

结合灰度共生矩阵的多分辨率 图像融合策略

阳 魁, 黄新生, 徐婉莹

(国防科学技术大学 机电工程与自动化学院 自动控制系, 长沙 410073)

摘 要: 多分辨率图像的融合策略是提升融合图像质量的关键。目前常用的融合策略都没有直接考虑融合图像的纹理信息, 根据灰度共生矩阵 (GLCM) 能较好地反映纹理粗糙度和方向的特点, 提出了一种结合灰度共生矩阵的多分辨率图像融合策略。首先计算多分辨率图像的低频和低频部分的灰度共生矩阵, 然后将低频图像 GLCM 的能量和高频图像 GLCM 的对比度对应作为低频和高频系数选取的活性度量进行图像融合。实验表明, 所提出的融合策略与目前常见的融合策略相比, 在主观感官和客观评价上都能获得较好的融合效果。

关键词: 灰度共生矩阵; 多分辨率分解; 图像融合; 活性度量; 融合策略

中图分类号: TP391

文献标志码: A

文章编号: 1001-3695(2012)03-1181-04

doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2012.03.106

Fusion strategy of multi-resolution image combined with gray level co-occurrence matrix

YANG Kui, HUANG Xin-sheng, XU Wan-ying

(Dept. of Automation Control, College of Mechatronics & Automation, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China)

Abstract: Fusion strategy of multi-resolution image is the key to enhance the quality of integration image. The most commonly used strategies are not directly consider the image texture information. According to GLCM can reflect the characteristics of grain roughness and direction accurately, this paper proposed a fusion strategy of multi-resolution image which combined with GLCM. First, it calculated the GLCM of the low and high frequency part of the multi-resolution image. Then the energy of the low-frequency GLCM and the contrast of the high-frequency GLCM corresponded as activity measure for image fusion to select the low and high frequency coefficients. Experiments show that compared to the current common fusion strategy, the proposed method can make fusion effect better through subjective sensory and objective evaluation.

Key words: gray level co-occurrence matrix (GLCM); multi-resolution decomposition; image fusion; activity measure; fusion strategy

0 引言

基于多分辨率分解^[1]的图像融合方法主要有以下三个步骤: 首先将图像分解为近似分量和细节分量; 然后分别对其进行融合; 最后进行图像重构。这类方法对图像的不同频段、不同结构特征的信息分别进行处理, 实现过程与人眼视觉系统对图像信息的处理过程极为相似, 可以获得较好的融合效果^[2]。正是由于这些特点, 使得该类方法成为图像融合方法研究的热点。在这一技术框架中, 采用什么方法分解图像, 利用何种策略融合图像, 运用哪些技术重建图像是该方法的主要研究内容。

在多分辨率分解方法中, 小波分解具有方向性、非冗余性、不同分辨率细节信息不相关性的优点, 相比于其他多分辨率分解方法得到了更广泛的应用。小波变换用于图像多分辨率分解的可行性已得到广泛认同, 当前的研究热点是融合策略的设计。图像的多分辨率分解获得不同分辨率上的近似分量和细

节分量, 融合策略应当根据其各自的特点要求来设计。研究者们提出了各种融合规则, 其核心思想是依据一定的活性度量, 对小波系数取大或加权。Li 等人^[3]将小波分解的细节分量窗口区域绝对值的最大值作为活性度量, 采用取大的融合规则; Pu 等人^[4]采用的活性度量为方向对比度, 采用取大融合规则进行融合; 李树涛等人^[5]提出一种小波变换图像融合算法, 采用细节分量窗口区域绝对值加权作为活性度量的融合规则; 李玲玲^[6]提出了低频基于改进的邻域熵、高频基于跨尺度的邻域空间频率的融合策略。不同的融合规则还有很多, 在实际应用中各有优缺点。受灰度共生矩阵^[7]能较精确地反映纹理粗糙程度和纹理方向的启发, 本文提出了一种新的图像融合方法: 以小波作为多分辨率分解的工具, 将灰度共生矩阵特征量作为活性度量, 采用低频加权高频取大的融合规则。

1 图像的小波分解

小波理论被认为是傅里叶分析的重大突破, 已成为当今从

收稿日期: 2011-07-24; 修回日期: 2011-08-30

作者简介: 阳魁 (1986-), 男, 硕士, 主要研究方向为图像匹配辅助制导 (yangkui161@126.com); 黄新生 (1955-), 男, 教授, 博导, 博士, 主要研究方向为导航技术、精确制导与控制技术、空间技术等; 徐婉莹 (1981-), 女, 讲师, 博士, 主要研究方向为精确制导与控制技术、图像匹配辅助制导等。

应用数学到数字图像处理等众多研究领域的热点。与传统的短时傅里叶变换相比,小波变换能得到时域和频域的局部信息,尤其适合于局部离散特征的提取。将小波应用于数字图像的多分辨率观察和处理时,除了具有有效、高度直观的描述框架以及多分辨图像存储以外,更有利于深入了解图像的空间域和频域信息^[8]。

离散小波变换(DWT)的多分辨率分析属性使得它可以分析信号上某一特定时刻的频率特性,有很好的空间和频率定位性。Mallat 算法是计算 DWT 的快速算法,其基本思想是假定已计算出函数 $f(t) \in L^2(R)$ 在分辨率 2^{-j} 下的离散逼近为 $A_j f$,则在分辨率 $2^{-(j+1)}$ 下的离散逼近 $A_{j+1} f$ 可以通过离散低通滤波器对 $A_j f$ 滤波得到。若设 H (低通) 和 G (高通) 为两个一维镜像滤波算子,其下标 r 和 c 分别对应于图像的行和列,将 Mallat 算法扩展到二维的情况,在分辨率 2^{-j} 上,二维 Mallat 分解算法的公式为

$$\begin{cases} C_{j+1} = H_r H_c C_j \\ D_{j+1}^H = H_c G_r C_j \\ D_{j+1}^V = G_c H_r C_j \\ D_{j+1}^D = G_c G_r C_j \end{cases} \quad (1)$$

其中: C_{j+1} 表示低频系数,是图像在分辨率 $2^{-(j+1)}$ 下的近似分量; D_{j+1}^∂ ($\partial = H, V, D$) 表示高频系数,是图像在 $2^{-(j+1)}$ 分辨率下的细节分量。其中, D_{j+1}^H 、 D_{j+1}^V 、 D_{j+1}^D 分别对应于水平、垂直、对角方向上的细节分量。

以一层小波分解为例,图像的二维 Mallat 分解后的图像效果如图 1 所示。

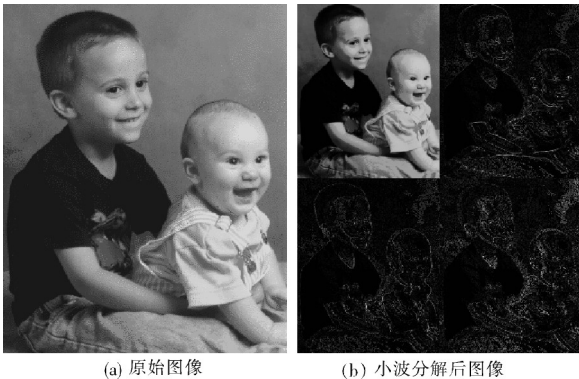


图 1 小波分解

图 1(a) 为原始图像; (b) 的左上角为一阶小波分解的低频近似分量, 右上角对应原图的水平细节分量, 左下角为原图的垂直细节分量, 右下角为对角方向的细节分量。

2 基于灰度共生矩阵的多分辨率图像融合规则

在图像融合过程中,融合策略是图像融合的核心,它的优劣直接影响融合的速度与质量,是图像融合中至今尚未很好解决的难点问题。融合策略的研究内容包括活性度量的选取、系数分组规则、系数合并方法、一致性检验准则等^[2]。由于灰度共生矩阵能很好地反映图像的纹理信息,本文将其引入图像融合中,根据图像多分辨分解的近似(低频)和细节(高频)分量的特点,分别以灰度共生矩阵的能量和对比度作为活性度量,使用基于区域的系数分组方法,采用低频加权、高频取大的系数合并规则,并以多数滤波器对融合效果进行一致性检测。

2.1 灰度共生矩阵

纹理是图像描述的重要内容,反映灰度在空间分布的重复性。灰度共生矩阵是描述纹理特征的重要方法之一,能较精确地反映纹理粗糙程度和纹理方向。灰度共生矩阵用两个位置的灰度联合概率密度来定义,反映具有同样灰度或接近灰度的像素之间的位置分布特性,是有关图像灰度变化的二阶统计特征。

灰度共生矩阵的定义为:对于取定的方向 θ 和距离 d ,在方向为 θ 的直线上,一个像素灰度值为 i ,与其相距 d 的像素灰度值为 j ,灰度点对 (i, j) 出现的频数作为矩阵 (i, j) 位置上的元素。对于一系列的 θ 和 d ,就有一系列不同的灰度共生矩阵。由于计算量的原因, θ 一般取 0° 、 45° 、 90° 、 135° ; d 一般取 1,能较精确地描述图像的纹理分布。

灰度共生矩阵都是以主对角线为轴,两边对称的。对粗纹理的区域,像素灰度趋于相近,灰度共生矩阵有一些较大值,主要分布在主对角线及其附近,而对细纹理区域,矩阵数值散布于远离主对角线的各个位置。为了能更直观地反映纹理状况,Haralick 从灰度共生矩阵导出一些二次统计量,对纹理分布状况进行定量描述。其主要用到的灰度共生矩阵的二次统计量有能量、对比度、熵、相关、逆差度等。

2.2 基于灰度共生矩阵的多分辨率图像融合规则

图像小波分解后的低频分量反映了源图像的近似特征,集中了源图像的大部分信息;高频分量反映了图像的显著特征,如边缘、轮廓等,局部视觉敏感度高。灰度共生矩阵的能量特征能体现图像的灰度层次和信息含量的丰富程度,将其作为低频融合的活性度量;对比度特征描述灰度的变化程度,将其作为高频融合的活性度量。

2.2.1 低频融合策略

许多基于小波变换的图像融合算法针对低频系数融合时,只简单地采用加权平均法或系数选大或选小法,这种方法实现简单且计算量小,但不能保证图像的融合质量。灰度共生矩阵的能量统计信息能较好地反映图像灰度分布的均匀情况和纹理粗细程度,本文将其作为低频融合的灰度度量。假设给定 θ 、 d 参数的灰度共生矩阵已归一化为频率 $p(i, j)$, i, j 为图像的灰度。灰度共生矩阵的能量定义为

$$ASM = \sum_i \sum_j p(i, j)^2 \quad (2)$$

能量是图像灰度分布均匀性的度量。如果图像灰度均匀,则灰度共生矩阵的元素有较大值,集中分布于对角线附近,ASM 值较大,反映的图像纹理较粗糙;反之,ASM 值小,图像纹理较细。灰度共生矩阵能计算出四个方向的能量值,本文取四个方向能量的均值作为低频融合的活性度量。

图 2(a) 为原始图像块,图 2(b) ~ (d) 为不同程度的模糊图像,后一幅依次为对前一幅进行中值滤波后获得的图像。



图 2 选取的图像块及不同程度模糊后的图像

由图 2 和表 1 可以看出,当图像模糊程度越来越高时,图像的纹理越来越粗糙,灰度共生矩阵的能量值越来越大;反之,

当能量较小时,对应图像的纹理越清晰,图像灰度信息越丰富。因此,可以使用灰度共生矩阵的能量作为低频融合的活性度量。

表 1 图 3 中各图像块能量均值比较

	图像			
	图 2 (a)	图 2 (b)	图 2 (c)	图 2 (d)
能量均值	0.085 64	0.106 77	0.111 43	0.113 77

设区域大小为 $N \times N$ (N 一般取 3,5,7), ω_A 、 ω_B 为加权因子, $\omega_A + \omega_B = 1$ 。两幅图像 (A, B) 对应的区域 (A_k, B_k) 图像的相关系数为 r_k 。若相关系数 r_k 大于某个确定的阈值时,融合图像 (F) 的低频系数取两幅原图像对应位置系数的均值;否则,根据区域灰度共生矩阵的能量来确定两幅源图像低频系数在融合图像系数中各自的权重。

这样,低频系数的融合函数为

$$C_{Fk} = \omega_{Ak} C_{Ak} + \omega_{Bk} C_{Bk} \tag{3}$$

其中:
$$\omega_{Ak} = \begin{cases} 0.5 & r_k \geq T \\ c & r_k < T \text{ 且 } ASM_{Ak} \leq ASM_{Bk} \\ 1 - c & r_k < T \text{ 且 } ASM_{Ak} > ASM_{Bk} \end{cases}$$

若 ASM 值较小,则认为该区域的纹理较细,在融合后图像系数中所占的权重 c 应该较大,实验发现取 0.7 的效果较好。反之, c 取较小的值。

2.2.2 高频融合策略

三个方向的高频细节图像抽取了与边缘相关的感知信息,其系数值均在零值附近。其中较大的值对应变化剧烈的部分,如边缘、线和区域边界等。灰度共生矩阵的对比度即主对角线惯性矩反映了图像灰度的突变情况,能较好地体现图像边缘的显著性。根据 2.2.1 节对灰度共生矩阵参数的假设,对比度的定义为

$$CON = \sum_i \sum_j (i - j)^2 p(i, j) \tag{4}$$

对比度反映的是灰度局部的变化情况。如果图像局部灰度变化大,则 CON 有较大值,反映图像的细节越清晰。仍然考虑图 2,将图 2(a) ~ (d) 进行一层的二维离散小波变换,分别得到三个方向的细节分量。以水平分量为例,将水平分量的系数映射到 0 ~ 255 的灰度区间,图 3(a) ~ (d) 所示为映射为灰度图像后的效果。

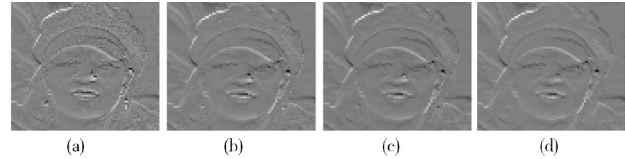


图 3 水平细节分量映射为灰度图后的效果

根据式(4)分别计算图 3(a) ~ (d) 的灰度共生矩阵的对比度,数据如表 2 所示。

表 2 图 3 中各图像块的 0° 方向灰度共生矩阵对比度

	图像			
	图 3 (a)	图 3 (b)	图 3 (c)	图 3 (d)
对比度	0.914 79	0.574 63	0.515 12	0.471 38

由图 3 可以看出,纹理越清晰的图像,分解得到的高频分量信息越丰富,映射到灰度图的效果为细微的纹理更多。由表 2 数据可以看出,越清晰的图像,水平细节分量的 0° 方向灰度共生矩阵对比度统计量越大。也就是说,对比度越大,图像的局部灰度变化越明显,图像的纹理越细致清晰。因此,可以使用 0° 方向灰度共生矩阵的对比度作为水平细节分量的活性度

量。45°、90°、135° 三个方向的灰度共生矩阵的计算原理分别对应垂直和对角线方向的细节分量获取方式,这个结论可以相应地推广到其他两个方向的细节分量。

同样假设区域大小为 $N \times N$,源图像 A, B 对应区域图像为 A_k, B_k ,融合后图像为 F 。这样,高频系数的融合函数为

$$D_{FK} = \begin{cases} D_{Ak} & CON_{Ak} > CON_{Bk} \\ \max(|D_{Ak}|, |D_{Bk}|) & CON_{Ak} = CON_{Bk} \\ D_{Bk} & CON_{Ak} < CON_{Bk} \end{cases} \tag{5}$$

图像的高频分量体现的是图像的边缘、亮线等灰度突变,所以一般采用取较大的绝对值的系数选取方法。

3 技术实现

本文提出的结合灰度共生矩阵的多分辨率图像的融合策略的融合方法的实现主要有以下几个步骤:

a) 图像的小波分解

将源图像进行二维 Mallat 分解,得到图像的低频近似分量和三个方向的高频细节分量。

b) 灰度映射

灰度共生矩阵的计算必须是基于灰度图像的,所以首先要将小波分解后的系数矩阵映射到灰度区间。按照公式

$$M_g(i, j) = (M_o(i, j) - e_{\min}) \times fac \tag{6}$$

将原系数矩阵 M_o 中的元素映射到灰度矩阵 M_g 中。其中, $e_{\min}$ 为 M_o 中的最小值, $fac = \frac{255}{(e_{\max} - e_{\min})}$, $e_{\max}$ 为 M_o 中的最大值。

c) 压缩灰度级

灰度共生矩阵的计算量由图像的尺寸 ($R \times C$) 和灰度级数 (L) 确定,约为 $L^2 \times R \times C$ 。假设一幅 256×256 的图像,灰度级为 256,其灰度共生矩阵的计算量约为 4.3×10^9 ,将花费大量的计算时间。解决办法是,在不影响纹理特征的前提下,将 256 个灰度级压缩为 16 个灰度级。当然,根据实际应用的需要,可以增大或减小压缩的灰度级。

d) 灰度共生矩阵及其统计量的计算

对低频近似系数矩阵进行灰度映射和压缩后,以每个像素点为中心, 7×7 的区域计算其灰度共生矩阵的能量,作为该点的活性度量。对高频分量进行相似操作,区域缩小为 3×3 ,计算灰度共生矩阵的对比度作为像素点的活性度量。

e) 融合图像系数选取及小波重构

依据活性度量,采用低频加权和高频取大的融合规则分别确定融合图像的小波系数,最后进行小波重构得到融合图像。

4 实验仿真及结果分析

本实验使用的计算机主频为 2.7 GHz,内存 2 GB。在 Windows7 环境下实验软件为 MATLAB 2010b。实验选取两幅聚焦点不同的图像作为源图像,采用上述技术实现的流程对图像进行融合,将本文提出的融合策略与其他几种常见融合策略的实验效果进行比较,并对融合后的图像质量进行评估。

4.1 实验仿真

多分辨率图像的获取均为对图像进行一层二维 Mallat 分解。考虑以下几种常用的图像融合系数取值策略:

方法 1 低频高频系数都取平均值。

方法 2 低频高频系数均取绝对值较大。
方法 3 低频系数平均,高频系数取绝对值较大。

图 4 为两幅聚焦点不同的实验图像,图 5(a)~(d)分别为采用上述的四种融合策略对图 4 进行图像融合的效果图。

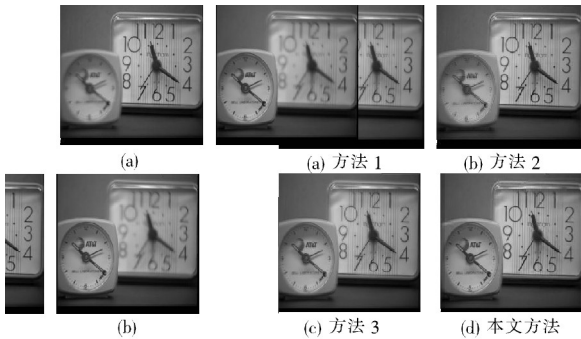


图 4 聚焦点不同的源图像 图 5 融合后图像效果

4.2 融合效果质量评估

图像融合质量的主观评估方法对于医学成像等需要专家评判或没有较好客观评估指标的应用^[9]来说,不失为最佳选择。Wang 等人^[10]对用做显示用途的融合图像质量的主观评价方法做了大量的研究和实验。然而,人们对人类视觉特性的认识还不充分,主观评估很大程度地依赖于观察者的心理、视觉等,而且不能对融合质量给出一个定理的描述,因此,可靠的图像融合质量客观评估方法是十分必要的。

在实际应用中,往往无法得到高质量的参考图像,所以本文选用不需要参考图像的质量评估方法。目前常用的有均值、方差、熵、标准偏差、互信息^[11]等。本文主要考虑以下几个度量作为融合图像质量的评估标准:

a)熵。它反映图像信息量的丰富程度。融合图像的熵越大,说明融合图像携带的信息量越大,图像融合的效果相对较好。

b)标准偏差。它衡量的是图像中像素的灰度较整幅图像的平均灰度的离散情况,即标准偏差衡量的是图像的对比度。标准偏差越大,说明融合图像的对比度越大,即图像的融合效果越好。

c)综合熵。它可以作为三幅图像之间的相关性度量,同时也反映了三幅图像之间的联合信息,综合熵越大说明融合效果越好。

d)平均梯度。它能够敏感地反映图像对微小细节反差表达的能力,可用来评价图像的清晰程度,还同时反映出图像中微小细节反差和纹理变换特征。

图 4 为聚焦点不同的两幅图像,融合的目的就是将图 4(a)右边的大钟和图 4(b)左边的小钟显示在一幅图像上。由实验结果图像可以看出,本文采用的方法融合的图像综合清晰度最高,最符合主观预期的图像融合效果。表 3 为四种方法融合后图像的客观评估数据。

表 3 各种融合策略得到图像的质量评估比较

方法	熵	综合熵	标准偏差	平均梯度
方法 1	7.298 5	7.246 2	50.453 9	4.977 2
方法 2	7.330 1	7.290 3	51.082 0	7.051 2
方法 3	7.334 1	7.278 8	50.935 2	6.448 3
本文方法	7.340 9	7.314 2	51.842 4	7.132 7

由表中的数据可以看出,使用上述四种方法分别获得的融合图像中,使用本文的融合策略具有最优的融合效果。

图像的纹理是由灰度在某个方向的连续性和其他方向的突变性共同决定的。图像越清晰,反映在图像内容上就是图像的细微纹理越多,灰度突变效果越显著。图像的低频部分是图像的近似,反映图像灰度空间分布。灰度共生矩阵的能量反映图像灰度分布的均匀性。若图像的灰度集中在一定的灰度范围,其灰度共生矩阵计算出的能量值较大,这就说明该区域的灰度信息较少,在低频系数的融合中所占的权重也应该较小,也就是说,较模糊的图像区域对低频融合贡献度应该较小。灰度共生矩阵的对比度统计的是灰度的变化程度。对比度越大,说明图像细微纹理越多,灰度变化越频繁。因此融合图像应选取对比度较大的高频系数,将细节纹理更细微的高频部分作为融合后图像的高频部分。这也符合本文图像融合的预期。

5 结束语

本文将灰度共生矩阵引入图像融合中,对近似分量以灰度共生矩阵的能量作为活性度量;对细节部分的融合引入灰度共生矩阵的对比度来确定高频系数的选取,获得了较好的融合效果。本文提出的方法随着图像小波分解层次越高效果越好,但计算量也相应增大。本文的方法与图像的一层小波分解结合,在融合效果和时间复杂度上取得最佳的折中,即融合效果与直接对图像进行三层小波分解重构的效果相当,时间复杂度上有所减少。

参考文献:

[1] ZHANG Zhong,BLUM R S. A categorization of multiscale-decomposition-based image fusion schemes with a performance study for a digital camera application[J]. *Proceedings of the IEEE*, 1999, 87(8): 1315-1326.

[2] 杨翠. 图像融合与配准方法研究[D]. 西安:西安电子科技大学, 2008.

[3] LI Hui, MANJUNATH B S, MITRA S K. Multisensor image fusion using the wavelet transform[J]. *Graphical Models and Image Processing*, 1995, 57(3): 235-245.

[4] PU Tian, NI Guo-qiang. Contrast-based image fusion using the discrete wavelet transform[J]. *Optical Engineering*, 2000, 39(8): 2075-2082.

[5] 李树涛,王耀南. 基于树状小波分解的多传感器图像融合[J]. *红外与毫米学报*, 2001, 20(3): 219-222.

[6] 李玲玲. 像素级图像融合方法研究与应用[D]. 武汉:华中科技大学, 2005.

[7] HARALICK R M, SHANMUGAN K, DINSTEN I. Textural features for image classification[J]. *IEEE Trans on Systems, Man and Cybernetics*, 1973, 3(6): 610-621.

[8] GONZALE R C, WOODS R E. *Digital image processing*[M]. [S. l.]: Prentice Hall, 2008.

[9] PAJARES G, CRUS J M. A wavelet-based image fusion tutorial[J]. *Pattern Recognition*, 2004, 37(9): 1855-1872.

[10] WANG Zhi-jun, ZIOU D, ARMENAKIS C, et al. A comparative analysis of image fusion methods[J]. *IEEE Trans on Geoscience and Remote Sensing*, 2005, 43(6): 1391-1402.

[11] WANG Zhou, BOVIK A C, SHEIKH H R, et al. Image quality assessment: from error visibility to structural similarity[J]. *IEEE Trans on Image Processing*, 2004, 13(4): 600-612.