

Unbiased Global Illumination with Participating Media

Dezeming Family

2022 年 12 月 30 日

正常字体：表示论文的基本内容解释。

粗体：表示需要特别注意的内容。

红色字体：表示容易理解错误或者混淆的内容。

蓝色字体：表示额外增加的一些注释。

绿色字体：表示额外举的一些例子。

目录

一 Introduction	1
二 Light Transport with Participating Media	1
三 Unbiased Techniques for Transport Path Sampling	1
3 1 Line Integral along a Ray	2
3 2 Handling Multiple Wavelengths	2
四 Applications	2
参考文献	3

abstract

我们展示了渲染参与介质的全局光照技术，我们不使用 ray marching，而是使用 Monte Carlo(MC) 方法来实现光传输和穿透率 (transmittance) 的估计。这是对于参与介质中的光传输的无偏的估计。

— Introduction

大多数算法难以正确估计光与烟、雾或灰尘等介质交互所造成的影响。双向方法 (BDPT) 和 Metropolis 光传输 (MLT) 是非常精妙复杂的无偏方案，在 [1, 2] 中被引入到渲染参与介质。然而，它们由于使用了 Ray Marching[3] 技术，因此它们并不是无偏的。

二 Light Transport with Participating Media

设一个体表示为 \mathcal{V} ，则它的表面就表示为 $\partial\mathcal{V}$ ，由于体是一个开区间，所以 $\mathcal{V} \cap \partial\mathcal{V} = \emptyset$ 。两个公式表示如下：

$$L(x, \omega) = L_{e, \partial\mathcal{V}}(x, \omega) + \int_{S^2} f_s(\omega, x, \omega') L(x, \omega') |\cos \theta_x| d\sigma(\omega'). \quad (1)$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial}{\partial \omega} L(x, \omega) &= L_{e, \mathcal{V}}(x, \omega) - \sigma_t(x) L(x, \omega) \\ &+ \sigma_s(x) \int_{S^2} f_p(\omega, x, \omega') L(x, \omega') d\sigma(\omega'), \end{aligned} \quad (2)$$

根据 [4] 推导，得到非常全面的光传输公式：

$$L(y \rightarrow z) = L_e(y \rightarrow z) + \int_{\mathbb{R}^3} L(x \rightarrow y) f(x \rightarrow y \rightarrow z) G(x \leftrightarrow y) V(x \leftrightarrow y) d\lambda(x), \quad (5)$$

$$f(x \rightarrow y \rightarrow z) := \begin{cases} f_r(\vec{y}z, y, \vec{x}y) & \text{if } y \in \partial\mathcal{V} \\ \sigma_s(y) f_p(\vec{y}z, y, \vec{x}y) & \text{if } y \in \mathcal{V} \end{cases} \quad (6)$$

$$L_e(x \rightarrow y) := \begin{cases} L_{e, \partial\mathcal{V}}(x, \vec{x}y) & \text{if } y \in \partial\mathcal{V} \\ L_{e, \mathcal{V}}(x, \vec{x}y) & \text{if } y \in \mathcal{V} \end{cases} \quad (7)$$

$$G(x \leftrightarrow y) := \begin{cases} \frac{|\cos \theta_x| |\cos \theta_y|}{\|y-x\|^2} & \text{if } x, y \in \partial\mathcal{V} \\ \frac{|\cos \theta_x|}{\|y-x\|^2} & \text{if } x \in \partial\mathcal{V}, y \in \mathcal{V} \\ \frac{|\cos \theta_y|}{\|y-x\|^2} & \text{if } y \in \partial\mathcal{V}, x \in \mathcal{V} \\ \frac{1}{\|y-x\|^2} & \text{if } x, y \in \mathcal{V} \end{cases} \quad (8)$$

$$\begin{aligned} V(x \leftrightarrow y) &:= V'(x \leftrightarrow y) \tau(x \leftrightarrow y) \\ &= V'(x \leftrightarrow y) e^{-\int_0^{\|y-x\|} \sigma_t(x+t\vec{x}y) dt} \\ V'(x \leftrightarrow y) &= \begin{cases} 1 & \text{if } \|y-x\| \leq \|h(x, \vec{x}y) - x\| \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \end{aligned} \quad (9)$$

三 Unbiased Techniques for Transport Path Sampling

对于体渲染来说，采样散射分为两步，一是采样距离（采样下一次的交点），二是采样散射方向。

对于 Homogeneous 介质 $\sigma_t \equiv \sigma_t$ ，穿透率正比于指数分布：

$$p(t) = \sigma_t e^{-\sigma_t t}$$

根据论文中的公式 (11) 即可对 t 进行采样。采样到的 t 的含义可以这么理解：假如我们有非常多（假设为 N ）束光粒子穿过同一段 volume，那么就会采样到 N 个 t ，这 N 个 t 的分布就会符合 $p(t)$ （注意对应 $p(t)$ 的累积概率密度函数是 $1 - T(t)$ ，其中 T 表示穿透率，为什么要用 1 减，可以参考《Woodcock-tracking 的无偏性证明》）。

Homogeneous 介质采样距离 t 可以一次完成（一步就采样到 t 值），但是对于 Heterogeneous 介质就没那么容易了，因为你不知道一段体中的介质分布，随机方法需要采样多步（根据条件循环），可见论文原文中的 Algorithm 1:

```

float sampleDistance(Point  $x_0$ , Direction  $\omega$ )
{
    //sample with the maximum extinction  $\sigma_t$ 
    float  $t = -\log(\text{rand}()) / \sigma_t$ ;

    while ( $\frac{\sigma_t(x_0+t\omega)}{\sigma_t} < \text{rand}()$ )
         $t -= \log(\text{rand}()) / \sigma_t$ ;

    return  $t$ ;
}

```

其实 σ_t 并不一定是介质中的最大的 $\sigma_t(x)$ 值，但是如果它比最大的 $\sigma_t(x)$ 大太多，就会导致效率下降（每次 t 前进的距离太小，而且在 while 判断中也更不容易发生散射事件，因此使得效率下降）。这里的每个 $\text{rand}()$ 都是会产生新的随机数。

3 1 Line Integral along a Ray

在许多算法中，透射率的显式估计非常重要。此外，在渲染包含参与媒体的场景时，沿主光线 split 通常是有益的。因此，我们在算法 1 的语境文中推广了沿射线的一维积分，以获得通用的无偏解。

假设我们需要估计的是一个被穿透率加权的积分项 C ，积分从 x_{av} 开始，一直积分到 x ：

$$C = c_{\partial v}(x_{\partial v})\tau(x \leftrightarrow x_{\partial v}) + \int_0^{\|x_{\partial v} - x\|} c_v(x - t\omega)\tau(x \leftrightarrow x - t\omega)dt, \quad (13)$$

其中 c_{av} 是函数在表面上的贡献， c_v 是函数在体中的贡献，最简单的情况是 $c_{av} \equiv 1$ 且 $c_v \equiv 0$ ，此时我们估计的结果就是穿透率本身。

当不满足最简单的情况时，用 Algorithm 1 来估计贡献时，可以通过变换偏移一个随机偏移的等距样本来提高收敛性，该过程见 Algorithm 2。

我简单解释一下这个算法的原理。该算法首先在 $[0, p_v]$ 上产生一堆等距离的点（这些等距离的点还要进行随机偏置），即 Δ 。

一开始时的贡献 C 是 $e^{-\sigma_t t_{av}}L(x_{av}, \omega)$ ，这里的 $L(x_{av}, \omega)$ 应该是 c_{av} 。

用 Δ （该值大于 0 小于 1）作为 n 个随机步长 t_1, \dots, t_n 的初始的随机数（相当于估计 n 次）。为什么这个方法是无偏的，论文里也没有给出证明。

3 2 Handling Multiple Wavelengths

彩色介质的处理一直比较困难，这里的说法并不明晰，所以不再介绍。

四 Applications

这里的技术其实跟应用参与介质其实并没有很大关系，只是在应用场景中可以融入参与介质。而且由于本文年代较久，所以不再赘述。

参考文献

- [1] E. Lafortune and Y. Willems. Rendering Participating Media with Bidirectional Path Tracing. *Rendering Techniques '96 (Proc. 7th Eurographics Workshop on Rendering)*, pages 91-100, 1996.
- [2] M. Pauly, T. Kollig, and A. Keller. Metropolis Light Transport for Participating Media. In B. Péroche and H. Rushmeier, editors, *Rendering Techniques 2000 (Proc. 11th Eurographics Workshop on Rendering)*, pages 11-22. Springer, 2000.
- [3] K. Perlin and E. Hoffert. Hypertexture. In *SIGGRAPH '89: Proceedings of the 16th annual conference on Computer graphics and interactive techniques*, pages 253-262, 1989.
- [4] T. Kollig. *Efficient Sampling and Robust Algorithms for Photorealistic Image Synthesis*. PhD thesis, University of Kaiserslautern, Germany, 2004.