

新轮廓波变换与二维非负矩阵分解的图像融合

董 萍, 马红军

(三门峡职业技术学院, 河南 三门峡 472000)

摘要:为了克服经典轮廓波变换存在 Gibbs 现象的缺陷,提出一种基于新型轮廓波变换与二维非负矩阵分解模型的图像融合方法。与经典模型相比,新型轮廓波变换很大程度上改善了成像效果,该方法首先对原始待融合图像进行分解;其次,对经典非负矩阵分解模型进行改进,提出二维非负矩阵分解模型,并利用该模型完成对低频分解系数和高频分解系数的融合;最后,采取新轮廓波变换的逆变换获得最终结果图像。仿真实验结果表明,该方法在主观效果和客观评价过程中均有良好的表现。

关键词: 新轮廓波变换; 非负矩阵分解; 图像融合

中图分类号:TP182

文献标志码:A

文章编号:1672-6693(2016)05-0101-07

图像融合的目的是尽可能将原先存在于不同原始待融合图像中的主体信息、互补信息加以综合并注入到一幅图像中,从而获得关于原始场景中相关目标更精确、更可靠的信息。目前,图像融合技术已在诸如医学成像^[1-2]、军事遥感^[3]、多聚焦图像处理^[4]、可见光与红外图像^[5]等多个领域获得广泛应用。

图像融合技术经过几十年的飞速发展,逐渐演化为两大主流的处理方法:空间域方法和变换域方法。相比后者,空间域方法的融合思想较为简单,也更为直接,通常直接针对图像对应矩阵中的像素点进行处理,能够很好地适用于实时性要求较高、融合精度不作特殊要求的民用领域,但最显著的问题在于融合效果通常较为一般。变换域方法通常采取将空间域信息变换到频率域的思想,比较常用的是以小波变换为先驱和代表的多尺度几何分析方法,通过将原始图像进行多个尺度、多个方向的分解,从而尽可能获取其中的主体和细节信息,为后期的融合工作做好铺垫,紧接着分别采取一定的融合规则完成对应尺度及方向的融合工作,最后,进行逆变换得到最终图像。由于早期的小波变换仅能从水平、垂直及 45° 对角线 3 个方向进行分解,因此融合效果较为一般,针对类似问题,逐渐衍生出脊波变换^[6]和轮廓波变换(Contourlet transform, CT)^[7-9]以及非下采样轮廓波变换(Non-subsample contourlet transform, NSCT)^[10-11]等改进模型。其中,轮廓波变换计算复杂度较为适中,但由于自身数学原理的缺陷,导致最终容易出现振铃现象的 Gibbs 效应,为融合结果图像带来极大的困扰。为此,文献[9]提出一种新型 CT(New CT, NCT)模型,该模型摒弃了经典 CT 模型中的拉氏变换中的正交滤波器机制,转而是用高低通滤波器机制加以取代,从而有效遏制最终结果图像中频谱混叠效应的产生。

基于上述原因,本文将 NCT 模型引入图像融合领域,并将经典的非负矩阵分解(Non-negative matrix factorization, NMF)模型加以改进,得到二维 NMF 模型,从纯数学的角度提取各子图像的主体及细节信息,客观地完成高、低频分解系数的融合工作。

1 新轮廓波变换基本模型^[7-9]

经典的 CT 模型由多尺度分解和多方向分解两部分构成,其中,多尺度分解通过拉普拉斯金字塔分解加以实现,对原始图像进行不同尺度下的显示和描述,并得到一系列不同尺度下的低频子带系数图像和高频子带系数图像;另一方面,多方向分解针对高频子带系数图像进行,负责分别描述原高频子带系数图像中不同方向上的特征细节信息,通常频域会被划分为若干个关于图像中心对称的楔形区域,图 1 给出了经过 3 层多尺度分解后,第

* 收稿日期:2014-12-18 修回日期:2016-01-25 网络出版时间:2016-07-13 14:05

资助项目:河南省教育厅科学技术重点项目(No. 15B520026)

作者简介:董萍,女,副教授,研究方向为嵌入式计算机应用技术、图像处理,E-mail:dongpingms2008@sohu.com

网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/50.1165.N.20160713.1405.052.html>

3 层又被进一步分解成 8 个方向的频率域信息。

经典 CT 模型采用正交滤波器组完成分解,但由于拉氏变换中正交滤波器组的带宽均大于 $\pi/2$,因此,滤波后的图像在进行下采样后必然会出现频谱混叠现象。为了有效克服经典 CT 模型中存在的缺陷,Lu 等人提出一种 NCT 模型,该模型采用不同的高低通滤波器替换原先的正交滤波器组,很大程度上解决了非局部化问题,有效降低了频谱混叠问题。图 2 给出了 NCT 的结构原理图。图 2 中, LP 为拉普拉斯金字塔变换, DFB 是方向滤波器组, M_n 和 M_{n+1} 分别为第 n 级、第 $n+1$ 级低频子带系数图像。

2 基于二维非负矩阵分解模型的融合规则

2.1 经典非负矩阵分解模型

2001 年, Lee 等人^[12] 提出非负矩阵分解模型,该模型提出将一个高维非负矩阵分解成两个较低维非负矩阵乘积的思想,目前,该模型已被验证可以从纯数学的角度很好地解决图像融合问题,并有效去除原始图像信息中的冗余成分。

在经典 NMF 模型中,假定存在一个大小为 $n \times m$ 的非负原始矩阵 V ,尝试构建大小分别为 $n \times r, r \times m$ 的两个非负矩阵 W 与 H 的乘积,其中 r 满足:

$$r < \min(m, n), \quad (1)$$

V, W, H 矩阵满足:

$$V_{n \times m} = W_{n \times r} H_{r \times m}, \quad (2)$$

其中, W 为基矩阵, H 为系数矩阵。

在实际操作中,通过对基矩阵 W 和系数矩阵 H 的数次迭代,使得二者收敛到局部最优状态,通常采取乘性迭代方案,使得迭代后的 $W_{n \times r} \times H_{r \times m}$ 的重构结果尽可能地逼近 $V_{n \times m}$,即满足:

$$V_{n \times m} \approx W_{n \times r} H_{r \times m}. \quad (3)$$

常用的逼近优化函数为:以 V 与 $W * H$ 两个矩阵的欧氏距离平方和为目标函数,即:

$$\begin{aligned} \min f(W, H) &= \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m [V_{ij} - (WH)_{ij}]^2, \\ \text{s. t. } W_{ij} &\geq 0, H_{ij} \geq 0. \end{aligned} \quad (4)$$

当采用经典 NMF 模型进行图像融合时,通常是将所有原始待融合图像整合成一个矩阵 V , V 的表达式如下:

$$V = [V_1, V_2, \dots, V_n] = [I_1, I_2, \dots, I_n] = \begin{bmatrix} I_{1,11} & I_{2,11} & I_{3,11} & \cdots & I_{n,11} \\ I_{1,12} & I_{2,12} & I_{3,12} & \cdots & I_{n,12} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ I_{1,MN} & I_{2,MN} & I_{3,MN} & \cdots & I_{n,MN} \end{bmatrix}, \quad (5)$$

其中, n 表示原始待融合图像的数目, $M \times N$ 表示每一幅原始图像的尺寸。矩阵 V 将所有原始待融合图像加以综合构成矩阵,其中每一幅图像占用 1 列,并按照行的顺序依次存储像素点信息,因此,矩阵 V 的尺寸大小为 $(M \times N) \times n$ 。紧接着,针对矩阵 V 求取两个非负矩阵 W 和 H ,其中 W 包涵这原始矩阵 V 中最本质的特征信息,即原始待融合图像的特征信息, H 为相关系数矩阵。在大多数文献中,通常选择一个较小的变量 r (如 $r=1$),使得能够用尽可能小的基向量表示矩阵 V 中的主体特征信息。

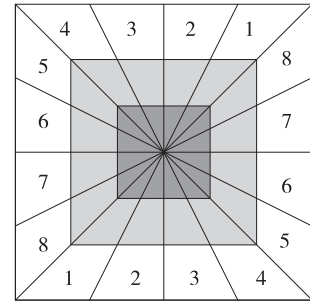


图 1 8 方向频率域分割示意图

Fig. 1 Segmentation schematic diagram in Eight-directional frequency domain

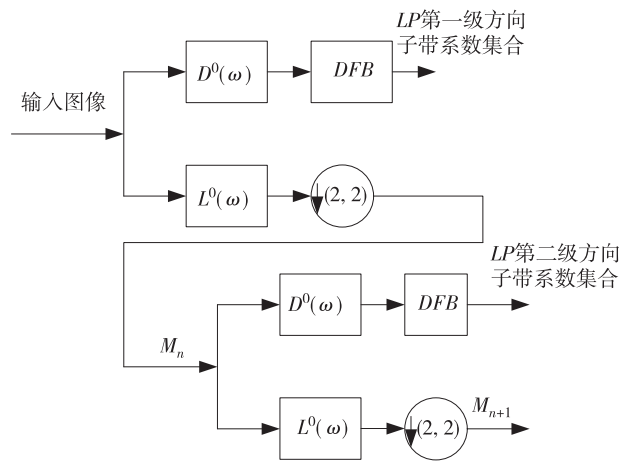


图 2 NCT 结构原理图

Fig. 2 Structural principle diagram of NCT

2.2 二维非负矩阵分解模型

尽管经典 NMF 模型在局部最优状态下能够较好地提取出原始待融合图像,但仍然存在 3 个缺陷:1) $\mathbf{V}$ 矩阵的尺寸通常非常庞大,不利于计算机处理,也无法适用于医学成像、军事遥感等实时性要求较高的应用领域。例如,两幅尺寸均为 512×512 的原始待融合图像,在经过向量整合后形成的 $\mathbf{V}$ 矩阵尺寸为 $262\ 144 \times 2$,占用了大量的计算资源。因此,在一定程度上,经典 NMF 理论在初期的维数不仅没有降低,反而大幅增加了;2) 经典 NMF 理论忽视了图像的原始二维结构信息,任何原始待融合图像均被拆解为单个元素的形式重新排列,破坏了蕴含在原始图像矩阵中像素点间的空间信息;3) 经典 NMF 理论参数初始化取值完全由计算机自主决定,存在突出的盲目性,不利于最终理想结果的收敛。

为此,本文针对上述问题提出一种改进型 NMF 模型——二维 NMF 模型,该模型将基于二维结构,具体模型的构建将涉及行方向构建和列方向构建两部分,且这两个方向的构建可以同时进行。

2.2.1 二维 NMF 模型的行方向构建 二维 NMF 模型的行方向构建流程如下。

1) 假定原始待融合图像的尺寸均为 $m \times n$,且均已经过严格的配准,则这些源图像的二维复合矩阵可以表达为:

$$\mathbf{I}_{M \times (N \times n)} = [\mathbf{I}_1, \mathbf{I}_2, \dots, \mathbf{I}_n]^T, \quad (6)$$

其中, n 代表源图像的数目, $\mathbf{I}_n$ 表示第 n 幅源图像, $\mathbf{I}_{M \times (N \times n)}$ 表示该复合矩阵共有 M 行和 $(N \times n)$ 列。

2) 利用迭代更新机制得出两个非负矩阵,分别为 $\mathbf{R}$ 和 $\mathbf{H}_R$ 。其中,矩阵 $\mathbf{R}$ 为行方向构建中的基矩阵,作用等同于经典 NMF 模型中的矩阵 $\mathbf{W}$,其尺寸为 $M \times r$,矩阵 $\mathbf{H}_R$ 为行方向构建中的系数矩阵,作用等同于经典 NMF 模型中的矩阵 $\mathbf{H}$,其尺寸为 $r \times (N \times n)$ 。 r 是一个整数,取值范围位于区间 $[1, \min(M, (N \times n))]$ 中,对应的表达式为:

$$\mathbf{I}_{M \times (N \times n)} = \mathbf{R}_{M \times r} \mathbf{H}_{R(r \times Nn)} \circ \quad (7)$$

2.2.2 二维 NMF 模型的列方向构建 二维 NMF 模型的列方向构建可以与行方向构建过程同时进行,这一点也是二维 NMF 模型的特征之一。下面给出二维 NMF 模型的列方向构建流程。

1) 将每一幅待融合源图像进行转置处理,因此这些转置后的源图像也将构成一个二维复合矩阵,其表达式为:

$$\mathbf{I}_{N \times (M \times n)} = [\mathbf{I}'_1, \mathbf{I}'_2, \dots, \mathbf{I}'_n]^T, \quad (8)$$

其中, n 代表源图像的数目, $\mathbf{I}'_n$ 表示第 n 幅待融合源图像的转置矩阵,其尺寸为 $N \times M$, $\mathbf{I}_{N \times (M \times n)}$ 表示该复合矩阵共有 N 行和 $(M \times n)$ 列。

2) 利用迭代更新机制得出两个非负矩阵,分别为 $\mathbf{C}$ 和 $\mathbf{H}_C$ 。其中,矩阵 $\mathbf{C}$ 为列方向构建中的基矩阵,作用等同于经典 NMF 模型中的矩阵 $\mathbf{W}$,其尺寸为 $N \times r$,矩阵 $\mathbf{H}_C$ 为列方向构建中的系数矩阵,作用等同于经典 NMF 模型中的矩阵 $\mathbf{H}$,其尺寸为 $r \times (M \times n)$ 。 r 是一个整数,取值范围位于区间 $[1, \min(N, (M \times n))]$ 中。其对应的表达式为:

$$\mathbf{I}_{N \times (M \times n)} = \mathbf{C}_{N \times r} \mathbf{H}_{C(r \times Mn)} \circ \quad (9)$$

根据经典 NMF 理论数学意义的阐述,一方面,(7)式中的基矩阵 $\mathbf{R}_{M \times r}$ 记载了源图像中各像素点行方向的有关信息;另一方面,(9)式中的基矩阵 $\mathbf{C}_{N \times r}$ 捕捉并存储了源图像中各像素点列方向的有关信息。因此,为了保存并获取源图像中各像素点的二维结构信息,有必要将这两个方向的信息加以结合,进而构建所有待融合源图像在二维结构层次上的基矩阵 $\mathbf{W}_{M \times N}$ 。

$$\mathbf{W}_{M \times N} = \mathbf{R}_{M \times r} \mathbf{C}_{N \times r}^T, \quad (10)$$

其中, $\mathbf{W}$ 为所有待融合源图像的最终基矩阵,其尺寸为 $M \times N$;"T"为转置符号。显然,非负矩阵 $\mathbf{W}$ 涵盖了源图像中的二维结构信息。

与经典 NMF 模型和现有的改进型 NMF 模型相比,本文提出的二维 NMF 模型拥有以下优势:1) 由于整个非负矩阵分解过程均在图像的二维框架下进行,因此二维 NMF 模型能很好地保留待融合源图像中各像素点的原始结构信息;2) 二维 NMF 模型不涉及对源图像的维数进行调整,不仅如此,二维 NMF 模型的行方向构建和列方向构建流程可以同时进行,因而同其他具有代表性的 NMF 模型相比,二维 NMF 模型的计算复杂度得以显著降低。

为了验证本文提出的二维 NMF 模型在图像融合领域中的应用效果,特选取两幅多聚焦原始待融合图像进

行实验得出仿真结果图图像,如图 3 所示。

与经典 NMF 模型相比,二维 NMF 模型的仿真结果中包含了原始图像中更多的主体和细节信息,具有显著的成像优势。

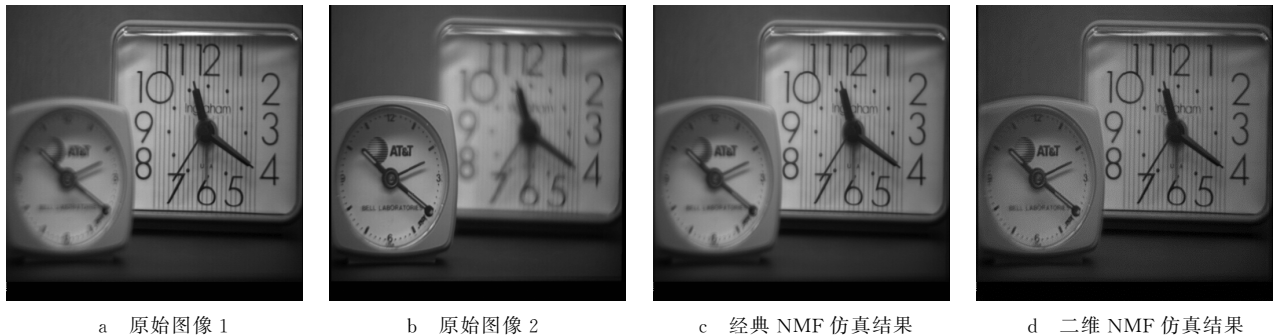


图 3 仿真实例

Fig. 3 Simulation examples

2.3 图像融合算法

为了便于表达,本文以两幅已经完成配准工作的原始待融合图像 A,B 为例给出基于新型轮廓波变换与二维非负矩阵分解模型的图像融合方法。具体步骤如下:

- 1) NCT 对原始待融合图像 A,B 分别进行 NCT 分解,得到相应的低频子带系数图像和高频子带系数图像;
- 2) 采用 2.2 节中提出的二维 NMF 模型对步骤 1)中得出的两幅图像对应的低频子带系数图像和高频子带系数图像完成融合过程;
- 3) 对步骤 2)中的结果采用逆 NCT 获取最终结果图像 F。

3 仿真实验与分析

为了验证本文提出方法的有效性,本节选取了多组原始待融合图像作为实验对象,并与目前一些代表性融合方法进行了比较,其中包括:

- 方法 1 经典脉冲耦合神经网络模型融合法;
- 方法 2 经典 CT 模型融合法;
- 方法 3 经典非下采样轮廓波变换融合法;
- 方法 4 非负矩阵分解和新轮廓波变换融合法^[7];
- 方法 5 Brenner 函数与新轮廓波变换融合法^[8]。

包括本文方法在内的 6 种融合方法的参数设置情况具体如下:方法 1 中的邻域空间半径为 3, $W_{ijkl} = [0.707 \ 1.000 \ 0.707, 1.000 \ 0.000 \ 1.000, 0.707 \ 1.000 \ 0.707]$, $\alpha_\theta = 0.2$, $V_\theta = 20$, 迭代次数 $n = 200$; 方法 2 和方法 3 的多尺度分解数为 4,按照从粗至细的方向分解数为 4,8,8,16,此外,两种方法的低频子带系数图像融合规则均采取平均值法,高频子带系数图像融合规则均采取最大值法。本文方法也进行 4 级分解。为了尽可能保证比较过程中数据的可靠性和说服力,方法 4 和方法 5 的参数设置情况仍遵循文献[7-8]中的方案加以设定。

第一组原始待融合图像为医学电子计算机断层扫描(Computed tomography, CT)图像和磁共振成像(Magnetic resonance imaging, MRI)图像。其中,CT 图像擅长对生物体的骨骼质物质加以描述,而 MRI 偏重肌肉组织状物质的显示,因此,CT 和 MRI 图像之间存在大量的互补信息。原始待融合图像以及 6 种融合方法的仿真效果如图 4 所示。

从主观视觉效果角度来看,6 种方法均较好地对原始待融合图像进行了融合,但方法 1 的仿真结果中出现了部分“点状”边缘信息,影响了视觉效果,原因主要在于脉冲耦合神经网络模型中的部分参数设置出现了偏差,从而导致部分神经元的点火信息出现了失误;方法 2 的仿真结果出现了显著的“振铃”效应,即 Gibbs 现象。方法 3 的仿真结果图左、右上角的原始 MRI 轮廓信息出现了丢失。相比之下,方法 4、方法 5 以及本文方法均具有相对完整的主体信息,整体视觉效果较好,但就清晰度水平而言,本文方法具有更出色的视觉效果,也更好地保留了原始待融合图像中的主体和边缘特征信息。

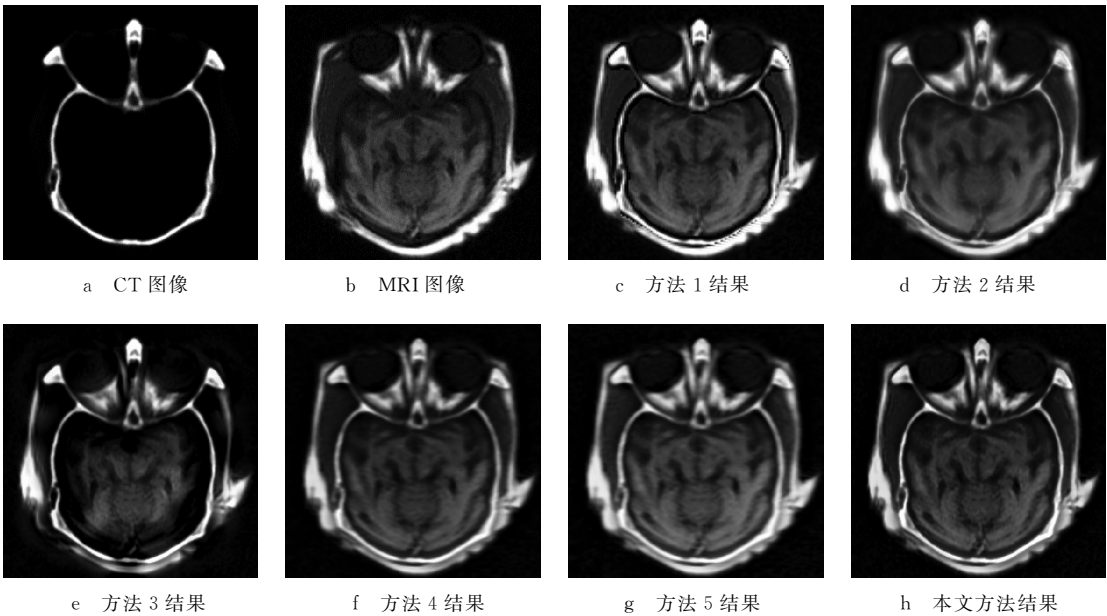


图 4 第一组实验仿真结果

Fig. 4 Simulation results of the first experiment

除了直观评价外,本文还引入信息熵、标准差、平均梯度以及互信息量等 4 个指标从客观角度对实验结果进行评价,如表 1 所示。

第二组原始待融合图像为一对多聚焦图像,两幅图像中分别聚焦不同的区域,仿真实验的目的在于能够将两幅图像中的聚焦区域加以综合,得以在一幅图像中加以体现。原始待融合图像以及 6 种融合方法的仿真效果如图 5 所示。

表 1 第一组实验客观评价结果

Tab. 1 Objective evaluation results of the first experiment

	信息熵	标准差	平均梯度	互信息量
方法 1	6.734	27.497	4.784	0.692
方法 2	6.636	24.829	4.329	0.624
方法 3	6.892	28.153	4.815	0.735
方法 4	6.911	29.031	4.936	0.751
方法 5	6.963	32.144	4.881	0.775
本文方法	7.012	30.477	5.018	0.794

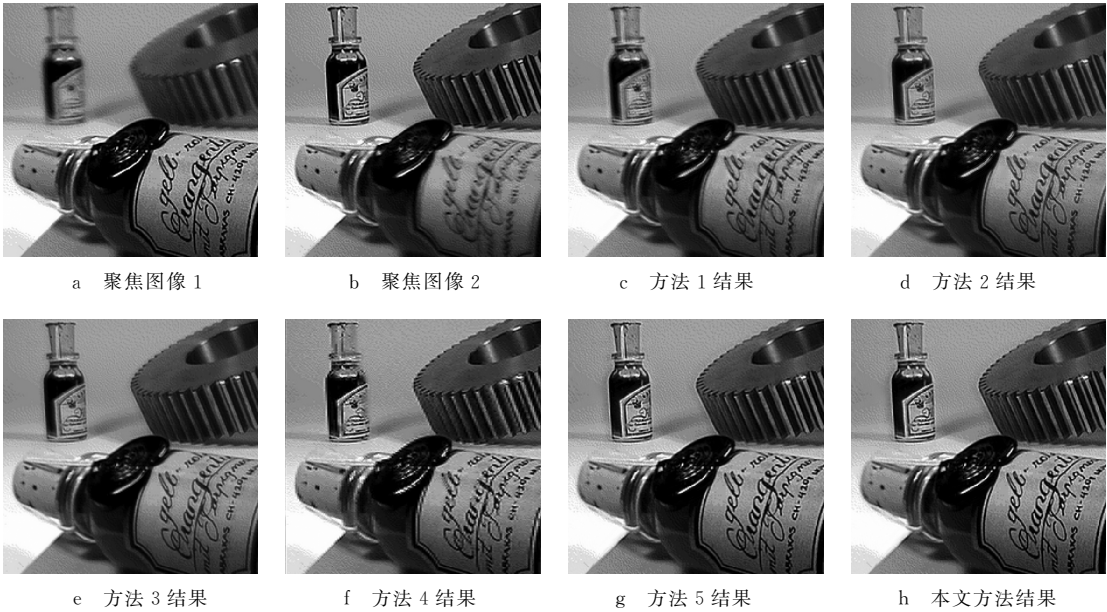


图 5 第二组实验仿真结果

Fig. 5 Simulation results of the second experiment

从直观角度容易辨别,基于本文方法的仿真实验结果图像拥有非常明显的优势。其中,方法 1 结果图像较为模糊,尤其是远端的容器,人眼几乎无法看清容器标签上的图案;基于方法 2 的仿真结果中出现了一定的 Gibbs 效应;方法 4 的仿真结果中近端容器上的字符出现了明显的噪声状效应;相比而言,方法 3、方法 5 的仿真结果与基于本文方法的仿真结果具有较理想的视觉效果。但仔细对比可以发现,方法 3 的仿真结果图整体对比度水平偏低,视觉效果显得“黯淡”,而基于方法 5 的融合结果图的视觉效果虽然与本文方法较为接近,但本文方法在清晰度水平上仍占有绝对的优势。相关的客观评价结果如表 2 所示。

通过观察表 1,2 的结果可以发现,与方法 1~5 相比,由本文方法仿真得出的结果图像拥有更理想的客观指标结果,无论在信息量、标准差、平均梯度还是交互信息量指标上均占有显著优势。因此,客观指标数据与直观评价结果大致吻合。

此外,方法 4 与方法 5 均涉及到新轮廓波变换模型,本文方法与上述两种方法相比,无论在主观视觉效果还是客观指标评价角度均占有显著优势,表明本文结合新轮廓波变换模型提出的融合方法性能更为优越;不仅如此,方法 4 还涉及到经典非负矩阵分解模型,本文提出的二维非负矩阵分解模型对经典模型作了彻底的改进,融合结果显示本文方法效果更为明显。

表 2 第二组实验客观评价结果

Tab. 2 Objective evaluation results of the second experiment

	信息熵	标准差	平均梯度	互信息量
方法 1	5.712	21.483	5.203	0.568
方法 2	6.036	23.758	5.482	0.657
方法 3	6.235	26.472	5.568	0.689
方法 4	6.129	24.530	5.214	0.636
方法 5	6.484	26.024	5.795	0.711
本文方法	6.543	25.169	5.847	0.727

4 结语

本文应用新轮廓波变换替代经典轮廓波变换理论进行原始待融合图像的分解与重构,在很大程度上克服了经典模型中的 Gibbs 现象。另一方面,经典 NMF 理论被改进为二维 NMF 理论,并被用于纯数学的融合规则完成原始待融合图像中对应低频子带系数和高频子带系数的融合过程。分别选取一对医学图像和一对多聚焦图像进行仿真实验,实验结果表明本文方法在主观效果和客观评价过程中均有良好的表现。

参考文献:

- [1] 王雷,李彬,田联房. 基于平移不变剪切波变换的医学图像融合[J]. 华南理工大学学报:自然科学版,2011,39(12):13-19.
Wang L, Li B, Tian L F. Medical image fusion based on shift-invariant shearlet transformation[J]. Journal of South China University of Technology: Natural Science Edition, 2011, 39(12): 13-19.
- [2] Xu Z P. Medical image fusion using multi-level local extrema[J]. Information Fusion, 2014, 19(1): 38-48.
- [3] Wang W Q, Jiao L C, Yang S Y. Fusion of multispectral and panchromatic images via sparse representation and local autoregressive model[J]. Information Fusion, 2014, 20(1): 73-87.
- [4] 向昌成. 基于区域检测的多聚焦彩色图像融合[J]. 重庆师范大学学报:自然科学版,2010,27(4):80-83.
Xiang C C. Multi-focus color image fusion based on region detection[J]. Journal of Chongqing Normal University: Natural Science, 2010, 27(4): 80-83.
- [5] 郑继明,耿金玲. 小波变换在图像融合中的应用研究[J]. 重庆邮电大学学报:自然科学版,2008,20(5):561-567.
Zheng J M, Geng J L. Research on application of wavelet transform in image fusion[J]. Journal of Chongqing University of Posts and Telecommunications: Natural Science Edition, 2008, 20(5): 561-567.
- [6] 赵子沂,郑永果. 基于脊波的多光谱和全色图像融合方法研究[J]. 计算机工程与应用,2012,48(15):164-167.
Zhao Z Y, Zheng Y G. Research of image fusion of multi-spectral and panchromatic images based on ridgelet transform[J]. Computer Engineering and Applications, 2012, 48(15): 164-167.
- [7] 王斐,梁晓庚,崔彦凯,等. 非负矩阵分解和新轮廓波变换的图像融合方法[J]. 计算机工程与应用,2013,49(5):150-153.
Wang F, Liang X G, Cui Y K, et al. Image fusion combined with NMF and a new contourlet transform[J]. Computer Engineering and Applications, 2013, 49(5): 150-153.
- [8] 莫建文,马爱红,首照宇,等. 基于 Brenner 函数与新轮廓波变换的多聚焦融合算法[J]. 计算机应用,2012,32(12):

- 3353-3356.
- Mo J W, Ma A H, Shou Z Y, et al. Multifocus image fusion algorithm based on Brenner function and a new contourlet transform[J]. Journal of Computer Applications, 2012, 32(12):3353-3356.
- [9] Lu Y, Do M N. A new contourlet transform with sharp frequency localization[C]//IEEE int conf on image proc. Atlanta, USA, IEEE, 2006:1629-1632.
- [10] Adu J H, Gan J H, Wang Y, et al. Image fusion based on nonsubsampling contourlet transform for infrared and visible light image[J]. Infrared Physics & Technology, 2013, 61(1):94-100.
- [11] 陈天华, 林雨辰. 基于 NSCT 变换的红外与可见光图像融合方法[J]. 北京交通大学学报, 2013, 37(6):18-21.
- Chen T H, Lin Y C. Infrared and visible image fusion method based on developed NSCT transform[J]. Journal of Beijing Jiaotong University, 2013, 37(6):18-21.
- [12] Lee D D, Seung H S. Learning the parts of objects with nonnegative matrix factorization[J]. Nature, 1999, 401(3):788-791.

Technique for Image Fusion via New Contourlet Transform and Two-dimensional Non-negative Matrix Factorization

DONG Ping, MA Hongjun

(Sanmenxia Polytechnic, Sanmenxia Henan 472000, China)

Abstract: A method for image fusion based on new contourlet transform (NCT) and two-dimensional non-negative matrix factorization (TDNMF) is presented to settle the Gibbs phenomena existing in the classic contourlet transform (CT). Compared with the classic model, the imaging effects of NCT enhanced a lot to a large degree. Firstly, the proposed method conducts the decompositions of the source images waiting for fusion. Besides, the classic NMF model is improved to be TDNMF, which is utilized to complete the fusion courses of low-frequency coefficients and high-frequency ones, respectively. Finally, the final resultant image can be obtained via the inverse NCT. The simulation experimental results show that the proposed method has good performance in terms of both subjective effects and objective evaluations.

Key words: new contourlet transform; non-negative matrix factorization; image fusion

(责任编辑 游中胜)