基于格雷码的NAM彩色图像表示方法

郑运平

(华南理工大学计算机科学与工程学院 广州 510006)

摘 要 提出了一个重要定理,即所有格雷码(Gray Code)位面图的复杂性之和小于所有二值位面图的复杂性之和,并将格雷码应用到基于NAM的彩色图像表示方法中,提出了一种基于格雷码的NAM彩色图像表示方法(简称为GNAM表示方法)。给出了GNAM表示算法的形式化描述,并对其存储结构、总数据量和时空复杂性进行了详细的分析。理论分析和实验结果均表明,与无格雷码的NAM表示方法和经典的线性四元树表示方法相比,GNAM表示方法具有更少的子模式数(或节点数),能够更有效地减少数据存储空间,是一种有效的彩色图像表示方法。

关键词 格雷码,NAM,彩色图像表示,线性四元树,位平面分解

中图法分类号 TP391 **文献标识码** A

Color Image Representation Method Using NAM Based on Gray Code

ZHENG Yun-ping

(School of Computer Science and Engineering, South China University of Technology, Guangzhou 510006, China)

Abstract An important theorem was proposed which proves that the complexity sum of all bit-plane images based on the gray code is less than that based on the binary code. A new color image representation method using the Non-symmetry and Anti-packing pattern representation Model(NAM) based on the gray code, which is called the GNAM representation method, was proposed by applying the gray code to the NAM-based color image representation method. Also, a concrete algorithm of the GNAM for color images was presented and the storage structure, the total data amount, and the time and space complexities of the proposed algorithm were analyzed in detail. By comparing the algorithm of the GNAM with those of the classic linear quadtree(LQT) and the latest NAM which is not based on the gray code, the theoretical and experimental results show that the former can greatly reduce the numbers of subpatterns or nodes and simultaneously save the storage room much more effectively than the latters, and therefore it is a better method to represent color images.

Keywords Gray code, Non-symmetry and anti-packing model, Color image representation, Linear quadtree, Bit-plane decomposition

1 引言

在Internet已成为最主要的信息传输途径的今天,图像信息由于具有大量性,因此其快速、实时传输的要求得不到满足已成为制约Internet发展的一个难题。许多实际的应用由于大量的图像信息得不到快速地传输而使系统的实时效果得不到满足。因此图像表示方法的研究就变得非常重要,它是目前最活跃的研究领域之一[1-4]。四元树表示是研究得最早的、也是研究得最多的一种图像表示方法[5]。为了进一步减少存储空间,Gargantini消除了指针方案,提出了线性四元树(LQT)表示方法[6]。一般情况下,LQT表示方法可节省66%的存储空间;特殊情况下,可节省高于90%的存储空间。借助于布局问题的思想,文献[7]提出了一种基于非对称逆布局的模式表示模型(Non-symmetry and Anti-packing pattern representation Model, NAM)的彩色图像表示方法,该方法与流行的基于LQT表示的彩色图像表示方法相比,不仅前者的矩形子模式数远小于后者的节点数,而且前者的总数据量也远小于后者的总数据量,因此前者能更有效地减少数据存储空间,是彩色图像模式表示的一种良好方法。随后,基于不同的子模式类型和不同的图像模式,提出了更多的基于NAM的图像表示方法,如医疗图像的直接NAM表示方法[8]、基于三角形子模式的直接灰度图像表示方法[9]、基于混合子模式的图像表示方法[10]等。

位平面分解方法是一种有效降低图像复杂度的方法,以上表示方法中只有文献[7]采用了位平面分解(BPD)方法。然而由于文献[7]中彩色图像(灰度级参数为m)的BPD方法是先将彩色图像分解为3幅代表r,g,b颜色分量的灰度图像,然后对每一幅分量图像进行灰度图像的BPD,其中任意一幅灰度图像GIP与m幅位平面二值图像BP_i($0\leqslant i\leqslant m-1$)之间的关系为$GIP=\sum_{i=0}^{m-1}2^iBP_i$。因此,采用这种方法来分解位平面存在一个缺点,即像素点灰度值的微小变化对位平面的复杂度产生较明显的影响。例如,当空间相邻的2像素

到稿日期:2009-11-03 返修日期:2010-03-01 本文受863国家重点基金项目(2006AA04Z211)资助。

郑运平(1979—),男,博士,讲师,CCF会员,主要研究方向为计算机图形图像处理与模式识等,E-mail:zhengyp@scut.edu.cn。

的灰度值分别为 $127=(01111111)_2$ 和 $128=(10000000)_2$ 时,图像的每个位平面上在这个位置处都会有从 0 到 1(或从 1 到 0)的传输。而由法国工程师 J. M. E. Baudot 于 1880 年发明的格雷码则没有这一缺点,它是一种数字排序系统,其中的所有相邻整数在它们的数字表示中只有一个数字不同。它在任意两个相邻的数之间转换时,只有一个数位发生变化,大大地减少了由一个状态到下一个状态时逻辑的混淆。另外由于最大数与最小数之间也仅一个数不同,故通常又叫格雷反射码或循环码。

因此,为减小像素点灰度值的微小变化对位平面的复杂度产生较明显的影响,本文将格雷码应用到基于 NAM 的彩色图像表示方法中,提出了一种基于格雷码(Gray Code)的 NAM 彩色图像表示方法(简称为 GNAM 表示方法)。理论分析和实验结果均表明,与无格雷码的 NAM 表示方法和经典的线性四元树表示方法相比,GNAM 表示方法具有更少的子模式数(或节点数),能够更有效地减少数据存储空间,是一种有效的彩色图像表示方法。

本文第 2 节提出了一个重要定理,即所有格雷码位面图的复杂性之和小于所有二值位面图的复杂性之和,第 3 节给出了 GNAM 表示算法描述及其复杂度分析,第 4 节对该算法的存储结构和数据量进行了分析,第 5 节是实验结果,最后是结论。

2 GNAM 表示方法的原理

2.1 原理描述

在 GNAM 表示方法中,预先定义的子模式是矩形,具有较好的块状性,定理 1 展示了 GNAM 表示方法的原理。

定理 1 对于给定的灰度级参数为 m 的灰度图像 GIP,对格雷码位面图 CP_i 的逆布局所得到的子模式总数少于对二值位面图 BP_i 的逆布局所得到的子模式总数,即 $\sum_{i=0}^{m-1} N_{gnam}(i)<\sum_{i=0}^{m-1} N_{nam}(i)$,其中 $N_{gnam}(i)$ 和 $N_{nam}(i)$ 分别表示逆布局后第 i 个格雷码位面图 CP_i 和二值位面图 BP_i 的子模式总数。换一句话说:其所有 CP_i 的复杂性之和 $CF(CP_i)$ 小于所有 BP_i 的复杂性之和 $CF(BP_i)$,其中 $0\leqslant i\leqslant m-1$,即 $\sum_{i=0}^{m-1} CF(CP_i)<\sum_{i=0}^{m-1} CF(BP_i)$。

证明:

由格雷码编码公式

$$CP_i=\begin{cases}BP_i, & i=m-1\\ BP_i\oplus BP_{i+1}, & 0\leqslant i\leqslant m-2\end{cases}$$

可知:

(1)当 $0\leqslant i\leqslant m-2$ 时,$CP_i=BP_i\oplus BP_{i+1}$,由异或操作 $\oplus$ 的性质可知,两个相邻像素的格雷码只有 1 个比特位的区别。如:给定 GIP 中的两个相邻像素 $GIP(x_1,y_1)=63=(00111111)_2$,$GIP(x_2,y_2)=64=(01000000)_2$,其对应的格雷码表示分别为:$(00100000)_2$ 和 $(01100000)_2$。显然,相邻像素 63 和 64 的二进制码有 7 位不同,但其格雷码仅有 1 位不同,即 7 位是相同的。因此,如果用格雷码来表示图像中所有像素的灰度值,则像素点灰度值的小变化就不会影响所有的位平面,从而有利于扩展 CP_i 中图像的块状性,使得对 CP_i 的逆布局所得到的子模式总数少于对 BP_i 的逆布局所得到的子模式总数,即:$\sum_{i=0}^{m-2} N_{gnam}(i)<\sum_{i=0}^{m-2} N_{nam}(i)$。

(2)当 $i=m-1$ 时,$CP_i=BP_i$,因而 CP_i 中图像的块状性与 BP_i 中图像的块状性是一样的,即 CP_i 能保持 BP_i 的块状结构,因此,$N_{gnam}(i)=N_{nam}(i)$。

综上所述,当 $0\leqslant i\leqslant m-1$ 时,CP_i 能保持或扩展 BP_i 的块状结构,即 $\sum_{i=0}^{m-1} N_{gnam}(i)<\sum_{i=0}^{m-1} N_{nam}(i)$,从而证明了定理的成立。

同时,根据二值图像复杂度[7]的定义,不难推出 $\sum_{i=0}^{m-1} CF(CP_i)<\sum_{i=0}^{m-1} CF(BP_i)$。

证毕。

此定理表明,GNAM 表示方法具有更少的子模式数(或节点数),能够更有效地减少子模式数(节点数)和数据存储空间。

2.2 GNAM 表示方法的实例分析

图 1 给出了一幅大小为 $2^9\times2^9\times3$ 的彩色图像'Peppers'(灰度级参数 m 为 8)及其 3 幅代表 r,g,b 颜色分量组成的灰度图像,其中 Cc 表示彩色图像的复杂度,Cp 表示灰度图像的复杂度[7]。

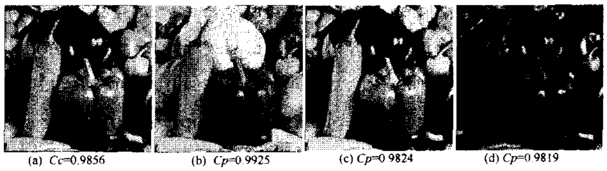

(a) Cc=0.9856 (b) Cp=0.9925 (c) Cp=0.9824 (d) Cp=0.9819

图 1 彩色图像'Peppers'和它的 r,g,b 颜色分量组成的灰度图像

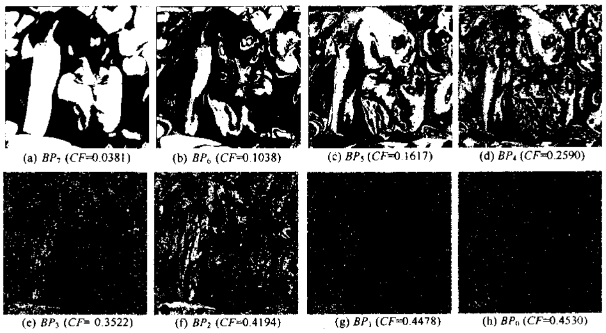

(a) BP_7 (CF=0.0381) (b) BP_6 (CF=0.1038) (c) BP_5 (CF=0.1617) (d) BP_4 (CF=0.2590)
(e) BP_3 (CF=0.3522) (f) BP_2 (CF=0.4194) (g) BP_1 (CF=0.4478) (h) BP_0 (CF=0.4530)

图 2 二值位面图及其复杂度

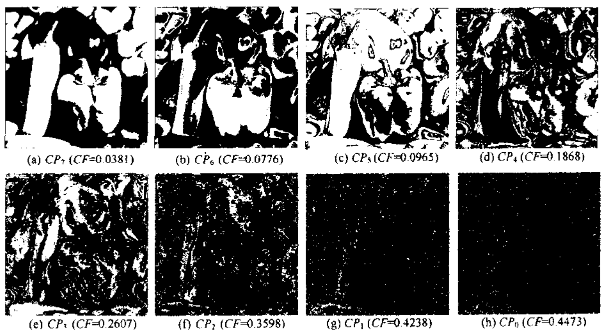

(a) CP_7 (CF=0.0381) (b) CP_6 (CF=0.0776) (c) CP_5 (CF=0.0965) (d) CP_4 (CF=0.1868)
(e) CP_3 (CF=0.2607) (f) CP_2 (CF=0.3598) (g) CP_1 (CF=0.4238) (h) CP_0 (CF=0.4473)

图 3 格雷码位面图及其复杂度

图 2 和图 3 分别给出了图 1(c)经 BPD 后的 m 幅二值位面图和 m 幅格雷码位面图及各自对应的复杂度。从图中可以看出,格雷码位面图 CP_i($0\leqslant i\leqslant m-1$)的复杂度 CF 较低,而且具有视觉意义信息的位面图数量更多,块状性也更好。

并且不难算出$\sum_{i=0}^{m-1}CF(BP_i)=2.2350$，$\sum_{i=0}^{m-1}CF(CP_i)=1.8906$，显然证实了定理1的结论，即$\sum_{i=0}^{m-1}CF(CP_i)<\sum_{i=0}^{m-1}CF(BP_i)$，而且$\sum_{i=0}^{m-1}CF(CP_i)$比$\sum_{i=0}^{m-1}CF(BP_i)$下降了15.41%。因此，本实例也表明GNAM表示方法能够更有效地降低图像的复杂度，从而具有更少的矩形子模式数，能够更有效地减少数据存储空间。

3 GNAM表示方法

3.1 算法描述

GNAM表示方法中被逆布局的子模式对象是任意大小的矩形$p=\{R|R=L\times W\}$，其中L和W分别表示矩形的长和宽。设已经布局好的彩色图像模式为CIP，灰度级参数为m，大小为$2^n\times 2^n\times 3$，其分解后的3幅灰度图像模式为$GIP[1]$，$GIP[2]$和$GIP[3]$，大小均为$2^n\times 2^n$。为方便起见，假定"0"为"black"，即黑色，"1"为"white"，即白色。黑色表示区域，白色表示背景点。本算法只需记录"black"像素点下面将分别给出GNAM表示编解码算法的具体步骤。

编码算法的具体步骤：

Input：一幅$2^n\times 2^n\times 3$的彩色图像模式CIP以及其灰度级参数m。

Output：$Q=\{Q_0,Q_1,\cdots,Q_{3m-1}\}$，其中$Q_i(0\leqslant i\leqslant 3m-1)$表示第$i$个格雷码位面图$CP_i$的编码结果。

Step 1　对于一个给定的大小为$2^n\times 2^n\times 3$的彩色图像模式CIP，分别取得它的r,g,b颜色分量组成的大小为$2n\times 2n$的灰度图像模式$GIP[1]$，$GIP[2]$和$GIP[3]$，并令矩形子模式的计数变量$num=0$。

Step 2　用灰度图像的BPD方法依次将$GIP[1]$，$GIP[2]$和$GIP[3]$各自分解为m幅二值位面图$BP_i(0\leqslant i\leqslant m-1)$，$BP_i(m\leqslant i\leqslant 2m-1)$和$BP_i(2m\leqslant i\leqslant 3m-1)$。

Step 3　当$k=1,2,3$时根据如下公式，依次计算出每m幅二值位面图$BP_i(0\leqslant i\leqslant m-1)$，$BP_i(m\leqslant i\leqslant 2m-1)$和$BP_i(2m\leqslant i\leqslant 3m-1)$所分别对应的$m$幅格雷码位面图$CP_i(0\leqslant i\leqslant m-1)$，$CP_i(m\leqslant i\leqslant 2m-1)$和$CP_i(2m\leqslant i\leqslant 3m-1)$，并令$j=0$。

$$\begin{cases}CP_{k\times m-1}=BP_{k\times m-1}\\ CP_i=BP_i\oplus BP_{i+1},(k-1)\times m\leqslant i\leqslant k\times m-2\end{cases}$$

Step 4　从二值图像模式CP_j的第1个入口开始，首先确定一个未被标识的矩形子模式的起始点(x,y)，再根据矩形子模式的匹配(逆布局)算法来追迹相应的矩形子模式。

Step 5　根据矩形子模式的效率尺度(即矩形子模式的面积)确定一个面积最大的矩形子模式，并将这个最大的矩形子模式在二值图像模式CP_j中作标识，以便下一个起始点的寻找。

Step 6　将num的值加1，并记录此最大矩形子模式的3个参数，即起始点坐标(x,y)、长度值L和宽度值W；然后对起始点坐标(x,y)作K码降维变换[7-9]，即$S\leftarrow K(x,y)$；最后将S,L和W这3个变量存储到队列Q_j中，即有$Q_j\{num\}\leftarrow\{S,L,W\}$。

Step 7　循环执行Step 4到Step 6，直到没有新的起始点为止。

Step 8　$j=j+1$。If $j\leqslant 3m-1$, then go to Step 4, else go to Step 9。

Step 9　输出编码结果$Q=\{Q_0,Q_1,\cdots,Q_{3m-1}\}$。

解码算法的具体步骤：

Input：给定一个编码结果队列集合$Q=\{Q_0,Q_1,\cdots,Q_{3m-1}\}$，其中$Q_i(0\leqslant i\leqslant 3m-1)$表示第$i$个格雷码位面图$CP_i$的编码结果、彩色图像的灰度级参数$m$以及分辨率$n$。

Output：一幅彩色图像模式CIP。

Step 1　将3幅灰度图像模式$GIP[1]$，$GIP[2]$和$GIP[3]$(它们分别代表彩色图像的r,g,b颜色分量)和$3m$幅二值图像模式$CP_i(0\leqslant i\leqslant 3m-1)$分别赋值为$2^n\times 2^n$大小的全0(黑色)和全1(白色)的矩阵，且令位面号$i=0$，3幅灰度图像模式组成的数组$GIP[k]$的下标变量$k=1$。

Step 2　根据给定的编码队列集合Q，取得第$i+(k-1)\times m$个格雷码位面图的编码结果，即$Q_{i+(k-1)\times m}$。

Step 3　根据$Q_{i+(k-1)\times m}$，计算出该位平面二值图像的矩形子模式的总数num，对于其中的每个矩形，依次获取矩形的起始点坐标S、长度值L和宽度值W，即有$\{S,L,W\}\leftarrow Q_{i+(k-1)\times m}\{num\}$；然后对起始点坐标$S$作$K$码升维变换[7-9]，即$(x,y)\leftarrow K^{-1}(S)$；最后根据矩形子模式的3个参数$(x,y)$，$L$和$W$即可解码出该矩形子模式，并将矩阵$CP_{i+(k-1)\times m}$对应元素赋值为0(即黑色)。

Step 4　$i=i+1$。If $i\leqslant m-1$, then go to Step 2, else go to Step 5。

Step 5　根据如下公式，依次计算出每m幅格雷码位面图CP_i所对应的m幅二值位面图BP_i，其中$(k-1)\times m\leqslant i\leqslant k\times m-1$。

$$\begin{cases}BP_{k\times m-1}=CP_{k\times m-1}\\ BP_i=CP_i\oplus BP_{i+1},(k-1)\times m\leqslant i\leqslant k\times m-2\end{cases}$$

Step 6　根据$GIP[k]=\sum_{i=0}^{m-1}2^iBP_{i+(k-1)\times m}$，即可解码出灰度图像模式$GIP[k]$。并令位面号$i=0$。

Step 7　$k=k+1$。If $k\leqslant 3$, then go to Step 2, else go to Step 8。

Step 8　根据3幅代表r,g和b颜色分量的灰度图像模式$GIP[1]$，$GIP[2]$和$GIP[3]$即可解码出彩色图像模式CIP。

3.2 算法复杂度分析

假定彩色图像CIP的规模为M，即CIP中元素的总数为M。对于GNAM表示方法来说，编码所需的时间正比于$M\xi$，其中M是CIP的像素数，ξ表示图像中每个像素平均分割的次数，且ξ的上限为$O(\log M)$。因此，在最坏情况下编码算法时间复杂度为$O(M\log M)$。解码所需的时间正比于CIP的像素数M。因此，解码算法的时间复杂度为$O(M)$。

在空间开销方面，编码算法除原图像矩阵外只增加了为数非常少的中间变量，因而其空间复杂度与图像的大小成正比，即$O(M)$；解码算法除了原图像矩阵外只需增加几个缓存变量，因而其空间复杂度也与图像的大小成正比，即$O(M)$。

4 GNAM表示的存储结构和数据量分析

4.1 GNAM表示的存储结构

从GNAM表示方法不难看出，彩色图像模式的编码结果为队列集合$Q=\{Q_0,Q_1,\cdots,Q_{3m-1}\}$，其中，$Q_i(0\leqslant i\leqslant 3m-1)$可以分离存储，也可以连续存储。$Q_i$所存储的每一条记录

均为一个矩形子模式，且有 3 个参数，即矩形子模式的起始点 S 及矩形的长 L 与宽 W。因此，矩形子模式存储结构如图 4 所示。

S	L	W

图 4　矩形子模式的存储结构

设给定的彩色图像模式 CIP 大小为 $2^n\times2^n\times3$，从文献[7]的分析可知：S 即为一个坐标对(x,y)，x 和 y 的二进制码长度都为 n。具体存储记录用 K 码表示。K 用相对值来记录，本次记录的 K 域用本次 K 码减去上一个 K 码的差值来记录，即 $\Delta K=K_i-K_{i-1}$。在统计意义下其长度为 n，在实际情况下，如果 ΔK 的长度确实超过了 n，则可以将该块拆分为 2 个块，用 2 个记录来表示。子模式的表示只有 2 个值，即长和宽，分别用 L 和 W 表示。按照 K 的定义，L 和 W 的最大长度为 $n/2$ 位。

4.2　GNAM 表示的数据量

通过与无格雷码的 NAM 表示方法和经典的 LQT 表示方法相比，本节从理论上证明了 GNAM 表示方法在数据表示方面的优越性。

设彩色图像模式 CIP(灰度级参数为 m)的大小为 $2^n\times2^n\times3$，经彩色图像的 BPD 后，可以将其分解为 3 幅大小为 $2^n\times2^n$ 的灰度图像模式或者 $3m$ 幅大小为 $2^n\times2^n$ 的二值图像模式。设第 i 个色彩分量的第 j 个格雷码位面图和二值位面图逆布局后的矩形的子模式数分别为 $N_{gnam}(i,j)$和 $N_{nam}(i,j)$，其中 $1\leqslant i\leqslant3$，且 $0\leqslant j\leqslant m-1$。

根据上一节的分析可知，对于 GNAM 表示方法来说，存贮一个矩形记录占 $2n$ 位，则 CIP 逆布局后的 $3m$ 个位面的总数据量 T_{GNAM} 为：

$$T_{GNAM}=\sum_{i=1}^{3}\sum_{j=0}^{m-1}2nN_{gnam}(i,j) \tag{1}$$

从文献[7]可知，对于无格雷码的 NAM 表示方法来说，存贮一个矩形记录也占 $2n$ 位，则 CIP 逆布局后的 $3m$ 个位面的总数据量 T_{NAM} 为：

$$T_{NAM}=\sum_{i=1}^{3}\sum_{j=0}^{m-1}2nN_{nam}(i,j) \tag{2}$$

对于 LQT 表示方法来说，存贮一个节点占 $3n-1+m$ 位，设 $N_{LQT}(i)$表示第 i 个色彩分量用 LQT 表示的总节点数，则 LQT 的总数据量 T_{LQT} 为：

$$T_{LQT}=\sum_{i=1}^{3}(3n-1+m)N_{LQT}(i) \tag{3}$$

设 α 和 β 分别为 LQT 的总数据量与 NAM 和 GNAM 的总数据量的比值，则有：

$$\beta=\frac{\sum_{i=1}^{3}(3n-1+m)N_{LQT}(i)}{\sum_{i=1}^{3}\sum_{j=0}^{m-1}2nN_{gnam}(i,j)}>\frac{(3n-1+m)\sum_{i=1}^{3}N_{LQT}(i)}{2n\sum_{i=1}^{3}\sum_{j=0}^{m-1}N_{gnam}(i,j)} \tag{4}$$

$$\frac{\beta}{\alpha}=\frac{\sum_{i=1}^{3}\sum_{j=0}^{m-1}2nN_{nam}(i,j)}{\sum_{i=1}^{3}\sum_{j=0}^{m-1}2nN_{gnam}(i,j)}>\frac{\sum_{i=1}^{3}\sum_{j=0}^{m-1}N_{nam}(i,j)}{\sum_{i=1}^{3}\sum_{j=0}^{m-1}N_{gnam}(i,j)} \tag{5}$$

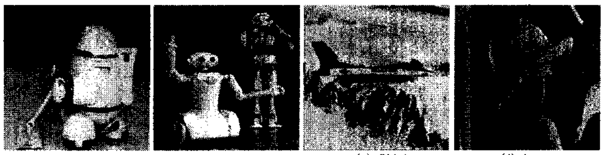
通过 β 这一比值，可以比较 GNAM 相对于 LQT 的优劣。由文献[7]中的定理 3 可知，$\sum_{j=0}^{m-1}N_{gnam}(i,j)<N_{LQT}(i)$，从而可推出 $\sum_{i=1}^{3}\sum_{j=0}^{m-1}N_{gnam}(i,j)<\sum_{i=1}^{3}N_{LQT}(i)$。因此 $\beta>1$。比如：在下节实验中，当 $n=9$，$m=8$ 时，从理论上来说，$\beta>1.8889>1$。另外，由本文定理 1 易知，$\sum_{i=1}^{3}\sum_{j=0}^{m-1}N_{gnam}(i,j)<\sum_{i=1}^{3}\sum_{j=0}^{m-1}N_{nam}(i,j)$，从而 $\beta>\alpha$。

综上所述，理论分析表明：对彩色图像模式而言，与无格雷码的 NAM 表示方法和经典的 LQT 表示方法相比，GNAM 表示方法能够更有效地减少数据存储空间。

5　实验与分析

为了验证彩色图像的 GNAM 表示方法的理论结果，本节从实验的角度来说明其相对于无格雷码的 NAM 表示方法和经典的 LQT 表示方法的明显优势。实验中机器配置为：CPU 为 Celeron(R)2.4 GHz，内存为 Kingston DDR 2 GB，OS 为 MS-Windows XP Service Pack 2。编程环境为 Matlab 7.0。

图 5 是实验中用来测试的 4 幅彩色图像，其中图 5(a)－(b)是两幅机器人图像，图 5(c)－(d)是两幅图像处理领域里惯用的标准图像‘Flight’和‘Lena’，且这些图像分辨率参数 $n=9$，即 $2^9\times2^9\times3$ 的彩色图像模式，灰度级参数 $m=8$，即 $2^8=256$ 级。



(a) Robot1　(b) Robot2　(c) Flight　(d) Lena

图 5　4 幅彩色图像

这 4 幅彩色图像的复杂度和纹理各不相同，具有较好的代表性，能够说明彩色图像的 GNAM 表示方法的适应性。

通过编程，分别实现了彩色图像的 GNAM，NAM 及 LQT 表示方法，并对这 3 种算法的实验结果进行了比较，相应的比较数据如表 1 所列，其中，$Image$：彩色图像的名称；C：彩色图像的复杂度；N：子模式或节点个数；NAM：无格雷码的 NAM 表示；GNAM：基于格雷码的 NAM 表示；LQT：线性四元树表示；δ：NAM 与 GNAM 的子模式数之差；α：LQT 与 NAM 的总数据量之比；β：LQT 与 GNAM 的总数据量之比。

表 1　LQT，NAM 和 GNAM 的性能比较

Image	C	N			δ	α	β
		LQT	NAM	GNAM			
Robot1	0.8245	648378	392350	291269	101081	3.1216	4.2046
Robot2	0.8351	656712	426388	320449	105939	2.9088	3.8705
Flight	0.9119	717153	589685	445707	143978	2.2973	3.0395
Lena	0.9862	775593	757957	597242	160715	1.9325	2.4526

表 1 中给出了 LQT，NAM 和 GNAM 的子模式数(节点数)的数据，从实验数据 N 来看，NAM 和 GNAM 在数据量方面的效果均是非常明显的，其子模式数均小于 LQT 方法的节点数，对图像的适应性也非常好。而且从表 1 中 δ 的值可知，GNAM 的子模式数比 NAM 的子模式还要少 101081～160715 个，而且，从表 1 中 N 的值不难算出，在子模式数上 GNAM 比 NAM 下降了 21.20%～25.76%，效果是非常显著的。因此，与 LQT 和 NAM 方法相比，GNAM 方法能够更有效地减少子模式的数量。

表 1 中也给出了 LQT 与 GNAM 的总数据量之比 β。对于给定的 4 幅图像而言，LQT 的总数据量是 GNAM 的 2.4526～4.2046 倍，显然，这些图像均证实了理论分析的结果，即：当 $n=9$，$m=8$ 时，$\beta>1.8889>1$。并且从表 1 也不难

(下转第 270 页)

像,a3),b3),c3),d3)为单独使用共生矩阵统计特征分割后的图像,a4),b4),c4),d4)为使用矩与灰度共生矩阵统计量相结合的特征分割后的图像。从图中的分割结果可以看出:基于灰度共生矩阵与局部矩结合的特征产生的分割结果,无论在分割精度还是分割边缘的光滑度上都不同程度地优于单独基于灰度共生矩阵统计特征或矩特征的同类分割。

结束语 本文主要研究了将矩特征与灰度共生矩阵的统计特征相结合并利用 Mean Shift 聚类实现 SAR 图像无监督分割的方法。整个分割过程无需提供图像的纹理类别数,是自动完成的。采用了多幅典型的 SAR 与 Brodatz 纹理图像作分隔实验,产生了较好的分割效果。本文所提出的方法的主要特点是:1)将纹理图像的矩特征与灰度共生矩阵统计特征相结合用于 SAR 图像的分割,这些特征比单一某一类特征更能充分地描述多种类型的 SAR 纹理。2)采用 Mean Shift 方法进行像素的聚类将使得整个分割过程完全自动完成,从而实现完全意义的无监督分割。

参考文献

[1] Tuceryan M. Moment Based Texture Segmentation[J]. Pattern Recognition Letters,1994,4(7):659-668

[2] Varma M, Zisserman A. Unifying Statistical Ttexture Classification Frameworks[J]. Image and Vision Computing, 2004, 22 (14):1175-1183

[3] Selvan S,Ramakrishnan S. SVD-Based Modeling for Image Texture Classification Using Wavelet Transformation[J]. IEEE Transactions on Image Processing,2007,16(11):2688-2696

[4] Soh L K, Tsatsoulis C. Texture Analysis of SAR Sea Ice Imagery Using Gray Level Co-occurrence Matrices [J]. IEEE Transaction on Geo2 Science and Remote Sensing,1999,37(2):780-784

[5] Chang T, Kuo C J. Texture Analysis and Classification with Tree Structured Wavelet Transform[J]. IEEE Transaction on Image Processing,1993,3(4):429-441

[6] Li M,Wu Y,Zhang Q. SAR Image Segmentation Based on Mixture Context and Wavelet Hidden-Class-Label Markov Random Field[J]. Computers & Mathematics with Applications,2009,57 (6):961-969

[7] Deng H W,Clausi D A. Unsupervised Segmentation of Synthetic Aperture Radar Sea Ice Imagery Using A Novel Markov Random Field Model[J]. IEEE Transactions on Geosciences and Remote Sensing,2005,43(3):528-538

[8] Haralick R M. Statistical and Structural Approaches to Texture [J]. Proceedings of the IEEE,1979,67(5):786-804

[9] Comaniciu D,Ramesh V,Meer P. Real-time Tracking of Non-rigid Objects Using Mean Shift[C]//Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR'00). South Carolina,USA:IEEE,2000,2:142-149

[10] Comaniciu D,Meer P. Mean Shift:A Robust Approach Toward Feature Space Analysis[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence,2002,24(5):603-619

(上接第 266 页)

看出,β总是大于α,这表明,在数据存储表示方面,GNAM 能够比 LQT 和 NAM 方法更有效地减少数据存储空间。

综上所述,理论分析和实验结果均表明,与 LQT 和 NAM 方法相比,GNAM 方法能够更有效地减少子模式数(节点数)和数据存储空间,是彩色图像的一种更好的表示方法。

结束语 图像表示是机器人、图像处理、模式识别等领域里的一个非常重要的问题。格雷码是一种无权码,采用绝对编码方式,它属于可靠性编码,是一种错误最小化的编码方式。本文提出了一个重要定理,即:所有格雷码位面图的复杂性之和小于所有二值位面图的复杂性之和,并将格雷码应用到基于 NAM 的彩色图像表示方法中,提出了一种基于格雷码(Gray Code)的 NAM 彩色图像表示方法(简称为 GNAM 表示方法)。给出了 GNAM 方法的形式化描述,并对其存储结构、总数据量和时空复杂性进行了详细的分析。理论分析和实验结果均表明,与无格雷码的 NAM 表示方法和经典的线性四元树表示方法相比,GNAM 表示方法具有更少的子模式数(或节点数),能够更有效地减少数据存储空间,是一种有效的彩色图像表示方法。

参考文献

[1] Chen C B,Zheng Y P,Sarem M. A novel non-symmetry and anti-packing model for image representation[J]. Chinese Journal of Electronics,2009,18(1):89-94

[2] Li Q,Wang Z. Reduced-reference image quality assessment using divisive normalization-based image representation[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing,2009,3(2):202-211

[3] Zheng Y P, Chen C B, Sarem M. An improved algorithm for gray image representation using non-symmetry and anti-packing model with triangles and rectangles[J]. Frontiers of Computer Science in China,2008,2(4):431-437

[4] Tanaka Y, Ikehara M, Nguyen T Q. Multiresolution image representation using combined 2-D and 1-D directional filter banks [J]. IEEE Transactions on Image Processing,2009,18(2):269-280

[5] Samet H. The quadtree and related hierarchical data structures [J]. Computing Surveys,1984,16(2):187-260

[6] Gargantini I. An effective way to represent quadtrees [J]. Comm. ACM,1982,25(12):905-910

[7] 郑运平,陈传波.一种基于非对称逆布局模型的彩色图像表示方法[J].软件学报,2007,18(11):2932-2941

[8] Chen C B, Hu W J, Wan L. Direct non-symmetry and anti-packing pattern representation model of medical images [C]//Wuhan. Proceedings of the 1st International Conference on Bioinformatics and Biomedical Engineering(ICBBE'07). Los Alamitos:IEEE Computer Society Press,2007:1011-1018

[9] Zheng Y P,Chen C B,Sarem M. A novel algorithm for triangle non-symmetry and anti-packing pattern representation model of gray images [C]//Qindao. Proceedings of the 3rd International Conference on Intelligent Computing(ICIC'07). Berlin Heidelberg:Springer-Verlag,2007:832-841

[10] 郑运平,陈传波.三角形和矩形 NAM 的二值图像表示方法[J].小型微型计算机系统,2009,30(8):1680-1684