第 33 卷　第 9 期　　计　算　机　工　程　　2007 年 5 月
Vol.33　No.9　　Computer Engineering　　May 2007
·人工智能及识别技术·　文章编号：1000—3428(2007)09—0194—02　文献标识码：A　中图分类号：TP391

基于双正交多小波的红外和可见光图像融合

张　彬，黄光华，倪国强
（北京理工大学光电工程系，北京 100086）

摘　要：利用双正交单小波的对称性和良好的滤波性能，给出了具有 GMPs (Good Multifilter Properties)的双正交多小波滤波器，对其经过平衡处理后，结合 Burt 提出的选择和平均的融合方案，对可见光图像和红外图像进行了融合实验，充分利用红外波段和可见光波段的信息互补性，达到便于观察的目的。仿真结果表明该方法能取得较好的融合效果。

关键词：双正交多小波；图像融合；平衡多小波

Fusion of Infrared and Visible Images Based on Biorthogonal Multiwavelet

ZHANG Bin, HUANG Guanghua, NI Guoqiang
(Department of Photoelectricity Engineering, Beijing Institute of Technology, Beijing 100086)

【Abstract】The biorthogonal multiwavelet filters bank with good multifilter properties is constructed by using scale biorthogonal wavelet possessing symmetry and better filtering property. Combining with Burt's selection and averaging fusion method, this paper applies it to fusion experiment of infrared and visible image. Simulation test shows the approach can produce preferable result.

【Key words】Biorthogonal multiwavelet; Image fusion; Balanced multiwavelet

由于不同图像传感器的成像机理和成像波段不同，不同传感器获得的同一场景的多幅图像之间具有信息的冗余性和互补性，经图像融合技术得到的合成图像包含各幅源图像的所有有用信息，可以更全面、更精确地描述所研究的对象。可见光波段和红外波段传感器是最为常用的两类传感器。红外成像传感器只敏感于目标场景的辐射，主要由目标场景的辐射率差及温差决定，可见光成像传感器只敏感于目标场景的反射，与其热对比度无关，将可见光图像与红外图像进行融合，可以充分利用其信息互补性，扩展系统目标探测的时空覆盖范围，提高系统的空间分辨率、全天候工作能力以及目标检测和抗干扰能力，在航空、遥感、国防等诸多领域有重要应用。

目前常用的图像融合算法大部分是基于多分辨分析方法的。由于多小波较之于单小波具有更完美的数学特性，双正交多小波在图像处理中优于正交多小波，本文就是基于这一想法将其应用于图像融合。

1 双正交多小波的分解和重构算法

在图像处理等实际应用中，滤波器具有线性相位就可以避免边界失真，这就要求小波函数具有而对称性，这使得人们不得不在正交性和对称性之间进行折中，从而构造了双正交小波。

自从 Geronimo、Hardin 和 Massopust 利用分形插值函数成功地构造了 GHM 多小波以来，多小波的研究受到人们的关注，双正交多小波的构造也成为了研究的热点。Hardin D. P.和 Marasovich J. A 利用分形插值函数和双正交矩阵滤波器的精确重构条件构造具有对称性的双正交多小波。Tan, H.H.等由双正交的单小波构造对称反对称的双正交多小波。

双正交多小波的尺度向量函数

$$\varphi=[\varphi_1(x),\varphi_2(x)]^T \quad \tilde{\varphi}=[\tilde{\varphi}_1(x),\tilde{\varphi}_2(x)]^T$$

满足双尺度矩阵加细方程

$$\varphi(x)=\sum_{k\in Z}P_k\varphi(2x-k) \qquad \tilde{\varphi}(x)=\sum_{k\in Z}\tilde{P}_k\tilde{\varphi}(2x-k)$$

小波向量函数

$$\psi=[\psi_1,\psi_2]^T \quad \tilde{\psi}=[\tilde{\psi}_1,\tilde{\psi}_r]^T$$

满足双尺度矩阵加细方程

$$\psi(x)=\sum_{k\in Z}Q_k\varphi(2x-k) \quad \tilde{\psi}(x)=\sum_{k\in Z}\tilde{Q}_k\tilde{\varphi}(2x-k)$$

令

$$c_k^j=[c_{1,j,k},c_{2,j,k}]^T \quad d_k^j=[d_{1,j,k},d_{2,j,k}]^T$$

可得如下的分解算法：

$$c_k^{j-1}=\sum_m P_{m-2k}c_m^j \qquad d_k^{j-1}=\sum_m Q_{m-2k}c_m^j$$

和重构算法

$$c_k^j=\sum_{m\in Z}\tilde{P}_{k-2m}^T c_m^{j-1}+\sum_{m\in Z}\tilde{Q}_{k-2m}^T d_m^{j-1}$$

从上面的分解和重构算法中可看出，双正交多小波滤波器的输入和输出均为向量，在图像处理时须进行预滤波和后滤波，即将一维信号转换为矩阵滤波器需要的向量信号，对向量信号进行多小波变换后，再将向量信号恢复为一维信号。对于大多数矩阵滤波器而言，预滤波往往破坏了多小波原有的正交性和对称性，使得矩阵滤波器的滤波性能大打折扣。

Lebrun 和 Vetterli 基于低通滤波应该保持平滑信号的思想,提出了平衡多小波的概念。实验表明：在大多数情况下，

基金项目：国家自然科学基金资助重点项目(70371066)
作者简介：张　彬(1965－)，男，副教授，主研方向：小波分析及应用，红外图像融合，视觉模型；黄光华，博士生；倪国强，教授、博导
收稿日期：2006-06-13　**E-mail：**zhangbin529@tom.com

只要选择适当的正交矩阵，多小波的平衡处理能够达到比较满意的效果。我们对 H.H.Tan 构造的具有 GMPs 阶的双正交矩阵滤波器采用了平衡处理，得到了比较理想的双正交矩阵滤波器。

2 性能良好的矩阵滤波器的构造

针对于大多数矩阵滤波器滤波性能较差的特点，H.H.Tan 等提出了用双正交单小波构造具有好的滤波器性质的双正交多小波的方法，其构造思想主要利用了双正交单小波的对称性和单小波良好的滤波性能，并在此基础上改善了矩阵滤波器的高通和低通特性。

由偶数长度的对称的双正交的单小波滤波器来构造对称/反对称双正交矩阵滤波器的方法如下：假定

$$\{p_k\}_{2m^l}^{2m^u+1},\quad \{\tilde{p}_k\}_{2\tilde{m}^l}^{2\tilde{m}^u+1}$$

分别是相应于偶数长度的对称的双正交单小波的分解和重构的低通滤波器，在这两个滤波器的前端和末端各添加两个零，即补充

$$p_{2m^l-2}=p_{2m^l-1}=0\quad \tilde{p}_{2\tilde{m}^l-2}=\tilde{p}_{2\tilde{m}^l-1}=0$$

令

$$P_k^{\#}=\begin{pmatrix} p_{2k} & p_{2k+1} \\ p_{2k-2} & p_{2k-1} \end{pmatrix},\ k=m^l,\dots,m^u+1$$

$$\tilde{P}_k^{\#}=\begin{pmatrix} \tilde{p}_{2k} & \tilde{p}_{2k+1} \\ \tilde{p}_{2k-2} & \tilde{p}_{2k-1} \end{pmatrix},\ k=\tilde{m}^l,\dots,\tilde{m}^u+1$$

由于 $\{p_k\}_{2m^l}^{2m^u+1}$ $\{\tilde{p}_k\}_{2\tilde{m}^l}^{2\tilde{m}^u+1}$是对称的，因此有

$$P_k^{\#}=JP^{\#}_{m^l+m^u+1-k}J\quad k=m^l,\dots,m^u+1$$

$$\tilde{P}_k^{\#}=J\tilde{P}^{\#}_{\tilde{m}^l+\tilde{m}^u+1-k}J\quad k=\tilde{m}^l,\dots,\tilde{m}^u+1$$

令

$$P_k=U^{-1}P_k^{\#}U\quad \tilde{P}_k=U^{-1}\tilde{P}_k^{\#}U$$

那么由上式可得

$$P_k=SP_{m^l+m^u+1-k}S\quad k=m^l,\dots,m^u+1$$

$$\tilde{P}_k=S\tilde{P}_{\tilde{m}^l+\tilde{m}^u+1-k}S\quad k=\tilde{m}^l,\dots,\tilde{m}^u+1$$

那么可得滤波器

$$P(\omega)=\frac{1}{2}\sum_{k\in Z}P_k e^{-ik\omega}\quad \tilde{P}(\omega)=\frac{1}{2}\sum_{k\in Z}\tilde{P}_k e^{-ik\omega}$$

令

$$Q_k=J\tilde{P}_{\tilde{m}^l+\tilde{m}^u+k}J\quad k=-\tilde{m}^u,\dots,1-\tilde{m}^l$$

$$\tilde{Q}_k=JP_{m^l+m^u+k}J\quad k=-m^u,\dots,1-m^l$$

可得高通矩阵滤波器

$$Q(\omega)=\frac{1}{2}\sum_{k\in Z}Q_k e^{-ik\omega}\quad \tilde{Q}(\omega)=\frac{1}{2}\sum_{k\in Z}\tilde{Q}_k e^{-ik\omega}$$

容易验证 $P(\omega)$、$\tilde{P}(\omega)$、$Q(\omega)$、$\tilde{Q}(\omega)$ 构成了双正交矩阵滤波器 (矩阵 U、S、J 的定义见文献[1])。

利用双正交小波 bior3.1 来构造双正交矩阵滤波器。bior3.1 的分解低通系数 p_n 和重构低通系数 $\tilde{p}_n$ 如下：

P_1=-0.353 553 390 59，P_2=1.060 660 171 78

P_3=1.060 660 171 78，P_4=-0.353 553 390 59

$\tilde{p}_1$ =0.176 776 695 29，$\tilde{p}_2$ =0.530 330 085 89

$\tilde{p}_3$ =0.530 330 085 89，$\tilde{p}_4$ =0.176 776 695 29

这个双正交小波的两个低通滤波器的长度为 4，并有对称性，用它来构造对称反对称的双正交矩阵滤波器。此时两个低通矩阵滤波器的系数矩阵分别为

$$P_1=\begin{pmatrix} -0.35355339059 & 1.06066017178 \\ 0 & 0 \end{pmatrix}$$

$$P_2=\begin{pmatrix} 1.06066017178 & -0.35355339059 \\ -0.35355339059 & 1.06066017178 \end{pmatrix}$$

$$P_3=\begin{pmatrix} 0 & 0 \\ 1.06066017178 & -0.35355339059 \end{pmatrix}$$

$$\tilde{P}_1=\begin{pmatrix} 0.17677669529 & 0.53033008589 \\ 0 & 0 \end{pmatrix}$$

$$\tilde{P}_2=\begin{pmatrix} 0.53033008589 & 0.17677669529 \\ 0.17677669529 & 0.53033008589 \end{pmatrix}$$

$$\tilde{P}_3=\begin{pmatrix} 0 & 0 \\ 0.53033008589 & 0.17677669529 \end{pmatrix}$$

而两个高通矩阵滤波器的系数矩阵分别为

$$Q_{-2}=J\tilde{P}_1J\quad Q_{-1}=J\tilde{P}_2J\quad Q_0=J\tilde{P}_3J$$

$$\tilde{Q}_{-2}=JP_1J\quad \tilde{Q}_{-1}=JP_2J\quad \tilde{Q}_0=JP_3J$$

用正交矩阵

$$M=\frac{1}{\sqrt{2}}\begin{pmatrix} 1 & 1 \\ -1 & 1 \end{pmatrix}$$

对上述构造的双正交矩阵滤波器进行平衡处理，处理后的系数矩阵分别为

$$\{M^TP_kM\}_{k\in Z}\quad \{M^TQ_kM\}_{k\in Z}\quad \{M^T\tilde{P}_kM\}_{k\in Z}\ \{M^T\tilde{Q}_kM\}_{k\in Z}$$

显然这组滤波器满足精确重构条件。

3 融合算法

Burt 根据图像在局部区域的能量和相关性提出了图像融合的基本框架，其思想实际上就是对相应的像素值进行加权平均，权系数的选择按照匹配度量(Match measure)和显著性度量(Salience measure)来决定。图像在(m,n)处的显著性度量 $S_I(m,n)$ 定义为该像素所在邻域 U 的局部能量，

$$S_I(m,n)=\sum_{s,t\in U}p(s,t)(D_I(m+s,n+t))^2$$

P 通常是一个 1×1，3×3 或 5×5 的加权模板。$S_I(m,n)$ 的值越大，像素所在邻域含有图像的较重要信息，$S_I(m,n)$ 的值小，像素所在邻域含有图像的次要信息。

两幅图像 A 和 B 在 (m,n) 处的匹配度量 $M_{A,B}(m,n)$ 定义为两幅图像在该邻域 U 相关系数

$$M_{A,B}(m,n)=\frac{2\sum_{s,t\in U}p(s,t)D_A(m+s,n+t)D_B(m+s,n+t)}{S_A(m,n)+S_B(m,n)}$$

$M_{A,B}(m,n)$ 的值越大，两幅图像在该邻域有较大的相关性，此时的融合模式为 (m,n) 处的两个像素取加权平均；$M_{A,B}(m,n)$ 的值较小，两幅图像在该邻域的相关性也较小，此时的融合模式为选取 (m,n) 处 $S_I(m,n)$ 较大的像素值。具体的融合公式和加权系数可用下面的公式表示：

$$D_c(m,n)=w_A(m,n)D_A(m,n)+w_B(m,n)D_B(m,n)$$

$D_A(m,n),D_B(m,n)$ 和 $D_c(m,n)$ 分别为图像 A、B 和融合图像在 (m,n) 处的系数，$w_A(m,n)$ 和 $w_B(m,n)$ 分别为图像 A、B 在 (m,n) 处的加权系数。

如果 $M_{A,B}(m,n)\le\alpha=0.85$，则融合模式为选取最大像素值。

若 $S_A(m,n)\succ S_B(m,n)$，则 $w_A(m,n)=1$， $w_B(m,n)=0$；

若 $S_A(m,n)\prec S_B(m,n)$，则 $w_A(m,n)=0$， $w_B(m,n)=1$。

如果 $M_{A,B}(m,n)\ge\alpha$，则融合模式为加权平均。

若 $S_A(m,n)\succ S_B(m,n)$，则 $w_A(m,n)=1-w_B(m,n)$，$w_B(m,n)=\frac{1}{2}-\frac{1}{2}(\frac{1-M_{A,B}}{1-\alpha})$；若 $S_A(m,n)\prec S_B(m,n)$，则

$$w_A(m,n)=\frac{1}{2}-\frac{1}{2}(\frac{1-M_{A,B}}{1-\alpha})\quad w_B(m,n)=1-w_A(m,n)$$

4 仿真实验

下面给出本文提出算法的仿真结果，图 1 给出了对红外

（下转第 218 页）