

基于非向下采样 contourlet 的自适应图像融合算法

张海朝 张芳芳 孙士保 王亚涛

(河南科技大学电子信息工程学院 洛阳 471003)

摘 要 针对融合后图像模糊现象,提出一种基于非向下采样 contourlet 的自适应图像融合算法。分析了轮廓波变换和非抽样轮廓波变换的原理,采用非向下采样 contourlet 对图像进行分解,依据低频变化设置阈值来调节低频变化率和均匀度在决策规则中所占的比例。当低频变化率之差高于阈值时,采用基于均匀度的融合规则;当低频变化率之差低于阈值时,采用基于变化率的融合规则。对于高频部分则采用高频系数对比度的处理策略。通过熵、相对误差和清晰度对实验结果进行了评价,结果表明,基于非向下采样 contourlet 的自适应融合算法取得了良好的融合效果。

关键词 图像融合, NSCT, 变化率, 均匀度, 对比度

Adaptive Image Fusion Algorithm Based on Nonsubsampled Contourlet Transform

ZHANG Hai-chao ZHANG Fang-fang SUN Shi-bao WANG Ya-tao

(Electronic Information Engineering College, Henan University of Science and Technology, Luoyang 471003, China)

Abstract To solve the fuzzy phenomenon of fusion images, an adaptive image fusion algorithm based on nonsubsampled contourlet transform (NSCT) was proposed. The good properties of the contourlet transform and the nonsubsampled contourlet transform were discussed. After the original images were decomposed by NSCT, the low-frequency images were fused by the low-frequency changing rate and uniformity. When the changing rate difference between the low-frequency images was lower than the threshold, the changing rate was selected for making decision; otherwise the uniformity was used to make decision. The high-frequency images were fused by the high frequency contrast to make decision. After the image was fused, the entropy, relative error and average gradient were used to evaluate the fusion performance. The results show the adaptive fusion algorithm based on the nonsubsampled contourlet transform (NSCT) obtains better fusion performance.

Keywords Image fusion, NSCT, Changing rate, Uniformity, Contrast

1 引言

图像融合是将不同传感器针对某一场景获得的多幅图像进行综合处理,以得到一幅信息更全面的新图像。而从信息论的角度讲,融合后的图像比组成它的各幅源图像更能体现该场景的全貌。一般图像融合是通过多幅图像间的冗余数据处理来提高图像的可靠性和清晰度,与单一、孤立的源图像相比,融合后的图像更容易识别,可以提供更多的目标信息。

常见的图像融合算法,例如基于相应像素值的融合算法、邻域平均值的融合算法或加权平均值的融合算法等,最终获得的融合图像往往对比度较差。为解决上述问题,研究者提出了一种基于图像金字塔分解的算法^[1-3],但此算法对源图像分解后,获得的各层数据之间具有相关性,数据总量比源图像大。

随着小波理论的发展,小波分析成为图像融合领域的一个研究热点。小波融合算法^[4-6]保留和继承了塔形分解算法的多尺度、多分辨率等主要优点。由于其分解具有非冗余性,

图像经小波分解后的数据总量不会变大,并且小波分解增加了方向性,这一特性和人眼的视觉感知系统非常吻合。但由于一维小波张成的二维可分离小波只具有有限个方向,即水平、垂直、对角,方向的缺乏使得小波变换不能充分利用图像本身的几何正则性,容易丢失图像中的细节信息。针对小波的不足, M N Do 和 Martin Vetterli 于 2002 年提出了一种“真正”的二维图像表示方法,即轮廓波变换(CT)^[7]。轮廓波不仅具有小波的多分辨率特性和时频局部化特性,还具有很好的方向性和各向异性。将轮廓波应用于图像融合,获得了优于小波的融合效果。但轮廓波变换由于缺乏平移不变性,存在频谱混淆现象,削弱了它的频域局部性和方向选择性,应用于图像融合会产生褶皱现象^[8]。针对上述问题, Cunhya 于 2006 年提出了一种非抽样轮廓波变换(NSCT)^[9]。非抽样轮廓波变换(NSCT)解决了轮廓波变换(CT)存在的频谱混淆问题,方向选择性更强,并且具有平移不变性。因此,将非抽样轮廓波变换应用于图像融合,从理论上较轮廓波变换更加具有优势。

到稿日期:2009-09-12 返修日期:2010-01-08 本文受国家自然科学基金项目(60475021),洛阳市科技攻关计划项目(0701041A)资助。

张海朝(1963—),男,副教授,硕士生导师,主要研究方向为多媒体通信与图形图像处理、系统工程与智能控制系统等, E-mail: zff2006-85@163.com; 张芳芳(1986—),女,硕士生,主要研究方向为图像处理; 孙士保(1970—),男,博士生,副教授,主要研究方向为智能信息处理、人工智能、数据挖掘; 王亚涛(1986—),男,硕士生,主要研究方向为图像处理。

本文在非抽样轮廓波变换的基础上研究图像融合规则。图像的低频为变化缓慢的部分,包含了图像的大部分信息,在融合中起着至关重要的作用。而传统算法在处理低频融合时,仅仅考虑图像的均匀程度,采用加权平均的融合策略,忽略了图像低频的变化,造成融合后的图像模糊。另一方面图像的低频分量为图像变化缓慢的区域,片面地考虑图像的变化程度会造成图像边缘失真,如图 3(a)所示。本文在综合考虑二者对融合影响的基础上,提出了一种自适应融合策略。该方法兼顾图像低频的变化和均匀程度,同时考虑高频的影响,在确保图像清晰的基础上保证图像边缘不失真,有效地解决了经典融合算法的对比度较差、失真度高的缺陷。实验也验证了算法的有效性。

2 非抽样轮廓波变换

为了去除轮廓波变换的频谱混淆现象,增强它的方向选择性,文献[9]提出了具有平移不变性的非抽样轮廓波变换,其原理如图 1 所示。

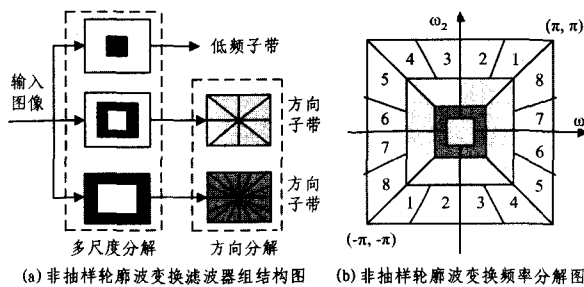


图 1 非抽样轮廓波变换

非抽样 contourlet 变换(NSCT)是在 contourlet 变换基础上提出来的,不仅继承了 contourlet 变换的多尺度性和多方向性,以及良好的空域和频域局部特性,能够更好地捕捉和跟踪良好的空域和频域局部特性,同时还具有平移不变性。

非抽样轮廓波变换(nonsubsampled contourlet transform, NSCT)由非抽样金字塔(nonsubsampled pyramid, NSP)和非抽样方向滤波器组(nonsubsampled directional filter bank, NSDFB)构成,其分解过程与轮廓波相似。首先,由 NSP 变换执行多尺度分解运算,生成低频子带和高频子带,然后由 NSDFB 对高频子带部分进行方向滤波。NSDFB 是根据等效易位关系将 DFB 中的下抽样和上抽样操作去除后形成的。由于 NSP 与 NSDFB 中均无抽样环节,因此 NSCT 具有平移不变性。与轮廓波变换不同的是,NSCT 中的多尺度分解不是通过拉普拉斯塔式分解来实现,而是直接通过满足精确重构条件的二通道非抽样滤波器组(nonsubsampled filter bank, NSFB)实现。由于 NSP 分解过程中去除了抽样操作,即使低通滤波器的带宽大于 $\pi/2$,其低频子带也不会有频谱混淆现象。

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 a-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 $D=2I=\begin{bmatrix} 2 & 0 \\ 0 & 2 \end{bmatrix}$ 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。每一级采用的滤波器是通过将上一级采用的滤波器按采样矩阵 $D=\begin{bmatrix} 1 & -1 \\ 1 & 1 \end{bmatrix}$ 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 分解后得到 1 个低频子带图像和 $\sum_{j=1}^J 2^j$ 个带通方向子带图像。

3 基于非抽样轮廓波的图像融合

基于非抽样轮廓波的图像融合框架如图 2 所示。

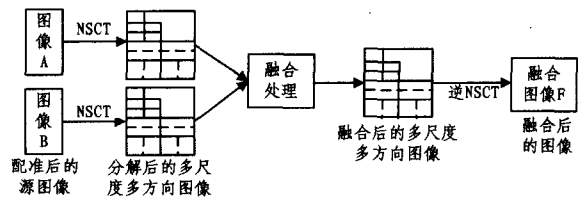


图 2 非抽样轮廓波变换的图像融合框架

以两幅图像 A、B 的融合为例,基于非抽样轮廓波的图像融合基本步骤是:

- (1) 对参与融合的两幅图像进行几何配准;
- (2) 基于 NSCT 对源图像进行分解,针对各个频带的系数融合;
- (3) 对融合后的系数进行 NSCT 逆变换(即进行图像重构),所得到的重构图像即为最终融合图像。

3.1 图像融合策略的分析

低频包含图像大量信息,是图像变化缓慢的部分。然而经典算法往往注重研究高频信息的变化特性,而忽略了低频信息的变化。这就导致了融合图像的对比度不高,图像模糊的现象。另一方面,图像的低频为图像中变化缓慢的分量,仅仅考虑其变化会在一定程度上造成图像的斑点效应,如图 3(a)所示。图像低频的变化反映了图像的信息量和清晰程度。变化越大的图像也就越清晰,而大多数频率域算法都忽略了图像低频变化对图像的影响,导致了图像的清晰度不够。

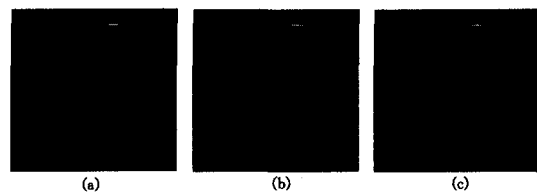


图 3 不同阈值的图像比较

但是如果片面地强调图像低频变化,而忽略图像的均匀程度,就会出现斑点效应,如图 3 标注所示。针对图 4 中(a),(b)的两幅图像,依据低频变化设定阈值来观测低频变化率和均匀度对图像融合效果的影响。

其中变化率、均匀度分别采用如下定义:

$$E(F_k) = \frac{1}{M \times N} \sum_{(x,y) \in F_k} (f(x,y) - m_k)^2 \quad (1)$$

$$J(F_k) = \frac{1}{M \times N} \sum_{(x,y) \in F_k} w(m_k) \times \frac{|f(x,y) - m_k|}{m_k} \quad (2)$$

式中, M, N 表示图像的区域大小, m_k 为区域均值, $w(m_k) =$

$$\left(\frac{1}{m_k}\right)^n.$$

该实验依据低频变化设置阈值来调节低频变化率和均匀度在决策规则中所占的比例。当两幅图像对应区域的低频变化大于设定阈值时,采用以变化率取大决策,否则采用均匀度决策。实验的实质是首先要保证图像低频变化,其次保证图像的低频均匀度,即变化优先。

当阈值取为 0 时,融合规则为低频变化取大规则;当阈值在 0 附近时,融合规则以低频变化取大为主;当阈值远离 0 时,融合规则以均匀度为主;当阈值趋近无穷大时,融合规则为均匀度融合规则。

图 3 是实验的结果,从结果中可以看出单纯的低频变化规则和均匀度规则都没能取得较好的效果。因此在低频融合时,采用一种自适应的融合策略,兼顾图像的变化率和均匀度。当图像低频变化低于设定阈值时,采用均匀度优先的融合策略;当图像的低频变化高于设定阈值时,采用变化率优先的融合策略。

图像的高频信息更多地对应于图像的细节信息。非向下采样 contourlet 对图像不仅提供了多尺度分析,而且具有更丰富的方向和形状,因此它在捕获图像的光滑轮廓和几何结构等细节信息上更为有效。源图像 NSCT 方向子带系数包含了图像边缘、线状特征和区域边界等细节信息。传统的对比度往往只考虑单个像素,为了充分地突出其细节信息,还应考虑周围的相关信息,并且针对待融合的两幅图像,能够更好地反映图像之间的差异,准确地描述对比关系,引入图像的对比度 S 。其定义如下:

$$S = \frac{1}{M \times N} \sum_{(x,y) \in F_k} \frac{DA(x,y)}{DB(x,y)} \quad (3)$$

式中, M, N 表示图像的区域大小, $DA(x, y)$ 为图像 A 的高频分量, $DB(x, y)$ 为图像 B 的高频分量, TH 为阈值参数。

3.2 图像融合准则

3.2.1 低频融合准则

由于低频中包含了图像的大部分信息,低频的融合效果对图像的融合起着至关重要的作用。基于 3.1 节的讨论,兼顾图像的变化和均匀程度,在保证图像清晰的同时,也避免图像边缘失真。该实验是依据低频变化设置阈值来调节低频变化率和均匀度在决策规则中所占的比例。当低频变化率之差高于设定阈值时,采用基于均匀度的融合规则,以确保图像不失真;当低频变化率之差低于设定阈值时,采用基于变化率的融合规则,以确保图像的清晰程度。其融合步骤为:

设两幅图像 A 和 B , 其中 A_i, B_i 分别为图像 A, B 的第 i 块。计算每个图像块的均匀度测度,得到融合图像的第 i 个块 C_i ,融合规则如下:

若 $|E(A_i) - E(B_i)| \geq TH$, 当 $J(B_i) > J(A_i)$ 时, $C_i = B_i$; 当 $J(B_i) \leq J(A_i)$ 时, $C_i = A_i$ 。

若 $|E(A_i) - E(B_i)| < TH$, 当 $E(A_i) \leq E(B_i)$ 时, $C_i = B_i$; 当 $E(A_i) > E(B_i)$ 时, $C_i = A_i$ 。

其中, TH 为阈值参数,是经验因子。

3.2.2 高频融合准则

图像中的高频信息为图像中的细节信息,根据这个特征,同时考虑 contourlet 分解后的图像系数较大,更多地表征了图像的细节信息。但是传统的算法,只考虑单幅图像本身,并没有考虑图像的交互信息。为了更好地反映图像之间的差异,准确地描述对比关系,还应考虑相邻像素的相关性,通过

高频对比 S 来确定融合后的高频系数。融合规则为:

若 $S \geq TH$, 则 $C_i = DA(x, y)$; 若 $S < TH$, 则 $C_i = DB(x, y)$ 。

4 实验结果及分析

为了验证算法的性能,进行了仿真实验,并与小波融合方法和向下采样的 contourlet 进行了对比。实验结果如图 4 和图 5 所示,数值结果如表 1 和表 2 所列。第一幅图像大小为 512×512 ,第二幅大小为 256×256 。实验所用的源图像进行严格配准,其中小波变换采用 'db4' 小波, NSCT 采用 'maxflat' 和 'dmaxflat7' 滤波器。

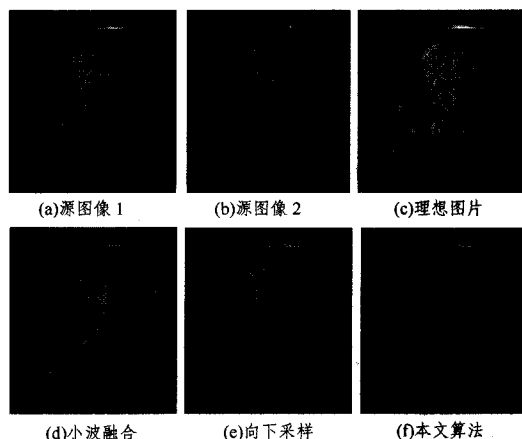


图 4 实验 1

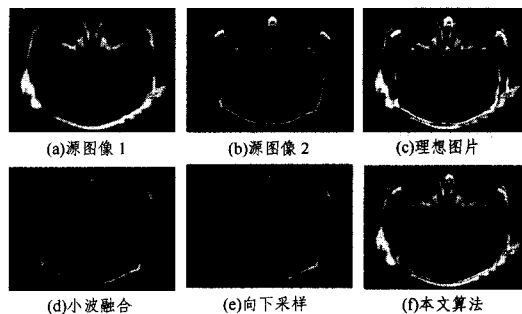


图 5 实验 2

表 1 实验 1 数据

方法	熵	相对误差	清晰度
小波融合	7.0062	0.31145	1.5883
向下采样的 contourlet	7.1075	0.3226	2.2523
NSCT	7.0283	0.2343	1.7934

表 2 实验 2 数据

方法	熵	相对误差	清晰度
小波融合	6.1146	0.47848	3.0413
向下采样的 contourlet	6.3119	0.48778	4.3349
NSCT	7.1659	0.2198	4.1266

4.1 融合图像效果的评价方法

为了对实验结果进行客观的评价,本实验中引入熵、相对误差、清晰度作为客观评价标准。

(1) 熵

设一幅图像的灰度分布为 $P = \{p(0), p(1), \dots, p(g), \dots, p(L-1)\}$, $p(g)$ 为灰度等于 g 的像素数与图像总的像素数的比值, L 为灰度级数,且 $\sum_{g=0}^{L-1} p(g) = 1$ 。图像的熵反映了图像包含平均信息量的多少,通过对图像信息熵的比较可以对

比出图像的细节表现能力,能够客观地评价图像融合前后信息量的变化。其定义为:

$$EN = -\sum_{g=0}^{L-1} p(g) \cdot \log_2 p(g) \quad (4)$$

融合图像的熵值越大,说明融合图像携带的信息量越大。

(2) 相对误差

相对误差反映了融合后的图像 F 与原始图像 R 在光谱信息上的匹配程度。其定义为:

$$dDC = \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N \frac{|R(i,j) - F(i,j)|}{R(i,j)} \quad (5)$$

如果数值较小,则说明融合后的图像在提高空间分辨率的同时,较好地保留了理想图像 R 的光谱信息。

(3) 平均梯度(清晰度)

平均梯度(清晰度)反映了图像中微小细节反差与纹理变化特征,是描述图像清晰度的一个物理量,其定义为:

$$\bar{g} = \frac{1}{(M-1)(N-1)} \sum_{i=1}^{M-1} \sum_{j=1}^{N-1} \sqrt{\frac{(\Delta I_x^2 + \Delta I_y^2)}{2}} \quad (6)$$

式中, ΔI_x 和 ΔI_y 分别为 x 和 y 方向上的差分, $M \times N$ 为图像大小。平均梯度越大,图像越清晰,信息保留越多。

4.2 实验结果分析

从实验1可以看出,算法有效地保证了图像的清晰程度(熵值和清晰度较高),并有效地减少了图像的失真程度(相对误差最低)。向下采样的熵值达到了几种融合效果中的最高值,然而导致的误差也最大,融合后的图4(e)出现明显的混叠现象。而小波变换由于缺乏 contourlet 的多方向性,很难捕捉各个方向的图像细节信息。在细节的保持上面,图4(d)明显不足(熵值和清晰度最低),也由于该原因,图像融合后的相对误差较大。

从实验2可以看出,算法取得了很好的效果。融合后的熵值明显的高于对比图像,说明经本文方法融合后的图像信息量有所增加,并且保持在较高水平。融合后图像的相对误差最低,说明图像的失真程度也减少到最低。经本算法融合后的图像,在保证清晰程度(熵值和清晰度大)的同时,也较好地重构了图像的细节信息。从视觉效果和数据结果上来评价,本文算法都取得了较好的效果。

综上所述,本文算法有效地改善了传统融合算法中存在

的清晰度不高、误差较大的问题。另一方面,本文所提出的算法基于非向下采样的 contourlet 变化,有效地解决了 contourlet 融合中出现的混叠问题,同时保证了图像的细节信息。实验验证了算法的有效性。

结束语 针对融合后图像模糊的现象,提出一种自适应的图像融合策略。该方法基于 NSCT 对原始图像进行分解,获取图像的高、低频信息。对于图像的低频信息,通过设置阈值,选择变化率或均匀度优先权进行融合,在确保图像清晰度的同时,保证图像不失真;而对于高频信息,充分地突出图像的细节信息,采用基于对比度的融合策略。此方法在尽量保证图像信息完整的基础上,充分地考虑了图像特征,提高了图像的融合质量。实验表明,本文算法有效地提高了图像的清晰程度。

参考文献

- [1] Toet A, Van Ruyven L J, Velaton J M. Merging thermal and visual image by a contrast pyramid [J]. Optical Engineering, 1989, 28: 789-792
- [2] Burt P J, Adelson E H. The Laplacian pyramid as a compact image code [J]. IEEE Transaction on communication, 1983, 31: 532-540
- [3] Toet A. Multiscale contrast enhancement with application to image fusion [J]. Optical Engineering, 1992, 31: 1027-1031
- [4] 陶观群, 李大鹏, 路光华. 基于小波变换的不同融合规则的图像融合研究[J]. 光子学报, 2004, 33(2): 211-224
- [5] 柴奇, 杨伟, 管怡, 等. 一种改进的可见光和红外图像融合算法[J]. 红外技术, 2008
- [6] Wang W J, Tang P, Zhu C G. A wavelet transform based image fusion methods [J]. Journal of Image and Graphics, 2001, 6(11): 1130-1136
- [7] Do M N, Vetterli M. The Contourlet Transform: An efficient directional multiresolution image representation [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2005, 14(12): 2019-2106
- [8] Liu Y, Guo B L, Wei N. Multifocus image fusion algorithm based on contourlet decomposition and region statistics [J]. Image and Graphics, 2007
- [9] Cunha A L, Zhou J P, Do M N. The nonsubsampled contourlet transform: theory, design and applications [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2006, 15(10): 3089-3101

(上接第 231 页)

的,然后与预先设定好的阈值进行比较。如果超过阈值,则该刺激可以引起注意度的转移,产生有意识反应;如果是新鲜刺激,则提取刺激特征,完成相应数据库的更新;如果是曾经出现并更新过的刺激,则按经验值做出恰当的反应。据此,我们给出人工意识模型,如图4所示。

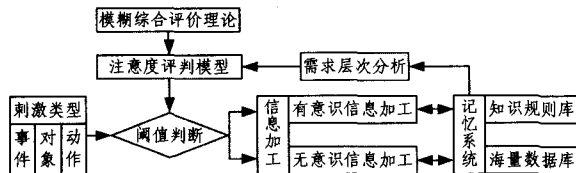


图4 基于注意度评价的人工意识模型

结束语 本文探讨了意识的产生机制,发现了注意度对意识产生的影响,并在分析马斯洛需求层次理论的基础上建立了基于注意度评价的人工意识模型,从而为探索人工情感建模提供了一种新的理论方向,为情感机器人的研究开辟了一个新的可能性。

人工意识作为人工心理理论未来研究的重点内容之一,主要用来支持开发有情感、意识的智能机器人,但在理论分析和实现上还有许多问题亟待解决。例如,注意度对意识的影响还可以进一步商讨;数据库的更新机制还需要进一步研究;人工意识模型还是简单的模型,可以进一步细化,展开研究。在今后的研究中将对此继续探讨。

参考文献

- [1] 钟义信. 意识机:理论与模型[J]. 电子学报, 2000(10)
- [2] 程邦胜, 唐孝威. 意识问题的研究与展望[J]. 自然科学进展, 2004, 14(3)
- [3] 霍涌泉. 意识心理学[M]. 上海:上海教育出版社, 2006
- [5] 马斯洛. 马斯洛人本哲学[M]. 北京:九州出版社, 2003
- [6] 李安贵, 张志宏, 等. 模糊数学及其应用(第2版)[M]. 北京:冶金工业出版社, 2005
- [7] Ortony A, Clore G L, Collins A. The Cognitive Structure of Emotions[M]. New York: Cambridge University Press, 1988: 68-83