

Фотореалистичный рендеринг *(aka raytracing)*

Лекция 3: Радиометрия, распространение света,
уравнение рендеринга, описание материалов,
Монте-Карло интегрирование

2024

Немного радиометрии

- Мы будем описывать связь между различными величинами, означающими *количество света*

Немного радиометрии

- Мы будем описывать связь между различными величинами, означающими *количество света*
- Полезно чётко разобраться, какие величины что означают

Немного радиометрии

- Мы будем описывать связь между различными величинами, означающими *количество света*
- Полезно чётко разобраться, какие величины что означают
- Наука, занимающаяся этими величинами, называется **радиометрией (radiometry)**

Энергия излучения (radiant energy)

- Центральный объект радиометрии – **энергия излучения** (**radiant energy**) Q : количество энергии, излучённое или отражённое объектом / прошедшее через среду / etc

Энергия излучения (radiant energy)

- Центральный объект радиометрии – **энергия излучения** (**radiant energy**) Q : количество энергии, излучённое или отражённое объектом / прошедшее через среду / etc
- Единица измерения энергии – J (дюоули), как и в обычной физике

Энергия излучения (radiant energy)

- Светящиеся объекты (напр. лампочка) излучают свет непрерывно, т.е. суммарная энергия их излучения постоянно растёт

Энергия излучения (radiant energy)

- Светящиеся объекты (напр. лампочка) излучают свет непрерывно, т.е. суммарная энергия их излучения постоянно растёт
- Другие объекты поглощают/отражают свет непрерывно, т.е. суммарная энергия поглощения/отражения тоже постоянно растёт

Энергия излучения (radiant energy)

- Светящиеся объекты (напр. лампочка) излучают свет непрерывно, т.е. суммарная энергия их излучения постоянно растёт
- Другие объекты поглощают/отражают свет непрерывно, т.е. суммарная энергия поглощения/отражения тоже постоянно растёт
- Мы будем считать, что сцена статична и находится в эквилибриуме, т.е. яркость точек сцены не меняется со временем

Энергия излучения (radiant energy)

- Светящиеся объекты (напр. лампочка) излучают свет непрерывно, т.е. суммарная энергия их излучения постоянно растёт
- Другие объекты поглощают/отражают свет непрерывно, т.е. суммарная энергия поглощения/отражения тоже постоянно растёт
- Мы будем считать, что сцена статична и находится в эквилибриуме, т.е. яркость точек сцены не меняется со временем
- \Rightarrow Для нас интереснее не общее количество энергии, а энергия за единицу времени

Поток излучения (radiant flux)

- Поток излучения (radiant flux) Φ – энергия излучения за единицу времени t (или производная энергии по времени)

$$\Phi = \frac{\partial Q}{\partial t}$$

Поток излучения (radiant flux)

- Поток излучения (radiant flux) Φ – энергия излучения за единицу времени t (или производная энергии по времени)

$$\Phi = \frac{\partial Q}{\partial t}$$

- Например, поток, проходящий сквозь некоторую поверхность

Поток излучения (radiant flux)

- Поток излучения (radiant flux) Φ – энергия излучения за единицу времени t (или производная энергии по времени)

$$\Phi = \frac{\partial Q}{\partial t}$$

- Например, поток, проходящий сквозь некоторую поверхность
- Единица измерения – $J \cdot s^{-1} = W$ (дюоули в секунду = ватты)

Поток излучения (radiant flux)

- Поток излучения (radiant flux) Φ – энергия излучения за единицу времени t (или производная энергии по времени)

$$\Phi = \frac{\partial Q}{\partial t}$$

- Например, поток, проходящий сквозь некоторую поверхность
- Единица измерения – $J \cdot s^{-1} = W$ (дюоули в секунду = ватты)
- Примеры:
 - Поток излучения типичной светодиодной лампы $\Phi = 10$ ватт

Поток излучения (radiant flux)

- Поток излучения (radiant flux) Φ – энергия излучения за единицу времени t (или производная энергии по времени)

$$\Phi = \frac{\partial Q}{\partial t}$$

- Например, поток, проходящий сквозь некоторую поверхность
- Единица измерения – $J \cdot s^{-1} = W$ (дюоули в секунду = ватты)
- Примеры:
 - Поток излучения типичной светодиодной лампы $\Phi = 10$ ватт
 - Поток излучения Солнца $\Phi = 3.86 \times 10^{26}$ ватт

Светимость / облучённость (radiant exitance / irradiance)

- Светимость (radiant exitance) M – поток излучения, излучённый единицей поверхности σ объекта

$$M = \frac{\partial \Phi}{\partial \sigma}$$

Светимость / облучённость (radiant exitance / irradiance)

- Светимость (radiant exitance) M – поток излучения, излучённый единицей поверхности σ объекта

$$M = \frac{\partial \Phi}{\partial \sigma}$$

- Облучённость (irradiance) E – поток излучения, падающий на единицу поверхности σ объекта

$$E = \frac{\partial \Phi}{\partial \sigma}$$

Светимость / облучённость (radiant exitance / irradiance)

- Светимость (radiant exitance) M – поток излучения, излучённый единицей поверхности σ объекта

$$M = \frac{\partial \Phi}{\partial \sigma}$$

- Облучённость (irradiance) E – поток излучения, падающий на единицу поверхности σ объекта

$$E = \frac{\partial \Phi}{\partial \sigma}$$

- Единица измерения – $\text{W} \cdot \text{m}^{-2}$ (ватты на квадратный метр)

Светимость / облучённость (radiant exitance / irradiance)

- Например, если точечный источник излучает **поток излучения** Φ ватт, и на расстоянии r от него находится поверхность, образующая угол θ с направлением на источник, то **облучённость** этой поверхности составляет

$$\frac{\Phi \cos \theta}{4\pi r^2}$$

ватт на квадратный метр

Сила излучения (radiant intensity)

- Сила излучения (radiant intensity) I – поток излучения, излучённый/принятый/отражённый поверхностью в некотором направлении ω

$$I = \frac{\partial \Phi}{\partial \omega}$$

Сила излучения (radiant intensity)

- Сила излучения (radiant intensity) I – поток излучения, излучённый/принятый/отражённый поверхностью в некотором направлении ω

$$I = \frac{\partial \Phi}{\partial \omega}$$

- Единица измерения – $\text{W} \cdot \text{sr}^{-1}$ (ватты на стерадиан)

Сила излучения (radiant intensity)

- Сила излучения (radiant intensity) I – поток излучения, излучённый/принятый/отражённый поверхностью в некотором направлении ω

$$I = \frac{\partial \Phi}{\partial \omega}$$

- Единица измерения – $\text{W} \cdot \text{sr}^{-1}$ (ватты на стерадиан)
- Например, если точечный источник излучает **поток излучения** Φ ватт равномерно во всех направлениях, то его **сила излучения** равна $\frac{\Phi}{4\pi}$ ватт на стерадиан

Яркость (radiance)

- Яркость (radiance) L – поток излучения, излучённый/принятый/отражённый поверхностью в некотором направлении ω на единицу площади $\sigma \cos \theta$ проекции этой поверхности перпендикулярно направлению света

$$L = \frac{\partial^2 \Phi}{\partial \omega \partial \sigma \cos \theta}$$

Яркость (radiance)

- Яркость (radiance) L – поток излучения, излучённый/принятый/отражённый поверхностью в некотором направлении ω на единицу площади $\sigma \cos \theta$ проекции этой поверхности перпендикулярно направлению света

$$L = \frac{\partial^2 \Phi}{\partial \omega \partial \sigma \cos \theta}$$

- Единица измерения – $\text{W} \cdot \text{m}^{-2} \cdot \text{sr}^{-1}$ (ватты на квадратный метр на стерadian)

Яркость (radiance)

- Яркость (radiance) L – поток излучения, излучённый/принятый/отражённый поверхностью в некотором направлении ω на единицу площади $\sigma \cos \theta$ проекции этой поверхности перпендикулярно направлению света

$$L = \frac{\partial^2 \Phi}{\partial \omega \partial \sigma \cos \theta}$$

- Единица измерения – $\text{W} \cdot \text{m}^{-2} \cdot \text{sr}^{-1}$ (ватты на квадратный метр на стерadian)
- Самая важная для нас величина!

Радиометрия TL;DR

- Поток излучения (radiant flux) Φ – световая энергия за единицу времени

- Поток излучения (radiant flux) Φ – световая энергия за единицу времени
- Светимость / облучённость (radiant exitance / irradiance) Φ – на единицу поверхности (= в конкретной точке)

- Поток излучения (radiant flux) Φ – световая энергия за единицу времени
- Светимость / облучённость (radiant exitance / irradiance) Φ – на единицу поверхности (= в конкретной точке)
- Сила излучения (radiant intensity) Φ – на единицу телесного угла (= в конкретном направлении)

- Поток излучения (radiant flux) Φ – световая энергия за единицу времени
- Светимость / облучённость (radiant exitance / irradiance) Φ – на единицу поверхности (= в конкретной точке)
- Сила излучения (radiant intensity) Φ – на единицу телесного угла (= в конкретном направлении)
- Яркость (radiance) Φ – на единицу телесного угла на единицу поверхности (= в конкретном направлении в конкретной точке)

Радиометрия

- В литературе по рендерингу часто встречаются радиометрические термины – полезно понимать, о чём идёт речь

Радиометрия

- В литературе по рендерингу часто встречаются радиометрические термины – полезно понимать, о чём идёт речь
- **N.B.:** В науке *фотометрии* есть абсолютно аналогичные термины, но не для энергии, а для воспринимаемой человеком яркости (усреднённой энергии света в видимом диапазоне)

Радиометрия

- В литературе по рендерингу часто встречаются радиометрические термины – полезно понимать, о чём идёт речь
- **N.B.:** В науке *фотометрии* есть абсолютно аналогичные термины, но не для энергии, а для воспринимаемой человеком яркости (усреднённой энергии света в видимом диапазоне)
- **N.B.:** Исторически, а также в других науках (напр. в астрономии) есть те же величины и те же названия, но соответствие величин и названий другое

Радиометрия: ссылки

- en.wikipedia.org/wiki/Radiant_energy
- Слайды с объяснением радиометрических величин

Что такое свет

- Свет – электромагнитная волна

Что такое свет

- Свет – электромагнитная волна
- Пара векторных полей (электрическое \mathbf{E} и магнитное \mathbf{B}), описываемых уравнениями Максвелла

$$\nabla \cdot \mathbf{E} = 4\pi\rho$$

$$\nabla \cdot \mathbf{B} = 0$$

$$\nabla \times \mathbf{E} = -\frac{1}{c} \frac{\partial \mathbf{B}}{\partial t}$$

$$\nabla \times \mathbf{B} = \frac{1}{c} \left(4\pi \mathbf{J} + \frac{\partial \mathbf{E}}{\partial t} \right)$$

Что такое свет

- Свет – электромагнитная волна
- Пара векторных полей (электрическое \mathbf{E} и магнитное \mathbf{B}), описываемых уравнениями Максвелла

$$\nabla \cdot \mathbf{E} = 4\pi\rho$$

$$\nabla \cdot \mathbf{B} = 0$$

$$\nabla \times \mathbf{E} = -\frac{1}{c} \frac{\partial \mathbf{B}}{\partial t}$$

$$\nabla \times \mathbf{B} = \frac{1}{c} \left(4\pi \mathbf{J} + \frac{\partial \mathbf{E}}{\partial t} \right)$$

- Линейное волновое уравнение \Rightarrow раскладывается в сумму волн фиксированной длины волны λ (монохроматические волны)

Что такое свет

- Свет – электромагнитная волна
- Пара векторных полей (электрическое \mathbf{E} и магнитное \mathbf{B}), описываемых уравнениями Максвелла

$$\nabla \cdot \mathbf{E} = 4\pi\rho$$

$$\nabla \cdot \mathbf{B} = 0$$

$$\nabla \times \mathbf{E} = -\frac{1}{c} \frac{\partial \mathbf{B}}{\partial t}$$

$$\nabla \times \mathbf{B} = \frac{1}{c} \left(4\pi \mathbf{J} + \frac{\partial \mathbf{E}}{\partial t} \right)$$

- Линейное волновое уравнение \Rightarrow раскладывается в сумму волн фиксированной длины волны λ (монохроматические волны)
- Много нетривиальных эффектов: интерференция, дифракция, поляризация, сложное взаимодействие с веществом

Свет

- В графике обычно достаточно геометрической оптики – предела при $\lambda \rightarrow 0$

Свет

- В графике обычно достаточно геометрической оптики – предела при $\lambda \rightarrow 0$
- Свет распространяется прямыми лучами (исключение – граница раздела сред или неоднородные среды)

Свет

- В графике обычно достаточно геометрической оптики – предела при $\lambda \rightarrow 0$
- Свет распространяется прямыми лучами (исключение – граница раздела сред или неоднородные среды)
- Свет распространяется бесконечно быстро ($c \rightarrow \infty$)

Свет

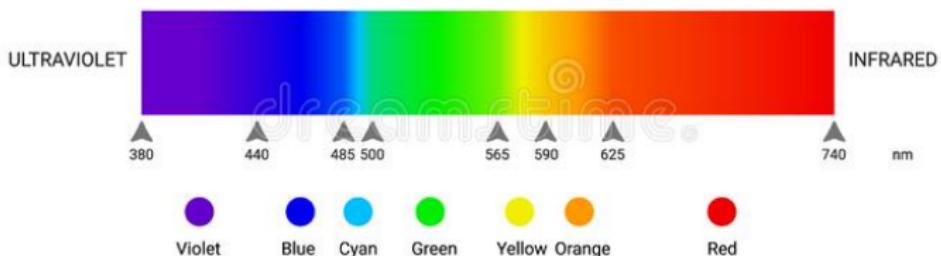
- В графике обычно достаточно геометрической оптики – предела при $\lambda \rightarrow 0$
- Свет распространяется прямыми лучами (исключение – граница раздела сред или неоднородные среды)
- Свет распространяется бесконечно быстро ($c \rightarrow \infty$)
- Луч света разбивается в сумму монохроматических лучей, каждая имеет свою амплитуду (количество света)

Свет

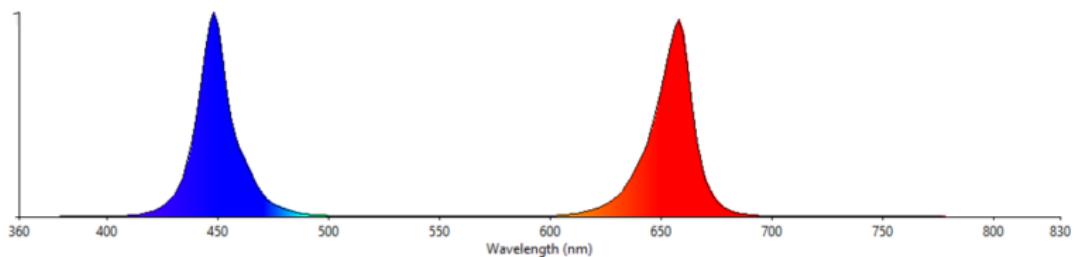
- В графике обычно достаточно геометрической оптики – предела при $\lambda \rightarrow 0$
- Свет распространяется прямыми лучами (исключение – граница раздела сред или неоднородные среды)
- Свет распространяется бесконечно быстро ($c \rightarrow \infty$)
- Луч света разбивается в сумму монохроматических лучей, каждая имеет свою амплитуду (количество света)
- Интересуют только волны видимого спектра, который мы раскладываем в сумму **красного**, **зелёного** и **синего**

Видимый спектр

Visible spectrum



Фиолетовый цвет



Столкновение света с поверхностью

- Что происходит, когда луч света сталкивается с некой поверхностью?

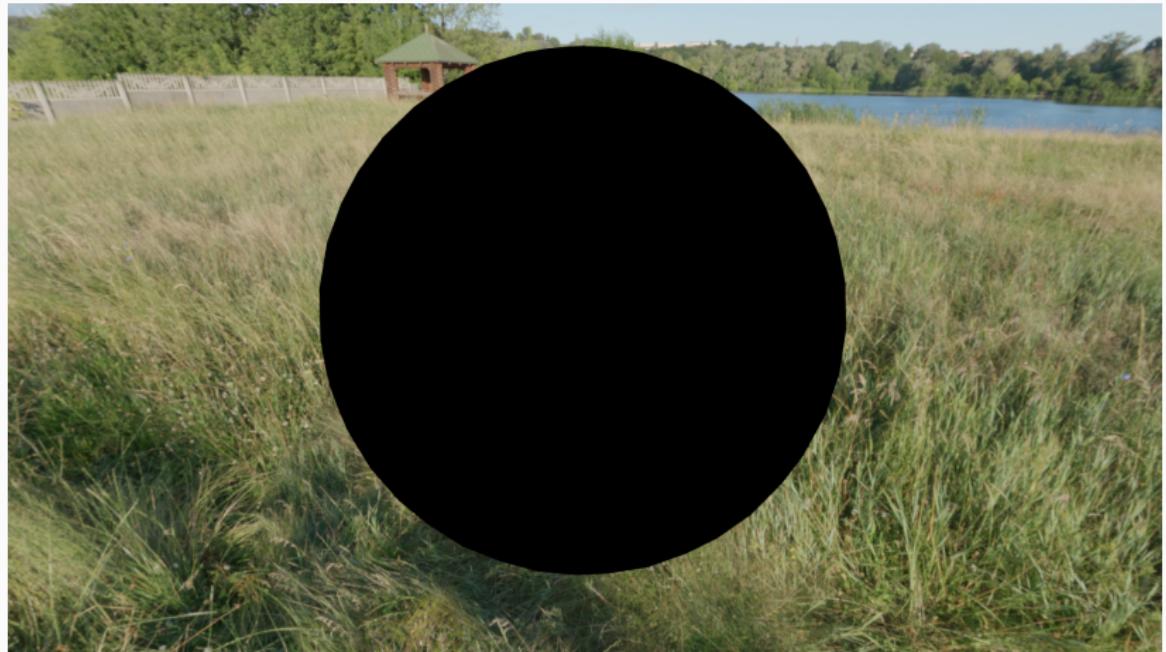
Столкновение света с поверхностью

- Что происходит, когда луч света сталкивается с некой поверхностью?
- Зависит от её материала:

Столкновение света с поверхностью

- Что происходит, когда луч света сталкивается с некой поверхностью?
- Зависит от её материала:
 - Абсолютно чёрное тело: поглощает весь свет

Абсолютно чёрное тело



Столкновение света с поверхностью

- Что происходит, когда луч света сталкивается с некой поверхностью?
- Зависит от её материала:
 - Абсолютно чёрное тело: поглощает весь свет

Столкновение света с поверхностью

- Что происходит, когда луч света сталкивается с некой поверхностью?
- Зависит от её материала:
 - Абсолютно чёрное тело: поглощает весь свет
 - Зеркало: отражает свет в строго определённом направлении

Зеркало



Столкновение света с поверхностью

- Что происходит, когда луч света сталкивается с некой поверхностью?
- Зависит от её материала:
 - Абсолютно чёрное тело: поглощает весь свет
 - Зеркало: отражает свет в строго определённом направлении

Столкновение света с поверхностью

- Что происходит, когда луч света сталкивается с некой поверхностью?
- Зависит от её материала:
 - Абсолютно чёрное тело: поглощает весь свет
 - Зеркало: отражает свет в строго определённом направлении
 - Старое, плохо отполированное зеркало / лакированная поверхность: отражает свет примерно в определённом направлении

Старое зеркало



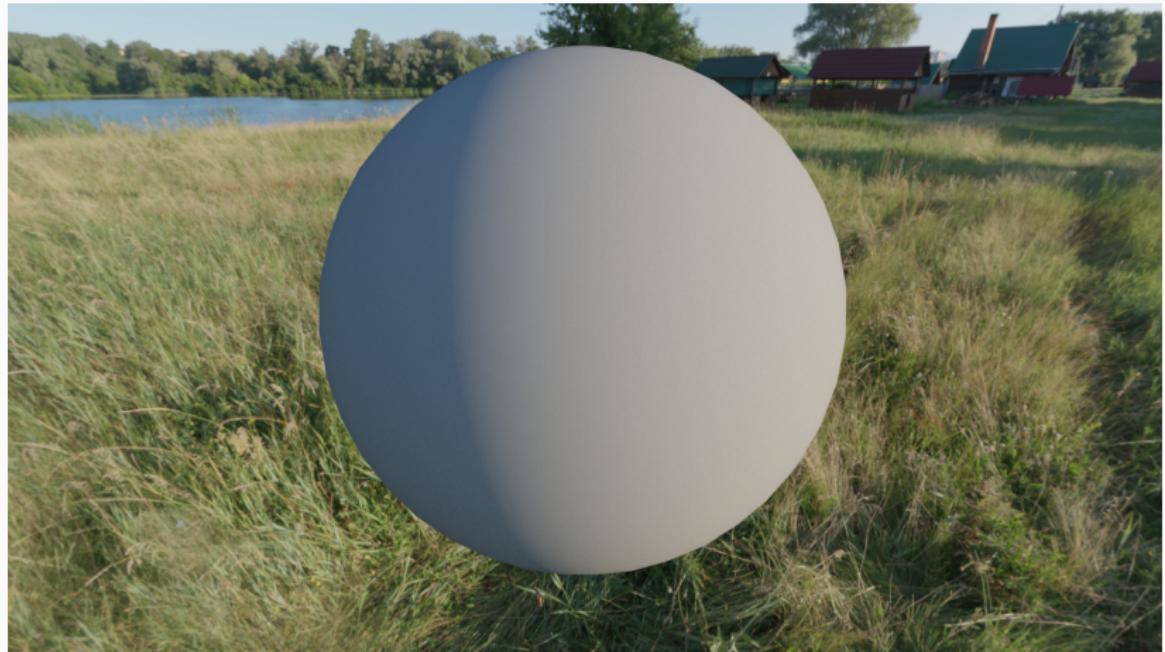
Столкновение света с поверхностью

- Что происходит, когда луч света сталкивается с некой поверхностью?
- Зависит от её материала:
 - Абсолютно чёрное тело: поглощает весь свет
 - Зеркало: отражает свет в строго определённом направлении
 - Старое, плохо отполированное зеркало / лакированная поверхность: отражает свет примерно в определённом направлении

Столкновение света с поверхностью

- Что происходит, когда луч света сталкивается с некой поверхностью?
- Зависит от её материала:
 - Абсолютно чёрное тело: поглощает весь свет
 - Зеркало: отражает свет в строго определённом направлении
 - Старое, плохо отполированное зеркало / лакированная поверхность: отражает свет примерно в определённом направлении
 - Диффузная (ламбертова) поверхность: отражает свет во все стороны равномерно

Диффузная поверхность



Столкновение света с поверхностью

- Что происходит, когда луч света сталкивается с некой поверхностью?
- Зависит от её материала:
 - Абсолютно чёрное тело: поглощает весь свет
 - Зеркало: отражает свет в строго определённом направлении
 - Старое, плохо отполированное зеркало / лакированная поверхность: отражает свет примерно в определённом направлении
 - Диффузная (ламбертова) поверхность: отражает свет во все стороны равномерно

Столкновение света с поверхностью

- Что происходит, когда луч света сталкивается с некой поверхностью?
- Зависит от её материала:
 - Абсолютно чёрное тело: поглощает весь свет
 - Зеркало: отражает свет в строго определённом направлении
 - Старое, плохо отполированное зеркало / лакированная поверхность: отражает свет примерно в определённом направлении
 - Диффузная (ламбертова) поверхность: отражает свет во все стороны равномерно
 - Диэлектрики (вода, стекло): частично отражает, частично преломляет (закон Френеля)

Стекло



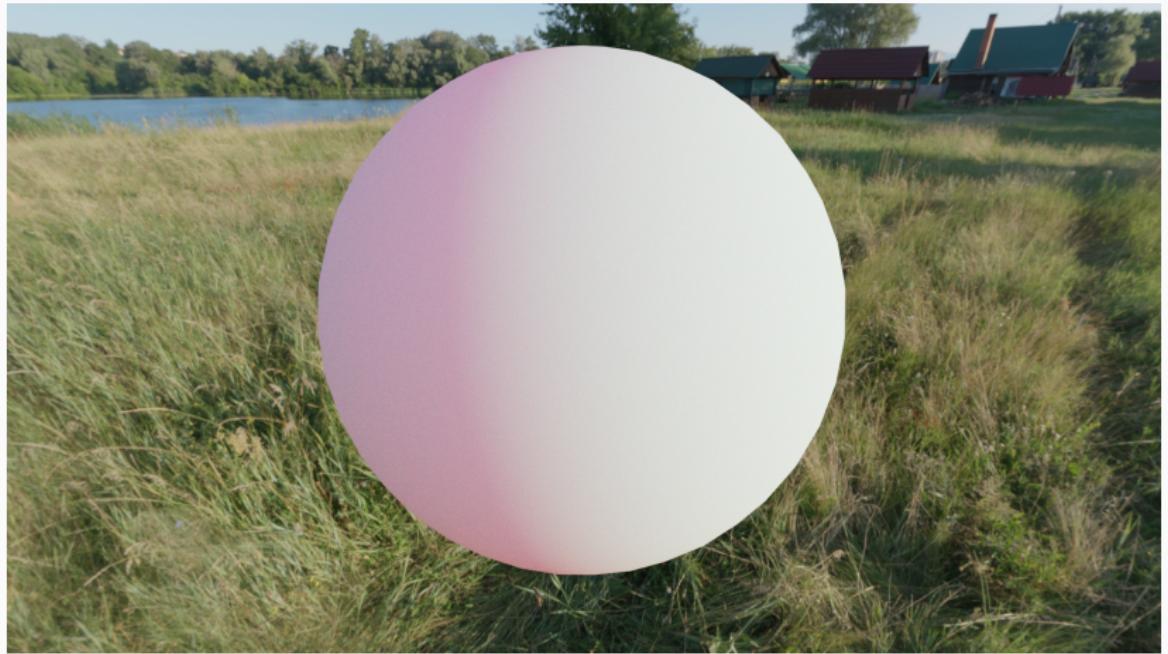
Столкновение света с поверхностью

- Что происходит, когда луч света сталкивается с некой поверхностью?
- Зависит от её материала:
 - Абсолютно чёрное тело: поглощает весь свет
 - Зеркало: отражает свет в строго определённом направлении
 - Старое, плохо отполированное зеркало / лакированная поверхность: отражает свет примерно в определённом направлении
 - Диффузная (ламбертова) поверхность: отражает свет во все стороны равномерно
 - Диэлектрики (вода, стекло): частично отражает, частично преломляет (закон Френеля)

Столкновение света с поверхностью

- Что происходит, когда луч света сталкивается с некой поверхностью?
- Зависит от её материала:
 - Абсолютно чёрное тело: поглощает весь свет
 - Зеркало: отражает свет в строго определённом направлении
 - Старое, плохо отполированное зеркало / лакированная поверхность: отражает свет примерно в определённом направлении
 - Диффузная (ламбертова) поверхность: отражает свет во все стороны равномерно
 - Диэлектрики (вода, стекло): частично отражает, частично преломляет (закон Френеля)
 - Воск: частично отражает, частично преломляет, но свет заходит неглубоко (subsurface scattering)

Bock



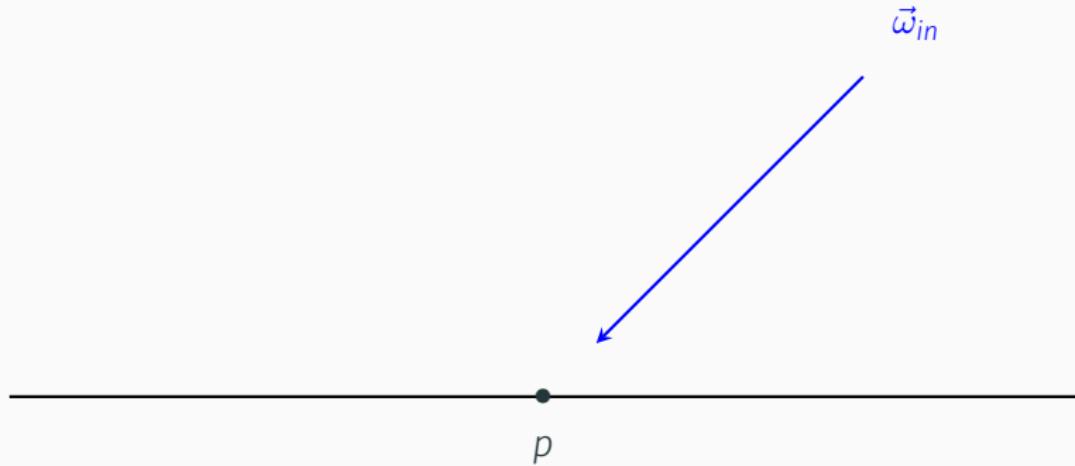
Столкновение света с поверхностью

- Что происходит, когда луч света сталкивается с некой поверхностью?

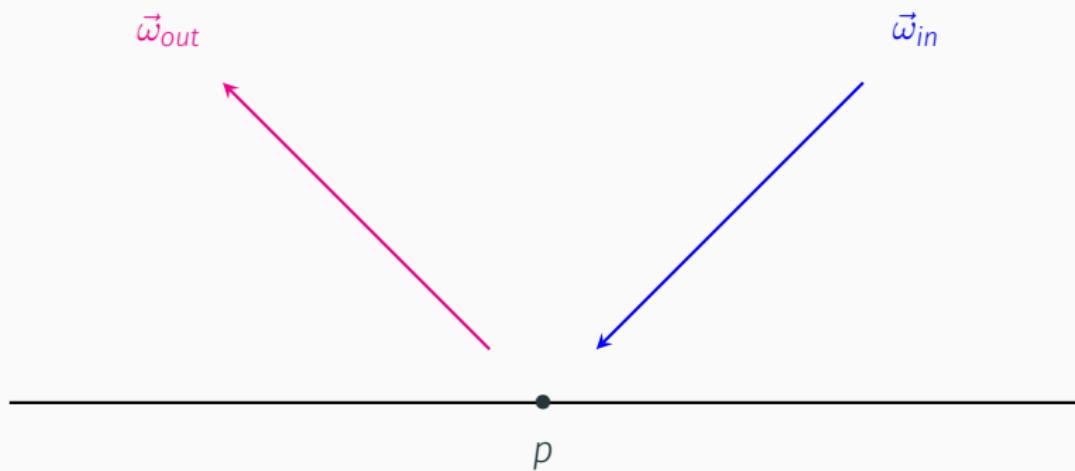
Столкновение света с поверхностью

- Что происходит, когда луч света сталкивается с некой поверхностью?
- \Rightarrow Свет, выходящий в каком-то направлении, складывается из света, пришедшего из *всех направлений*

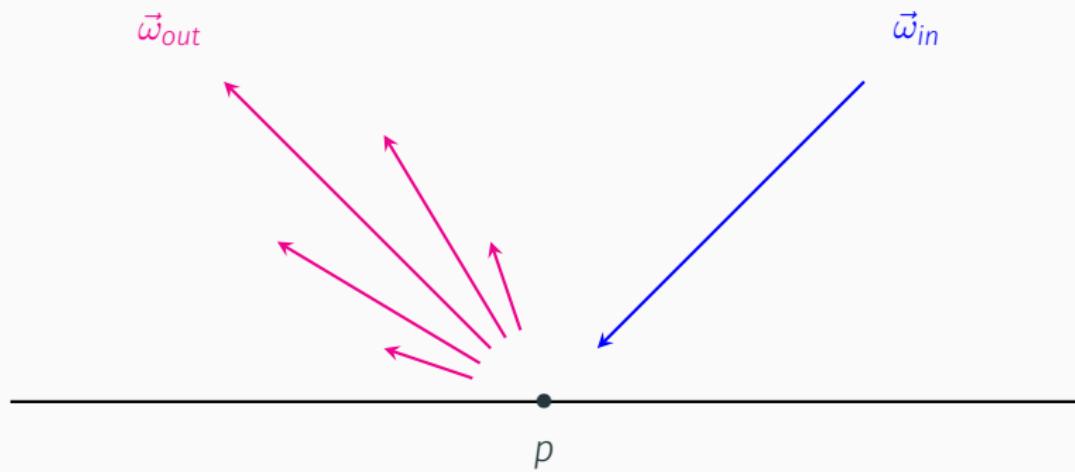
Абсолютно чёрное тело



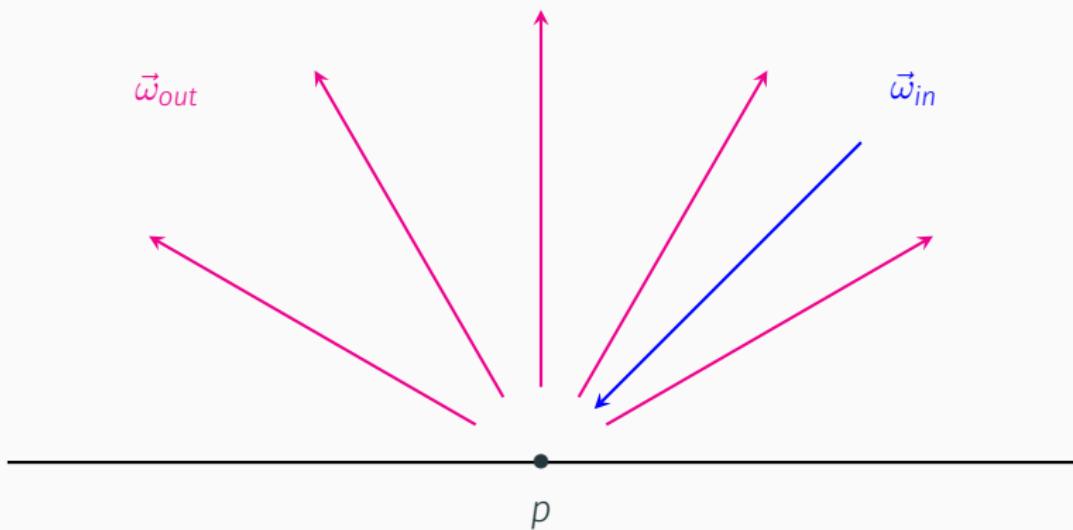
Зеркало



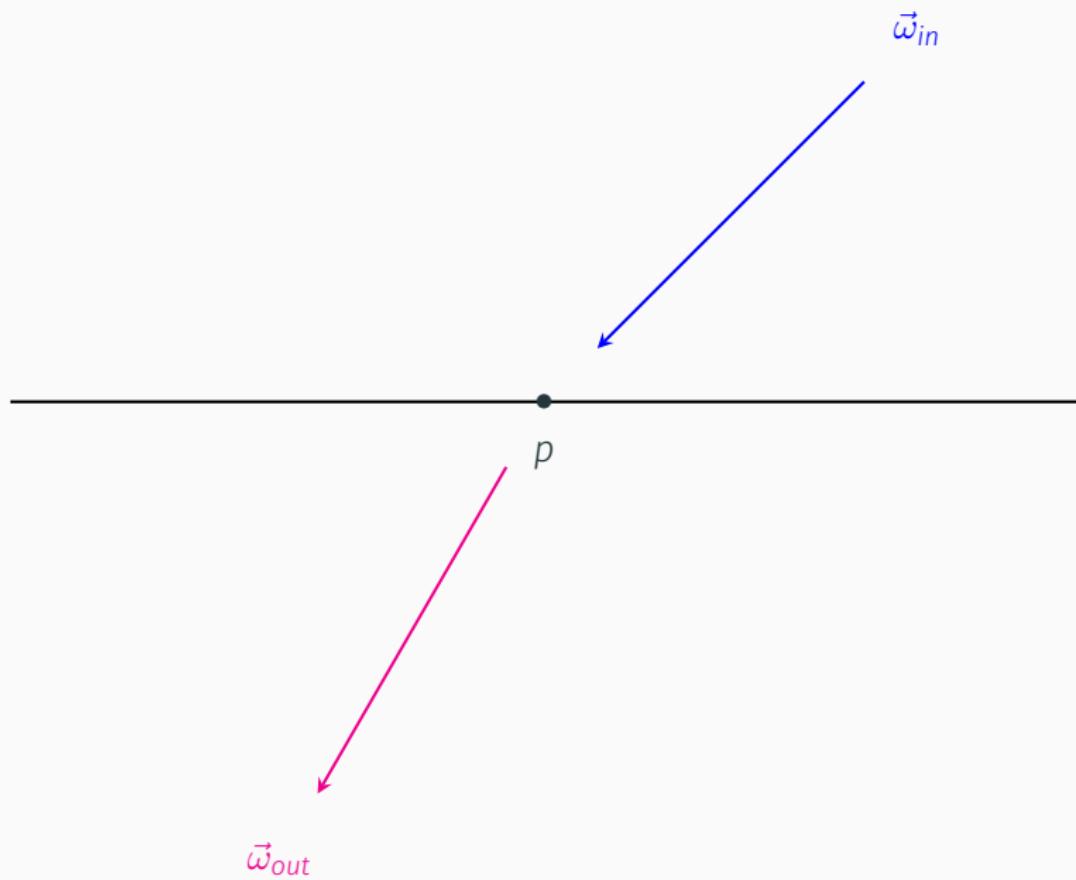
Старое зеркало / лакированная поверхность



Диффузная поверхность



Стекло



Уравнение рендеринга (Kajiya, 1986)

$$L_{out}(p, \vec{\omega}_{out}, \lambda) = L_e(p, \vec{\omega}_{out}, \lambda) + \int_{\mathbb{S}^2} L_{in}(p, \vec{\omega}_{in}, \lambda) \cdot f(p, \vec{\omega}_{in}, \vec{\omega}_{out}, \lambda) \cdot (\vec{\omega}_{in} \cdot \vec{n}) d\vec{\omega}_{in}$$

Уравнение рендеринга (Kajiya, 1986)

$$L_{out}(p, \vec{\omega}_{out}, \lambda) = L_e(p, \vec{\omega}_{out}, \lambda) + \int_{\mathbb{S}^2} L_{in}(p, \vec{\omega}_{in}, \lambda) \cdot f(p, \vec{\omega}_{in}, \vec{\omega}_{out}, \lambda) \cdot (\vec{\omega}_{in} \cdot \vec{n}) d\vec{\omega}_{in}$$

- L_{out} – яркость (radiance) света, выходящего из точки p в направлении $\vec{\omega}_{out}$ с длиной волны λ

Уравнение рендеринга (Kajiya, 1986)

$$L_{out}(p, \vec{\omega}_{out}, \lambda) = L_e(p, \vec{\omega}_{out}, \lambda) + \int_{\mathbb{S}^2} L_{in}(p, \vec{\omega}_{in}, \lambda) \cdot f(p, \vec{\omega}_{in}, \vec{\omega}_{out}, \lambda) \cdot (\vec{\omega}_{in} \cdot \vec{n}) d\vec{\omega}_{in}$$

- L_{out} – яркость (radiance) света, выходящего из точки p в направлении $\vec{\omega}_{out}$ с длиной волны λ
- L_e – яркость (radiance) света, излучаемого поверхностью из точки p в направлении $\vec{\omega}_{out}$ с длиной волны λ

Уравнение рендеринга (Kajiya, 1986)

$$L_{out}(p, \vec{\omega}_{out}, \lambda) = L_e(p, \vec{\omega}_{out}, \lambda) + \int_{\mathbb{S}^2} L_{in}(p, \vec{\omega}_{in}, \lambda) \cdot f(p, \vec{\omega}_{in}, \vec{\omega}_{out}, \lambda) \cdot (\vec{\omega}_{in} \cdot \vec{n}) d\vec{\omega}_{in}$$

- L_{out} – яркость (radiance) света, выходящего из точки p в направлении $\vec{\omega}_{out}$ с длиной волны λ
- L_e – яркость (radiance) света, излучаемого поверхностью из точки p в направлении $\vec{\omega}_{out}$ с длиной волны λ
- L_{in} – яркость (radiance) света, приходящего в точку p из направления $\vec{\omega}_{in}$ с длиной волны λ

Уравнение рендеринга (Kajiya, 1986)

$$L_{out}(p, \vec{\omega}_{out}, \lambda) = L_e(p, \vec{\omega}_{out}, \lambda) + \int_{\mathbb{S}^2} L_{in}(p, \vec{\omega}_{in}, \lambda) \cdot f(p, \vec{\omega}_{in}, \vec{\omega}_{out}, \lambda) \cdot (\vec{\omega}_{in} \cdot \vec{n}) d\vec{\omega}_{in}$$

- L_{out} – яркость (radiance) света, выходящего из точки p в направлении $\vec{\omega}_{out}$ с длиной волны λ
- L_e – яркость (radiance) света, излучаемого поверхностью из точки p в направлении $\vec{\omega}_{out}$ с длиной волны λ
- L_{in} – яркость (radiance) света, приходящего в точку p из направления $\vec{\omega}_{in}$ с длиной волны λ
- f – функция, определяющая, сколько света с длиной волны λ , пришедшего из направления $\vec{\omega}_{in}$, отразится в направлении $\vec{\omega}_{out}$

Уравнение рендеринга (Kajiya, 1986)

$$L_{out}(p, \vec{\omega}_{out}, \lambda) = L_e(p, \vec{\omega}_{out}, \lambda) + \int_{\mathbb{S}^2} L_{in}(p, \vec{\omega}_{in}, \lambda) \cdot f(p, \vec{\omega}_{in}, \vec{\omega}_{out}, \lambda) \cdot (\vec{\omega}_{in} \cdot \vec{n}) d\vec{\omega}_{in}$$

- L_{out} – яркость (radiance) света, выходящего из точки p в направлении $\vec{\omega}_{out}$ с длиной волны λ
- L_e – яркость (radiance) света, излучаемого поверхностью из точки p в направлении $\vec{\omega}_{out}$ с длиной волны λ
- L_{in} – яркость (radiance) света, приходящего в точку p из направления $\vec{\omega}_{in}$ с длиной волны λ
- f – функция, определяющая, сколько света с длиной волны λ , пришедшего из направления $\vec{\omega}_{in}$, отразится в направлении $\vec{\omega}_{out}$
- \vec{n} – нормаль (перпендикуляр) к поверхности в точке p

Материал

- f определяет материал объекта

Материал

- f определяет материал объекта
- Абсолютно чёрное тело: $f(p, \vec{\omega}_{in}, \vec{\omega}_{out}, \lambda) = 0$

Материал

- f определяет материал объекта
- Абсолютно чёрное тело: $f(p, \vec{\omega}_{in}, \vec{\omega}_{out}, \lambda) = 0$
- Идеальное зеркало: $f(p, \vec{\omega}_{in}, \vec{\omega}_{out}, \lambda) = \delta(R_{\vec{n}}(\vec{\omega}_{in}) - \vec{\omega}_{out})$
 - R – отраженный вектор: $R_{\vec{n}}(\vec{\omega}) = 2\vec{n} \cdot (\vec{n} \cdot \vec{\omega}) - \vec{\omega}$

Материал

- f определяет материал объекта
- Абсолютно чёрное тело: $f(p, \vec{\omega}_{in}, \vec{\omega}_{out}, \lambda) = 0$
- Идеальное зеркало: $f(p, \vec{\omega}_{in}, \vec{\omega}_{out}, \lambda) = \delta(R_{\vec{n}}(\vec{\omega}_{in}) - \vec{\omega}_{out})$
 - R – отраженный вектор: $R_{\vec{n}}(\vec{\omega}) = 2\vec{n} \cdot (\vec{n} \cdot \vec{\omega}) - \vec{\omega}$
- Старое зеркало: $f(p, \vec{\omega}_{in}, \vec{\omega}_{out}, \lambda) = (R_{\vec{n}}(\vec{\omega}_{in}) \cdot \vec{\omega}_{out})^7$

Материал

- f определяет материал объекта
- Абсолютно чёрное тело: $f(p, \vec{\omega}_{in}, \vec{\omega}_{out}, \lambda) = 0$
- Идеальное зеркало: $f(p, \vec{\omega}_{in}, \vec{\omega}_{out}, \lambda) = \delta(R_{\vec{n}}(\vec{\omega}_{in}) - \vec{\omega}_{out})$
 - R – отраженный вектор: $R_{\vec{n}}(\vec{\omega}) = 2\vec{n} \cdot (\vec{n} \cdot \vec{\omega}) - \vec{\omega}$
- Старое зеркало: $f(p, \vec{\omega}_{in}, \vec{\omega}_{out}, \lambda) = (R_{\vec{n}}(\vec{\omega}_{in}) \cdot \vec{\omega}_{out})^7$
- Диффузная поверхность: $f(p, \vec{\omega}_{in}, \vec{\omega}_{out}, \lambda) = 1$

Цвет

- Зависимость f от λ обеспечивает цвет объектов

Цвет

- Зависимость f от λ обеспечивает цвет объектов
- Мы видим свет, отражённый объектом

Цвет

- Зависимость f от λ обеспечивает цвет объектов
- Мы видим свет, отражённый объектом
- Объект синего цвета не отражает красный цвет (кажется чёрным при освещении красным светом)

BRDF, BTDF, BSDF

- Если f только отражает свет, её называют **BRDF**: Bidirectional Reflectance Distribution Function

BRDF, BTDF, BSDF

- Если f только отражает свет, её называют **BRDF**: Bidirectional Reflectance Distribution Function
- Если f только преломляет свет, её называют **BTDF**: Bidirectional Transmittance Distribution Function

BRDF, BTDF, BSDF

- Если f только отражает свет, её называют **BRDF**: Bidirectional Reflectance Distribution Function
- Если f только преломляет свет, её называют **BTDF**: Bidirectional Transmittance Distribution Function
- В общем случае её называют **BSDF**: Bidirectional Scattering Distribution Function

BRDF, BTDF, BSDF

- Если f только отражает свет, её называют **BRDF**: Bidirectional Reflectance Distribution Function
- Если f только преломляет свет, её называют **BTDF**: Bidirectional Transmittance Distribution Function
- В общем случае её называют **BSDF**: Bidirectional Scattering Distribution Function
- **BxDF** – обозначение для любого из вариантов выше

BSDF

- BSDF неотрицательна: $f(p, \vec{\omega}_{in}, \vec{\omega}_{out}, \lambda) \geq 0$

BSDF

- BSDF неотрицательна: $f(p, \vec{\omega}_{in}, \vec{\omega}_{out}, \lambda) \geq 0$
- Обычно BSDF предполагается нормированной: тело не может отразить больше света, чем пришло

$$\int_{\mathbb{S}^2} f(p, \vec{\omega}_{in}, \vec{\omega}_{out}, \lambda) (\vec{\omega}_{in} \cdot \vec{n}) d\vec{\omega}_{in} \leq 1$$

BSDF

- BSDF неотрицательна: $f(p, \vec{\omega}_{in}, \vec{\omega}_{out}, \lambda) \geq 0$
- Обычно BSDF предполагается нормированной: тело не может отразить больше света, чем пришло

$$\int_{\mathbb{S}^2} f(p, \vec{\omega}_{in}, \vec{\omega}_{out}, \lambda) (\vec{\omega}_{in} \cdot \vec{n}) d\vec{\omega}_{in} \leq 1$$

- Иногда нормированность нарушается – например, если BSDF имеет слишком сложную формулу, или задана неявно

BSDF

- Helmholtz reciprocity:

$$\textcolor{green}{f}(p, \vec{\omega}_{in}, \vec{\omega}_{out}, \lambda) = \textcolor{green}{f}(p, \vec{\omega}_{out}, \vec{\omega}_{in}, \lambda)$$

- Helmholtz reciprocity:

$$f(p, \vec{\omega}_{in}, \vec{\omega}_{out}, \lambda) = f(p, \vec{\omega}_{out}, \vec{\omega}_{in}, \lambda)$$

- Другими словами, если свет прошёл по какому-то пути в одну сторону (в т.ч. отразился от нескольких поверхностей), то он мог пройти и в обратную сторону вдоль такого же пути с такими же коэффициентами отражения

- Helmholtz reciprocity:

$$\textcolor{green}{f}(p, \vec{\omega}_{in}, \vec{\omega}_{out}, \lambda) = \textcolor{green}{f}(p, \vec{\omega}_{out}, \vec{\omega}_{in}, \lambda)$$

- Другими словами, если свет прошёл по какому-то пути в одну сторону (в т.ч. отразился от нескольких поверхностей), то он мог пройти и в обратную сторону вдоль такого же пути с такими же коэффициентами отражения
- Мы уже неявно используем этот принцип, пуская лучи в сторону, из которой мог прийти свет (вместо того, чтобы симулировать прямое распространение света)

BSDF

- Комбинация набора BSDF $\{f_i\}$ – тоже BSDF:

$$\mu_i \geq 0, \sum \mu_i \leq 1 \Rightarrow \sum \mu_i f_i$$

BSDF

- Комбинация набора BSDF $\{f_i\}$ – тоже BSDF:

$$\mu_i \geq 0, \sum \mu_i \leq 1 \Rightarrow \sum \mu_i f_i$$

- Часто материалы описываются, как комбинация более простых BSDF

BSDF

- Комбинация набора BSDF $\{f_i\}$ – тоже BSDF:

$$\mu_i \geq 0, \sum \mu_i \leq 1 \Rightarrow \sum \mu_i f_i$$

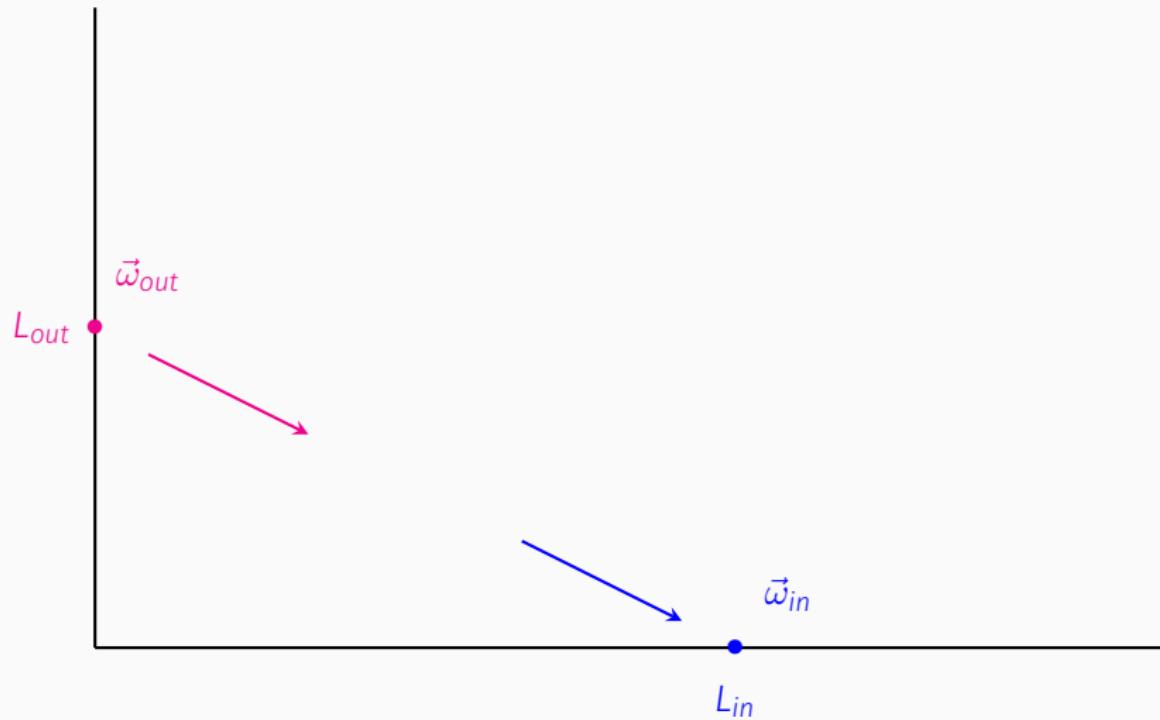
- Часто материалы описываются, как комбинация более простых BSDF
- Некоторые BSDF невозможно описать функцией – например, идеальное зеркало или идеальное стекло, – в этом случае формально они описываются *обобщёнными функциями* в духе дельта-функции Дирака $\delta(\omega)$

Уравнение рендеринга

- Откуда взять L_{in} ?

Уравнение рендеринга

- Откуда взять L_{in} ? Ответ: это чей-то L_{out}



Уравнение рендеринга

- Интегральное уравнение для каждой точки каждой поверхности сцены

Уравнение рендеринга

- Интегральное уравнение для каждой точки каждой поверхности сцены
- Включает зависимость от материала объектов в каждой точке

Уравнение рендеринга

- Интегральное уравнение для каждой точки каждой поверхности сцены
- Включает зависимость от материала объектов в каждой точке
- Геометрия сцены связывает уравнения для разных точек

Уравнение рендеринга

- Интегральное уравнение для каждой точки каждой поверхности сцены
- Включает зависимость от материала объектов в каждой точке
- Геометрия сцены связывает уравнения для разных точек
- Обычно вместо всех возможных значений λ берут дискретный набор (**красный**, зелёный, **синий**)

Уравнение рендеринга

- Интегральное уравнение для каждой точки каждой поверхности сцены
- Включает зависимость от материала объектов в каждой точке
- Геометрия сцены связывает уравнения для разных точек
- Обычно вместо всех возможных значений λ берут дискретный набор (**красный**, **зелёный**, **синий**)
- **N.B.**: *Spectral rendering* – область, в которой уравнение решают для произвольных распределений яркости по длинам волн

Уравнение рендеринга

- Интегральное уравнение для каждой точки каждой поверхности сцены
- Включает зависимость от материала объектов в каждой точке
- Геометрия сцены связывает уравнения для разных точек
- Обычно вместо всех возможных значений λ берут дискретный набор (**красный**, **зелёный**, **синий**)
- **N.B.:** *Spectral rendering* – область, в которой уравнение решают для произвольных распределений яркости по длинам волн
- В общем случае задача решения этого уравнения называется *Global Illumination* (GI)

Как решать уравнение рендеринга?

- Real-time, low-quality подход: тонна дешёвых аппроксимаций

Как решать уравнение рендеринга?

- Real-time, low-quality подход: тонна дешёвых аппроксимаций
- Offline, high-quality подход: придётся что-то дискретизировать

Как решать уравнение рендеринга?

- Real-time, low-quality подход: тонна дешёвых аппроксимаций
- Offline, high-quality подход: придётся что-то дискретизовать
 - Дискретизация пространства: алгоритм *radiosity*

Как решать уравнение рендеринга?

- Real-time, low-quality подход: тонна дешёвых аппроксимаций
- Offline, high-quality подход: придётся что-то дискретизировать
 - Дискретизация пространства: алгоритм *radiosity*
 - Дискретизация домена интегрирования (сфера/полусфера) + трассировка лучей

Алгоритм radiosity

- Взять в качестве переменных среднюю освещённость в каждой вершине сцены, интерполировать освещённость в треугольниках, свести к системе линейных уравнений

Алгоритм radiosity

- Взять в качестве переменных среднюю освещённость в каждой вершине сцены, интерполировать освещённость в треугольниках, свести к системе линейных уравнений
- Требует вычислить влияние каждого треугольника на каждый с учётом видимости (сложная геометрическая задача)

Алгоритм radiosity

- Взять в качестве переменных среднюю освещённость в каждой вершине сцены, интерполировать освещённость в треугольниках, свести к системе линейных уравнений
- Требует вычислить влияние каждого треугольника на каждый с учётом видимости (сложная геометрическая задача)
- Обычно решается итеративными методами (Якоби, Гаусса-Зейделя)

Алгоритм radiosity

- Взять в качестве переменных среднюю освещённость в каждой вершине сцены, интерполировать освещённость в треугольниках, свести к системе линейных уравнений
- Требует вычислить влияние каждого треугольника на каждый с учётом видимости (сложная геометрическая задача)
- Обычно решается итеративными методами (Якоби, Гаусса-Зейделя)
- Каждая итерация учитывает ещё одно возможное отражение света (bounce) перед попаданием в камеру

Алгоритм radiosity

- Взять в качестве переменных среднюю освещённость в каждой вершине сцены, интерполировать освещённость в треугольниках, свести к системе линейных уравнений
- Требует вычислить влияние каждого треугольника на каждый с учётом видимости (сложная геометрическая задача)
- Обычно решается итеративными методами (Якоби, Гаусса-Зейделя)
- Каждая итерация учитывает ещё одно возможное отражение света (bounce) перед попаданием в камеру
- Плохо подходит для динамических сцен, но позволяет предподсчитать GI для статической сцены

Алгоритм radiosity

- Взять в качестве переменных среднюю освещённость в каждой вершине сцены, интерполировать освещённость в треугольниках, свести к системе линейных уравнений
- Требует вычислить влияние каждого треугольника на каждый с учётом видимости (сложная геометрическая задача)
- Обычно решается итеративными методами (Якоби, Гаусса-Зейделя)
- Каждая итерация учитывает ещё одно возможное отражение света (bounce) перед попаданием в камеру
- Плохо подходит для динамических сцен, но позволяет предподсчитать GI для статической сцены
- Дискретизация пространства не позволяет получить картинку максимального качества

Raytracing + дискретизация интеграла

- Пошлём луч из камеры в сторону пикселя, симулируя обратное распространение света (*raytracing*)

Raytracing + дискретизация интеграла

- Пошлём луч из камеры в сторону пикселя, симулируя обратное распространение света (*raytracing*)
- В точке пересечения луча с объектом сцены будем аппроксимировать интеграл, рекурсивно пуская отражённые лучи в некотором наборе из N направлений

Raytracing + дискретизация интеграла

- Пошлём луч из камеры в сторону пикселя, симулируя обратное распространение света (*raytracing*)
- В точке пересечения луча с объектом сцены будем аппроксимировать интеграл, рекурсивно пуская отражённые лучи в некотором наборе из N направлений
- Потенциально бесконечная рекурсия \implies ограничим количество отражений максимальной глубиной рекурсии D

Raytracing + дискретизация интеграла

- Пошлём луч из камеры в сторону пикселя, симулируя обратное распространение света (*raytracing*)
- В точке пересечения луча с объектом сцены будем аппроксимировать интеграл, рекурсивно пуская отражённые лучи в некотором наборе из N направлений
- Потенциально бесконечная рекурсия \implies ограничим количество отражений максимальной глубиной рекурсии D
- Можем получать всё более и более качественные картинки, увеличивая N и D

Raytracing + дискретизация интеграла: проблемы

- Сложность алгоритма для вычисления одного пикселя: N^D

Raytracing + дискретизация интеграла: проблемы

- Сложность алгоритма для вычисления одного пикселя: N^D
- \Rightarrow Увеличение N или D очень сильно увеличивает время выполнения

Raytracing + дискретизация интеграла: проблемы

- Сложность алгоритма для вычисления одного пикселя: N^D
- \Rightarrow Увеличение N или D очень сильно увеличивает время выполнения
- Для интегрирования лучше подходит набор из равномерно распределённых направлений

Raytracing + дискретизация интеграла: проблемы

- Сложность алгоритма для вычисления одного пикселя: N^D
- \Rightarrow Увеличение N или D очень сильно увеличивает время выполнения
- Для интегрирования лучше подходит набор из равномерно распределённых направлений
- \Rightarrow Нельзя остановить алгоритм посередине и ожидать разумный результат

- Сложность алгоритма для вычисления одного пикселя: N^D
- \Rightarrow Увеличение N или D очень сильно увеличивает время выполнения
- Для интегрирования лучше подходит набор из равномерно распределённых направлений
- \Rightarrow Нельзя остановить алгоритм посередине и ожидать разумный результат
- \Rightarrow Нельзя продолжить алгоритм после его завершения (посчитать ещё чуть-чуть) – для каждого N нужно заново подбирать набор направлений

- Сложность алгоритма для вычисления одного пикселя: N^D
- \Rightarrow Увеличение N или D очень сильно увеличивает время выполнения
- Для интегрирования лучше подходит набор из равномерно распределённых направлений
- \Rightarrow Нельзя остановить алгоритм посередине и ожидать разумный результат
- \Rightarrow Нельзя продолжить алгоритм после его завершения (посчитать ещё чуть-чуть) – для каждого N нужно заново подбирать набор направлений
- **N.B.:** Последнее можно обойти с помощью *blue noise sequences*

Raytracing + Монте-Карло интегрирование

- Вместо вычисления интеграла в наборе фиксированных направлений, давайте вычислять его в *случайных* направлениях

Raytracing + Монте-Карло интегрирование

- Вместо вычисления интеграла в наборе фиксированных направлений, давайте вычислять его в *случайных* направлениях
- На каждый пиксель посыпаем N лучей

Raytracing + Монте-Карло интегрирование

- Вместо вычисления интеграла в наборе фиксированных направлений, давайте вычислять его в случайных направлениях
- На каждый пиксель посыпаем N лучей
- При пересечении луча со сценой посыпаем один отражённый луч в случайном направлении

Raytracing + Монте-Карло интегрирование

- Вместо вычисления интеграла в наборе фиксированных направлений, давайте вычислять его в случайных направлениях
- На каждый пиксель посыпаем N лучей
- При пересечении луча со сценой посыпаем один отражённый луч в случайном направлении
- Ограничиваем рекурсию максимальной глубиной D

Raytracing + Монте-Карло интегрирование: плюсы

- Сложность вычисления цвета пикселя – $N \cdot D$ – линейная по N и по D

Raytracing + Монте-Карло интегрирование: плюсы

- Сложность вычисления цвета пикселя – $N \cdot D$ – линейная по N и по D
- \implies Понятная и предсказуемая скорость выполнения

Raytracing + Монте-Карло интегрирование: плюсы

- Сложность вычисления цвета пикселя – $N \cdot D$ – линейная по N и по D
- \Rightarrow Понятная и предсказуемая скорость выполнения
- Можно послать часть лучей, посмотреть на результат, при необходимости послать ещё лучей

Raytracing + Монте-Карло интегрирование: плюсы

- Сложность вычисления цвета пикселя – $N \cdot D$ – линейная по N и по D
- \Rightarrow Понятная и предсказуемая скорость выполнения
- Можно послать часть лучей, посмотреть на результат, при необходимости послать ещё лучей
- \Rightarrow Удобно оценивать на предварительный результат

Raytracing + Монте-Карло интегрирование: плюсы

- Сложность вычисления цвета пикселя – $N \cdot D$ – линейная по N и по D
- \Rightarrow Понятная и предсказуемая скорость выполнения
- Можно послать часть лучей, посмотреть на результат, при необходимости послать ещё лучей
- \Rightarrow Удобно оценивать на предварительный результат
- \Rightarrow Можно добавить ещё лучей при неудовлетворительном результате

Raytracing + Монте-Карло интегрирование: плюсы

- Сложность вычисления цвета пикселя – $N \cdot D$ – линейная по N и по D
- \Rightarrow Понятная и предсказуемая скорость выполнения
- Можно послать часть лучей, посмотреть на результат, при необходимости послать ещё лучей
- \Rightarrow Удобно оценивать на предварительный результат
- \Rightarrow Можно добавить ещё лучей при неудовлетворительном результате
- Основной алгоритм, использующийся сегодня для фотorealистичной графики

Монте-Карло интегрирование

- Хотим вычислить интеграл

$$\int_a^b f(x)dx$$

Монте-Карло интегрирование

- Хотим вычислить интеграл

$$\int_a^b f(x)dx$$

- Сгенерируем набор из N случайных равномерно распределённых точек $X_i \sim U(a, b)$ на отрезке $[a, b]$

Монте-Карло интегрирование

- Хотим вычислить интеграл

$$\int_a^b f(x)dx$$

- Сгенерируем набор из N случайных равномерно распределённых точек $X_i \sim U(a, b)$ на отрезке $[a, b]$
- Аппроксимируем интеграл как

$$\frac{b - a}{N} \sum f(X_i)$$

Монте-Карло: происхождение названия

- Сам метод (и его более крутую вариацию – Markov chain Monte Carlo) разработали Джон фон Нейман и Станислав Улам в рамках проекта Манхэттен

Монте-Карло: происхождение названия

- Сам метод (и его более крутую вариацию – Markov chain Monte Carlo) разработали Джон фон Нейман и Станислав Улам в рамках проекта Манхэттен
- Для метода, как и для любой секретной разработки, нужно было кодовое имя

Монте-Карло: происхождение названия

- Сам метод (и его более крутую вариацию – Markov chain Monte Carlo) разработали Джон фон Нейман и Станислав Улам в рамках проекта Манхэттен
- Для метода, как и для любой секретной разработки, нужно было кодовое имя
- Николас Метрополис (алгоритм Метрополиса-Гастингса) предложил назвать метод в честь казино Монте Карло в Монако, где часто растрачивал деньги дядя Станислава Улама

Монте-Карло интегрирование: мат.ожидание

- Почему этот метод работает?

Монте-Карло интегрирование: мат.ожидание

- Почему этот метод работает? Вычислим мат.ожидание аппроксимирующей величины

$$\begin{aligned}\mathbb{E} \left[\frac{b-a}{N} \sum f(X_i) \right] &= \frac{b-a}{N} \sum \mathbb{E}[f(X_i)] = \\ &= (b-a)\mathbb{E}[f(X_1)] = (b-a) \int_a^b f(x)p(x)dx = \\ &= (b-a) \int_a^b f(x) \frac{1}{b-a} dx = \int_a^b f(x)dx\end{aligned}$$

Монте-Карло интегрирование: мат.ожидание

- Почему этот метод работает? Вычислим мат.ожидание аппроксимирующей величины

$$\begin{aligned}\mathbb{E} \left[\frac{b-a}{N} \sum f(X_i) \right] &= \frac{b-a}{N} \sum \mathbb{E}[f(X_i)] = \\ &= (b-a)\mathbb{E}[f(X_1)] = (b-a) \int_a^b f(x)p(x)dx = \\ &= (b-a) \int_a^b f(x) \frac{1}{b-a} dx = \int_a^b f(x)dx\end{aligned}$$

- ⇒ В среднем мы получим искомую величину

Монте-Карло интегрирование: дисперсия

- Почему метод сходится к искомой величине при $N \rightarrow \infty$?

Монте-Карло интегрирование: дисперсия

- Почему метод сходится к искомой величине при $N \rightarrow \infty$?
Вычислим дисперсию аппроксимирующей величины

$$\begin{aligned}\text{Var} \left[\frac{b-a}{N} \sum f(X_i) \right] &= \left(\frac{b-a}{N} \right)^2 \sum \text{Var}[f(X_i)] = \\ &= \left(\frac{b-a}{N} \right)^2 N \text{Var}[f(X_1)] = \frac{(b-a)^2}{N} \sigma^2\end{aligned}$$

Монте-Карло интегрирование: дисперсия

- Почему метод сходится к искомой величине при $N \rightarrow \infty$?
Вычислим дисперсию аппроксимирующей величины

$$\begin{aligned}\text{Var} \left[\frac{b-a}{N} \sum f(X_i) \right] &= \left(\frac{b-a}{N} \right)^2 \sum \text{Var}[f(X_i)] = \\ &= \left(\frac{b-a}{N} \right)^2 N \text{Var}[f(X_1)] = \frac{(b-a)^2}{N} \sigma^2\end{aligned}$$

- Здесь, $\sigma^2 = \text{Var}[f(X_1)]$ не зависит от N

Монте-Карло интегрирование: дисперсия

- Почему метод сходится к искомой величине при $N \rightarrow \infty$?
Вычислим дисперсию аппроксимирующей величины

$$\begin{aligned}\text{Var} \left[\frac{b-a}{N} \sum f(X_i) \right] &= \left(\frac{b-a}{N} \right)^2 \sum \text{Var}[f(X_i)] = \\ &= \left(\frac{b-a}{N} \right)^2 N \text{Var}[f(X_1)] = \frac{(b-a)^2}{N} \sigma^2\end{aligned}$$

- Здесь, $\sigma^2 = \text{Var}[f(X_1)]$ не зависит от N
- Среднеквадратичное отклонение: $\frac{b-a}{\sqrt{N}} \sigma$

Монте-Карло интегрирование: дисперсия

- Почему метод сходится к искомой величине при $N \rightarrow \infty$?
Вычислим дисперсию аппроксимирующей величины

$$\begin{aligned}\text{Var} \left[\frac{b-a}{N} \sum f(X_i) \right] &= \left(\frac{b-a}{N} \right)^2 \sum \text{Var}[f(X_i)] = \\ &= \left(\frac{b-a}{N} \right)^2 N \text{Var}[f(X_1)] = \frac{(b-a)^2}{N} \sigma^2\end{aligned}$$

- Здесь, $\sigma^2 = \text{Var}[f(X_1)]$ не зависит от N
- Среднеквадратичное отклонение: $\frac{b-a}{\sqrt{N}} \sigma$
- \implies Ошибка метода уменьшается как $\frac{1}{\sqrt{N}}$

Произвольное распределение

- Вместо равномерного распределения $U(a, b)$ можно взять любое *абсолютно непрерывное* распределение $p(x)$ на отрезке $[a, b]$, такое что $f(x) \neq 0 \Rightarrow p(x) \neq 0$

Произвольное распределение

- Вместо равномерного распределения $U(a, b)$ можно взять любое *абсолютно непрерывное* распределение $p(x)$ на отрезке $[a, b]$, такое что $f(x) \neq 0 \Rightarrow p(x) \neq 0$
- Тогда интеграл аппроксимируется как

$$\frac{1}{N} \sum \frac{f(X_i)}{p(X_i)}$$

Произвольное распределение

- Вместо равномерного распределения $U(a, b)$ можно взять любое *абсолютно непрерывное* распределение $p(x)$ на отрезке $[a, b]$, такое что $f(x) \neq 0 \Rightarrow p(x) \neq 0$
- Тогда интеграл аппроксимируется как

$$\frac{1}{N} \sum \frac{f(X_i)}{p(X_i)}$$

- Доказательство сходимости почти не меняется

Произвольное распределение

- Вместо равномерного распределения $U(a, b)$ можно взять любое *абсолютно непрерывное* распределение $p(x)$ на отрезке $[a, b]$, такое что $f(x) \neq 0 \Rightarrow p(x) \neq 0$
- Тогда интеграл аппроксимируется как

$$\frac{1}{N} \sum \frac{f(X_i)}{p(X_i)}$$

- Доказательство сходимости почти не меняется
- Зачем это делать, обсудим на следующей лекции

Дискретное распределение

- Дискретные распределения **не подходят** для Монте-Карло интегрирования: они дадут только набор значений в фиксированных точках, и не будут сходиться к искомому интегралу

Дискретное распределение

- Дискретные распределения **не подходят** для Монте-Карло интегрирования: они дадут только набор значений в фиксированных точках, и не будут сходиться к искомому интегралу
- Даже смесь (аффинная комбинация) дискретного и непрерывного распределений тоже **не подходит**

Дискретное распределение

- Дискретные распределения **не подходят** для Монте-Карло интегрирования: они дадут только набор значений в фиксированных точках, и не будут сходиться к искомому интегралу
- Даже смесь (аффинная комбинация) дискретного и непрерывного распределений тоже **не подходит**
- Тем не менее, иногда мы будем их использовать, когда наша BRDF сама является обобщённой функцией (например, для идеальных отражений)

Произвольное множество

- Конечно, вместо отрезка $[a, b]$ можно интегрировать по любому ограниченному множеству/многообразию, любой размерности

Произвольное множество

- Конечно, вместо отрезка $[a, b]$ можно интегрировать по любому ограниченному множеству/многообразию, любой размерности
- Главное – уметь генерировать семплы X_i какого-то (лучше – равномерного) распределения вероятности $p(x)$ на этом множестве

Произвольное множество

- Конечно, вместо отрезка $[a, b]$ можно интегрировать по любому ограниченному множеству/многообразию, любой размерности
- Главное – уметь генерировать семплы X_i какого-то (лучше – равномерного) распределения вероятности $p(x)$ на этом множестве
- Формула при этом вообще не меняется:

$$\frac{1}{N} \sum \frac{f(X_i)}{p(X_i)}$$

Произвольное множество

- Конечно, вместо отрезка $[a, b]$ можно интегрировать по любому ограниченному множеству/многообразию, любой размерности
- Главное – уметь генерировать семплы X_i какого-то (лучше – равномерного) распределения вероятности $p(x)$ на этом множестве
- Формула при этом вообще не меняется:

$$\frac{1}{N} \sum \frac{f(X_i)}{p(X_i)}$$

- (размер множества учитывается автоматически в $p(x)$)

Random number generators (RNG)

- Обычно в основе генерации случайных значений лежит генератор случайных битов (в C++ это концепт `std::uniform_random_bit_generator`)

Random number generators (RNG)

- Обычно в основе генерации случайных значений лежит генератор случайных битов (в C++ это концепт `std::uniform_random_bit_generator`)
- Некоторые такие генераторы (напр. `std::mersenne_twister_engine` и `std::subtract_with_carry_engine` в C++) заточены под максимизацию случайности, и потому имеют большое состояние и сложные функции генерации (размер состояния `std::mt19937` составляет 5 килобайт)

Random number generators (RNG)

- Обычно в основе генерации случайных значений лежит генератор случайных битов (в C++ это концепт `std::uniform_random_bit_generator`)
- Некоторые такие генераторы (напр. `std::mersenne_twister_engine` и `std::subtract_with_carry_engine` в C++) заточены под максимизацию случайности, и потому имеют большое состояние и сложные функции генерации (размер состояния `std::mt19937` составляет 5 килобайт)
- Некоторые, наоборот, имеют очень маленькое состояние и быструю генерацию, но менее случайный результат (например, `std::linear_congruential_engine` в C++)

Random number generators (RNG)

- Для Монте-Карло интегрирования нам гораздо важнее скорость, а слишком большая случайность, наоборот, увеличивает variance (и ошибку интегрирования)

Random number generators (RNG)

- Для Монте-Карло интегрирования нам гораздо важнее скорость, а слишком большая случайность, наоборот, увеличивает variance (и ошибку интегрирования)
- Советую в C++ взять `std::minstd_rand`, или самим реализовать PCG генератор отсюда: pcg-random.org/download.html – его код умещается в 6 строк

Генерация случайных сэмплов

- Будем считать, что мы умеем генерировать сэмплы $U(0, 1)$ (равномерное) и $\mathcal{N}(0, 1)$ (нормальное)

Генерация случайных сэмплов

- Будем считать, что мы умеем генерировать сэмплы $U(0, 1)$ (равномерное) и $\mathcal{N}(0, 1)$ (нормальное)
- Как сгенерировать произвольное распределение на произвольном множестве?

Генерация случайных семплов

- Будем считать, что мы умеем генерировать сэмплы $U(0, 1)$ (равномерное) и $\mathcal{N}(0, 1)$ (нормальное)
- Как сгенерировать произвольное распределение на произвольном множестве?
- Несколько способов:

Генерация случайных семплов

- Будем считать, что мы умеем генерировать сэмплы $U(0, 1)$ (равномерное) и $\mathcal{N}(0, 1)$ (нормальное)
- Как сгенерировать произвольное распределение на произвольном множестве?
- Несколько способов:
 - Inversion sampling (CDF inversion)
 - Rejection sampling
 - Применение какого-нибудь преобразования

Inversion sampling

- Хотим научиться генерировать семплы одномерной случайной величины Y , заданной функцией распределения $F_Y(y)$

Inversion sampling

- Хотим научиться генерировать семплы одномерной случайной величины Y , заданной функцией распределения $F_Y(y)$
- Сгенерируем $X \sim U(0, 1)$ и положим $Y = F_Y^{-1}(X)$

Inversion sampling

- Хотим научиться генерировать семплы одномерной случайной величины Y , заданной функцией распределения $F_Y(y)$
- Сгенерируем $X \sim U(0, 1)$ и положим $Y = F_Y^{-1}(X)$
- Доказательство того, что это работает:

$$P(y < Y) = P(y < F_Y^{-1}(X)) = P(F_Y(y) < X) = F_Y(y)$$

Inversion sampling

- Хотим научиться генерировать семплы одномерной случайной величины Y , заданной функцией распределения $F_Y(y)$
- Сгенерируем $X \sim U(0, 1)$ и положим $Y = F_Y^{-1}(X)$
- Доказательство того, что это работает:

$$P(y < Y) = P(y < F_Y^{-1}(X)) = P(F_Y(y) < X) = F_Y(y)$$

- Подходит, если F_Y^{-1} легко вычислить

Inversion sampling: пример

- Равномерное распределение на $[a, b]$:

$$p_Y(y) = \frac{1}{b - a}$$

$$F_Y(y) = \frac{y - a}{b - a}$$

$$F_Y^{-1}(x) = a + (b - a)x$$

Inversion sampling: пример

- Равномерное распределение на $[a, b]$:

$$p_Y(y) = \frac{1}{b - a}$$

$$F_Y(y) = \frac{y - a}{b - a}$$

$$F_Y^{-1}(x) = a + (b - a)x$$

- Показательное распределение:

$$p_Y(y) = \lambda \exp(-\lambda y)$$

$$F_Y(y) = 1 - \exp(-\lambda y)$$

$$F_Y^{-1}(x) = -\frac{1}{\lambda} \ln(1 - x)$$

Rejection sampling

- Хотим научиться генерировать сэмплы равномерно в некотором сложно устроенным множестве $A \subset \mathbb{R}^n$

Rejection sampling

- Хотим научиться генерировать сэмплы равномерно в некотором сложно устроенным множестве $A \subset \mathbb{R}^n$
- Пусть, мы умеем проверять, что точка принадлежит множеству $x \in A$

Rejection sampling

- Хотим научиться генерировать семплы равномерно в некотором сложно устроенным множестве $A \subset \mathbb{R}^n$
- Пусть, мы умеем проверять, что точка принадлежит множеству $x \in A$
- Пусть, мы умеем генерировать семплы равномерно для некоторого объемлющего множества $B \supset A$

Rejection sampling

- Хотим научиться генерировать семплы равномерно в некотором сложно устроенным множестве $A \subset \mathbb{R}^n$
- Пусть, мы умеем проверять, что точка принадлежит множеству $x \in A$
- Пусть, мы умеем генерировать семплы равномерно для некоторого объемлющего множества $B \supset A$
- Алгоритм:

Rejection sampling

- Хотим научиться генерировать семплы равномерно в некотором сложно устроенным множестве $A \subset \mathbb{R}^n$
- Пусть, мы умеем проверять, что точка принадлежит множеству $x \in A$
- Пусть, мы умеем генерировать семплы равномерно для некоторого объемлющего множества $B \supset A$
- Алгоритм:
 - 1. Генерируем точку $X \sim U(B)$

Rejection sampling

- Хотим научиться генерировать семплы равномерно в некотором сложно устроенным множестве $A \subset \mathbb{R}^n$
- Пусть, мы умеем проверять, что точка принадлежит множеству $x \in A$
- Пусть, мы умеем генерировать семплы равномерно для некоторого объемлющего множества $B \supset A$
- Алгоритм:
 - 1. Генерируем точку $X \sim U(B)$
 - 2. Если $X \in A$, возвращаем X , иначе возвращаемся к пункту 1

Rejection sampling

- Хотим научиться генерировать семплы равномерно в некотором сложно устроенным множестве $A \subset \mathbb{R}^n$
- Пусть, мы умеем проверять, что точка принадлежит множеству $x \in A$
- Пусть, мы умеем генерировать семплы равномерно для некоторого объемлющего множества $B \supset A$
- Алгоритм:
 - 1. Генерируем точку $X \sim U(B)$
 - 2. Если $X \in A$, возвращаем X , иначе возвращаемся к пункту 1
- Точка из $U(B)$ принадлежит A с вероятностью $\frac{|A|}{|B|}$

Rejection sampling

- Хотим научиться генерировать семплы равномерно в некотором сложно устроенным множестве $A \subset \mathbb{R}^n$
- Пусть, мы умеем проверять, что точка принадлежит множеству $x \in A$
- Пусть, мы умеем генерировать семплы равномерно для некоторого объемлющего множества $B \supset A$
- Алгоритм:
 - 1. Генерируем точку $X \sim U(B)$
 - 2. Если $X \in A$, возвращаем X , иначе возвращаемся к пункту 1
- Точка из $U(B)$ принадлежит A с вероятностью $\frac{|A|}{|B|}$
- \implies В среднем нам понадобится $\frac{|B|}{|A|}$ итераций цикла

Rejection sampling: пример

- Хотим сгенерировать точку внутри единичного круга $B^2 \subset \mathbb{R}^2$

Rejection sampling: пример

- Хотим сгенерировать точку внутри единичного круга $B^2 \subset \mathbb{R}^2$
- Будем генерировать точку внутри квадрата $(X, Y) \in [-1, 1]^2$,
каждая координата – равномерное на $[-1, 1]$ распределение

Rejection sampling: пример

- Хотим сгенерировать точку внутри единичного круга $B^2 \subset \mathbb{R}^2$
- Будем генерировать точку внутри квадрата $(X, Y) \in [-1, 1]^2$, каждая координата – равномерное на $[-1, 1]$ распределение
- Точка лежит в круге, если $X^2 + Y^2 \leq 1$

Rejection sampling: пример

- Хотим сгенерировать точку внутри единичного круга $B^2 \subset \mathbb{R}^2$
- Будем генерировать точку внутри квадрата $(X, Y) \in [-1, 1]^2$, каждая координата – равномерное на $[-1, 1]$ распределение
- Точка лежит в круге, если $X^2 + Y^2 \leq 1$
- Вероятность попасть в круг: $\frac{|B^2|}{|[-1,1]^2|} = \frac{\pi}{4} \approx 0.78$

Rejection sampling: пример

- Хотим сгенерировать точку внутри единичного круга $B^2 \subset \mathbb{R}^2$
- Будем генерировать точку внутри квадрата $(X, Y) \in [-1, 1]^2$, каждая координата – равномерное на $[-1, 1]$ распределение
- Точка лежит в круге, если $X^2 + Y^2 \leq 1$
- Вероятность попасть в круг: $\frac{|B^2|}{|[-1,1]^2|} = \frac{\pi}{4} \approx 0.78$
- Среднее число попыток: $\frac{4}{\pi} \approx 1.27$

Rejection sampling: пример

- Хотим сгенерировать точку внутри единичного круга $B^2 \subset \mathbb{R}^2$
- Будем генерировать точку внутри квадрата $(X, Y) \in [-1, 1]^2$, каждая координата – равномерное на $[-1, 1]$ распределение
- Точка лежит в круге, если $X^2 + Y^2 \leq 1$
- Вероятность попасть в круг: $\frac{|B^2|}{|[-1,1]^2|} = \frac{\pi}{4} \approx 0.78$
- Среднее число попыток: $\frac{4}{\pi} \approx 1.27$
- **N.B.:** Метод работает и для $B^n \subset \mathbb{R}^n$, но вероятность попасть в шар $\frac{\pi^{n/2}}{2^n \Gamma(\frac{n}{2} + 1)}$ стремится к нулю (и число попыток – к бесконечности)

Rejection sampling: пример

- Хотим сгенерировать точку внутри единичного круга $B^2 \subset \mathbb{R}^2$
- Будем генерировать точку внутри квадрата $(X, Y) \in [-1, 1]^2$, каждая координата – равномерное на $[-1, 1]$ распределение
- Точка лежит в круге, если $X^2 + Y^2 \leq 1$
- Вероятность попасть в круг: $\frac{|B^2|}{|[-1,1]^2|} = \frac{\pi}{4} \approx 0.78$
- Среднее число попыток: $\frac{4}{\pi} \approx 1.27$
- **N.B.:** Метод работает и для $B^n \subset \mathbb{R}^n$, но вероятность попасть в шар $\frac{\pi^{n/2}}{2^n \Gamma(\frac{n}{2} + 1)}$ стремится к нулю (и число попыток – к бесконечности)
- **N.B.:** Для B^3 вероятность будет $\frac{\pi}{6} \approx 0.52$

Преобразование распределения

- Пусть у нас есть некоторая одномерная случайная величина X с распределением вероятности $p_X(x)$

Преобразование распределения

- Пусть у нас есть некоторая одномерная случайная величина X с распределением вероятности $p_X(x)$
- Применим к нему некоторую биективную функцию G и получим новую величину $Y = G(X)$

Преобразование распределения

- Пусть у нас есть некоторая одномерная случайная величина X с распределением вероятности $p_X(x)$
- Применим к нему некоторую биективную функцию G и получим новую величину $Y = G(X)$
- Тогда её распределение вероятности равно

$$p_Y(y) = p_X(G^{-1}(y)) \left| \frac{d}{dy} G^{-1}(y) \right|$$

Преобразование распределения

- Пусть у нас есть некоторая одномерная случайная величина X с распределением вероятности $p_X(x)$
- Применим к нему некоторую биективную функцию G и получим новую величину $Y = G(X)$
- Тогда её распределение вероятности равно

$$p_Y(y) = p_X(G^{-1}(y)) \left| \frac{d}{dy} G^{-1}(y) \right|$$

- **N.B.:** Модуль нужен, чтобы учесть убывающие функции

Преобразование распределения

- Пусть у нас есть некоторая одномерная случайная величина X с распределением вероятности $p_X(x)$
- Применим к нему некоторую биективную функцию G и получим новую величину $Y = G(X)$
- Тогда её распределение вероятности равно

$$p_Y(y) = p_X(G^{-1}(y)) \left| \frac{d}{dy} G^{-1}(y) \right|$$

- **N.B.:** Модуль нужен, чтобы учесть убывающие функции
- **N.B.:** Если функция не биективна, нужно просуммировать по всем точкам прообраза $G^{-1}(\{y\})$

Преобразование распределения: пример

- Возьмём $X \sim U(0, 1)$ и $G(x) = x^2$

Преобразование распределения: пример

- Возьмём $X \sim U(0, 1)$ и $G(x) = x^2$
- Вычислим

$$G^{-1}(y) = \sqrt{y}$$

Преобразование распределения: пример

- Возьмём $X \sim U(0, 1)$ и $G(x) = x^2$
- Вычислим

$$G^{-1}(y) = \sqrt{y}$$

- Вычислим

$$\frac{d}{dy} G^{-1}(y) = \frac{1}{2\sqrt{y}}$$

Преобразование распределения: пример

- Возьмём $X \sim U(0, 1)$ и $G(x) = x^2$
- Вычислим

$$G^{-1}(y) = \sqrt{y}$$

- Вычислим

$$\frac{d}{dy} G^{-1}(y) = \frac{1}{2\sqrt{y}}$$

- В итоге

$$p_Y(y) = p_X(\sqrt{y}) \frac{1}{2\sqrt{y}} = \frac{1}{2\sqrt{y}}$$

Преобразование распределения: многомерный случай

- Пусть у нас есть некоторая случайная величина X заданная на подмножестве \mathbb{R}^n с распределением вероятности $p_X(x)$

Преобразование распределения: многомерный случай

- Пусть у нас есть некоторая случайная величина X заданная на подмножестве \mathbb{R}^n с распределением вероятности $p_X(x)$
- Применим к ней некоторую биективную функцию G и получим новую величину $Y = G(X)$

Преобразование распределения: многомерный случай

- Пусть у нас есть некоторая случайная величина X заданная на подмножестве \mathbb{R}^n с распределением вероятности $p_X(x)$
- Применим к ней некоторую биективную функцию G и получим новую величину $Y = G(X)$
- Тогда её распределение вероятности равно

$$p_Y(y) = p_X(G^{-1}(y)) |\det J(G^{-1}(y))|$$

Преобразование распределения: многомерный случай

- Пусть у нас есть некоторая случайная величина X заданная на подмножестве \mathbb{R}^n с распределением вероятности $p_X(x)$
- Применим к ней некоторую биективную функцию G и получим новую величину $Y = G(X)$
- Тогда её распределение вероятности равно

$$p_Y(y) = p_X(G^{-1}(y)) |\det J(G^{-1}(y))|$$

- Здесь, J – якобиан функции

Преобразование распределения: многомерный случай

- Пусть у нас есть некоторая случайная величина X заданная на подмножестве \mathbb{R}^n с распределением вероятности $p_X(x)$
- Применим к ней некоторую биективную функцию G и получим новую величину $Y = G(X)$
- Тогда её распределение вероятности равно

$$p_Y(y) = p_X(G^{-1}(y)) |\det J(G^{-1}(y))|$$

- Здесь, J – якобиан функции
- **N.B.**: Вместо определителя якобиана обратной функции, можно вычислять обратный определитель якобиана прямого преобразования:

$$\det J(G^{-1}) = \det (J G)^{-1} = (\det J G)^{-1}$$

Преобразование распределения: многомерный пример

- Сгенерируем точку на двумерном единичном диске, взяв равномерные угол $\Phi \sim U(0, 2\pi)$ и расстояние до центра $R \sim U(0, 1)$

Преобразование распределения: многомерный пример

- Сгенерируем точку на двумерном единичном диске, взяв равномерные угол $\Phi \sim U(0, 2\pi)$ и расстояние до центра $R \sim U(0, 1)$
- Координаты точки на диске:

$$G(r, \phi) = (r \cos \phi, r \sin \phi)$$

Преобразование распределения: многомерный пример

- Сгенерируем точку на двумерном единичном диске, взяв равномерные угол $\Phi \sim U(0, 2\pi)$ и расстояние до центра $R \sim U(0, 1)$
- Координаты точки на диске:

$$G(r, \phi) = (r \cos \phi, r \sin \phi)$$

- Якобиан $J G$:

$$\begin{pmatrix} \cos \phi & \sin \phi \\ -r \sin \phi & r \cos \phi \end{pmatrix}$$

Преобразование распределения: многомерный пример

- Сгенерируем точку на двумерном единичном диске, взяв равномерные угол $\Phi \sim U(0, 2\pi)$ и расстояние до центра $R \sim U(0, 1)$
- Координаты точки на диске:

$$G(r, \phi) = (r \cos \phi, r \sin \phi)$$

- Якобиан $J G$:

$$\begin{pmatrix} \cos \phi & \sin \phi \\ -r \sin \phi & r \cos \phi \end{pmatrix}$$

- Определитель: $\det J G = r$

Преобразование распределения: многомерный пример

- Сгенерируем точку на двумерном единичном диске, взяв равномерные угол $\Phi \sim U(0, 2\pi)$ и расстояние до центра $R \sim U(0, 1)$
- Координаты точки на диске:

$$G(r, \phi) = (r \cos \phi, r \sin \phi)$$

- Якобиан $J G$:

$$\begin{pmatrix} \cos \phi & \sin \phi \\ -r \sin \phi & r \cos \phi \end{pmatrix}$$

- Определитель: $\det J G = r$
- Определитель обратного преобразования: $\det J(G^{-1}) = \frac{1}{r}$

Преобразование распределения: многомерный пример

- Сгенерируем точку на двумерном единичном диске, взяв равномерные угол $\Phi \sim U(0, 2\pi)$ и расстояние до центра $R \sim U(0, 1)$
- Координаты точки на диске:

$$G(r, \phi) = (r \cos \phi, r \sin \phi)$$

- Якобиан $J G$:

$$\begin{pmatrix} \cos \phi & \sin \phi \\ -r \sin \phi & r \cos \phi \end{pmatrix}$$

- Определитель: $\det J G = r$
- Определитель обратного преобразования: $\det J(G^{-1}) = \frac{1}{r}$
- Итог:

$$p_Y(r, \phi) = p_X(G^{-1}(r, \phi)) \frac{1}{r} = \frac{1}{r}$$

Преобразование распределения: многомерный пример

- Итог:

$$p_Y(r, \phi) = \frac{1}{r}$$

Преобразование распределения: многомерный пример

- Итог:
- При таком способе получается *неравномерное* распределение на диске: точки, близкие к центру, имеют большую плотность вероятности

Преобразование распределения: многомерный пример №2

- Сгенерируем точку на двумерном единичном диске, взяв равномерный угол $\Phi \sim U(0, 2\pi)$ и квадрат расстояния до центра $R^2 \sim U(0, 1)$

Преобразование распределения: многомерный пример №2

- Сгенерируем точку на двумерном единичном диске, взяв равномерный угол $\Phi \sim U(0, 2\pi)$ и квадрат расстояния до центра $R^2 \sim U(0, 1)$
- Другими словами, возьмём $U_1, U_2 \sim U(0, 1)$ и положим $R = \sqrt{U_1}$ и $\Phi = 2\pi U_2$

Преобразование распределения: многомерный пример №2

- Сгенерируем точку на двумерном единичном диске, взяв равномерный угол $\Phi \sim U(0, 2\pi)$ и квадрат расстояния до центра $R^2 \sim U(0, 1)$
- Другими словами, возьмём $U_1, U_2 \sim U(0, 1)$ и положим $R = \sqrt{U_1}$ и $\Phi = 2\pi U_2$
- Координаты точки на диске:

$$G(u_1, u_2) = (\sqrt{u_1} \cos 2\pi u_2, \sqrt{u_1} \sin 2\pi u_2)$$

Преобразование распределения: многомерный пример №2

- Якобиан $J G$:

$$\begin{pmatrix} \frac{1}{2\sqrt{u_1}} \cos 2\pi u_2 & \frac{1}{2\sqrt{u_1}} \sin 2\pi u_2 \\ -2\pi\sqrt{u_1} \sin 2\pi u_2 & 2\pi\sqrt{u_1} \cos 2\pi u_2 \end{pmatrix}$$

Преобразование распределения: многомерный пример №2

- Якобиан $J G$:

$$\begin{pmatrix} \frac{1}{2\sqrt{u_1}} \cos 2\pi u_2 & \frac{1}{2\sqrt{u_1}} \sin 2\pi u_2 \\ -2\pi\sqrt{u_1} \sin 2\pi u_2 & 2\pi\sqrt{u_1} \cos 2\pi u_2 \end{pmatrix}$$

- Определитель: $\det J G = \pi$

Преобразование распределения: многомерный пример №2

- Якобиан $J G$:

$$\begin{pmatrix} \frac{1}{2\sqrt{u_1}} \cos 2\pi u_2 & \frac{1}{2\sqrt{u_1}} \sin 2\pi u_2 \\ -2\pi\sqrt{u_1} \sin 2\pi u_2 & 2\pi\sqrt{u_1} \cos 2\pi u_2 \end{pmatrix}$$

- Определитель: $\det J G = \pi$
- Определитель обратного преобразования: $\det J(G^{-1}) = \frac{1}{\pi}$

Преобразование распределения: многомерный пример №2

- Якобиан $J G$:

$$\begin{pmatrix} \frac{1}{2\sqrt{u_1}} \cos 2\pi u_2 & \frac{1}{2\sqrt{u_1}} \sin 2\pi u_2 \\ -2\pi\sqrt{u_1} \sin 2\pi u_2 & 2\pi\sqrt{u_1} \cos 2\pi u_2 \end{pmatrix}$$

- Определитель: $\det J G = \pi$
- Определитель обратного преобразования: $\det J(G^{-1}) = \frac{1}{\pi}$
- Итог:

$$p_Y(u_1, u_2) = p_X(G^{-1}(u_1, u_2)) \frac{1}{\pi} = \frac{1}{\pi}$$

Преобразование распределения: многомерный пример №2

- Итог:

$$p_Y(u_1, u_2) = \frac{1}{\pi}$$

Преобразование распределения: многомерный пример №2

- Итог:

$$p_Y(u_1, u_2) = \frac{1}{\pi}$$

- Мы получили равномерное распределение на диске!

Преобразование распределения: многомерный пример №2

- Итог:

$$p_Y(u_1, u_2) = \frac{1}{\pi}$$

- Мы получили равномерное распределение на диске!
- Множитель $\frac{1}{\pi}$ ожидаем: при преобразовании из равномерного распределения на множестве A в равномерное на множестве B плотность вероятности должна умножиться на $\frac{|A|}{|B|}$, чтобы остаться нормированной

Преобразование распределения: многомерный пример №3

- Возьмём $U_1, U_2 \sim U(0, 1)$ и преобразуем их как

$$G(u_1, u_2) = (\sqrt{-2 \ln u_1} \cos 2\pi u_2, \sqrt{-2 \ln u_1} \sin 2\pi u_2)$$

Преобразование распределения: многомерный пример №3

- Возьмём $U_1, U_2 \sim U(0, 1)$ и преобразуем их как

$$G(u_1, u_2) = (\sqrt{-2 \ln u_1} \cos 2\pi u_2, \sqrt{-2 \ln u_1} \sin 2\pi u_2)$$

- Тогда

$$x^2 + y^2 = -2 \ln u_1 \implies u_1 = \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2}\right)$$

Преобразование распределения: многомерный пример №3

- Возьмём $U_1, U_2 \sim U(0, 1)$ и преобразуем их как

$$G(u_1, u_2) = (\sqrt{-2 \ln u_1} \cos 2\pi u_2, \sqrt{-2 \ln u_1} \sin 2\pi u_2)$$

- Тогда

$$x^2 + y^2 = -2 \ln u_1 \implies u_1 = \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2}\right)$$

- Якобиан:

$$\mathbb{J} G = \begin{pmatrix} -\frac{1}{u_1 \sqrt{-2 \ln u_1}} \cos 2\pi u_2 & -\frac{1}{u_1 \sqrt{-2 \ln u_1}} \sin 2\pi u_2 \\ -2\pi \sqrt{-2 \ln u_1} \sin 2\pi u_2 & 2\pi \sqrt{-2 \ln u_1} \cos 2\pi u_2 \end{pmatrix}$$

Преобразование распределения: многомерный пример №3

- Возьмём $U_1, U_2 \sim U(0, 1)$ и преобразуем их как

$$G(u_1, u_2) = (\sqrt{-2 \ln u_1} \cos 2\pi u_2, \sqrt{-2 \ln u_1} \sin 2\pi u_2)$$

- Тогда

$$x^2 + y^2 = -2 \ln u_1 \implies u_1 = \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2}\right)$$

- Якобиан:

$$\mathbf{J} G = \begin{pmatrix} -\frac{1}{u_1 \sqrt{-2 \ln u_1}} \cos 2\pi u_2 & -\frac{1}{u_1 \sqrt{-2 \ln u_1}} \sin 2\pi u_2 \\ -2\pi \sqrt{-2 \ln u_1} \sin 2\pi u_2 & 2\pi \sqrt{-2 \ln u_1} \cos 2\pi u_2 \end{pmatrix}$$

- Определитель:

$$|\det \mathbf{J} G| = \left| -\frac{2\pi}{u_1} \right|$$

Преобразование распределения: многомерный пример №3

- Определитель обратного преобразования:

$$|\det J G^{-1}| = \frac{u_1}{2\pi}$$

Преобразование распределения: многомерный пример №3

- Определитель обратного преобразования:

$$|\det J G^{-1}| = \frac{u_1}{2\pi}$$

- Итог:

$$p(x, y) = \frac{1}{2\pi} \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2}\right) = \left[\frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{x^2}{2}\right)\right] \cdot \left[\frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{y^2}{2}\right)\right]$$

Преобразование распределения: многомерный пример №3

- Определитель обратного преобразования:

$$|\det J G^{-1}| = \frac{u_1}{2\pi}$$

- Итог:

$$p(x, y) = \frac{1}{2\pi} \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2}\right) = \left[\frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{x^2}{2}\right)\right] \cdot \left[\frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{y^2}{2}\right)\right]$$

- $\Rightarrow X$ и Y независимы, и имеют стандартное нормальное распределение

Преобразование распределения: многомерный пример №3

- Определитель обратного преобразования:

$$|\det J G^{-1}| = \frac{u_1}{2\pi}$$

- Итог:

$$p(x, y) = \frac{1}{2\pi} \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2}\right) = \left[\frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{x^2}{2}\right)\right] \cdot \left[\frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{y^2}{2}\right)\right]$$

- $\Rightarrow X$ и Y независимы, и имеют стандартное нормальное распределение
- Это стандартный алгоритм Бокса-Мюллера для генерации нормального распределения

Преобразование распределения: многомерный пример №3

- Определитель обратного преобразования:

$$|\det J G^{-1}| = \frac{u_1}{2\pi}$$

- Итог:

$$p(x, y) = \frac{1}{2\pi} \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2}\right) = \left[\frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{x^2}{2}\right)\right] \cdot \left[\frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{y^2}{2}\right)\right]$$

- $\Rightarrow X$ и Y независимы, и имеют стандартное нормальное распределение
- Это стандартный алгоритм Бокса-Мюллера для генерации нормального распределения
- **N.B.:** Обычно используют вариацию – т.н. Marsaglia polar method – использующую только одну трансцендентную функцию $\ln + \text{rejection sampling}$ в единичном круге (вероятность попасть – $\frac{\pi}{4}$)

Генерация случайных семплов

- Есть очень много более продвинутых методов:
 - Ratio of uniforms
 - Ziggurat sampling
 - Adaptive rejection sampling
 - Metropolis-Hastings algorithm
 - Gibbs sampling
 - ..и другие

Генерация случайных семплов: единичная сфера

- Для вычисления освещённости ламбертовых поверхностей нам нужно уметь генерировать случайный вектор на единичной полусфере вокруг вектора нормали N

Генерация случайных семплов: единичная сфера

- Для вычисления освещённости ламбертовых поверхностей нам нужно уметь генерировать случайный вектор на единичной полусфере вокруг вектора нормали N
- Проще всего сгенерировать случайный вектор ω на единичной сфере, и обратить его, если он смотрит не в ту сторону: $\omega \mapsto -\omega$ если $N \cdot \omega < 0$

Генерация случайных семплов: единичная сфера

- Для вычисления освещённости ламбертовых поверхностей нам нужно уметь генерировать случайный вектор на единичной полусфере вокруг вектора нормали N
- Проще всего сгенерировать случайный вектор ω на единичной сфере, и обратить его, если он смотрит не в ту сторону: $\omega \mapsto -\omega$ если $N \cdot \omega < 0$
- Как сгенерировать вектор на единичной сфере?

Генерация случайных семплов: единичная сфера

- Для вычисления освещённости ламбертовых поверхностей нам нужно уметь генерировать случайный вектор на единичной полусфере вокруг вектора нормали N
- Проще всего сгенерировать случайный вектор ω на единичной сфере, и обратить его, если он смотрит не в ту сторону: $\omega \mapsto -\omega$ если $N \cdot \omega < 0$
- Как сгенерировать вектор на единичной сфере? Есть много способов:
 - Rejection sampling в единичном шаре + проекция
 - 3D normal distribution + проекция
 - Проекция с цилиндра
 - Явное обращение CDF

Единичная сфера: rejection sampling

- Сгенерируем точку равномерно в $[-1, 1]^3$

Единичная сфера: rejection sampling

- Сгенерируем точку равномерно в $[-1, 1]^3$
- Если $|V|^2 = X^2 + Y^2 + Z^2 \leq 1$, возвращаем $\frac{V}{|V|}$

Единичная сфера: rejection sampling

- Сгенерируем точку равномерно в $[-1, 1]^3$
- Если $|V|^2 = X^2 + Y^2 + Z^2 \leq 1$, возвращаем $\frac{V}{|V|}$
- Иначе, возвращаемся к первому пункту (это произойдёт с вероятностью ~ 0.48)

Единичная сфера: normal + проекция

- Сгенерируем все три координаты как $X, Y, Z \sim \mathcal{N}(0, 1)$

Единичная сфера: normal + проекция

- Сгенерируем все три координаты как $X, Y, Z \sim \mathcal{N}(0, 1)$
- Тогда плотность вероятности

$$p(x, y, z) = \frac{1}{(2\pi)^{3/2}} \exp\left(-\frac{x^2 + y^2 + z^2}{2}\right) = \frac{1}{(2\pi)^{3/2}} \exp\left(-\frac{r^2}{2}\right)$$

зависит только от расстояния, и равномерна по направлению

Единичная сфера: normal + проекция

- Сгенерируем все три координаты как $X, Y, Z \sim \mathcal{N}(0, 1)$
- Тогда плотность вероятности

$$p(x, y, z) = \frac{1}{(2\pi)^{3/2}} \exp\left(-\frac{x^2 + y^2 + z^2}{2}\right) = \frac{1}{(2\pi)^{3/2}} \exp\left(-\frac{r^2}{2}\right)$$

зависит только от расстояния, и равномерна по
направлению

- Возвращаем $\frac{v}{|v|}$

Проекция с цилиндра

- Сгенерируем точку на цилиндре с равномерными углом $\Phi \sim U(0, 2\pi)$ и высотой $Z \sim U(-1, 1)$

Проекция с цилиндра

- Сгенерируем точку на цилиндре с равномерными углом $\Phi \sim U(0, 2\pi)$ и высотой $Z \sim U(-1, 1)$
- Спроектируем её на поверхность сферы параллельно плоскости XY:

$$x = \sqrt{1 - z^2} \cos \phi$$

$$y = \sqrt{1 - z^2} \sin \phi$$

Проекция с цилиндра

- Сгенерируем точку на цилиндре с равномерными углом $\Phi \sim U(0, 2\pi)$ и высотой $Z \sim U(-1, 1)$
- Спроектируем её на поверхность сферы параллельно плоскости XY:

$$x = \sqrt{1 - z^2} \cos \phi$$

$$y = \sqrt{1 - z^2} \sin \phi$$

- По теореме Архимеда о шаре и цилиндре получается равномерное распределение

Явное обращение CDF в сферических координатах

- Сгенерируем две равномерных величины $U_1, U_2 \sim U(0, 1)$ и положим

$$\Phi = \cos^{-1}(2U_1 - 1)$$

$$\Theta = 2\pi U_2$$

Явное обращение CDF в сферических координатах

- Сгенерируем две равномерных величины $U_1, U_2 \sim U(0, 1)$ и положим

$$\Phi = \cos^{-1}(2U_1 - 1)$$

$$\Theta = 2\pi U_2$$

- Используем (ϕ, θ) как сферические координаты точки

Явное обращение CDF в сферических координатах

- Сгенерируем две равномерных величины $U_1, U_2 \sim U(0, 1)$ и положим

$$\Phi = \cos^{-1}(2U_1 - 1)$$

$$\Theta = 2\pi U_2$$

- Используем (ϕ, θ) как сферические координаты точки
- Вывод смотри в [этой статье](#)

Единичная (полу)сфера

- Можете использовать любой понравившийся способ

Единичная (полу)сфера

- Можете использовать любой понравившийся способ
- В любом случае плотность вероятности случайного вектора на единичной сфере равна $\frac{1}{4\pi}$

Единичная (полу)сфера

- Можете использовать любой понравившийся способ
- В любом случае плотность вероятности случайного вектора на единичной сфере равна $\frac{1}{4\pi}$
- Плотность вероятности случайного вектора на единичной полусфере равна $\frac{1}{2\pi}$

Единичная (полу)сфера

- Можете использовать любой понравившийся способ
- В любом случае плотность вероятности случайного вектора на единичной сфере равна $\frac{1}{4\pi}$
- Плотность вероятности случайного вектора на единичной полусфере равна $\frac{1}{2\pi}$
- Это будет важно для правильных коэффициентов Монте-Карло интегрирования

Монте-Карло интегрирование + raytracing

- Итак, общий алгоритм вычисления изображения с помощью трассировки лучей и Монте-Карло интегрирования для решения уравнения рендеринга таков:

Монте-Карло интегрирование + raytracing

- Итак, общий алгоритм вычисления изображения с помощью трассировки лучей и Монте-Карло интегрирования для решения уравнения рендеринга таков:
 - Генерируем луч из камеры в центр пикселя в направлении d

Монте-Карло интегрирование + raytracing

- Итак, общий алгоритм вычисления изображения с помощью трассировки лучей и Монте-Карло интегрирования для решения уравнения рендеринга таков:
 - Генерируем луч из камеры в центр пикселя в направлении d
 - Вычисляем пересечение луча со сценой

Монте-Карло интегрирование + raytracing

- Итак, общий алгоритм вычисления изображения с помощью трассировки лучей и Монте-Карло интегрирования для решения уравнения рендеринга таков:
 - Генерируем луч из камеры в центр пикселя в направлении d
 - Вычисляем пересечение луча со сценой
 - В точке пересечения вычисляем $L_{out}(\omega)$ ($\omega = -d$) как сумму излучения объекта в этой точке $L_e(\omega)$ и интеграла от входящего излучения

Монте-Карло интегрирование + raytracing

- Итак, общий алгоритм вычисления изображения с помощью трассировки лучей и Монте-Карло интегрирования для решения уравнения рендеринга таков:
 - Генерируем луч из камеры в центр пикселя в направлении d
 - Вычисляем пересечение луча со сценой
 - В точке пересечения вычисляем $L_{out}(\omega)$ ($\omega = -d$) как сумму излучения объекта в этой точке $L_e(\omega)$ и интеграла от входящего излучения
 - Конкретный способ вычисления интеграла зависит от типа материала, но обычно сводится к Монте-Карло интегрированию **одним семплом**

Монте-Карло интегрирование + raytracing

- Итак, общий алгоритм вычисления изображения с помощью трассировки лучей и Монте-Карло интегрирования для решения уравнения рендеринга таков:
 - Генерируем луч из камеры в центр пикселя в направлении d
 - Вычисляем пересечение луча со сценой
 - В точке пересечения вычисляем $L_{out}(\omega)$ ($\omega = -d$) как сумму излучения объекта в этой точке $L_e(\omega)$ и интеграла от входящего излучения
 - Конкретный способ вычисления интеграла зависит от типа материала, но обычно сводится к Монте-Карло интегрированию **одним семплом**
 - Для вычисления значения в семплах рекурсивно пускаем дополнительные лучи

Монте-Карло интегрирование: ламбертова поверхность

- Ламбертова поверхность задаётся фиксированным цветом, и её BRDF константна $f(p, \omega_{in}, \omega_{out}) = C$

Монте-Карло интегрирование: ламбертова поверхность

- Ламбертова поверхность задаётся фиксированным цветом, и её BRDF константна $f(p, \omega_{in}, \omega_{out}) = C$
- Добавим фиксированное значение излучения (emission) во всех направлениях: $L_e(\omega_{out}) = E$

Монте-Карло интегрирование: ламбертова поверхность

- Ламбертова поверхность задаётся фиксированным цветом, и её BRDF константна $f(p, \omega_{in}, \omega_{out}) = C$
- Добавим фиксированное значение излучения (emission) во всех направлениях: $L_e(\omega_{out}) = E$
- Интеграл по входящему излучению выглядит как

$$\int_{\Omega(n)} C \cdot L_{in}(\omega) \cdot (\omega \cdot n) d\omega$$

Монте-Карло интегрирование: ламбертова поверхность

- Ламбертова поверхность задаётся фиксированным цветом, и её BRDF константна $f(p, \omega_{in}, \omega_{out}) = C$
- Добавим фиксированное значение излучения (emission) во всех направлениях: $L_e(\omega_{out}) = E$
- Интеграл по входящему излучению выглядит как

$$\int_{\Omega(n)} C \cdot L_{in}(\omega) \cdot (\omega \cdot n) d\omega$$

- Апроксимация интеграла одним семплом ω на единичной полусфере:

$$\frac{f(\omega)}{p(\omega)} = 2\pi C \cdot L_{in}(\omega) \cdot (\omega \cdot n)$$

Ламбертова поверхность: алгоритм

- Генерируем случайный вектор на единичной полусфере
 $\omega \in \Omega(n)$

Ламбертова поверхность: алгоритм

- Генерируем случайный вектор на единичной полусфере
 $\omega \in \Omega(n)$
- Вычисляем $L_{in}(\omega)$ рекурсивным вызовом

Ламбертова поверхность: алгоритм

- Генерируем случайный вектор на единичной полусфере
 $\omega \in \Omega(n)$
- Вычисляем $L_{in}(\omega)$ рекурсивным вызовом
- Возвращаем $E + 2\pi C \cdot L_{in}(\omega) \cdot (\omega \cdot n)$

Ламбертова поверхность: нормализация

- Нормализация BRDF требует, чтобы

$$\int_{\Omega(n)} C \cdot (\omega \cdot n) d\omega \leq 1$$

Ламбертова поверхность: нормализация

- Нормализация BRDF требует, чтобы

$$\int_{\Omega(n)} C \cdot (\omega \cdot n) d\omega \leq 1$$

- Вычислим интеграл:

$$\int_{\Omega(n)} C \cdot (\omega \cdot n) d\omega = C \cdot \int_{\Omega(n)} (\omega \cdot n) d\omega = C \cdot \pi$$

Ламбертова поверхность: нормализация

- Нормализация BRDF требует, чтобы

$$\int_{\Omega(n)} C \cdot (\omega \cdot n) d\omega \leq 1$$

- Вычислим интеграл:

$$\int_{\Omega(n)} C \cdot (\omega \cdot n) d\omega = C \cdot \int_{\Omega(n)} (\omega \cdot n) d\omega = C \cdot \pi$$

- ⇒ Для ламбертовой поверхности, значение цвета (в каждом канале) не может быть больше чем $\frac{1}{\pi}$, что соответствует идеально белой поверхности

Ламбертова поверхность: нормализация

- Нормализация BRDF требует, чтобы

$$\int_{\Omega(n)} C \cdot (\omega \cdot n) d\omega \leq 1$$

- Вычислим интеграл:

$$\int_{\Omega(n)} C \cdot (\omega \cdot n) d\omega = C \cdot \int_{\Omega(n)} (\omega \cdot n) d\omega = C \cdot \pi$$

- ⇒ Для ламбертовой поверхности, значение цвета (в каждом канале) не может быть больше чем $\frac{1}{\pi}$, что соответствует идеально белой поверхности
- Этим неудобно пользоваться, поэтому будем считать, что цвет задан как число $C \in [0, 1]$, и для применения в интегрировании его нужно разделить на π

Ламбертова поверхность: финальная формула

- С учётом нормализации цвета, получаем такую формулу

$$E + 2\pi \frac{C}{\pi} \cdot L_{in}(\omega) \cdot (\omega \cdot n) = E + 2C \cdot L_{in}(\omega) \cdot (\omega \cdot n)$$

Ламбертова поверхность: финальная формула

- С учётом нормализации цвета, получаем такую формулу

$$E + 2\pi \frac{C}{\pi} \cdot L_{in}(\omega) \cdot (\omega \cdot n) = E + 2C \cdot L_{in}(\omega) \cdot (\omega \cdot n)$$

- Эту формулу и надо использовать в коде!

Ламбертова поверхность: финальная формула

- С учётом нормализации цвета, получаем такую формулу

$$E + 2\pi \frac{C}{\pi} \cdot L_{in}(\omega) \cdot (\omega \cdot n) = E + 2C \cdot L_{in}(\omega) \cdot (\omega \cdot n)$$

- Эту формулу и надо использовать в коде!
- Мы умножили на 2π , чтобы учесть плотность вероятности семпла, и разделили на π с учётом удобной нормализации цвета

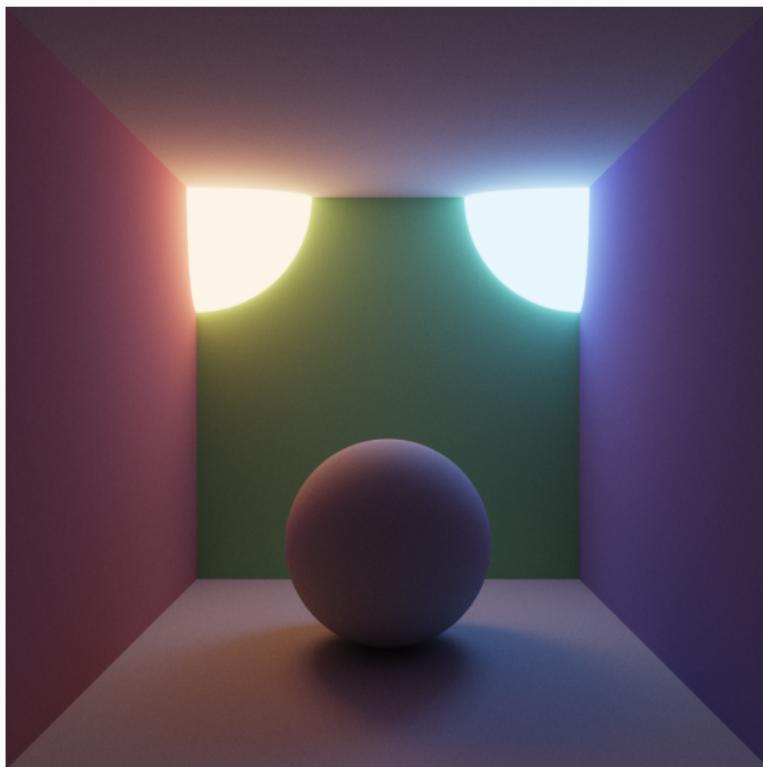
Ламбертова поверхность: финальная формула

- С учётом нормализации цвета, получаем такую формулу

$$E + 2\pi \frac{C}{\pi} \cdot L_{in}(\omega) \cdot (\omega \cdot n) = E + 2C \cdot L_{in}(\omega) \cdot (\omega \cdot n)$$

- Эту формулу и надо использовать в коде!
- Мы умножили на 2π , чтобы учесть плотность вероятности семпла, и разделили на π с учётом удобной нормализации цвета
- Одна из самых частых ошибок в raytracing'е – ошибиться с константами, – например, с количеством раз, когда сократились домножения и деления на π

Ламбертова поверхность



Монте-Карло интегрирование: металлы

- Ничего не меняется с прошлой лекции: металл отражает весь свет в строго определённом направлении, окрашивая его в свой цвет:

$$L_{out}(\omega) = L_e(\omega) + C \cdot L_{in}(R_n(\omega))$$

Монте-Карло интегрирование: металлы

- Ничего не меняется с прошлой лекции: металл отражает весь свет в строго определённом направлении, окрашивая его в свой цвет:

$$L_{out}(\omega) = L_e(\omega) + C \cdot L_{in}(R_n(\omega))$$

- В этом случае, BRDF – делта-функция $C \cdot \delta(\omega, R_n(\omega))$

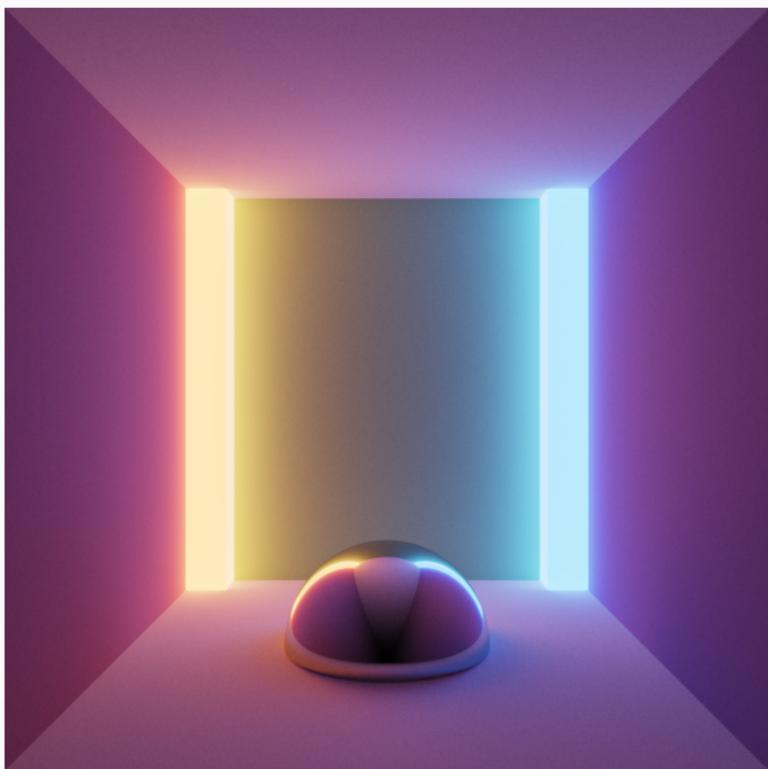
Монте-Карло интегрирование: металлы

- Ничего не меняется с прошлой лекции: металл отражает весь свет в строго определённом направлении, окрашивая его в свой цвет:

$$L_{out}(\omega) = L_e(\omega) + C \cdot L_{in}(R_n(\omega))$$

- В этом случае, BRDF – делта-функция $C \cdot \delta(\omega, R_n(\omega))$
- Нормировка: $C \leq 1$, никакого деления на π не нужно

Металл



Монте-Карло интегрирование: диэлектрики

- Как в прошлой лекции, вычислим угол преломлённого луча $\sin \theta_2$ и коэффициент отражения Френеля R

Монте-Карло интегрирование: диэлектрики

- Как в прошлой лекции, вычислим угол преломлённого луча $\sin \theta_2$ и коэффициент отражения Френеля R
- Если $\sin \theta_2 > 1$ – полное внутреннее отражение, просто возвращаем отражённый свет

Монте-Карло интегрирование: диэлектрики

- Как в прошлой лекции, вычислим угол преломлённого луча $\sin \theta_2$ и коэффициент отражения Френеля R
- Если $\sin \theta_2 > 1$ – полное внутреннее отражение, просто возвращаем отражённый свет
- Иначе, нам нужно вернуть отражённый луч с весом R и преломлённый луч с весом $1 - R$

Монте-Карло интегрирование: диэлектрики

- Как в прошлой лекции, вычислим угол преломлённого луча $\sin \theta_2$ и коэффициент отражения Френеля R
- Если $\sin \theta_2 > 1$ – полное внутреннее отражение, просто возвращаем отражённый свет
- Иначе, нам нужно вернуть отражённый луч с весом R и преломлённый луч с весом $1 - R$
- Вместо того, чтобы вычислять два рекурсивных луча, бросим нечестную монетку: сгенерируем $U \sim U(0, 1)$

Монте-Карло интегрирование: диэлектрики

- Как в прошлой лекции, вычислим угол преломлённого луча $\sin \theta_2$ и коэффициент отражения Френеля R
- Если $\sin \theta_2 > 1$ – полное внутреннее отражение, просто возвращаем отражённый свет
- Иначе, нам нужно вернуть отражённый луч с весом R и преломлённый луч с весом $1 - R$
- Вместо того, чтобы вычислять два рекурсивных луча, бросим нечестную монетку: сгенерируем $U \sim U(0, 1)$
 - Если $U < R$, возвращаем отражённый свет

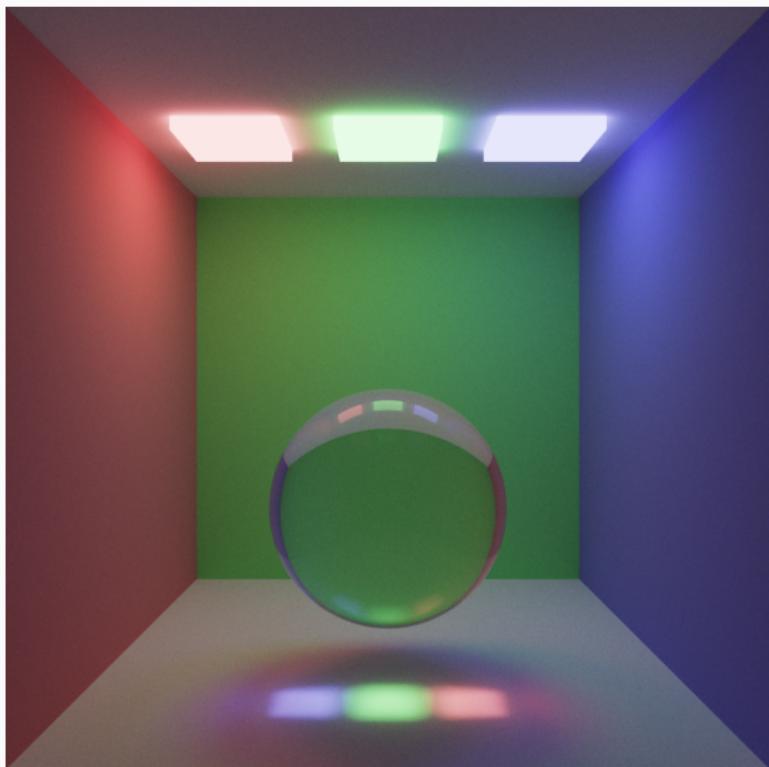
Монте-Карло интегрирование: диэлектрики

- Как в прошлой лекции, вычислим угол преломлённого луча $\sin \theta_2$ и коэффициент отражения Френеля R
- Если $\sin \theta_2 > 1$ – полное внутреннее отражение, просто возвращаем отражённый свет
- Иначе, нам нужно вернуть отражённый луч с весом R и преломлённый луч с весом $1 - R$
- Вместо того, чтобы вычислять два рекурсивных луча, бросим нечестную монетку: сгенерируем $U \sim U(0, 1)$
 - Если $U < R$, возвращаем отражённый свет
 - Иначе возвращаем преломлённый свет

Монте-Карло интегрирование: диэлектрики

- Как в прошлой лекции, вычислим угол преломлённого луча $\sin \theta_2$ и коэффициент отражения Френеля R
- Если $\sin \theta_2 > 1$ – полное внутреннее отражение, просто возвращаем отражённый свет
- Иначе, нам нужно вернуть отражённый луч с весом R и преломлённый луч с весом $1 - R$
- Вместо того, чтобы вычислять два рекурсивных луча, бросим нечестную монетку: сгенерируем $U \sim U(0, 1)$
 - Если $U < R$, возвращаем отражённый свет
 - Иначе возвращаем преломлённый свет
- Домножать возвращённый свет на R или $1 - R$ не нужно: это автоматически учтётся за счёт вероятности этих случаев

Диэлектрик



White furnace test

- Пусть идеально белая ($C = 1$) диффузная выпуклая поверхность освещается идеально белым фоном

White furnace test

- Пусть идеально белая ($C = 1$) диффузная выпуклая поверхность освещается идеально белым фоном
- Тогда отражённый свет можно вычислить явно:

$$L_{out}(\omega) = \frac{1}{\pi} \cdot \int_{\Omega(n)} 1 \cdot (\omega \cdot n) d\omega = \frac{1}{\pi} \cdot \pi = 1$$

White furnace test

- Пусть идеально белая ($C = 1$) диффузная выпуклая поверхность освещается идеально белым фоном
- Тогда отражённый свет можно вычислить явно:

$$L_{out}(\omega) = \frac{1}{\pi} \cdot \int_{\Omega(n)} 1 \cdot (\omega \cdot n) d\omega = \frac{1}{\pi} \cdot \pi = 1$$

- Отражённый свет – идеально белый \implies мы не увидим поверхность – она сольётся с фоном

White furnace test

- Пусть идеально белая ($C = 1$) диффузная выпуклая поверхность освещается идеально белым фоном
- Тогда отражённый свет можно вычислить явно:

$$L_{out}(\omega) = \frac{1}{\pi} \cdot \int_{\Omega(n)} 1 \cdot (\omega \cdot n) d\omega = \frac{1}{\pi} \cdot \pi = 1$$

- Отражённый свет – идеально белый \Rightarrow мы не увидим поверхность – она сольётся с фоном
- Такая ситуация называется *white furnace test* и используется для тестирования алгоритмов рендеринга

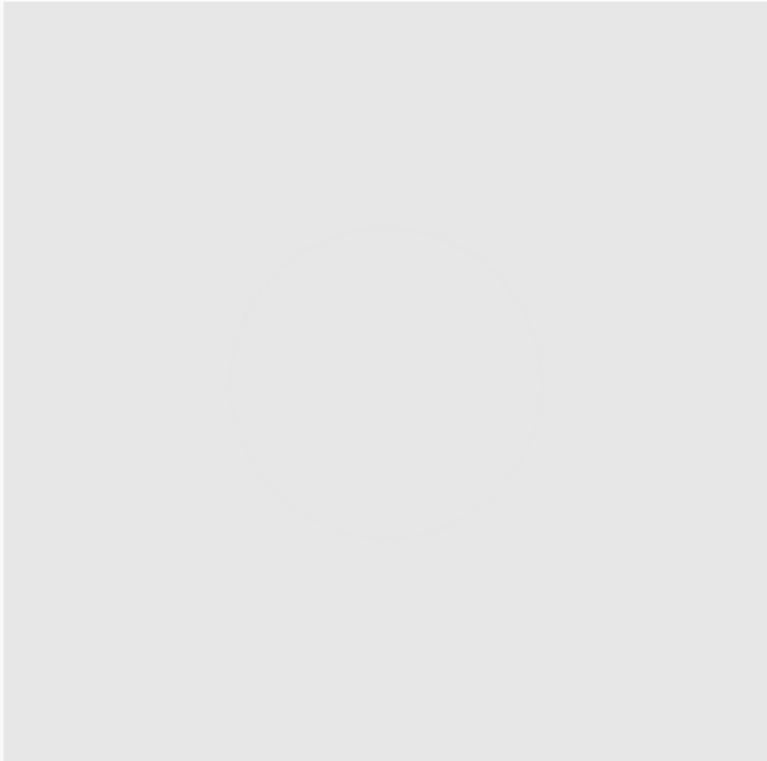
White furnace test

- Пусть идеально белая ($C = 1$) диффузная выпуклая поверхность освещается идеально белым фоном
- Тогда отражённый свет можно вычислить явно:

$$L_{out}(\omega) = \frac{1}{\pi} \cdot \int_{\Omega(n)} 1 \cdot (\omega \cdot n) d\omega = \frac{1}{\pi} \cdot \pi = 1$$

- Отражённый свет – идеально белый \Rightarrow мы не увидим поверхность – она сольётся с фоном
- Такая ситуация называется *white furnace test* и используется для тестирования алгоритмов рендеринга
- То же самое получится для металлов и диэлектриков

White furnace test



Белая сфера на белом фоне

Сглаживание (anti-aliasing)

- Из-за того, что мы посылаем лучи в центр пикселя, у нас остаётся один артефакт – *алиасинг* (лесенка из пикселей)

Сглаживание (anti-aliasing)

- Из-за того, что мы посылаем лучи в центр пикселя, у нас остаётся один артефакт – алиасинг (лесенка из пикселей)
- Монте-Карло интегрирование позволяет практически бесплатно получить сглаживание (анти-алиасинг)

Сглаживание (anti-aliasing)

- Из-за того, что мы посылаем лучи в центр пикселя, у нас остаётся один артефакт – алиасинг (лесенка из пикселей)
- Монте-Карло интегрирование позволяет практически бесплатно получить сглаживание (анти-алиасинг)
- Вместо центра пикселя возьмём случайную точку внутри пикселя: $(x + u_1, y + u_2)$ где $U_1, U_2 \sim U(0, 1)$

Сглаживание (anti-aliasing)

