

基于非采样 Contourlet 变换的红外与可见光图像融合方法

柴 奇, 杨 华, 杨 伟

(电子工程学院安徽省红外与低温等离子体重点实验室, 安徽 合肥 230037)

摘 要: 针对同一场景的红外与可见光图像融合, 提出了一种基于非采样 Contourlet 变换 (NSCT) 和改进的脉冲耦合神经网络 (IPCNN) 的图像融合新算法。首先利用 NSCT 对图像进行多尺度、多方向稀疏分解, 然后针对各带通方向高频子带系数的选择, 提出了一种应用 IPCNN 计算图像匹配度的融合策略。实验结果表明, 该算法能够很好地将红外图像与可见光图像中的重要信息提取并注入到融合图像中, 与其他方法相比较, 取得了更好的融合效果, 提高了融合图像的质量。

关键词: 图像融合; 非采样 Contourlet 变换; 脉冲耦合神经网络; 平移不变性

中图分类号: TP391.4 **文献标识码:** A

Infrared and Visible Image Fusion Method Based on Nonsampled Contourlet Transform

CHAI Qi, YANG Hua, YANG Wei

(Key Lab of Infrared and Low Temperature Plasma of Anhui Province, Hefei Electronic Engineering Institute, Hefei 230037, Anhui)

Abstract: Focusing on infrared and visible image fusion of the same scene, a new image fusion algorithm based on nonsampled contourlet transform (NSCT) and improved pulse-coupled neural networks (IPCNN) was proposed. Firstly image was decomposed sparse with various scales and directional features using NSCT, and then a calculation matching selection principle with the varieties of directional bandpass subband coefficients based on IPCNN was developed. Compared with other methods, the results of experiment show that the proposed algorithm can infuse important information of infrared and visible image to fusion image, acquire better results, and improve quality of fusion image.

Key words: image fusion; nonsampled contourlet transform; pulse-coupled neural networks; translation invariance

1 引 言

对于同一目标或场景, 由多个不同特性的传感器获取的图像信息是有差异的, 即使采用相同的传感器, 在不同观测时间或不同观测角度获得的信息也不同。因此, 通过图像融合技术把这些来自多传感器数据的信息互补合成一幅能提供比原图像视觉信息更丰富的新图像显得十分重要。图像融合就是综合利用各成像传感器得到的不同图像的互补信息和冗余信息, 获得对该场景更为全面、准确的图像描述。随着科技的发展, 图像融合技术已经广泛应用于军事、遥感、医学图像处理、自动目标识别以及计

算机视觉等领域^[1-2]。

近几年来, 人们提出了很多图像融合的方法, 特别是基于多尺度分解的图像融合算法作为一类非常重要的融合算法已经广泛应用于各种图像融合领域。其中小波变换由于具有良好的时频定位性、多尺度性和多方向性, 受到了广泛关注, 各种方法中基于小波变换的融合方法也取得了较好的融合效果。

基金项目: 安徽省重点实验室基金 (No. 2007A0103013Y) 资助。

作者简介: 柴 奇 (1981 -), 硕士研究生, 研究方向是光学目标检测及图像处理。E-mail: nudtchaiqi123@sina.com

收稿日期: 2008-07-15

小波变换取得成功的关键在于其刻画一维分段光滑函数的良好性能,然而小波分析在一维时所具有的优异特性并不能简单地推广到二维。由一维小波张成的二维可分离小波基具有正方形的支撑空间,且只具有有限的方向,即小波变换对含点状奇异的目标函数是最优基,但是对具有线状奇异的函数,小波系数则不能稀疏表示,因而其不能充分利用图像本身的几何正则性,图像的几何结构被认为是图像表示的一个重要因素,而具有突出几何特征的边缘正是图像中具有奇异性的地方^[3]。因此基于小波变换的图像融合不能很好地挖掘图像中方向边缘信息,融合后的图像中容易产生细节成分模糊现象。Contourlet 变换^[4]作为一种新的信号分析工具,解决了小波变换不能有效表示二维或更高维奇异性的缺点,能准确地将图像的边缘捕获到不同尺度,不同频率的子带中,可以更有效地表示图像中纹理、边缘等结构的方向性和各向异性。但是由于其变换过程中的下采样操作,Contourlet 变换不具备平移不变性,信号频谱会产生一定的混叠现象。A L Cunha 等^[5]应用 à Trous 算法在 Contourlet 变换的基础上提出了一种非采样 Contourlet 变换(nonsampled contourlet transform, NSCT),与 Contourlet 变换相比较,其在图像的分解和重构过程中,取消了降采样和上采样环节,从而使得 NSCT 不仅具有多尺度性、良好的空域和频域局部特性和方向特性,还具有了平移不变性^[6]。

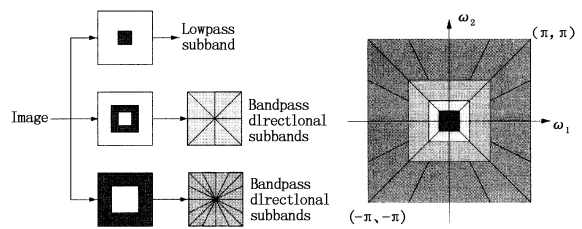
本文在分析 NSCT 的基础上,提出了一种基于 NSCT 和改进的脉冲耦合神经网络^[7] (improved pulse-coupled neural networks, IPCNN) 的图像融合新算法。算法首先利用 NSCT 对图像进行多尺度分解,然后针对各带通方向高频子带系数的选择,提出了应用 IPCNN 进行图像匹配度计算的融合策略。实验结果表明,与其他算法相比较,本文算法能够得到具有更好视觉效果和更优化量化指标的图像。

2 非采样 Contourlet 变换^[5]

Contourlet 变换是一种离散图像的多方向、多尺度计算框架,在其变换过程中,将多尺度分析与多方向分析分开进行。首先由拉普拉斯金字塔变换对图像进行多尺度分解,以“捕获”点奇异,接着对每一级金字塔分解的高频分量进行方向滤波,由方向滤波器组将分布在同一方向上的奇异点合成为一个系数^[8]。

非采样 Contourlet 变换(NSCT)是在 Contourlet 变换基础上提出来的,其不仅继承了 Contourlet 变换

的多尺度和多方向性,以及良好的空域和频域局部特性,能够更好地捕捉和跟踪图像中重要的几何特征,同时还具有平移不变性。NSCT 也由两部分组成,首先是采用非采样塔式滤波器组获得图像的多尺度分解,使得 NSCT 具备多尺度性。然后采用非采样方向滤波器组对得到的各尺度子带图像进行多方向分解,使得 NSCT 具备多方向性,二者结合从而得到不同尺度和方向的子带图像。NSCT 包含一系列的滤波器,它们在子带内对二维频率平面进行了划分。图 1 分别给出了 NSCT 的实现结构和对二维频率平面的划分。



(a) 实现非采样 contourlet 变换的 非采样滤波器组 (b) 非采样 contourlet 变换对 频率面的划分

图 1 非采样 contourlet 变换的实现

NSCT 采用的塔式滤波器组为一组二通道非采样滤波器。为了实现对图像的多尺度分解,与 à Trous 算法相似,其反复采用非采样塔式滤波器组对图像进行分解。每一级所采用的滤波器是对上一级所采用的滤波器按采样矩阵 $D = (2, 0; 0, 2)$ 进行采样得到的。图像经 L 级非采样塔式分解后,可得到 $L + 1$ 个与源图像具有相同尺寸大小的子带图像。

NSCT 所采用的方向滤波器组是一组频率响应特性为扇形形状的二通道非采样滤波器组。为了获得多方向分解,NSCT 也是通过反复采用二通道方向滤波器组进行方向滤波实现的。每一级中采用的滤波器是通过对上一级中采用的滤波器按采样矩阵 $D = (1, 1; 1, -1)$ 采样得到的。如果对某尺度下子带图像进行 l 级方向分解,可得到 2^l 个与原始输入图像尺寸大小相同的方向子带图像。图像经 J 级 NSCT 变换分解后得到个低频子带图像和 $\sum_{j=1}^J 2^j$ 个带通方向子带图像。

3 IPCNN 模型

脉冲耦合神经网络是一种基于猫的视觉原理构建的简化神经网络模型 (pulse-coupled neural networks, PCNN),其具有同步激发特性,十分适合于图像处理,特别是图像融合。但是,PCNN 模型对参数比较敏感,参数的恰当选取和调节对融合结果有着重要的影响。本文采用一种新的 IPCNN 模型^[7]。

该模型不仅具有良好的脉冲传播特性,而且参数可控,易于操作。图2给出了单个 IPCNN 神经元的基本模型,其数学原理方程可描述如下:

$$\begin{cases} F_{ij}(n) = \exp(-\alpha_F)F_{ij}(n-1) + I_{ij} \\ L_{ij}(n) = \exp(-\alpha_L)L_{ij}(n-1) + V_L \sum_{m,n} W_{ijmn} Y_{ijmn}(n-1) \\ U_{ij}(n) = F_{ij}(n)(1 + \beta L_{ij}(n)) \\ \theta_{ij}(n) = \exp(-\alpha_\theta)\theta_{ij}(n-1) + V_\theta + V_\theta Y_{ij}(n-1) \\ Y_{ij}(n) = \begin{cases} 1, & U_{ij}(n) \geq \theta_{ij}(n) \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \end{cases} \quad (1)$$

式中, I_{ij} , Y_{ij} , U_{ij} 分别为神经元的外部刺激(输入), 输出和内部行为。两个分支分别为反馈输入 F_{ij} 和连接输入 L_{ij} , 称为 F 通道分量和 L 通道分量, 并且 F 通道的脉冲响应函数随时间的变化比 L 通道慢, 这两个量在调制区经过调制后, 生成内部行为 U_{ij} 。 U_{ij} 输入到脉冲产生部分产生神经元的脉冲输出值 Y_{ij} 。在脉冲产生部分, 当 U_{ij} 大于 θ_{ij} 时, 神经元被激活, 输出一个脉冲(称之为点火), 同时, 神经元的阈值就通过反馈迅速得到提高。当神经元的阈值 θ_{ij} 超过 U_{ij} 时, 脉冲产生器就被关掉, 神经元被灭火, 停止发放脉冲。接着, 阈值就开始呈指数规律下降。当阈值再次低于时, 脉冲产生器再次打开, 神经元就被点火, 即处于激活状态, 输出一个脉冲或脉冲序列。方程中, F_{ij} 是馈送输入, L_{ij} 为连接输入, β 为连接强度, W_{ijmn} 为突触联接权, α_L 和 α_F 为衰减时间常数, U_{ij} 为调制结果, θ_{ij} 为动态门限, V_θ 和 α_θ 分别表示阈值的幅度系数与时间常数。

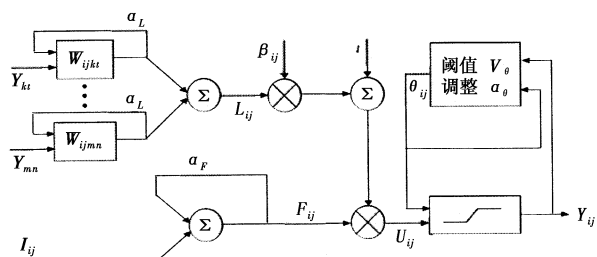


图2 单个 IPCNN 神经元模型

图像应用中的 IPCNN 是一个单层二维横向连接的脉冲耦合神经网络。把一幅图像输入网络时, 归一化的像素灰度值作为外界刺激信号, 激励网络中的每个神经元。当某一像素对应的神经元发生点火后, 由于各神经元之间耦合链接, 导致邻域内与它邻近的神经元在这一刻的内部活动量变大, 如果大于阈值, 则发生点火输出脉冲, 这是一种信息传递和信息耦合的过程。

4 图像融合

设 A, B 分别为两幅待融合的红外与可见光图像, 本文融合算法具体描述如下:

(1) 首先对经过严格配准的源图像 A, B 分别进行非采样 Contourlet 变换, 得到一系列的子带图像 $I_{A,J}^i(m, n)$ 和 $I_{B,J}^i(m, n)$, 其中 J 为分解层数, i 为各层分解的方向数目, $I_{A,L}(m, n)$ 和 $I_{B,L}(m, n)$ 表示低频子带图像。

(2) 图像的低频部分包含了图像的主要能量, 决定了图像的轮廓, 所以本文对变换后图像的低频子带系数采用加权平均融合的方法, 即:

$$C_{F,L}(m, n) = (I_{A,L}(m, n) + I_{B,L}(m, n)) / 2 \quad (2)$$

其中, $C_{F,L}$ 表示融合图像的低频子带系数。

(3) 初始化 IPCNN 网络, 即初始化 $L_{ij}(0) = U_{ij}(0), = Y_{ij}(0) = 0, \theta_{ij}(0) = 1$ 初始状态时各像素点都没有点火, 同时设置网络初始参数。

(4) 归一化各子带图像 $I_{A,J}^i(m, n)$ 和 $I_{B,J}^i(m, n)$ 在 $[0, 1]$ 之间。

(5) 将归一化的图像作为 IPCNN 网络的输入, 激励 IPCNN 网络。

(6) 进行脉冲次数统计, 经过 N_{\max} 的迭代之后, 统计每个像素点的点火次数。

(7) 重复步骤(4)和(5), 依次将图像 A, B 输入网络, 得到源图像对应像素的点火次数。

(8) 根据上面脉冲次数统计结果, 高频子带融合系数按以下原则选取:

首先定义两幅图像 IPCNN 脉冲次数的相似程度, 即匹配度^[9]。若相似程度越高, 匹配度越大, 若相似程度越低, 匹配度越小。

匹配度定义如下:

$$M_J^i(m, n) = \frac{2 \times T_{A,J}^i(m, n, N_{\max}) \times T_{B,J}^i(m, n, N_{\max})}{[T_{A,J}^i(m, n, N_{\max})]^2 + [T_{B,J}^i(m, n, N_{\max})]^2} \quad (3)$$

其中, $T_{A,J}^i$ 和 $T_{B,J}^i$ 分别表示两幅图像的点火次数。设定阈值 T_{th} , 当 $T_J^i(m, n) \leq T_{th}$ 时, 则:

$$I_{F,J}^i(m, n) = \begin{cases} I_{A,J}^i(m, n), & T_{A,J}^i(m, n, N_{\max}) \geq T_{B,J}^i(m, n, N_{\max}) \\ I_{B,J}^i(m, n), & T_{A,J}^i(m, n, N_{\max}) < T_{B,J}^i(m, n, N_{\max}) \end{cases} \quad (4)$$

当 $M_J^i(m, n) > T_{th}$ 时, 则:

$$I_{F,J}^i(m, n) = \omega_A \times I_{A,J}^i(m, n) + \omega_B \times I_{B,J}^i(m, n) \quad (5)$$

其中, $I_{F,J}^i(m, n)$ 表示融合后的子带图像系数; ω_A, ω_B 表示加权系数, 且:

$$\omega_A = \frac{1}{2} - \frac{1}{2} \left[\frac{1 - M_J^i(m, n)}{1 - \alpha} \right], \omega_B = 1 - \omega_A \quad (6)$$

(9) 对融合后的系数进行 Contourlet 逆变换, 得到融合图像。

5 融合实验和性能评价

本文实验采用的红外与可见光图像如图 3 所示,其中(a)为红外图像,(b)为可见光图像,(c)为采用小波变换的融合图像,(d)为采用非采样 Contourlet 变换的融合图像(模值取大融合规则),(e)为本文方法的融合图像。实验所用源图像经过严格配准,小波分解层数为三层,采用 db2 小波,拉普拉斯塔滤波器选择“9-7”滤波器。为了对本文方法进行客观评价,分别引入常用的图像均值、平均梯度、信息熵以及图像融合质量指标^[10](Image Fusion Quality Index)作为融合图像的客观评价指标。

(1) 均值

均值是像素的灰度平均值,反映图像的平均亮度,如果均值适中,则利于人眼判读。一幅尺寸为 $M \times N$ 的图像,其灰度均值可以表示为:

$$\mu = \frac{1}{M \times N} \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N F(x, y) \quad (7)$$

(2) 平均梯度

平均梯度是用来表征图像清晰度的重要指标,反映图像质量的改进程度和图像中的微小细节反差及纹理的变化特征,平均梯度越大,则图像的清晰度越高。一幅尺寸为 $M \times N$ 的图像,平均梯度定义为:

$$AG = \frac{1}{M \times N} \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N [(\Delta_x F^2(x, y) + \Delta_y F^2(x, y))/2]^{1/2} \quad (8)$$

(3) 信息熵

信息熵是衡量图像信息丰富程度的一个重要指标,表示一幅图像包含信息量的多少,融合图像的信息熵值越大,说明图像信息越丰富。图像的信息熵可以按照下式来计算:

$$EN = - \sum_{g=0}^{L-1} p(g) \times \log_2 p(g) \quad (9)$$

(4) 图像融合质量指标

图像融合质量指标度量两幅图像结构上的失真,能够评价融合图像中保留的边缘等显著信息量,其充分考虑了人类的视觉特性。定义如下:

$$Q = \frac{\sigma_{AB}}{\sigma_A \sigma_B} \cdot \frac{2\overline{\mu_A \mu_B}}{(\overline{\mu_A})^2 + (\overline{\mu_B})^2} \cdot \frac{2\sigma_A \sigma_B}{(\sigma_A^2 + \sigma_B^2)} \quad (10)$$

式中,第一项描述两幅图像的相关性,第二项描述平均照度失真,第三项描述对比度失真。其中, σ_A^2 和 σ_B^2 为图像 A, B 的方差; σ_{AB} 为协方差, $\overline{\mu_A}$ 和 $\overline{\mu_B}$ 分别为图像的均值。由于实际图像融合过程中,一般没有参考图像,为了将该参数应用于融合图像的评价,

Piella 和 Heijmans 对其引入显著信息量度^[11],构造出如下方程:

$$Q_\omega(A, B, F) = \sum_{\omega \in W} c(\omega) (\lambda(\omega) Q(A, F|\omega) + (1 - \lambda(\omega)) Q(B, F|\omega)) \quad (11)$$

式中,

$$\lambda(\omega) = \frac{s(A|\omega)}{s(A|\omega) + s(B|\omega)} \quad (12)$$

其中, A 和 B 是源图像; F 是融合图像; $s(A|\omega)$ 是图像 A 中窗口 ω 的某些显著特征,一般为图像边缘等, $c(\omega)$ 是每个窗口的不同权值。考虑到人类视觉系统对图像边缘等显著信息比较敏感,从而定义基于边缘的评价指标:

$$Q_E(A, B, F) = Q_\omega(A, B, F)^{1-\alpha} \cdot Q_\omega(A', B', F')^\alpha \quad (13)$$

其中,参数 α 衡量边缘图像对原始图像的贡献, (A', B', F') 表示计算中使用“边缘图像”(通常用梯度范数代替灰度值)代替灰度图像, Q_E 值越接近 1, 融合图像质量越高。

实验结果如表 1 所示。

表 1 融合图像性能评价

融合图像	均值	平均梯度	信息熵	图像融合质量指标
图像(c)	89.5155	5.9361	6.4794	0.8103
图像(d)	92.0421	5.9684	6.4859	0.8541
图像(e)	97.7533	6.1142	6.5067	0.8694

结合图 3 融合结果,我们可以发现,本文方法得到的融合图像更能消除融合过程中引入的虚假信息,细节表现更清楚,效果更好。另外,从表 1 中数据也可以看出,本文方法得到的融合图像的评价参数均为最好,所以本文提出的基于 NSCT 的图像融

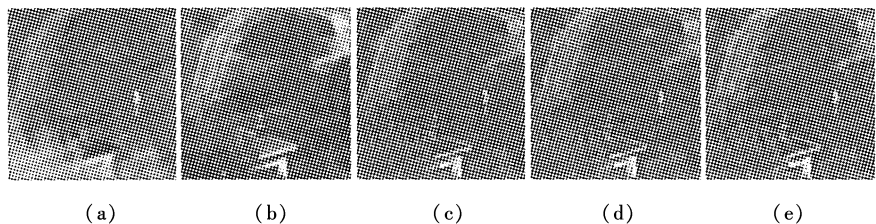


图 3 实验图像和不同融合方法得到的融合图像

合方法得到的融合图像细节最丰富,包含的信息量最大,取得了较好的融合效果。

6 结论

针对红外与可见光图像的成像特点,在详细讨论 NSCT 的基础上,提出了一种基于 NSCT 和 IPCNN 的图像融合算法。该融合方法首先利用 NSCT 对输入图像进行多尺度、多方向分解,准确地捕获图像中的二维或高维奇异信息,然后应用 IPCNN 详细讨论

了低频子带系数和各带通方向子带系数的融合规则。实验结果表明,该算法能够很好地将红外图像与可见光图像中的重要信息提取并注入到融合图像中,并且无论是视觉效果还是客观评价参数,其他方法相比较,该方法均取得了更好的融合效果,提高了融合图像的质量,能够更有效地融合红外与可见光图像。

参考文献:

- [1] 王宏,敬忠良,李建勋.一种基于目标区域的图像融合新算法[J].中国激光,2005,32(3):351-355.
 - [2] 王红梅,张科,李言俊.基于小波变换的图像融合方法[J].红外与激光工程,2005,34(3):328-332.
 - [3] 那彦,焦李成.基于多分辨分析理论的图像融合方法[M].西安:西安电子科技大学出版社,2007.
 - [4] Do M N, Vetterli M. The contourlet transform: An efficient directional multiresolution image Representation [J]. IEEE Trans on Image Processing, 2005, 14 (12): 2091 - 2106.
 - [5] Cunha A L, Zhou J P, Do M N. The nonsubsampled contourlet transform: theory, design, and Applications [J]. IEEE Trans on Image Processing, 2006, 15 (10): 3089 - 3101.
 - [6] 张强,郭宝龙.一种基于非采样 Contourlet 变换红外图像与可见光图像融合算法[J].红外与毫米波学报,2007,26(6):476-480.
 - [7] 刘盛鹏,方勇.基于 Contourlet 变换和 IPCNN 的融合算法及其在可见光与红外线图像融合中的应用[J].红外与毫米波学报,2007,26(3):217-221.
 - [8] 郭雷,李晖晖,鲍永生.图像融合[M].北京:电子工业出版社,2008.
 - [9] 闫敬文.数字图像处理[M].北京:国防工业出版社,2007.
 - [10] Wang Zhou, Bovik Alan C. A universal image quality index [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2002, 9 (3): 81 - 84.
 - [11] Piella G, Heijmans H A. A new quality metric for image fusion [C]. International Conference on Image Processing, ICIP, Barcelona, 2003: 173 - 176.
-