

结合边缘信息的多尺度 MRF 图像分割

汪西莉^{1),2)} 刘芳³⁾ 焦李成²⁾

¹⁾(陕西师范大学计算机学院, 西安 710062) ²⁾(西安电子科技大学雷达信号处理国家重点实验室, 西安 710071)

³⁾(西安电子科技大学计算机学院, 西安 710071)

摘要 针对采用多尺度马尔可夫随机场分割图像后还存在误分类的特点, 提出了结合边缘信息进一步减少误分类, 并设计了一种基于平稳小波变换、两个相邻尺度相乘的边缘提取算法。分析和实验结果表明, 该边缘提取算法达到了既能提取出较完整、真实的边缘, 又较好地抑制噪声, 计算量少的要求。在分割算法中结合提取出的边缘信息, 使图像在均匀区域中的误分类大大减少, 得到了更好的分割结果, 而增加的计算量只是由边缘提取带来的, 该边缘提取算法和结合边缘的图像分割算法更适合于强的噪声图像。

关键词 图像分割 多尺度马尔可夫随机场 边缘提取 平稳小波变换 尺度乘积

中图分类号: TP391.41 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2004)06-0660-06

Multiscale MRF Based Image Segmentation Associate with Edge Information

WANG Xi-li^{1),2)}, LIU Fang³⁾, JIAO Li-cheng²⁾

¹⁾(School of Computer Science, Shannxi Normal Univ., Xi'an 710062)

²⁾(National Key Lab. of Radar Signal Processing, Xidian Univ., Xi'an 710071)

³⁾(School of Computer Science, Xidian Univ., Xi'an 710071)

Abstract Since segmented noisy image using multiscale markov random fields (MRF) still has very small error blocks or single error pixel in the smooth area, this paper proposes an approach associate edge information with multiscale MRF to reduce error classification. Because images are corrupted by the white gaussian noise, edge is difficult to detect successfully. To detect edge, an algorithm based on the stationary wavelet transform and multiplication between neighbour scales is designed. When there is a significant feature at some position, the wavelet coefficients at that position across scales have high correlation. Such correlation can be taken by multiplication between scales, so edge can be located better. Analysis and experiments demonstrate that the proposed edge detection algorithm is effective and fast. Better results are obtained using the segmentation algorithm associate with edge, most error classification among the smooth image area is corrected. The amount of added computation is only brought by the expense of the edge detection procedure. These new edge detection and segmentation algorithm are more fit for strong noisy images.

Keywords image segmentation, multiscale markov random fields, edge detection, stationary wavelet transform, scales multiplication

1 引言

采用马尔可夫随机场(MRF)进行图像分割、分

类时,大都将图像数据建模为双层随机场^[1],一层是类别标号场,另一层是数据(似然)场。如果图像像素间是条件独立或近似无关的,数据似然用高斯分布描述;如果像素间相关,数据似然往往用 Gibbs 分布描

述。由于分割(类)的目的是要把图像的均匀区域划归在一起,因此标号场用 Gibbs 分布描述,像素类别通过计算其最大后验概率(MAP)确定。这种模型被广泛用于各类图像的分割、分类,结果比其他传统的非因果 MRF 模型有不少改进。但 Gibbs 分布描述的是平面网格中像素的局部交互,对于较大范围的图像特征则难以准确描述,通过扩大邻域规模可以缓解此问题,但同时却快速地增加了计算量和模型参数的数目,即使是小邻域,估计 MAP 的算法也是迭代的、十分耗时的。为此,Bouman 等人提出随机场用金字塔结构的 MRF 来描述^[2],称为多尺度 MRF,尺度间具有因果依赖关系,形成一个马尔可夫链,像素标号在平面空间中的局部交互转化为尺度间的父子交互关系。它的好处是带来了算法上的革新,估计像素类标号不仅可以通过求最大后验概率,也可以求最大后验边缘概率(MPM),得到的都是非迭代的算法^[3~5],大大减少了计算时间,模型参数也易于估计,采用 MPM 还可以使误分类概率最小。

文献[4]、[5]中给出了只有一幅图像时,采用多尺度 MRF 进行分割的 MPM 算法、参数估计方法,及一种新的多尺度 MRF 图像模型。研究及实验结果表明,算法不仅在时间上有极明显的优势,在结果上也优于双层随机场模型,采用 EM 算法较准确地估计了模型参数。同时发现误分类虽然还存在,但已相当少。对于区域相邻处的误分类,其存在是可以理解的,也是容许的,但在均匀区域的内部也有一些像素被误分类,是不应该的。这种情况主要是因为噪声的影响导致个别像素被误分类。由于一个个不同的均匀区域可以由边缘分隔开,因此如果能结合边缘信息,就可以进一步减少误分类。本文的边缘检测算法可以较好地提取出噪声图像的边缘,得到的结合边缘信息的算法进一步降低了误分类数,而增加的计算量却很有限。

2 结合边缘信息的多尺度 MRF 图像分割

2.1 多尺度 MRF 图像模型

观测图像对应的随机场为 Y ,它位于 2D 网格系统 S 中。 Y 要被分割成具有各自统计特性的 M 类,也就是要确定图像中各像素类的标号。 X 是不可观测的随机场,其中任一像素的取值 $x \in \Lambda$, $\Lambda = \{1, 2, \dots, M\}$ 。 X 由多层随机场组成,记为 $X^{(0)}$ 、 $X^{(1)}$ 、 $\dots$ 、 $X^{(n)}$,

$X^{(0)}$ 是最上层,只有一个节点,对应于最粗糙的尺度,最下层 $X^{(n)}$ 的大小和 Y 相同,对应于最精细的尺度, $X^{(i)}$ 的每一像素代表 Y 中对应像素所属类的标号。 $X^{(i)}$ 位于网格 $S^{(i)}$ 中, $X^{(i)}$ 中的一个像素对应于 $X^{(i+1)}$ 中的 4 个像素,因此每层的像素数是上一层的 4 倍。多尺度 MRF 形成了四叉树结构,如图 1 所示。

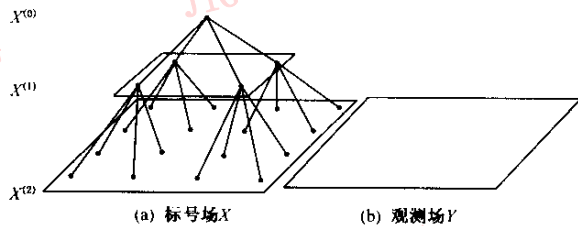


图 1 分层 MRF 图像模型

关于多尺度随机场有一些很重要的假设^[3]:随机场间形成了马尔可夫链,每一随机场只依赖于相邻的上层随机场,和其他更粗糙尺度的随机场无关;各像素不再依赖于同一随机场中的邻域像素,而依赖于相邻的上层随机场中的父像素;当 $X^{(n)}$ 给定时, Y 中的像素彼此独立;四叉树中任一节点给定后,以其各子节点为根的子树所对应的变量独立。这些假设对模型来说是合理的,也是模型所要表达的信息,同时也是算法从迭代到非迭代必不可少的条件。

在上述图像模型的基础上,采用 Bayes 估计技术,通过求解像素类标号的最大后验概率或最大后验边缘概率来确定其类别。MAP 最大化了所有像素都正确分类的概率,它对每一像素的误分类都给以同样的惩罚,而实际上图像的误分类是不可避免的(尤其对较复杂的图像)。从视觉效果看,有的误分类是可以存在的,如变化不十分明显的边界处,有的是不应该出现的,如均匀区域内部的误分类,但 MAP 对它们的不同未加以区分,有时反而造成误分类较多。Bouman 等人提出了顺序最大后验概率(SMAP)算法^[2],对 MAP 算法加以改进而改善了分割结果。还有一个选择就是采用 MPM 确定类标号,它最小化了误分类概率,从而得到较好的结果。采用 MPM 算法进行分割,经过对多尺度随机场自下而上、自上而下的 2 次扫描完成像素类标号的估计,在自下而上的扫描中,逐层向上传递统计信息,在自上而下的扫描中,逐层求得每一点的最大后验边缘概率。算法的最大优点就是快速,又能保证相当的分类精度。具体的算法推导、描述还可参见文献[5]。

2.2 结合边缘信息的图像分割

多尺度 MRF 综合了各个尺度的情况,在粗糙尺度下,描述的是大范围区域的统计特性,不易被个别噪声干扰,因此总体上分割效果较好,但区域边界不能很好定位;在精细尺度下,描述的是小区域的特性,边缘定位更精确,但小区域易受噪声干扰,使得均匀区域中存在一些小的误分类。算法综合了大、小区域各自的特性,因此得到了较好的结果。但均匀区域中的误分类看起来还是非常明显的,虽然它们大多都很小,很少超过 4 个像素。如果将其纠正,则误分类基本上存在于区域边界处,对于变化不明显的边界存在一些误分类也是合理的。

设 F 是父节点, $D_i (i = \{1, 2, 3, 4\})$ 为其子节点,有 2 种情况导致子节点标号不同于父节点:一是出现了边界,4 个子节点位于至少 2 个不同的区域中,这时子节点的标号的确发生了改变;二是因为噪声干扰,这种情况下子节点的标号本应和父节点的一致,均匀区域中的误分类就属于这种情况。多尺度 MRF 是按照节点的最大后验边缘概率来确定类标号的,如果有了边缘信息,在估计 D_i 的类标号时,如果其类标号和父节点的不一致,将不完全按照最大后验边缘概率来确定,同时还要看该点是否位于边缘,如果是, D_i 的标号才发生改变,否则 D_i 的标号就不应该根据 MPM 的结果而改变,而应保持和父节点一致的标号。这样可以去除不少误分类,主要是均匀区域中的。边缘信息的结合是简单而直接的,对原算法没有增加什么计算量,却将小的误分类去除了,后面的分析说明并不需要特别精确的边缘。

由于误分类的规模一般较小,出现于精细尺度下,因此不必提取每一尺度的边缘信息,只要提取最精细尺度的边缘就可以了,而且只是在确定最下层的像素类标号时才结合边缘信息,增加的计算量主要是由提取边缘引起的。对于噪声强的图像,要想精确地提取出边缘不是一件容易的事,因此,这里并不要求提取出的边缘十分精确、连贯,而要求尽量去除伪边缘。为了去除均匀区域中的错误,要求边缘提取过程中尽量除去噪声,避免将均匀区域中的噪声作为虚假的边缘提取出来;同时真正的边缘应尽量保留,以便将区域边界处分割得更好,但去除噪声时往往会把一些弱的真实边缘也去掉了,造成边缘的不连贯。边缘信息是一种延续较大范围的信息,它的特征在较粗糙的尺度下已被捕捉到,所以即使在精细尺度下这种断裂的真实边缘没有被考虑进去,也不

会导致该尺度下节点的误分类,因为父节点已被正确分类,子节点虽然没有将边缘信息检测出来,但因为继承了父节点的类标号从而得到正确分类。所以,在去掉伪边缘的同时希望尽量将真实边缘提取出来,但存在一些较小的不连续也不必再去处理。

2.3 边缘的提取

根据上述分析,对边缘提取的要求是提取出真实边缘,特别是在均匀区域应避免伪边缘,但提取出的边缘不需要十分连续、精确,增加的计算量尽量少。对噪声较强的图像,基于小波变换来检测边缘不失为一个好的选择, Mallat 等人证明在小波域,信号和噪声有着不同的奇异性^[6],边缘结构会沿着尺度传递下去,而噪声的小波变换值随着尺度的增加快速减小;在细分辨率下边缘保持良好但噪声也多;在粗分辨率下噪声被去除,一些弱的边缘也被去除。图像经过变换,各种边缘信息在不同的尺度中予以刻画,常见的做法是,首先在几个尺度上形成边界图,然后通过合成得到最终的边界,这样可以较好地达到既去除噪声又保留边缘的目的,但是几个尺度上边缘信息的综合不仅复杂而且是一个不适定问题。一种简化的方式是选取一个合适的尺度,将该尺度上检测出的边缘作为图像的边缘,但是合适的尺度难以选取,也难以作到在一个尺度上将各种边缘都提取出来同时避免伪边缘。为此设计了一种基于平稳小波变换、通过相邻尺度乘积结合 2 个尺度的信息的边缘提取算法,它避免了边缘信息的综合问题,又比只选择一个尺度要好,实现起来也不复杂。

平稳小波变换是在正交小波变换的基础上提出来的^[7],变换时对信号不进行下采样,因此每一层的大小仍和原图像一样,它是一种非正交的小波变换。正交离散小波变换不满足平移不变性,因此边缘处的小波变换值虽说一般较大,并会沿着尺度传播,但也会出现振荡,即变换值在某些尺度上可能变小,而平稳小波变换在这一点上要优于常用的正交离散小波变换,再通过两个尺度变换值相乘达到了放大边缘的目的,更易于提取出实际的边缘。

设正交小波滤波器 H, G 的滤波器系数为 h_j, g_j , 则平稳小波滤波器 $H^{(j)}, G^{(j)}$ 的系数是通过将 h_j, g_j 的每 2 个系数间插 2^{j-1} 个零得到的,即

$$\begin{aligned} h_k^{(j)} &= \begin{cases} h_j & \text{若 } k \text{ 是 } 2^j \text{ 的整数倍} \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \\ g_k^{(j)} &= \begin{cases} g_j & \text{若 } k \text{ 是 } 2^j \text{ 的整数倍} \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \end{aligned} \quad (1)$$

2D 信号的平稳小波变换如图 2 所示。

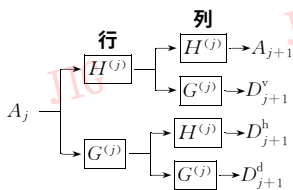


图 2 2D 信号的平稳小波变换

其中 A_j 为第 j 层的逼近信息, D_j 为第 j 层的水平、垂直、对角 3 个方向的高频细节信息, 令 $A_0 = f$, f 为离散的图像数据。

通过各个方向的细节信息可以提取出边缘信息, 为了进一步减少噪声, 设定一个阈值 t , 将小于 t 的变换系数均置为 0。Donoho 提出了一个全局阈值^[8] $t = \sigma \sqrt{2 \ln N}$, N 表示处理数据的样本数, σ 为噪声均方差, 每层的 σ 由该层的细节信息估计: $\sigma_j = \text{median}(|D_j|)/0.6745$, 也可对不同的子带分别估计噪声均方差, 从而确定各子带的阈值。阈值常用 $t = c \cdot \sigma$ 来表示, 其中 c 为常数。阈值的选择很重要, 太小会造成保留的噪声过多, 反之又可能去掉一些弱的边缘, 在使用中, c 一般取 3~4。这样去噪效果不错, 但往往边缘保留不够, 这里将 c 取为 2~3, 可以尽量保留边缘, 得到各尺度的初始边缘信息。为了避免多个尺度的信息综合, 还要防止单一尺度边缘提取的不足, 将考虑 2 个尺度的信息。Xu 等人发现信号的非正交小波变换具有很强的空域相关性, 将相邻尺度的小波变换结果相乘可以突出边缘同时降低噪声^[9], 因为每增加一层, 边缘点的变换结果增大或不变, 而噪声的却减小约一半。较强的边缘在相邻的尺度(尤其是细尺度)中都应该存在, 且变换值的符号是一致的, 即边缘点在相邻尺度中的变换值的乘积应是非负的。因此通过对每个高频子带求两个相邻尺度的乘积, 可达到进一步去除噪声、保留边缘的目的, 而前面在确定阈值时对 c 的选取要求也不会过于严格。

综上, 提取边缘的算法步骤为

(1) 选择正交小波滤波器按图 2 所示, 对图像进行若干层平稳小波变换, 每层得到 3 个方向的高频信息, 且和原始图像大小均相同。

(2) 选取第 j 和 $j+1$ 2 层, 对这 2 层的各个高频子带估计噪声的均方差, 采用硬阈值处理小波系数, 去除噪声影响:

$$\bar{D}_j = \begin{cases} D_j & \text{若 } |D_j| \geq t \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (2)$$

(3) 求上 2 个相邻尺度各高频子带的乘积: $M = \bar{D}_j \cdot \bar{D}_{j+1}$, 按下式处理系数, 进一步去除噪声:

$$\hat{D}_j = \begin{cases} \bar{D}_j & \text{若 } M > 0 \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (3)$$

(4) $\hat{D}_j$ 不为 0 的点即为边缘点。由于对角向的边缘在 3 个方向的小波系数值相差不多, 因此对于这类边缘点, 若它和其他 2 个方向的系数值相差较多, 则不将它作为边缘。最后将孤立的、长度小于 2 的边缘去除。

算法中有一个选择层次的问题, 究竟选哪 2 个层次, 高分辨率下边缘保留较好, 噪声干扰也强一些, 但 2 层系数相乘后会增强边缘, 削弱噪声; 在低分辨率正好相反, 且边缘定位不如低层精确, 容易使距离近的边缘混合, 因此选较高分辨率的层次, 如选第 1、2 层。

该算法的特点是简单、有效, 它没有采用多个尺度的综合, 而是借助于 2 个相邻尺度的乘积, 在同一尺度中也没有经过边缘的连接, 就得到了较完整的边缘图, 又较好地去除了噪声。

3 实验结果及分析

对一些强度较大的噪声图像进行实验, 得到了一致的结论, 下面是两个例子。图 3(a) 是一幅大小为 256×256 的 256 级灰度图像, 共有 6 类, 各类的均值为 50、76、105、115、149、198, 标准差均为 30。前述边缘提取算法记为 ED1, 将 ED1 的第 3 步去掉, 其他步骤保留, 即仅根据第 j 层的高频信息提取边缘的算法记为 ED2, 两算法均采用二次样条小波。图 3(b)、(c)、(d) 是分别用 ED1、ED2 对图 3(a) 提取边缘的结果。将多尺度 MRF 分割图像的算法记为 SEG1, 结合了边缘信息的分割算法记为 SEG2, 两算法中各参数均相同, 图 3(e)、(f) 是分别采用 SEG1、SEG2 分割图 3(a) 的结果。图 4(a) 大小和图 3(a) 一样, 有 4 类, 各类均值为 80、178、105、150, 标准差是 8、20、12、28, 图 4(b)、(c)、(d) 是用 ED1、ED2 对图 4(a) 提取边缘的结果, 图 4(e)、(f) 是用算法 SEG1、SEG2 分割图 4(a) 的结果。

这 2 幅图像噪声都较强, 很不平滑, 图 3(a) 的各类灰度值相差不大, 图 4(a) 的各类方差各不相同, 这些都使得对它们进行边缘提取、分割的难度增加。实验表明, 本文的边缘提取算法是有效的, 和只考虑一个尺度的边缘提取算法相比, 它在边缘提取、

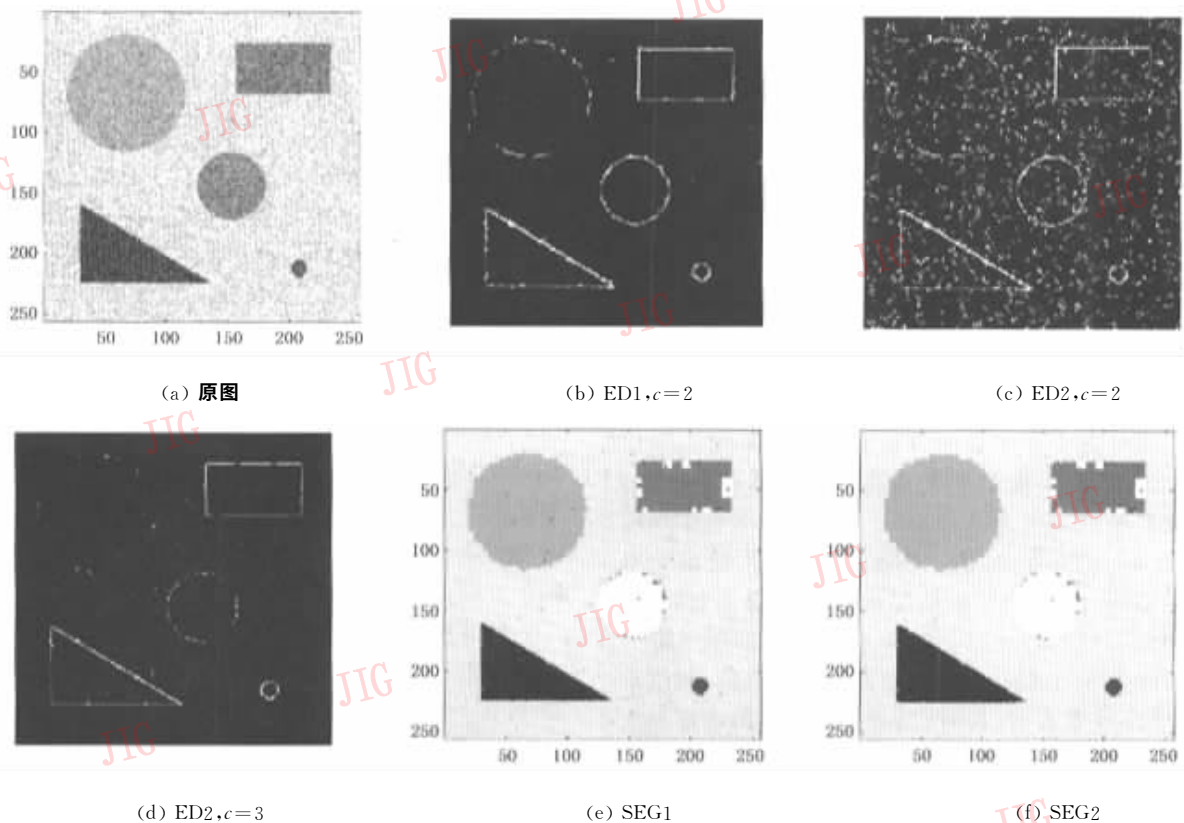


图3 边缘提取及分割结果

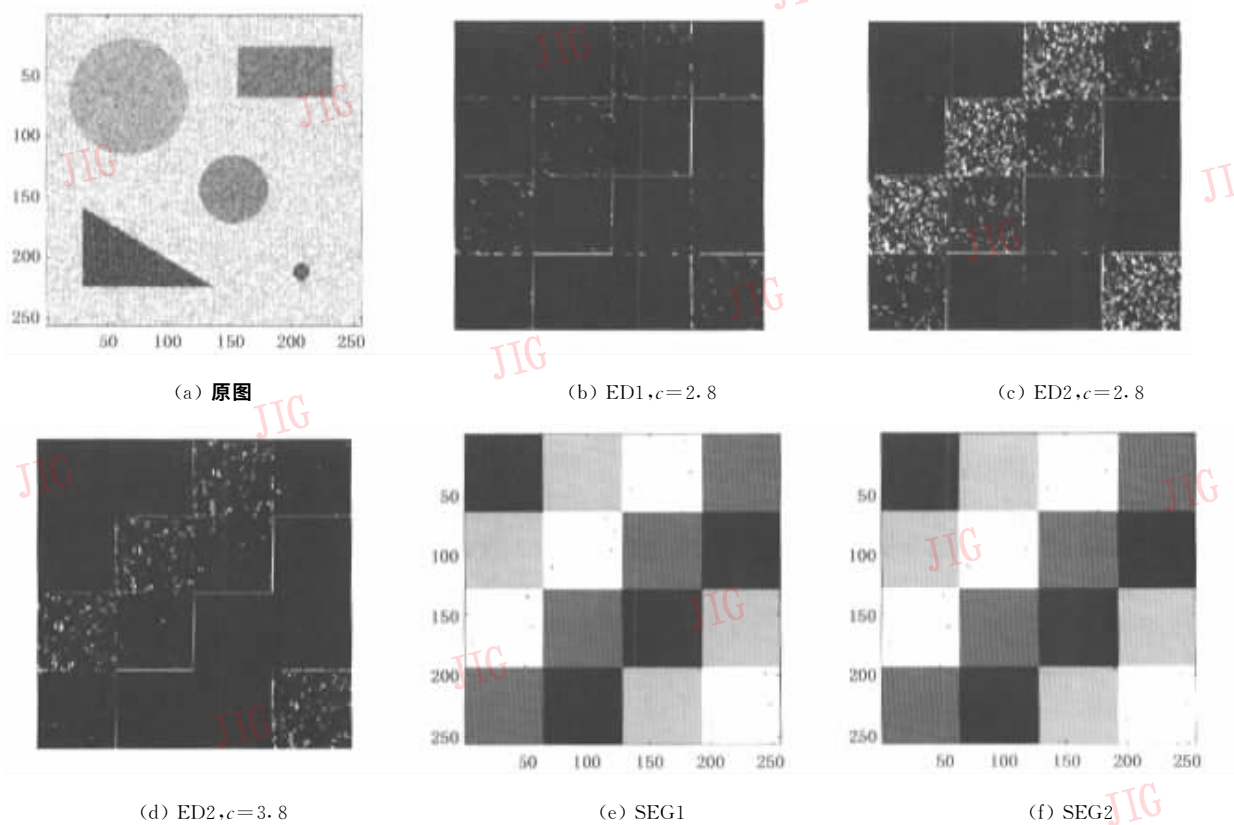


图4 边缘提取及分割结果

定位、噪声抑制上表现更佳。算法没有进行复杂的边缘综合、链接,因而实现简单、快速,满足尽量去除伪边缘且不需要很精确、连贯的要求。从分割结果看,和分析的一样,采用 SEG2 后均匀区域中的误分类绝大部分被纠正,某些边缘处的误分类也被纠正。由于仅在最下层的类标号确定时结合了边缘信息,所以在其他层就已存在的误分类是难以纠正的,这也是在均匀区域还存在少量的误分类的原因。一个自然的想法是在更多的层次上结合边缘信息,使误分类更少,而实际并非如此,为了获得其他层次的边缘,要对图像进行下采样,在此基础上提取的边缘精确度更难保证,但这些层次上的一个节点会影响原始图像的至少 4 个节点,所以它们的误差影响范围较大。实验结果也表明结合更多层次的边缘是无益于减少误分类的。

4 结 论

针对采用多尺度 MRF 分割图像后还存在误分类的特点,提出结合边缘信息进一步减少误分类,为了既提取出较完整、真实的边缘,又较好地抑制噪声,同时尽量少增加计算量,设计了一种基于平稳小波变换、2 个相邻尺度相乘的边缘提取算法。分析和实验结果表明,该边缘提取算法达到了要求,分割算法结合了边缘信息后,使图像的分割结果更好。此边缘提取算法和结合边缘的图像分割算法更适合于强的噪声图像。

参 考 文 献

- 1 Derin H, Elliott H. Modeling and segmentation of noisy and textured images using gibbs random fields [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1987, 9(1): 39~55.
- 2 Bouman C A, Shapiro M. A multiscale random field model for Bayesian image segmentation[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1994, 3(2): 162~177.

- 3 Laferte J-M, Perez P, Heitz F. Discrete Markov image modeling and inference on the quadtree[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2000, 9(3): 390~404.
- 4 汪西莉,刘芳,焦李成. 一种新的分层马尔可夫图像模型及其 MPM 算法[J]. 软件学报, 2003, 14(9): 1558~1563.
- 5 汪西莉,焦李成. 基于多尺度马尔可夫随机场的图像分割[J]. 计算机科学, 2003, 30(7): 174~176.
- 6 Mallat S, Zhong S. Characterization of signals from multiscale edges [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1992, 14(7): 710~732.
- 7 Nason G P, Silverman B W. The stationary wavelet transform and some statistical applications in wavelet and statistics [A]. In: Antoniadis A ed. Lecture Notes in Statistics [M], Berlin: SpringerVerlag, 1995: 281~299.
- 8 Donoho D L. De-Noising by soft-thresholding [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 1995, 41(3): 613~627.
- 9 Xu Y S, Weaver J B, Healy D M, et al. Wavelet transform domain filters: a spatially selective noise filtration technique[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1994, 3(6): 747~757.



汪西莉 1969 年生,副教授,硕士生导师。1994 年于西安电子科技大学获计算机应用专业硕士学位,现为西安电子科技大学博士研究生。主要研究方向为智能信息处理和模式识别。



刘 芳 1963 年生,教授,硕士生导师。1995 年于西安电子科技大学获计算机应用专业硕士学位。主要研究方向为网络智能计算及识别。



焦李成 1959 年生,西安电子科技大学教授,博士生导师。1990 年于西安交通大学获理论电工博士学位。主要研究方向为智能信息处理、非线性理论和信息安全。