

图像融合的非负线性混合模型与算法研究^{*})

苗启广^{1,2} 王宝树¹

(西安电子科技大学计算机学院 西安 710071)¹ (桂林电子工业学院 桂林 541004)²

摘要 本文提出了一种适用于像素级图像融合的非负线性混合模型,该模型的意义在于任何像素级图像融合问题都可以用此形式化模型来表示。针对实际融合问题,根据实际情况对模型进行具体化或者简化,就能够得到具体融合问题的融合算法。在此基础上,根据图像融合的实际问题,本文给出了该模型的一种简化模型,并对简化模型的求解问题进行了深入研究。通过将简化后的模型转化为具体的优化问题,给出了一种快捷的图像融合迭代算法。所求出的图像融合结果综合了源图像中的特征信息,使得融合图像的特征信息损失较少,更接近于理想的真实图像。该方法的收敛性可以保证,是对现有图像融合方法的补充,能够应用于多种实际的图像融合处理中。大量的实验并与其他融合算法的比较分析表明了本文算法的有效性和优越性。

关键词 图像融合,非负线性混合模型,特征基

Non-negative Linear Combination Model and its Algorithm in Image Fusion

MIAO Qi-Guang^{1,2} WANG Bao-Shu¹

(School of Computer Science, XiDian University, xi'an 710071)¹ (Guilin University of Electronic Technology, Guilin 541004)²

Abstract This paper presents a new non-negative linear combination model applicable to image fusion at the pixel level, which can be used to represent the pixel-level image fusion. The algorithm for a fusion can be achieved by reifying or simplifying the non-negative linear combination model. In this method, a simplified model has been given and studied in detail to find its solution in this paper. And a convenient iteration algorithm for this simplified model is obtained by converting the problem into an optimization problem. The resultant image integrates the feature information in the original images, and reduces the loss of feature information in fused image so that it approximates nearer to the true image. Simple in implementation and guaranteed in convergence, the algorithm is bound to be a useful supplementation in image fusion algorithms available and is applicable to various applications in image fusion processing. Lots of experiments and their comparisons with other fusion algorithms show the new method's effectiveness and superiority.

Keywords Image fusion, Non-negative linear combination model, Characteristic bases

1 引言

多传感器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,从而使融合后的图像具有更高的可信度和清晰度、更好的可理解性^[1]。它是多传感器信息融合的一个重要分支,作为一种有效的信息融合技术,已经广泛应用于机器视觉、医疗诊断、军事、遥感等领域^[1~3]。

图像融合可以充分利用多个不同种类的传感器图像的冗余信息和互补信息,改善检测性能,并能获得更为全面的信息。融合图像应符合人或机器的视觉特性,以利于对图像的进一步分析、理解、目标检测、识别和跟踪等。根据融合处理所处的不同阶段,图像融合可以在像素级、特征级和决策级三个不同的层次上进行。像素级融合是将多个参与融合的图像逐个像素进行融合,从而增加融合图像中像素级的信息,它提供了其它两种层次图像融合所不具有的细节信息。特征级融合是利用从各个传感器图像的原始信息中提取的特征信息进行综合分析处理。决策级融合是在信息表示的最高层次上进行的融合,从而获得最终的联合判决。像素级图像融合是特征级图像融合和决策级图像融合的基础,本文讨论像素级图像融合。

像素级图像融合方法中具有代表性的方法主要是加权平均法、小波变换方法和 Laplacian 塔型方法。加权平均法是最简单的图像融合方法,它不对源图像进行任何变换或分解。直

接将参与融合的源图像对应像素的灰度值进行加权平均,生成一幅新的图像,这种方法最为简单同时效果也最差,适用面比较窄。Laplacian 塔型方法是在不同的空间频带上进行融合处理,适用面广,其缺点是层间分解量之间具有相关性。小波变换法具有良好的空域和频域的局域性,可以较好地保留图像的高频信息,但仍在一定程度上会丢失原始图像中的一些特征信息(如边缘信息)。

本文提出了一种像素级图像融合的非负线性混合模型,它要求模型中的全部数据元素均为非负,这非常符合图像融合的实际情况。根据图像融合的实际问题,本文给出了该模型的一种简化模型,并对简化模型的求解问题进行了深入研究。通过将简化后的模型转化为具体的优化问题,给出了一种迭代算法。所求出的图像融合结果综合了源图像中的特征信息,使得融合图像的特征信息损失较少,更接近于理想的真实图像。该方法,收敛性可以保证,能够应用于多种实际的图像融合处理中。对于多种不同特点图像的融合结果表明,该方法通用性高,融合效果优于小波变换的方法和加权平均方法。

2 图像融合的非负线性混合模型

由图像传感器获取的图像总是与特定的环境及传感器的固有特性相关的,如可见光图像、激光成像雷达获得的深度图像和红外成像图像等,它们包含的图像信息特征各不相同。然而,无论是通过何种传感器得到的一幅图像,都可以表示

^{*}) 国防科技预研基金项目(51406050301DZ0107)资助。苗启广 讲师,博士生,主要从事智能信息处理与模式识别、多传感器图像融合和计算机操作系统等方面的研究。王宝树 教授,博士生导师,主要从事多传感器数据融合,智能信息处理与模式识别等方面的研究。

为:

$$v = s \circ a \quad (1)$$

其中, s 、 v 和 a 分别为 $m \times n$ (m 、 n 分别为图像的行数和列数) 的真实图像矩阵、观测图像矩阵、成像系数矩阵。算子 $\circ$ 定义为矩阵点乘, 即矩阵 s 的每个元素与矩阵 a 的相应元素相乘, 即:

$$v_{i,j} = s_{i,j} a_{i,j} \quad (1 \leq i \leq m, 1 \leq j \leq n) \quad (2)$$

从数学的角度上讲, 观测图像的每一个像素总是可以用真实图像的相应像素与一个成像系数的乘积来表示。换一种表示方式, 将 v 、 s 、 a 按行优先表示为 $m \times n$ 行的列向量 q 、 p 和 h , 则(1)式可表示为:

$$q = p \circ h \quad (3)$$

对于通过不同传感器得到的 k ($k \geq 2$) 幅图像, 根据(3)式, 其矢量表示为:

$$Q = p \circ H \quad (4)$$

其中, $Q = [q_1, q_2, \dots, q_k]$, $P = [p_1, p_2, \dots, p_k]$, $H = [h_1, h_2, \dots, h_k]$ 。

这是一个线性混合模型, 在此模型中, 由于真实图像构成的矩阵 P 和 k 幅观测图像构成的矩阵 Q 均是非负矩阵, 故 H 必定也是一个非负矩阵。这种信源信号是非负的, 线性混合的混合系数矩阵也是非负的线性混合模型称为非负线性混合模型。

现假设这 k 幅图像是同一景物在同一时刻通过不同传感器获取的, 而且已经对准, 由于真实图像是唯一的, 故在(4)式中, $p_1 = p_2 = \dots = p_k = p$, 即 P 的每一列皆相同。故多传感器图像融合的非负线性混合理想模型可以表示为:

$$Q = p \circ H \quad (5)$$

其中, $Q = [q_1, q_2, \dots, q_k]$, $P = [p, p, \dots, p]$, $H = [h_1, h_2, \dots, h_k]$ 。

在图像融合中, 目的就是使处理后得到的融合图像尽可能地逼近原始图像。(5)式中, Q 是观测的图像数据, 是已知的, 如果能够求出(5)式中的 P , 就可以得到原始的图像, 也就是所想获得的融合图像。

对式(5)的非负线性混合模型进行直接求解是很困难的, 待定的参数太多, 问题的规模较大。然而, 可以对模型根据具体情况进行简化, 然后对简化模型进行求解。许多具体融合问题的求解算法都可以归结为对此模型的具体化/简化后的模型进行求解, 如利用神经网络方法^[4]、遗传算法等进行求解。文[4]的神经网络求解方法, 是建立在概率统计的基础上, 一般需要多幅(如 $k=10, 30, 100$ 等)图像参与融合, 当参与融合的图像数量较大时, 融合效果较好。但大多数情况下, 参与融合的图像不会太多, 此时, 这种建立在概率统计基础上的算法效果就不太理想。

为对模型进行简化, 设在某些情况下, 传感器对于景物的每个位置的作用基本相同, 即传感器成像系数基本相同, 即列向量 h_i ($1 \leq i \leq k$) 的每一个元素都相同(设 $h_{1,i} = h_{2,i} = \dots = h_{m \times n,i} = t_i$), 则式(5)的理想图像融合模型可以改写为简化融合模型:

$$Q = ST \quad (6)$$

其中, $Q = [q_1, q_2, \dots, q_k]$, $S = [p]$, $T = [t_1, t_2, \dots, t_k]$ 。

3 简化模型的优化解法

对于(6)式的简化融合模型, 可以寻求某些方法来进行求解。在模型中, S 、 Q 和 T 均为非负矩阵, 故求融合图像的问题就是如何基于这个非负约束特性, 根据 Q 来确定 S 和 T 的问题。为此, 可以引入目标函数, 将融合问题转化为具有非负

约束的优化问题。比较常用的目标函数是使用 Q 和 ST 两个矩阵的欧氏距离来表示:

$$\text{Minimize } \|Q - ST\|^2 = \sum_{i,j} (Q_{i,j} - (ST)_{i,j})^2 \quad (7)$$

$$\text{subject to } S, T \geq 0$$

这个目标函数, 对于单独的 S 或 T 来讲, 均是凸函数, 但是同时对于 S 和 T 来讲, 却不是凸函数。因此要找到一个解决这个问题全局最优解不太现实, 但是, 仍有一些优化的技巧可以运用来寻找一个局部最优解。梯度法也许是最简单、最易实行的方法, 但是其收敛速度非常慢, 而且基于梯度的收敛算法对于步长的选择非常敏感, 这在实际应用中不太方便。

可以使用文[5]中的非负矩阵分解的迭代算法来求解这个问题:

$$\begin{cases} S_a = S_a \sum_i \frac{Q_i}{(ST)_i} T_a \\ S_a = \frac{S_a}{\sum_j S_{ja}} \end{cases} \quad (8)$$

$$\begin{cases} S_a = \frac{S_a}{\sum_j S_{ja}} \\ T_a = T_a \sum_i S_{ia} \frac{Q_i}{(ST)_i} \end{cases} \quad (9)$$

$$\begin{cases} S_a = \frac{S_a}{\sum_j S_{ja}} \\ T_a = T_a \sum_i S_{ia} \frac{Q_i}{(ST)_i} \end{cases} \quad (10)$$

文[5]中对该类优化问题的迭代法则的证明说明, 在此迭代规则下, 目标函数是保证收敛的。

使用本算法求出的 S 是 Q 的特征基, 它包含了 Q 的特征信息, 即包含了参与融合的各源图像的基本特征, 因此, 它可以用于真实图像的近似再现。将特征基 S 还原到源图像的像素级上, 就得到了比源图像效果都好的图像, 这幅图像, 就是要求解的融合图像。

4 实验结果

将本文的方法用于实际图像融合实验中: 实验 1 是可见光图像和毫米波图像两种不同类型图像进行融合; 实验 2 是曝光过度图像和曝光不足图像的融合; 实验 3 进行的是图像中有部分高度模糊图像的融合, 实验中参与融合的图像假设都已预先精确配准。

1) 可见光图像与毫米波图像融合



图 1.1 可见光图像



图 1.2 毫米波图像



图 1.3 小波变换融合图像



图 1.4 本文方法融合图像

图 1 可见光和毫米波源图像及融合结果

图 1.1 和图 1.2 分别为用于隐匿武器检测的可见光图像和毫米波图像, 从图 1.2 中可以发现枪支的成像。分别采用小波变换的方法和本文的方法进行融合, 小波变换方法是采用 3 层 haar 小波分解, 对于高频层采用取极大值方法, 低频

层采用取平均的融合方法得到的融合结果;融合结果如图 1.3 和图 1.4 所示,从两幅融合图像中均可以看出枪支隐藏在左起第三个人身上。

2)曝光过度图像和曝光不足图像融合

图 2.1 是一幅曝光过度的图像,其背景太亮,窗户和墙壁基本上看不清楚,电脑、书、桌子下面的电线等均清晰可见。图 2.2 是与图 2.1 同一景物的曝光不足的图像,其亮度很低,电脑、书和桌子下面的电线看不清楚,但是窗户和墙壁比较清楚。两种方法的融合结果如图 2.3 和图 2.4 所示,两幅图中的墙壁、窗户、电脑、书和桌子下面的电线等均比较清楚,仔细观察可以发现,本文方法的图像融合结果更为清晰,例如窗户左边的墙壁明显光滑得多。

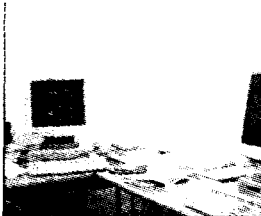


图 2.1 曝光过度图像



图 2.2 曝光不足图像



图 2.3 小波变换融合图像



图 2.4 本文方法融合图像

图 2 曝光过度 and 曝光不足源图像及融合结果

实验 1 和实验 2 中的可见光与毫米波图像的融合、曝光过度图像和曝光不足图像的融合,无法得到标准的参考图像,所以此处采用熵(H)和均方根交叉熵(RCE)^[6]两个评价测度来评价融合结果。

表 1 两种融合算法的客观评价测度值

	可见光图像与毫米波图像		曝光过度图像和曝光不足图像	
	熵(H)	均方根交叉熵(RCE)	熵(H)	均方根交叉熵(RCE)
本文方法	5.0370	0.0072	6.4746	5.0215
小波变换方法	4.9219	0.0714	6.2596	6.0428

图 1 和图 2 中两类图像融合结果的熵值和均方根交叉熵如表 1 所示。由表 1 可以看出,与小波变换方法相比,本文方法的融合结果熵值较大,均方根交叉熵比较小,即融合图像携带的信息量较大,与两幅源图像的差异较小,效果较好。

3)高度模糊图像的融合

此处选取图像融合常用的钟表图像进行实验,如图 3 所示,对原始清晰图像进行局部模糊,在每幅图像中分别有一部分被完全模糊,近似于被遮挡住,如图 3.2 和 3.3 所示。针对这两幅图像分别用三种方法进行融合,结果如图 3.4~3.6 所示,融合结果评价指标如表 2 所示。

从融合图像的视觉效果可以看出,本文方法明显优于小

波变换融合方法以及平均加权方法,而且参与融合图像的模糊和清晰两部分接界位置处对应的小波变换融合图像部分有比较明显的方块效应。此处采用均方误差 MSE^[6]作为评价指标来进行客观评价,各融合算法的均方误差如表 2 所示。从表中可以看出,本文算法的均方误差比其它算法的均方误差小得多,这表明本文方法的性能更优,更加适合于这种高度模糊图像的融合。



图 3.1 原始清晰图像



图 3.2 左边钟表完全模糊



图 3.3 右边钟表完全模糊

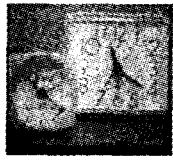


图 3.4 简单平均融合效果



图 3.5 本文方法融合效果



图 3.6 小波变换融合效果

图 3 高度模糊源图像和融合结果

表 2 融合算法的客观评价指标

	本文方法	简单平均方法	小波变换方法
均方误差	88.5	4139.3	2594.2

结论 本文根据图像传感器采集图像的实际情况,提出了一种像素级图像融合的非负线性混合模型,并给出了其简化模型的求解算法。该模型的意义在于,任何像素级图像融合问题都可以用此形式化模型来表示。在实际问题中,根据实际情况将模型进行具体化或者简化,就可以得到具体融合问题的融合算法。该求解算法是将简化模型转为具有非负约束的目标函数的优化问题,并对这个优化问题提出了收敛的迭代求解算法。该方法是对现有图像融合方法的补充,能够应用于多种实际的图像融合处理中。使用本文的模型所求出的图像融合结果综合了源图像中的特征信息,使得融合图像的特征信息损失较少,更接近于理想的真实图像。融合实验结果表明,该方法通用性高,融合效果优于小波变换的方法和加权平均方法,尤其是在高度模糊图像的融合上,更表现出其优异的性能。

参 考 文 献

1 Aggarwal J K. Multisensor fusion for computer vision[J]. Berlin: SpringerVerlag, 1993
2 Varshney P K. Multisensor data fusion[J]. Electron. Commun. Eng. J. 1997,9(12):224~253
3 Hall D L, Linas J. An introduction to multisensor data fusion[J]. In: Proc. IEEE, 1997,85(1):6~23
4 Xia Youshen, Leung Henry, Bossee Eloi. Neural data fusion algorithms based on a linearly constrained least square method[J]. IEEE Trans. On neural networks, 2002,13(2):320~329
5 Lee D D, Seung H S. Algorithms for non-negative matrix factorization. In T. K. Leen, T. G. Dietterich, and V. Tresp, editors, Advances in Neural and Information Processing Systems, volume 13, Cambridge, MA, 2001. MIT Press
6 刘真喜. 多传感器图像融合方法研究[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2001