

中图法分类号: TP391 文献标志码: A 文章编号: 1006-8961(2010)10-1485-06

索引信息: 朱景福, 黄凤岗. 各向异性小波收缩用于图像分割[J]. 中国图象图形学报, 2010, 15(10): 1485-1490

各向异性小波收缩用于图像分割

朱景福^{1),2)}, 黄凤岗¹⁾

¹⁾ (哈尔滨工程大学计算机科学与技术学院, 哈尔滨 150001) ²⁾ (黑龙江八一农垦大学信息技术学院, 大庆 163319)

摘要: 已经证明 2 维情况下一般各向异性扩散与 HAAR 小波收缩在一定条件下是等价的, 基于此等价性的各向异性小波收缩结合了小波收缩与各向异性扩散两种方法的优势。将各向异性小波收缩用于多尺度图像分割, 提出一种对多尺度各向异性扩散分割方法的改进方法——多尺度各向异性小波收缩图像分割算法。该算法利用各向异性小波收缩对图像中像素灰度值进行扩散, 在尽可能保持边缘的情况下, 使同质区域内相邻像素灰度随尺度数增加趋于相同, 构造基于尺度的空间栈, 从而完成对目标的分割, 是一种非监督图像分割方法。对比实验结果表明, 该算法在有效处理区域内部不一致性的同时, 能够准确地定位目标边缘, 实现同质区域的融合, 完成分割任务, 且该算法收敛速度高于多尺度各向异性扩散分割方法。

关键词: 图像分割; 尺度空间; 各向异性小波收缩

Applying anisotropic wavelet shrinkage to image segmentation

ZHU Jingfu^{1),2)}, HUANG Fenggang¹⁾

¹⁾ (College of Computer Science and Technology, Harbin Engineering University, Harbin 150001)

²⁾ (College of Information Technology, Heilongjiang August First Land Reclamation University, Daqing 163319)

Abstract: The equivalence of the anisotropic diffusion and HAAR wavelet shrinkage in 2-dimension in a given condition has been proved. The anisotropic wavelet shrinkage based on the equivalence combines the merits of wavelet shrinkage and anisotropic diffusion. In this paper, applying the anisotropic wavelet shrinkage to multiresolution image segmentation is researched, one improved method to multi-resolution anisotropic diffusion image segmentation method is proposed, which is a multi-resolution anisotropic wavelet shrinkage image segmentation method. The anisotropic wavelet shrinkage is used to diffuse the pixels in the image, and the gray level of the neighbor pixels in homogenous fields tend to become the same value along with the scale's increase while keeping the edge as far as possible. The scale space stack based on scale is built, and the segmentation to object is accomplished. It is an unsupervised method. Comparison experiments show that the method can locate the edge of the object exactly while processing the internal inconsistency of fields effectively, and the homogenous fields are merged perfectly to implement segmentation. The convergence speed of the method is faster than the multi-resolution anisotropic diffusion image segmentation method.

Keywords: image segmentation; scale space; anisotropic wavelet shrinkage

0 引言

图像分割是计算机视觉中的一类基本问题, 分割的目标是将图像划分为一系列互不重叠的同质区

域。在分割过程中, 根据区域同态性准则来进行分割, 而区域同态的标准也各不相同, 可能是灰度级, 也可能是彩色或者纹理一致, 对同一幅图像进行分割, 按不同的准则就会有不同的结果。

图像分割的方法有很多种, 小波技术就是其中

收稿日期: 2009-03-30; 改回日期: 2009-06-01

第一作者简介: 朱景福(1970—), 男, 教授。哈尔滨工程大学在读博士。主要研究数字图像处理和模式识别。E-mail: jingfuz@126.com。

一种。Farrokhnia 等人^[1]通过使用 Gabor 滤波器组,对每个滤波图像进行非线性变换,并计算每个像素的窗口能量以获取纹理特征,再用非监督平方误差聚合算法合并特征图像,达到分割的目的。Unser^[2]利用小波变换,在多尺度下提取纹理特征,构造特征向量进行图像分割。Soo 等人^[3]使用小波包分解来提取纹理特征,再用高斯混合分类器将每个像素分类,从而实现图像分割。

基于偏微分方程(PDE)的方法在图像分割上也取得了很大的成功。Mumford-Shah 模型是基于 PDE 提出的一种成功的图像分割模型^[4]。该模型的能量函数包含了对图像区域及边界特性的描述。通过优化该模型的能量函数,可以一次获得受噪声污染的图像的边界、区域以及平滑图像。Chan 和 Vese 等人^[5]提出一种基于简化 Mumford-Shah 模型和水平集的图像分割方法——C-V 方法。这种方法的速度函数不再依赖图像梯度,而是基于 Mumford-Shah 分割模型。该方法同时适用于梯度有意义和无意义的轮廓检测,比如边缘很平滑或不连续的图像分割。另外,该方法的速度函数定义于所有水平集,因此,可以检测出目标中带有空洞的内部区域。

Ana 等人^[6]介绍了一个借鉴尺度空间和用非线性 PDE 进行多分辨率分割的思想框架,利用 PDE 构造非线性空间栈,建立尺度间等灰度级连通分量结点间的树形结构,实现多尺度图像分割。

本文根据多尺度空间进行图像分割的思想,利用各向异性扩散和小波收缩的等价性^[7],提出了多尺度各向异性小波收缩图像分割算法。

1 多尺度各向异性小波收缩

1.1 多尺度各向异性扩散

各向异性扩散的一般扩散方程为

$$\begin{cases} I_i(t, x) = \text{div}(g(|\nabla I|) \nabla I) \\ I(0, x) = I_0 \end{cases} \quad (1)$$

当 $(g(|\nabla I|) = \frac{1}{|\nabla I|})$ 时为全变差(TV)扩散。

各向异性扩散方程在扩散过程中能够根据边缘方向,在梯度方向以及与梯度垂直方向采取不同的扩散程度,很好地保持图像边缘的同时平滑图像区域内部,Ana 等人^[6]根据此特性,建立了非线性尺度空间并进行图像分割。

任何一幅图像可以分解成等灰度级连通分量合并而成的区域,设 Ω 是 \mathbf{R}^2 中开集, I 是定义在 Ω 上

的原始灰度图像,并设 $\Omega_i^0 (i = 1, \dots, p(0))$ 表示原始图像中等灰度级连通分量所构成的集合,则有

$$I = \bigcup_i \Omega_i^0, \quad \text{并且若 } i \neq j, \quad \Omega_i^0 \cap \Omega_j^0 = \emptyset$$

当对一幅图像进行各向异性扩散时,在尽可能保持图像边缘信息的同时使同质区域内部灰度趋于相同,从而得到一个进化图像序列 I^k , 形成尺度空间。在每个 I^k 中会有不同的等灰度级连通分量 $\Omega_i^k (i = 1, \dots, p(k))$ 集合,在两相邻尺度的图像之间相关的等灰度级连通分量之间的关系构成了尺度空间中树形结构中的结点关系,如图 1 所示。

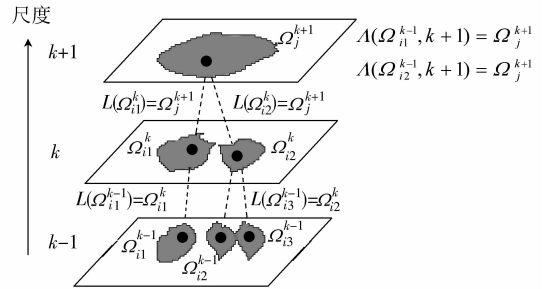


图 1 尺度空间树形结构

Fig. 1 Tree structure of scale space

对于第 k 尺度的图像,其中等灰度级连通分量集合为 $\Omega_i^k (i = 1, \dots, p(k))$,当进行一次扩散后,同一个连通分量中的灰度级会有变化,因此可能会与 $k+1$ 尺度图像中的多个连通分量有关系,对 Ω_i^k 定义在 I^{k+1} 中可能的连接区域为

$$C_i^k = \{ \Omega_j^{k+1} \mid 0 \leq j \leq p(k+1), \Omega_j^{k+1} \cap \Omega_i^k \neq \emptyset \} \quad (2)$$

用所有与第 k 尺度中某一连通分量有重叠的区域中灰度差最小作为连接准则,因此连接操作表示为

$$L(\Omega_i^k) = \arg \min_{\Omega_j^{k+1} \in C_i^k} [\text{abs}(I^{k+1}(\Omega_j^{k+1}) - I^k(\Omega_i^k))] \quad (3)$$

当在 S 尺度停止扩散后,所有在原始图像 I 中以 I^S 中同一等灰度级连通分量为祖先节点的连通分量合并成一个物体,构成一个分割区域。

1.2 小波收缩与各向异性扩散等价性框架

设输入信号为 $N \times N$ 时,其中 $N = 2^k$,对于 $N \times N$ 像素中的四像素

$$\begin{pmatrix} I_{i,j} & I_{i,j+1} \\ I_{i+1,j} & I_{i+1,j+1} \end{pmatrix} \text{ 结构,用式(1)对}$$

其进行扩散,会得到 $\begin{pmatrix} I'_{i,j} & I'_{i,j+1} \\ I'_{i+1,j} & I'_{i+1,j+1} \end{pmatrix}$,其中

$$I'_{i,j} = I_{i,j} + \Delta t \text{div}(g(|\nabla I|) \nabla I) \quad (4)$$

其中, Δt 为扩散时间步长, 将 $\begin{pmatrix} I'_{i,j} & I'_{i,j+1} \\ I'_{i+1,j} & I'_{i+1,j+1} \end{pmatrix}$ 同时看作是小波收缩重构所得的结果, 为方便表示, 令 $f = \text{div}(g(|\nabla I|)\nabla I)$ 。以 2 维 HAAR 小波为例, 对原四像素结构 $\begin{pmatrix} I_{i,j} & I_{i,j+1} \\ I_{i+1,j} & I_{i+1,j+1} \end{pmatrix}$, 2 维离散小波分解得几个子频带为 $\begin{pmatrix} \mathbf{A} & \mathbf{V} \\ \mathbf{H} & \mathbf{D} \end{pmatrix}$, 其中 \mathbf{A} 为低频分量, \mathbf{H}, \mathbf{V} 和 \mathbf{D} 分别为水平高频、垂直高频和对角高频分量。应用小波收缩算法时, 设对 $\mathbf{H}, \mathbf{V}, \mathbf{D}$ 相应的收缩函数值分别为 $\mathbf{H}_s, \mathbf{V}_s, \mathbf{D}_s$, 则可根据重构公式重构原信号。例如用 2 维 HAAR 小波, 则相应的重构结果为

$$\begin{pmatrix} I'_{i,j} \\ I'_{i,j+1} \\ I'_{i+1,j} \\ I'_{i+1,j+1} \end{pmatrix} = \frac{1}{2} \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & -1 & -1 \\ 1 & -1 & 1 & -1 \\ 1 & -1 & -1 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \mathbf{A} \\ \mathbf{H}_s \\ \mathbf{V}_s \\ \mathbf{D}_s \end{pmatrix} \quad (5)$$

解式(4)和(5)得

$$\begin{pmatrix} \mathbf{A} \\ \mathbf{H}_s \\ \mathbf{V}_s \\ \mathbf{D}_s \end{pmatrix} = \frac{1}{2} \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & -1 & -1 \\ 1 & -1 & 1 & -1 \\ 1 & -1 & -1 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} I_{i,j} + \Delta t f_{i,j} \\ I_{i,j+1} + \Delta t f_{i,j+1} \\ I_{i+1,j} + \Delta t f_{i+1,j} \\ I_{i+1,j+1} + \Delta t f_{i+1,j+1} \end{pmatrix} \quad (6)$$

当如上式取收缩函数值时, 小波收缩的结果与各向异性扩散所得的结果是相同的, 即在此意义下小波收缩与各向异性扩散是等价的, 可以利用小波收缩方法来实现各向异性扩散。

1.3 多尺度各向异性扩散分割算法的优缺点

多尺度各向异性扩散分割算法的优点在于, 它不根据图像内容、纹理等信息进行处理, 不需要先验知识。各向异性扩散能够尽可能保持图像中各目标边缘信息, 使得目标内部的各连通分量尽可能合并成一个同灰度级区域。另外, 可以使扩散程度随用户要求而停止, 从而满足不同程度的要求。

在 1.1 节的多尺度各向异性扩散图像分割算法中, 采用 TV 流对图像进行处理, 在处理过程中, 由于等灰度级连通分量中像素灰度值会产生变化, 而使该连通分量进行分裂, 使得在扩散过程中, 各尺度间连通分量数并不是严格递减的, 因此在建立连接过程中, 在中间尺度中会有些连通分量没有子节点, 从而扩大错误分割的因素。另外, 在扩散过程中, 如果前景和背景比较接近时, 会使得前景和部分背景合并起来, 可能使并不是同一物体的分支合并在一起, 从而造成错误分割。如果取等灰度级连通分量, 那么连通分量数会比较大, 算法效率比较低的同时, 分割更加依赖于扩散的结果, 分割的效果很难达到预想中的效果, 而且扩散过程中扩散系数的选取会比较困难。

采用 TV 扩散的 ROF 模型^[8]进行扩散, 在每一尺度取等灰度级连通分量。如图 2 所示。从目视的结果就可看到, 分割的效果并不理想, 小鸟的头部和身体没有合并成一个区域, 尾巴也即将和背景合并成一体, 一只爪子基本消失, 另一只爪子的形状也没有保持住, 同时背景的不一致也没有得到很好地处理。

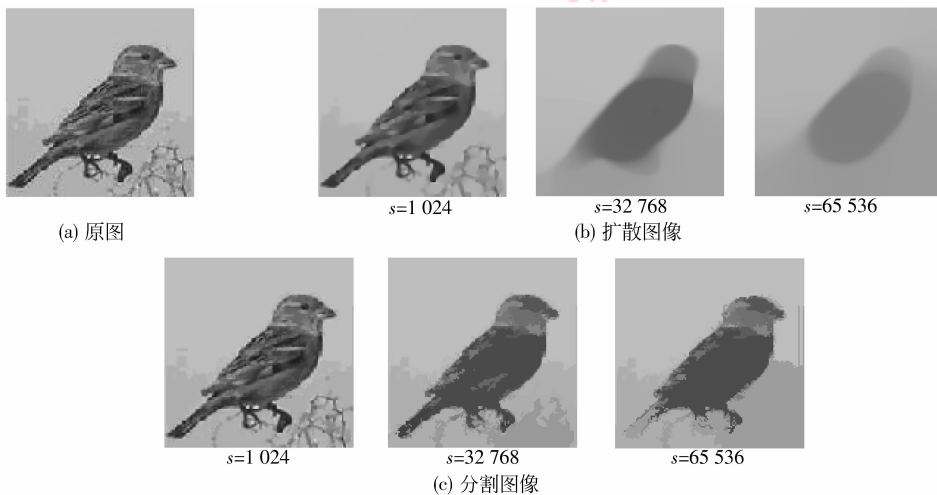


图 2 多尺度各向异性扩散图像分割

Fig. 2 Multiresolution anisotropic diffusion image segmentation

2 多尺度各向异性小波收缩分割算法

2.1 对多尺度各向异性扩散分割算法的改进

为了提高算法的效率,得到理想的分割结果,扩散模型的选取和连通分量的选取是其中关键所在。

在连通分量的选取上,为了减少连通分量数量的同时,还要保持原图像的基本特征,根据图像的灰度分布,通过自适应的多阈值选择,对灰度级进行分段,在同一灰度级段内,看作同一灰度级,从而有效减少连通分量数。在多阈值选取中,用最大熵原则作条件迭代算法(ICM)^[9],此算法在实现最大熵方法多阈值选择的同时能够提高算法的效率。在ICM算法中,需要有一个对分类区间的预处理,在此预处理过程中,文献[8]给出对图像直方图中“N”形和“H”形相邻峰的合并原则,并预先给定了分类数,这实际上是一种矛盾,满足一定原则的合并一般情况下不会停止于事先给定的分类数,因此在采用这种合并原则的同时,不事先给定分类数,而根据最大熵而得到理想的分类数。

改进后方法的分割实验结果如图3所示。背景不一致已经消失,小鸟头部和身体完全合并成一个区域了,右下角的树枝消失了,背景合并成一个整体,而且小鸟身体各部分细节保持相当好,尾巴和爪子都理想的分割出来(图3(c));分割所得的边缘很好地与原图吻合(图3(d))。另外,通过图3与图2对比,可见在尺度数上也大大减少,说明算法的效率大幅度提高。

2.2 多尺度各向异性小波收缩图像分割算法

根据第1部分多尺度各向异性分割思想,以及小波收缩与各向异性扩散的等价性框架,提出如下多尺度各向异性小波收缩图像分割算法(MAWSIS):

初始化 $k=0$, 尺度数 S ;

1) 对图像进行各向异性小波收缩,收缩公式见文献[7];

2) 利用ICM算法选择多阈值,并将图像分成连通分量的并;

3) 如果 $k > 0$, 连接 $k-1$ 尺度与 k 尺度间满足式(2)(3)的连通分量,建立联接关系;

4) $k = k + 1$; 如果 $k \neq S$, 返回1), 否则将属于同一父亲的孩子节点合并生成分割图像。

算法的扩散中,式(6)中扩散系数取 $g(|\nabla I|) = \frac{1}{|\nabla I|}$, 扩散步长 Δt 一般取 0.01 ~ 0.05 之间, 而扩散程度 S 一般使扩散后的图像所包含的连通分量数达到 10 左右停止。

算法与多尺度各向异性扩散分割算法主体框架一致,增加了一个多阈值的计算,该计算需要对直方图进行一次扫描,但此计算会使得图像中连通分量数大幅度减少,而此连通分量数决定着外层循环的次数,这使得循环次数减少,算法的收敛速度大大提高。

图4为MAWSIS算法与多尺度各向异性扩散图像分割结果对比。其中(a)~(c)分别为原始bird图像、8704尺度扩散与分割图像,(c)中结果表明MAWSIS算法能够很好地处理背景不一致,在保持图像边缘的同时融合目标内部;(e)~(g)分别为原始man图像、6144尺度扩散与分割图像,图中人的头部和身体内部不一致性,以及背景不一致性都得到了理想的处理,同时,右上角画中的主要轮廓也得到了保持;(d)和(h)分别为对应图像同样尺度下多尺度各向异性扩散图像分割结果。从中可见,在同样的尺度下,MAWSIS方法的分割效果要比多尺度各向异性扩散图像分割结果更加准确,且一些内部不一致性处理效果更好。

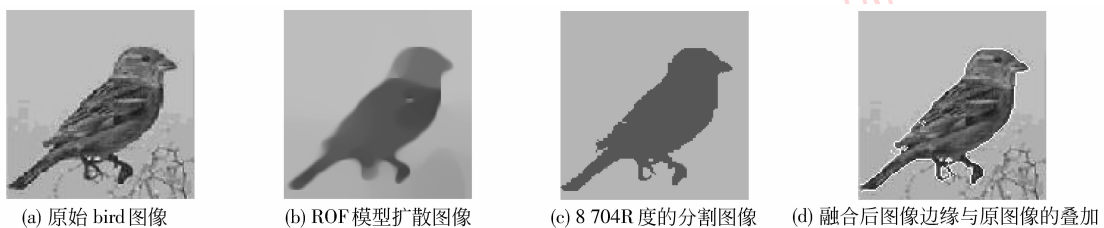


图3 多阈值连通分量多尺度各向异性扩散图像分割

Fig. 3 Multi-threshold level connected component multiresolution anisotropic diffusion image segmentation

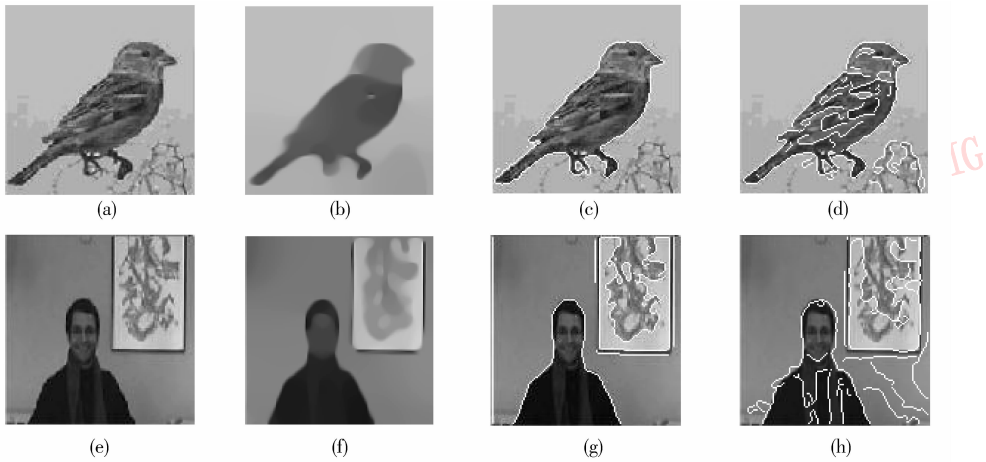


图 4 MAWSTSIS 算法与多尺度各向异性扩散对比

Fig. 4 Multiresolution anisotropic wavelet shrinkage image segmentation

事实上,小波收缩方法有很多,软阈值收缩^[10],就是一种著名的阈值收缩方法。通过阈值收缩,可以消除在小波高频系数中幅值较小的噪声,保留幅值较大的信号,从而达到降噪的目的。在算法 MAWSTSIS 中并没有进行阈值收缩,对其中步骤 1) 的收缩采用软阈值收缩,得到多尺度各向异性小波软阈值收缩图像分割算法 (MAWSTSIS),与算法 MAWSTSIS 及多尺度各向异性扩散分割算法的对比如图 5 所示。

在图 5 中,(a) 为原始 bird 图像中加上均值为 0,方差为 0.005 高斯白噪声的图像,其与原图像的峰值信噪比 (PSNR) 为 19.100 6 dB;(b)(c) 分别为算法 MAWSTSIS 和算法 MAWSTSIS 的 8 704 尺度分割

图像边缘与原图像的叠加,(d) 为多尺度各向异性扩散分割算法分割结果。从中可见算法 MAWSTSIS 与算法 MAWSTSIS 的分割结果都要优于多尺度各向异性扩散分割算法,对噪声有更好的健壮性,在保留目标边缘特征的同时很好地处理了内部的不一致性,但两种算法也略有不同(嘴、尾部和爪子的形状)。(e)(f) 分别为算法 MAWSTSIS 和算法 MAWSTSIS 的 1 024 尺度的扩散图像,其峰值信噪比分别为 23.102 9 和 23.242 9 dB,(f) 中噪声污染程度明显低于(e),可见算法 MAWSTSIS 对噪声消除的速度要快于算法 MAWSTSIS;(g) 为原始图像,(h) — (j) 分别为 512 尺度算法 MAWSTSIS、算法 MAWSTSIS 和多尺度各向异性扩散分割算法分割图像及边缘与原图

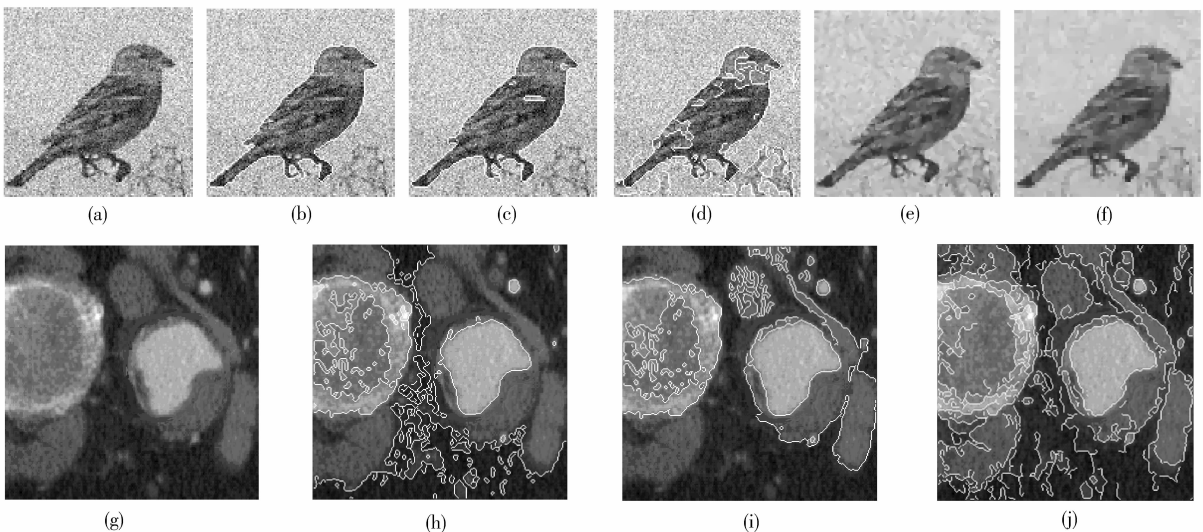


图 5 MAWSTSIS 算法分割效果

Fig. 5 Segmentation effects of MAWSTSIS method

像的叠加。该图相对更加复杂,从图中可见,对图像中几个不同灰度的区域算法 MAWSTIS 处理的效果都非常理想,分割结果及收敛速度都明显优于算法 MAWSIS 和多尺度各向异性扩散分割算法。算法 MAWSTIS 在抗噪性能方面要优于算法 MAWSIS,收敛速度明显加快,但在去噪的同时,不可避免地会去掉部分细节信息,因此在形状保持上会略输于算法 MAWSIS。

2.3 与其他算法的比较

为了能进一步说明多尺度各向异性小波收缩分割算法的有效性。采用几种经典的方法进行对比研究。由图 6 可以看出,OTSU 算法、主动轮廓线算法和 CV 算法对背景不一致性处理得相当不错,但人头内部额头、脸和鼻子部分突出出来,右上角画的轮廓也基本消失了;小波对于自然图像,小波分割效果并不好,连基本轮廓都不准确了;MAWSIS 算法有效地处理了背景不一致性,人像部分完整地分割出来,并且保留了右上角画的基本外部轮廓。

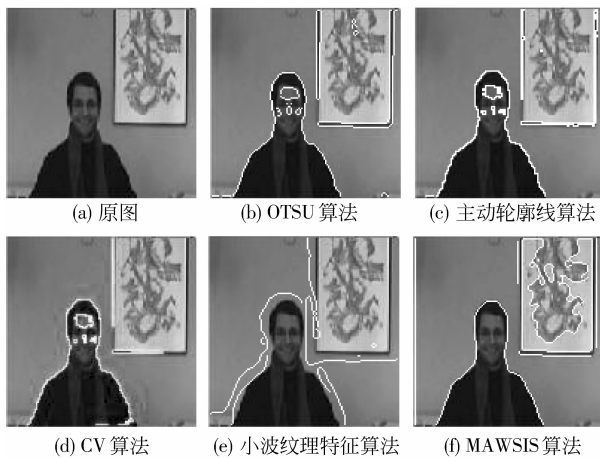


图 6 MAWSIS 算法与其他算法对比结果

Fig.6 Comparison of MAWSIS method and others

3 结 论

文中提出了一种将各向异性小波收缩用于图像多尺度分割的非监督算法——MAWSTIS 算法。该

算法中首先通过 ICM 算法产生多阈值灰度级连通分量信息,再利用各向异性小波收缩建立尺度空间栈,并依此栈建立尺度间相关连通分量的树形结构,对树形结构中同一祖先节点的子孙进行合并得到分割结果。实验结果表明,在有效处理区域内部不一致性的同时,很好地保持图像的边缘信息,同时对噪声有很好的健壮性,是一种对于自然图像理想的图像分割。

参考文献 (References)

- [1] Jain A K, Farrokhnia F. Unsupervised texture segmentation using gabor filters[J]. Pattern Recognit, 1991, 24(12):1167-1186.
- [2] Unser M. Texture classification and segmentation using wavelet frames[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1995, 4(11): 1549-1560.
- [3] Soo Chang Kim, Tae Jin Kang. Texture classification and segmentation using wavelet packet frame and gaussian mixture model[J]. Pattern Recognit, 2007, 40(4):1207-1221.
- [4] Mumford D, Shah J. Optimal approximations by piecewise smooth functions and associated variational problems [J]. Commun. Pure Appl. Math, 1989, 42: 577-684.
- [5] Tony F Chan, Luminita A Vese. Active contours without edges[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2001,10(2):266-277.
- [6] Ana Petrovic, Oscar Divorrra Escoda, Pierre Vandergheynst. Multiresolution segmentation of natural images: from linear to nonlinear scale-space representations[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2004, 13(8):1104-1114.
- [7] Zhu Jingfu, Huang Fenggang. The equivalence framework and the application to image denoising of two dimensional wavelet shrinkage and anisotropic diffusivity[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2008,30(3),524-528. [朱景福, 黄凤岗. 二维小波收缩与各向异性扩散等价性框架及在图像去噪中的应用[J]. 电子与信息学报, 2008,30(3),524-528.]
- [8] Rudin L, Osher S, Fatemi E. Nonlinear total variation based noise removal algorithms[J]. Phys D, 1992,60(1-4):259-268.
- [9] Luo Xiping, Tian Jie. The ICM algorithm for multi-level threshold selection by maximum entropy criterion[J]. Journal of Software, 2000,11(3): 379-385. [罗希平, 田捷. 用最大熵原则作多阈值选择的条件迭代算法. [J]. 软件学报, 2000, 11(3): 379-385.]
- [10] Donoho D L. Denoising by soft thresholding [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 1995,41(3):613-627.