

文章编号: 0253-2239(2004)09-1214-5

具有紧支撑正交非张量积小波的图像融合*

刘 斌^{1,2} 彭嘉雄¹

(1 华中科技大学图像识别与人工智能研究所, 武汉 430074)
(2 湖北大学数学与计算机科学学院, 武汉 430062)

摘要: 提出了一种新的小波——具有紧支撑、正交性、伸缩矩阵为 $\begin{bmatrix} 2 & 0 \\ 0 & 2 \end{bmatrix}$ 的非张量积小波的图像融合方法。首先根据非张量积小波理论, 利用 Daubechies 构造的单变量滤波器构造出基于四通道的不可分的小波滤波器组, 用此滤波器组对参加融合的图片进行分解, 然后对低频部分采用取均值、高频部分采用系数绝对值取大的融合算法对分解子图进行融合, 最后重构。并采用熵、交叉熵、互信息、均方根误差和峰值信噪比等指标对该方法进行了客观评价。对可见光图像与红外图像、远红外图像与近红外图像、遥感图像、多聚焦图像和其它多类图像的融合实验结果证明本方法有较好的融合效果, 其融合性能与采用同样融合算法的张量积 db2 小波的融合方法的融合性能相当。

关键词: 图像处理; 图像融合; 非张量积小波; 小波帧变换

中图分类号: TN991.73 文献标识码: A

Image Fusion Based on Non-Separable Orthogonal Compact Supported Wavelet

Liu Bin^{1,2} Peng Jiaxiong¹

(1 *Institute of Image Recognition and Artificial Intelligence, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan, 430074*)
(2 *School of Mathematics and computer Science, Hubei University, Wuhan 430062*)

(Received 7 July 2003; revised 24 November 2003)

Abstract: Image fusion method based on non-separable orthogonal compact supported wavelet is presented. First a non-separable wavelet 4-channels filter bank using the theory of non-separable wavelets is constructed. The images involving the fusion are decomposed by the filter bank. We use the fusion algorithm as follow: for low-frequency part, the average value is selected; for the three high-frequency parts of each level, the maximum of the absolute value of the pixel is selected, then the new image is reconstructed. The method's performance is evaluated by using the entropy, cross-entropy, mutual information, error of mean square root and peak signal to noise ratio. The experimental results show that it has good effect for the fusion of visible image and infrared image, far infrared image and near infrared image, remote sensing images, multi-focus images and many others class of images. The performance of the non-separable wavelet fusion method is close to the performance of the db2 separable wavelet fusion method.

Key words: image processing; image fusion; non-separable wavelet; wavelet frame transform

1 引 言

图像融合是将不同传感器得到的多个图像根据

某个算法进行综合处理, 以得到一个新的满足某种需求的新图像。新图像与原图像相比, 信息更全面、更精确、更稳定, 新图像包含了原图像的冗余信息和互补信息。图像融合在军事领域和非军事领域如遥感图像、医学图像、机器视觉上得到了广泛的应用^[1~3]。通常图像融合可分为三个层次, 像素级融合、特征级融合和决策级融合。目前图像融合的研究

* 国家自然科学基金(60085002)、精确制导与自动目标识别国防科技重点实验室基金(51483040103JW0515)资助课题。

E-mail: liub@hubei.edu.cn

收稿日期: 2003-07-07; 收到修改稿日期: 2003-11-24

究已成为热门的课题,大多数研究集中在像素级融合上,主要方法有:像素值加权,这种方法最简单,但融合的视觉效果不理想。Burt 等提出了图像的金字塔分解方法后^[4],金字塔技术被应用于图像融合,这些融合方法有:基于拉普拉斯(Laplacian)金字塔的融合方法^[5]和基于对比度金字塔的融合方法、基于比率金字塔的融合方法^[6,7]。

Li Hui 等^[8]首次提出了利用张量积小波进行图像融合的方法。由于张量积小波在信号的时-频处理方面的优越性能,使得它在诸如图像融合等图像处理 and 计算机视觉中得到了广泛的应用。但基于张量积小波的应用也有其局限性:目前所知的一维小波仅有十几种,其设计的理论性强,难于构造。而非张量积二维小波由于不受张量积的限制,因而具有更普遍的意义,其小波的种类和个数从理论上说是无限制的。事实上从目前的二维非张量积小波的设计理论看,只要设计出一组满足一定条件的滤波器组,就能获得相应的小波。自 1992 年 Kovačević 等^[9]提出非张量积小波的设计方法和应用以来,非张量积小波在图像处理等领域得到了广泛的应用,但目前其应用主要集中在图像压缩和边缘提取上,国际国内目前还没有把非张量积小波应用于图像融合的先例。本文提出了基于具有紧支撑、正交性、伸缩矩阵为 $\begin{bmatrix} 2 & 0 \\ 0 & 2 \end{bmatrix}$ 的非张量积小波的图像融合方法。

2 紧支撑、正交、具有高正则性的非张量积小波和滤波器组

设 $\mathbf{x} = (x_1, x_2)^T \in \mathcal{R}^2, \psi(x) \in L^2(\mathcal{R})$ 为二维母小波函数, \mathbf{A} 为 2×2 伸缩矩阵,在本文中设 $\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 2 & 0 \\ 0 & 2 \end{bmatrix}$ 。设 $\mathbf{b} = (b_1, b_2)^T \in \mathcal{R}^2$ 为平移向量,令

$$\psi_{\mathbf{A}, \mathbf{b}}(x) = \frac{1}{\det \mathbf{A}} \psi[\mathbf{A}^{-1}(\mathbf{x} - \mathbf{b})],$$

若 $f(x_1, x_2) \in L^2(\mathcal{R}^2)$, 则其二维小波变换定义为

$$WT_f(\mathbf{A}, \mathbf{b}) = \langle f(x), \psi_{\mathbf{A}, \mathbf{b}}(x) \rangle = \frac{1}{a} \int_{\mathcal{R}^2} f(x) \psi\left(\frac{x - \mathbf{b}}{a}\right) dx, \quad (1)$$

式中 $a = \det \mathbf{A}$ 。

小波的构造可由多尺度分析(MRA)来实现。一个 $L^2(\mathcal{R}^2)$ 空间的闭子空间序列 $\{V_j\}_{j \in \mathcal{Z}}$ 生成 $L^2(\mathcal{R}^2)$ 的一个多尺度分析(或多分辨分析),如果下列条件成立:

- 1) $V_j \subset V_{j+1}, \bigcap_{j \in \mathcal{Z}} V_j = \{0\}, \overline{\bigcup_{j \in \mathcal{Z}} V_{j+1}} = L^2(\mathcal{R}^2)$;
- 2) 如果 $f \in V_j$, 那么 $f(2x - 2^{-j}n) \in V_{j+1}, n \in \mathcal{Z}^2$;
- 3) $\exists \varphi \in V_0, \varphi \in L^2(\mathcal{R}^2), \{\varphi(x - k)\}, k \in \mathcal{Z}^2$, 为 V_0 空间的正交基。

根据二维非张量积小波的多尺度分析理论和小波构造理论^[10],非张量积小波的构造问题的关键是构造非张量积小波低通滤波器,而在诸如图像融合等实际工程应用问题中,由于利用 Mallat 提出的算法对图像进行分解和重构时不涉及到尺度函数和小波的具体形式,而只需构造低通滤波器和相应的高通滤波器即可,因此,若尺度函数和小波函数满足 Mallat 算法的条件,我们主要关心的是如何构造小波低通和高通滤波器。

Ayache 给出了由一维滤波器构造二维具有紧支撑和正交性,且伸缩矩阵为 $\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 2 & 0 \\ 0 & 2 \end{bmatrix}$ 的不可分小波和小波滤波器组的方法^[10]:

设 $a(x), b(x), m(x)$ 为三个一维的正交镜像滤波器(QMF), $\tilde{a}(x), \tilde{b}(x), \tilde{m}(x)$ 分别是它们的共轭滤波器,对任一三角多项式 $c(x)$,以它为基础定义两个新的三角多项式如(2)式:

$$\begin{cases} c_e(x) = \frac{1}{2}[c(x) + c(x + \pi)], \\ c_o(x) = \frac{1}{2}[c(x) - c(x + \pi)], \end{cases} \quad (2)$$

则 $M_0\{\zeta_1, \zeta_2\} = a(\zeta_1)m_e(\zeta_2) + b(\zeta_1)m_o(\zeta_2)$ 是一半可分的镜像滤波器,它的共轭滤波器为

$$\begin{cases} M_1(\zeta_1, \zeta_2) = a(\zeta_1)\tilde{m}_e(\zeta_2) + b(\zeta_1)\tilde{m}_o(\zeta_2), \\ M_2(\zeta_1, \zeta_2) = \tilde{a}(\zeta_1)m_e(\zeta_2) + \tilde{b}(\zeta_1)m_o(\zeta_2), \\ M_3(\zeta_1, \zeta_2) = \tilde{a}(\zeta_1)\tilde{m}_e(\zeta_2) + \tilde{b}(\zeta_1)\tilde{m}_o(\zeta_2), \end{cases} \quad (3)$$

且若 $a \neq b, m(x)$ 至少具有三个非 0 系数,则 $M_0(\zeta_1, \zeta_2)$ 是不可分的。

为构造 4×4 的非张量积滤波器,我们选择 $a(x)$ 和 $m(x)$ 为一维 db2 小波所对应的正交镜像滤波器,即

$$a(x) = m(x) = -0.12941 + 0.22414x + 0.83652x^2 + 0.48296x^3, \quad (4)$$

$$b(x) = \frac{1+\sqrt{3}}{8} + \frac{3+\sqrt{3}}{8}x + \frac{3-\sqrt{3}}{8}x^2 + \frac{1-\sqrt{3}}{8}x^3, \quad (5)$$

根据上述结论,可以构造出 $\det \mathbf{A} = 4$ 个滤波器,其中一个为低通滤波器 H_0 ,其余 3 个为高通滤波器, H_1, H_2, H_3 。这里给出低通滤波器如下:

$$H_0 = \begin{bmatrix} 0.00837347 & 0.0541263 & -0.0541263 & 0.116626 \\ -0.0145029 & 0.0937488 & 0.0937488 & 0.202003 \\ -0.0541263 & 0.0251198 & 0.3498830 & 0.0541263 \\ -0.0312498 & -0.0145029 & 0.202003 & -0.0312498 \end{bmatrix}, \quad (6)$$

显然 H_0 是不可分的,它不能分解为两个一维滤波器的张量积。且由(5)式和(6)式构造的尺度函数和小波也是不可分的,它们与 Daubechies 构造的 db2 小波具有相同高的正则性。在第 3 节中将使用这组滤波器组对图像进行分解和重构。

3 融合算法

首先用构造的四个小波滤波器对参加融合的两幅图像分别进行滤波,为了避免滤波器不对称和抽样给子图带来的偏移现象,本文采用不抽样的小波帧变换^[11]。首先把图像按不同尺度逐级分解,然后对分解子图进行融合,通过大量的算法实验表明,用基于单个像素和基于区域窗口的融合算法均可得较好的视觉效果,但为了减少运算量,我们采用如下的

融合算法:

第一步:对低频子图采用取平均值的简单融合算法:若 $A_{j,l}$ 为图像 A 分解后的低频系数子图, $B_{j,l}$ 为图像 B 分解后的低频系数子图(l 代表低频, j 代表尺度), $F_{j,l}$ 为 $A_{j,l}$ 和 $B_{j,l}$ 融合后产生的低频子图,则

$$F_{j,l}(m,n) = \frac{A_{j,l}(m,n) + B_{j,l}(m,n)}{2}, \quad (7)$$

对所有的 m, n 融合。

第二步:对高频子图采用像素绝对值取大的融合算法:若 $A_{j,h}^k$ 为图像 A 分解后的高频系数子图(h 表示高频, j 表示尺度, $k=1, 2, 3$), $B_{j,h}^k$ 为图像 B 分解后产生的高频系数子图, $F_{j,h}^k$ 为 $A_{j,h}^k$ 和 $B_{j,h}^k$ 融合后产生的高频子图,则

$$F_{j,h}^k(m,n) = \begin{cases} A_{j,h}^k(m,n), & \text{如果 } |A_{j,h}^k(m,n)| \geq |B_{j,h}^k(m,n)|, \\ B_{j,h}^k(m,n), & \text{如果 } |A_{j,h}^k(m,n)| < |B_{j,h}^k(m,n)|. \end{cases} \quad (\text{对所有的 } m, n) \quad (8)$$

第三步:由下一级子图重构上一级子图,最后得到融合图像 F。

4 实验结果与评价

4.1 融合结果

图 1 为远红外图像和近红外图像的融合实例。图 1 为同一场景的两幅 304×488 已对准的远红外图

像和近红外图像,远红外图像整体较明亮,电线杆易被辨别,衬比较好,而近红外图像大部分较暗,但图像左边的道路和栏杆易被辨别、天地相接的背景的亮度较高。图 1(c)为本文提出的非张量积小波和上述融合算法得到的融合结果图像。从融合结果可以看出,它们吸收了远红外图像和近红外图像的优点和特征:图像较明亮、衬比较好,物体轮廓容易被辨认。

图 2 所选用的是两幅同一场景的 184×250 已

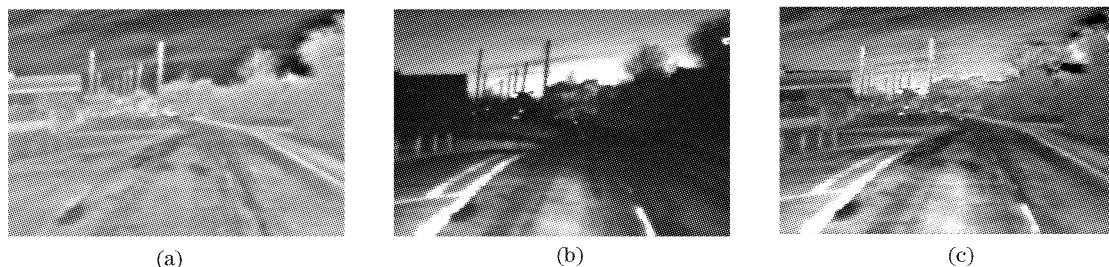


Fig. 1 The fusion of FIR image and NIR image. (a) Far infrared image, (b) near infrared image, (c) the fused image

对准的可见光图像和红外图像,可见光图像中能够清晰地看见卡车,衬比度高,但由于烟雾的遮挡无法看见直升飞机和房屋的轮廓。红外图像由于具有穿透烟雾的能力,从而可见烟雾后面房屋的轮廓。为了更清楚地看出卡车、飞机和房屋等目标,先对可见

光图像作预处理,对其取反,即用 255 减去各像素点的灰度值,再进行融合。其融合结果如图 2(c)所示,融合后的卡车、直升飞机和烟雾后面房屋以及山的轮廓等都清晰可见。

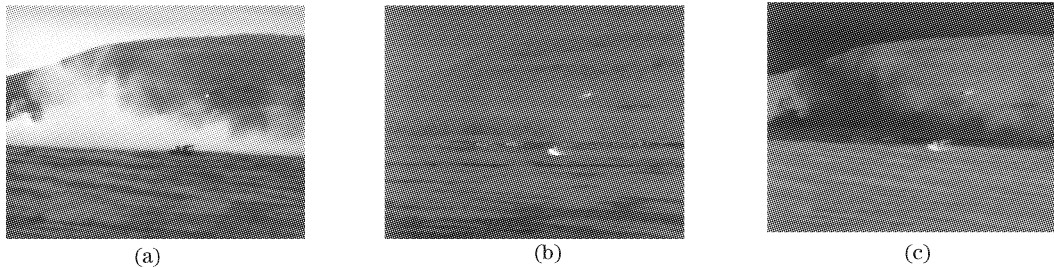


Fig. 2 The fusion of visible light image and the IR image. (a) Visible light image, (b) infrared image, (c) the fused image

图 3(a)和图 3(b)是一对 512×480 已配准的 Landsat 卫星的 5 波段和 3 波段的 TM 传感器图像,它们是同一场景的飞机场和其背景图像, TM5 图像的背景比较明亮,衬比度较高,但飞机场和跑道的轮廓不容易辨认。TM3 图像的背景比较暗,衬比度较低,但飞机场和跑道的轮廓比较容易辨认。图 3(c)为融合结果图像。它保持了 TM5 图像和 TM3 图像

的谱和纹理信息,吸收了 TM5 图像衬比度高和 TM3 飞机场轮廓易辨认的优点。

图 4(a)和图 4(b)为一幅清晰的 512×512 的 Lena 图像经过分别对其左边和右边进行高斯模糊后的一对多聚焦图像,图 4(a)的右边清晰,左边模糊,图 4(b)的左边清晰,右边模糊。图 4(c)为融合结果图像。其左右两边都较清晰。

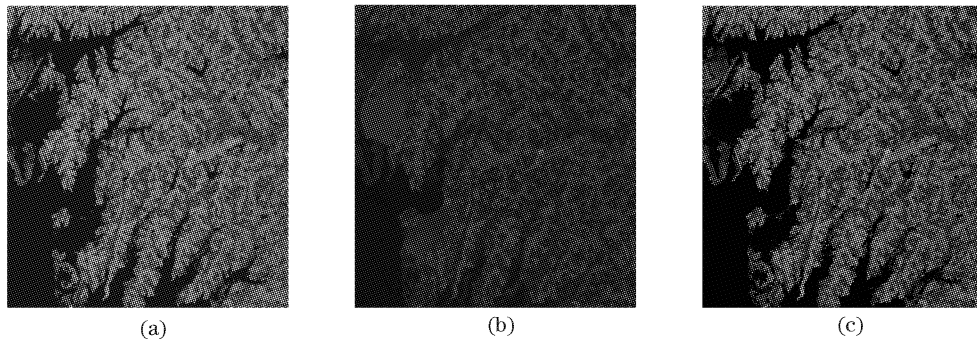


Fig. 3 The fusion of TM5 image and TM3 image. (a) TM5 image, (b) TM3 image, (c) the fused image

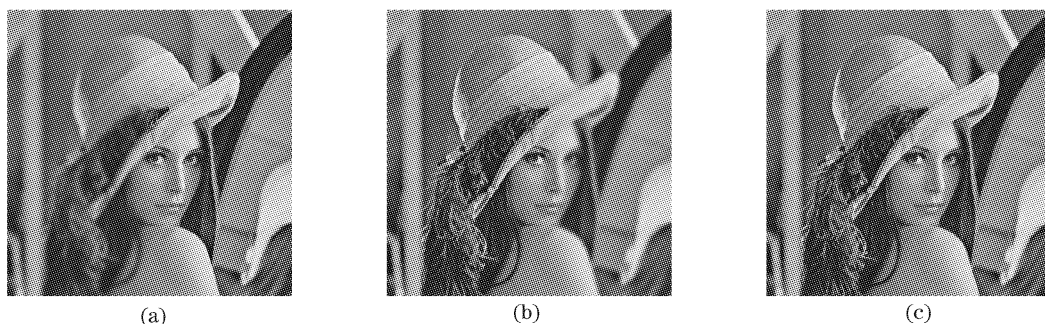


Fig. 4 The fusion of multi-image. (a) Focus on the right, (b) focus on the left, (c) the fused image

上述四实验均采用 MATLAB6.1 编程实现。对参加融合的图像均作一层小波分解。

4.2 客观性能评价

用熵、交叉熵、互信息、均方根误差、峰值信噪比

等统计指标来评价融合结果的客观性能^[5],其中,交叉熵取融合结果图像分别与两原图像的交叉熵的平均值,互信息根据 Qu Quihong 等^[12]提出的方法进行计算。另外,为了看出本文提出的非张量积小波

的融合效果,我们把它与张量积小波的融合方法作对比,所用小波是一维 db2 小波的张量积,表 1、

表 2、表 3、表 4 分别给出了两种方法有关性能的比较。

Table 1 Performance of the fusion for FIR image and NIR image

Fusion method	Entropy	Cross-entropy	Mutual information
Nonseparable wavelet	4.6484	0.2755	0.67717
Separable wavelet	4.6440	0.2783	0.68861

Table 2 Performance of the fusion for visible light and IR images

Fusion method	Entropy	Cross-entropy	Mutual information
Nonseparable wavelet	4.4524	0.16036	0.58596
Separable wavelet	4.4482	0.16064	0.56425

Table 3 Performance of the fusion for TM5 image and TM3 image

Fusion method	Entropy	Cross-entropy	Mutual information
Nonseparable wavelet	4.1009	0.91891	0.72112
Separable wavelet	4.0964	0.92159	0.50263

Table 4 Performance of the fusion for multi-focus images

Fusion method	Entropy	Cross-entropy	Mutual information	RMSE	R_{SN}^{peak}
Nonseparable wavelet	5.1113	0.034751	2.9368	5.5831	76.430
Separable wavelet	5.1036	0.020418	3.0725	5.5362	76.599

从表 1~表 4 可以看出,在选用熵、交叉熵、互信息、均方根误差(RMSE)、峰值信噪比统计指标衡量融合性能的前提下,本文所提出的方法与采用同样融合算法的 db2 张量积小波融合方法的性能相近。另外,我们用此方法对医学图像、航空图像与卫星图像、Landsat 图像与 Spot 图像等的融合也做过实验,得到了相同的结论。

结论 提出了具有紧支撑、正交性、伸缩矩阵为 $\begin{bmatrix} 2 & 0 \\ 0 & 2 \end{bmatrix}$ 的非张量积小波的图像融合新方法。从视觉效果看,本文提出的融合方法有较好的融合效果。从客观评价指标看,其融合性能与采用同样算法的张量积 db2 小波的融合方法的融合性能相同。本方法有如下优点:1) 由于小波的分频特性,使得融合时能吸收参与融合图像的好的特征。如目标易被辨认、衬比度得到增强、提高清晰度等,为后续的计算机图像识别和理解提供好的基础;2) 适用范围广。它不仅适用于本文实验所示的近红外图像与远红外图像、可见光图像与红外图像、TM 遥感图像、多聚焦图像的融合,由于其融合性能与张量积小波的融合方法的性能相近,因此,从理论上讲,凡是张量积小波适用的融合场合,它都能适用。

参 考 文 献

1 David L H. An introduction to multi-sensor fusion. *Proc. IEEE*, 1997, **85**(1): 6~23

2 Li Qin, Dai Caihong, Yu Xin *et al.*. Application of imaging fusion in cell images processing. *Acta Optica Sinica* (光学学报), 1998, **18**(12): 1658~1662 (in Chinese)

3 Li Qin, Yu Xin. Study of image fusion methods appropriated to biological images. *Acta Optica Sinica* (光学学报), 2000, **20**(4): 494~500 (in Chinese)

4 Burt P T, Adeson E H. The laplacian pyramid as a compact image code. *IEEE Trans. on Commun.*, 1983, **31**(4): 532~540

5 Liu Guixi, Yang Wanhai. A multiscale contrast pyramid based image fusion scheme and its performance evaluation. *Acta Optica Sinica* (光学学报), 2001, **21**(11): 1336~1342 (in Chinese)

6 Toet A. Multiscale contrast enhancement with application to image fusion. *Opt. Engng.*, 1992, **31**(5): 1026~1031

7 Toet A. Image fusion by a ratio of low-pass pyramid. *Pattern Recognition Lett.*, 1989, **9**(4): 245~253

8 Li Hui, Manjunath B S, Mitra S K. Multi-sensor image fusion using the wavelet transform. *Graphical Models and Image Processing*, 1995, **57**(5): 235~245

9 Kovačević J, Vetterli M. Nonseparable multidimensional perfect reconstruction filter bank and wavelet bases for \mathcal{R}^n . *IEEE Trans. on Information Theory*, 1992, **38**(2): 533~555

10 Ayache A. Construction of non-separable dyadic compactly supported orthonormal wavelet bases for $L^2(\mathcal{R}^2)$ of arbitrarily high regularity. *Revista Matemática Iberoamericana*, 1999, **15**(1): 37~58

11 Laine A, Fan J. Frame representations for texture segmentation. *IEEE Trans. on Image Processing*, 1996, **15**(5): 771~780

12 Qu Quihong, Zhang Dali, Yan Pingfan. Information measure for performance of image fusion. *IEE Electron. Lett.*, 2002, **7**(38): 313~315