

## 基于概率模型的高动态范围图像色调映射\*

宋明黎<sup>1,3+</sup>, 王慧琼<sup>2</sup>, 陈纯<sup>1</sup>, 叶秀清<sup>2</sup>, 顾伟康<sup>2</sup>

<sup>1</sup>(浙江大学 计算机科学与技术学院, 浙江 杭州 310027)

<sup>2</sup>(浙江大学 信息科学与电子工程系, 浙江 杭州 310027)

<sup>3</sup>(香港理工大学 电子计算学系, 香港)

### Tone Mapping for High Dynamic Range Image Using a Probabilistic Model

SONG Ming-Li<sup>1,3+</sup>, WANG Hui-Qiong<sup>2</sup>, CHEN Chun<sup>1</sup>, YE Xiu-Qing<sup>2</sup>, GU Wei-Kang<sup>2</sup>

<sup>1</sup>(College of Computer Science, Zhejiang University, Hangzhou 310027, China)

<sup>2</sup>(Department of Informative Science and Electronic Engineering, Zhejiang University, Hangzhou 310027, China)

<sup>3</sup>(Department of Computing, Hong Kong Polytechnic University, Hong Kong, China)

+ Corresponding author: E-mail: brooksong@ieee.org

**Song ML, Wang HQ, Chen C, Ye XQ, Gu WK. Tone mapping for high dynamic range image using a probabilistic model. *Journal of Software*, 2009,20(3):734-743. <http://www.jos.org.cn/1000-9825/3371.htm>**

**Abstract:** In this paper, a probabilistic model is proposed for high dynamic image's tone reproduction. This novel method learns a distribution for local pixel energy of the tone. With the constraint of the gradient variation on the HDR image, an energy distribution is set up based on the similarity between the gradient variation on the HDR and the LDR image. The probabilistic framework for the tone mapping operation is formulated into an energy minimization process by a Maximum A posteriori (MAP) deduction. It turns out that, the proposed method generates LDR image with more visual information than the previous ones. Experimental results show that this approach is convincing and competitive, which can be applied in areas like advanced image editing, displayer development, etc.

**Key words:** tone mapping; high dynamic range image; low dynamic image; probabilistic model; energy minimization

**摘要:** 提出了一种概率模型对 HDR(high dynamic range)图像进行色调再生. 分别对局部像素的色调能量分布与 HDR/LDR(low dynamic range)间梯度变化约束建立概率统计模型, 通过求解最大后验概率(maximum a posteriori, 简称 MAP)将整个色调映射过程转化为一个能量最小化问题. 实验结果表明, 所提出的基于概率模型的色调映射方法能够生成比以往方法具有更多视觉信息的 LDR 图像, 可用于高级图像编辑、显示设备开发等领域.

**关键词:** 色调映射; 高动态范围图像; 低动态范围图像; 概率模型; 能量最小化

中图法分类号: TP391 文献标识码: A

现实世界中, 自然场景的光亮度范围是非常广的, 夜晚的星光下, 物体表面的亮度为  $10^{-3}\text{cd/m}^2$ , 白天的亮度

\* Supported by the China Postdoctoral Science Foundation under Grant No.20060401040 (中国博士后科学基金)

Received 2007-04-10; Accepted 2008-05-05

为  $10^5 \text{ cd/m}^2$ 。但是,打印机和显示器最多都只有 2 个数量级的动态显示范围.如何在图像中尽可能地实现更大动态范围的场景,已经成为计算机图形学和计算机视觉领域富有挑战性的课题,这就是色调映射或色调再生问题。

从人类视觉感知的角度,色度映射方法通常是对输入动态范围图像进行压缩,使之能在有限显示范围的设备上可视<sup>[1]</sup>。尽管在文献[1]中列出了 6 项优点,但在本质上,保持可见度和对比度,从而使可见信息最大化,是处理过程中两个最根本的方面.为了实现这一目标,自从 Tumblin 和 Rushmeier<sup>[2]</sup>在 1993 年提出将真实亮度映射到目标显示亮度的概念框架开始,在过去 10 年中,已经涌现出了非常多的 HDR 图像处理算法.这些方法根据其 HDR 图像对比度的压缩方式可以分为两大类:全局算子和局部算子.其中,全局算子对于整幅图像中所有像素采用同样的映射函数.Ward<sup>[3]</sup>提出了一个线性比例因子将图像的平均亮度映射到可视范围内的亮度,这种方法只能处理较小的动态范围压缩问题.为了处理更大的亮度动态范围,文献[4,5]提出了应用对数函数的方法,但是,这种方法需要人工调整参数以得到合适的色度映射结果,而且,对于不同的图像参数变化较大.文献[6]提出直接映射直方图的方法,但是这样会导致梯度的错误匹配.上述方法的优点是计算复杂度较低,图像处理速度快,但是所得到的低动态范围(low dynamic range,简称 LDR)图像仍然不能最大限度地给出图像中包含的视觉信息.另一方面,局部算子方法是根据每个像素点的邻域来进行色调映射的.一些方法<sup>[7-9]</sup>根据局部调节值对像素亮度进行分类,该调节值是通过计算局部邻域的加权平均得到的.也有一些方法<sup>[10,11]</sup>将局部算子视作全局算子,只是将全局调节变为与位置相关的局部调节.通常情况下,局部算子在对比度的压缩方面处理得更为出色,然而,这些方法在高对比度的区域周围常常会产生梯度逆转、光晕效应等问题。

本文在总结以往方法存在问题的基础上,提出一个概率模型,用于对 HDR 压缩为 LDR 的过程进行建模,并将其转化为一个能量最小化问题.换言之,首先对于每个像素,在 LDR 设备上通过不同曝光度下该像素的色调能量分布进行统计学习.另一方面,在色调再生的同时,需要同时保持梯度的一致性.通过最小化 HDR 图像和色调再生结果图像的梯度变化差异,梯度相似程度的能量分布也可以由这些不同曝光度的样本得到.以贝叶斯理论为基础,色调映射操作可以通过将这两个分布结合在一起转化成为一个能量最小化问题.然后,利用共轭梯度法来求解该最优化问题.最后,我们得到了具有更多视觉细节信息的 LDR 图像,同时避免了在强对比度区域的光晕问题。

本文的主要贡献包括以下几个方面:

- (1) 给出了一个无监督概率学习模型,自动学习 HDR 图像的最佳色调映射分布.
- (2) 考虑了视觉信息的最大化和梯度一致性.
- (3) 能够将原有的 HDR 图像映射到 LDR 空间中并尽可能地保持原有信息.

本文第 1 节介绍与本文紧密相关的前人工作.色调映射的概率模型在第 2 节给出,第 3 节介绍实验数据集,并详细地介绍基于概率模型的色调映射算法的实现细节.实验和结果分析在第 4 节给出.第 5 节给出论文的结论和未来的工作。

## 1 相关工作

基于感知模型,Reinhard<sup>[11]</sup>提出了自动调节亮度的色调映射方法,将过亮的区块变暗并将过暗的区块变亮,称为基于区块的色调映射.这种方法源自 *dodging-and-burning* 的概念,其基本思想是将现实世界的高动态范围亮度映射到相片打印机的低动态输出范围.在该方法中,首先利用一个函数进行初始亮度映射,这是简单的传统色调处理步骤.然后,在局部具有较强对比度的区域进行 *dodging-and-burning* 处理.区域的尺寸大小与局部的对比度有关,这里采用一个尺度自适应的高斯轮廓函数决定区域尺寸的大小.通过该方法进行色调映射,取得的 LDR 图像细节较以往方法更为丰富.但是,其中轮廓函数的尺度对结果的影响非常大,尺度太大或太小通常会造成功细节丢失或者光晕效应.在我们提出的方法中,用一个全局约束保证局部色调映射的梯度的一致性,而且也能在保证可见度的同时避免较暗的光晕出现。

彭韬等人<sup>[12]</sup>通过在亮度图像梯度域上对大梯度进行衰减,从而达到压缩图像亮度的动态范围,通过求解梯度域的 Poisson 方程的色调映射<sup>[13]</sup>是一个最小化过程,能够保持原有的梯度趋势.该方法的缺点在于无法做到

最大的动态范围压缩,但其保持梯度变化趋势的思想给本文的研究提供了很大的启发.在本文所提方法中,用局部能量分布最大化保持了梯度一致性,同时也实现了对梯度范围的约束.

## 2 基于概率的色调再生模型

图 1 是整个色调学习和映射方法的总体框架,我们通过两部分对图像的色调进行建模.一方面,对于一个像素点,我们用能量分布对其色调进行建模.另一方面,我们通过计算邻域色调的梯度变化对像素能量建模,这两者均可以用概率分布来描述.通过学习,将色调映射问题转化为最大似然估计问题,在 LDR 设备显示 HDR 图像并尽可能多地保留视觉信息.

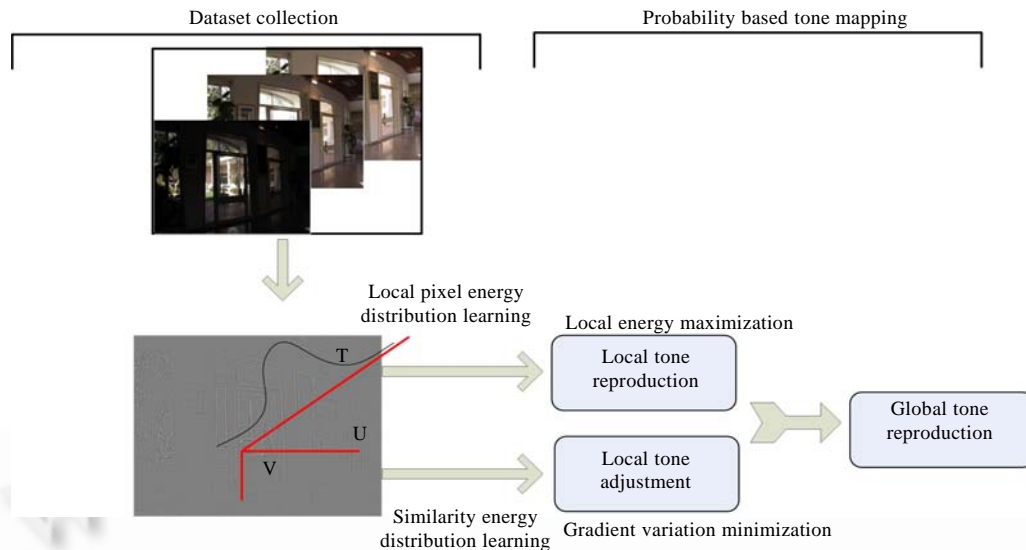


Fig.1 Framework of our algorithm

图 1 算法框架

### 2.1 基于概率的色调映射模型结构

给定一幅 HDR 图像,色调映射可如下转化为一个最大似然估计问题:

$$\max p(I_l | I_h) \quad (1)$$

这里,  $I_l$  是所求的 LDR 图像,  $I_h$  是已知 HDR 图像.据贝叶斯规则,由式(1)可以得到:

$$\max p(I_l | I_h) = \max p(I_h | I_l) p(I_l) / p(I_h) \propto \max p(I_h | I_l) p(I_l) \propto \max \prod_{u,v} p(I_h(u,v) | I_l(u,v)) \cdot p(I_l(u,v)) \quad (2)$$

这里,  $p(I_l)$  是所有可能的 LDR 图像的概率分布,而  $p(I_h | I_l)$  则是  $I_l$  保持  $I_h$  的细节信息的概率.  $I_h(u,v)$  和  $I_l(u,v)$  分别是 HDR 和 LDR 图像中点  $(u,v)$  的亮度值.

因此,我们的色调映射模型可以更为简单地理解为一个产生式过程,即生成使信息量最大的图像,保持 HDR 图像中的细节并且没有梯度反转.简言之,我们首先选取局部像素的色调分布  $p(I_l)$ ,使 LDR 图像的局部像素能量最大.然后,为了保留更多 HDR 图像中的细节,避免生成的 LDR 图像中的梯度发生逆转,我们定义似然  $p(I_h | I_l)$ ,使 HDR 图像和 LDR 图像的梯度差异最小.图 2 以图形的方式诠释了该产生式模型.

### 2.2 色调的局部能量分布

如图 3 所示,对于 HDR 图像中的局部区域块,不同的色调,块的可见度不同,即在 LDR 设备上的能量不同.换言之,合适色调的 LDR 图像能够给出更多的视觉信息.而实际上,决定色调的是像素亮度的变化程度.具体而言,像素  $(u,v)$  是色调映射的基本单位,其能量分布如图 4 所示,该像素的能量分布可用如下高斯密度函数描述:

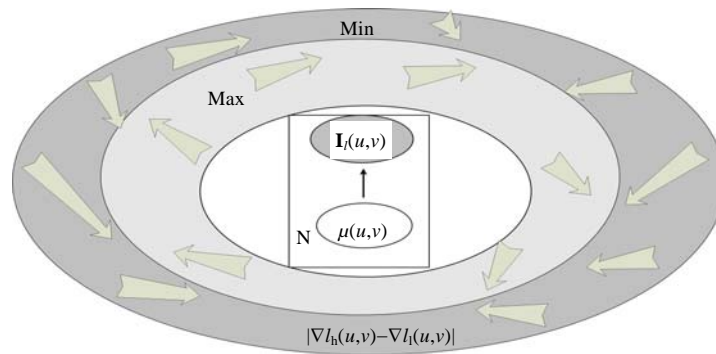


Fig.2 Tone mapping model

图 2 色调映射模型

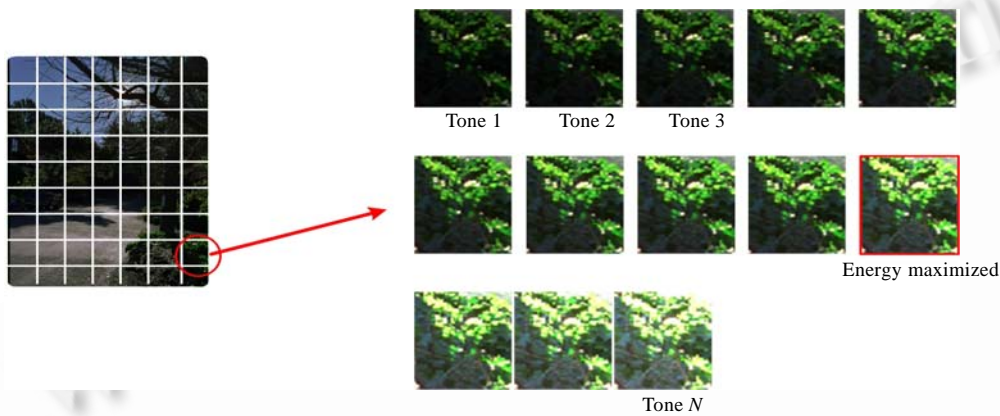


Fig.3 Energy maximized patch

图 3 子块能量最大化

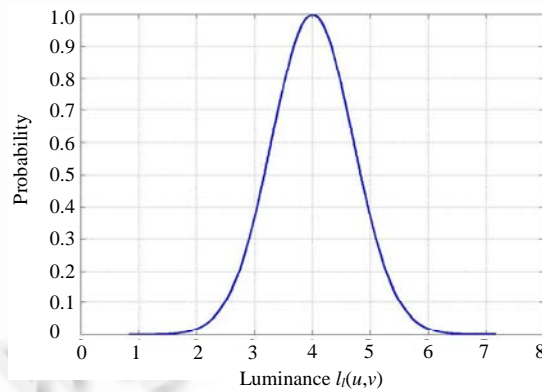


Fig.4 Local pixel energy distribution

图 4 局部像素能量分布

$$p(I_l(u, v)) \propto \sigma_e(u, v)^{-1} \exp\left(-\frac{(I_l(u, v) - \mu(u, v))^2}{2\sigma_e(u, v)^2}\right) \quad (3)$$

这里,  $I_l(u, v)$  是点  $(u, v)$  的亮度值.

我们可以通过对不同色调的能量进行采样估计  $\mu(u, v)$ , 给定一幅 HDR 图像, 通过设定不同的曝光度生成它

的 LDR 图像序列  $c=\{1,\dots,C\}$ ,使所有像素的亮度都在可见范围内,即在 0~255 范围之内. $C$  为 LDR 图像的数目. $\mu(u,v)$ 是使  $p(l_i(u,v))$ 最大的亮度值,即局部能量最大.点  $(u,v)$ 的局部能量可以用 Laplacian 算子表示.

$$\nabla^2 l_i(u,v) = \frac{\partial^2 l_i(u,v)}{\partial u^2} + \frac{\partial^2 l_i(u,v)}{\partial v^2} \quad (4)$$

在进行数值运算时,令

$$\nabla^2 l_i(u,v) \approx |4l_i(u,v) - l_i(u-1,v) - l_i(u+1,v) - l_i(u,v-1) - l_i(u,v+1)| \quad (5)$$

所以,这个像素点的亮度为局部像素能量最大的采样值,即

$$l_i(u,v) = \arg \max_{l_i(u,v)} \nabla^2 l_i(u,v) \quad (6)$$

### 2.3 上下文相似度能量分布

点  $(u,v)$ 的邻域是衡量梯度变化的相似度的基本单位,这里,我们用 HDR 和 LDR 图像的梯度距离来衡量两者上下文的相似度,所以相似度的函数可如下定义:

$$s(u,v) = |\nabla l_h(u,v) - \nabla l_l(u,v)| \quad (7)$$

相似度的能量分布可以如下这样一个高斯概率密度函数来定义(见式(8)),如图 5 所示.

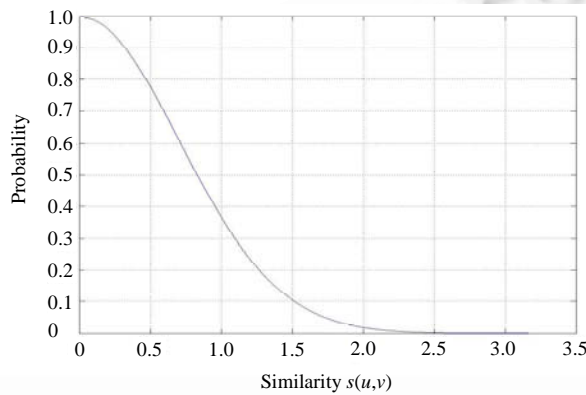


Fig.5 Energy distribution of context

图 5 上下文相似度能量分布

$$p(l_h(u,v) | l_l(u,v)) \propto \sigma_n(u,v)^{-1} \exp\left(-\frac{s(u,v)^2}{2\sigma_n(u,v)^2}\right) = \sigma_n(u,v)^{-1} \exp\left(-\frac{|\nabla l_h(u,v) - \nabla l_l(u,v)|^2}{2\sigma_n(u,v)^2}\right) \quad (8)$$

### 2.4 基于概率的色调映射模型

综合式(2)、式(3)、式(8),我们得到如下色调映射概率模型:

$$\max p(\mathbf{I}_l | \mathbf{I}_h) \propto \max_{u,v} \prod \sigma_n(u,v)^{-1} \exp\left(-\frac{|\nabla l_h(u,v) - \nabla l_l(u,v)|^2}{2\sigma_n(u,v)^2}\right) \sigma_e(u,v)^{-1} \exp\left(-\frac{(l_i(u,v) - \mu(u,v))^2}{2\sigma_e(u,v)^2}\right) \quad (9)$$

对于每个像素  $\sigma_n(u,v)$  和  $\sigma_e(u,v)$  已知为常数,因此式(8)可以进一步转化为基于变分问题的能量最小化过程:

$$\min E(\mathbf{I}_l) \min \sum_{u,v} \left( |\nabla l_h(u,v) - \nabla l_l(u,v)|^2 + \lambda(u,v)(l_i(u,v) - \mu(u,v))^2 \right) \quad (10)$$

$\lambda(u,v)$  是 Lagrange 乘子,是一个一维势函数.最后,为了生成含有最多信息的 LDR 图像,我们通过最小化  $E(\mathbf{I}_l)$ 求解每个像素点的亮度  $l_i(u,v)$ .

$$L(\mathbf{I}) = \arg \min_{l_i(u,v)} E(\mathbf{I}_l) \quad (11)$$

### 3 实验数据和算法实现

#### 3.1 实验数据

HDR 图像数据在现实生活中是非常容易得到的.通过设定不同的曝光度可以很容易地采得 LDR 图像样本序列,从而建立样本序列库.而且,前人工作中一些经典的 HDR 图像也是可以利用的资源.例如,Debevec 的 Stanford Memorial Church<sup>[14]</sup>,Ward 的 Greston Road<sup>[15]</sup>等.我们的数据库有 20 幅 HDR 图像,包括一些经典的例子和我们自己采集的数据.这个数据库包括了一些不同的场景:室内、风景、建筑等,为了取得学习样本,对 HDR 图像不同的曝光度进行采样.曝光度从低到高,步长为 0.1.

#### 3.2 算法实现

结合式(10)、式(11),能量最小化的过程可以写为

$$E(I_l) = \sum_{u,v} [(l_h(u+1,v) - l_h(u,v)) - (l_l(u+1,v) - l_l(u,v))]^2 + \sum_{u,v} [(l_h(u,v+1) - l_h(u,v)) - (l_l(u,v+1) - l_l(u,v))]^2 + \lambda(u,v) \sum_{u,v} [l_l(u,v) - \mu(u,v)]^2 \quad (12)$$

这样就得到基于概率模型的 LDR 图像再生过程.进而, $E(I_l)$ 的二次型为

$$E(I_l) = \mathbf{I}_l^T \mathbf{A} \mathbf{I}_l + \mathbf{b}^T \mathbf{I}_l + c \quad (13)$$

最小化  $E(I_l)$  的过程可以转化为求解下列线性方程组:

$$2\mathbf{A} \mathbf{I}_l + \mathbf{b} = 0 \quad (14)$$

利用共轭梯度法<sup>[15]</sup>求解该线性方程组.因此,基于概率的色调映射模型的具体步骤如下:

(1) 对于一幅 HDR 图像,设定特定步长的曝光度,生成对应的 LDR 图像序列  $c=\{1,\dots,C\}$ .  $C$  为 LDR 图像的数目.

(2) 通过对  $C$  幅不同色调的输入图像的学习,求解每个像素点在不同亮度下的局部能量分布.换言之,求解式(3)中每个像素点的参数  $\mu(u,v)$  和  $\sigma_c(u,v)$ .

(3) 计算相似度,估计能量函数中的  $\sigma_n(u,v)$  参数.

(4) 利用迭代法求解式(14),得到每个像素点的色调.

经过改进后的共轭梯度法进行数值求解,其计算复杂度可以达到  $O(n)$ <sup>[15]</sup>.但考虑到本算法中进行高斯模型参数统计计算的计算复杂度为  $O(mn)$ ,其中  $m \ll n$ ,因此,算法的整体计算复杂度介于  $O(n)$  和  $O(n^2)$  之间.

### 4 实验结果分析

梯度域的色调映射<sup>[13]</sup>和基于区块的色调再生<sup>[11]</sup>是最近几年提出的两种代表性的方法<sup>[16]</sup>.我们实验了这两篇文章中的 HDR 图像,以便进行比较.然而,由于进行色调映射的结果好坏和所包含视觉信息的数量主要取决于人眼所看到的感受,国内外至今尚没有一个量化评价的标准评价.文献[16]中采用了一个基于用户倾向性 (preference) 的效果评价模型.受此启发,我们在评价中将 3 种方法的实验结果显示给 30 位观察者,根据所生成结果的自然度和包含的信息量,要求观察者对结果进行两两比较,对优胜者投 1 票.例如,当表格中“列”为分区 (zone) 而“行”为梯度域 (gradient domain) 处的值为 20,表示有 20 个观察者认为梯度域的结果比分区方法的好 (如图 6 所示),最后统计每种方法得到的票数.如图 6 所示,与前人的两种方法相比,我们的方法包含了更多的细节信息.而且,采用我们方法得到的结果其色调更为明亮,同时保持了梯度的一致性,这使得我们的方法可以压缩更多的动态范围,从而可以处理动态范围更大的 HDR 图像.如图 7 所示,与梯度域方法相比,在室内场景质量不相上下的情况下,我们的方法给出了更多的室外场景信息.



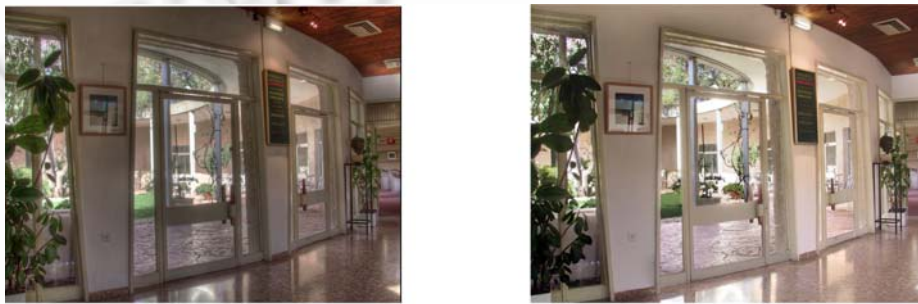
(a) Gradient domain based tone mapping (b) Zone based tone mapping (c) Probability model based tone mapping

(a) 基于梯度域的色调映射 (b) 基于分区的色调映射 (c) 基于概率模型的色调映射

	Gradient domain	Zone	Probability model	Total
Gradient domain	--			
Zone	10	--	3	13
Probability model	22	27	--	49

Fig.6 Comparison of gradient domain based, zone based and probabilistic model based method

图 6 梯度域方法,分区方法与概率模型方法比较



(a) Gradient domain tone mapping

(b) Probability model based tone mapping

(a) 基于梯度域的色调映射

(b) 基于概率模型的色调映射

	Gradient domain	Probability model	Total
Gradient domain	--	7	7
Probability model	23	--	23

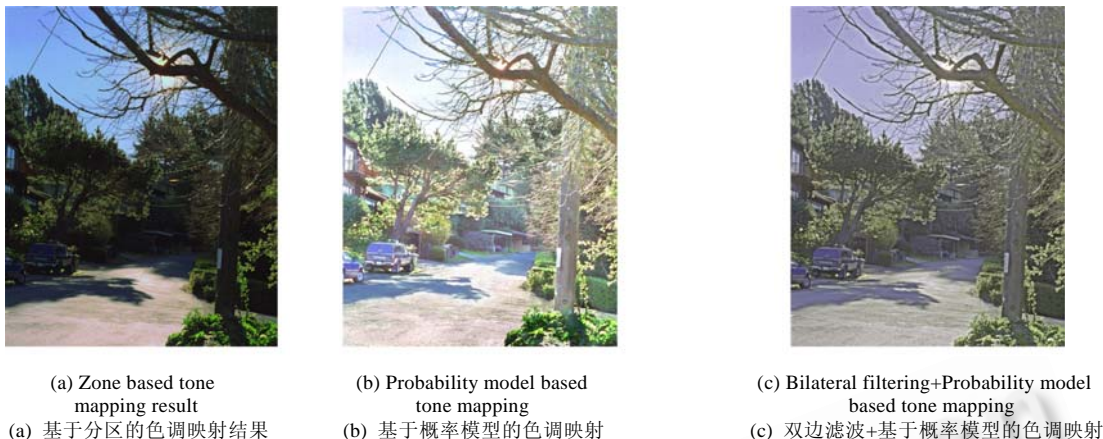
Fig.7 Comparison of gradient domain based and probabilistic model based method

图 7 梯度域方法与概率模型方法比较

图 6、图 7 中的倾向性效果评测结果表明,新的方法能够给出更好的结果.但是,在图 8(b)中,再生图像的色调的亮度太高.虽然与基于区块的色调再生结果相比,我们结果中的信息保留得更多,但却不够自然.生成这样结果的原因是,对于该图像而言,样本的亮度越高,噪声就越大,而我们的方法把噪声作为信息保留下来并参与了计算.鉴于此,考虑对原始输入图像进行 Bilateral 滤波<sup>[17]</sup>去噪,然后再进行色调映射,结果(如图 8(c))表明,采用经过去噪的图像后,新的方法能够给出视觉上较为自然的结果.

此外,学习样本的数目也是影响实验结果的重要因素,图 9 中给出了不同样本数目时对同一 HDR 图像进行色调映射的结果,由图中可以看出,当学习样本较少时,结果中包含的视觉信息不够丰富,但处理速度较快,内存

开销少;而当学习样本较多时,时间开销增加,内存开销大,但结果图像能够给出更为丰富的细节信息.

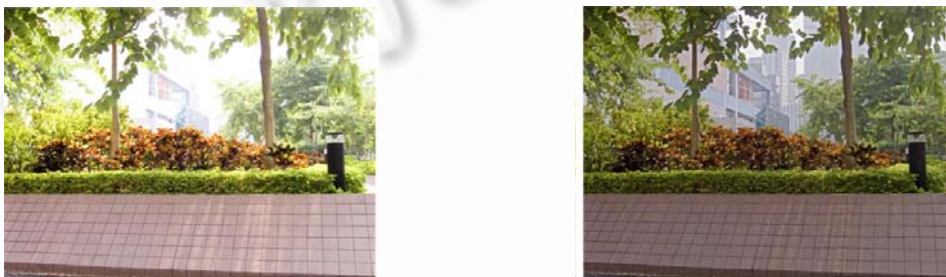


(a) Zone based tone mapping result (b) Probability model based tone mapping (c) Bilateral filtering+Probability model based tone mapping  
 (a) 基于分区的色调映射结果 (b) 基于概率模型的色调映射 (c) 双边滤波+基于概率模型的色调映射

	Gradient domain	Zone	Probability model	Total
Zone	—	21	13	34
Probability model	9	—	11	20
Bilateral filtering+Probability model	17	19	—	36

Fig.8 Comparison between zone based and probabilistic model based method

图 8 分区方法与概率模型方法比较



(a) Resolution=1024×768, Sample number=5, Time cost=15s (b) Resolution=1024×768, Sample number=13, Time cost=19s  
 (a) 分辨率=1024×768,采样数=5,时间开销=15s (b) 分辨率=1024×768,采样数=13,时间开销=19s

Fig.9 Results comparison of different sample numbers by probability model based method

图 9 不同样本数目的概率模型方法结果比较

## 5 总结和展望

本文提出了一种基于概率的色调映射模型,给出了 HDR 图像色调再生的一种新的思考框架,使 HDR 图像在 LDR 设备上显示时能够尽可能地保持原有信息.我们将色调映射转化为一个能量最小化的过程.我们的方法同时在 uv 平面和亮度轴对像素的能量分布进行建模.这样.生成的结果能够保有最多的信息.同时保持梯度的一致性.实验结果表明,我们的方法是可行的,而且是可以与前人的方法相媲美的.另外,由于本文所提出的模型采用的学习样本都是从所要处理的高动态范围图像中获得的,即通过设定不同曝光参数取得一系列学习样本,然后利用针对该图像的训练样本进行学习,所以不会受到不同类型待映射图像的影响.该方法既能够应用在对实际 HDR 场景的建模,也可以用于已有 HDR 图像的显示,是一个较为灵活的色调映射方法.但我们也注意到,新的方法需要对同一 HDR 场景或图像进行分步曝光以获取学习样本,操作较为繁琐,尤其是在对 HDR 场景进行拍摄时需要使用脚架和遥控器,并且要求场景中的对象不能运动.

近年来,一些心理学家<sup>[18]</sup>对眼-脑感知过程的研究带给了我们很大的启发,在后面的工作中,我们希望通过



对人的视觉感知机制的学习,使得算法对噪声更为鲁棒.同时引入人眼对不同类型图像的响应机制,产生更为自然的结果.考虑到采集学习样本对色调映射的影响,研究新的样本自适应生成算法,使其既能保证色调映射的质量,又能够尽量使操作简化,减少时间开销.此外,我们考虑将此模型和视频结合起来,对视频的色调进行处理.在此基础上,考虑如文献[19]一样,将 HDR 特性应用于多级别曝光情形下的情景仿真.

#### References:

- [1] Rizzi A, Gatta C, Piacentini B, Fierro M, Marini D. Human visual system inspired tone mapping algorithm for HDR images. In: Thrasvoulos EB, Pappas NT, eds. Proc. of the SPIE-IS&T Electronic Imaging. SPIE 5292, Bellingham: SPIE-IS&T, 2004. 57–68.
- [2] Tumblin J, Rushmeier H. Tone reproduction for computer generated images. IEEE Computer Graphics and Applications, 1993,13(6):42–48.
- [3] Ward JG. The RADIANCE lighting simulation and rendering system. In: Schweitzer D, Glassner A, Keeler M, eds. Proc. of the ACM SIGGRAPH. New York: ACM Press, 1994. 452–472.
- [4] Drago F, Myszkowski K, Annen T, Chiba N. Adaptive logarithmic mapping for displaying high contrast scenes. Computer Graphics Forum, 2003,22(3):419–426.
- [5] Duan J and Qiu G. Fast tone mapping for high dynamic range images. In: Kittler J, Petrou M, Nixon M, eds. Proc. of the 17th Int'l Conf. on Pattern Recognition. Washington: IEEE Computer Society, 2004. 249–258.
- [6] Larson WG, Rushmeier H, Piatko C. A visibility matching tone reproduction operator for high dynamic range scenes. IEEE Trans. on Visualization and Computer Graphics, 1997,3(4):291–306.
- [7] Chiu K, Herf M, Shierley P, Swamy S, Wang C, Zimmerman K. Spatially nonuniform scaling functions for high contrast images. In: Möller T, Ware C, eds. Proc. of the Graphics Interfaces. Los Angeles: Morgan Kaufmann Publishers 1993. 245–253.
- [8] Moroney N, Taslt I. Comparison of retinex and iCAM for scene rendering. Journal of Electronic Imaging, 2004,13:139–145.
- [9] Johnson MG, Fairchild DM. Rendering HDR images. In: Brainard D, Eschbach R, Hunt RWG, eds. Proc. of IS&T/SID the 11th Color Imaging Conf. Springfield: IS&T, 2003. 36–41.
- [10] Ashikhmin M. A tone mapping algorithm for high contrast images. In: Bibson S, Debevec P, eds. Proc. of the 13th Eurographics Workshop on Rendering. Aire-la-Ville: Eurographics Association, 2002. 145–156.
- [11] Reinhar E, Stark M, Shirley P, Ferwerda J. Photographic tone reproduction for digital images. ACM Trans. on Graphics, 2002,21(3): 267–276.
- [12] Peng T, Hu YH, Li ZM. High dynamic range compression on programmable graphics hardware. Microcomputer Development, 2005,15(9):154–157 (in Chinese with English abstract).
- [13] Fattal R, Lischinski D, Werman M. Gradient domain high dynamic range compression. ACM Trans. on Graphics, 2002,21(3): 249–256.
- [14] Debevec EP, Malik J. Recovering high dynamic range radiance maps from photographs. In: Owen SG, Whitted T, Mones-Hattal B, eds. Proc. of the ACM SIGGRAPH. New York: ACM Press, 1997. 369–378.
- [15] Shewchuk RJ. An introduction to the conjugate gradient method without the agonizing pain. Technical Report, CMU-CS-94-125, Pittsburgh, School of Computer Science, Carnegie Mellon University, 1994. 30–37.
- [16] Ledda P, Chalmers A, Troscianko T, Seetzen H. Evaluation of tone mapping operators using a high dynamic range display. ACM Trans. on Graphics, 2006,23(3):733–741.
- [17] Tomasi C, Manduchi R. Bilateral filtering for gray and color images. In: Chandran S, Desai U, eds. Proc. of the Int'l Conf. on Computer Vision. New Delhi: Narosa Publishing House, 1998. 839–846.
- [18] Arend EL. Lightness, brightness, brightness contrast: 1. Illuminance Variation, Perception & Psychophysics, 1993,54(4):446–456.
- [19] Sun QM, Wu EH. Recovering material for a homogeneous object in an environment from a single high dynamic range image. Journal of Software, 2002,13(9):1852–1857 (in Chinese with English abstract). <http://www.jos.org.cn/10008-9825/13/1852.htm>

#### 附中文参考文献:

- [12] 彭韬,胡耀华,李在铭.在可编程图形硬件上实现图像高动态范围压缩.微机发展,2005,15(9):154–157.

- [19] 孙其民,吴恩华.从单幅高动态范围图像恢复环境中物体的材质.软件学报,2002,13(9):1852-1857. <http://www.jos.org.cn/10008-9825/13/1852.htm>



宋明黎(1976—),男,山东厦津人,博士,讲师,主要研究领域为模式识别,计算机图形学.



叶秀清(1936—),女,教授,主要研究领域为计算机视觉,视频处理.



王慧琼(1981—),女,博士生,主要研究领域为计算机视觉,图像增强.



顾伟康(1939—),教授,博士生导师,主要研究领域为计算机视觉,模式识别,智能机器人.



陈纯(1955—),博士,教授,博士生导师,CCF高级会员,主要研究领域为计算机视觉,嵌入式系统.

www.jos.org.cn

www.jos.org.cn