

基于遗传算法和形态学运算的多焦点图像融合

吕英华^{1,2} 刘大友¹ 冯雪^{2,3} 孔俊^{2,3} 郑凯元² 王茹娟²

(吉林大学计算机学院 长春 130012)¹ (东北师范大学计算机学院 长春 130024)²

(教育部应用统计重点实验室 长春 130024)³

摘要 目前大多数图像融合算法将每个像素都独立对待,使像素之间关系割裂开来。本文提出了一种基于形态学算法和遗传算法的多焦点图像融合方法,此种方法有效地结合了像素级融合方法和特征级融合方法。其基本思想是先检测出原始图像中清晰聚焦的区域,再将这些区域提取出来,组成各部分都清晰聚焦的结果图像。实验结果证明,此方法优于 Haar 小波融合方法和形态学小波融合方法。特别是在原始图像没有完全配准的情况下,此种方法更为有效。

关键词 多焦点图像融合,形态学运算,遗传算法,区域检测

A Multi-focus Image Fusion Based on Region Detection Using Morphological and Genetic Algorithm

LU Ying-Hua^{1,2} LIU Da-You¹ FENG Xue^{2,3} KONG Jun^{2,3} ZHENG Kai-Yuan² WANG Ru-Juan²

(Computer School, Jilin University, Changchun 130012)¹ (Computer School, Northeast Normal University, Changchun 130024)²

(Key Laboratory for Applied Statistics of MOE, Changchun 130024)³

Abstract For most image fusion algorithms split relationship among pixels and treat them more or less independently, this paper proposes a region based multi-focus image fusion scheme using wavelet transform, morphological and genetic algorithm, which combines aspects of feature and pixel-level fusion. The basic idea is to select sharply focused regions from source images and to combine them together to reconstruct the resultant image in which all the regions are properly focused. Experimental results demonstrate that the proposed scheme outperforms Haar wavelet approach and morphological wavelet approach, both in visual effect and objective evaluation criteria, particularly when there is movement in the objects or mis-registration of the source images.

Keywords Multi-focus image fusion, Morphological algorithm, Genetic algorithm, Region detection

1 引言

数字图像融合是将两个或者两个以上的传感器获取的关于某个具体场景的图像或者图像序列信息加以综合,生成一个新的有关此场景的解释,而这个解释是从单一传感器获取的信息中无法得到的。图像融合在医学、测量、地理信息系统、工业、智能机器人以及军事等领域都起着重要的作用。而且现有的一些传感器无法同时清晰地聚焦多个与传感器不同距离的物体或同一物体中与传感器距离不同的各个部分,这就产生了多幅不同焦点的图像。所获取的这些图像在某种程度上都是互补的,其中任意一幅图像都不具有足够多的信息,而逐一观察这一系列图像又是十分不方便的,因此通过融合多幅图像中的信息能够更为有效地开发利用多焦点图像。

图像融合的层次可以分为:信号级、像素级、特征级和决策级。最简单的图像融合方法就是对原始图像逐个像素取平均得到结果图像^[1]。虽然这种方法简单快捷,但会产生诸如降低对比度等所不期望的边缘效应。近几年,很多学者意识到多分辨率处理^[2~7]对于分析图像的信息内容是一种非常有效的方法,并将此方法有效地运用到了图像融合领域。它的基本思想就是先对输入图像进行多尺度分解,再融合不同尺度图像的信息,最后进行多尺度分解的逆变换,得到最终的输

出图像。然而,这种处理仅停留在像素级的图像融合上,在绝大多数的应用中,人们所感兴趣的是物体和物体所代表的区域,而不是单个像素,这也是这种方法的局限所在。同时, Ishit De 等人又对多分辨率处理方法进行了改造,提出了形态学小波图像融合方法^[8],但是这种方法仍然无法克服割裂像素之间的联系这一弊端。而且,以上的这些图像融合方法在处理非完全配准的图像时,无一例外地产生了较为严重的伪轮廓现象。

本文综合运用小波方法、形态学算法和遗传算法,提出了一种基于区域检测的多焦点图像融合方法,有效地结合了像素级融合方法和特征级融合方法。其基本思想是先使用形态学方法和遗传算法(GA)检测出原始图像序列中清晰聚焦的区域,再将这些区域提取出来组成各部分都清晰聚焦的结果图像。其中遗传算法用于优化区域检测过程中的相关参数。由于采用基于区域的融合方法,这种方法可以十分有效地解决非完全配准图像的融合问题。

2 清晰像素检测

清晰像素检测可以通过分析每一个像素所处的邻域内高频分量的特点,来确定该像素是属于一个清晰的目标还是一个模糊的目标^[1]。假设两幅聚焦点不同的原始图像分别为

吕英华 教授,主要研究方向:面向并行对象计算机系统的模拟、图像处理;冯雪 硕士研究生,主要研究方向:图像配准和融合;王茹娟 硕士研究生,主要研究方向:图像配准和融合;郑凯元 硕士研究生,主要研究方向:图像配准和融合;孔俊 副教授,主要研究方向:模式识别、生物认证及图像处理。

f_1 和 f_2 , 用一个标准差为 σ_0 的高斯函数对 f_1 和 f_2 分别进行平滑处理, 得到钝化图像 f'_1 和 f'_2 。存在以下三种情况:

(1) 若目标在 f_1 中清晰, 在 f_2 中模糊, 则在 f'_2 中更加模糊。此时 f'_1 和 f'_2 的高频差异大于 f_1 和 f_2 的高频差异, 而 f'_1 和 f_2 的高频差异小于 f_1 和 f_2 的高频差异。

(2) 若目标在 f_1 中模糊, 在 f_2 中清晰, 则在 f'_1 中更加模糊。此时 f'_1 和 f_2 的高频差异大于 f_1 和 f_2 的高频差异, 而 f_1 和 f'_2 的高频差异小于 f_1 和 f_2 的高频差异。

(3) 若目标在 f_1 和 f_2 中都是清晰的, 或都是模糊的, 那么 f'_1 和 f'_2 的高频差异大于 f_1 和 f_2 的高频差异, 同时 f'_1 和 f'_2 的高频差异也大于 f_1 和 f_2 的高频差异。

使用小波分解来表达图像在邻域内的高频分量。假设图像 f 小波分解的分辨率为 2^{-j} , 这里取 $J=1$, 则图像 f 可以分解为四个分量 $Af, D_vf, D_hf, D_d f$, 分别表示图像的低频分量、垂直方向的高频分量、水平方向的高频分量、对角线方向的高频分量。为了方便计算, 这四个分量都没有进行下采样。图像在邻域内的高频分量 Df 可以定义为:

$$Df = \sum_{(m,n \in A)} |(D_h f)(m,n)| + \sum_{(m,n \in A)} |(D_v f)(m,n)| + \sum_{(m,n \in A)} |(D_d f)(m,n)|$$

其中 A 是当前像素所处的邻域。

假设 f_1 和 f_2 在邻域内的高频分量分别为 Df_1 和 Df_2 , f'_1 和 f'_2 在邻域内的高频分量分别为 Df'_1 和 Df'_2 , 则判断当前像素属于清晰目标和模糊目标的表达形式如下:

(1) 若 $|Df'_1 - Df'_2| - |Df_1 - Df_2| \geq T$ 且 $|Df_1 - Df_2| - |Df'_1 - Df'_2| \geq T$, 则该像素在 f_1 中清晰。

(2) 若 $|Df'_1 - Df'_2| - |Df_1 - Df_2| \geq T$ 且 $|Df_1 - Df_2| - |Df'_1 - Df'_2| \geq T$, 则该像素在 f_2 中清晰。

(3) 若 $|Df_1 - Df_2| - |Df'_1 - Df'_2| < T$ 且 $|Df_1 - Df_2| -$

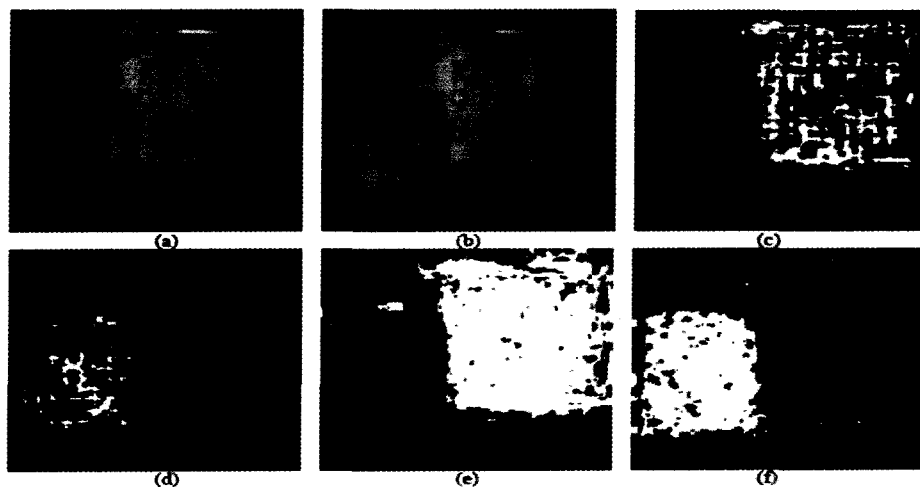
$|Df'_1 - Df'_2| < T$, 则该像素在 f_1 和 f_2 中都清晰或都模糊。

在上面的表达式中 T 是唯一没有确定的参数, 也是一个极其重要的参数, 最终的融合结果在很大程度上取决于这个参数的值。图 1 显示出不同的 T 值对清晰像素的检测情况, 其中白色代表清晰像素。 T 值的确定将在下一部分中进行详细的介绍。

3 聚焦区域的检测

聚焦区域是由以上过程检测到的清晰像素组成。为了有效地检测清晰聚焦区域, 使用 GA 来优化参数 T 。从两幅输入图像可以检测出三幅清晰聚焦区域图像: 一幅原始图像聚焦区域的检测图像、另一幅原始图像聚焦区域的检测图像和背景图像。其中背景图像由在两幅原始图像中都清晰或都模糊的像素组成。得到的三幅区域检测图像都是二值图像, 白色代表清晰聚焦区域, 黑色代表非聚焦区域。

然而, 需要注意的是仍有一些像素没有包含在以上的三幅区域检测图像中, 将这些像素称为残留像素。同时, 在图 1(c)~(f) 中还可以发现在白色区域中仍然有少量的黑色像素, 在黑色区域也有小面积的白色像素。显然一个物体或是聚焦区域一定要大于所检测出的白色区域。白色区域中的少量黑色像素和黑色区域中的小面积白色像素都是由噪声或检测中出现的残留像素引起的。形态学中的开运算和闭运算都可以有效地去除加性。所以, 可以对两幅检测出的聚焦区域图像使用 3×3 或 5×5 的圆盘形结构元素的闭-开滤波来得到更大的连通区域。结构元素的形状和大小在某种程度上取决于图像的内容。最后, 不属于任意一幅区域检测图像的残留像素就作为背景像素处理。



(a) 聚焦在右侧; (b) 聚焦在左侧; (c) $T = 0.8333$ 时图(a)的清晰像素检测图像; (d) $T = 0.8333$ 时图(b)的清晰像素检测图像; (e) $T = 0.6799$ 时图(a)的清晰像素检测图像; (f) $T = 0.6799$ 时图(b)的清晰像素检测图像。

图 1 T 值对“Clock”图像的影响(图像大小为 159×159)

4 图像融合步骤

本文的最终目标就是使用形态学操作和 GA 从原始图像中检测出聚焦区域, 再将这些区域中的像素经过基本的图像操作得出各部分都聚焦的结果图像。尽管此融合方法可以用于多幅多焦点图像的融合中, 简单起见, 这里仅以 2 幅输入图像为例。

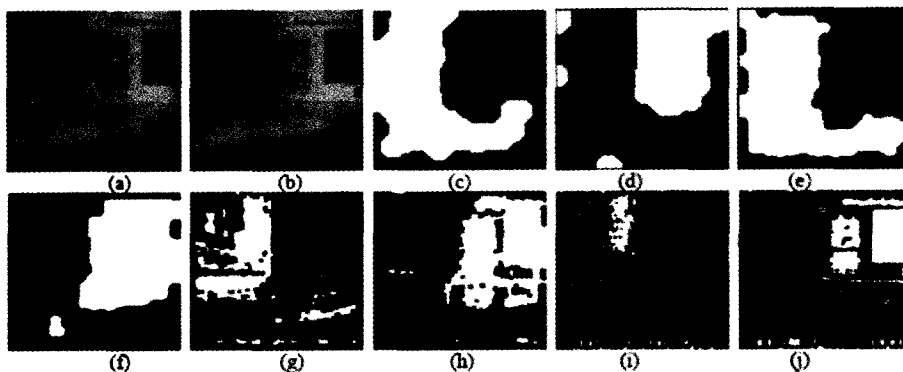
4.1 图像缩放

如果原始图像过小就会失去其细节信息和现实意义, 所以通常图像的大小都大于 200×200 像素。虽然本文提出的算法可以直接应用于原始图像, 但是经过大量的实验分析发现大小在 150×150 左右的输入图像可以在聚焦区域检测时得到更好的结果。因此将图像缩放作为图像的预处理是非常必要的。进行图像缩放不仅可以获得更好的聚焦区域检测的结果, 而且在较小的图上应用 GA 可以极大地减少程序的处理时间, 使程序具有更高的运行效率。图 2 显示出原始图像

大小对聚焦区域检测的影响。聚焦区域用白色表示,非聚焦区域用黑色表示。

4.2 小波分解

对缩放后的原始图像 f_1 和 f_2 进行一级小波分解,它们的低频分量分别表示为 Af_1 和 Af_2 ,垂直、水平和对角线方向的高频分量分别用 $D_h f_1, D_v f_1, D_d f_1$ 和 $D_h f_2, D_v f_2, D_d f_2$ 表示。为了方便计算,对高频分量不进行下采样处理。



(a)聚焦在左侧;(b)聚焦在右侧;(c)、(d)从大小为 64×64 的原始图像中得出的聚焦区域图像;(e)、(f)从大小为 128×128 的原始图像中得出的聚焦区域图像;(g)、(h)从大小为 256×256 的原始图像中得出的聚焦区域图像;(h)、(i)从大小为 512×512 的原始图像中得出的聚焦区域图像。

图2 不同‘Pepsi’图像大小对聚焦区域检测结果的影响

4.5 图像重构

融合结果图像可以用原始图像根据聚焦区域检测图像得出。用公式表示如下:

$$g(x,y) = \begin{cases} f_1(x,y), & \text{if } R_1(x,y)=1 \\ f_2(x,y), & \text{if } R_2(x,y)=1 \\ \frac{f_1(x,y)+f_2(x,y)}{2}, & \text{if } R_3(x,y)=1 \text{ or} \\ & R_1(x,y)=1 \text{ and } R_2(x,y)=1 \end{cases}$$

其中, $f_1(x,y)$ 和 $f_2(x,y)$ 代表原始图像, $g(x,y)$ 代表结果图像, $R_1(x,y), R_2(x,y)$ 和 $R_3(x,y)$ 分别代表 $f_1(x,y)$ 进行聚焦区域检测后恢复了原始图像大小的图像、 $f_2(x,y)$ 进行聚焦区域检测后恢复了原始图像大小的图像和背景区域检测图像。

5 实验结果

图3~5比较了本文的融合方法与 Haar 小波变换融合方法^[1]和由 Ishita De 等人提出的形态学小波融合方法^[8]的结果。为了便于比较融合效果,在每幅图中首先给出了各部分都聚焦的参考图像和原始图像,之后给出了 Haar 小波变换结果图、形态学小波变换结果图和本文提出的融合方法的结果图。其中, Haar 小波变换和形态学小波变换都分解到第三级,而本文提出的方法只需进行一级小波分解。

5.1 结果分析与比较

通过图3~5的比较可以清楚地发现本文提出的融合方法的结果要优于其他两种方法的结果,特别在原始图像没有完全配准的时候。如图4(b)和(c)中,人的头部发生了小角度的转动,此时本文提出的方法的结果图像十分接近于参考图像,而其他的两种方法都出现了极其明显的伪轮廓现象。然而以上的比较仅是主观上的度量,接下来使用 RMSE 度量方法和相似性度量^[8]来对融合结果进行分析。

5.1.1 RMSE 度量

在有参考图像的时候, RMSE 方法更加适用于评价融合结果。对于尺寸均为 $I \times J$ 的参考图像 R 和融合结果图像 F ,

4.3 聚焦区域检测

使用小波分解后的高频分量对原始图像进行聚焦区域检测处理,得出三幅区域检测图像。

4.4 图像尺度还原

由于最初对原始图像进行了缩放处理,在此将区域检测结果图像恢复到原始图像大小。

RMSE 定义如下:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^J [R(i,j) - F(i,j)]^2}{I \times J}}$$

其中 $R(i,j)$ 和 $F(i,j)$ 分别代表 R 和 F 在位置 (i,j) 处的灰度值。RMSE 值越小,融合结果越好。表1比较了图3~5中各种融合方法所得结果图像的 RMSE 值。

表1 图3~5中各种融合方法所得结果图像的 RMSE 值

| 图 像 | 本文提出的方法 | Haar 小波融合 ^[1] | 形态学小波融合 ^[8] |
|------------|----------------------------|--------------------------|------------------------|
| 图3 (Disk) | 1.6803 ($T=0.023441$) | 3.8623 | 2.8454 |
| 图4 (Lab) | 1.0745 ($T=0.068020$) | 2.9805 | 2.0627 |
| 图5 (Pepsi) | 2.1269 ($T=0.019089$) | 2.7604 | 2.1748 |

5.1.2 相似性度量

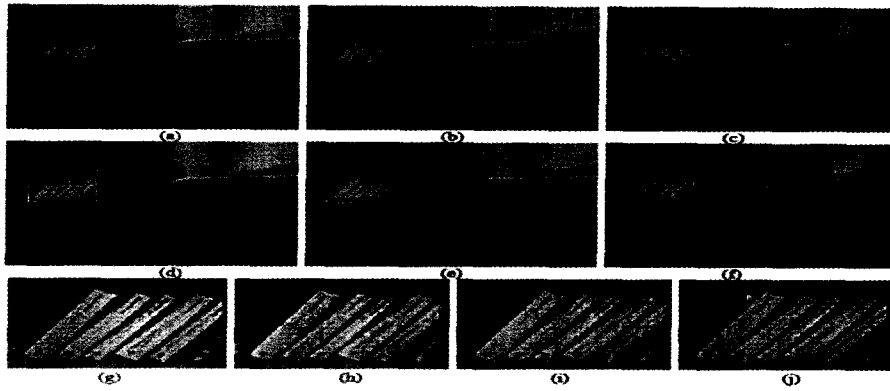
梯度是衡量一幅图像中小范围内亮度变化快慢的快速而有效的方法。很明显,如果一个像素被清晰聚焦,那么它也具有较高的梯度值。这里提出一个基于梯度的用于评价图像融合结果的客观标准。相似性度量^[9]用于衡量没有参考图像下融合结果的质量。图像 F 在像素 (r,c) 处的梯度值 $G(r,c)$ 由如下公式获得:

$$G(r,c) = \frac{1}{2} \{ |F(r,c) - F(r+1,c+1)| + |F(r,c+1) - F(r+1,c)| \}$$

对于 n 幅多焦点图像 $F_i, i=1, \dots, n$, 首先得出梯度图像 $G_i, i=1, \dots, n$, 之后通过选取 $G_i, i=1, \dots, n$ 中每个像素处的最大梯度值得出最大梯度图像 G 。例如,对于所有的 (r,c) , G 由如下公式得出:

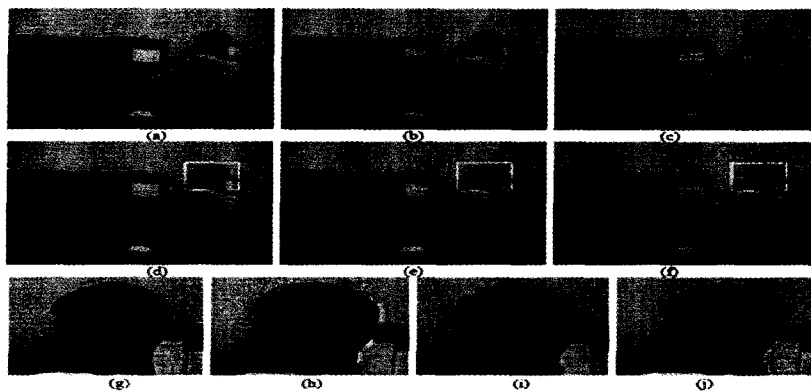
$$G_{\max}(r,c) = \max \{ G_1(r,c), G_2(r,c), \dots, G_n(r,c) \}$$

因此,只有全部原始图像中的清晰聚焦区域对最大梯度图像 G_{\max} 有影响。 G' 代表结果图像的梯度图像。 G_{\max} 和 G' 越相似,融合的结果就越好。两幅梯度图像 G_{\max} 和 G' 的相似



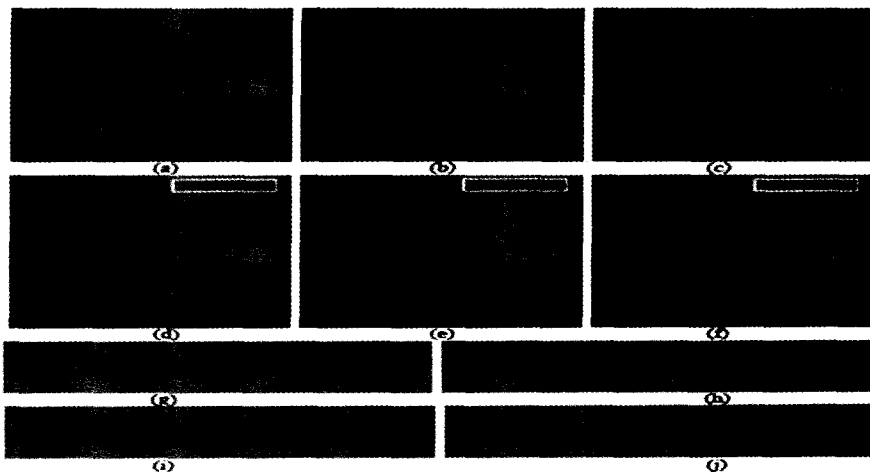
(a)参考图像;(b)右侧聚焦原始图像;(c)左侧聚焦原始图像;(d)Haar小波融合结果图像;(e)形态学小波融合结果图像;
(f)本文提出的方法的融合结果图像($T=0.023441$);(g)参考图像的局部放大图;(h)Haar小波融合结果局部放大图;
(i)形态学小波融合结果局部放大图;(j)本文提出方法的局部放大图。为了表明放大区域,在(d)~(f)中人为添加了白色方框。

图3 ‘Disk’原始图像(大小为 480×640)和融合结果



(a)参考图像;(b)右侧聚焦原始图像;(c)左侧聚焦原始图像;(d)Haar小波融合结果图像;(e)形态学小波融合结果图像;
(f)本文提出的方法的融合结果图像($T=0.06802$);(g)参考图像的局部放大图;(h)Haar小波融合结果局部放大图;
(i)形态学小波融合结果局部放大图;(j)本文提出方法的局部放大图。为了表明放大区域,在(d)~(f)中人为添加了白色方框。

图4 ‘Lab’原始图像(大小为 480×640)和融合结果



(a)参考图像;(b)右侧聚焦原始图像;(c)左侧聚焦原始图像;(d)Haar小波融合结果图像;(e)形态学小波融合结果图像;
(f)本文提出的方法的融合结果图像($T=0.019089$);(g)参考图像的局部放大图;(h)Haar小波融合结果局部放大图;
(i)形态学小波融合结果局部放大图;(j)本文提出方法的局部放大图。为了表明放大区域,在(d)~(f)中人为添加了白色方框。

图5 ‘Pepsi’原始图像(大小为 512×512)和融合结果

程度值 S 的计算公式如下:

$$S = (G_{\max}, G') = 1 - \frac{\sqrt{\sum (G_{\max}(r,c) - G'(r,c))^2}}{\sqrt{\sum (G_{\max}(r,c))^2 + \sum (G'(r,c))^2}}$$

因此,对于理想的融合结果, S 的值趋近于 1。表 2 比较

了图 3~5 中各种融合方法所得结果图像的相似性度量值。

比较以上评价标准可以得出,本文提出的方法优于 Haar 小波融合方法和形态学小波融合方法。特别是在原始图像没有完全配准的情况下,本文提出的方法具有明显优势。

表2 图3~5中各种融合方法所得结果图像的相似性度量值

| 图 像 | 本文提出的方法 | Haar小波融合 ^[1] | 形态学小波融合 ^[8] |
|------------|-----------------------------|-------------------------|------------------------|
| 图3 (Disk) | 0.89096 ($T=0.023441$) | 0.8316 | 0.8152 |
| 图4 (Lab) | 0.88490 ($T=0.068020$) | 0.8386 | 0.8430 |
| 图5 (Pepsi) | 0.92620 ($T=0.019089$) | 0.8997 | 0.9003 |

结论 本文提出了一种基于区域检测的多焦点图像融合方法,并使用小波算法、形态学运算和 GA 提取原始图像中的聚焦区域,最后将在原始图像中检测到的聚焦区域融合成为结果图像。这种方法使用类似于剪切-粘贴的操作将原始图像中的聚焦区域组合在一起,得到与参考图像相近的各处聚焦的结果图像。大量实验结果证明本文的方法明显优于 Haar 小波融合方法和形态学小波融合方法。特别是在原始图像没有完全配准的情况下,本文方法具有明显优势。

参 考 文 献

- 1 覃征,鲍复民,等. 数字图像融合. 西安交通大学
- 2 Pajares G, de la Cruz J M. A wavelet-based image fusion tutori-

(上接第 186 页)

从图 2 和图 3 的结果,可以得到以下结论:

①本算法与 KNN 算法相比,在相同条件下,测试集的正确率有明显提高。

②算法的性能随着训练样本数的增加而有所提高,并且,与近邻数 k 的选择也有直接的关系, k 的取值越大,正确率越高;反之,取值越小,正确率越低。当然,随着 k 的取值逐渐增大,算法的计算量也越来越大。下一步,我们将考虑用决策树来降低算法的计算量。

③根据具体应用问题的不同,可以适当调整待分类变量的结构特征在分类过程中所占的权重,使分类结果更加合理和优化。

结论 本文首先讨论了 KNN 和 BN 算法的基本思想及其改进算法,然后分析了目前两个算法存在的主要问题以及各自的优点,最后提出了基于贝叶斯网络结构学习的 KNN 算法 (BN-KNN)。实验结果表明,在相同条件下,与 KNN 算法相比,BN-KNN 算法具有更好的分类正确率。而且,随着与分类变量结果弱相关变量的增多,新算法的优势将越明显。另外,新算法可以根据用户所关注的分类目标自动地调整在

(上接第 215 页)

用不同的机器学习方法;二是选择不同语言处理粒度角度(字、词、语块、篇章小句)进行学习。目的都是有效消除单一方法的不足,尽可能增强整体处理的健壮性和可移植性。

总结与展望 指代消解是一项困难的任务。迄今为止,尚未有较好的全自动的指代消解技术和方法。可行的思路是由单一的基于规则方法向结合机器学习与统计方法的多策略技术方向发展,特别是基于小规模语料训练的无监督机器学习方法。借鉴国外的成功经验,将研究内容更好地同国际评测(如 ACE)结合是促进汉语指代消解长足发展的一条可行之策;国内几乎没有用于研究目的开放的汉语指代消解数据集,这方面可开展的研究工作也很多。目前指代消解在计算内容上逐渐由基于领域受限文本向领域无关自由文本方向发展;处理对象由普通文本向 Web 文本发展,因此笔者认为在汉语指代现象的形式化研究方面(如代词所指、省略),尽管已取得了一定成果,仍无法满足计算机自动化机处理,进一步挖掘和

- al. Pattern Recognition, 2004. 1855~1872
- 3 Piella G. A region-based multiresolution image fusion algorithm. In: ISIF Fusion 2002 Conference
- 4 Wen C Y, Chen J K. Multi-resolution image fusion technique and its application to forensic science. Forensic Science International, 2004, 140: 217~232
- 5 Li Min, Cai Wei, Tan Zheng. A region-based multi-sensor image fusion scheme using pulse-coupled neural network. Pattern Recognition Letters, 2006, 27: 1948~1956
- 6 Jiang Zhiguo, Han Dongbing, Chen Jin, et al. A wavelet based algorithm for multi-focus micro-image fusion. In: Proc. eedings of the Third International Conference on Image and Graphics, 2004
- 7 Yang X, Yang W, Pei J. Different focus points images fusion based on wavelet decomposition. In: Preceeding of Third International Conference on Information Fusion, vol 1. 2000. 3~8
- 8 De I, Chanda B. A simple and efficient algorithm for multifocus image fusion using morphological wavelets. Signal Processing, 2006, 86: 924~936
- 9 De I, Chanda B. Enhancing effective depth-of-field by image fusion using mathematical morphology. Image and Vision Computing, 2006, 24: 1278~1287
- 10 Li Shutao, Kwok J T, Wang Yaonan. Combination of images with diverse focuses using the spatial frequency. Information Fusion, 2001, 2: 169~176
- 11 Ardeshir A. Goshtasby. Fusion of multi-exposure images. Image and Vision Computing, 2005, 23: 611~618

分类过程中所占的权重,使分类结果更加合理和优化。

参 考 文 献

- 1 Teknomo K. What is K Nearest Neighbors Algorithm? [Z] <http://people.revoledu.com/kardi/tutorial/KNN/Contents.htm>
- 2 陈振洲,李磊,姚正安. 基于 SVM 的特征加权 KNN 算法[J]. 中山大学学报(自然科学版), 2005, 44(1): 17~20
- 3 D'Amato C, Malerba D, Esposito F, et al. Extending the K-Nearest Neighbour classification algorithm to symbolic objects [C]. Convegno Scientifico Intermedio SIS, 9-11 Giugno 2003, Università degli Studi di Napoli "Federico II"
- 4 Vincent P, Bengio Y. K-Local Hyperplane and Convex Distance Nearest Neighbor Algorithms [R]. [Technical Report]. <http://www.iro.umontreal.ca/~lisa/pointeurs/TR1197.pdf>, 2001
- 5 Cooper G F, Herskovits E. A Bayesian Method for the Induction of Probabilistic Networks from Data [J]. Machine Learning, 1992 (9): 309~347
- 6 Chen R, Herskovits E H. Network analysis of mild cognitive impairment [J]. NeuroImage, 2006, 29: 1252~1259
- 7 Yager R R. An extension of the naive Bayesian classifier [J]. Information Sciences, 2006, 176: 577~588
- 8 Yang T Y, Lee J C. Bayesian nearest-neighbor analysis via record value statistics and nonhomogeneous spatial Poisson processes [J]. Computational Statistics & Data Analysis, 2006
- 9 Frey B J, Jojic N. A Comparison of Algorithms for Inference and Learning in Probabilistic Graphical Models [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2005, 27(9): 1392~1416

设计出对指代消解更有效的属性特征也是关键的突破口。

参 考 文 献

- 1 Lappin S, Leass H. An algorithm for pronominal anaphora resolution. Computational Linguistics, 1994, 20(4): 535~561
- 2 MaCarthy J F, Lehnert W G. Using decision trees for coreference resolution. In: Proceedings of 14th International Joint Conference on Artificial Intelligence Montreal, 1995. 1050~1055.
- 3 张威,周昌乐. 汉语语篇理解中元指代消解初步. 软件学报, 2002, 13(4): 732~738
- 4 王晓斌,周昌乐. 基于篇章表述理论的汉语人称代词的消解研究. 厦门大学学报(自然科学版), 2004, 43(1): 31~35
- 5 Ya-qian Z, Chang-ning H, et al. Transformation Based Chinese Entity Detection and Tracking. In: Proc. of the Second International Joint Conference on Natural Language Processing, 2005
- 6 钱伟,郭以昆,周雅倩,等. 基于最大熵模型的英文名词短语指代消解. 计算机研究与发展, 2003, 40(9): 1337~1343
- 7 Claire C, Wagstaff K. Noun phrase coreference as clustering. In: Proc. of the 1999 Joint SIGDAT Conference on Empirical Methods in NLP and Very Large Corpora
- 8 Chi-shing W. A Clustering Approach for Unsupervised Chinese Coreference Resolution. In: Proc. eedings of the 5th SIGHAN Workshop on Chinese Language Processing Sydney, 2006. 40~47