特征信息。

3 基于目标分割的序列图像融合算法

利用动态目标的变换以及区域分割将红外图像划分为不同区域,在NSCT域利用不同区域的特征选择有效的融合规则,提出了一种基于区域分割的序列图像融合算法,融合的流程如图2所示。

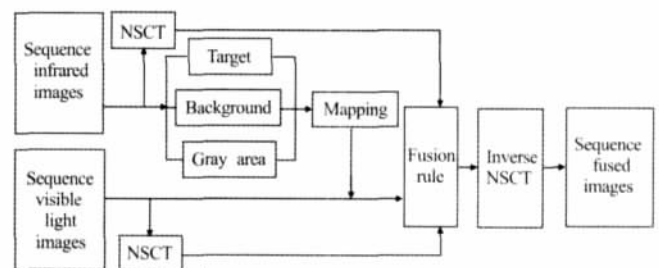


图2 基于区域分割的序列图像融合算法流程图

Fig.2 Flow chart of sequence image fusion algorithm based on region segmentation

基于区域分割的序列图像融合算法的具体实现步骤如下:

(1) NSCT分解 假设序列图像中的每帧图像均已配准, A_i 和 B_i 分别为第 i 帧待融合红外与可见光图像,将其分别进行NSCT分解,且多尺度分解 J 层以及每个尺度下方向分解数为 k ,可得各自的NSCT系

数 $\{H_{j,k}^{A_i}, L^{A_i}\}$ 和 $\{H_{j,k}^{B_i}, L^{B_i}\}$, NSCT 分解系数中包含了低频信息图像和每个尺度下不同方向的高频信息图像。其中, L 为低频信息图像, $H_{j,k}$ 为尺度 j 下第 k 个方向的高频信息子图像。

(2) 融合规则设计 通过动态目标的分割算法将序列红外图像分割为 3 种不同区域, 即目标区域、灰度区域及背景区域, 分别用 T, G, B 表示。不同区域所表征的图像特点不同, 而图像经过 NSCT 分解后的低频信息和高频信息也具有不同的物理意义, 因此, 在融合过程中, 需要针对不同区域对图像的高频细节信息和低频近似信息加以区分, 采用不同的融合算子和融合规则。

1) 目标区域

从序列红外图像中分割出的目标区域多由红外图像反映其结构特征, 为最大限度地保持目标的细节和轮廓, 低频信息选择红外图像中的目标区域, 融合图像的低频信息可表示为:

$$L^{F_i}(m,n)=L^{A_i}(m,n) \quad (m,n) \in T \quad (1)$$

为提取更多的细节特征, 融合图像中目标区域的高频信息选择取模极大的方法:

$$\begin{cases} H_{j,k}^{F_i}(m,n)=H_{j,k}^{A_i}(m,n) & |H_{j,k}^{A_i}(m,n)| > |H_{j,k}^{B_i}(m,n)| \\ H_{j,k}^{F_i}(m,n)=H_{j,k}^{B_i}(m,n) & |H_{j,k}^{A_i}(m,n)| \leq |H_{j,k}^{B_i}(m,n)| \end{cases} \quad (m,n) \in T \quad (2)$$

2) 灰度区域

灰色区域中红外图像也包含着部分细节信息, 光谱特性使得某些边缘比可见光图像更为清晰。因此为使融合图像从图像源中提取更全面的信息, 低频信息采用加权平均的融合规则:

$$L^{F_i}(m,n)=L^{A_i}(m,n) \times 0.5 + L^{B_i}(m,n) \times 0.5 \quad (m,n) \in G \quad (3)$$

高频信息以空间频率为度量标准将加权的融合策略和基于窗口的融合策略相结合, 不仅保留了原始图像的大量信息又考虑了相邻邻域内的信息, 增强了图像区域内像素点的相关性, 可以更好地提取灰度图像中所反映的边缘及轮廓特征。其中, 图像的空间频率反映了一幅图像在空间域的总体活跃程度。图像的空间频率定义为:

$$SF = \sqrt{RF^2 + CF^2} \quad (4)$$

式中: RF 为图像的行频率; CF 为图像的列频率, 其定义分别为:

$$\begin{aligned} RF &= \sqrt{\frac{1}{M \times N} \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} [I(i,j) - I(i,j-1)]^2} \\ CF &= \sqrt{\frac{1}{M \times N} \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} [I(i,j) - I(i-1,j)]^2} \end{aligned} \quad (5)$$

利用相关系数 (corr) 判别两幅图像的相关性, 系数接近于 1, 表示图像的接近度越好。其定义为:

$$\begin{aligned} corr(I,J) &= \frac{\sum_{i,j} [(I(i,j) - \bar{I}) \times (J(i,j) - \bar{J})]}{\sqrt{\sum_{i,j} [(I(i,j) - \bar{I})^2] \sum_{i,j} [(J(i,j) - \bar{J})^2]}} \end{aligned} \quad (6)$$

设定阈值 T , 当 $corr \leq T$ 时, 表明两个区域的相关性差, 空间频率较大者表示高频信息图像中突变较大, 因此, 该区域内包含更多的特征。选择两个区域中空间频率较大的区域作为融合图像的高频信息, 即:

$$\begin{cases} H_{j,k}^{F_i}(m,n)=H_{j,k}^{A_i}(m,n) & SF_{A_i} > SF_{B_i} \\ H_{j,k}^{F_i}(m,n)=H_{j,k}^{B_i}(m,n) & SF_{A_i} \leq SF_{B_i} \end{cases} \quad (m,n) \in G \quad (7)$$

若当 $corr > T$ 时, 表明两个区域的相关程度高, 两幅图像中都包含相当的特征, 因此, 为了更好地保留两幅图像中的特征, 选择加权的方法进行融合。根据区域的空间频率大小确定加权系数分别为:

$$\begin{cases} w=0.5+0.5 \frac{1-corr}{1-T} & SF_{A_i} > SF_{B_i} \\ w=0.5-0.5 \frac{1-corr}{1-T} & SF_{A_i} \leq SF_{B_i} \end{cases} \quad (8)$$

故融合图像的高频信息为:

$$H_{j,k}^{F_i}(m,n)=w \times H_{j,k}^{A_i}(m,n) + (1-w) \times H_{j,k}^{B_i}(m,n) \quad (m,n) \in G \quad (9)$$

3) 背景区域

可见光图像光谱信息丰富, 包含着大量的细节特征信息, 比红外图像分辨率高, 能为后续处理提供更多细节信息。因此, 在背景区域中, 低频信息选择可见光图像的信息:

$$L^{F_i}(m,n)=L^{B_i}(m,n) \quad (m,n) \in B \quad (10)$$

为提取更多的细节选择基于窗口的融合规则, 且以区域能量为度量标准选择窗口中能量较大者作为

融合图像的高频信息:

$$\begin{cases} H_{j,k}^{F_i}(m,n)=H_{j,k}^{A_i}(m,n) & E_{j,k}^{A_i}(m,n)>E_{j,k}^{B_i}(m,n) & (m,n)\in B \\ H_{j,k}^{F_i}(m,n)=H_{j,k}^{B_i}(m,n) & E_{j,k}^{A_i}(m,n)\leq E_{j,k}^{B_i}(m,n) \end{cases} \quad (11)$$

其中,图像窗口能量定义为:

$$E_{j,k}(m,n)=\sum_{i=-(M-1)/2}^{(M-1)/2}\sum_{j=-(N-1)/2}^{(N-1)/2}\left|H_{j,k}(m+i,n+j)\right|^2 \quad (12)$$

(3) NSCT 重构 根据上述步骤中确定的低频信息 L^{F_i} 和不同尺度下、不同方向上的高频信息 $H_{j,k}^{F_i}$ 进行 NSCT 反变换,得到最终的第 i 帧融合图像 F_i 。

4 实验结果及分析

为了验证所提出的基于区域分割的序列图像融合算法的有效性,将文中算法和常用的基于点规则以及窗口规则的融合方法进行了比较。实验所用序列红外与可见光图像如图 1 所示。图 3 分别为不同融合



(a) 基于像素点的融合图像

(a) Fused images using pixel-based algorithm



(b) 基于窗口策略的融合图像

(b) Fused images using window-based algorithm



(c) 基于区域分割的融合图像

(c) Fused images using region-based algorithm

图 3 不同融合规则的融合序列图像

Fig.3 Fused sequence images using different fusion rules

算法获得的序列融合图像。可以看出:由于采用单一的基于像素点的加权平均的融合策略,图 3(a)融合图

像灰度失真较为严重;图 3(b)采用了基于窗口的融合策略,融合图像的边缘以及对地物信息的表述更为清晰,但融合图像的光谱信息仍然要逊色于可见光图像;图 3(c)利用不同区域的特点指导规则设计,融合图像的光谱信息与原始的可见光图像最为接近。融合图像不仅能有效地反映出可将光图像的光谱信息,还提取出了红外图像中的目标信息。因此,通过主观目视的评价,文中提出的融合算法能有效地将红外图像中的目标信息定位在可见光图像中,且视觉特性最优、细节信息最为丰富,为进一步人眼和机器的处理提供了可靠的保障。

除了主观视觉的评价,还采用了互信息(MI)^[10]、相关系数(corr)以及信息熵(Entropy)3 种客观评价指标,定量评价不同方法用于序列红外与可见光图像融合的性能。表 1 为不同融合算法获得的序列融合图像的性能。

表 1 图像融合算法的客观评价指标

Tab.1 Objective evaluation of fusion performance

Pixel-based			
Frame	1	2	3
MI(F,I,V)	0.489 8	0.462 3	0.482 1
corr(F,I)	0.476 0	0.497 5	0.482 3
corr(F,V)	0.773 2	0.754 4	0.764 4
Entropy	6.565 8	6.551 9	6.561 9
Window-based			
Frame	1	2	3
MI(F,I,V)	0.609 1	0.568 9	0.581 2
corr(F,I)	0.509 6	0.526 4	0.515 8
corr(F,V)	0.782 8	0.765 4	0.774 1
Entropy	6.336 5	6.316 4	6.327 1
Region-based			
Frame	1	2	3
MI(F,I,V)	1.222 2	1.570 0	1.601 6
corr(F,I)	0.414 7	0.304 3	0.287 4
corr(F,V)	0.820 9	0.843 6	0.943 1
Entropy	6.812 7	6.961 2	7.047 9

观性能指标,其中 F 表示融合图像, I 表示红外图像, V 表示可见光图像。根据各项指标的定义,可以看出:文中提出的算法的各项指标均为最优。该算法的互信息在 3 种算法中是最大的,互信息越大表明融合图像从原始图像中提取的信息越丰富。因此,文中算法能从融合图像源中提取最多的图像信息,融合图像保留了更多源图像的特征信息。从相关系数中可以看出,文中算法获得的融合图像与可见光图像的相关系数最大,与

红外图像的相关系数最小。由于红外图像与可见光图像的灰度差异较大,有时甚至相反;若融合图像与红外图像的相关系数较大,融合图像的灰度失真也较为严重,图像的对比度和分辨率也较低;若融合图像与可见光图像的相关系数较大,则表明融合图像的光谱信息越丰富,与可见光图像越接近,图像的灰度失真越小。文中算法的信息熵值也是 3 种算法中最优的,信息熵的定义也表明了文中算法获得的融合图像包含最为丰富的图像信息。

通过实验验证,文中的融合规则能有效提取原始图像中的信息,提高融合图像的清晰度以及人眼的分辨能力,是一种有效的、可行的序列红外图像融合算法。但是该算法只是针对背景信息基本保持不变的序列红外图像融合,可应用于对固定区域的监视观察等。但当序列图像中帧间背景信息变化较大或者观察区域中目标运动状态复杂时就需要设计新的分割算法,有效的分割算法是区域融合算法的前提,准确分割出不同区域的信息能增强融合算法的鲁棒性,因此,针对序列图像的融合还需要进行更为深入的研究。

5 结束语

文中将 NSCT 与基于感兴趣区域的融合规则相结合,并将其应用于序列红外与可见光图像融合实验。实验获得的融合图像既包含了红外图像中的目标信息,也保留了可见光光谱信息反映出的清晰的地物信息,从融合图像中可以准确判断出目标所在的具体位置,为人眼和机器的进一步识别提供了有利基础,主观和客观的评价表明:该算法是一种有效可行的序列图像融合算法。

序列图像所反映的是在某一时间内目标或背景的变化,如若针对每一帧图像进行静态图像融合不仅数据量大、速度缓慢,而且丢失了序列图像所反映的时间关系,因此,有效地利用序列图像中的时间关系,找出每帧与每帧图像之间的背景与目标变化量,对序列图像进行有效的分割,设计有效快速的融合规则都将是

未来序列图像融合的研究重点。

参考文献:

- [1] LI Zhen-hua, JING Zhong-liang, SUN Shao-yuan, et al. Infrared and visible dynamic image fusion based on moving target detection [J]. *Journal of Shanghai Jiao Tong University* (李振华, 敬忠良, 孙韶媛, 等. 基于目标检测的红外和可见光动态图像融合. 上海交通大学学报), 2005, **39** (8): 1304–1307.
- [2] HUANG Shi-liang, QIU Jian-qing. Image fusion method based on the multiscale products of wavelet transform [J]. *Infrared and Laser Engineering* (黄世亮, 裘鉴卿. 基于小波变换多尺度积的图像融合算法. 红外与激光工程), 2007, **36** (3): 391–394.
- [3] SUN Yu -qiu, TIAN Jin -wen, LIU Jian. Dual band infrared image fusion detection based on wavelet transform [J]. *Infrared and Laser Engineering* (孙玉秋, 田金文, 柳健. 基于小波变换的双色红外图像融合检测方法. 红外与激光工程), 2007, **36** (2): 240–243.
- [4] SANTONS M, PAJARES G. A new wavelets image fusion strategy [J]. *Lecture Notes in Computer Science*, 2003, **2652**: 919–926.
- [5] LI Hui -hui, GUO Lei, LIU Hang. Research on image fusion based on the second generation Curvelet transform [J]. *Acta Optica Sinica* (李晖晖, 郭雷, 刘航. 基于二代 Curvelet 变换的图像融合研究. 光学学报), 2006, **26** (5): 657–662.
- [6] TOET A, VALETON J M, van RUYVEN J J. Merging thermal and visual images by a contrast pyramid [J]. *Optical Engineering*, 1989, **28** (7): 789–792.
- [7] DO M N, VETTERLI M. The contourlet transform: an efficient directional multiresolution image representation [J]. *IEEE Trans Image Processing*, 2005, **14** (12): 2091–2106.
- [8] da CUNHA A L, ZHOU Jianping, DO M N. The nonsubs -ampled contourlet transform: theory, design, and applications [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2006, **15** (10): 3089–3101.
- [9] DO M N. Directional multiresolution image representation [D]. Lausanne, Switzerland: Department of Communication Systems, Swiss Federal Institute of Technology (EPFL), 2001.
- [10] MAES F, COLLIGNON A, VANDERMEULEN D, et al. Multimodality image registration by maximization of mutual information [J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 1997, **16** (2): 187–198.