

基于小波变换的图像染色算法

韩静¹⁾ 罗立民²⁾ 鲍旭东²⁾

¹⁾(东南大学生物科学与医学工程系, 南京 210096) ²⁾(东南大学计算机科学与工程学院, 南京 210096)

摘要 为了快速有效地进行图像染色,提出了利用2维小波变换进行灰度图像染色的新方法,该方法先将图像变换至小波域中,再利用文献[4]方法对低频分量进行染色;然后通过逆变换重构被染色图像来得到染色结果。实验表明,该算法不仅改进了染色效果,并且在染色速度上也有明显提高。

关键词 染色 2维小波变换 多分辨率

中图分类号: TP391.41 **文献标识码**: A **文章编号**: 1006-8961(2007)09-1579-06

Colorizing Algorithm Based on Wavelet Transform

HAN Jing¹⁾, LUO Li-min²⁾, BAO Xu-dong²⁾

¹⁾(Department of Biological Science and Medical Engineering, Southeast University, Nanjing 210096)

²⁾(School of Computer Science and Engineering, Southeast University, Nanjing 210096)

Abstract In order to implement colorization more quickly and effectively, a novel method for colorizing grayscale images using 2D wavelet (TDW) compositions is proposed in this paper. Based on the method in the reference [4], a grayscale image is colorized in wavelet domain by enduing colors to its Low-Low (LL) frequency subband, and the ultimate result can be retrieved through wavelet reconstruction. According to the experimental results, this algorithm not only improves the colorizing result but also greatly accelerates the processing speed.

Keywords colorizing, two dimensional wavelet (TDW) decomposition, multi-resolution

1 引言

人眼只能分辨二十几种灰度,却可以辨别上千种颜色^[1],可见色彩可增强人眼对图像的识别率,如在医学领域,染色后的医学图像可辅助医生识别病灶。因此,图像染色的研究一直是图像处理领域人们关注的问题之一。

基于 $\alpha\beta$ 颜色空间^[2]及 Reinhard 提出的颜色传输算法^[3],Welsh 于 2002 年提出了一种基于源图像的染色方法^[4]。与传统的采用灰度级编码的伪彩算法相比,利用源图像染色可使图像呈现与真彩色相同的颜色,这为伪彩领域研究开辟了一个全新的思路。然而,该算法的染色结果存在着色颗粒明显、误判率高、速度慢的缺陷。受在 RGB 空间中利用小波融合进行伪彩色变换的启发^[5],本文在文献

[4]算法的基础上,提出了一种在小波域中染色的新方法,很好地克服了上述缺陷。

为便于理解,下文将首先略述 $\alpha\beta$ 颜色空间的概念以及文献[4]的算法,然后详细说明本文算法,最后展示实验结果,并与文献[4]的染色结果进行比较分析。

2 $\alpha\beta$ 颜色空间

基于 LMS 锥体空间(LMS cone space)的 $\alpha\beta$ 颜色空间,由于其各通道(channel)之间的相关性(correlation)很小^[3](其中,1 为非颜色通道(achromatic channel), α 为黄-蓝通道(yellow-blue channel), β 为红-绿通道(red-green channel)),因此便于分别对一幅彩色图像 C 的颜色分量 C^a 、 C^b 和非颜色分量 C^1 进行处理。

收稿日期:2006-02-17;改回日期:2006-06-09

第一作者简介:韩静(1982~),女,硕士研究生。研究方向为数字图像处理。E-mail: apple_jeanne@163.com

彩色像素 $C(k)$ 在 RGB 空间中的色彩分量 $C^R(k), C^G(k), C^B(k)$ 与 $\alpha\beta$ 空间的色彩分量 $C^l(k), C^\alpha(k), C^\beta(k)$ 可通过如下变换矩阵相互转换:

正变换:

$$\begin{bmatrix} C^l(k) \\ C^\alpha(k) \\ C^\beta(k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.3475 & 0.8265 & 0.5559 \\ 0.2162 & 0.4267 & -0.6411 \\ 0.1304 & -0.1033 & -0.0269 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} C^R(k) \\ C^G(k) \\ C^B(k) \end{bmatrix} \quad (1)$$

逆变换:

$$\begin{bmatrix} C^R(k) \\ C^G(k) \\ C^B(k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.5773 & 0.2621 & 5.6959 \\ 0.5773 & 0.6071 & -2.5452 \\ 0.5833 & -1.0628 & -0.2076 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} C^l(k) \\ C^\alpha(k) \\ C^\beta(k) \end{bmatrix} \quad (2)$$

3 基于源图的染色算法^[4]

文献[4]算法的过程可抽象为 $\hat{C} = T(G)$, (\hat{C} 为染色后图像, G 为目标灰度图, T 为原彩色图 C 与 G 间的相似程度统计判别^[6])。该算法大致过程如下:

在 $\alpha\beta$ 颜色空间中, 对 C 随机抽取 N 个样本点 $\{\tilde{C}(i)\}_{i=1,2,\dots,N}$, 扫描 $G = \{G(k)\}_{k=1,2,\dots,l \times c}$ (l, c 分别为 G 的行数、列数), 并分别计算其中像素 k 的像素值 $G(k)$ 与 $\{\tilde{C}(i)\}_{i=1,2,\dots,N}$ 中元素 i 的像素值 $\tilde{C}(i)$ 的相似度 S , 将 S 为最大值时, 其对应的样本点的 α, β 通道值赋给 $\{G(k)\}_{k=1,2,\dots,l \times c}$ (图 1)。

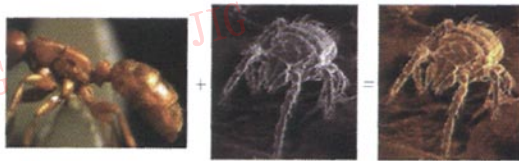


图 1 文献[4]算法染色结果
Fig. 1 The colorizing result in reference [4]

4 小波域中的染色算法

4.1 自染色实验

本文的算法思想来源于一个由小波特性引发的利用图像自身染色的实验。

一般利用 2 维离散小波变换将图像信号做多尺度分解, 可以得到一系列子图, 现以最简单的 Haar 小波为例进行说明, 对图像 G 进行小波变换等效于用 4 个小波滤波器 f_{LL}, f_{HL}, f_{LH} 和 f_{HH} (式(3)) 作用于图像信号^[7], 其得到的相应频带的分量 $G_{LL}, G_{HL},$

G_{LH} 和 G_{HH} 如图 2 所示。

$$\begin{aligned} f_{LL} &= \frac{1}{2} \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 1 & 1 \end{bmatrix}, & f_{HL} &= \frac{1}{2} \begin{bmatrix} 1 & -1 \\ 1 & -1 \end{bmatrix} \\ f_{LH} &= \frac{1}{2} \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ -1 & -1 \end{bmatrix}, & f_{HH} &= \frac{1}{2} \begin{bmatrix} 1 & -1 \\ -1 & 1 \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (3)$$



图 2 小波变换示例
(摘自: Matlab6.5 wavelet 2-D demos)

Fig. 2 Demonstration of wavelet transform
(from Matlab6.5 wavelet 2-D demos)

从信号的角度上看, G_{LL} 对应于低通滤波分量; G_{HL}, G_{LH} 和 G_{HH} 分别对应于原信号在水平, 垂直及对角线方向上的高频分量。从视觉的角度上看, G_{LL} 反映了原始图像的大致特征, 但比原始图像平滑一些; 而 G_{HL}, G_{LH} 和 G_{HH} 仅保留了原始图像的边界特性。从生理角度看, 视觉系统主要通过对低频信号 G_{LL} 进行处理来实现对事物形态的感知识别^[8]。

设想视觉系统是否同样通过处理低频颜色信号来实现对事物色彩的感知识别? 如果如此, 那么同非颜色信息一样, 图像的颜色信息将可以由低频信号近似表达。

以下自染色实验 (self-colorizing experiment) 验证了这一设想:

将一幅彩色图去除其颜色分量, 转化为灰度图, 在 $\alpha\beta$ 颜色空间中 (图 3①), 分别对两幅图像的 l, α 和 β 通道做一级 Haar 小波变换 (图 3②); 然后将彩色图像低频分量的 α 和 β 通道值直接赋给相应灰度图像小波分解后的低频分量 (图 3③), 最后通过小波逆变换重构 (图 3④) 得到变换结果。同样地, 可以在二级小波变换后, 用上述过程对低频分量进行处理, 实验结果如图 4 所示。

由图 4 可见, 染色效果与原图之间几乎没有差别, 由此验证了上述设想的可行性, 即原颜色信息可以由低频分量近似表达。

4.2 算法步骤

基于上述实验及文献[4]算法, 本文提出的基于小波变换的染色算法, 其具体步骤如下 (注: $G_{LL}^l(k)$ 表示灰度图像的 l 通道经过一阶小波变换后

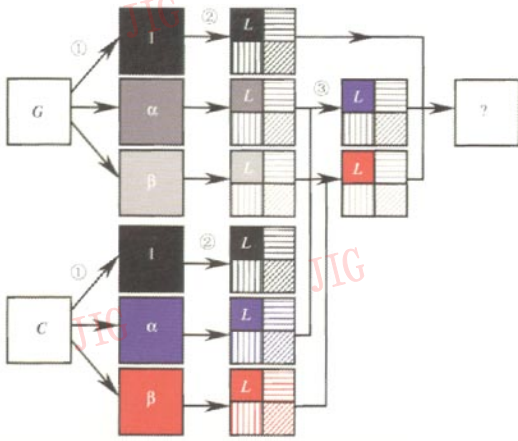


图3 自染色实验过程示意图
Fig.3 Procedures of self-colorizing



图4 自染色实验结果

Fig.4 Results of self-colorizing experiment

的低频分量中像素 k 的像素值, α 和 β 通道的变量表示依此类推; 彩色图像相应值用 C 代替 G):

(1) 利用式(1)将灰度图像 G 和彩色图像 C 变换至 $l\alpha\beta$ 颜色空间。

(2) 分别对 C, G 的 l, α, β 通道做小波变换, 记所得各通道的低频子图为 $G_{LL}^l, G_{LL}^\alpha, G_{LL}^\beta$; 及 $C_{LL}^l, C_{LL}^\alpha, C_{LL}^\beta$ 。

(3) 利用式(4)对 G_{LL}^l 进行重映射 (remapping)^[9], 即

$$\hat{G}_{LL}^l = \frac{\sigma(C_{LL}^l)}{\sigma(G_{LL}^l)}(G_{LL}^l - \mu(G_{LL}^l)) + \mu(C_{LL}^l) \quad (4)$$

其中, $\sigma(\cdot), \mu(\cdot)$ 分别为标准差和均值函数。与文献[4]不同的是, 此处 \hat{G}_{LL}^l 仅作为步骤(5)的判断依据, 而不直接令 $G_{LL}^l = \hat{G}_{LL}^l$, 其原因详见 5.2.1 节。

(4) 对 C_{LL}^l 随机选取 N 个样本点 $\{\tilde{C}_{LL}^l(i)\}_{i=1,2,\dots,N}$, α 和 β 通道的相应分量记为 $\{\tilde{C}_{LL}^\alpha(i)\}_{i=1,2,\dots,N}$ 和 $\{\tilde{C}_{LL}^\beta(i)\}_{i=1,2,\dots,N}$ 。

(5) 扫描 \hat{C}_{LL}^l , 对每一点的像素值 $\hat{C}_{LL}^l(k)$:

① 与 $\{\tilde{C}_{LL}^l(i)\}_{i=1,2,\dots,N}$ 中的每个像素比较其相似度。此处利用欧氏距离 $D_{k,i}$ 表示像素 $\hat{C}_{LL}^l(k)$ 与 $\tilde{C}_{LL}^l(i)$ 间的差异(式(5)), $D_{k,i}$ 越小, 则表示相似度越大。

$$D_{k,i} = \sqrt{(\hat{C}_{LL}^l(k) - \tilde{C}_{LL}^l(i))^2 + (V_{\text{tex}}(\hat{C}_{LL}^l(k)) - V_{\text{tex}}(\tilde{C}_{LL}^l(i)))^2} \quad (5)$$

其中, $V_{\text{tex}}(\cdot)$ 表示相邻像素的 $m \times n$ 邻域的纹理统计值^[4] (一般取 $m = n = 5$)。

② 若 $D_{k,p} = \min\{D_{k,i}\}_{i=1,2,\dots,N}$, 则进行如下变换:

$$\begin{cases} G_{LL}^\alpha(k) = \tilde{C}_{LL}^\alpha(p) \\ G_{LL}^\beta(k) = \tilde{C}_{LL}^\beta(p) \end{cases} \quad (6)$$

(6) 先将 G_{LL}^l 及变换所得 $G_{LL}^\alpha, G_{LL}^\beta$ 与原高频分量做小波逆变换, 再由式(2)重新映射至 RGB 空间, 即得到染色结果。

5 实验结果分析

5.1 染色结果

本文染色实验过程的参数设置为取样点数 $N = 100$, 邻域范围 $m = n = 5$ 。由于通过一级小波变换得到的低频分量依然有大量冗余的高频信息, 实验结果并无大的改进, 而更高级的小波变换又将造成信息过度丢失, 故本文采用二级 Haar 小波变换。

实验运行环境为 Intel Pentium M-processor 1.70GHz, 512MB 内存, ATI Mobility Radeon 9600 显卡。Matlab6.5 编程实现。

下文将结合实验结果对本文算法的优势加以分析。

5.2 算法优点

5.2.1 色彩平滑

由于在小波变换中, 高一尺度是在低尺度采样点的基础上加密的结果^[10], 故在逆变换时, 低尺度的

采样点将影响多个高一级的尺度的采样点值(图 5)。

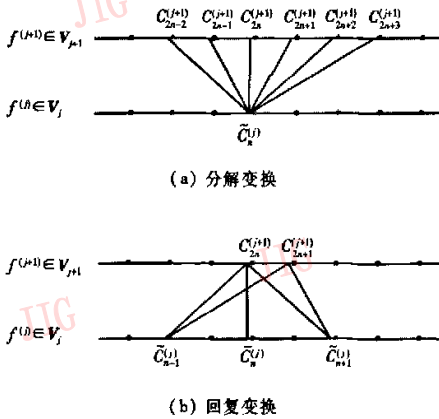


图 5 以 1 维小波变换为例,相邻点关系示意图^[10]
Fig. 5 Interaction among neighboring elements in 1D wavelet transform^[10]

实际上,由于本文算法在回复变换中是用低频分量中的像素对其周围的像素进行染色,故比文献[4]中对单个像素进行染色的结果平滑。如图 6 所示,本文算法得到的染色结果,保持了原灰度图中

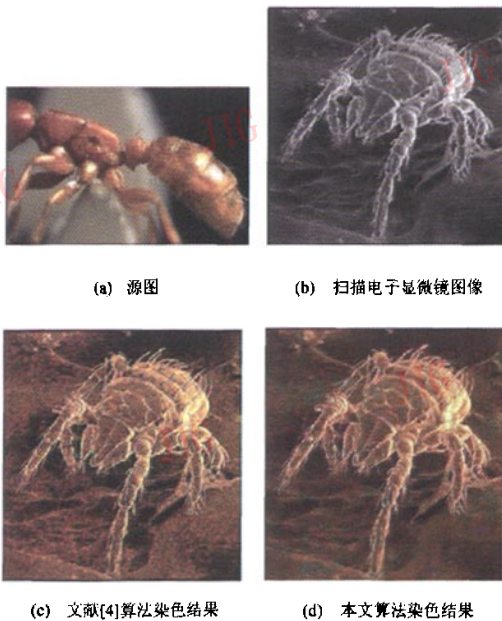


图 6 扫描电子显微镜图像染色结果,可见本文算法的结果平滑((a)、(b)均来自文献[4])

Fig. 6 Colorizing results of a scanning electron microscopy image, apparently algorithm in this paper makes the result smoother((a) and (b) both from reference [4])

昆虫背部的光泽质感。

同时,也正因为小波变换的这一特性,在本文步骤 3 中,若令 $G_{LL}^1 = \hat{G}_{LL}^1$,则将导致图像被平滑(见图 7),故 \hat{G}_{LL}^1 仅参与相似度的判定。

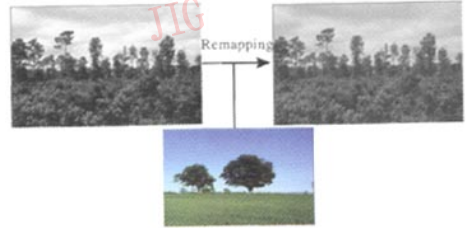


图 7 直接将重映射结果赋予灰度图会降低原图像分辨率
Fig. 7 Directly applying the remapping result to the grayscale image may reduce its original resolution

5.2.2 色彩丰富

如图 8(c)所示的文献[4]算法的染色结果,由于天空占较大面积,所以在随机采样时,树木的细节很容易被遗漏,从而导致树被误染为天空的蓝色。本文算法由于是在低频子图中随机采样,采样范围是原始图像的 2^{-2k} (k 为小波变换的级数),故在采样点数相同时,不仅采样密度增加,而且分布相对均匀,由于随机取样得到的像素色彩相对丰富(见图 8(d)),染色效果也随之提高(见图 8(h))。

本文算法同样适用于成像方式不同的图像间的色彩传输,图 9 为人体切片图渲染 MR 医学图像的染色效果,由图 9 可见,本文的染色结果色彩更加丰富,效果更逼真。

5.2.3 速度快

若对一幅 $M \times M$ pixels 的图像进行染色,设采样点的个数为 N ,则按照文献[4]的算法,需要进行 $M^2 \times N$ 次相似度判断;而本文的算法由于仅对低频分量进行染色,因此只需要做 $M^2 \times N \times 2^{-2k}$ 次计算 (k 为小波变换的级数),以二级小波变换染色为例,本算法的计算量是原算法的 $2^{-4} = \frac{1}{16}$ 。当增加 n 个采样点时,原算法将增加 $M^2 \times N \times n$ 次计算,而本文方法则只需要增加 $M^2 \times N \times n \times 2^{-2k}$ 次计算,可见小波算法的速度优势更加明显。

表 1 和表 2 为改变参数对大小不同的图像进行染色的速度测试结果。由表 1、表 2 可见,本文的方法不仅提高了染色速度,而且当采样点增多、邻域增大时,速度的增幅比文献[4]算法小得多。



图8 一组风景图像的染色结果

Fig.8 Colorizing results of a group of natural image

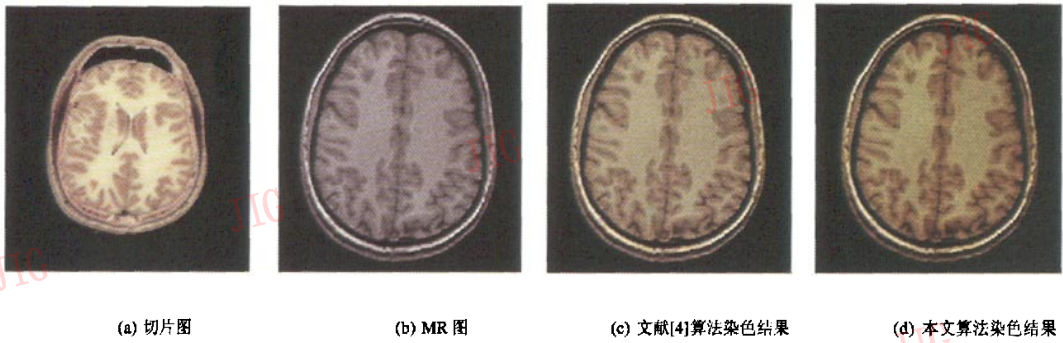


图9 MRI 染色结果((a)(b)均来自文献[4])

Fig.9 An MR image colorized by an anatomic image((a) and (b) both from reference[4])

表1 $N = 100, 5 \times 5$ 邻域染色时间对比

Tab.1 Time cost comparison when $N = 100$, in 5×5 neighborhood

图像尺寸(pixel)	染色时间(s)		
	T_1	T_2	T_3
64 × 64	1.44	0.82	0.74
128 × 128	4.27	1.72	1.07
256 × 256	15.15	5.24	2.62
512 × 512	57.82	18.63	8.85
768 × 768	134.6	41.48	19.137

注: T_1 为文献[4]算法耗时; T_2 为一级小波变换算法耗时; T_3 为二级小波变换算法耗时

表2 $N = 225, 7 \times 7$ 邻域染色时间对比

Tab.2 Time cost comparison when $N = 225$, in 7×7 neighborhood

图像尺寸(pixel)	染色时间(s)		
	T_1	T_2	T_3
64 × 64	2.15	1.02	0.8
128 × 128	6.13	2.23	1.28
256 × 256	22.31	6.99	3.08
512 × 512	136.64	25.86	10.85
768 × 768	195	57.4	23.28

注: T_1 为文献[4]算法耗时; T_2 为一级小波变换算法耗时; T_3 为二级小波变换算法耗时

6 结 论

本文在文献[4]的基础上提出了一种基于小波变换的新的染色方法。该方法的最大特点是利用了颜色信息的冗余性,用低频分量来近似颜色信息的表达,此算法无论从染色效果,还是从处理速度上都明显优于先前的算法,但其也存在着一一定的局限,即由于小波变换的特点,在低频分量上误染的像素点将会影响到重构后相邻的区域,因此会出现图 6(d)背景中误染的色块。关于解决的方法,可以采用更多的纹理特征以提高相似度的判别精度,或者利用聚类等方法进行分区域染色^[11]。

利用小波变换的染色方法展现了一个新的色彩传输的思路,今后笔者将进行更深入的研究,继续探索小波变换的良好性质,将其更好地应用于图像染色算法,以进一步提高染色效果。

参考文献 (References)

- 1 Rafael C C, Richard E W. Digital image processing(Second edition) [M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2003 (in Chinese). [[美] Rafael C C, Richard E W. 数字图像处理(第二版) [M]. 阮秋琦, 阮宇智译. 北京: 电子工业出版社, 2003.]
- 2 Daniel L R, Thomas W C, Chiao Chuan-chin. Statistics of cone responses to natural images: implications for visual coding [J]. Optical Society of America, 1998, 15(8): 2036 ~ 2045.
- 3 Erik R, Michael A, Bruce G. Color transfer between images [J]. IEEE Computer Graphics and Applications, 2001, 21(5): 34 ~ 41.
- 4 Welsh T, Ashikhmin M, Mueller K. Transferring color to grayscale images [A]. In: Proceedings of ACM SIGGRAPH [C]. San Antonio, TX, USA, 2002: 277 ~ 280.
- 5 Kok C W, Hui Y, Nguyen T Q. Medical image pseudo coloring by wavelet fusion [A]. In: Proceedings of the IEEE 18th Annual International Conference [C], Amsterdam, Netherlands, 1996, 2: 648 ~ 649.
- 6 Zhao Ying-guo, Li Hua. Improvement of colorizing algorithm for grayscale face image [J]. Journal of Computer-aided Design & Computer Graphics, 2004, 16(8): 1051 ~ 1056. [赵英国, 李华. 人脸脸部灰度图像上色的改进算法 [J]. 计算机辅助设计与图形学报, 2004, 16(8): 1051 ~ 1056.]
- 7 Hyeokho C, Richard B. Image segmentation using wavelet-domain classification [A]. In: Proceedings of SPIE Conference on Mathematical Modeling, Bayesian Estimation, and Inverse Problems [C], Denver, CL, USA, 1999, 3816: 306 ~ 320.
- 8 Wilfried O, Anthony J M. Automatic identification of perceptually important regions in an image [A]. In: Proceedings of the 14th IEEE International Conference on Pattern Recognition [C], Chicago, Illinois USA, 1998, 1: 701 ~ 704.
- 9 Aaron H, Charles E J, Nuria O, et al. Image analogies [A]. In: Proceedings of ACM Annual Conference Series on Computer Graphics [C], Los Angeles, CA, USA, 2001: 327 ~ 339.
- 10 Xu Chang-fa, Li Guo-kuan. Practical Wavelet Method (Second Edition) [M]. Wu Han: Huazhong Technology University Press, 2004 (in Chinese). [徐长发, 李国宽. 实用小波方法(第二版) [M]. 武汉: 华中科技大学出版社, 2004.]
- 11 Tai Yu-wing, Jia Jia-ya, Tang Chi-keung. Local color transfer via probabilistic segmentation by expectation-maximization [A]. In: Proceedings of the 2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition [C], San Diego, CA, USA, 2005, 1: 747 ~ 754.