

中图分类号: TN911.73 文献标志码: A 文章编号: 1006-8961(2011)03-0433-09

论文索引信息: 楚恒. 核 Fisher 判别分析在多聚焦图像融合中的应用 [J]. 中国图象图形学报, 2011, 16(3): 433-441

核 Fisher 判别分析在多聚焦图像融合中的应用

楚恒

(重庆市勘测院, 重庆 400020)

摘要: 提出一种基于核 Fisher 判别分析与图像块分割的多聚焦图像融合方法。该方法首先将源图像进行块分割, 计算反映图像块聚焦程度的清晰度特征; 再将源图像的部分区域作为训练样本, 获得训练后的核 Fisher 判别分析参数; 然后利用已知的核 Fisher 判别分析获得初步融合图像; 最后对位于源图像清晰与模糊区域交界处的源图像块利用冗余小波变换进行处理后, 得到最终融合图像。实验结果表明, 该方法的图像融合效果优于常用图像融合方法, 可在有效提高图像融合质量与减少计算量之间获得较好的折衷。

关键词: 多聚焦图像; 图像融合; 核 Fisher 判别分析; 冗余小波变换

The application of kernel Fisher discriminant analysis in multifocus image fusion

Chu Heng

(Chongqing Surveying Institute, Chongqing 400020 China)

Abstract: A multifocus image fusion technique based on kernel Fisher discriminant analysis and image block segmentation is proposed. Firstly, the original images are decomposed into image blocks and focus measures of each image block are computed. To achieve the parameters of the trained kernel Fisher discriminant analysis, parts of the original images are chosen as the training exemplars. Then the initial fused image is acquired with the known kernel Fisher discriminant analysis. At last, the final merged image is obtained after the original image blocks, which are located near the border between the focused and blurred areas of the original images, through processing with the redundant wavelet transform. The experimental results show that the proposed method outperforms the conventional image fusion methods. A better tradeoff can be obtained between improving the image fusion quality and reducing the computational cost with the proposed method.

Keywords: multifocus image; image fusion; kernel Fisher discriminant analysis; redundant wavelet transform

0 引言

图像融合是当前图像处理界的研究热点之一, 它广泛应用于遥感、机器视觉、医学、军事、司法与制造业等领域^[1-2]。在采用 CCD 或 CMOS 等图像传感器获取影像的时候, 由于镜头景深的原因, 位于聚焦

平面上的景物在图像上可获得清晰的投影, 而在其他位置上的景物在图像上受到不同程度的模糊^[3-4]。一幅处处聚焦的图像是许多后续处理的前提条件, 解决这一问题的主要方法就是多聚焦图像融合技术, 即采用不同的焦距设置拍摄一系列图像, 然后将这些图像进行融合处理, 获得一幅处处清晰的融合图像^[1-5]。

收稿日期: 2009-08-10; 修回日期: 2009-11-27

基金项目: 重庆市城乡建设委员会科技项目(城科学 2008 第 84 号)。

第一作者简介: 楚恒(1976—), 男, 高级工程师。2008 年于电子科技大学获信号与信息处理专业博士学位, 主要研究方向为图像处理、模式识别等, 以第一作者身份发表学术论文 10 余篇, 其中 SCI、EI、ISTP 三大检索收录 10 余篇次。

E-mail: chuheng2000@163.com。

目前,常用的多聚焦图像融合方法主要分为变换域与空间域两大类方法。基于变换域的常用图像融合方法主要采用拉普拉斯(Laplacian)金字塔^[1]、小波变换^[1-2]、曲波(curvelet)变换^[6]、轮廓波(contourlet)变换^[7]等。这类方法的整体融合效果较好,无明显的块效应,但融合图像中易出现伪影等失真现象,且计算量与内存占用通常较大,尤其是采用非抽样的多分辨率分析方法时。空间域融合方法主要分为以像素^[4]、图像块^[8]与区域^[3]为单位的3种融合方式。在以像素为基础进行多聚焦图像融合时,通常需要判断每个像素是否聚焦,其缺点为计算量与误差均较大。基于图像块的多聚焦图像融合方法计算效率较高,但如何选取合适的图像块大小有待进一步的研究。基于区域的多聚焦图像融合方法由于首先必须进行图像分割处理,从而增加了计算量,且融合效果很大程度上取决于图像分割的质量。这3种方法中,基于图像块的融合技术具有较好的计算效率,若能解决源图像中清晰与模糊区域交界处图像块融合的问题,可进一步提高融合效果。因此,本文以图像块为基础进行多聚焦图像融合研究。

近年来,模式分类方法被广泛的引入到图像融合领域中,有学者分别提出了基于神经网络^[8]、支持向量机^[9-11]与支持向量聚类^[12]的融合策略。但文献[8,10]提出的方法没有充分考虑到源图像中清晰与模糊区域分界处图像块融合的特殊情况。文献[11]提出的方法采用离散余弦变换对位于源图像清晰与模糊区域交界处的图像块进行融合处理,但该方法需要运用支持向量机进行两次分类,且融合效果还有待进一步提高。文献[9,12]提出的融合方法以多分辨率系数为研究对象,计算量相对较大。核Fisher判别分析(KFDA)是在Fisher线性判别(FDA)基础上提出的一种非线性分类方法,它不依赖于对模型的选择,也不存在采用神经网络进行分类处理中易出现的维数灾难与局部极小点问题^[13-15]。相比支持向量机,KFDA具有两个优点^[13]:1)没有支持向量的概念,其复杂性与训练样本的数目成比例,而支持向量机的复杂度与支持向量的个数密切相关;2)KFDA的性能在某些方面优于支持向量机,其主要原因是前者的训练依赖于全部训练样本,而后者主要依靠支持向量。

提出一种基于KFDA与图像块分割的多聚焦图像融合方法。该方法利用核Fisher判别分析来初步确定源图像块是否清晰,再利用冗余小波变换与空

间相关系数最终获得处处清晰的融合图像。实验结果表明,该方法优于其他常用方法,可有效提高图像融合的效果。

1 核Fisher判别分析^[13-15]

KFDA是一种在FDA基础上发展起来的非线性分类方法。FDA方法是一种有监督学习算法,其目标是建立一个子空间(由所有投影轴构成),使得训练样本在这些轴上的投影结果类内散度最小,类间散度最大。

对于两类问题,设待分类的样本有 n 个,即 $\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_n \in \mathbf{R}^d$ 。设第 i 类样本的均值为 \mathbf{m}_i ($i=1, 2$),则

$$\mathbf{m}_i = \frac{1}{n_i} \sum_{\mathbf{x} \in \omega_i} \mathbf{x} \quad i=1,2 \quad (1)$$

式中, ω_i 表示第 i 类, n_i 为第 i 类的样本总数($i=1,2$)。

设样本类内离散度矩阵为 \mathbf{S}_ω ,则

$$\mathbf{S}_\omega = \sum_{i=1,2} \sum_{\mathbf{x} \in \omega_i} (\mathbf{x} - \mathbf{m}_i) (\mathbf{x} - \mathbf{m}_i)^T \quad (2)$$

设样本类间离散度矩阵为 \mathbf{S}_b ,则

$$\mathbf{S}_b = (\mathbf{m}_1 - \mathbf{m}_2) (\mathbf{m}_1 - \mathbf{m}_2)^T \quad (3)$$

最佳投影方向为

$$\mathbf{W}_{opt} = \arg \max_{\mathbf{w}} \frac{\mathbf{w}^T \mathbf{S}_b \mathbf{w}}{\mathbf{w}^T \mathbf{S}_\omega \mathbf{w}} = [\mathbf{w}_1, \mathbf{w}_2, \dots, \mathbf{w}_m] \quad (4)$$

式中, $[\mathbf{w}_1, \mathbf{w}_2, \dots, \mathbf{w}_m]$ 为对应于矩阵 $\mathbf{S}_\omega^{-1} \mathbf{S}_b$ 的前 m 个最大特征值的特征向量。考虑到式(4)的尺度不变性,令分母为零常数,用Lagrange乘子法求解得到下面的特征值问题,即

$$\mathbf{S}_b \mathbf{w}^* = \lambda \mathbf{S}_\omega \mathbf{w}^* \quad (5)$$

式中, \mathbf{w}^* 就是式(4)中的极值解。训练样本在这个向量上的投影系数就是所提取的训练样本的特征值。

FDA的判别函数为

$$f(\mathbf{x}) = \mathbf{w}^* \mathbf{x} + b \quad (6)$$

式中, b 为偏移量,可通过求解以下方程得到

$$\mathbf{w}^* \mathbf{m}_1 + b = -(\mathbf{w}^* \mathbf{m}_2 + b) \quad (7)$$

则对于一待测样本 \mathbf{x}_i ,通过将其代入Fisher判别分析函数 $f(\mathbf{x}_i) = \mathbf{w}^* \mathbf{x}_i + b$ 确定其归属。

近年来,核方法成为解决模式识别中非线性问题的有效手段。KFDA的主要思想是通过一个非线性映射将样本映射到一个高维的线性可分的特征空间中,然后在此特征空间进行Fisher线性判别,这

样在输入空间中就隐含的产生了很强的非线性判别式,从而实现相对于原空间的非线性判别分析。

KFDA 首先通过一个非线性映射 ϕ 将输入数据映射到一个高维的特征空间,即

$$\phi: \mathbf{R}^d \rightarrow \mathbf{H}, \mathbf{x} \rightarrow \phi(\mathbf{x})$$

此时,输入训练样本由 \mathbf{x} 转换为 $\phi(\mathbf{x})$,接着在特征空间 \mathbf{H} 中进行 FDA。问题就转化为在 \mathbf{H} 中求解以下问题

$$\mathbf{W}_{opt} = \arg \max_{\mathbf{w}} \frac{(\mathbf{w}^\varphi)^\top \mathbf{S}_b^\varphi \mathbf{w}^\varphi}{(\mathbf{w}^\varphi)^\top \mathbf{S}_\omega^\varphi \mathbf{w}^\varphi} = [\mathbf{w}_1^\phi, \mathbf{w}_2^\phi, \dots, \mathbf{w}_m^\phi] \quad (8)$$

式中, $\mathbf{w} \in \mathbf{H}$ 。 $\mathbf{S}_\omega^\varphi$ 与 \mathbf{S}_b^φ 为 \mathbf{H} 中相应的矩阵,即

$$\mathbf{S}_\omega^\varphi = \sum_{i=1} \sum_{2, x \in \omega_i} [\varphi(\mathbf{x}) - \mathbf{m}_i^\varphi] [\varphi(\mathbf{x}) - \mathbf{m}_i^\varphi]^\top \quad (9)$$

$$\mathbf{m}_i^\varphi = \frac{1}{n_i} \sum_{j=1}^{n_i} \phi(\mathbf{x}_j) \quad (10)$$

$$\mathbf{S}_b^\varphi = (\mathbf{m}_1^\varphi - \mathbf{m}_2^\varphi) (\mathbf{m}_1^\varphi - \mathbf{m}_2^\varphi)^\top \quad (11)$$

由于 \mathbf{H} 空间的维数很高,直接求取式(8)较困难,为了能在 \mathbf{H} 空间中使用 FDA,引进核函数

$$k(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = k_{ij} = \phi^\top(\mathbf{x}_i) \phi(\mathbf{x}_j) \quad (12)$$

常用的核函数有线性核函数、 d 阶多项式核函数、径向基核函数等。

在 \mathbf{H} 空间中,任何未知模式 $\phi(\mathbf{x})$ 在特征向量 $[\mathbf{w}_1^\phi, \mathbf{w}_2^\phi, \dots, \mathbf{w}_m^\phi]$ 上的投影系数可通过下式计算得到

$$(\mathbf{w}^\varphi \cdot \phi(\mathbf{x})) = \sum_{i=1}^n \alpha_i k(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}) \quad (13)$$

KFDA 的判别函数可以写为

$$f(\mathbf{x}) = (\mathbf{w}^\varphi \cdot \phi(\mathbf{x})) + b = \sum_{i=1}^n \alpha_i k(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}) + b \quad (14)$$

上式中, b 可通过求解具有 L_1 软边界的 1 维线性支持向量机(SVM)来确定。

2 基于 KFDA 的多聚焦图像融合算法

多聚焦源图像通常可以分为聚焦(清晰)区域、模糊区域以及两者之间的交界区域 3 个部分^[12]。多聚焦图像融合的目的就是找出源图像中的清晰区域,然后组合成一幅所有景物皆清晰的合成图像。

设源图像 \mathbf{A} 、 \mathbf{B} 的大小为 $M \times N$ 。算法以大小为 $d \times d$ 的图像块为单位,利用 KFDA 先初步判定每个源图像块是否聚焦。若图像块过小,则单个图像块

由于所包含的边缘、纹理等图像细节过少,不利于分类处理,融合图像中易出现锯齿状失真;若图像块过大,则单个图像块同时包含源图像中清晰与模糊区域的可能性增大,融合图像中易出现明显的失真^[8]。此外,合适的图像块大小还与源图像的大小、边缘与纹理细节的多少等因素有关。本文将用到以下 3 个清晰度特征^[16],即改进的拉普拉斯能量和(SML)、空间频率(SF)与图像梯度能量(EOG)。得到每个图像块的清晰程度后,对位于源图像清晰与模糊区域交界处的图像块,本文算法再按照一定的判别标准将这些图像块的类型进行细化后,分别采用不同的融合策略得到融合后的图像块,最终获取完整的融合图像。本文算法的具体步骤如下:

1) 将大小为 $M \times N$ 的源图像 \mathbf{A} 、 \mathbf{B} 分为若干大小为 $d \times d$ 的图像块。算法选用 16×16 大小的图像块。定义 $Sign(m, n)$ 为对应于融合图像 \mathbf{F} 的每个图像块的标志矩阵,其中 $0 \leq m \leq (M/d - 1)$, $0 \leq n \leq (N/d - 1)$ 。

2) 分别计算每个图像块的 3 个特征:改进的拉普拉斯能量和 SML、空间频率 SF,以及图像梯度能量 EOG,定义对应源图像块 \mathbf{A}_h 与 \mathbf{B}_h 的特征向量分别为 $[SML_{A_h}, SF_{A_h}, EOG_{A_h}]$ 与 $[SML_{B_h}, SF_{B_h}, EOG_{B_h}]$ 。

3) 在源图像中选取合适的区域作为训练集,训练 KFDA 来判断源图像块 \mathbf{A}_h 、 \mathbf{B}_h 中哪个更清晰。归一化后的差值向量 $[SML_{A_h} - SML_{B_h}, SF_{A_h} - SF_{B_h}, EOG_{A_h} - EOG_{B_h}]$ 作为输入,通过人眼判断,当源图像块 \mathbf{A}_h 比 \mathbf{B}_h 更清晰时,输出为 1,否则输出为 0。

4) 利用前一步骤获得的 KFDA 对所有源图像块对进行分类。如果源图像块 \mathbf{A}_h 较 \mathbf{B}_h 更清晰, $Sign(m, n)$ 的值为 1,否则为 0。

5) 利用多数滤波器^[2]对已得到的标志矩阵 $Sign(m, n)$ 进行一致性校验,即每个融合图像块应与以其为中心的校验窗口中的大多数图像块来自同一源图像。本文选用的校验窗口大小为 3×3 。根据校验后的标志矩阵 $Sign(m, n)$,可以得到初步融合图像 \mathbf{Z} ,即

$$\mathbf{Z}(i, j) = \begin{cases} \mathbf{A}(i, j) & Sign(m, n) = 1 \\ \mathbf{B}(i, j) & Sign(m, n) = 0 \end{cases} \quad (15)$$

式中, $(m - 1) \times d + 1 \leq i \leq m \times d$, $(n - 1) \times d + 1 \leq j \leq n \times d$ 。

6) 找出位于源图像的清晰与模糊区域交界处的图像块。图 1 给出了基于图像块分割的多聚焦图像融合示意图,其中“1”表示该图像块来自源图像

A , “0”表示该图像块来自源图像 B , 图中的虚曲线表示源图像中清晰与模糊区域的分界线。根据已完成一致性校验的标志矩阵 $Sign(m, n)$, 若某个图像块来自一幅源图像, 而其在 3×3 的邻域中存在来自另外一幅源图像的图像块, 则可以认为该图像块位于源图像的清晰与模糊区域的交界处。

1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
0	0	0	1	1	1	1	1	1	1
0	0	0	1	1	1	1	1	1	1
0	0	0	0	1	1	1	1	1	1
0	0	0	0	0	1	1	1	1	1
0	0	0	0	0	0	1	1	1	1
0	0	0	0	0	0	0	1	1	1
0	0	0	0	0	0	0	0	1	1
0	0	0	0	0	0	0	0	0	1

图 1 基于图像块分割的多聚焦图像融合示意图
Fig. 1 Schematic diagram of multifocus image fusion based on image block segmentation

对于这一类图像块, 给出如下的融合策略, 即

1) 对位于清晰与模糊区域交界处的源图像块 X_e 与 Y_e 采用冗余小波变换(RWT)分解 L 层^[17], 即

$$X_e = \sum_{l=1}^L H_x^l + \sum_{l=1}^L V_x^l + \sum_{l=1}^L D_x^l + A_x^l \quad (16)$$

$$Y_e = \sum_{l=1}^L H_y^l + \sum_{l=1}^L V_y^l + \sum_{l=1}^L D_y^l + A_y^l \quad (17)$$

式中, H_x^l 、 V_x^l 、 D_x^l 与 H_y^l 、 V_y^l 、 D_y^l 分别为源图像块 X_e 与 Y_e 经冗余小波变换分解后得到的位于 l 层表征水平、垂直与对角方向的高频子图, A_x^l 与 A_y^l 分别为源图像块 X_e 与 Y_e 经冗余小波变换分解后得到的低频子图。这里采用 RWT 的原因主要有两个: 一是 RWT 具有时移不变性, 可有效改善抽样小波变换易造成的吉布斯现象; 二是由于图像块较小, 抽样小波变换分解得到的高、低频子图所能提供的信息有限, 而冗余小波变换分解得到的高、低频子图大小与源图像相同。

2) 选择 RWT 分解得到的高频系数绝对值大者为融合后的高频系数, 即

$$H_F^l(i, j) = \begin{cases} H_x^l(i, j) & |H_x^l(i, j)| \geq |H_y^l(i, j)| \\ H_y^l(i, j) & |H_x^l(i, j)| < |H_y^l(i, j)| \end{cases} \quad (18)$$

$$V_F^l(i, j) = \begin{cases} V_x^l(i, j) & |V_x^l(i, j)| \geq |V_y^l(i, j)| \\ V_y^l(i, j) & |V_x^l(i, j)| < |V_y^l(i, j)| \end{cases} \quad (19)$$

$$D_F^l(i, j) = \begin{cases} D_x^l(i, j) & |D_x^l(i, j)| \geq |D_y^l(i, j)| \\ D_y^l(i, j) & |D_x^l(i, j)| < |D_y^l(i, j)| \end{cases} \quad (20)$$

式中, $H_F^l(i, j)$ 、 $V_F^l(i, j)$ 、 $D_F^l(i, j)$ 分别为融合图像块 F_e 在 l 层表征水平、垂直与对角方向的高频子图中 (i, j) 处的高频系数。

3) 选择 RWT 分解得到的低频系数中改进的拉普拉斯能量 (ML) 值大者为融合后的低频系数, 即

$$A_F^l(i, j) = \begin{cases} A_x^l(i, j) & ML_x^l(i, j) \geq ML_y^l(i, j) \\ A_y^l(i, j) & ML_x^l(i, j) < ML_y^l(i, j) \end{cases} \quad (21)$$

式中, $ML_x^l(i, j)$ 与 $ML_y^l(i, j)$ 分别为源图像块 X_e 与 Y_e 的低频子图中 (i, j) 处低频系数的 ML 值, $A_x^l(i, j)$ 、 $A_y^l(i, j)$ 与 $A_F^l(i, j)$ 分别为源图像块 X_e 、 Y_e 以及融合图像块 F_e 的位于 (i, j) 处的低频系数。

4) 在对融合后的高、低频系数进行一致性校验后, 利用冗余小波逆变换得到融合后的图像块 F_e , 即

$$F_e = \sum_{l=1}^L H_F^l + \sum_{l=1}^L V_F^l + \sum_{l=1}^L D_F^l + A_F^l \quad (22)$$

5) 多聚焦图像融合中, 并非所有位于清晰与模糊区域交界处的源图像块都同时包含源图像的清晰与模糊区域。这部分图像块约占位于源图像清晰与模糊区域交界处的图像块总数的一半 (参见本文算法的步骤 6) 和图 1)。图像块 F_e 的清晰程度介于源图像块的清晰与模糊区域之间, 但更接近于清晰区域。对此, 本文利用这一特性, 将这类图像块类型进一步细化, 给出了一种判别源图像块是否同时包含源图像的清晰与模糊区域的方法, 如下:

首先分别计算源图像块 X_e 、 Y_e 与融合图像块 F_e 的空间相关系数 (sCC)^[18], 即

若 $(Sign(m, n) = 0) \wedge (\sum_{(m, n) \in Q} Sign(m, n) > 0)$ 或 $(Sign(m, n) = 1) \wedge (\sum_{(m, n) \in Q} Sign(m, n) < 9)$, 则

$$sCC(F_e', X_e') = \frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N [F_e'(i, j) - \bar{F}_e'] [X_e'(i, j) - \bar{X}_e']}{\sqrt{\left\{ \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N [F_e'(i, j) - \bar{F}_e']^2 \right\} \left\{ \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N [X_e'(i, j) - \bar{X}_e']^2 \right\}}} \quad (23)$$

$$sCC(F_e', Y_e') = \frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N [F_e'(i, j) - \bar{F}_e'] [Y_e'(i, j) - \bar{Y}_e']}{\sqrt{\left\{ \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N [F_e'(i, j) - \bar{F}_e']^2 \right\} \left\{ \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N [Y_e'(i, j) - \bar{Y}_e']^2 \right\}}} \quad (24)$$

$$(m-1) \times d + 1 \leq i \leq m \times d, (n-1) \times d + 1 \leq j \leq n \times d$$

上式中, X'_e, Y'_e 与 F'_e 分别为源图像块 X_e, Y_e 与融合图像块 F_e 经高通滤波后得到的图像块, $\overline{X'_e}, \overline{Y'_e}$ 与 $\overline{F'_e}$ 分别为图像块 X'_e, Y'_e 与 F'_e 的像素灰度均值, Q 为 3×3 的邻域, “ \wedge ”为逻辑“与”运算。这里采用拉普拉斯模板进行高通滤波处理,即

$$\begin{vmatrix} -1 & -1 & -1 \\ -1 & 8 & -1 \\ -1 & -1 & -1 \end{vmatrix}$$

由多聚焦图像融合的性质可知,若采用小波变换融合后得到的图像块 F_e 完全可用源图像中对应的清晰图像块 X_e 替代,则 F_e 与 X_e 的空间细节非常接近,两者之间的 sCC 值较大,此时 F_e 与 Y_e 的空间细节相差较大,两者之间的 sCC 值较小,那么 $sCC(F'_e, X'_e) - sCC(F'_e, Y'_e)$ 的值较大。当源图像中对应的清晰图像块为 Y_e 时, $sCC(F'_e, Y'_e) - sCC(F'_e, X'_e)$ 的值较大。由此可知,当 $|sCC(F'_e, X'_e) - sCC(F'_e, Y'_e)|$ 的值较大时, F_e 通常没有同时包括源图像的清晰与模糊区域。因此依据 $Sign(m, n)$ 计算所有这类图像块的 $|sCC(F'_e, X'_e) - sCC(F'_e, Y'_e)|$ 值,然后统计得到中值 β 。由于这样的图像块约占采用本文算法步骤 6) 判定的位于源图像清晰与模糊区域交界处的图像块总数的一半,因此可以判定当 $|sCC(F'_e, X'_e) - sCC(F'_e, Y'_e)|$ 的值大于 β 时,该图像块未同时包括源图像的清晰与模糊区域,反之则认为该图像块同时包括源图像的清晰与模糊区域。

对位于源图像清晰与模糊区域交界处的图像块采用如下的融合策略

$$\begin{aligned} & \text{若 } (Sign(m, n) = 0) \wedge \left(\sum_{(m, n) \in Q} Sign(m, n) > 0 \right) \\ & \text{或 } (Sign(m, n) = 1) \wedge \left(\sum_{(m, n) \in Q} Sign(m, n) < 9 \right), \text{ 则} \\ F(i, j) = & \begin{cases} F_e(i, j) & |sCC(F'_e, X'_e) - sCC(F'_e, Y'_e)| < \beta \\ [F_e(i, j) + Z(i, j)]/2 & \text{其他} \end{cases} \quad (25) \\ & (m-1)d+1 \leq i \leq m \times d \\ & (n-1)d+1 \leq j \leq n \times d \end{aligned}$$

上式中,为了获得更好的视觉效果,对 $|sCC(F'_e, X'_e) - sCC(F'_e, Y'_e)|$ 的值大于等于 β 的图像块采用多分辨率融合图像块与 KFDA 判别得到的清晰源图像块取平均值的办法来获得最终融合图像块。在对标志矩阵 $Sign(m, n)$ 中所有满足 $(Sign(m, n) = 0) \wedge$

$\left(\sum_{(m, n) \in Q} Sign(m, n) > 0 \right)$ 或 $(Sign(m, n) = 1) \wedge \left(\sum_{(m, n) \in Q} Sign(m, n) < 9 \right)$ 条件的图像块进行以上操作后,可得到完整的最终融合图像 F 。

3 实验与性能评价

在实际应用中,由于理想融合图像通常是未知的,因此对于融合结果的量化评估是一个较为复杂的问题^[2]。实验选用 3 组灰度级为 256 的源图像对 Disk(大小为 480×640)、Lab(大小为 480×640) 与 Pepsi(大小为 512×512) 进行实验。实验结果如图 2-4。这里,通过剪贴两幅源图像的清晰部分,人工合成一幅处处聚焦的理想融合图像。实验采用融合图像与理想融合图像之间的峰值信噪比 (PSNR)^[2] 与互信息 (MI)^[2] 作为客观评价标准。PSNR 与 MI 的值越大,则图像融合的质量越好。

本文实验仅对 KFDA 进行一次训练,选用 Disk 源图像对中一对含有 5×5 个图像块的区域来提取训练模式,整个训练集有 50 个训练模式,如图 2(a) (b) 所示。本文实验在进行 KFDA 分类时分别选用线性与径向基核函数,正则化参数 λ ^[14] 设置为 0.01,式(14)中 b 的 1 维线性支持向量机 (SVM) 的惩罚参数值 C 为 100。

为了验证本文算法的有效性与计算效率,本文实验还采用了基于抽样小波变换 (DWT) 与 RWT 的常用融合方法进行多聚焦图像融合,其中 DWT-1 为高频系数取绝对值大者,低频系数取平均值的融合方法^[1-2], DWT-2 为高、低频系数均采用局部方差最大者的融合方法^[1-2], RWT-1 为高频系数取绝对值大者,低频系数取平均值的融合方法^[1-2], RWT-2 为高、低频系数均采用局部方差最大者^[1-2], RWT-3 为高、低频系数均采用文献[19]提出的局部能量最大规则进行融合处理。值得一提的是,本文实验中涉及小波变换时,均采用“db8”小波基,且均对高、低频系数进行了一致性校验。本文实验中,常用融合方法采用 3 层小波分解,本文算法分别采用 1 层与 3 层小波分解。表 1 给出了本文算法采用线性核函数与径向基核函数分别在小波分解 1 层与 3 层时获得的融合效果。表 2 为常用融合方法得到的融合效果。



(a) 源图像 1

(b) 源图像 2



(c) 理想融合图像

(d) 本文方法
(线性核函数、3层小波分解)



(e) 本文方法
(径向基核函数、3层小波分解)

(f) 本文方法
(线性核函数、1层小波分解)



(g) 本文方法
(径向基核函数、1层小波分解)

(h) DWT-1 方法



(i) DWT-2 方法

(j) RWT-1 方法



(k) RWT-2 方法

(l) RWT-3 方法

图 2 源图像对 Disk 及其融合图像
Fig.2 Original image pair Disk and fused images



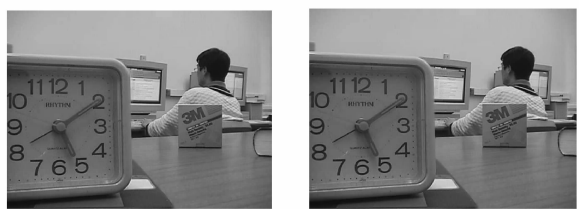
(a) 源图像 1

(b) 源图像 2



(c) 理想融合图像

(d) 本文方法
(线性核函数、3层小波分解)



(e) 本文方法
(径向基核函数、3层小波分解)

(f) 本文方法
(线性核函数、1层小波分解)



(g) 本文方法
(径向基核函数、1层小波分解)

(h) DWT-1 方法



(i) DWT-2 方法

(j) RWT-1 方法



(k) RWT-2 方法

(l) RWT-3 方法

图 3 源图像对 Lab 及其融合图像
Fig.3 Original image pair Lab and fused images

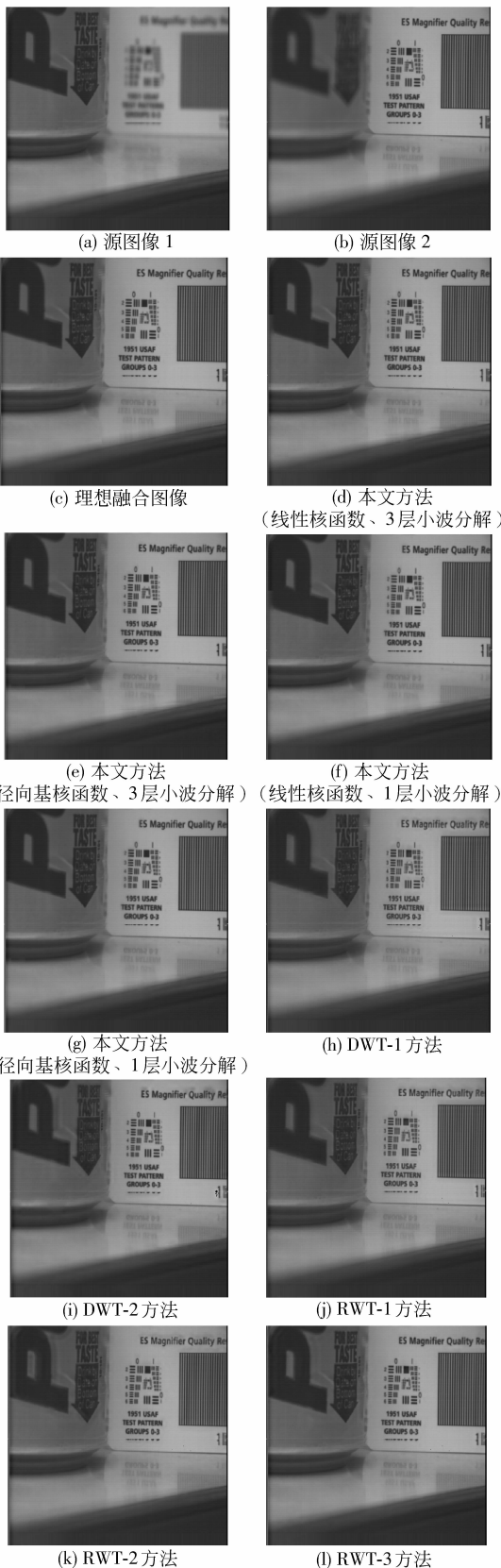


图 4 源图像对 Pepsi 及其融合图像

Fig.4 Original image pair Pepsi and fused images

表 1 本文算法的融合效果

Tab.1 Fusion results of the proposed algorithm

图名	核函数类型	小波分解层数	PSNR/dB	MI
Disk	线性核函数	1	37.832	6.710 5
Disk	线性核函数	3	38.253	6.715 9
Disk	径向基核函数	1	37.696	6.654 2
Disk	径向基核函数	3	38.101	6.664 5
Lab	线性核函数	1	42.834	7.003 5
Lab	线性核函数	3	43.136	7.022 4
Lab	径向基核函数	1	41.804	7.055 9
Lab	径向基核函数	3	42.237	7.073 2
Pepsi	线性核函数	1	42.230	6.194 1
Pepsi	线性核函数	3	42.503	6.207 4
Pepsi	径向基核函数	1	42.904	6.172 1
Pepsi	径向基核函数	3	43.230	6.190 4

表 2 常用算法的融合效果

Tab.2 Fusion results of the conventional algorithms

图名	方法	PSNR/dB	MI
Disk	DWT-1	32.817	3.409 6
Disk	DWT-2	33.152	3.792 5
Disk	RWT-1	33.409	3.493 3
Disk	RWT-2	34.161	3.810 0
Disk	RWT-3	36.660	4.343 0
Lab	DWT-1	35.285	4.093 6
Lab	DWT-2	35.986	5.021 4
Lab	RWT-1	35.424	4.131 2
Lab	RWT-2	36.242	4.690 5
Lab	RWT-3	39.077	5.011 9
Pepsi	DWT-1	37.055	3.706 8
Pepsi	DWT-2	38.351	4.249 7
Pepsi	RWT-1	37.321	3.783 9
Pepsi	RWT-2	37.698	3.960 7
Pepsi	RWT-3	39.778	4.414 1

由表 1、2 的数据可知,对比线性核函数与径向基核函数的融合结果,对于 Disk,前者的融合效果要优于后者;对于 Lab 来讲,前者的 PSNR 优于后者,而 MI 值要略少于后者;对于 Pepsi 来讲,前者的 PSNR 效果要略逊于后者,而 MI 值要优于后者。总的来讲,采用这两种不同的核函数获得的融合结果相差不大。相比而言,线性核函数具有较好的鲁棒性,选用不同的惩罚参数值 C 获得的融合效果变化不大,因此在实际应用中,建议选用线性核函数。本文算法使用 1 层小波分解的融合效果略低于 3 层小波分解的结果,但仍优于其他几种常用融合方法的效果。

由表 2 的数据可知,基于小波变换的常用融合

方法中,在采用相同的融合规则时,冗余小波变换的融合效果通常要优于抽样小波变换。在本文实验采用的几种常用融合方法中,RWT-3 方法获得的融合效果最好。

对比表 1 与表 2 的数据可知,本文方法明显优于其他常用融合方法。将本文方法采用线性核函数与 3 层小波分解的融合结果与 RWT-3 进行对比可知,对 Disk 而言,前者的 PSNR 高出后者 1.593 dB,前者的 MI 多出后者 2.372 9;对 Lab 而言,前者的 PSNR 高出后者 4.059 dB,前者的 MI 多出后者 2.010 5;对 Pepsi 而言,前者的 PSNR 高出后者 2.725 dB,前者的 MI 多出后者 1.793 3。

实验选择配置为主频 2.80 GHz 的 Intel 酷睿 2 双核 E7400 处理器,内存为 3 GB 内存的台式电脑,利用 Matlab7.1 在 Windows XP 操作系统下进行仿真实验。表 3 给出了本文实验中所有算法的运行时间。由表 3 的数据可知,冗余小波变换的运行时间远多于其他几种融合方法,且融合规则越复杂,计算量越大。本文算法分别采用线性与径向基核函数时的运行时间差别不大,1 层小波分解时的计算量最小。本文算法 3 层小波分解时的计算量仅略高于采用抽样小波变换的常用融合方法,远低于基于冗余小波变换的常用融合方法。在实时性要求较高的场合可选用 1 层小波分解的本文算法,对融合质量要求较高的场合可选用 3 层小波分解的本文算法。

表 3 各种算法的运行时间/s

Tab.3 Computational time of the algorithms

方法	Disk	Lab	Pepsi
本文方法 (线性核函数、3 层小波分解)	12.7	18.9	17.1
本文方法 (径向基核函数、3 层小波分解)	13.5	18.2	17.7
本文方法 (线性核函数、1 层小波分解)	4.3	6.3	5.7
本文方法 (径向基核函数、1 层小波分解)	4.5	6.0	5.9
DWT-1	8.3	8.3	7.4
DWT-2	14.1	14.1	12.4
RWT-1	71.9	71.9	61.6
RWT-2	196.5	196.5	168.3
RWT-3	229.6	229.6	196.0

由图 2—4 可知,本文方法获得的融合图像非常自然,无明显的块效应与伪影,而常用方法的融合图

像中存在着不同程度的伪影,整体效果不如本文方法清晰。总的来说,本文方法明显优于常用融合方法。

4 结 论

提出一种基于核 Fisher 判别与冗余小波变换的多聚焦图像融合方法。该方法首先提取源图像块的清晰度特征,利用核 Fisher 判别每个图像块的清晰程度,再依据位于源图像清晰与模糊区域交界处的图像块与冗余小波变换融合得到的融合图像块之间的空间相关系数,采取不同的融合策略,最终得到融合图像。实验结果表明,该方法的融合效果优于常用融合方法,在提高融合质量与减少计算量之间得到了较好的折衷。该方法在采用较少的小波分解层数时,计算量与融合效果均优于常用融合方法,更适用于实时性要求较强的场合。

参考文献 (References)

- [1] Pajares Gonzalo, Cruz Jesus Manuel de la. A wavelet-based image fusion tutorial [J]. Pattern Recognition, 2004, 37(9): 1855-1872.
- [2] 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.
- [3] Li Shutao, Yang Bin. Multifocus image fusion using region segmentation and spatial frequency [J]. Image and Vision Computing, 2008, 26(7): 971-979.
- [4] Zhao Hui, Li Qi, Feng Huajun. Multi-focus color image fusion in the HSI space using the sum-modified-laplacian and a coarse edge map [J]. Image and Vision Computing, 2008, 26(9): 1285-1295.
- [5] Li Shutao, Yang Bin. Multifocus image fusion by combining curvelet and wavelet transform [J]. Pattern Recognition Letters, 2008, 29(9): 1295-1301.
- [6] Zhang Qiang, Guo Baolong. Fusion of multisensor images based on the curvelet transform [J]. Journal of Optoelectronics · Laser, 2006, 17(9): 1123-1127. [张强,郭宝龙.一种基于 Curvelet 变换多传感器图像融合算法[J].光电子·激光,2006,17(9):1123-1127.]
- [7] Yang Liu, Guo Baolong, Ni Wei. Multifocus image fusion algorithm based on region statistics in contourlet domain [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2007, 41(4): 448-452. [杨镠,郭宝龙,倪伟.基于区域特性的 Contourlet 域多聚焦图像融合算法[J].西安交通大学学报,2007,41(4):

- 448-452.]
- [8] Li Shutao, Kwok James T, Wang Yaonan. Multifocus image fusion using artificial neural networks [J]. Pattern Recognition Letters, 2002, 23(8): 985-997.
- [9] Li Shutao, Kwok James Tin Yau, Tsang Ivor Wai Hung, et al. Fusing images with different focuses using support vector machines [J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2004, 15(6): 1555-1561.
- [10] Li Shutao, Wang Yaonan. Multifocus image fusion using spatial features and support vector machine [C]// Proceedings of International Symposium on Neural Networks 2005, Lecture Notes in Computer Science. Berlin, Germany: Springer-verlag, 2005, 3497: 753-758.
- [11] Chu Heng, Li Jie, Zhu Weile. A novel support vector machine-based multifocus image fusion algorithm [C]//Proceedings of 2006 International Conference on Communications. Guilin, China; Circuits and Systems, 2006, 1: 500-504.
- [12] Zhang Chengcheng, Hu Jinchun. Exploiting SVC algorithm for multifocus image fusion [J]. Journal of Software, 2007, 18(10): 2445-2457. [张诚成, 胡金春. 基于支持向量聚类的多聚焦图像融合算法[J]. 软件学报, 2007, 18(10): 2445-2457.]
- [13] Li Ying, Jiao Licheng. Target recognition based on kernel Fisher discriminant [J]. Journal of Xidian University, 2003, 30(2): 179-182. [李映, 焦李成. 基于核 Fisher 判别分析的目标识别[J]. 西安电子科技大学学报, 2003, 30(2): 179-182.]
- [14] Yang Guopeng, Yu Xuchu, Chen Wei, et al. Hyperspectral remote sensing image classification based on kernel Fisher discriminant analysis [J]. Journal of Remote Sensing, 2008, 12(4): 579-585. [杨国鹏, 余旭初, 陈伟, 等. 基于核 Fisher 判别分析的高光谱遥感影像分类[J]. 遥感学报, 2008, 12(4): 579-585.]
- [15] Müller Klaus Robert, Mika Sebastian, Rätsch Gunnar, et al. An introduction to kernel-based learning algorithms [J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2001, 12(2): 181-201.
- [16] Huang Wei, Jing Zhongliang. Evaluation of focus measures in multi-focus image fusion [J]. Pattern Recognition Letters, 2007, 28(4): 493-500.
- [17] Gao Qingwei, Li Bin, Xie Guangjun, et al. An image de-noising method based on stationary wavelet transform [J]. Journal of Computer Research and Development, 2002, 39(12): 1689-1694. [高清维, 李斌, 解光军, 等. 基于平稳小波变换的图像去噪方法[J]. 计算机研究与发展, 2002, 39(12): 1689-1694.]
- [18] Zhou J, Civco D L, Silander J A. A wavelet transform method to merge Landsat TM and SPOT panchromatic data [J]. International Journal of Remote Sensing, 1998, 19(4): 743-757.
- [19] Chao Rui, Zhang Ke, Li Yanjun. An image fusion algorithm using wavelet transform [J]. Acta Electronica Sinica, 2004, 32(5): 750-753. [晁锐, 张科, 李言俊. 一种基于小波变换的图像融合算法[J]. 电子学报, 2004, 32(5): 750-753.]