

一种可调节的多级颜色量化算法

李玉蓉

(西南财经大学经济信息工程学院 成都 610074) (中国科学院成都计算机应用研究所 成都 610041)

摘要 针对当量化图像的颜色数量较少时如何调节颜色层次和微弱颜色,本文提出了一种新颖的多级颜色量化算法。根据 Kohonen 自组织神经网络和线性像素置换计算第一级调色板;然后多次迭代找出最相似的颜色对,删除其中的一个,得到第二级调色板;最后根据调色板中颜色的像素数量和与基色距离的加权和,选出最终的代表颜色。实验结果表明,该算法能够通过设置适当的像素取样率、像素数量权重和与基色的距离权重而有效地选择满足不同需要的量化结果,并且保持较好的量化图像质量。

关键词 颜色量化,自组织神经网络,线性像素置换,多级聚类

An Adjustable Multi-level Color Quantization Algorithm

LI Yu-rong

(School of Information Engineering, Southwestern University of Finance and Economics, Chengdu 610074, China)

(Chengdu Institute of Computer Application, the Chinese Academy of Sciences, Chengdu 610041, China)

Abstract This paper proposes a novel multi-level algorithm for color quantization, on how to make a choice between weak colors and color layers when a color image is reproduced with very small number of colors. Firstly, an initial color palette is constructed based on Kohonen Self-organizing Neural Network and Linear Pixel Shuffling; then repeatedly the two most similar colors are found in the initial palette, and one is eliminated, until only the required number of colors are left; finally, the weighted sums of pixel numbers and color distances to the base color are calculated, and the desired number of largest sum colors are chosen to form a final palette. It is shown from experiments that the presented algorithm can effectively adjust quantized results by assigned proper sampling rate and weights for pixel number and distance, as well as result in a good image quality.

Keywords Color quantization, Self-organizing neural network, Linear pixel shuffling, Multi-level clustering

1 引言

颜色量化是根据彩色图像选择一组代表颜色,并计算原始图像的颜色空间与代表颜色之间的映射的过程。它是数字图像处理中一项重要技术,广泛应用于视频压缩、低端彩色显示器、打印机和图像分割等,至今仍是一个活跃的研究领域。量化算法分为两类:分割和聚类算法。分割算法如八叉树算法、中位切分^[3]。聚类算法诸如 K 均值聚类^[1]、自组织映射^[2]、蚁群算法^[4]等等。近来提出了自动确定量化颜色数量的算法^[7]。当代表颜色数量较大时(如 256 或 64 色),这些算法都取得了满意的结果。但是当代表颜色的种类很少时(如 16 或 8 色),图像质量明显降低。其中,同时保留原始图像的颜色层次和微弱颜色一直没有满意的解决方案。例如在图 5 中,绿色层次分明的树叶簇拥一朵粉红小花。颜色层次由大量拥有近似颜色的像素构成,而微弱颜色由少量的但颜色明显不同的像素构成。当量化颜色很少时,应是粉色的小花可能呈现绿色,或者保留了粉色的花,而丢失了树叶的绿色层次感。大多数分割算法易于丢失微弱颜色,聚类算法难以保留颜色层次^[5]。文献[5]提出了通过改变像素数量权重和颜色距离的权重选择保留颜色层次或突出微弱颜色的算法。但它的量化图像的失真度较大,而且有意突出的微弱颜色或颜色层次与原始图像差异相当明显。

本文的目的是在确保失真度较小的基础上,提出一种根据不同需求能有效地选择保留颜色层次或微弱颜色的量化算法。一般量化算法只构建一个调色板,我们的算法将构建三

级调色板,每级调色板在其低级调色板上采用不同的算法继续对颜色归并。设第一级、第二级和第三级调色板的尺寸分别为 K 、 M 和 N ,其中 $K > M > N$ 。

2 第一级调色板

2.1 线性像素置换

Fibonacci 序列由以下递归公式定义:

$$F_0 = 0, F_1 = 1$$

$$F_n = F_{n-1} + F_{n-2}, n \geq 2$$

Fibonacci 置换是小于 F_n (第 n 个 Fibonacci 数值)的整数排列。排列顺序由以下公式决定,其中, x 代表坐标。

$$Y_x = x * F_{n-1} \% F_n$$

线性像素置换 (Linear Pixel Shuffling)^[6]把 Fibonacci 置换推广到二维空间,即二维数据的排列。序列 \mathcal{T} 由以下公式确定。

$$T_0 = 0, T_1 = 1, T_2 = 1$$

$$T_n = T_{n-1} + T_{n-3}, n \geq 3$$

根据序列 \mathcal{T} 定义线性像素置换掩模表:

$$M_{xy} = (xA + yB) \% C \quad (1)$$

A 、 B 、 C 是 \mathcal{T} 序列中的三个连续数。 x 、 y 是行和列的坐标。图 1 是由 $A=41$, $B=60$, $C=88$ 确定的掩模表的一部分。

线性像素置换有三个重要的特点。第一,在几何位置上靠近的元素的 M 值差别大^[6]。第二,对于每个 M 值相同的像素,它们的邻域像素的 M 值也对应相同。第三,随着像素

的 M 值增加,它的邻域的 M 值也增加相同大小。图 1 中的两个多边形反映了 M 值分别为 0 和 1 的两个像素的邻域的对对应关系。第一个特性提供了一种均匀访问图像中的像素的方法:首先访问满足 $M_{xy} = 0$ 的像素;接着处理 $M_{xy} = 1$ 的像素;依次访问其它像素。第二和第三个特性提供了一种方便提取部分能较好地代表原始图像的像素的办法。像素与它的近邻像素的值往往很接近。在一定大小区域内选取中心点作为代表颜色。如图 1,只选取多边形区域内的中心像素参加训练。设以 $M_{xy} = 0$ 为中心的邻域的最小值为 M_{small} 。分别以 $0, 1, 2, \dots, (M_{small} - 1)$ 为中心的区域几乎覆盖了除个别像素以外的图像的整个区域。如图 1 所示的邻域大小,图像的像素取样率约为 6.9%。

0	60	32	4	64	36	8	68	40	12	72	44	16
41	13	73	45	17	77	49	21	81	53	25	85	57
82	54	26	86	58	30	2	62	34	6	66	38	10
35	7	67	39	11	71	43	15	75	47	19	79	51
76	48	20	80	52	24	84	56	28	60	32	4	
29	1	61	33	5	65	37	9	69	41	13	73	45
70	42	14	74	46	18	78	50	22	82	54	26	86
23	83	55	27	87	59	31	3	63	35	7	67	39
64	36	8	68	40	12	72	44	16	76	48	20	80
17	77	49	21	81	53	25	85	57	29	61	33	
58	30	2	62	34	6	66	38	10	70	42	14	74
11	71	43	15	75	47	19	79	51	23	83	55	27
52	24	84	56	28	0	60	32	4	64	36	8	68

图 1 由 $M_{xy} = (41x + 60y) \% 88$ 确定的掩模表

2.2 改进的自组织神经网络

对图像像素聚类产生调色板。聚类算法基于 Kohonen 自组织神经网络,并采用线性像素置换的方法访问图像像素。神经网络由输入层和输出层构成。输出层即调色板,是包含了 K 个神经元的一维网络。

实验表明调色板的初始值会直接影响量化图像质量。根据线性像素置换从原始图像中提取像素作为初始值。选取的像素在图像中均匀分布。如果选取的像素与调色板中已存在的颜色的距离均大于设定的阈值,则把该像素添加到调色板中。

提取图像中的像素,组成多个样本集输入到网络。数据输入顺序会影响调色板的值^[7]。为确保每个样本集中的颜色向量的随机性和分布均匀性,用线性像素置换的方法对原始图像取样获得多个样本集。通过设置适当的像素取样率调节微弱颜色和颜色层次。当需要保留颜色层次时,选取较大的取样率;反之,选取较小的取样率,突出微弱颜色。本算法采用 100% 和 6.9% 两种取样率。取样率较小时,算法的时间效率能显著提高。

输入向量映射到网络输出层中的相似度最大的权重向量。设 s_i 是原始图像颜色空间的一个三维向量, s'_i 代表权重向量。

$$s' = f_g(s) \cdot \|s - s'\| = \min_{j=1,2,\dots,k} \|s - s'_j\| \quad (2)$$

用 Euclidean 距离判断输入向量与权重向量的相似性。为便于与其它算法比较,采用 RGB 颜色空间。与 Kohonen 网络不同,我们只更新优胜权重向量。

$$s'_i(t+1) = \begin{cases} s'_i(t) + \eta(t)(s_i - s'_i(t)) & \text{当 } i \text{ 为优胜结点} \\ s'_i(t) & \text{其它} \end{cases} \quad (3)$$

$\eta(t)$ 的初始值为 1,随样本集迭代次数的增加而呈指数下降。

3 第二级调色板

经多次迭代从第一级调色板删除 $K - M$ 种颜色。每次

从既有的代表颜色中找出一对颜色 s'_a 和 s'_b ,使得

$$\|s'_a - s'_b\| = \min_{\substack{1 \leq i < j \leq K \\ i \neq j}} \|s'_i - s'_j\| \quad (4)$$

设 $pNum(s')$ 代表颜色 s' 的像素数量。从 s'_a 和 s'_b 中删除一个,不妨设为 s'_b ,使得

$$pNum(s'_b) < pNum(s'_a)$$

4 第三级调色板

第三级量化步骤如下:

第一步,从第二级调色板计算包含最多像素的基色 s'_{base} ,数目为 $pNum(s'_{base})$ 。

第二步,计算第二级调色板中的颜色与基色的 Euclidean 距离 $Dis(s')$ 。

第三步,考虑到距离和像素数量是不同类型的物理量,先进行如下归一化:

$$v_1 = pNum(s') / pNum(s'_{base})$$

$$v_2 = Dis(s') / (255 * \sqrt{3})$$

计算代表颜色的像素数量和与基色的距离的加权和。

$$F(s') = wp * (\alpha_1 * v_1) + wd * (\alpha_2 * v_2) \quad (5)$$

其中, $\alpha_1 = 1, \alpha_2 = 0.05$; wp 是像素数量权重, wd 是与基色的距离的权重,并且满足 $wp + wd = 1$ 。当需要突出微弱的颜色细节, wd 取较大值,而增加 wp 的值可增强颜色层次。

第四步,选择基色和 $N - 1$ 种具有最大加权和的代表颜色。

第五步,把调色板中其余颜色与第四步选中的颜色根据公式(3)进行归并。

5 算法性能分析

本文算法构建三级调色板,构建第一级调色板的时间复杂度为 $O(I * K * sr)$,其中 I 为原始图像的像素总量, sr 为像素取样率,可取 100% 和 6.9%。构建第二级调色板为 $O(7/6K^3 - K^2(11/6 * M + 1) + K(M^2 + 2 * M))$,第三级为 $O(M^2)$ 。

6 实验结果

设置 K, M 和 N 的关系, $K = 3.5N, M = 1.25N$ 。为便于比较算法的结果,设置代表颜色的数量 $N = 16$ 。为保留微弱颜色,图像取样率、像素数量权重和距离权重设置为 $sr = 6.9\%, wp = 0.3, wd = 0.7$ 。为保留原始图像中的层次, $sr = 100\%, wp = 0.6, wd = 0.4$ 。

对图 2 和图 5 的原始图像进行多级量化,量化结果如图 3 和图 6 所示。每幅测试结果图像中的 (a) 图意在突出微弱颜色, (b) 图意在保留颜色层次。图 3(a) 中左侧的粉红色花朵和右上方的金黄色花朵非常接近原始图像。图 3(b) 较好地再现了原始图像中的蓝色层次和绿色层次。为评估该算法的优劣,把它与文献[5]中的 CFAQ 算法进行比较。图 4 给出了 CFAQ 算法的量化结果^[5]。图 4(a) 保留了红色的花朵,优于八叉树算法和 K 均值聚类^[5]。我们的结果图 3(a) 与它相比,花朵颜色更逼近原始图像,而且水流后面的石头轮廓清晰可见,是后者不可比的。图 3(b) 的蓝色和绿色层次,以及失真度明显优于图 4(b)。图 6(a) 中清楚可见粉红色的花朵, (b) 中保留的绿色层次很接近原始图像的颜色层次。而 CFAQ 算法结果图 7(a) 中有意保留的粉色花朵几乎是白中透绿, (b) 中想保留的绿色层次与原始图像差异非常明显。

量化图像清楚表明了本文算法能够通过设置不同的参数值有效地调节微弱颜色和颜色层次。当选取较小的取样率,随着距离权重值的增加,微弱颜色会更突出,但图像的失真度会逐渐增大;而选取较大的取样率和像素数量权重,可保留颜色的层次。另外,从视觉上量化图像的失真度也较小。



图2 原始图像

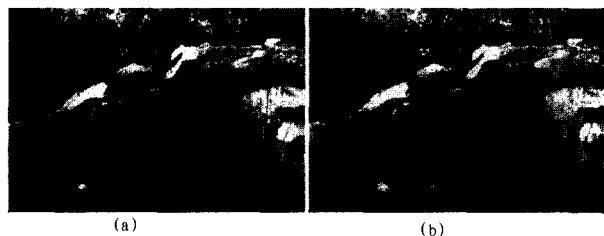


图3 参数取值对量化结果的影响

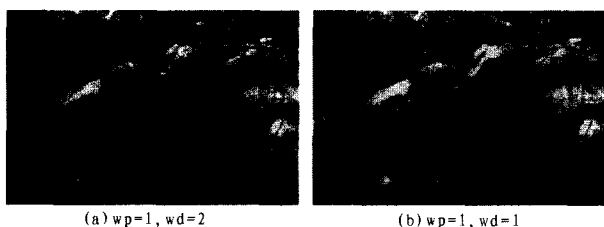


图4 基于CFAQ算法的图2的量化结果

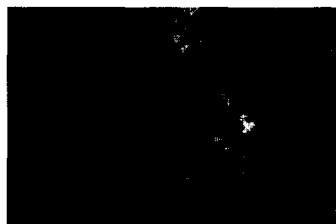


图5 原始图像

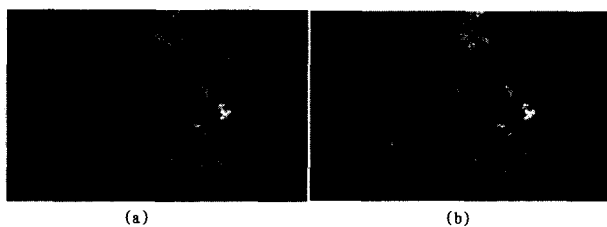


图6 基于本文算法的图5的量化结果

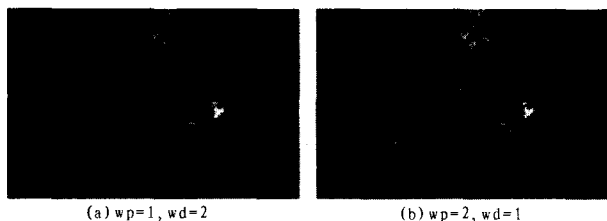


图7 基于CFAQ算法的图6的量化结果

表1 均方误差比较

Image	MCA	SOM	ourA	ourB
Lenna	280.81	307.63	261.61	270.37
peppers	545.11	541.91	526.33	502.30
baboon	828.29	783.30	727.24	725.45
Parrots	1353.03	637.45	627.84	607.25

表2 信噪比的比较

Image	MCA	SOM	ourA	ourB
Lenna	53.49	52.70	54.32	54.00
peppers	44.87	45.04	45.44	46.02
baboon	41.84	42.81	43.71	43.76
parrots	33.52	41.42	42.03	42.03

除了视觉观察,以下量化误差测度标准被用来评价算法。

$$\text{均方误差: } MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^N (s_i' - s_i)^2$$

$$\text{信噪比: } SNR = 10 \log \left(\frac{\sum_{i=0}^N s_i'^2}{\sum_{i=0}^N (s_i' - s_i)^2} \right)$$

式中的 N 是图像的像素数量。

考虑到CFAQ算法的量化结果^[5]的失真度较大,选择被广泛应用且量化误差较小的中位切分法MCA^[3]和SOM算法^[2]与本文算法的图像质量进行比较。选用四幅测试常用的全彩色图像:“lenna”、“peppers”、“baboon”、“parrots”,除了parrots.jpg的尺寸为384×256,其余图像为512×512。量化图像包含16色。表1和表2分别给出了三种算法的均方误差和信噪比的比较结果。表中的ourA和ourB是本文算法的结果,它们的参数分别为 $sr=6.9\%$, $wp=0.3$, $wd=0.7$ 和 $sr=100\%$, $wp=0.6$, $wd=0.4$ 。表1和表2的数据表明我们的算法在量化误差和信噪比方面明显优于中位切分法和自组织映射算法。

结束语 本文讨论了一种新颖的多级颜色量化算法。首先根据自组织神经网络和线性像素置换得到 K 种颜色的第一级调色板;然后多次迭代找出最相似的颜色对,删除其中的一个,得到包含 M 种颜色的第二级调色板;最后计算调色板中颜色的像素数量与与基色距离的加权和,选出基色和 $N-1$ 个具有最大加权和的颜色作为第三级调色板。实验结果清楚表明了该算法能够根据需要通过选择像素取样率、颜色距离和像素数量的权重而得到满足不同要求的量化结果,而且保持了较好的量化图像质量。与其它算法的量化结果的比较显示了本文的算法明显优于其它一些优化的量化算法。

参考文献

- [1] Celenk M. A color clustering technique for image segmentation. Computer Vision, Graphics and Image Processing, 1990, 52: 145-170
- [2] Dekker A H. Kohonen neural networks for optimal color quantization. Network, Computation in Neural Systems, 1994, 5: 351-367
- [3] Heckbert P. Color image quantization for frame buffer display. Computer & Graphics, 1982, 16:297-307
- [4] Omran M, Engelbrecht A. A color image quantization algorithm based on particle swarm optimization. Informatica, 2005, 29: 261-269
- [5] Zhou B, Shen J Y, Peng Q. An adjustable algorithm for color quantization, Pattern Recognition Letters, 2004, 25:1787-1797
- [6] Anderson P. Linear pixel shuffling for image Processing, an introduction. Journal of Electronic Imaging, 1993, 2:147-154
- [7] Atsalakis A, Papamarkos N. Color reduction and estimation of the number of dominant colors by using a self-growing and self-organized neural gas. Engineering Application of artificial Intelligence, 2006, 19:769-786