

多小波变换在夜视图像融合算法中的应用

杨 飒¹, 詹 杰², 吴伶锡²

(1. 广东教育学院物理系, 广东 广州 510303; 2. 湖南科技大学物理学院, 湖南 湘潭 411201)

摘 要:从微光图像和红外图像的特点出发,提出了一种基于多小波变换的夜视图像融合算法。该方法先对夜视图像进行多小波变换得到各子带的多小波系数,其低频系数采用自适应加权融合算子进行融合,高频系数先进行阈值去噪和子带增强,再采用基于频带方向的融合算子进行融合,经多小波逆变换后得到融合图像。实验结果表明,本文算法与单小波融合算法、传统融合算法相比,得到的图像能更好地突出图像的边缘特征,增强图像的可视性和清晰度,并在信息熵、峰值信噪比等客观性能指标上取得了显著的改善。

关键词:夜视图像融合;多小波变换;阈值去噪;子带增强

中图分类号:TN911.73

文献标识码:A

The Application of Multi-wavelet Transform in Night-vision Image Fusion Algorithm

YANG Sa¹, ZHAN Jie², WU Ling-xi²

(1. Department of Physics, Guangdong Education Institute, Guangzhou 510303, China;

2. School of Physics, Hunan University of Science and Technology, Xiangtan 411201, China)

Abstract: According to the features of the infrared and micro-light images, a new algorithm of night-vision image fusion is proposed based on multi-wavelet transform. Firstly, two night-vision images are transformed by multi-wavelet to obtain the sub-band multi-wavelet coefficients. Then, their low-frequency coefficients are fused by using adaptive weighted fusion operator. Their high-frequency coefficients conduct threshold denoising and sub-band enhanced, and then are fused by using frequency band direction fusion operator. Finally, the fusion image is obtained by multi-wavelet inverse transform. The experiments indicate that the performance of new algorithm is better than those of single-wavelet fusion algorithm and PCA fusion algorithm. It not only highlights the features of the edge of the image, but also significantly enhances the visibility and clarity of the image. And it has made significant improvements in objective evaluation criteria such as information entropy, PSNR etc.

Key words: night-vision image fusion; multi-wavelet transform; threshold denoising; sub-band enhanced

1 引 言

夜视技术是借助光电成像器件实现夜间观察的一种光电技术,它包括微光夜视和红外夜视两方面。随着微光与红外成像技术的发展,综合和发掘微光与红外图像的特征信息,使其融合成更全面的图像已发展成为一种有效的技术手段。夜视图像融合能增强场景理解、突出目标,有利于在隐藏、伪装和迷

惑的背景下更快更精确地探测目标^[1]。

近几年,基于小波变换的图像融合算法广为兴起,小波分析具有良好的时频局部特性,可以很好地

基金项目:湖南省教育厅科研项目(No. 06C321)资助。

作者简介:杨 飒(1970-),女,讲师,硕士,主要研究方向为图像信号处理。E-mail: yangsa@21cn.com

收稿日期:2007-11-14

融合多传感器的大部分特征信息,极大地改善了传统图像融合方法(HPF法,IHS法,PCA法等)的不足^[2-3]。目前,人们所采用的小波变换融合算法多是基于单小波变换的,但实数域中紧支撑、对称、正交的单小波是不存在的。1994年,Goodman提出了多小波概念,多小波既保持了单小波所具有的良好时域和频域局部特征,又克服了单小波的缺陷,将实际应用中的光滑性、紧支性、对称性、正交性、高阶消失矩完美地结合在一起^[4]。

本文从微光图像和红外图像的特点出发,提出了一种基于多小波变换的夜视图像融合法。该方法先对红外图像进行对比度拉伸变换以增大图像的对比度;对两幅图像进行多小波变换得到各子带的多小波系数,其低频系数采用自适应加权融合算子进行融合。高频系数先进行阈值去噪和子带增强,再采用频带方向一致性的融合算子进行融合,经多小波逆变换后得到的融合图像。该方法与文献[5]中采用的PCA算法、文献[3]中采用的单小波变换融合算法相比,能更好地突出地物的边缘信息,保留微光图像的光谱信息。实验结果表明,本文方法得到的融合图像能获得较好的主观视觉效果,并在信息熵、峰值信噪比、清晰度的客观性能指标上取得了显著的改善。

2 多小波变换理论

2.1 多小波理论

多小波是指由两个或两个以上函数作为尺度函数而生成的多小波,它将单小波中由单个尺度函数生成的MRA空间扩展为由 r 个尺度函数分量生成,其尺度函数和小波函数均是 r 维的向量。设一族闭子空间 $\{V_j | j \in \mathbf{Z}\}$ 是 $L^2(\mathbf{R})$ 的一个MRA,且:

$$\begin{aligned} \Phi(x) &= [\phi_1(x), \phi_2(x), \dots, \phi_r(x)]^T \\ 1 \leq r \leq K, K \in \mathbf{Z} \\ \Psi(x) &= [\psi_1(x), \psi_2(x), \dots, \psi_r(x)]^T \\ 1 \leq r \leq K, K \in \mathbf{Z} \end{aligned} \quad (1)$$

其中, $\Phi(x)$ 是多尺度函数; $\Psi(x)$ 是多小波函数。它们满足二尺度方程:

$$\begin{aligned} \Phi(x) &= \sum_{k \in \mathbf{Z}} H_k \Phi(2x - k) \\ \Psi(x) &= \sum_{k \in \mathbf{Z}} G_k \Psi(2x - k) \end{aligned} \quad (2)$$

其中, H_k 和 G_k 都是 $r \times r$ 维的矩阵;分别称为低频和高频矩阵滤波器系数。若 Φ 和 Ψ 是紧支的,则 $\{H, G\}$ 就是FIR多滤波器,必满足式(2)。

2.2 多小波变换

将单小波变换的快速Mallat算法推广到多小波变换,可以得到多小波分析的快速算法——多元Mallat算法。设 $f(x) \in V_j$,则:

$$\begin{aligned} f(x) &= \sum_{l=1}^r \sum_{k \in \mathbf{Z}} c_{j,k}^l \phi_{j,k}^l(x) \\ &= \sum_{l=1}^r \sum_{k \in \mathbf{Z}} c_{j_0,k}^l \phi_{j_0,k}^l(x) + \\ &\quad \sum_{l=1}^r \sum_{j \leq j_0} \sum_{k \in \mathbf{Z}} d_{j,k}^l \psi_{j,k}^l(x) \end{aligned} \quad (3)$$

这里, $j \leq j_0$,有:

$$c_{j,k}^l = \int f(x) \phi_{j,k}^l(x) dx, d_{j,k}^l = \int f(x) \psi_{j,k}^l(x) dx \quad (4)$$

令:

$$C_{j,k} = (c_{j,k}^1, \dots, c_{j,k}^r)^T, D_{j,k} = (d_{j,k}^1, \dots, d_{j,k}^r)^T \quad (5)$$

得到多小波分解公式:

$$\begin{aligned} C_{j-1,k} &= \sqrt{2} \sum_{n \in \mathbf{Z}} H_{n-2k} C_{j,k} \\ D_{j-1,k} &= \sqrt{2} \sum_{n \in \mathbf{Z}} G_{n-2k} C_{j,k} \end{aligned} \quad (6)$$

多小波重构公式为:

$$C_{j,k} = \sum_{n \in \mathbf{Z}} H_{n-2k}^T C_{j-1,k} + \sum_{n \in \mathbf{Z}} G_{n-2k}^T D_{j-1,k} \quad (7)$$

其中,信号在零尺度上的逼近 $c_0(n)$ 可以通过对原始信号的采样序列进行预滤波处理来替代^[6]。在 $r=2$ 的情况下,预滤波公式为:

$$C_0(n) = \begin{vmatrix} C_0^1(n) \\ C_0^2(n) \end{vmatrix} = \sum_{i=n}^{M+n} P_{i-n} \begin{vmatrix} f(2i-1) \\ f(2i) \end{vmatrix} \quad (8)$$

其中, $\{P_0, \dots, P_M\}$ 是预滤波器。

相应地,在信号重构后需要进行后滤波以恢复原信号的形式,后滤波公式为:

$$\begin{vmatrix} f(2i-1) \\ f(2i) \end{vmatrix} = \sum_{i=n}^{M+n} Q_{i-n} \begin{vmatrix} C_0^1(n) \\ C_0^2(n) \end{vmatrix} \quad (9)$$

其中, $\{Q_0, \dots, Q_M\}$ 是后滤波器。

3 基于多小波变换的图像融合

图像融合是指将不同传感器获得的同一区域的不同空间分辨率的图像信息通过一定的融合算法融合在一起,利用它们在时空上的相关性及信息熵的互补性来获得对景物更全面、清晰的描述,以便于对图像的解释和分析。基于多小波变换的图像融合步骤一般如下:对于尺寸为 $M \times N$ 的源图像,经过预滤波后,源图像被分为 $r \times r$ 幅大小相同的子带图像。用 r 维的多小波函数进行分解,进行一层多小波变换后,在 r 个尺度函数分别低通滤波和高通滤波后,源图像分为 r^4 个子带图像,进行2层多小波变换

时,它只将低频子带进一步分解,高频子带保持不变。如此类推,用 r 维多小波函数进行 l 层分解,可以得到 $r^2(l \times r^2 - l + 1)$ 个子带图像。其中含 $r \times r$ 个低频子带图像,剩余为尺度各异的高频子带图像。低频子带系数包含了图像的轮廓信息,一般采用基于像素的加权法进行融合,高频子带系数包含了图像的细节和边缘信息,可以采用基于区域特征的融合算子进行融合。融合后的多小波系数通过多小波逆运算重构图像,但该图像仍然是矢量图像,需经过后滤波器处理还原成源图像的结构,融合图像与源图像相比,在信息量、清晰度等方面得到了改善。图1是 $r=2, l=3$ 的多小波变换图像融合方框图。

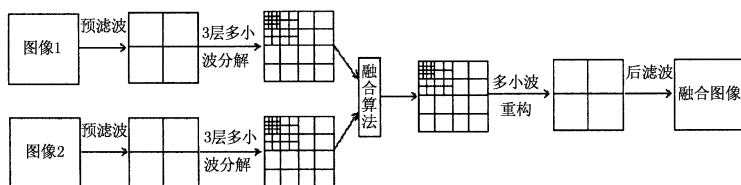


图1 基于多小波变换图像融合方框图

4 基于多小波变换的夜视图像融合算法

由于红外热像仪和微光夜视仪成像原理不同,使微光图像和红外图像具有各自不同的特点,其具体区别如下:

(1) 边缘效应差异:微光图像的边缘比红外图像的边缘陡,其边缘结构比较复杂。而红外图像的边缘相对平滑。

(2) 纹理特征差异:微光图像能够反映出目标表面的纹理细节信息。由于红外波段的固有分辨率及其在传输过程受大气吸收和散射的影响,使得红外图像缺乏好的对比度和分辨力,很难反映出目标表面的纹理信息。

针对夜视图像的上述特点,本文提出了一种基于多小波变换的夜视图像融合算法。该方法的具体步骤如下:

(1) 对原始图像进行图像增强处理:对红外图像进行对比度拉伸变换,以增大图像的对比度。

(2) 对增强后的夜视图像进行预滤波和多小波变换得到各子带的多小波系数,其低频系数采用自适应加权融合算子进行融合,算法见式(10):

$$F_L(x, y) = \frac{M_1}{M_1 + M_2} R_L(x, y) + \frac{M_2}{M_1 + M_2} W_L(x, y) \quad (10)$$

其中, $R_L(x, y)$, $W_L(x, y)$, $F_L(x, y)$ 分别表示原始图

像1、原始图像2和融合图像的多小波低频分解系数在 (x, y) 处的值, M_1, M_2 分别表示原始图像1、原始图像2的低频子带图像的均值。

(3) 多小波高频分解系数可先通过阈值去噪和子带增强的处理。

由于夜视图像在采集过程中要引入噪声,可通过式(11)的软阈值去噪算法将大部分高斯白噪声滤除:

$$D'(x, y) = \text{sgn}[D(x, y)] \times \max(|D(x, y)| - \lambda, 0) \quad (11)$$

其中, $D(x, y)$, $D'(x, y)$ 分别表示去噪前、后的多小波高频分解系数在 (x, y) 处的值;阈值 λ 的选择根

据文献[6]中 Grace Chang 提出的 $\lambda = \sigma^2 / \sigma_w$ 进行计算; σ_w 表示原始图像的方差, σ^2 为噪声方差,一般取9。

由于软阈值去噪容易带来图像边缘信息的模糊化,这里采用高频子带增强的方式来加强边缘信息,见式(12):

$$D''(x, y) = H \times D'(x, y) \quad (12)$$

式中, $D''(x, y)$ 表示边缘信息增强后的多小波高频分解系数在 (x, y) 处的值; H 表示增强因子;其取值为 $1 \leq H \leq |D(x, y)| / (|D(x, y)| - \lambda)$ 。 H 还可以根据分解层数的不同进行适当调整。

(4) 根据同一分辨率下,三个高频分量对应同一位置处的多小波系数值越大,则图像的细节信息越集中在该方向上的原则,充分利用该方向上的小波系数进行融合。这里采用频带方向一致性原则对两组经过去噪和子带增强的多小波高频子带系数进行融合,算法见式(13):

$$S = \max \left\{ \begin{matrix} R_{LH}^j(x, y), R_{HL}^j(x, y), R_{HH}^j(x, y), \\ W_{LH}^j(x, y), W_{HL}^j(x, y), W_{HH}^j(x, y) \end{matrix} \right\} \quad (13)$$

如果 $S = R_k^j(x, y)$,则 $F_k^j(x, y) = R_k^j(x, y)$,否则, $F_k^j(x, y) = W_k^j(x, y)$ 。其中, $R_k^j(x, y)$, $W_k^j(x, y)$, $F_k^j(x, y)$ 分别表示原始图像1、原始图像2和融合图像在分解层数为 j ($1 \leq j \leq N$)、高频方向为 K 时的多小波高频子带系数,下标 K 分别表示水平方向(LL)、垂直方向(HL)和对角线(HH)三个方向。 N 为最大分解层数。

该高频融合算子可直接完成一致性检测。避免了同一分辨率、同一位置下融合图像的多小波系数在水平方向取值来自图像 R ,而在垂直方向取值来自图像 W 的这种不一致性。同时,由于该算法是直接对像素进行运算,处理速度快,实时性强,特别适

合于传感源多、信息量大的图像处理。

(5)对融合后的多小波高、低频系数进行多小波重构,并通过后滤波器处理得到融合图像。

5 实验结果与评价

实验所用图像是已严格配准的大小为 280 × 180,分别用弱光 CCD 拍摄的含有较多光线信息的微光图像,如图 2(a)所示;以及红外热像仪拍摄的含有较多边缘信息的红外图像,如图 2(b)所示。为与本文方法进行对比,采用基于区域能量的单小波变换融合算法进行融合,小波基为 bior5.5,分解层数为 3,其融合图像如图 2(c)所示。这里还采用文献[5]中的 PCA 算法进行融合,其中对红外图像进行 PCA 变换,与直方图匹配后的微光图像融合后再经过 PCA 逆变换得到融合图像,如图 2(d)所示。图 2(e)是采用正交 ghm 多小波,分解层数为 3,运用本文算法得到的融合图像,其中预滤波器按照严格采样滤波来设计,见式(14):

$$P_0 = \begin{vmatrix} \frac{3}{8\sqrt{2}} & \frac{10}{8\sqrt{2}} \\ 0 & 0 \end{vmatrix} \quad P_1 = \begin{vmatrix} \frac{3}{8\sqrt{2}} & 0 \\ 0 & 0 \end{vmatrix}$$
$$Q_0 = \begin{vmatrix} 0 & 0 \\ 0 & -\frac{3}{10} \end{vmatrix} \quad Q_1 = \begin{vmatrix} 0 & 0 \\ \frac{8\sqrt{2}}{10} & -\frac{3}{10} \end{vmatrix}$$

(14)

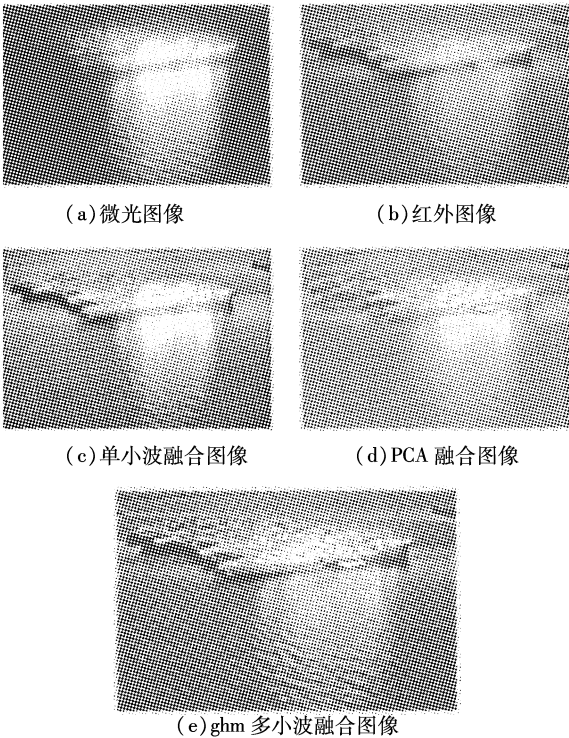


图2 夜视图像融合

本文采用信息熵、清晰度和联合峰值信噪比(融合图像分别与原始图像峰值信噪比 PSNR 的均值)三项客观指标进行评价,如表 1 所示。信息熵越大说明图像所含的信息量越大;清晰度越大说明图像细节反差和纹理变化越丰富;峰值信噪比越大,表明融合图像从原始图像提取的信息越多,抗干扰能力越强。结合图 2 的主观目视效果和表 1 的数据,可以得出本文提出的多小波算法在去噪和边缘特征信息上最优,其清晰度和峰值信噪比明显比单小波算法和 PCA 算法好。

表 1 融合图像的性能参数对比

融合图像	信息熵	清晰度	联合 PSNR/(× 10 ⁻⁶)
微光图像	5.9786	0.0300	—
红外图像	7.0110	0.0371	—
PCA 算法	6.8239	0.0392	1.0589
单小波算法	7.4710	0.0470	1.6931
ghm 多小波算法	7.3813	0.0555	3.0195

6 结 论

多小波具有优良的对称性、正交性、光滑性和紧支撑性,因而比单小波具有更好地时频局部化性能。本文将多小波变换运用于夜视图像的融合,通过对多小波系数进行阈值去噪和边缘信息加强,采用频带方向融合算法实现图像融合,它能完好地显示来自原始图像光谱信息和细节信息,有效地突出了图像的边缘特征,明显增强了图像的可视性和清晰度。

参考文献:

[1] 李才平,邹永星,杨松龄. 基于微光与红外的夜视技术[J]. 国外电子元器件,2006,(2):72-75.

[2] 金伟其,王岭雪,王生祥,等. 夜视图像的彩色融合技术及其进展[J]. 红外技术,2003,(1):6-12.

[3] 黄世亮,裘鉴卿. 基于小波变换多尺度积的图像融合算法[J]. 红外与激光工程,2007,(3):391-394.

[4] Geronimo J, Hardin D. Construction of orthogonal wavelets using fractal interpolation functions[J]. SLAM J Math Anal, 1996, 27: 1158-1192.

[5] Das S, Zhang Y L, Krebs W K. Color night vision for navigation and surveillance[C]// Proceedings of the Fifth Joint Conference on Information Sciences, 2000, Atlantic City, NJ, February 28th.

[6] Xia X G, Hardin D P. Design of prefilter for discrete multi-wavelet transform[J]. IEEE Trans on Signal Processing, 1996, 29(2):481-510.