



全自动黑白图像彩色化 软件系统研究

答辩人: 刘骏祎 指导老师: 徐奕

2015.06.23



内容提要

彩色化问题简介
 彩色化问题的研究背景和意义
 黑白图像彩色化的类型
 用户选择型图像彩色化的研究现状

- ◉ 基于四元小波变换、相位一致性的图像彩色化方法
- 基于SLIC超像素分割算法的彩色化算法
- 基于SLIC超像素分割彩色化算法的Scribble生成算法
- ◉ 总结与展望



彩色化问题的研究背景和意义

◉ 主要背景:

在彩色摄影技术发明以及普及之前, 人们拍摄了大量的黑白照片与电影。

◉ 彩色化问题的研究意义:

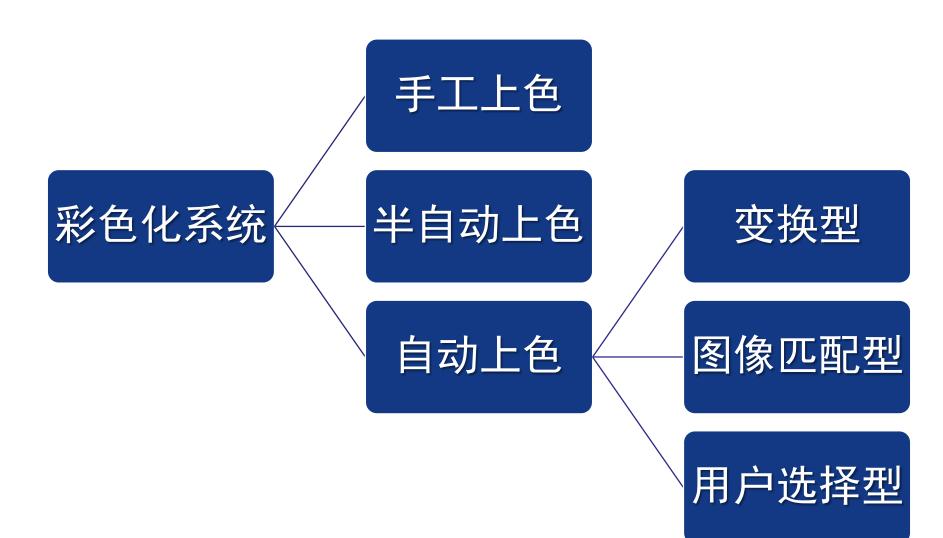
降低黑白照片和电影的翻新成本 提高黑白照片和电影的翻新质量 对医学、遥感图像进行伪彩色化



Victory Kiss 胜利之吻 By: Alfred Eisenstaedt



黑白图像彩色化的类型





内容提要

- 彩色化问题简介
- 基于四元小波变换、相位一致性的图像彩色化方法 基于人工Scribble的局部彩色信息蔓延法 基于空间分布熵的Scribble自动生成算法 基于四元Gabor小波变换的结构权重衡量 基于相位一致性的边缘信息强度的衡量 最优色彩蔓延算法
- 基于SLIC超像素分割算法的彩色化算法
- 基于SLIC超像素分割彩色化算法的Scribble生成算法
- ◉ 总结与展望



基于人工Scribble的局部彩色信息蔓延法

● 用户选择型彩色化系统(YUV色彩空间中):

已知亮度信号Y以及部分点的色差信号U和V,

求解全图的色差信号U和V。

● 基于人工Scribble的局部彩色信息蔓延法的假设:

如果两个相邻点亮度值接近,那其颜色也应该相近。

Levin方法的解决途径:

$$J(U) = \arg\min_{U} \sum_{\mathbf{r}} \left(U(\mathbf{r}) - \sum_{\mathbf{s} \in N(\mathbf{r})} \omega_{\mathbf{r}\mathbf{s}} U(\mathbf{s}) \right)^{2}$$
$$J(V) = \arg\min_{V} \sum_{\mathbf{r}} \left(V(\mathbf{r}) - \sum_{\mathbf{s} \in N(\mathbf{r})} \omega_{\mathbf{r}\mathbf{s}} V(\mathbf{s}) \right)^{2}$$



基于人工Scribble的局部彩色信息蔓延法

代价函数ω_{rs}:

Levin在文中给出了两个代价函数:

$$w_{\mathbf{r}\mathbf{s}} \propto e^{-(Y(\mathbf{r}) - Y(\mathbf{s}))^{2}/2\sigma_{\mathbf{r}}^{2}}$$

$$w_{\mathbf{r}\mathbf{s}} \propto 1 + \frac{1}{\sigma_{\mathbf{r}}^{2}} (Y(\mathbf{r}) - \mu_{\mathbf{r}})(Y(\mathbf{s}) - \mu_{\mathbf{r}})$$

其中 $\mu_{\mathbf{r}}$ 和 $\sigma_{\mathbf{r}}$ 分别是 \mathbf{r} 附近各点像素值的平均值和方差。 Y为各个像素点的权值。

◉ 约束条件:

用户手动涂抹Scribble,给出一系列点 \mathbf{r}_i 处的颜色信息:

$$u(\mathbf{r}_i) = u_i$$
$$v(\mathbf{r}_i) = v_i$$



基于空间分布熵的Scribble自动生成算法

◉ 空间分布熵的概念:

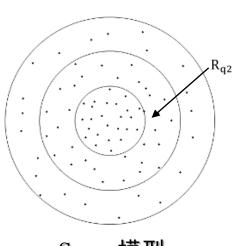
$$E_i = -\sum_{j=1}^{M} p_{ij} \log_2(p_{ij})$$

 $p_{ij} = |R_{ij}|/R_i$ 表示颜色 B_i 在环 j 中分布的概率密度。

- ◎ 基于图论的分割方法
- 借助空间分布熵定位支撑点:

Scribble经过的区域的空间分布熵应当 尽可能小

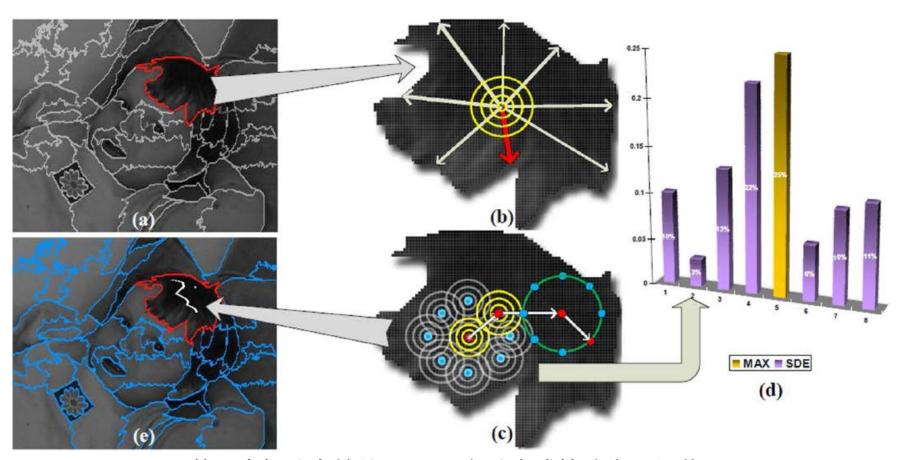
● 通过插值、腐蚀与膨胀等方法描绘 出连续Scribble



Scope模型



上海交通大學 基于空间分布熵的Scribble自动生成算法



基于空间分布熵的Scribble自动生成算法实现细节



上海交通大學 基于四元Gabor小波变换的结构权重衡量

● 我们引入四元Gabor相位,用来计算表征图像中两个相邻区域结构相似性的权重。

首先,建立倍频程四元数Gabors:

$$\mathbf{G}_{\sigma\alpha}^{q}(\mathbf{x}, \mathbf{u}) = \frac{1}{2\pi\sigma^{2}} e^{\frac{-(x^{2}+y^{2})}{2\sigma^{2}}} e^{-i2\pi u x'} e^{-j2\pi v y'}$$

$$\binom{x'}{y'} = \binom{x}{y} \binom{\cos\alpha}{-\sin\alpha} \frac{\sin\alpha}{\cos\alpha}$$

式中G表示四元数Gabor卷积核,利用四元数的代数法则可以计算三个四元数Gabor相位。

$$\Phi_{\sigma\alpha}\{\varphi,\psi,\theta\} = \arg\left(\mathbf{I} * \mathbf{G}_{\sigma\alpha}^{q}\right)$$

式中D为四元数相位向量,I表示灰度图像。



上海交通大學 基于四元Gabor小波变换的结构权重衡量

● 现在可以定义一个估计相邻像素结构同态性的量:

$$\begin{split} H_{\sigma\alpha}(\mathbf{p}_{a},\mathbf{p}_{b}) &= \frac{1}{4} \big| \rho(\mathbf{p}_{a}) \varphi_{\sigma\alpha}^{q}(\mathbf{p}_{a}) - \rho(\mathbf{p}_{b}) \varphi_{\sigma\alpha}^{q}(\mathbf{p}_{b}) \big|_{2\pi} \\ &+ \frac{1}{2} \big| \rho(\mathbf{p}_{a}) \theta_{\sigma\alpha}^{q}(\mathbf{p}_{a}) - \rho(\mathbf{p}_{b}) \theta_{\sigma\alpha}^{q}(\mathbf{p}_{b}) \big|_{\pi} \\ &+ \big| \rho(\mathbf{p}_{a}) \psi_{\sigma\alpha}^{q}(\mathbf{p}_{a}) - \rho(\mathbf{p}_{b}) \psi_{\sigma\alpha}^{q}(\mathbf{p}_{b}) \big|_{\pi/2} \\ &W_{\mathbf{pq}}^{QGabor} = e^{-H(\mathbf{p},\mathbf{q})} \end{split}$$



基于相位一致性的边缘信息强度的衡量

◎ 采用相位一致性的原因:

- (a)相位一致性是一个无量纲的量,不受图像亮度, 大小或对比度变化的影响;
- (b) 相位一致性方法的抗噪声性能更加优异;
- (c) 检测结果更加符合人类视觉感知特性;
- (d) 计算量远小于Canny边缘检测算法。

● 二维相位一致性模型:

$$PC(x) = \frac{\sum_{o} (W_o(x)(E_o(x) - T_o)^+)}{\varepsilon + \sum_{o} \sum_{n} A_{no}(x)}$$



基于相位一致性的边缘信息强度的衡量

$$PC(x) = \frac{\sum_{o} (W_o(x)(E_o(x) - T_o)^+)}{\varepsilon + \sum_{o} \sum_{n} A_{no}(x)}$$

o是log Gabor的滤波器的方向索引, n为尺度

$$T = k\overline{A}_0' \sum_{n=0}^{N-1} \frac{1}{m^n} = k\overline{A}_0' \frac{1 - \left(\frac{1}{m}\right)^N}{1 - \frac{1}{m}}$$

$$\overline{A}_0' = \exp(\overline{\log A_0(x, y)})$$

$$W(x) = \frac{1}{1 + e^{g(c - s(x))}}$$

$$s(x) = \frac{1}{N} \left(\frac{\sum_n A_n(x)}{\varepsilon + A_{max}(x)}\right)$$

设尺度n上 \log Gabor的偶对称和奇对称滤波器分别为 M_n^e 和 M_n^o ,

$$I(x)$$
为输入信号,则有 $[e_n(x), o_n(x)] = [I(x) * M_n^e, I(x) * M_n^o]$

其振幅可分别表示为
$$A_n(x) = \sqrt{e_n(x)^2 + o_n(x)^2}$$



最优色彩蔓延算法

◉ 权值的计算:

考虑采用Levin推荐的 $\omega_{\rm rs} \propto e^{-\left(Y({\bf r})-Y({\bf s})\right)^2/2\sigma_{\bf r}^2}$ 形式

其中,
$$Y(x) = W_{\mathbf{pq}} = PC(x) \times W_{\mathbf{pq}}^{QGabor}$$

$$W_{\mathbf{pq}}^{QGabor} = e^{-H(\mathbf{p},\mathbf{q})}$$

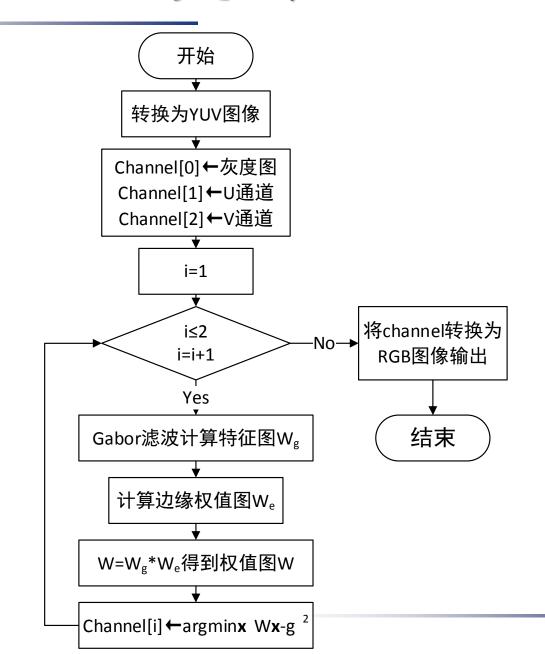
最优化过程是通过求解稀疏系统来完成的:

$$J(U) = \arg\min_{U} \sum_{\mathbf{r}} \left(U(\mathbf{r}) - \sum_{\mathbf{s} \in N(\mathbf{r})} \omega_{\mathbf{r}\mathbf{s}} U(\mathbf{s}) \right)^{2}$$

$$J(V) = \arg\min_{V} \sum_{\mathbf{r}} \left(V(\mathbf{r}) - \sum_{\mathbf{s} \in N(\mathbf{r})} \omega_{\mathbf{r}\mathbf{s}} V(\mathbf{s}) \right)^{2}$$



最优色彩蔓延算法





内容提要

- 彩色化问题简介
- ◉ 基于四元小波变换、相位一致性的图像彩色化方法
- 参 基于SLIC超像素分割算法的彩色化算法

问题的提出

SLIC超像素分割算法

SLIC超像素与其他超像素分割算法性能比较

SLIC超像素分割算法与Canny边缘检测算法比较

- 基于SLIC超像素分割彩色化算法的Scribble生成算法
- ◉ 总结与展望



问题的提出









SLIC超像素分割算法

- 设定参数k
- ◉ 初始化:

每隔S = $\sqrt{\frac{N}{k}}$ 进行采样,聚类中心点 $C_i = [l_i \ a_i \ b_i \ x_i \ y_i]^T$ 将聚类中心点移动至像素3 × 3邻域中梯度最小的点处

● 将所有像素点进行归类操作:

计算每个点i到聚类中心点的距离,归类至最小距离的聚 类中心点所在集合

更新超像素块的聚类中心点:

新中心点是该集合中的所有像素的平均向量 $[l\ a\ b\ x\ y]^T$

循环操作归类、更新步骤直至残留误差小于阈值



SLIC超像素分割算法

归类操作中的距离的计算:

单纯的定义两点之间的距离D为:

$$D = \sqrt{(l_i - l_j)^2 + (a_i - a_j)^2 + (b_i - b_j)^2 + (x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2}$$

会导致该距离的计算被图像大小所影响。

因此采用归一化操作:

$$D' = \sqrt{\left(\frac{d_c}{m}\right)^2 + \left(\frac{d_s}{S}\right)^2}$$

$$d_s = \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2}$$
 , S为初始聚类中心采样间距

$$d_c = \sqrt{\left(l_i - l_j\right)^2 + \left(a_i - a_j\right)^2 + \left(b_i - b_j\right)^2}$$
, m为定义一个色彩权重值



SLIC与其他超像素分割算法性能比较

	Graph-based				Gradient-ascent- based		
	GS04	NC05	GCa10	GCb10	TP09	QS09	SLIC
边界准确率:							
欠分割误差	0.23	0.22	0.22	0.22	0.24	0.20	<u>0.19</u>
边界命中率	<u>0.84</u>	0.68	0.69	0.70	0.61	0.79	0.82
分割速度:							
320×240图像	1.08s	178.15s	5.30s	4.12s	8.10s	4.66s	<u>0.36s</u>
2048×1536图像	90.95s	N/A ¹	315s	235s	800s	181s	<u>14.94s</u>
分割准确度:	74.6%	75.9%	1	73.2%	62.0%	75.1%	<u>76.9%</u>
是否能控制产生的超像素数量:	否	是	是	是	是	否	是
是否能控制产生 超像素的紧密程 度:	否	否	否	否	否	否	是

边界准确率采用Berkeley数据库中的300幅321 × 481大小的图像 运算速度采用2GB RAM的Intel Dual Core 2.26GH处理器



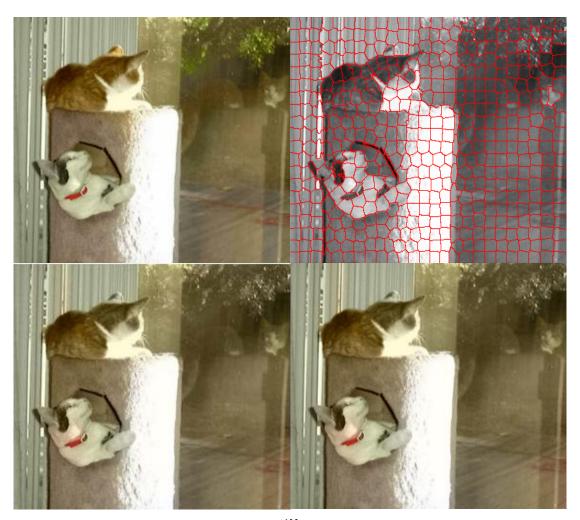
- 选取k=500作为SLIC超像素分割算法的参数
- 用SLIC超像素分割算法替代原彩色化中Canny算法
- (a)将彩色原图转为灰度图像,采用该灰度图像作为彩色化的原图
- (b)采用了SLIC超像素算法对于黑白图像进行了分割操作
- (c)采用空间分布熵理论找到该黑白图像中的Scribble的位置
- (d)将彩色原图中对应于黑白图像中的Scribble区域的颜色直接填充在黑白图像中产生的Scribble中
- (e)通过基于相位一致性分析以及四元Gabor相位分析的最优化算法来进行Scribble中颜色的色彩蔓延
- (f)得到彩色化之后的图像,并与彩色原图进行对比





水池





猫





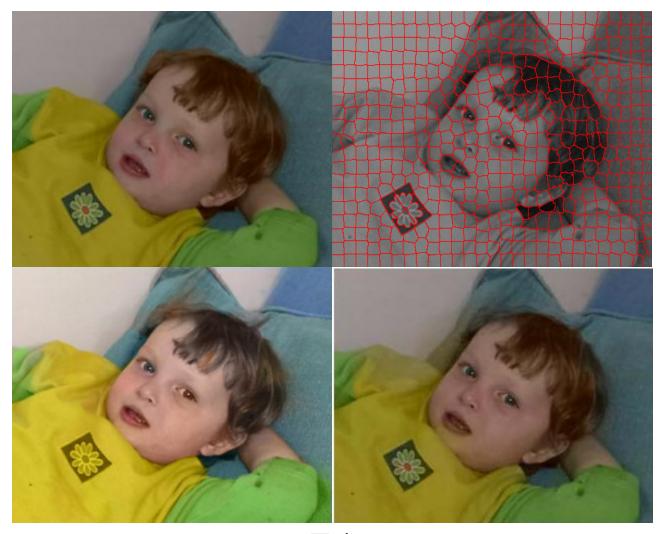
母子





女孩





男孩



内容提要

- 彩色化问题简介
- ◉ 基于四元小波变换、相位一致性的图像彩色化方法
- 基于SLIC超像素分割算法的彩色化算法
- <u>基于SLIC超像素分割彩色化算法的Scribble生成算法</u> <u>问题的提出</u>
 - 对于欠着色问题的分析 改进后的Scribble生成算法
 - 实验结果与峰值信噪比分析
- 总结与展望



问题的提出









对于欠着色问题的分析









k=100



改进后的Scribble生成算法

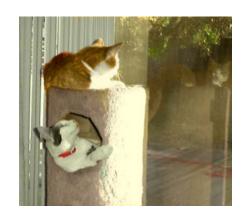
- 对于不含有Scribble的超像素块,我们考虑人为地将其聚类中心点,即其超像素块的中心归类进Scribble集合当中。
- 通过人为添加Scribble,我们可以解决了超像素分割引起的欠着色问题。



实验结果与峰值信噪比分析





















实验结果与峰值信噪比分析

原图名称	原图与课题组前期彩色化 算法的运算结果的PSNR (单位: dB)	原图与本文的彩色化算法 运算结果的PSNR (单位:dB)
水池	28.2431	39.4164
猫	34.3326	38.3389
母子	32.4826	37.7049
女孩	31.2949	41.2462
男孩	31.4964	38.6918



内容提要

- 彩色化问题简介
- ◉ 基于四元小波变换、相位一致性的图像彩色化方法
- 基于SLIC超像素分割算法的彩色化算法
- 基于SLIC超像素分割彩色化算法的Scribble生成算法
- 总结与展望全文总结后续工作展望

全文总结

黑白图像彩色化问题是一个有趣而又实用的课题。 课题组前期在Levin算法的基础上已经完成了:

Scribble自动生成算法;

基于四元Gabor相位分析和相位一致性的最优化算法。

我们总结了主流的彩色化算法和课题组的前期工作,完成了以下工作:

为了解决色彩蔓延问题,我们引入了SLIC超像素分割 算法代替Canny边缘检测。

对于引入超像素分割算法后加剧的欠着色情况,我们对Scribble自动生成算法做了修正。



后续工作展望

现有的实验结果仍有改进空间,几个改进方向是:

- 相位一致性边缘强度计入权值图的方式;
- 估价函数的设计;
- 考虑光流,实现黑白视频的彩色化;
- ◉ 对于已有MATLAB算法,在C++环境中的实现。





谢谢!

刘骏祎 leojy1993@gmail.com 2015.06.23

