

高动态范围图像梯度压缩算法

刘冬梅, 赵宇明

(上海交通大学电子信息与电气工程学院自动化系, 上海 200240)

摘要: 高动态范围(HDR)图像是一种可以表示实际场景中亮度大范围变化的图像类型, 图像中的像素值正比于场景中对应点的实际亮度值, 因此, 可以更好地表示场景中亮区和暗区的光学特性。为了在常规显示硬件上显示 HDR 图像, 采用梯度压缩算法, 在亮度图像梯度域上对大梯度进行衰减, 压缩图像亮度的动态范围。实验结果表明, 该算法能对 HDR 图像进行较高视觉质量的显示。

关键词: 高动态范围; 梯度压缩; 快速傅里叶变换; 泊松方程

Gradient Compression Algorithm of High Dynamic Range Image

LIU Dong-mei, ZHAO Yu-ming

(Dept. of Automization, School of Electronic Information and Electrical Engineering, Shanghai Jiaotong University, Shanghai 200240)

【Abstract】 High dynamic range(HDR) image is designed to depict the full visual range of the real-world scenes. Each luminance value is direct ratio to the corresponding point in the real world scenes, so the HDR image can represent the optical characters between bright regions and dark regions better. This paper presents an algorithm of compressing HDR images to fit conventional display devices that are only capable of outputting a low dynamic range. Experimental results show the algorithm of manipulating the gradient field of luminance image by attenuating the large gradients' magnitudes can preserve fine details.

【Key words】 High Dynamic Range(HDR); gradient compression; Fast Fourier Transform(FFT); Poisson equation

1 概述

随着成像技术和计算机图形图像技术的发展, 高动态范围(High Dynamic Range image, HDR)图像已经可以通过光谱记录仪器或多幅同一场景具有不同曝光时间的图像序列合成而获得。这种图像可以同时记录处于场景中非常亮和非常暗的区域中的可视细节信息, 有的场景高动态范围高达 10 000 :1, 但 CRT 显示器显示的动态范围约为 100 :1。因此, 在标准显示设备上显示这些高动态范围图像之前, 必须对它们进行对比度压缩。这种方式称为色阶重建(tone reproduction)或者色调映射(tone mapping)。

现有的 HDR 图像色调映射方法主要分为 2 种: (1)全局映射方法, 该算法通过像素间点到点的对应函数(曲线)对 HDR 图像中的每个像素进行映射。其优点在于计算速度快, 能够保持良好的整体明暗效果, 但是全局映射会造成细节信息的严重损失。这类算法中以文献[1]基于直方图调整的动态范围重建技术为标志。(2)局部映射方法, 它对图像的不同区域使用不同的比例因子进行映射, 期望能够保持细节。文献[2]提出了 LCIS 算法, 通过图像不同细节的定义, 提高了结果图像质量。文献[3]在基于分层模型的基础上采用具备边缘检测的双边滤波技术。文献[4]则从梯度域上对亮度图像进行多尺度的衰减, 再以新梯度图像恢复出亮度图像。

本文算法基于图像梯度域, 通过对图像亮度不同比例的压缩实现高动态图像在普通显示设备上的显示。低动态图像通过解泊松方程得到。

该算法概念简单, 实现结果有效, 鲁棒并且能保持较好的图像细节, 避免一些常见的算法缺陷, 如光晕和局部对比削弱等。

2 算法设计

2.1 高动态图像梯度域上的压缩

本文采用 RGB 彩色图像作为输入图像, 把每一个像素点 RGB 彩色空间转换为 YUV 色彩空间, 算法中的亮度图像即为 YUV 色彩空间的亮度图像, 由式(1)求得:

$$Y = 0.299R + 0.587G + 0.144B \quad (1)$$

设已知亮度图像的对数值为 $H(x, y)$, 其梯度图像为 $\nabla H(x, y)$, 衰减函数 $\Phi(\|\nabla H\|)^{141}$, 得到衰减后的新的梯度图像:

$$G(x, y) = \nabla H(x, y) \cdot \Phi(\|\nabla H\|) \quad (2)$$

本文采用将不同分辨率上求得的衰减函数 $\Phi(\|\nabla H\|)$ 进行插值合并, 最终, 将合并以后的衰减函数一次性作用在源分辨率的图像上面。

首先, 构造出图像亮度的高斯金字塔 H_0, H_1, \dots, H_d , 其中, H_0 是分辨率最高的源图像; H_d 是金字塔中最粗糙的一级; d 的选择满足图像 H_d 的宽度和高度都不小于 32。每一级 k 的梯度可以用中心差分表示为

$$\nabla H_k = \left(\frac{H_k(x+1, y) - H_k(x-1, y)}{2^{k+1}}, \frac{H_k(x, y+1) - H_k(x, y-1)}{2^{k+1}} \right) \quad (3)$$

定义该级上对应的缩放因子为

$$\varphi_k(x, y) = \frac{\alpha}{\|\nabla H_k(x, y)\|} \left(\frac{\|\nabla H_k(x, y)\|}{\alpha} \right)^\beta \quad (4)$$

其中, α 决定梯度检测的判决门限; β 则决定衰减的程度。

作者简介: 刘冬梅(1984 -), 女, 硕士, 主研方向: 高动态图像显示; 赵宇明, 副教授

收稿日期: 2009-06-13 **E-mail:** liudongmei_1123@hotmail.com

实验表明, α 一般取 0.1 倍平均梯度值, β 取值则在 0.8~0.9 之间。这样, 模大于 α 的梯度将得到较大的衰减, 而模小于 α 值的梯度会得到轻微的增益。

对于各级的梯度衰减函数 $\phi_k(x, y)$, 是由本级缩放因子 $\phi_k(x, y)$ 与上一级(更低分辨率)衰减函数的线性上抽样值 $L(\phi_{k+1})$ 相乘得到的合并结果。下式给出了整个衰减函数的合并过程:

$$\begin{cases} \Phi_d(x, y) = \phi_d(x, y) \\ \Phi_k(x, y) = L(\Phi_{k+1})(x, y)\phi_k(x, y) \\ \Phi(x, y) = \Phi_0(x, y) \end{cases} \quad (5)$$

其中, d 表示分辨率最大的一级, 表示在 k 级分辨率上累积的衰减函数; L 是线性采样运算符。最后, 得到的 $\Phi_0(x, y)$ 即为原始图像所需要的衰减函数, 它综合了各种尺度边缘的亮度变化检测情况。

对于二维图像的一般情况, 不能对 $G(x, y)$ 直接积分而得到亮度图像, 可以采用最小二乘法, 找到一幅亮度图像 $I(x, y)$, 它的梯度逼近 $G(x, y)$ 。这样的结果图像 $I(x, y)$ 满足泊松方程:

$$\nabla^2 I = \text{div}G \quad (6)$$

其中,

$$\text{div}G = \frac{\partial G_x}{\partial x} + \frac{\partial G_y}{\partial y} \quad (7)$$

源图像的梯度采用前向差分线性化算法:

$$\nabla H(x, y) \approx (H(x+1, y) - H(x, y), H(x, y+1) - H(x, y)) \quad (8)$$

图像的散度采用后向差分线性化, 用来综合梯度线性化过程中的前向差分:

$$\text{div}G \approx G_x(x, y) - G_x(x-1, y) + G_y(x, y) - G_y(x, y-1) \quad (9)$$

图像的边界采用典型的 Dirichlet 边界:

$$I(-1, y) - I(0, y) = 0 \quad (10)$$

2.2 快速傅里叶解泊松方程^[5]

重写离散泊松方程为矩阵方程, 考虑连续的泊松方程:

$$\frac{\partial^2 I(x, y)}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 I(x, y)}{\partial y^2} = \text{div}G(x, y) \quad (11)$$

其中, 等式左边第 1 项可以离散化为

$$\frac{\partial^2 I(i \times h, j \times h)}{\partial x^2} \sim \frac{I(i-1, j) - 2 \times I(i, j) + I(i+1, j)}{h^2} \quad (12)$$

式(12)右边可以表示为一个 $N \times N$ 的矩阵:

$$\frac{(-1)}{h^2} \times T \times I \quad (13)$$

其中, I 是一个 $N \times N$ 的矩阵; T 是一个三对角线矩阵, 因此有:

$$\begin{aligned} (T \times I)(i, j) &= \sum_k T(i, k) \times I(k, j) = \\ &T(i, i-1) \times I(i-1, j) + T(i, i) \times I(i, j) + \\ &T(i, i+1) \times I(i+1, j) = \\ &-I(i-1, j) + 2 \times I(i, j) - I(i+1, j) \end{aligned} \quad (14)$$

所以, 式(11)可以离散化为

$$T \times I + I \times T = \text{div}G \quad (15)$$

假设矩阵 T 可以分解为

$$T = Q \times A \times Q' \quad (16)$$

其中, Q 是非奇异矩阵; Q' 是其转置, 由特征向量和特征值的关系可知其等于 Q ; A 是对角矩阵。将式(16)代入式(15)变换得:

$$A \times (Q' \times I \times Q) + (Q' \times I \times Q) \times A = (Q' \times \text{div}G \times Q) \quad (17)$$

设 $\hat{I} = (Q' \times I \times Q)$, $\text{div}\hat{G} = Q' \times \text{div}G \times Q$, 则:

$$A \times \hat{I} + \hat{I} \times A = \text{div}\hat{G} \quad (18)$$

由于 A 是对角矩阵可得下式:

$$\hat{I}(j, k) = \frac{\text{div}\hat{G}(j, k)}{(A(j, j) + A(k, k))} \quad (19)$$

最后, 根据源图像的颜色通道, 从结果亮度图像恢复出最终输出的彩色图像:

$$C_{out} = \left(\frac{C_{in}}{L_{in}}\right)^s L_{out} \quad (20)$$

其中, $C=R, G, B$; L_{in} 和 L_{out} 分别代表源图像亮度值和经过动态范围压缩后图像的亮度值; s 的取值在 0.4~0.6 之间。

3 实验与对比

图 1 是斯坦福纪念教堂图像经 2 种色调映射算法实验对比结果, 图 1(a)采用线性抑制的方法, 公式为

$$I_{ldr} = \frac{\lg(I_{hdr} + 1)}{\lg(1 + \max \text{value}(I_{hdr}))} \quad (21)$$

图 1(b)采用本文所提供的梯度压缩算法, 程序运行环境是 Matlab7.0。其中, 参数分别为: $\alpha = 0.1$, $\beta = 0.85$, $s = 0.5$ 。由实验结果可见, 图 1(b)在暗区域和亮区域能表现出更丰富的可视细节, 图像右上和左下的暗区细节得到了很好的保持, 颜色和亮度与图 1(a)相比效果要好。

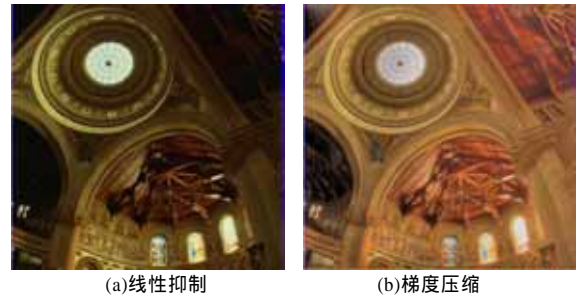
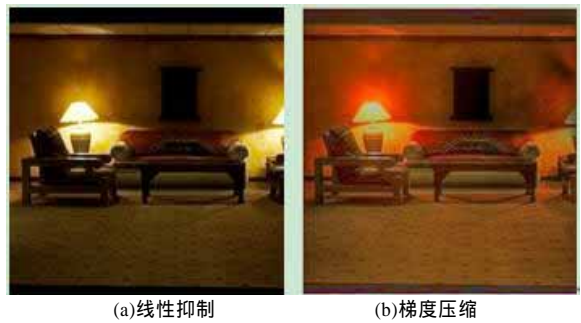


图 1 斯坦福纪念教堂色调映射算法对比结果

图 2 给出了 2 组高动态范围图像的实验结果, 分别采用线性抑制和梯度压缩算法。



(a)线性抑制 (b)梯度压缩



(a)线性抑制 (b)梯度压缩

图 2 图像线性抑制和梯度压缩对比结果