

一种新的灰度图像表示算法研究

郑运平¹⁾ 陈传波²⁾

¹⁾ (华南理工大学计算机科学与工程学院 广州 510006)

²⁾ (华中科技大学计算机科学与技术学院 武汉 430074)

摘 要 图像表示是计算机图形学、计算机视觉、图像处理和模式识别等领域里的一个重要问题. 文中扩展了著名的 Gouraud 阴影法, 并通过使用矩形非对称逆布局模型(RNAM)和扩展的 Gouraud 阴影法, 提出了一种新的灰度图像表示算法. 该算法编解码部分的时间复杂度分别为 $O(n \log n)$ 和 $O(n)$, 其中 n 为灰度图像的像素数. 实验结果表明: 与流行的 STC 和 SDCT 灰度图像表示算法相比, 在保持图像质量的前提下, 文中提出的灰度图像表示算法具有更高的压缩比和更少的块数, 因而能够更有效地减少数据存储空间, 是灰度图像表示的一种良好方法. 这种表示方法可以应用于灰度图像表示的各个方面, 在降低存储空间、加快传输速度、提高模式匹配效率等方面具有良好的理论参考意义和实际应用价值.

关键词 图像表示; 灰度图像; Gouraud 阴影法; 矩形非对称逆布局模型(RNAM); 空间数据结构; S-树
中图法分类号 TP391 DOI号: 10.3724/SP.J.1016.2010.02397

Study on a New Algorithm for Gray Image Representation

ZHENG Yur Ping¹⁾ CHEN Chuan Bo²⁾

¹⁾ (School of Computer Science and Engineering, South China University of Technology, Guangzhou 510006)

²⁾ (School of Computer Science and Technology, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074)

Abstract Image representation is an important problem in computer graphics, computer vision, image processing, and pattern recognition. By extending the well known Gouraud shading method, this paper proposes a new algorithm for the gray image representation by using the Rectangular Non-symmetry and Antipacking Model (RNAM) and extended shading approach. The encoding and the decoding can be executed in $O(n \log n)$ and $O(n)$ time, respectively, where n denotes the number of pixels in the gray image. By comparing the proposed algorithm with the popular STC and SDCT algorithms for the gray image representation, it is shown that the former has the higher compression ratio and the less number of blocks than the latter whereas maintaining the image quality, and therefore it can reduce the data storage much more effectively than the latter and it is a better method to represent the gray image. The proposed algorithm for the gray image representation shows a very strong promise and has good potential in theoretical research and business applications, such as reducing storage room, increasing transmission speed, improving pattern match efficiency, and so on.

Keywords image representation; gray image; Gouraud shading method; rectangular non-symmetry and antipacking model (RNAM); spatial data structures; S-Tree

1 引 言

图像表示是目前最为活跃的研究领域之一^[1-3],它在图像压缩、特征提取、图像检索、图像去噪和图像复原等应用中起着非常关键的作用.有效的图像表示算法不仅能节省存储空间,而且还有利于提高图像处理的速度^[4-6].目前已有许多基于空间数据结构的二值图像表示算法,如字符串表示算法^[7-8]、树结构的表示算法^[9]和码字集表示算法^[10-13].就二值图像的压缩算法来说,尽管压缩标准 JBIG^[14]的压缩性能总是优于目前任何基于空间数据结构的二值图像表示算法,但是由于 JBIG 表示算法涉及到熵编码过程,对于许多应用来说是不可能操作压缩的 JBIG 格式的.事实上,由于实际中的图像大多是灰度图像,所以对灰度图像表示算法的研究具有更为广泛的用途和实际的意义.而且就灰度图像而言,许多压缩技术如标准 JPEG 技术、DCT 技术和基于小波的编解码技术等^[15-17]的编码时间和解码时间是对称的.然而,一些快速的算法或者至少在解码部分快一些的快速算法也是经常需要的,因为快速的解码在诸如图像通信和图像处理等许多应用中是非常有用的^[18-19].

基于 B-树三角形编码(BTTC)方法,Distasi 等^[20]首次提出了基于空间数据结构的灰度图像表示算法.其编码模式是将灰度图像递归地分解成以二元树表示的直角三角形,BTTC 方法是一种有效的快速编码方法,其编码复杂度为 $O(n \log n)$;而且其解码复杂度更低,仅为 $O(n)$,其中 n 是灰度图像的像素数.实验结果表明^[20]:无论从主观还是从客观的角度来说,BTTC 的重建图像质量均是较为满意的,而且在执行时间上 BTTC 是优于 JPEG 的.由于 Distasi 等首次将空间数据结构的设计从二值图像的表示扩展到了灰度图像的表示上来,因此基于 BTTC 的空间数据结构的灰度图像表示确实是一个先驱性的工作.后来,基于 S-树数据结构^[8]和 Gouraud 阴影法^[21],Chung 等^[22]提出了一种基于 S-树的空间数据结构的灰度图像表示(STC)方法.实验结果表明^[22]:在保持图像质量和不牺牲图像压缩比的情况下,STC 方法比 BTTC 方法的执行时间至少要少一半.随后,Chung 等^[23]提出了一种基于 DCT 域和空域的混合灰度图像表示方法,简称为 SDCT 表示方法.从该文的实验结果可知:在保持图

像质量的前提下,SDCT 表示算法在压缩比提高率方面比 STC 表示算法平均提高了 63.08%,是一种有效的灰度图像表示方法.然而从文献[23]可知,SDCT 表示算法的编解码时间复杂度是相同的,且是高于 STC 表示算法的.因此,相对于 STC 表示算法,文献[23]获得的较高的压缩比是以牺牲算法的编解码时间复杂度为代价的.

因此,尽管上述的空间数据结构表示有许多优点,但是它们过于强调分割的对称性,因此不是最优的表示方法.借助于 Packing 问题的思想,以寻找分割最大化的非对称分割方法为目标,笔者曾提出了一种基于非对称逆布局的模式表示模型(Nonsymmetry and Antipacking pattern representation Model, NAM)的彩色图像表示方法^[24].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^[25]、基于 K-line 子模式的彩色图像表示方法^[26]、基于位平面分解的灰度图像表示方法^[27-28]、基于三角形子模式的直接灰度图像表示方法^[29]、基于混合子模式的图像表示方法^[30-31]等.

在计算机图形学、图像处理和模式识别等领域里图像表示和图像操作是两个非常重要的问题,NAM 表示不仅能有效节省存储空间,而且也能提高一些图像操作的处理速度:如标记图像的连通区域^[32]、计算图像的欧拉数^[33].

然而,以上基于 NAM 的图像表示^[24-31]或图像操作方法^[32-33]均是无损的或基于无损的.因此,借助于 BTTC 和 STC 灰度图像表示算法的思想,本文扩展了著名的 Gouraud 阴影法,并通过使用矩形非对称逆布局模型(RNAM)和扩展的 Gouraud 阴影法,提出了一种新的灰度图像表示算法,简称为 RNAMC 表示算法.该算法的复杂度与 BTTC 和 STC 的复杂度是一样的,即编解码部分的时间复杂度分别为 $O(n \log n)$ 和 $O(n)$,其中 n 为灰度图像的像素数.实验结果表明:与流行的 STC 和 SDCT 表示算法相比,在保持图像质量的前提下,本文提出的灰度图像表示算法具有更高的压缩比和更少的块数,因而能够更有效地减少数据存储空间,是灰度图像表示的一种良好方法.

由于在保持图像质量和不牺牲图像压缩比的情况下,STC 方法比 BTTC 方法的执行时间至少要少一半.因此本文第 2 节简单介绍灰度图像的 STC 表示方法;第 3 节扩展 Gouraud 阴影法,提出一种新

的灰度图像表示算法, 即 RNAMC 表示算法, 同时给出该算法的复杂度分析; 第 4 节通过与流行的 STC 和 SDCT 表示算法在表示性能上作比较, 从实验的角度验证本文算法的正确性和有效性; 最后一部分是结论。

2 灰度图像的 STC 表示方法描述

由于 STC 表示方法是基于图像的二元分割和 Gouraud 阴影法, 因此本节分别介绍了图像的二元树表示和 Gouraud 阴影法。

2.1 图像的二元树表示

对于一幅给定的图像, 二元树^[11-12]的构造如下: 首先给一个根节点, 用以表示整个图像, 如果整个图像由单一灰级组成, 则这个图像的二元树为一个单叶树。否则, 对图像作一次水平分割, 得到 Up 和 Down 两个相同大小的矩形块。给树根节点两个儿子节点, 依次表示图像的 Up 和 Down 两个矩形块。如果矩形块由单一灰级组成, 就不再继续分割, 作为一个矩形叶节点存在。否则, 再作一次垂直分割于矩形块上, 得到两个方形块。给对应的节点两个儿子节点, 依次对应于 Left 和 Right 两个方形块。重复以上过程, 直到获得完全由同一灰级组成的矩形块或方形块为止(可能是单个像素)。这样递归地分割下去, 就可得到一棵二元树。

对于二元树来说, 每次要么做水平分割, 要么做垂直分割。在二元树分割中, 第一次分割导致两个同样大小的矩形子图像块。为了保持分割的块大小相近, 下一次分割方向垂直于前一次的分割方向。第一次分割决定了后继分割的次序。因而, 是水平分割还是垂直分割, 在编译器或传输接受器上要保持一致。

2.2 Gouraud 阴影法

Gouraud 阴影法(Gouraud Shading Method)^[21], 是最流行的平滑阴影处理算法之一, 它是由法国的 Henri Gouraud 发明的, 并因此而命名。这种方法又称为色插补法, 是将色彩信息插补到多边形的表面以决定每一像素的颜色的一个过程。在 STC 表示方法的编解码阶段, Gouraud 阴影法通过一个给定的误差容许量 ε 来控制图像的质量。

在二元树的分解过程中, 当每一个矩形块是同类块时就不再分解, 否则, 如果是非同类块就继续分解。同类块 B 的示意图如图 1 所示, 其中 g_1 、 g_2 、 g_3 和 g_4 是该块 4 个角落的灰度值。

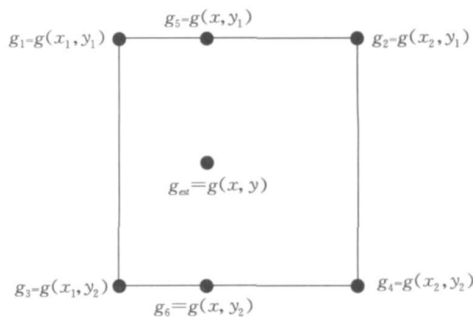


图 1 同类块 B 的示意图

定义 1(同类块). 在 Gouraud 阴影法中, 给定一个误差容许量 ε , 若一个矩形块 B 内所有像素值 $g(x, y)$ 均满足 $|g(x, y) - g_{\text{est}}(x, y)| \leq \varepsilon$, 则称该矩形块为同类块, 其中, $x_1 \leq x \leq x_2$, $y_1 \leq y \leq y_2$, $g_{\text{est}}(x, y)$ 是 B 中坐标 (x, y) 处的近似灰度值, 其计算公式为

$$g_{\text{est}}(x, y) = g_5 + (g_6 - g_5) \times i_1,$$

其中 $g_5 = g_1 + (g_2 - g_1) \times i_2$, $g_6 = g_3 + (g_4 - g_3) \times i_2$, $i_1 = (y - y_1) / (y_2 - y_1)$, $i_2 = (x - x_1) / (x_2 - x_1)$, $x_1 < x_2$, $y_1 < y_2$.

在 STC 方法中, 用线性树表和颜色表来表示分割后的灰度图像。线性树表用于记录以宽度优先搜索方式遍历二元树时所获的结构, 在该表中“0”元素用于保持所有被分割的同类块的关系, “1”元素用于表示同类块。颜色表用于记录所有同类块的 4 个角落的灰度值。因此, 一旦扫描到线性树中的一个“1”元素, 此同类块 4 个角落的信息就可以从颜色表中相应的入口处获得。

图 2 是 STC 方法的一个示意图。图 2(a)是从一幅大小为 512×512 的 F16 图像中提取出的大小为 16×16 的子图像矩阵^[23]。图 2(b)是在 $\varepsilon = 10$ 时根据 Gouraud 阴影法和二元树分解规则所获得 51 个同类块。根据 STC 表示算法, 不难算出图 2(a)用 STC 方法表示时的压缩比为 1.1818, 重建后图像的信噪比 $PSNR$ (Peak Signal to Noise Ratio)为 41.7117。

3 灰度图像的 RNAMC 表示方法描述

本节首先介绍了矩形非对称逆布局的模式表示模型(RNAM)的基本思想, 然后对经典的 Gouraud 阴影法进行了扩展, 提出了扩展的 Gouraud 阴影法, 最后通过使用 RNAM 和扩展的 Gouraud 阴影法, 提出了一种新的灰度图像表示算法, 简称为 RNAMC 表示算法, 并分析了该算法的复杂度。

197	157	119	108	95	90	100	97	77	69	85	96	100	130	195	209
126	118	116	112	99	97	118	129	100	87	92	102	100	119	177	193
108	105	105	103	99	95	99	104	94	83	92	114	112	102	137	168
112	105	107	103	104	92	80	87	93	87	102	114	124	99	111	152
120	113	116	109	105	92	79	90	102	99	97	109	115	102	104	107
118	120	119	109	110	94	78	93	106	106	110	91	88	108	97	99
111	109	108	112	112	113	107	111	118	108	107	90	100	111	93	90
109	101	99	108	117	121	128	130	117	103	92	78	89	118	116	102
110	110	110	120	130	132	136	116	100	101	89	92	104	117	112	105
107	110	114	125	133	131	115	99	102	103	110	112	155	170	109	94
117	116	120	128	138	126	109	105	99	103	103	104	160	183	124	105
119	116	108	118	141	110	100	104	99	94	86	95	153	184	167	150
115	110	98	101	97	96	99	108	91	86	83	82	137	196	208	203
107	101	92	98	93	98	93	102	98	93	89	105	156	202	217	218
116	115	109	103	98	82	85	94	96	101	112	137	185	208	216	219
112	120	116	116	103	98	95	101	104	118	130	139	180	213	216	216

(a) 16×16 大小的图像矩阵

197	157	119	108	95	90	100	97	77	69	85	96	100	130	195	209
126	118	116	112	99	97	118	129	100	87	92	102	100	119	177	193
108	105	105	103	99	95	99	104	94	83	92	114	112	102	137	168
112	105	107	103	104	92	80	87	93	87	102	114	124	99	111	152
120	113	116	109	105	92	79	90	102	99	97	109	115	102	104	107
118	120	119	109	110	94	78	93	106	106	110	91	88	108	97	99
111	109	108	112	112	113	107	111	118	108	107	90	100	111	93	90
109	101	99	108	117	121	128	130	117	103	92	78	89	118	116	102
110	110	110	120	130	132	136	116	100	101	89	92	104	117	112	105
107	110	114	125	133	131	115	99	102	103	110	112	155	170	109	94
117	116	120	128	138	126	109	105	99	103	103	104	160	183	124	105
119	116	108	118	141	110	100	104	99	94	86	95	153	184	167	150
115	110	98	101	97	96	99	108	91	86	83	82	137	196	208	203
107	101	92	98	93	98	93	102	98	93	89	105	156	202	217	218
116	115	109	103	98	82	85	94	96	101	112	137	185	208	216	219
112	120	116	116	103	98	95	101	104	118	130	139	180	213	216	216

(b) STC方法分割后的同类块

图 2 STC 方法的一个简单例子($\epsilon=10$)

3.1 矩形非对称逆布局的模式表示模型(RNAM)的思想

非对称逆布局的模式表示模型(NAM)是一个通用型的模式表示模型,矩形 NAM(RNAM)是一种基于矩形子模式的 NAM 模式表示模型. 以下为 NAM 的抽象描述^[2].

设原模式为 Γ , 恢复后的非失真模式为 Γ' , 失真模式为 Γ'' , 则 NAM 是由 Γ 到 Γ' 的一个非失真变换, 或者是由 Γ 到 Γ'' 的一个失真变换:

$$\Gamma' = T(\Gamma), \quad \Gamma'' \approx T(\Gamma).$$

其中, $T(\cdot)$ 是正向变换函数, 或称为编码函数.

正向编码过程为

$$\Gamma' = \bigcup_{j=1}^n p_j(v, A | A = \{a_1, a_2, \dots, a_{m_j}\}) + \mathcal{E}(d),$$

其中, Γ' 是编码后合成的模式; $P = \{P_1, P_2, \dots, P_n\}$ 是预先定义的子模式集合, n 是子模式的类型数, $p_j \in P$ 是 P 中第 j 个子模式; v 是 p_j 的值, A 是 p_j ($1 \leq j \leq n$) 子模式的参数集合, 或者是通过智能分析选取的子模式集合; a_i ($1 \leq i \leq m_i$) 是子模式 p_j 的形状参数集合, m 是 p_j 的编号; $\mathcal{E}(d)$ 是残渣模式(容器中的垃圾), d 为残渣空间尺度的阈值.

失真模式 NAM 为

$$\Gamma'' = \bigcup_{j=1}^n p_j(v, A | A = \{a_1, a_2, \dots, a_{m_j}\}).$$

显然有

$$\Gamma \propto \Gamma' = \Gamma'' + \mathcal{E}(d).$$

RNAM 的基本思想是: 给定一个已经布局好了的模式和一个预先定义的不同形状的矩形子模式, 然后从这个给定的模式中抽出这些子模式, 用这些子模式的组合来表示给定的模式.

图 3 给出了 RNAM 表示方法的一个具体实例, 其中, 阴影部分表示区域, 白色部分表示区域的背景. 图 3(a) 是给定的待逆布局的图像, 图 3(b) 是用 RNAM 表示时的逆布局结果, 总共由 5 个矩形子模式构成.

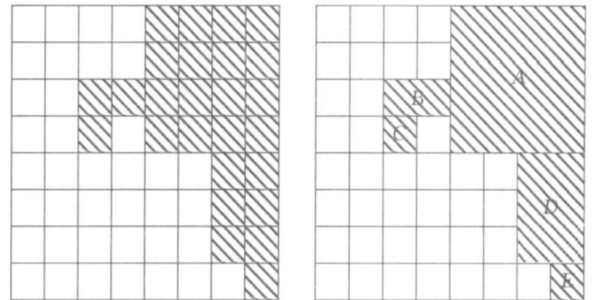


图 3 RNAM 表示的一个简单例子

3.2 扩展的 Gouraud 阴影法

经典的 Gouraud 阴影法只能处理长和宽同时大于或等于 2 的矩形, 而不能处理长或宽为 1 的矩形. 由于 RNAM 表示的结果可能包含各种矩形, 因此就 RNAM 表示而言, 可以将矩形 B (如图 1 所示) 重新定义为如下 4 类.

定义 2(标准矩形). 在 RNAM 表示中, 若矩形 B 的左上和右下角的坐标满足关系 $x_1 < x_2$ 且 $y_1 < y_2$, 则称 B 为标准矩形.

定义 3(宽为 1 的矩形). 在 RNAM 表示中, 若矩形 B 的左上和右下角的坐标满足关系 $x_1 \neq x_2$ 且 $y_1 = y_2$, 则称 B 为宽为 1 的矩形.

定义 4(长为 1 的矩形). 在 RNAM 表示中, 若矩形 B 的左上和右下角的坐标满足关系 $x_1 = x_2$

且 $y_1 \neq y_2$, 则称 B 为长为 1 的矩形.

定义 5(孤立点矩形). 在 RNAM 表示中, 若矩形 B 的左上和右下角的坐标满足关系 $x_1 = x_2$ 且 $y_1 = y_2$, 则称 B 为孤立点矩形.

从以上 4 个定义不难看出, 在 RNAM 表示中, 只有标准矩形可以利用 Gouraud 阴影法来计算 $g_{\text{est}}(x, y)$, 其中 $g_{\text{est}}(x, y)$ 表示 B 中坐标 (x, y) 处的近似灰度值. 因此, 为了将经典的 Gouraud 阴影法的思想应用到 RNAMC 表示算法中, 必须将 Gouraud 阴影法进行扩展, 才能同时处理 4 种类型的矩形.

根据 B 的类型, 下面分 4 种情况讨论了扩展的 Gouraud 阴影法如何计算 $g_{\text{est}}(x, y)$:

第 1 种情况: 标准矩形.

对于标准矩形 B 来说, g_1, g_2, g_3 和 g_4 是该矩形 4 个角落的灰度值, 且这 4 个灰度值必须记录在 RNAMC 表示的颜色表里, 并且

$$g_{\text{est}}(x, y) = g_5 + (g_6 - g_5) \times i_1,$$

其中, $g_5 = g_1 + (g_2 - g_1) \times i_2, g_6 = g_3 + (g_4 - g_3) \times i_2, i_1 = (y - y_1) / (y_2 - y_1)$, 且 $i_2 = (x - x_1) / (x_2 - x_1)$.

第 2 种情况: 宽为 1 的矩形.

对于宽为 1 的矩形 B 来说, g_1 和 g_4 分别是该矩形左上角和右下角的灰度值, 且这两个灰度值必须记录在 RNAMC 表示的颜色表里, 并且

$$g_{\text{est}}(x, y) = g_1 + (g_4 - g_1) \times i_2,$$

其中 $i_2 = (x - x_1) / (x_2 - x_1)$.

第 3 种情况: 长为 1 的矩形.

对于长为 1 的矩形 B 来说, g_1 和 g_4 分别是该矩形左上角和右下角的灰度值, 且这两个灰度值必须记录在 RNAMC 表示的颜色表里, 并且

$$g_{\text{est}}(x, y) = g_1 + (g_4 - g_1) \times i_1,$$

其中 $i_1 = (y - y_1) / (y_2 - y_1)$.

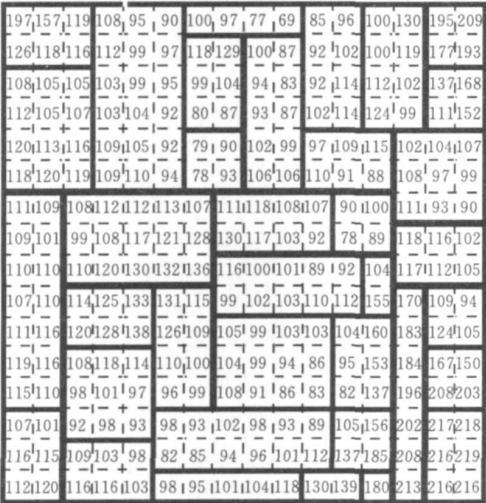
第 4 种情况: 孤立点矩形.

对于孤立点矩形 B 来说, g_1 是该矩形左上角的灰度值, 且这个灰度值必须记录在 RNAMC 表示的颜色表里, 并且

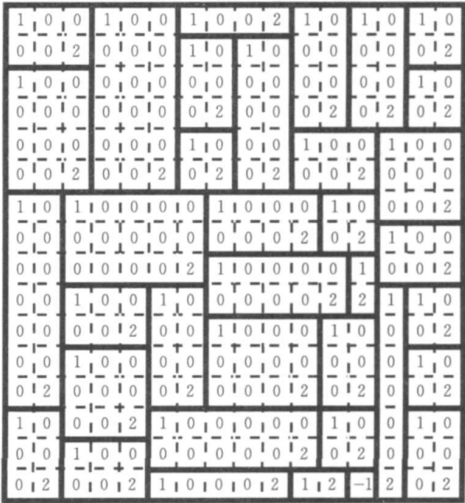
$$g_{\text{est}}(x, y) = g_1.$$

3. 3 灰度图像的 RNAMC 表示算法

通过使用下文即将描述的 RNAMC 表示算法, 可以把图 2(a) 分割为如图 4(a) 所示的互不重叠的同类块. 在矩阵 R 中(如图 4(b) 所示)用单独的标签来标识图 4(a) 中不同的顶点类型. 在矩阵 R 中, 符号“1”和“2”分别用来标识矩形的左上角和右下角, 符号“-1”仅用来标识孤立点矩形. 这些互不重叠的同类块具有如下特点, 即: 如果以光栅扫描的方式扫描矩阵 R , 每一个矩形的左上顶点和右下顶点在列方向上是最接近的. 因此, 只要原始图像被分割后的矩形互不重叠, 矩阵 R 就是可以解码的^[34].



(a) RNAMC方法分割后的同类块



(b) (a)对应的R矩阵

图 4 RNAMC 方法的一个简单例子($\epsilon=10$)

图 4(a) 中一共有 36 个矩形, 即 30 个标准矩形、3 个宽为 1 的矩形、2 个长为 1 的矩形和 1 个孤立点矩形. 根据本节下文提出的 RNAMC 表示算法, 不难算出图 2(a) 用 RNAMC 方法表示时的压缩比为 2 1463, 解码后重建图像的 $PSNR$ 为 37.6069.

通过以上分析, 不难看出, 与 STC 表示算法相比, 在保持图像质量的前提下, RNAMC 表示算法具有更高的压缩比和更少的块数, 因此能更有效地减少数据存储空间.

以下将分别给出 RNAMC 表示编解码算法的

具体步骤.

编码算法的具体步骤:

/* 给定一幅 $M \times N$ 的灰度图像模式 f 和误差容许量 ε , 将编码结果存储到一个颜色表 P 和一个坐标表 Q 里 */

1. 将一个大小为 $M \times N$ 的矩阵 R 的所有元素赋值为 0, 同时将矩形子模式的计数变量 num 赋值为 0.

2. 从灰度图像模式 f 的第一个入口开始, 首先根据光栅扫描的顺序确定一个未被标识的矩形子模式的起始点 (x_1, y_1) , 再根据矩形子模式的匹配(逆布局)算法来追溯相应的矩形子模式.

3. 根据矩形子模式的效率尺度(即矩形子模式的面积)和扩展的 Gouraud 阴影法(误差容许量为 ε), 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灰度图像模式 f 中作标识, 以便下一个起始点的寻找.

4. 将矩形子模式的计数变量 num 的值加 1, 并记录此最大矩形子模式的参数, 即左上角的坐标 (x_1, y_1) 、右下角的坐标 (x_2, y_2) 以及 4 个角落的灰度值 (g_1, g_2, g_3, g_4) , 其中灰度值的具体存储记录用 K 码表示^[34].

5. 根据坐标 (x_1, y_1) 和 (x_2, y_2) 的关系, 按如下 3 种情况将找到的矩形子模式的参数存储到一个颜色表 P 中.

情况 1. $x_1 < x_2$ 且 $y_1 < y_2$.

将矩形子模式的参数 (g_1, g_2, g_3, g_4) 存储到颜色表 P 中, 即 $P\{num\} \leftarrow \{(g_1, g_2, g_3, g_4)\}$, 并将矩阵 R 中对应位置的矩形子模式的左上角和右下角分别用“1”和“2”进行标识.

情况 2. $x_1 = x_2$ 且 $y_1 \neq y_2$ ($x_1 \neq x_2$ 且 $y_1 = y_2$).

将矩形子模式的参数 (g_1, g_4) 存储到颜色表 P 中, 即 $P\{num\} \leftarrow \{(g_1, g_4)\}$, 并将矩阵 R 中对应位置的矩形子模式的左上角和右下角分别用“1”和“2”进行标识.

情况 3. $x_1 = x_2$ 且 $y_1 = y_2$.

将矩形子模式的参数 (g_1) 存储到颜色表 P 中, 即 $P\{num\} \leftarrow \{(g_1)\}$, 并将矩阵 R 中对应位置的孤立点矩形子模式用“-1”进行标识.

6. 循环执行步 2~ 步 5, 直到没有新的起始点为止.

7. 输出颜色表 P .

8. 根据 3.4 节介绍的坐标压缩程序, 对矩阵 R 中所有非零元素的坐标进行编码, 并将编码结果存储到一个坐标表 Q 中.

解码算法的具体步骤:

/* 给定一幅 $M \times N$ 的灰度图像模式 f , 一个颜色表 P , 一个坐标表 Q (P 和 Q 是 RNAMC 编码算法的结果), 输出重建图像 g_{est} , 并计算该重建图像的 $PSNR^*$ */

1. 将一个大小为 $M \times N$ 的灰度图像 g_{est} 的所有元素赋任意初值, 同时将矩形子模式的计数变量 num 赋值为 0.

2. 根据坐标表 Q , 解码出大小为 $M \times N$ 的 R 矩阵.

3. 根据颜色表 P , 算出矩形子模式的总数 $total_num$.

4. $num = num + 1$. 根据 $P\{num\}$, 判断该矩形子模式的类型并获取其灰度值.

5. 根据矩形子模式的类型, 利用扩展的 Gouraud 阴影

法计算该矩形子模式的所有 $g_{est}(x, y)$, 其中 $g_{est}(x, y)$ 表示该矩形中坐标 (x, y) 处的近似灰度值.

6. 根据 R 矩阵, 按光栅扫描的顺序将该矩形子模式的解码结果赋值给矩阵 g_{est} .

7. 若 $num < total_num$, 则执行步 4.

8. 输出解码图像 g_{est} , 并根据如下公式计算其 $PSNR$:

$$PSNR = 10 \log_{10} \left[\frac{255^2 \times M \times N}{\sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} [f(x, y) - g_{est}(x, y)]^2} \right].$$

3.4 坐标数据压缩算法

RNAMC 表示的编码算法的最后一步就是用坐标数据压缩算法编码矩阵 R 中所有非零元素的坐标. 以下为坐标数据压缩算法的具体步骤^[34]:

1. 逐行扫描大小为 $M \times N$ 的矩阵 R , 如果该行所有元素均为零, 那么就不用编码该行, 在这种情况下, 使用一个二进制位“0”来表示本行从头到尾都不存在非零元素. 否则, 如果该行存在非零元素, 那么就在每一个非零元素前加一个前缀符“1”, 然后在前缀符后加上用以标识非零元素 1、2 和 -1 的码字. 编码过程中使用的前缀码字集如表 1 所示.

表 1 3 类顶点符号的码字集

顶点类型	符号	码字
左上	1	1
右下	2	01
孤立像素	-1	00

2. 用 b 个比特来表示这个非零元素所在列的位置, 且 b 的值按如下方式进行计算.

2.1. 对于在某一行遇到的第一个非零元素, $b = \lceil \log_2 N \rceil$. 这里的 b 个比特用来指明第一个非零元素关于本行首端的位置.

2.2. 对于在某一行遇到的除了第一个非零元素以外的其它非零元素, $b = \lceil \log_2 (N - c) \rceil$, 其中 c 是前一次遇到的非零元素的列的位置. 这里的 b 个比特用来表示这个非零元素关于前一次编码的非零元素的右端的位置.

3. 在某一行的最后一个非零元素编码完后, 使用一个二进制位“0”来表示本行剩余的元素均为零, 否则, 如果该行的最后一个非零元素的位置在本行的末尾, 那么就不必使用“0”来表示本行剩余的元素均为零.

3.5 RNAMC 表示算法的复杂度分析

就 RNAMC 表示算法的编码部分而言, 编码所需的时间正比于 ξ_n , 其中 n 是灰度图像的像素数, ξ 表示图像中每个像素平均分割的次数, 且 ξ 的上限为 $O(\log n)$. 因此, 在最坏情况下编码算法的时间复杂度为 $O(n \log n)$.

就 RNAMC 表示算法的解码部分而言, 解码所需的时间比编码少得多, 解码所需的时间正比于灰度图像的像素数 n . 因此, 解码算法的时间复杂度为 $O(n)$.

4 实验结果及分析

为了进一步说明本文算法的有效性, 本节从实验的角度将 RNAMC、STC 和 SDCT 这 3 种表示算法进行了比较. 实验中为了比较的公平性起见, 本节所采用的测试图像的大小、名称和数量与文献[23]相同, 即分别为 512×512 大小的“Lena”、“F16”、“Barbara”和“Baboon”等 4 幅灰度图像, 如图 5 所

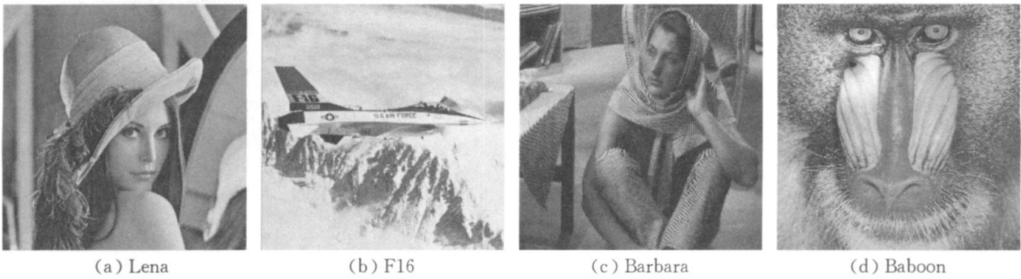


图 5 4 幅测试图像

考虑 4 种不同的误差容许量 $\varepsilon = 10, 20, 30$ 和 40 , 本节重点给出了 RNAMC 和 STC 表示算法的实验结果的比较, 这两种算法的表示效率可以用以下 3 个参数进行度量, 即同类块的数目、压缩比以及 $PSNR$.

表 2 给出了 RNAMC 表示算法和 STC 表示算法在压缩性能上的比较, 表 3 给出了 RNAMC 表示

示. 另外, 为了实验结果的可比性, 本实验中所使用的误差容许量也与文献[23]相同, 即本节所有实验结果均是在 $\varepsilon = 10, 20, 30$ 和 40 时所获得的.

从文献[23]的实验结果可知: 在保持图像质量的前提下, 就给定的大小为 512×512 的“Lena”、“F16”、“Barbara”和“Baboon”等 4 幅灰度图像而言, 当误差容许量 $\varepsilon = 10, 20, 30$ 和 40 时, SDCT 表示算法在压缩比提高率方面比 STC 表示算法平均提高了 63.08% .

算法相对于 STC 表示算法在压缩比上的提高程度. 表 4 和表 5 分别给出了 RNAMC 和 STC 表示算法在同类块的数目和 $PSNR$ 上的比较. 其中, 表 2~5 中的“Single_Avg”表示 4 幅图像对于单个 ε 时某项性能指标的单独平均值, “Average”表示 4 幅图像对于 ε 取 4 种不同值时某项性能指标的总的平均值.

表 2 压缩性能的比较

算法	ε	压缩性能					
		Lena	F16	Barbara	Baboon	Single_Avg	Average
STC	10	3 1119	2 9762	2. 8371	1 1051	2 5076	5. 8655
	20	6 5423	4 8977	4. 7081	1 4761	4 4060	
	30	10 2670	7 1415	7. 3212	1 8730	6 6507	
	40	16 4924	9 9986	10. 7123	2 3868	9 8975	
RNAMC	10	4 6034	4 9788	3. 8732	1 5174	3 7432	11. 1729
	20	11 2806	9 9636	7. 2775	2 9623	7 8710	
	30	19 8287	14 0430	13. 8207	3 6490	12 8354	
	40	32 2350	21 8782	21. 6965	5 1581	20 2419	

表 3 压缩比提高率的比较

$\varepsilon / \%$	压缩比提高率					
	Lena	F16	Barbara	Baboon	Single_Avg	Average
10	47. 93	67. 29	36. 52	37. 31	47. 26	82. 91
20	72. 43	103. 43	54. 57	100. 68	82. 78	
30	93. 13	96. 64	88. 78	94. 82	93. 34	
40	95. 54	118. 81	102. 54	116. 11	108. 25	

表 4 同类块的比较

算法	ε	同类块数目					
		Lena	F16	Barbara	Baboon	Single_Avg	Average
STC	10	19821	20725	21741	55814	29525	18262
	20	9428	12594	13101	41787	19228	
	30	5676	8637	8425	32931	13917	
	40	3740	6169	5758	25843	10378	
RNAMC	10	17370	15559	18530	50502	25490	14876
	20	7686	8016	11621	34274	15399	
	30	4693	5356	8077	24732	10715	
	40	3269	3880	5670	18782	7900	

表 5 PSNR 的比较

算法	ε	PSNR				
		Lena	F16	Barbara	Baboon	Single Avg
STC	10	38 6344	39 6594	38 4591	42 9035	39 9141
	20	33 1101	34 1491	32 3798	34 4598	33 5247
	30	29 6316	31 0298	28 8542	30 2148	29 9326
	40	27 3475	28 3301	26 2004	27 1913	27 2673
RNAMEC	10	36 6970	36 7784	37 3954	38 6873	37 3895
	20	30 5179	30 8747	30 6879	31 3068	30 8468
	30	27 1041	27 3657	26 8477	27 2407	27 1396
	40	24 8079	24 6903	24 7302	24 9216	24 7875

从表 2 易知,随着 ε 的增加,RNAMEC 和 STC 表示算法的压缩比均呈增加趋势.另外,从表 3~ 5 不难看出,对于给定的 4 幅图像,在不同的误差容许量下($\varepsilon=10、20、30$ 和 40),RNAMEC(STC)的同类块数平均为 14876(18262),RNAMEC(STC)的 PSNR 平均为 30.0408(32.6597),RNAMEC 相对于 STC 的压缩比提高率平均为 82.91%.因此,尽管 RNAMEC 表示算法在 PSNR 方面比 STC 表示算法平均下降了 8.02%,但在压缩比提高率方面却比 STC 表示算法平均提高了 82.91%,同时 RNAMEC 表示算法在同类块的数目方面也比 STC 表示算法平均减少了 18.54%,从而更有利于提高图像表示的效率和图像处理的速度.而从文献[23]的实验结果可知:在同等条件下,SDCT 表示算法在压缩比提高率方面比 STC 表示算法平均提高了 63.08%,显然,RNAMEC 表示算法能够比 SDCT 表示算法更有效地提高图像表示时的压缩比.

此外,在相同的误差容许量下,比如:当 $\varepsilon=20$,对于给定的 4 幅图像,RNAMEC(STC)的同类块数平均为 15399(19228),RNAMEC(STC)的 PSNR 平均为 30.8468(33.5247),RNAMEC 相对于 STC 的压缩比提高率平均为 82.78%,显然,RNAMEC 在同类块的数目(平均减少了 19.91%)和压缩比提高率(平均提高了 82.78%)方面是优于 STC 的,尽管 RNAMEC 的 PSNR 比 STC 平均下降了 7.99%.通常,如果重建图像的 PSNR 达到 30 左右,人眼主观上是分辨不出原始图像与重建图像之间的差异的^[35].显然,当 $\varepsilon=20$,这两种算法重建后的图像的 PSNR 均达到了 30 以上.

综上所述,与 STC 和 SDCT 表示算法相比,在保持图像质量的前提下,RNAMEC 表示算法具有更高的压缩比和更少的块数,从而能够更有效地减少数据存储空间,因而是灰度图像的一种更好的表示方法.

5 结 论

设计有效的图像表示算法在计算机视觉、计算

机图形学、图像处理、模式识别等领域里是一个非常重要的问题.本文借助于 BTTC 和 STC 灰度图像表示算法的思想,扩展了著名的 Gouraud 阴影法,并通过使用矩形非对称逆布局模型(RNAME)和扩展的 Gouraud 阴影法,提出了一种新的灰度图像表示算法,简称为 RNAMEC 表示算法.该算法的复杂度与 BTTC 和 STC 的复杂度是一样的,即:编解码部分的时间复杂度分别为 $O(n \log n)$ 和 $O(n)$,其中 n 为灰度图像的像素数.实验结果表明:与流行的 STC 和 SDCT 灰度图像表示算法相比,在保持图像质量的前提下,本文提出的灰度图像表示算法具有更高的压缩比和更少的块数,因而是灰度图像表示的一种良好方法.这种表示方法可以应用于灰度图像表示的各个方面,在降低存储空间、加快传输速度、提高模式匹配效率等方面具有良好的理论参考意义和实际应用价值.

参 考 文 献

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

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

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

[4] Papakostas G A, Boutalis Y S, Karras D A, Mertzios B G. Fast numerically stable computation of orthogonal Fourier-Mellin moments. IET Computer Vision, 2007, 1(1): 11-16

[5] Kotoulas L, Andreadis I. Fast computation of Chebyshev moments. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2006, 16(7): 884-888

[6] Liu J G, Liu Y Z, Wang G Y. Fast discrete W transforms via computation of moments. IEEE Transactions on Signal Processing, 2005, 53(2): 654-659

[7] Freeman H. Computer processing of the line drawings. ACM Computer Survey, 1974, 6(1): 57-97

- [8] Jonge W D, Scheuermann P, Schijf A. S+-Trees: An efficient structure for the representation of large pictures. *Computer Vision and Image Understanding*, 1994, 59(3): 265-280
- [9] Dyer C. The space efficiency of quadrees. *Computer Vision, Graphics and Image Processing*, 1982, 19(4): 335-348
- [10] Gargantini I. An effective way to represent quadrees. *Communications of the ACM*, 1982, 25(12): 905-910
- [11] Chen C B, Zou H M. Linear binary trees//*Proceedings of the 9th International Conference on Pattern Recognition*. Rome, 1988: 576-578
- [12] Chen Chuan Bo, Zou Hai Ming, Zhou Guang Xiong. Optimal division and linear binary tree for hierarchical representations of images. *Chinese Journal of Computers*, 1991, 14(7): 505-513 (in Chinese)
(陈传波, 邹海明, 周冠雄. 图像分层表示的最优分割和线性二元树. *计算机学报*, 1991, 14(7): 505-513)
- [13] Sarkar D. Boolean function-based approach for encoding of binary images. *Pattern Recognition Letters*, 1996, 17(8): 839-848
- [14] Howard P G, Kossentini F, Martins B, Forchhammer S, Rucklidge W J. The emerging JBIG2 standard. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 1998, 8(7): 838-848
- [15] Wallace G K. The JPEG still picture compression standard. *Communications of the ACM*, 1991, 34(4): 29-44
- [16] Saha S. Image compression from DCT to wavelets: A review. *ACM Crossroads*, 2000, 6(3): 12-21
- [17] Vore B A D, Jawerth B, Lucien B J. Image compression through wavelet transform coding. *IEEE Transactions on Information Theory*, 1992, 38(2): 719-746
- [18] Zeng B, Neuvo Y. Interpolative BTC image coding with vector quantization. *IEEE Transactions on Communications*, 1993, 41(10): 1436-1438
- [19] Jacquin A E. Image coding based on a fractal theory of iterated contractive image transformations. *IEEE Transactions on Image Processing*, 1992, 1(1): 18-30
- [20] Distasi R, Nappi M, Vitulano S. Image compression by B-tree triangular coding. *IEEE Transactions on Communications*, 1997, 45(9): 1095-1100
- [21] Foley J D, Dam A V, Fisher S K, Hughes J F. *Computer Graphics, Principle, and Practice*. 2nd Edition. Reading, MA: Addison Wesley, 1990
- [22] Chung K L, Wu J G. Improved image compression using S-tree and shading approach. *IEEE Transactions on Communications*, 2000, 48(5): 748-751
- [23] Chung K L, Liu Y W, Yan W M. A hybrid gray image representation using spatial and DCT-based approach with application to moment computation. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 2006, 17(6): 1209-1226
- [24] Zheng Yur Ping, Chen Chuan Bo. A color image representation method based on non symmetry and anti packing model. *Journal of Software*, 2007, 18(11): 2932-2941 (in Chinese)
(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. *软件学报*, 2007, 18(11): 2932-2941)
- [25] Chen C B, Hu W J, Wan L. Direct non symmetry and anti packing pattern representation model of medical images//*Proceedings of the 1st International Conference on Bioinformatics and Biomedical Engineering (ICBBE' 07)*. Wuhan, 2007: 1011-1018
- [26] Zheng Y P, Chen C B, Huang W, Fang S H. A new non symmetry and anti packing model with K-lines and its application to color image representation//*Proceedings of the 2007 International Conference on Image Processing, Computer Vision, and Pattern Recognition (ICCV' 07)*. Monte Carlo Resort, Nevada, 2007: 526-532
- [27] Chen C B, Zheng Y P, Sarem M, Huang W. A novel algorithm for multi-valued image representation//*Proceedings of the 3rd International Conference on Natural Computation and the 4th International Conference on Fuzzy Systems and Knowledge Discovery (ICNC' 07 and FSKD' 07)*. Haikou, 2007: 84-89
- [28] Zheng Yur Ping, Chen Chuan Bo, Huang Wei. BPD-based triangle NAM for image representation. *Journal of Chinese Computer Systems*, 2009, 30(1): 100-105 (in Chinese)
(郑运平, 陈传波, 黄巍. 基于位平面分解的三角形 NAM 图像表示. *小型微型计算机系统*, 2009, 30(1): 100-105)
- [29] Zheng Y P, Chen C B, Sarem M. A novel algorithm for triangle non symmetry and anti packing pattern representation model of gray images//*Proceedings of the 3rd International Conference on Intelligent Computing (ICIC' 07)*. Qindao, China, 2007: 832-841
- [30] 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. *Frontiers of Computer Science in China*, 2008, 2(4): 431-437
- [31] Zheng Yur Ping, Chen Chuan Bo. Binary image representation method using NAM with triangles and rectangles. *Journal of Chinese Computer Systems*, 2009, 30(8): 1680-1684 (in Chinese)
(郑运平, 陈传波. 三角形和矩形 NAM 的二值图像表示方法. *小型微型计算机系统*, 2009, 30(8): 1680-1684)
- [32] Xia Hui, Chen Chuan Bo, Qin Pei Yu, Lv Ze-Hua. Study on rectangle NAM model for connected component labeling. *Computer Science*, 2007, 34(9): 209-212 (in Chinese)
(夏晖, 陈传波, 秦培煜, 吕泽华. 矩形 NAM 图像表示及其上的连通区域标记算法. *计算机科学*, 2007, 34(9): 209-212)
- [33] Chen Chuan Bo, Xia Hui, Qin Pei Yu, Lv Ze-Hua. Study on rectangle NAM model for computing the Euler number. *Journal of Chinese Computer Systems*, 2007, 28(12): 2233-2237 (in Chinese)
(陈传波, 夏晖, 秦培煜, 吕泽华. 矩形 NAM 图像表示及其上欧拉数计算. *小型微型计算机系统*, 2007, 28(12): 2233-2237)
- [34] Mohamed S A, Fahmy M M. Binary image compression using efficient partitioning into rectangular regions. *IEEE Transactions on Communications*, 1995, 43(5): 1888-1892
- [35] Taubman D S, Marcellin M W. *JPEG2000 Image Compression Fundamentals, Standards and Practice*. Boston: Kluwer Academic, 2002



ZHENG Yun Ping, born in 1979, Ph. D., lecturer. His major research interests include computer graphics, image processing, and pattern recognition.

CHEN Chuan Bo, born in 1957, Ph. D., professor, Ph. D. supervisor. His major research interests include computer graphics, image processing, and pattern recognition.

Background

The researched problem in this paper is image representation which belongs to the fields of computer graphics, computer vision, image processing, and pattern recognition. This work is supported by the National High Technology Research and Development Program (863 Program) of China under Grant No 2006AA04Z211 and the National Natural Science Foundation of China under Grant No 60973085. The major objective of the project is to design efficient lossy or lossless image representations that reduce the storage space of images and the time required for image manipulations since efficient image representations can save space and facilitate the manipulation of the acquired images. Up to date, more than 20 relevant papers based on NAM for image representation and image manipulation have been published in referred conferences and journals, such as Chinese Journal of Electronics, Journal of Software, and so on. However, all of our previous NAM-based image representation methods are lossless, and no any lossy technology are used in those papers. Therefore, the motivation of this paper is to propose a novel NAM-based lossy representation method for gray images.

Based on the B-tree triangular coding (BTTC) approach, Distasi et al. proposed the first spatial data structures (SDS) for representing gray images, which was published in IEEE Transactions on Communication in 1997. The BTTC-based SDS is really a pioneer work to extend the SDS design from binary images to gray images. One advantage of BTTC over JPEG is its shorter execution time. Later, based on the S-tree data structure and the Gouraud shading method, a new S-tree Coding (STC)-based approach for representing gray images was proposed, which was also published in IEEE Transactions on Communication in 2000. The experi-

mental results show that the STC has a superior performance in the execution time (less than half of the execution time of the BTTC) without sacrificing compression ratio and image quality. Later, a novel hybrid gray image representation using spatial and DCT-based approach (SDCT) was presented by Chung K L, et al. in 2006. Based on some real gray images, their experimental results showed that the SDCT over the STC has about 63.08% memory saving improvement ratio in average with a higher time complexity than the STC. However, although the traditional SDS-based representation algorithms, such as the BTTC, the STC and the SDCT, have many merits and applications, they put too much emphasis upon the symmetry of image segmentation. Therefore, they are not the optimal gray image representation algorithms. In this paper, inspired by the idea of the BTTC and the STC, by extending the well-known Gouraud shading method, the authors propose a new algorithm for the gray image representation by using the Rectangular Non-symmetry and Anti-packing Model (RNAME) and extended shading approach. Similarly, based on some real gray images, the experimental results show that the algorithm over the STC algorithm has about 82.91% memory saving improvement ratio in average with the same time complexity as the STC. By comparing the proposed algorithm with the popular STC and SDCT algorithms for the gray image representation, it is shown that the former has the higher compression ratio and the less number of blocks than the latter whereas maintaining the image quality, and therefore it can reduce the data storage much more effectively than the latter and it is a better method to represent the gray image.