

基于小波域多状态隐马尔科夫树模型的自适应 文本图像分割算法

宋锦萍^{1,2}, 侯玉华^{1,2}, 杨晓艺^{1,2}, 唐远炎³

(1. 河南大学数学与信息科学学院, 河南开封 475004; 2. 河南大学应用数学所, 河南开封 475004; 3. 香港浸会大学, 香港)

摘 要: 本文针对文本图像首先提出了一种基于小波域多状态隐马尔科夫树模型的自适应文本图像分割算法 (Context-Adapted wavelet-domain Hidden Markov Tree, 简称为 CAHMT), 该算法具有较高的分割质量和较低的计算复杂度。其次, 为了进一步提高 CAHMT 算法分割的效果, 将该算法与微分算子、尺度系数相结合提出了两种新的文本图像分割算法, 最后通过实例阐明了这些算法的有效性。

关键词: 文本分割; 小波变换; 隐马尔科夫树模型; 自适应; 微分算子; 尺度系数

中图分类号: TN911.73 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2007) 01-0118-05

Context-Adapted Document Segmentation Based on Multi-State Hidden Markov Tree Models in the Wavelet Domain

SONG Jin-ping^{1,2}, HOU Yu-hua^{1,2}, YANG Xiao-yi^{1,2}, TANG Yuan-yan³

(1. College of Mathematics and Information Science, Henan University, Kaifeng, Henan 475004, China;

2. Institute of Applied Mathematics, Henan University, Kaifeng, Henan 475004, China;

3. Department of Computer Science, Hong Kong Baptist University, Hong Kong)

Abstract: This paper presents a new document segmentation algorithm, called context-adapted wavelet-domain hidden Markov tree (CAHMT) model, which extends a recently emerged wavelet-domain hidden Markov tree (HMT) model [1]. The proposed CAHMT can achieve more accurate quality in document segmentation with low computation complexity. In addition to further improving the segmenting performance, we combine differential operator and the lowest frequency subband (called scale coefficients in wavelet transform) with CAHMT and produce much better visually segmentation quality than the HMT does.

Key words: document segmentation; wavelet transform; hidden Markov tree model; context-adapted; differential operator; scale coefficients

1 引言

1.1 多尺度文本图像分割^[1]

文本图像主要是指由背景、文字、图片混合而成的版面, 常见的文本图像处理技术有滤波、去噪、压缩、恢复等。文本图像分割作为文本图像处理的一个重要的预处理步骤, 是针对每类文本像素, 设计一个分类指标, 最终将文本图像分割成若干个同质区域, 且不同区域具有不同的纹理。近年来, 一般采用 Bayes 统计技术, 估计区域的形状和确定其类型, Bayes 方法是将某个图像 x 看成是一个随机场 X 的一个样本, 而把具有类别 c 的子区域记 $X_c \subset X$, 其样本为 x_r , 记 x_r 的联合分布密度为 $f(x_r|c)$ 。在实际应用中, 一般要对区域的形状与分布密度的类型强加一定的限制, 缩小其备选范围, 在确定了 x_r 及 $f(x_r|c)$ 的类型后, 由极大似然原理计算出使 $f(x_r|c)$ 最大的分类指标 c , 最终实现对文本图像的分割。

多尺度文本分割的主要思想: 假设文本图像 x 由 $2^j \times 2^j$ 个像素组成, 视其为 0 尺度数据块, 记为 d_0^j , 将数据块 d_0^j 四等分, 得到 4 个数据块, 记为 d_i^{j-1} ($i = 1, 2, 3, 4$), 依次类推, 将 $j-1$ 尺度数据块 d_i^{j-1} ($i = 1, 2, 3, \dots, 4^{j-1}$) 四等分, 得到 j 尺度数据块, 记 d_i^j ($i = 1, 2, 3, \dots, 4^j$), 最后得到 J 尺度数据块, 记为 d_i^J , 其中每个 d_i^J 对应于单个像素。上述过程构成一个四叉树结构, $j-1$ 尺度上的每个数据块 d_i^{j-1} 对应 j 尺度上的 4 个子块 d_i^j , 记对应每个

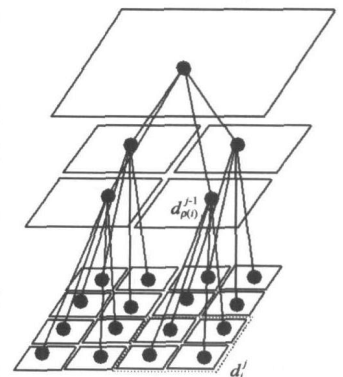


图 1 数据块的四叉树结构

收稿日期: 2005-11-14; 修回日期: 2006-08-07

基金项目: 国家自然科学基金委员会与中国工程物理研究院联合基金 (No. 10576013); 河南省自然科学基金 (No. 0611053200)

数据块 d_i^j 的父节点为 (i) (如图 1)。通过对每个数据块 d_i^j 估计其分类,最终完成对图像的分割。

1.2 二维小波变换^[2,3]

二维小波变换可以理解为从三个不同方向、多个尺度来反映图像奇异特征的多尺度边界检测器。奇异区域对应大的小波系数,平滑区域对应小的小波系数。一个文本图像经 Haar 小波变换后其尺度系数和小波系数可通过四个二维小波滤波器,即局部平滑滤波器、水平边界检测器、垂直边界检测器和对角边界检测器计算得到。

下面计算由 $2^j \times 2^j$ 个像素点组成的离散图像 X 的小波系数及尺度系数,首先将原始图像 X 中的象素点 $x[k, l]$ 记为 $u_j[k, l], 0 \leq k, l < 2^j - 1$, 让 $u_j[k, l]$ 与 $h_{LL}, g_{LH}, g_{HL}, g_{HH}$ 作卷积,得到子带图像 $u_{j-1}[k, l], w_{j-1}^{LH}[k, l], w_{j-1}^{HL}[k, l], w_{j-1}^{HH}[k, l], 0 \leq k, l < 2^{j-1} - 1$ 。再用 u_{j-1} 与 $h_{LL}, g_{LH}, g_{HL}, g_{HH}$ 作卷积得 u_{j-2} , 依此类推,最终得到各尺度上的 $u_j, w_j^{LH}, w_j^{HL}, w_j^{HH}, 0 \leq j < J - 1$ 。由上述递推算法得到的每个子带的小波系数均组成一个二叉树结构,以 LH 子带为例,其相应的二叉树的根结点为 $w_0^{LH}[0, 0]$, 叶节点为 $w_j^{LH}[k, l], 0 \leq k, l < 2^{j-1} - 1$ 。

若上述递推算法终止到某个 $j > 0$, 那么最粗尺度上的小波系数就有多个,从而每个子带上就对应由多个二叉树组成的森林。标号 T_i 表示根结点为 w_i 的相应小波系数的子树。

2 基于小波域多状态 HMT 文本图像分割

2.1 两状态 HMT 分割

由于图像的小波系数是由大量的较小系数与少量的较大系数构成,因此可用一个隐状态随机变量表示小波系数的大小,并假设隐状态变量在尺度间的转移是一个一阶的 HMT 结构(见图 2), 图中黑色结点代表小波系数,其服从由一个隐状态变量控制的高斯混合分布,白色结点代表该隐状态变量。

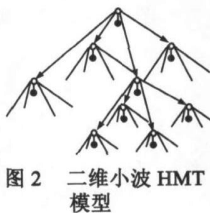


图 2 二维小波 HMT 模型

对应父节点与子节点隐状态的状态 $\{S_{(i)}, S_{(j)}\}$ 转移概率矩阵为 $T_{i,r}^{(j)}$, 其中 $r, r = S, L$, 即

$$T_{i,r}^{(j)} = \begin{pmatrix} (i),S & (i),L \\ (i),S & (i),L \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} (i),S & 1 - (i),S \\ 1 - (i),L & (i),L \end{pmatrix}$$

当隐状态确定之后,我们可以认为较大的小波系数服从一个方差较大的高斯分布,较小的小波系数服从一个方差较小的高斯分布,从而将小波系数看作服从由来自大方差的高斯分布与来自小方差的高斯分布混合而成的两状态混合高斯分布。用 S_i 表示隐状态随机变量, $r = L, S$ 表示隐状态的取值,对应的小波系数分别服从大方差或小方差高斯分布,以 $p_{S_i}(r)$ 代表隐状态的分布,则

$$f(w_i) = \sum_{r=S,L} p_{S_i}(r) f(w_i | S_i = r) \quad (1)$$

这里 $f(w_i | S_i = r) \sim N(\mu_{i,r}, \sigma_{i,r}^2), p_{S_i}(S) + p_{S_i}(L) = 1$ 。

原始 HMT 模型参数集为

$$M = \{LH, HL, HH\}$$

其中,每个子带的参数集 LH, HL, HH 均包括混合高斯分布的数学期望 $\mu_{i,r}$ 、方差 $\sigma_{i,r}^2$ 与状态转移概率矩阵 $T_{i,r}^{(j)}$, 这里 $r, r = S, L$ 。

利用文献[4]中的 EM(Expectation Maximization) 算法,对大量各类文本图像训练模型参数,得到局部最优的参数集。设 HMT 模型的某个子带的参数集为 M_c , 定义

$$c_i^M(r) := f(T_i | S_i = r, M_c)$$

可得

$$f(T_i | M_c) = \sum_{r=S,L} c_i^M(r) p(S_i = r | M_c) \quad (2)$$

其中状态概率 $p(S_i = r | M_c)$ 可在训练参数集 M_c 的过程中得到。又假设三个子带的小波系数是彼此独立的,则

$$f(d_i | M) = f(T_i^{LH} | LH) f(T_i^{HL} | HL) f(T_i^{HH} | HH) \quad (3)$$

HMT 分割算法分类的标准是

$$c_i^{M_c} := \arg \max_{c \in \{L, 2, \dots, N_j\}} f(d_i | M_c) \quad (4)$$

其中 M_c 是模型的参数集。

从而,对一待分割文本图像,由式(1)~(4)可得其在不同尺度上的分割结果,完成对一个文本图像的 HMT 分割。

2.2 三状态 HMT 分割

通过我们对各个纹理经小波变换后的小波系数作细致的统计分析之后发现,2.1 中假设小波系数服从受隐状态控制的一个两状态的混合高斯分布,即由来自大方差的高斯分布与来自小方差的高斯分布混合而成,并不十分合理。如图 3 所示,从左向右依次表示图片纹理经一次小波变换后的 HH 子带,HL 子带, LH 子带的状态概率值,分别约为 0.1627, 0.3032, 0.5341; 0.2061, 0.2925, 0.5014; 0.1652, 0.3221, 0.5127。结果表明将小波系数近似看成服从一个受隐状态控制的三状态的混合高斯分布更为合理,对于其它尺度及其子带我们也可以得到类似的结论。其实状态越多,分割越精细。但是,状态 $r(r = r_1, r_2, \dots, r_k, k > 2)$ 过大必将带来分割方法计算量的大幅度提高,因此,我们仅对混合高斯分布为三状态的情形(即 $r = r_1, r_2, r_3$)进行讨论。

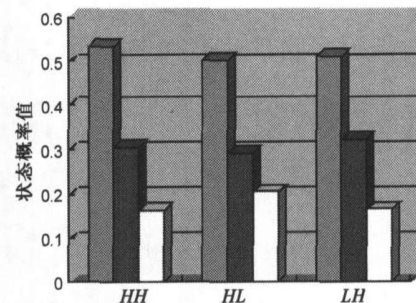


图 3 图片纹理经一次小波变换后的 HH、HL、LH 子带三状态概率值的柱形示意图

以上分析表明我们提出的三状态 HMT 分割方法是合理的。也就是说,认为图像的小波系数服从由隐状态控制的一个方差较大的高斯分布,一个方差适中的高斯分布与一个方差较小的高斯分布混合而成,即在隐状态确定后,小波系数服从三状态的混合高斯分布。我们以 $r = L, M, S$ 表示隐状态的取值,对应受隐状态控制的小波系数分别服从大、中、小方差高

斯分布,仍以 $p_{S_i}(r)$ 代表隐状态的概率分布,那么,式(1)变为

$$f(w_i) = \sum_{r=S,M,L} p_{S_i}(r) f(w_i | S_i = r) \quad (5)$$

这里 $f(w_i | S_i = r) \sim N(\mu_{i,r}, \sigma_{i,r}^2)$, $p_{S_i}(S) + p_{S_i}(M) + p_{S_i}(L) =$

1. 从而,状态转移概率矩阵为 $\{f_{i,r}^{(j)}(r, r = S, M, L)\}$, 即

$$= \begin{pmatrix} \begin{matrix} f_{i,S}^{(j),S} & f_{i,M}^{(j),S} & f_{i,L}^{(j),S} \\ f_{i,S}^{(j),M} & f_{i,M}^{(j),M} & f_{i,L}^{(j),M} \\ f_{i,S}^{(j),L} & f_{i,M}^{(j),L} & f_{i,L}^{(j),L} \end{matrix} \\ \left[\begin{matrix} 1 - f_{i,M}^{(j),S} - f_{i,L}^{(j),S} & f_{i,M}^{(j),S} & f_{i,L}^{(j),S} \\ f_{i,S}^{(j),M} & 1 - f_{i,S}^{(j),M} - f_{i,L}^{(j),M} & f_{i,L}^{(j),M} \\ f_{i,S}^{(j),L} & f_{i,M}^{(j),L} & 1 - f_{i,S}^{(j),L} - f_{i,M}^{(j),L} \end{matrix} \right] \end{pmatrix} \quad (6)$$

由此,基于小波域的三状态 HMT 模型的参数集也发生了变化,每个子带的参数集包括混合高斯分布的数学期望 $\mu_{i,r}$ 、方差 $\sigma_{i,r}^2$ 与状态转移概率矩阵 $f_{i,r}^{(j)}(r, r = S, M, L)$. 此外,式(2)也发生相应的变化,如下

$$f(T_i) = \sum_{m=S,M,L} p(S_i = r) \quad (7)$$

我们利用式(3)~(7),即可完成对文本图像的分割.

在计算复杂度方面,与两状态的 HMT 分割相比,三状态 HMT 分割并无太大的提高.事实上,无论是两状态混合高斯分布还是三状态的情形,由于小波系数在同一尺度上具有相类似的统计特征,因此,我们均假设小波分解后每个子带的每一尺度上的训练参数均相同,这样,对于两状态的情形,我们以一个子带为例,其模型参数 $\{\mu_{i,r}, \sigma_{i,r}^2, f_{i,r}^{(j)}(r, r = S, L)\}$ 的个数即由原来的 $6N^2$ 减至 $6J$ (其中, N^2 代表所有结点的个数, J 代表所有的尺度数),而对于三状态的情形模型参数集为 $\{\mu_{i,r}, \sigma_{i,r}^2, f_{i,r}^{(j)}(r, r = S, M, L)\}$, 其个数为 $12J$, 因此,相对于两状态 HMT 分割,三状态 HMT 分割计算复杂度并无大幅度的提高.但是,从实例中(如图 4 所示)我们显然可以看出其分割效果有较大的提高,特别是对文本图像中图片纹理的识别有明显的改进.

3 基于小波域多状态 HMT 文本图像分割算法

利用文献[5]中所示的 2-D 小波变换的小波系数的性质可知文本图像分割结果在尺度之间呈现一种自然的自相似性,利用这一点,我们可以用较粗尺度上已判别出的分类结果来估计较细尺度上数据块的类别.在这一部分中,我们提出一种新的文本分割算法,称为基于环境自适应的多状态 HMT 模型(Context-Adapted wavelet-domain Hidden Markov Tree, 简称为 CAHMT). 此外,为了进一步缓解计算复杂度,我们将 CAHMT 算法分别与微分算子、平滑图像相结合得到两种新的分割算法,这些算法较之文献[1]中的原始 HMT 分割算法均有明显的改进.

3.1 CAHMT 算法

CAHMT 算法主要是根据各个尺度上数据块的周边环境对分类窗口的大小进行自适应的调整,一方面改进我们已有的分割结果,另一方面也在一定程度上降低原有算法的计算

量.

记 $D^j(i)$ 为以数据块 d_i^j 为中心的数据块邻域(例如常见的 8-邻域,即由与 d_i^j 最近的 8 个数据块构成)包含的数据块个数设为 m . CAHMT 算法的具体步骤如下:

第一步 确定某尺度 j 上的三状态 HMT 分割结果;

第二步 检查尺度 j 上每一个数据块 d_i^j 的邻结点集合 $D^j(i)$ 中的所有 m 个结点的分类;

第三步 若 $D^j(i)$ 中所有结点的分类均相同(此分类标记为 c),则判定结点为根结点的子树上的每个结点的分割结果均为 c ;

第四步 若 $D^j(i)$ 中结点分类相同的数目超过 $m/2$ (此分类标记为 c),而当前数据块 d_i^j 的分类不同于 c ,则将数据块 d_i^j 的分类置为 c . 否则,仍以第一步中的分割结果为当前数据块的分类结果;

第五步 在下一较细尺度上,对未做判断的结点重复第一步至第四步,直至最细的尺度.

对 CAHMT 算法,由于部分结点无需再作进一步的判断,则原有两状态 HMT 计算量可以在一定程度上降低,并且同时克服了小窗口分类(对应较细尺度上的分割)判断过于灵敏导致可靠性降低的缺点,充分发挥大窗口具有较高统计可靠性的优点.

3.2 基于微分算子的 CAHMT 分割算法

图像分割应用中的一种常见方法就是借助空间域微分算子,通过模板与图像做卷积完成,由于两个具有不同灰度值的相邻区域之间存在灰度边缘,可以利用求导数方便地检测到.文本图像中我们将文字与图片纹理视为目标,希望首先将文本图像中的背景与目标分离,这里我们采用微分算子的方法来实现.这一部分将微分算子方法与 CAHMT 分割算法相结合.具体步骤如下:

第一步 选择合适的背景阈值;

常用的微分算子很多,我们这里采用方向算子^[6]. 方向算子利用一组模板分别计算在不同方向上的差分,取其最大值作为边缘强度,而将与之对应的方向作为边缘方向.这里采用 Kirsch 算子的八方向(3×3)模板,各方向的夹角为 45°:

不妨先将文本图像的灰度值至于 0~1 范围,设待分割的文本图像为 I , 方向算子模板为 $M_k (k = 1, 2, \dots, 8)$, 则边缘强度在 (x, y) 处为

$$E(x, y) = \max_k \{M_k \cdot I\} \quad (8)$$

其中,符号 \cdot 表示点乘. 所得边缘强度图设为 B , 利用如下迭代方法选择阈值,将边缘强度图二值化(大的边缘强度置为 0, 小的边缘强度置为 1).

对大量的背景图像求其边缘强度,我们发现其边缘强度值均较小且均值在 0.3 附近,因此,先将待分割的文本图像 I 的边缘强度图 B 中值均大于 1 的点置为 0, 即大边缘强度位置. 下面只在 0~1 范围内利用迭代方法求阈值. 先取边缘强度范围的中值作为初始阈值 P_0 (设共有 Q 个强度级别), 然后按下式进行迭代:

$$P_{i+1} = \frac{1}{2} \left\{ \frac{P_i}{k=0} \frac{n_k \cdot k}{P_i} + \frac{Q-1}{Q-1} \frac{n_k \cdot k}{k=P_{i+1}} \right\} \quad (9)$$

其中 n_k 是边缘强度级别为 k 值的像素个数, 迭代直到 $P_{i+1} = P_i$ 中止, 取中止时的 P_i 为阈值。

第二步 利用上述阈值得到待分割图像在每个尺度上的初始分割结果:

利用此阈值可将原始文本图像中的文字与图片两种纹理从背景中提取出来, 这时, 得到各个尺度上的初始分割。

第三步 将初始分类结果与 CAHMT 分割结果相结合完成整个文本图像在各个尺度上的分割。

由于背景已经判别出来, 在这一步中只需对文字与图像两种纹理应用 CAHMT 算法进行判别, 最后与原有分离出的背景相结合, 则完成整个文本图像的分割。

对基于微分算子的 CAHMT 算法, 由于只对两种纹理利用 CAHMT 方法判别, 故其计算量较多状态 HMT 文本分割方法会有明显的降低。

3.3 基于平滑图像的 CAHMT 分割算法

通过对大量的文本图像进行分析发现, 在应用了 HMT 或 CAHMT 分割算法进行分割后, 文字明显分割准确, 而背景与图片的分割效果较差, 主要是由于在背景与图片中均存在相对平滑的区域, 在经过小波变换以后, 他们的小波系数均相对较小, 故原有方法可能会产生误判。为了解决这一问题, 我们进而分析各个纹理像素值本身的特点, 分析结果表明背景较之图片、文字不仅相对平滑, 而且具有像素值较大且变化范围较小的特点, 而图片像素值变化范围大。由于平滑图像是原图像像素值加权平均的结果, 因此, 可以结合经小波变换后各个尺度上的平滑信息, 即尺度系数的大小来改进原有的算法。

根据背景像素值本身具有的特点, 易知背景经小波变换后的尺度系数较大且相对集中, 故对其设定一个阈值, 以此来对文本图像作一个初始分类, 该分类也具有多尺度的特点, 可与 CAHMT 分割结果直接相结合。此算法的具体步骤如下:

第一步 选择合适的背景阈值:

我们以大量背景图像为训练样本, 分别对其进行小波分解, 分析其在各个尺度上的尺度系数的大小。以一个子带为例, 对于第 i 幅背景, 其每个尺度上尺度系数的下界记为 t_j^i (其中 j 代表尺度)。因此, 对 n 幅背景训练结果进行统计分析, 以 $p_j = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n t_j^i$ 作为背景的尺度系数的阈值, 其他子带与此方法同。本文中我们取 $n = 50$ 计算出的 p_j 作为阈值。

第二步 利用上述阈值得到待分割图像在每个尺度上的初始分类结果:

初始分类的标准是: 对一个待分割的文本图像作小波变换, 如果每个尺度上的点 (k, l) 的尺度系数 $u_i[k, l] > p_j$, 则该点对应的数据块就判断为背景否则认为纹理待定。以此为准则, 可以得到各个子带的每一个尺度上的初始分类结果。

第三步 将初始分类结果与 CAHMT 分割结果相结合完成整个文本图像在各个尺度上的分割。

由于应用 CAHMT 分割算法文字明显分割准确, 故这里只对背景和图像两种纹理作重新判断。具体地说, 如果 CAHMT 分割中数据块的类别不是背景, 而初始分类中对应数据块的类别为背景, 则该数据块判断为背景; 如果 CAHMT 分割中数据块的类别是背景, 而初始分类中对应数据块的类别未定, 则该数据块判断为图片。这样我们得到了基于平滑图像的 CAHMT 文本图像分割结果。

对基于平滑图像的 CAHMT 算法, 其计算量较之多状态 HMT 文本图像分割有明显的降低, 且实例表明分割效果较之两状态、三状态 HMT 分割均有明显改进; 较之基于微分算子的 CAHMT 分割, 对图片纹理的判别有显著提高 (如图 4 所示)。

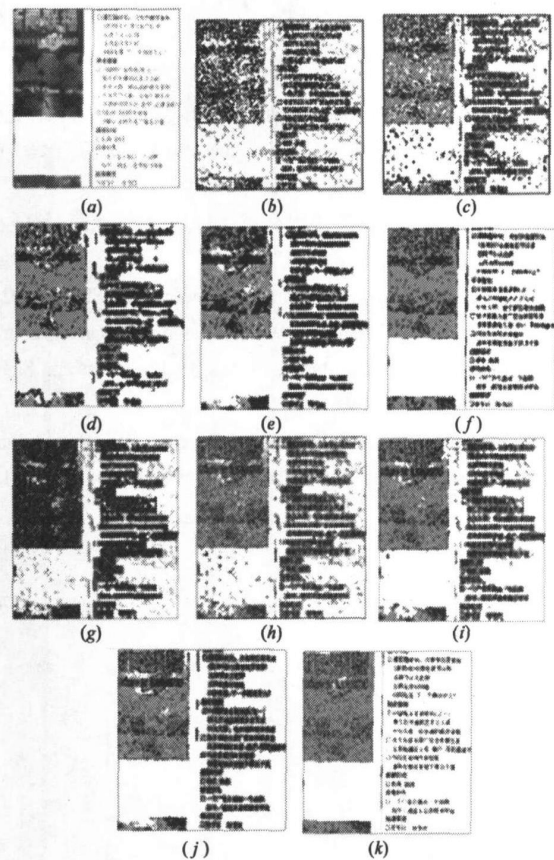


图 4 (a) 原始待分割图像; (b) 两状态 HMT 分割结果 (4×4 数据块); (c) 三状态 HMT 分割结果 (4×4 数据块); (d) CAHMT 分割结果 (4×4 数据块); (e) 基于微分算子的 CAHMT 分割结果 (4×4 数据块); (f) 基于平滑图像的 CAHMT 分割结果 (4×4 数据块); (g) 三状态 HMT 分割结果 (2×2 数据块); (h) 三状态 HMT 分割结果 (2×2 数据块); (i) CAHMT 分割结果 (2×2 数据块); (j) 基于微分算子的 CAHMT 分割结果 (2×2 数据块); (k) 基于平滑图像的 CAHMT 分割结果 (2×2 数据块)

4 实验与评价

在这一部分中, 我们将给出分别用本文所涉及到的不同方法对同一幅原始待分割的文本图像的分割结果 (如图 4 所示), 并对其进行比较。

图 4 中 (a) 是原始待分割的文本图像, 大小为 512 × 512

个像素点;图 4(b) ~ (f) 显示的均为由 4×4 个像素组成数据块的分割结果,图 4(g) ~ (k) 显示的均为由 2×2 个像素组成数据块的分割结果,其中白色代表背景,黑色代表文字,灰色代表图片。

从图中可以看出,采用本文给出的三状态 HMT 分割算法、CAHMT 分割算法、基于微分算子的 CAHMT 分割算法和基于平滑图像的 CAHMT 分割算法的分割结果相对于两状态 HMT 分割结果均有所改进,此外,基于微分算子的 CAHMT 分割与基于平滑图像的 CAHMT 分割较之三状态 HMT 分割结果具有更加明显的改进,特别是对图片与背景纹理的判断有显著改善,并且计算量相对较小。

综上,本文提出的文本图像分割算法不仅提高了分割的效果,而且计算量也有所降低。

参考文献:

- [1] H Choi, R G Baraniuk. Multiscale image segmentation using wavelet-domain hidden Markov models [J]. IEEE Trans. on Image Proc., 2001, 10(9): 1309 - 1321.
- [2] 杨福生. 小波变换的工程分析与应用 [M]. 北京: 科学出版社, 1999.
- [3] Ingrid Daubechies. Ten lectures on wavelets [R]. SIAM, 1992.
- [4] M S Crouse, R G Baraniuk. Wavelet-based statistical signal processing using Hidden Markov models [J]. IEEE Trans on Signal Proc. 1998, 46(4): 886 - 902.
- [5] J Romberg, H Choi, R G Baraniuk. Bayesian tree-structured image modeling using wavelet-domain hidden Markov models [J]. IEEE Trans on Image Proc, 2001, 10(7): 1056 - 1068.
- [6] Kirsch R. Computer determination of the constituent structure of biological images [J]. Computer Biomedical Research, 1971, 4(3): 315 - 328.

作者简介:



宋锦萍 女, 1963 年 3 月出生于河南开封, 副教授. 1990 年 4 月毕业于中国科技大学数学系, 理学硕士. 现任教于河南大学数学与信息科学学院. 近几年主要从事微分方程、小波与图像处理等方面的研究.

E-mail: songjp @henu. edu. cn



侯玉华 女, 1956 年 1 月出生于河南信阳, 教授. 1987 年 3 月毕业于西北工业大学应用数学系, 理学硕士. 现任教于河南大学数学与信息科学学院. 近几年主要从事统计图像处理与小波在图像处理中的应用等方面的研究.

杨晓艺 女, 1978 年 1 月出生于河南开封, 讲师. 2003 年 6 月毕业于河南大学数学与信息科学学院. 理学硕士. 现任教于河南大学数学与信息科学学院. 研究方向为随机信号处理.