



ИПМ им.М.В.Келдыша РАН • Электронная библиотека

Препринты ИПМ • Препринт № 116 за 2017 г.



ISSN 2071-2898 (Print)
ISSN 2071-2901 (Online)

Фролов В.А.

Избирательное применение
Metropolis Light Transport
для трудновычислимых
феноменов освещённости

Рекомендуемая форма библиографической ссылки: Фролов В.А. Избирательное применение Metropolis Light Transport для трудновычислимых феноменов освещённости // Препринты ИПМ им. М.В.Келдыша. 2017. № 116. 34 с. doi:[10.20948/prepr-2017-116](https://doi.org/10.20948/prepr-2017-116)
URL: <http://library.keldysh.ru/preprint.asp?id=2017-116>

**Ордена Ленина
ИНСТИТУТ ПРИКЛАДНОЙ МАТЕМАТИКИ
имени М. В. КЕЛДЫША
Российской академии наук**

В. А. Фролов

**Избирательное применение
Metropolis Light Transport
для трудновычислимых
феноменов освещённости**

Москва — 2017

В. А. Фролов

Избирательное применение Metropolis Light Transport для трудновычислимых феноменов освещённости

В данной работе предложен метод совмещения обыкновенного метода Монте-Карло на основе двунаправленной трассировки путей (BPT) и Монте-Карло по схеме марковских цепей на основе метода Multiplexed Metropolis Light Transport (MMLT). Совмещение осуществляется в пространстве изображения при помощи попиксельной маски, полученной на основе анализа шума в изображении, сгенерированном двунаправленной трассировкой путей. По итогам совмещения получено два основных результата — (1) увеличение точности расчёта по сравнению с BPT при одинаковом времени расчёта и (2) визуальное улучшение изображения в предложенном методе по сравнению с MMLT при одинаковом времени расчёта.

Ключевые слова: Metropolis Light Transport, Монте-Карло трассировка лучей.

Frolov Vladimir

Selective application of Metropolis Light Transport for hard sampling illumination phenomena

In this paper a method for combining Ordinary Monte Carlo (OMC) and Markov Chain Monte Carlo (MCMC) is proposed. We combine Bidirectional Path Tracing (BPT) and Multiplexed Metropolis Light Transport (MMLT) in image space by using per pixel mask that is obtained from BPT noise analysis. The resulting method is more accurate than BPT and produces more pleasant image than MMLT.

Key words: Metropolis Light Transport, Markov Chain Monte Carlo, ray tracing, bidirectional path tracing.

Работа выполнена при поддержке Российского фонда фундаментальных исследований, проект 16-31-60048-мол_а_дк.

Оглавление

Введение	3
1 Терминология	4
2 Обзор предыдущих работ	5
3 Мотивация построения нового метода	13
4 Предложенный метод	15
Заключение	29
Благодарности	29
Список литературы	29

Введение

Интегрирование методом Монте-Карло-трассировки лучей/путей является одним из самых популярных способов расчёта глобального освещения (и, как следствие, синтеза фотореалистичных изображений) на сегодняшний день. Основная причина популярности — высокая размерность интеграла освещённости и необходимость считать освещённость с высокой точностью для получения соответствующего уровня фотореализма (рис. 1).



Рис. 1. Изображение, полученное при помощи Монте-Карло-трассировки путей в разработанном программном обеспечении Hydra Renderer [1]. Высокий уровень реализма обеспечивается как моделированием большого количества разнообразных эффектов взаимодействия света с материалами окружающего мира, так и высокой точностью самого расчёта

За последние 10 лет область синтеза фотореалистичных изображений существенно прогрессировала. Развитие методов расчёта освещённости шло в основном двумя параллельными путями — (1) на основе обычного Монте-Карло (Ordinary Monte Carlo, OMC) и (2) на основе Монте-Карло по схеме марковских цепей (Markov Chain Monte Carlo, MCMC). Обе группы методов применяются для вычисления интеграла освещённости и решения известного уравнения рендеринга (формула 1) [2]. Рассмотрим эти пути более подробно далее.

1. Терминология

Обозначим некоторые часто используемые термины, которые в области графики и синтеза реалистичных изображений употребляются всегда в определённом контексте (предполагаемом в графике по умолчанию).

Точность и скорость — два термина, которые всегда подразумевают совместное использование. Если говорят «точность» — подразумевают точность при фиксированном времени расчёта изображения. Если говорят «скорость» — подразумевают скорость ($1/\text{время}$) при фиксированной абсолютной точности либо при фиксированном стандартном отклонении, что то же самое).

Устойчивость — термин, также связанный со скоростью. Говорят, что метод неустойчивый, если при расчёте некоторых феноменов освещённости для достижения некоторого фиксированного уровня ошибки время расчёта может возрасти до неприемлемо больших значений [3]. Будем называть такие феномены освещённости **трудновычислимыми**. Отметим, что данное определение отличается от традиционного определения устойчивости метода в вычислительной математике, когда речь идёт о том, что метод не сходится к правильному решению. Неустойчивые методы Монте-Карло характеризуются наличием выбросов — выборок с большим значением целевой функции освещённости и малой плотностью вероятности (т. е. редко встречающихся). В качестве примера трудновычисляемых феноменов можно привести каустики (caustics), вторичное освещение от ярко освещённых и узких участков, многократные переотражения от глянцевых поверхностей (glossy reflections), источники света сложной формы и распределения, а также большое количество источников света. Такие феномены вызывают выбросы — импульсный шум, который может не уходить в процессе расчёта неприемлемо долго.

Сэмпл — выборка.

Сэмплирование — процесс генерации множества выборок. **Стратегия сэмплирования** — некоторый способ генерации выборок с определённой плотностью вероятности для каждой выборки.

Specular, Diffuse, Glossy — непереводаемые в целях совместимости с общепринятыми сокращениями термины (например, SDS сокращает Specular-Diffuse-Specular). Обозначают соответственно зеркальные, ламбертовские (или диффузные) и глянцевые отражения.

Целевая функция освещения — некоторая функция, имеющая линейную зависимость с каждым каналом изображения. Например, яркость как среднее по красному, зелёному и синему каналам. В англоязычной литературе обычно называется функцией вклада (contribution function).

Связная область изображения — связное множество (в дискретном пространстве) пикселей изображения, принадлежащих одному и тому же объекту с одним и тем же материалом. Данное определение не является общепринятым.

2. Обзор предыдущих работ

2.1. Методы на основе ОМС Можно сказать, что **обратная трассировка путей** (Path Tracing, PT [2]) представляет собой прямое и наиболее очевидное применение метода Монте-Карло для вычисления интеграла освещённости (формула 1).

$$I(\phi_r, \theta_r) = \iint_{\phi_i, \theta_i} L(\phi_i, \theta_i) R(\phi_i, \theta_i, \phi_r, \theta_r) \cos(n, l_{\phi_i, \theta_i}) d\phi_i d\theta_i. \quad (1)$$

Серьёзной проблемой трассировки путей является её низкая устойчивость. Для того чтобы получить решение за приемлемое время, в PT всегда используется **выборка по значимости**: при генерации отражённого луча его направление выбирается пропорционально функции $L(\phi_i, \theta_i)$ или $R(\phi_i, \theta_i, \phi_r, \theta_r)$. Однако на практике это не всегда можно сделать, т. к. для функции $L(\phi_i, \theta_i)$ эффективную стратегию сэмпирования в PT можно построить только для прямой освещённости. Для не прямой освещённости значения функции $L(\phi_i, \theta_i)$ зависят от неизвестного значения самого интеграла $I(\phi_r, \theta_r)$ в другой точке сцены.

Следующим важным этапом в создании устойчивых несмещённых методов Монте-Карло является метод **двунаправленной трассировки путей** (Bidirectional Path Tracing, BPT) [3]. Двунаправленная трассировка путей комбинирует вклады от прямой и обратной трассировки при помощи **многократной выборки по значимости** (Multiple Importance Sampling, MIS), что позволяет построить хорошие стратегии сэмпирования для многих феноменов освещённости с учётом уже нескольких переотражений. Упрощённо, для глубины переотражений в N BPT считает $N/2$ отскоков из источника и камеры, после чего строит $N^2/4$ соединений между вершинами пути из камеры и из источника. Для каждого из $N^2/4$ итоговых путей (длинной в N вершин) применяется многократная выборка по значимости, которая взвешивает его по отношению к $N + 1$ другим возможным способам построения того же самого пути. Однако метод двунаправленной трассировки путей имеет несколько недостатков:

1. Низкая эффективность многократной выборки по значимости при большой глубине. Из $N + 1$ путей в среднем лишь 1–2 пути вносят существенный вклад в итоговое изображение. Остальные зануляются MIS-весом апостериорно, т. е. уже после того, как они были посчитаны.
2. Соединения делаются без учёта функции видимости, т. е. огромное количество лучей ($N^2/4$) соединяется через стены и отбрасывающие тени объекты, внося нулевой вклад и тратя вычислительные ресурсы.
3. Чтобы можно было построить соединения, в BPT необходимо хранить в памяти N вершин на каждый поток. Это является проблемой для GPU-

реализаций, т. к. информация для каждой вершины, как правило, довольно объемная, и при типичном количестве потоков в 100–500 тысяч ВРТ расходует слишком много памяти (около $100 * N$ байт на поток => при глубине в 20 отскоков получаем от 200 МВ до 1 GB).

4. Сам по себе ВРТ по-прежнему не позволяет строить хорошие стратегии сэмплирования для некоторых феноменов освещённости (например, Specular-Diffuse-Specular-пути и многократные glossy-отражения).

Таким образом, ВРТ достигает устойчивости за счёт понижения скорости в среднем.

Метод **усечённой двунаправленной трассировки путей** [4,5] (Instant Bidirectional Path Tracing, IBPT) в значительной степени амортизирует первые три недостатка ВРТ. IBPT является частным случаем ВРТ, комбинируя для любой глубины N только три стратегии (а не $N + 1$, как в ВРТ) — явную (обратная трассировка + соединение теневым лучом с источником), неявную (обратная трассировка) и световую (прямая трассировка + соединение теневым лучом с камерой) [4]. На практике IBPT в среднем имеет значительно лучшую скорость, чем оригинальный ВРТ, за счёт незначительной потери устойчивости.

В работе [6] сделана попытка уменьшить общее число соединений, оставаясь при этом в рамках полноценного ВРТ. Чтобы это сделать, авторы предлагают строить соединения стохастически (а не детерминированно, как в оригинальном ВРТ) на основе выборки по значимости и при помощи оценки функции потенциальной значимости соединений, которая строится во время прямой трассировки из источника света. Данный метод (PCBPT) улучшает скорость в среднем, однако делает шум от многократных glossy-отражений более неравномерным, что визуально хуже воспринимается по сравнению с оригинальным ВРТ.

В работе [7] предлагается расширение известного метода фильтрации текстур на основе дифференциалов лучей [8] на двунаправленную трассировку путей и фильтрацию BRDF в целом. Благодаря этому методу достигается значительное повышение устойчивости для многократных glossy-отражений и отражений от материалов с микрорельефом. Тем не менее данный метод (как и рассмотренные ранее IBPT и PCBPT) всё ещё нельзя назвать эффективным для феноменов типа SDS-каустики, о которых речь пойдёт далее.

Методы на основе фотонных карт Для решения оставшихся в ВРТ проблем в последнее время было разработано огромное количество методов на основе смещённых (biased) и состоятельных (consistent) оценок решения при помощи так называемых фотонных карт (Photon Mapping, PM) [10]. Среди наиболее существенных работ следует отметить метод SPPM [11], позволяющий получать

состоятельную оценку, BDPM [12] для комбинации РТ + РМ и его аналоги, комбинирующие фотонные карты с РТ без многократной выборки по значимости [15, 16]. Наконец, методы, которые полноценно интегрируют фотонные карты в метааппарат многократной выборки по значимости в ВРТ — VCM [13] и РЕА [14]. К сожалению, все рассмотренные выше методы на основе фотонных карт на практике имеют два очень существенных недостатка.

1. Меньшая скорость сходимости по сравнению с методами, имеющими несмещённые оценки, — $O(\frac{1}{\sqrt[3]{N}})$ против $O(\frac{1}{\sqrt{N}})$ [26]. Это означает, что фотонные карты позволяют получить начальную аппроксимацию довольно быстро, но для достижения высокой точности может потребоваться гораздо более длительный расчёт, чем при использовании, например, ВРТ или ИВРТ.
2. Наличие сгустков фотонов и дорогая операция сбора освещённости (density estimation).

Эти две проблемы в сумме могут уменьшить скорость на 1–2 порядка из-за необходимости в общем случае вычислять двунаправленную функцию отражения (ДФО, или BRDF) для каждого фотона (притом что для глянцевых поверхностей большая часть собранных фотонов вносит нулевой вклад, т. к. фотоны падают на поверхность не с нужного направления). Многократная выборка по значимости в BDPM, VCM и РЕА не решает эту проблему, т. к. работает апостериорно, т. е. уже после того, как сбор освещённости был выполнен.

Хотя вторую проблему достаточно легко решить, используя сбор только для ламбертовской компоненты освещённости [16, 17], первый недостаток имеет решающий вес. Методы на основе фотонных карт даже в этом случае проигрывают несмещённым алгоритмам на основе Metropolis Light Transport [18].

Общее для методов на основе ОМС Во всех рассмотренных выше методах индивидуальные выборки независимы друг от друга. Это облегчает параллельную реализацию алгоритмов, но в процессе расчёта выбрасывает огромное количество информации, которую можно было бы использовать. Рассматривая один поток, даже если в какой-то момент времени некоторая выборка попала в область функции с высокой значимостью, на следующей итерации новая выборка в том же самом потоке, скорее всего, уйдёт из этой области, никак не использовав факт высокой значимости.

2.2. Методы на основе МСМС В противовес методам, основанным на многократной выборке по значимости, алгоритм Метрополиса для расчёта освещённости (**Metropolis Light Transport, MLT**) [19] генерирует выборки не пропорционально какой-либо одной части подынтегральной функции (что делает

каждая из стратегий ВРТ), а пропорционально всему интегралу освещённости как многомерной функции, спроецированной на множество пикселей изображения: $F(x, y, r_0, r_1, \dots, r_n) \xrightarrow{\text{project}} F(x, y)$. MLT автоматически помещает больше выборок в более сложные участки функции F , значительно уменьшая дисперсию [21]. Вопрос сходимости для MLT более сложный. В частности, в [22] приводится оценка $O(\gamma^N)$, где $\gamma \in (0; 1)$.

Следует, однако, отметить, что многократная выборка по значимости и алгоритм Метрополиса **могут и должны использоваться вместе**. Именно так и было сделано в самой первой работе по MLT [19], где алгоритм Метрополиса был предложен для ВРТ и использованы переходы **в пространстве путей** (path space) как небольшие изменения позиций вершин пути. В дальнейшем в работе [23] алгоритм Метрополиса был применён и к однонаправленной, и к двунаправленной трассировке путей с многократной выборкой по значимости. При этом уже были использованы переходы в так называемом **первичном пространстве путей** (primary sample space, PSSMLT) — многомерном единичном кубе, в котором генерировались случайные числа. Причём в работе [23] дополнительно предлагается смешивать результаты работы алгоритма Метрополиса и обычного Монте-Карло при помощи того же самого механизма многократной выборки по значимости, что улучшает свойства алгоритма в тёмных участках изображения.

Развивая MLT в пространстве путей, работа [24] предлагает специфические стратегии предложений переходов (называемых пертурбациями) для зеркальных отражений, а работа [25] — для глянцевых (glossy) поверхностей. Наиболее существенным недостатком MLT в пространстве путей является то, что под каждый феномен освещённости необходимо не только тщательно проектировать специфические стратегии пертурбаций, но и уметь вычислять плотности вероятности переходов — $T(x \rightarrow y)$, $T(x \leftarrow y)$ для правила Метрополиса (формула 2):

$$a(x \rightarrow y) = \frac{f(y)T(x \leftarrow y)}{f(x)T(x \rightarrow y)}. \quad (2)$$

Современные системы синтеза реалистичных изображений содержат десятки различных типов материалов и источников освещения, что приводит к сотням всевозможных типов взаимодействий (феноменам освещённости). Это чрезвычайно усложняет процесс разработки вышеупомянутых стратегий и процесс вычисления плотностей вероятности $T(x \rightarrow y)$ и $T(x \leftarrow y)$, поэтому MLT в пространстве путей практически не применяется на практике, а используется в основном в исследовательских и демонстрационных приложениях. В PSSMLT, с другой стороны, прямая и обратная вероятности (вернее, плотности вероятности) одинаковы. Из этого следует, что $T(x \rightarrow y)$ и $T(x \leftarrow y)$ в формуле

2 сокращаются и, следовательно, их не нужно вычислять.

Алгоритм **Multiplexed Metropolis Light Transport (MMLT)** [27] является следующим шагом на пути развития MLT именно в первичном пространстве путей (т. е. PSSMLT). В работе [27] было замечено, что многократная выборка по значимости и алгоритм Метрополиса в некоторой степени всё же конкурируют друг с другом, особенно если используется двунаправленная трассировка: MLT увеличивает число путей в ВРТ, где существенен вклад только от одной стратегии, а остальные зануляются MIS-весом. Для того чтобы комбинировать алгоритм Метрополиса и многократную выборку по значимости более эффективно, в [27] было предложено использовать марковскую цепь в том числе и для выбора способа построения пути в ВРТ. Благодаря этому алгоритм Метрополиса автоматически перераспределяет вычислительные ресурсы таким образом, что малозначимые стратегии и соединения в ВРТ считаются редко. Причём это происходит в том числе и с учётом функции видимости, т. к. алгоритм Метрополиса строит распределение пропорционально итоговому ответу. На сегодняшний день MMLT можно считать одним из наиболее эффективных и прогрессивных алгоритмов для расчёта освещённости на основе цепей Маркова. В отличие от более новых алгоритмов, о которых пойдёт речь далее, MMLT (как и PSSMLT) не использует никакой дополнительной информации относительно функции освещения (как это делает, например, метод [28]) и не требует реализации специальных дополнительных операций (как это делают методы [31–33]).

Алгоритм из работы [28] (называемый Hessian-Hamiltonian Monte Carlo, ННМС) предлагает использование МСМС с гамильтоновой механикой (НМС) [29] для генерации анизотропного предложения перехода. По сравнению с MMLT, метод из работы [28] производит более равномерный шум и даёт большую точность за счёт анизотропного распределения для предложения перехода. Однако ННМС требует вычисления локальной аппроксимации целевой функции освещённости (т. к. сама функция неизвестна). Для этого в работе [28] строится квадратичная аппроксимация целевой функции освещённости на основе первых и вторых производных, для которой численное решение уравнений Гамильтона может быть заменено на линейное преобразование при помощи т. н. Гессиана. Причём для эффективного вычисления производных была использована автоматическая генерация кода для вычисления производных [30]. Последний момент ограничивает применение данного метода на практике, т. к. требует внесения значительных изменений в существующие рендер-системы — весь код вычисления вклада пути должен быть реализован с использованием специального типа данных, замещающего плавающую точку [30]. В частности, в работе [28] отмечаются случаи, когда методы автоматического дифференцирования не будут корректно работать, — при наличии высокочастотных карт нормалей или карт смещения (имитация микрорельефа поверхности). В завер-

шение обзора работы [28] следует отметить, что в настоящий момент ННМС — единственный *общий* (т. е. не использующий специализированные стратегии предложений перехода для отдельных феноменов освещённости) метод интегрирования освещённости в пространстве путей (path space) по схеме марковских цепей.

Работы [31–33] посвящены построению гибридного подхода, сочетающего в себе сильные стороны MLT в пространстве путей (path space) и в первичном пространстве путей (Primary Sample Space, PSS). Основная идея данного подхода в том, чтобы сделать переход между упомянутыми пространствами обратимым. Однако для этого необходимо уметь не только генерировать по вектору случайных чисел некоторый световой путь, но также выполнять и обратную операцию — по заданному пути в сцене получать векторы случайных чисел, которыми данный путь мог быть сгенерирован (на самом деле таких векторов несколько — ровно столько, сколько существует стратегий сэмплирования данного пути в ВРТ). Последнее является недостатком данных методов, т. к. сильно ограничивает и усложняет реализацию рендер-системы, поскольку для каждого случайного события в системе теперь должен быть построен не только прямой, но и обратный переход. При этом итоговое улучшение по сравнению с алгоритмом MMLT во всех трёх работах относительно небольшое — и в большей степени касается улучшения визуального восприятия изображения за счёт несколько более равномерного шума по сравнению с MMLT.

Metropolis Light Transport обычно строит распределение пропорционально некоторой целевой функции освещения, которая имеет линейную зависимость с изображением. Например, это может быть яркость как взвешенное среднее по красному, зелёному и синему каналам. В работах [34, 35] эта идея была расширена на нелинейную зависимость между изображением и целевой функцией. Так, в [34] (Gradient Domain MLT, GDMLT) сэмплирование производилось пропорционально градиентам изображения, а само изображение реконструировалось при помощи решения уравнения Пуассона, а в работе [35] использовалось несколько различных целевых функций. В том числе в [35] исследовалась возможность сэмплирования пропорционально шуму в изображении (Noise Aware MLT). Для этого в [35] предлагается специальный метод оценки дисперсии интеграла освещённости для МСМС и строится попиксельная функция шума, которая затем используется как дополнительная функция значимости. Метод из работы [35] улучшает визуальное восприятие, но снижает точность, что является его основным недостатком. Что касается работы [34], то её основной недостаток в том, что для хранения градиентов требуются два вспомогательных изображения, что при больших разрешениях (в индустрии нормой являются изображения размером 4000 x 2000 точек) требует существенного дополнительного объема памяти. Кроме того, в [27] отмечается, что при совме-

нии GDMLT и MMLT производительность такого решения будет неоптимальной, хотя конкретные оценки не приводятся.

Помимо рассмотренных методов на основе алгоритмов Метрополиса, Метрополиса–Гастингса и Монте-Карло с гамильтоновой механикой (НМС), существует как минимум ещё один популярный класс МСМС методов для рендеринга — методы, основанные на распределении энергии в пространстве изображения при помощи коротких цепей и фильтрации [36, 37]. Их преимущество заключается в большей интерактивности (т. е. в начале расчёта изображение выглядит более правильно) по сравнению с рассмотренными выше алгоритмами, однако среди недостатков, как правило, меньшая точность в пределе.

В работе [38] исследовалась возможность объединения алгоритмов MLT и SPPM при помощи весовой функции, построенной на основе машинного обучения. Алгоритмы машинного обучения тренировались определять по грамматике путей, какие феномены освещённости лучше считаются при помощи SPPM, а какие при помощи MLT. Однако кардинального улучшения в точности или визуальном восприятии не было достигнуто, притом что выбор алгоритмов для объединения был сделан немного странный: и SPPM и MLT хорошо считают одни и те же феномены освещённости. Основной же недостаток работы заключается в отсутствии гарантии того, что для произвольной сцены обученный алгоритм выдаст близкие к оптимальным веса смещения.

2.3. Анализ изображений и шумоподавление в рендеринге В последнее время огромное количество работ было направлено на устранение шума для изображений, получаемых Монте-Карло-трассировкой, породив целую область исследований, называемую Sampling and Reconstruction. Наиболее полный обзор можно найти в [39]. Остановимся на некоторых работах, идеи которых в той или иной мере коррелируют с данной статьёй. Следуя классификации из [39], все методы области Sampling and Reconstruction делятся на априорные и апостериорные. Априорные методы строят адаптивные стратегии сэмпирования, помещая больше сэмплов в более сложные области изображения. Апостериорные же методы удаляют шум, работая на выходе рендер-системы, и не влияют на сам процесс построения изображения (рендеринг).

Априорные методы. Следует сказать, что, несмотря на достаточно высокую степень развитости, большинство априорных методов, рассматриваемых в [39], не могут быть использованы для построения эффективных алгоритмов рендеринга. Причина этого исходит из того факта, что они используют один базовый алгоритм расчёта. Если этот базовый метод неэффективен в некоторой области изображения, априорные методы стараются помещать больше выборок в эту область, чтобы «задавить» шум количеством. Такой подход, очевидно, име-

ет определённый **недостаток** — при наличии трудновычислимых феноменов освещённости адаптивное сэмплирование начинает сосредотачивать большую часть вычислительных ресурсов в областях пространства, где расчёт неэффективен. При этом страдает качество в остальных участках изображения, а трудновычислимые области по-прежнему остаются шумными.

Единственным исключением (среди априорных методов) является работа [41], в которой адаптивное сэмплирование производилось в пространстве высокой размерности, что позволяет адаптивно сэмплировать такие эффекты, как глубина резкости, размытие в движении, мягкие тени, отражения и др. Тем не менее размерность пространства в [41] всё же ограничена небольшой величиной (4D–5D). В [41] отмечается, что для более высокой размерности возникнут проблемы, которые ещё только предстоит решить. С другой стороны, в [39] говорится, что многомерный адаптивный подход из работы [41] обладает ограниченной эффективностью, т. к. он агностический, т. е. никак не привязан к конкретным эффектам и феноменам освещённости. Чтобы подвести итог по методам адаптивного сэмплирования, следует сказать, что все упомянутые ранее МСМС методы решают задачу адаптивного сэмплирования **автоматически**. Причём делают это в пространстве высокой размерности. Далее рассмотрим апостериорные методы фильтрации и анализа шума в изображениях.

Апостериорные методы. В работе [40] осуществлялся анализ шума на изображении на основе оценки дисперсии. В эту оценку добавлялась оценка смещения (bias), получаемого при применении фильтра Гаусса с некоторым радиусом, после чего выбирался оптимальный радиус фильтра для каждого пикселя изображения. Анализ дисперсии применялся также во многих других работах [47, 50, 51, 55].

Большую группу методов составляют так называемые «нелокальные» (Non Local Means, NLM) методы фильтрации, которые основываются на том, что можно фильтровать похожие блоки в изображении. Работы [43–49] развивают NLM при помощи внесения в алгоритм вычисления NLM-весов дополнительной информации из G-буфера [42] — глубина, нормали, цвет материала объекта и др. С вычислительной точки зрения такую дополнительную информацию получить относительно легко. При этом она является мощным инструментом в анализе и фильтрации шума, производимого Монте-Карло-рендерами, что используется в данной работе.

В работах [53] была представлена модель, анализирующая шум в изображениях, полученных методами Монте-Карло на основе визуального восприятия человека при помощи машинного обучения. Данная модель использовалась для выработки критерия останова расчёта. Основная причина использования машинного обучения (как и в аналогичной работе [54]) в том, что шум

в изображениях, полученных Монте-Карло-трассировкой лучей, возникает из неизвестного распределения. Поэтому задача точного отделения сигнала от шума в Монте-Карло-рендеринге в общем случае — трудная. Недостатком работ [53, 54] является то, что анализировались сцены только с ламбертовскими материалами и простым освещением. Это сильно отличается от сцен с трудновычислимыми феноменами освещённости, поэтому в данной работе аналогичный подход не был использован.

3. Мотивация построения нового метода

1. На практике освещение в трёхмерных сценах не состоит целиком из трудновычислимых феноменов освещённости. Огромное количество пикселей изображения занимают *условно простые* эффекты, которые визуальнее лучше считаются обычным Монте-Карло: РТ, ВРТ, ИВРТ.
2. При использовании MLT прямое освещение всё равно вычисляется в отдельном проходе при помощи обычного Монте-Карло, т. к. иначе марковская цепь будет вычислять практически только первичное освещение из-за большой разницы в яркости между первичным и вторичным освещением.
3. При большом количестве источников света для расчёта первичного освещения наиболее эффективным следует признать метод ИВРТ, т. к. итоговая плотность вероятности для световой и неявной стратегий возрастает при увеличении числа источников по сравнению со всеми остальными стратегиями (в том числе и стратегиями из ВРТ): для площадных источников увеличивается их суммарная площадь (поэтому растёт вероятность попасть в источник света при помощи неявной стратегии), — а что касается световой, то она работает одинаково независимо от числа источников света.
4. ВРТ и ИВРТ хорошо работают на достаточно большом классе феноменов освещённости, в том числе и **некоторых** трудновычислимых. Например, практически все пути вида $ED(*)L$ успешно могут быть посчитаны при помощи ИВРТ, где $(*)$ — любая последовательность переотражений. Оставшиеся пути вида $E(S|G)(*)L$ уже не могут быть эффективно вычислены при помощи ИВРТ или ВРТ.
5. Несмотря на значительные преимущества МСМС методов (в частности, MMLT [27]) для трудновычислимых феноменов освещённости, визуальное восприятие изображений, полученных данным классом методов, не идеально. Основные проблемы следующие:

- (a) видимая человеческим глазом структура шума в виде траекторий движения, которая проявляется, т. к. сэмплы коррелированы;
- (b) артефакты в виде небольших (размером от 1 до 5 пикселей) высветленных областей, которые проявляются из-за того, что движение марковской цепи в многомерном пространстве неконтролируемое и неравномерное (из-за встречающегося так называемого *застывания цепи*, когда алгоритм долго не может уйти из области функции с высокой значимостью [31]).

Работы [28, 31–33] направлены на то, чтобы сделать шум более равномерным. Однако, как обсуждалось ранее, данные методы существенно ограничивают гибкость рендер-системы и усложняют её поддержку.

- 6. Большинство МСМС методов не позволяют получить приблизительную оценку изображения на раннем этапе расчёта, поскольку при недостаточном времени расчёта отдельные области на изображении будут выглядеть просто неправильно из-за проблемы начального смещения [3].

Таким образом, в практических задачах расчёта освещённости необходимо так или иначе комбинировать ОМС и МСМС. Наиболее распространённым методом комбинирования является рассмотренная ранее многократная выборка по значимости. Такой способ впервые был применён в работе [23]. Веса вычислялись исходя из следующих оценок плотностей вероятностей сэмплирования в пространстве изображения: $p_{омс} = 1$, $p_{мсмс} = I/b$, где I — значение целевой функции освещённости отдельно взятой выборки, а b — средняя яркость по всему изображению. Однако у этого метода есть недостатки.

3.1. Недостатки многократной выборки по значимости

- 1. **Апостериорная природа.** Результат различных методов может быть скомбинирован только после того, как он уже вычислен. Если на изображении (или в многомерном пространстве путей) есть какие-то области, которые могут быть эффективно вычислены при помощи ОМС, хотелось бы, чтобы МСМС вообще не тратил на эти области вычислительные ресурсы (или тратил мало), а сосредоточился только на действительно трудновычисляемых феноменах. Сама по себе многократная выборка по значимости не позволяет это сделать.
- 2. **Отсутствие учёта визуальных артефактов.** Многократная выборка по значимости взвешивает результаты только на основании плотностей вероятности отдельных выборок ($p_{омс}$ и $p_{мсмс}$). Однако она не позволяет понижать вклад от МСМС в местах, где он строит изображение визуально хуже, чем ОМС.

4. Предложенный метод

Для комбинации ОМС и МСМС предлагается использовать дополнительную попиксельную функцию значимости $\alpha(x, y)$, которая будет учитывать визуальную составляющую изображения, аналогично работе [35]. Отличие от упомянутой работы заключается в способе построения данной функции. Если в [35] функция значимости строилась благодаря анализу шума в изображении, посчитанном при помощи МСМС, в данной работе используется другой подход: будем анализировать шум, получаемый в изображении, посчитанном при помощи ОМС. Данная идея проистекает из следующих соображений:

1. Если в некоторой связной области Ω пространства изображения значение шума в ОМС низкое, можно утверждать, что для этой области следует использовать именно ОМС, поскольку он по умолчанию даёт визуально лучшее изображение, чем МСМС. В этом случае $\alpha(\Omega)$ должна стремиться к нулю, чтобы исключить эту область из расчётов в МСМС.
2. Если же значение шума для заданной области Ω высокое, ОМС не сможет получить в этой области точное решение. Тогда нужно применять МСМС, и $\alpha(\Omega)$ в этом случае будет стремиться к 1.

Таким образом, комбинирование осуществляется по формуле 3:

$$Color(x, y) = D_{BPT}(x, y) + I_{BPT}(x, y) * (1 - \alpha(x, y)) + I_{MLT\alpha}(x, y). \quad (3)$$

Здесь $D_{BPT}(x, y)$ — прямой свет, посчитанный нами при помощи IBPT. $I_{BPT}(x, y)$ — не прямой свет, посчитанный нами также при помощи IBPT. $I_{MLT\alpha}(x, y)$ — не прямой свет, посчитанный нами при помощи MMLT **уже с учётом весовой функции** $\alpha(x, y)$. Важно подчеркнуть, что весовая функция (или функция значимости) $\alpha(x, y)$ должна применяться к изображению, которое строится алгоритмом Метрополиса априорно, а не апостериорно. То есть MLT должен строить изображение уже пропорционально $I(x, y) * \alpha(x, y)$. Благодаря этому в формуле 3 изображение $I_{MLT\alpha}(x, y)$ не умножается на коэффициент $\alpha(x, y)$ ещё раз. Также отметим, что никаких дополнительных действий для адаптивного распределения вычислительных ресурсов **не требуется**, поскольку алгоритм Метрополиса делает это сам — достаточно лишь ввести вес $\alpha(x, y)$ в целевую функцию освещённости.

Обычно при использовании MLT требуется хранить в памяти два изображения — одно для прямого света и одно для непрямого. Далее в разделе 4.2 будет показано, что в предложенном методе также достаточно только двух изображений. Одно из них будет хранить сумму $D_{BPT}(x, y) + I_{BPT}(x, y) * (1 - \alpha(x, y))$, а второе — $I_{MLT\alpha}(x, y)$.

4.1. Построение функции значимости

1. На первом шаге запускается расчёт при помощи ОМС с небольшим числом сэмплов на пиксел (16–64).
2. На полученном изображении детектируется импульсный шум при помощи вычисления разницы между данным пикселом и медианой в некоторой окрестности (3 x 3 или 5 x 5 пикселей) отдельно по каждому каналу изображения.
3. После этого итоговое изображение шума вычисляется для каждого пиксела как максимум по каждому каналу.
4. Изображение шума нормализуется так, чтобы максимальное значение (по всему изображению) соответствовало единице. Пример полученного изображения шума после трёх шагов показан на рис. 3 в центре.
5. К изображению шума применяется пороговая функция (формула 4). Следует обратить внимание на **ненулевое** минимальное значение для предлагаемой функции значимости — ϵ (равное 0.1, порог T равен 0.5). Оно необходимо, чтобы обеспечить согласованность высокочастотных областей с остальной частью изображения. Поскольку MLT считает всё изображение целиком, функция значимости не должна быть нулевой везде, где целевая функция освещённости также не ноль. В противном случае посчитанные разными методами участки состыкуются неправильно (рис. 4).
6. На основе анализа дополнительной информации по геометрии и материалам из G-буфера [42] (рис 2) производится выделение связных областей на изображении. Связной областью в данном случае называется связное множество (в дискретном пространстве) пикселей изображения, принадлежащих одному и тому же объекту с одним и тем же материалом.
7. Осуществляется агрегация шума по всем связным областям. Для каждой такой области находится среднее (avg) и максимум (max) всех значений больше некоторого порога T .
8. Каждая связная область целиком заливается агрегированным значением, вычисляемым как $\frac{1}{2} * (avg + max)$. Итоговая функция значимости изображена на рис. 2 справа.

$$S(x) = \begin{cases} \epsilon, & \text{если } x < T; \\ 1, & \text{если } x \geq T. \end{cases} \quad (4)$$

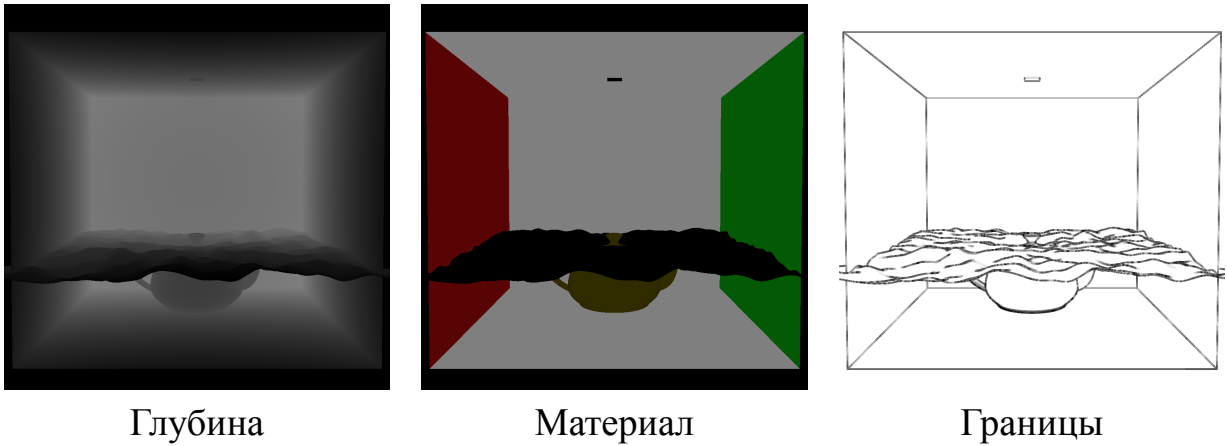


Рис. 2. Изображение некоторых слоёв G-буфера, используемых для выделения связанных областей. Слой «материал» в действительности представляет собой индекс материала, но для удобства восприятия отображается цветом. В целях повышения наглядности для границ искусственно увеличена толщина.

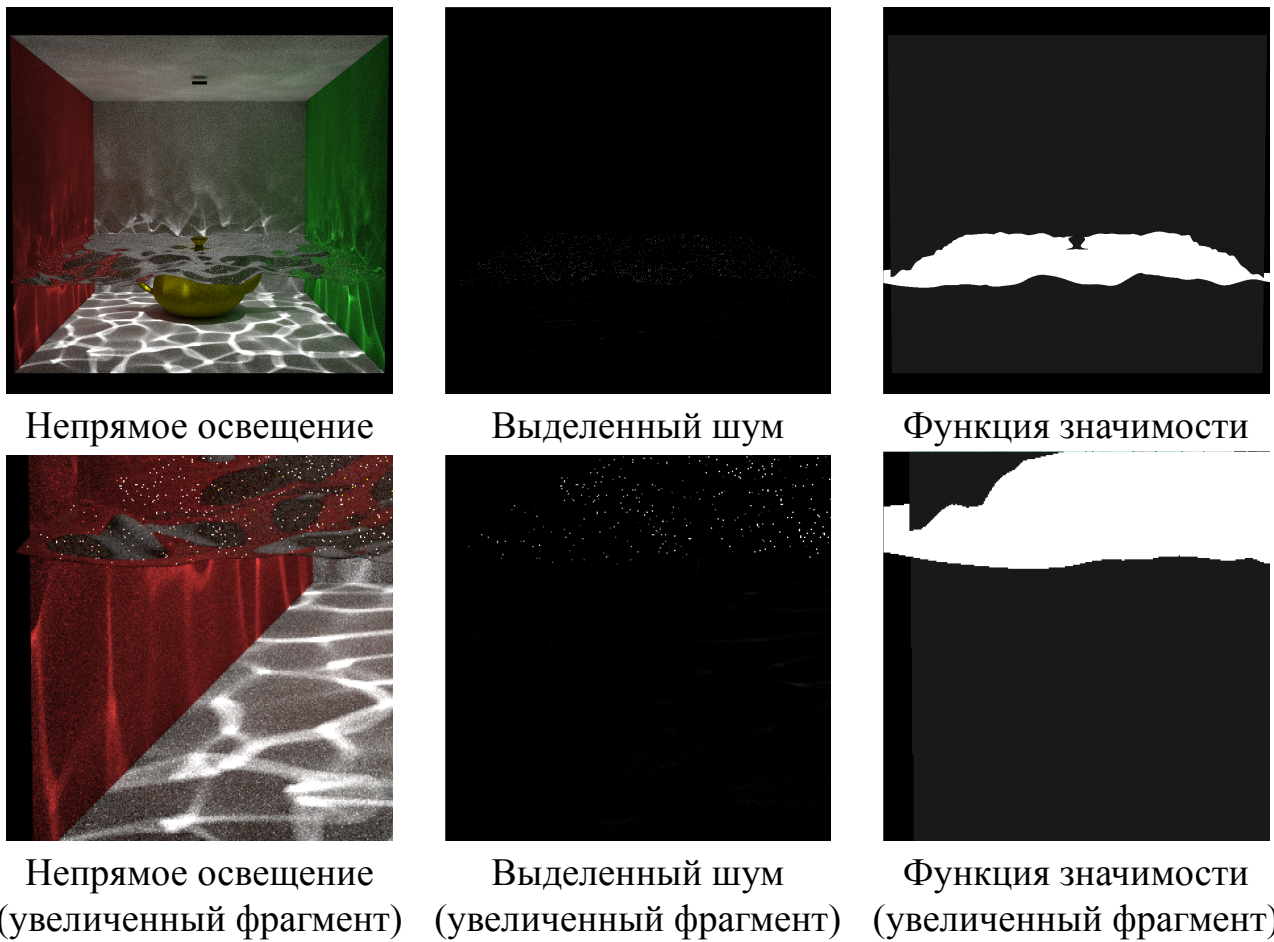


Рис. 3. Изображение посчитанное при помощи ОМС-метода (ИВРТ, слева), выделенный шум (по центру), и построенная на его основе функции значимости (справа).

Нетрудно заметить, что используемый детектор шума основан на принципе работы известного медианного фильтра. Хотя в настоящий момент доступны более современные методы детекции шума (например, [50–54]), было обнаружено, что для синтезируемых при помощи небольшого числа ОМС сэмплов изображений широкого динамического диапазона описанный метод детекции даёт приемлемую числовую оценку шума в интервале от 0 до 1. Более точная оценка не требуется (а зачастую она и невозможна, поскольку, как обсуждалось в обзоре предыдущих работ, шум есть результат неизвестного в общем случае распределения), т. к. далее происходит агрегация шума по области. Агрегация по области использовалась по той причине, что как оценка шума, так и само изображение, построенное при помощи ОМС с небольшим числом сэмплов, — неточные по своей природе. Причём если рассматривать некоторый зеркальный или глянцевый объект, тогда даже единичный выброс в ОМС в действительности свидетельствует о наличии для этого объекта трудновычислимых феноменов освещённости. Поэтому агрегировалось не только среднее, но и максимум.

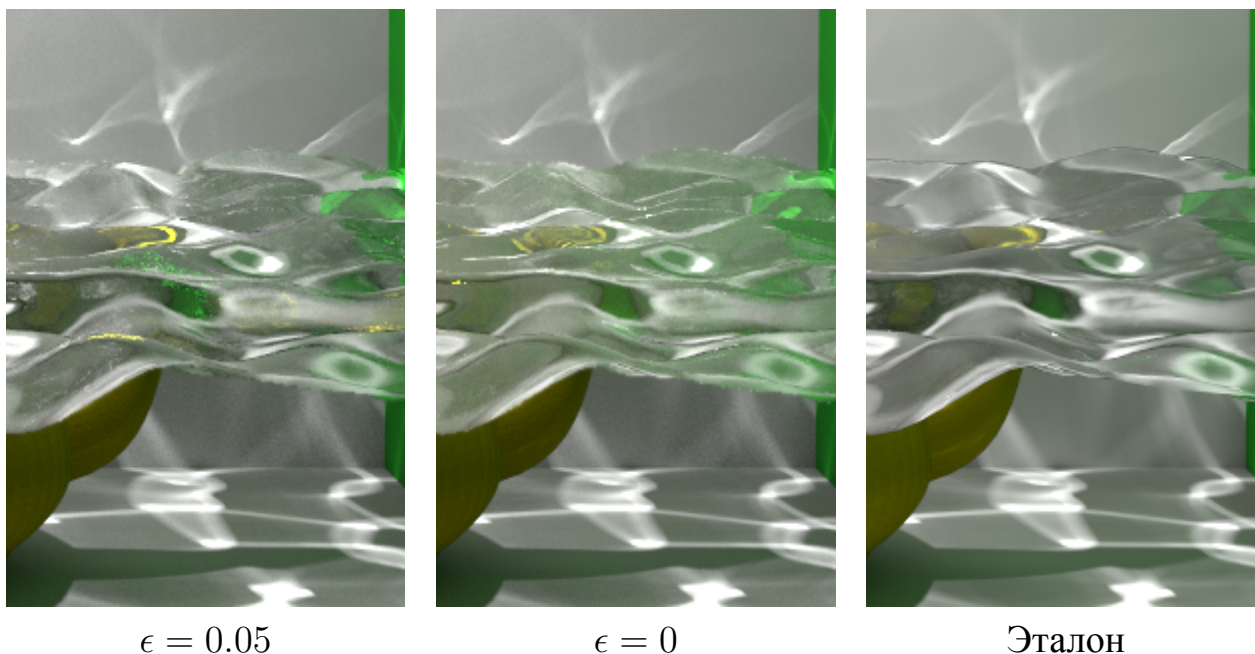


Рис. 4. Рассогласование IBPT и MMLT в предложенном методе при применении функции значимости к MMLT. При стремлении ϵ к нулю вода приобретает зеленоватый оттенок из-за потери связи с остальным изображением.

Ручная или эвристическая разметка. Следует сказать, что всегда можно найти сцену, для которой некоторого небольшого наперёд заданного числа Монте-Карло-сэмплов на пиксел будет недостаточно для адекватной оценки шума в областях изображения, где выброс просто ещё не успел встретиться. С другой сто-

роны, было обнаружено, что для некоторых типов комбинаций ОМС и МСМС можно придумать эффективную эвристическую подсказку. Например, при использовании прямой Монте-Карло-трассировки (Light Tracing) на многих сценах для всех ламбертовских материалов можно выставлять значения функции в минимум — ϵ . Поэтому помимо предложенного автоматического построения функции значимости в разработанном методе остаётся «страховочный трос» в виде ручной заливки области. Пользователь имеет возможность выполнить заливку выбранным значением (ϵ или 1) для любой связной области (которая зачастую соответствует одному трёхмерному объекту) на изображении в один клик, чтобы явно указать, каким алгоритмом он хотел бы считать данную область.

Бинарная функция значимости. Построенная автоматически (или полуавтоматически) функция значимости по сути является бинарной, т. к. она может принимать только два значения: ϵ и 1. Таким образом, можно сказать, что расчёт при помощи МСМС для предложенного метода становится **избирательным** по заранее предопределённым областям изображения. Было обнаружено, что промежуточные значения, хотя и могут немного увеличить точность, приводят к визуально худшему результату при смешивании освещения от двух методов. По этой причине необходимо обрабатывать границы объектов специальным образом.

Обработка границ. Поскольку используемая функция значимости бинарная, при смешивании изображений с её использованием могут возникнуть артефакты ступенчатости — так называемый алиасинг. Чтобы устранить эту проблему, применялся полноэкранный алгоритм устранения ступенчатости [56] к итоговому изображению узкого динамического диапазона (т. е. уже после применения тонирующих операторов и гамма-коррекции) с дополнительной подсказкой — изображением границ, полученным из G-буфера (рис. 2, *справа*).

Бинарный выбор метода. В качестве опции можно не смешивать результаты двух алгоритмов с весами, а делать выбор алгоритма напрямую. Зная порог ϵ , это можно сделать при помощи выражений 5 и 6 (применяемых к результатам трассировщика в момент сохранения в изображение).

$$I_{BPT}(x, y) := \begin{cases} \frac{I_{BPT}(x, y)}{1 - \alpha(x, y)}, & \text{если } \alpha(x, y) = \epsilon; \\ 0, & \text{иначе } (\alpha = 1). \end{cases} \quad (5)$$

$$I_{MLT}(x, y) := \begin{cases} 0, & \text{если } \alpha(x, y) = \epsilon; \\ \frac{I_{MLT}(x, y)}{\alpha(x, y)}, & \text{иначе } (\alpha = 1). \end{cases} \quad (6)$$

4.2. Итоговый алгоритм Ниже представлен алгоритм, позволяющий обойтись двумя изображениями. Поскольку функция значимости бинарная, был использован знаковый бит 32-битной плавающей точки в красном канале HDR изображения *image1* для её хранения. Однако, чтобы упростить изложение, в алгоритме, описанном ниже, *imageN* выделена в отдельное изображение.

Исходные параметры: RunBPT, RunMLT.

Результат: *image1+image2*.

RunBPT(direct => *image1*, indirect => *image2*, spp => 16);

imageN := EstimateNoise(*image2*);

imageN := AggregateAndSpread(*image2*);

image1 := *image1* + *image2**(1-*imageN*) ;

clear(*image2*);

while true do

 RunBPT(direct + indirect*(1-*imageN*) => *image1*);

 RunMLT(indirect => *image2*, importance => *imageN*(x,y));

end

Алгоритм 1: Комбинирование BPT и MLT по предложенному методу. Изображение *imageN* перед началом цикла while содержит построенную функцию значимости, которая передаётся внутрь MLT через аргумент importance. Последовательность функций EstimateNoise и AggregateAndSpread осуществляет построение описанной функции значимости по алгоритму, описанному в разделе 4.1.

4.3. Детали реализации Предложенный метод был протестирован в двух комбинациях. В первой комбинации (рис. 7–10) в качестве базового метода для ОМС был использован метод IBPT (усечённая двунаправленная трассировка путей), а для МСМС — Multiplexed MLT (MMLT) как один из наиболее современных и практичных алгоритмов. IBPT был модифицирован таким образом, чтобы его результат раскладывался на две компоненты — прямой и непрямой свет, т. е. в нашем случае IBPT считает одновременно прямой и непрямой свет, но выдаёт их отдельно. MMLT считает только непрямой свет. Во второй комбинации (рис. 11–16) в качестве базового метода для ОМС балы использована

прямая Монте-Карло-трассировка (Light Tracing) вместо IBPT, а в качестве МСМС — по прежнему MMLT. Разработанный метод не ограничен применением указанных комбинаций базовых методов и может быть использован практически в любых парах ОМС и МСМС, например PT + path space MLT, BPT + ННМС и т. д. Реализация выполнена на языке программирования C++ с использованием библиотеки трассировки лучей Embree [58] в виде экспериментального интегратора освещённости в рендер-системе Hydra Renderer [1].

Выбор IBPT и MMLT как основных базовых методов обусловлен дополнительно тем, что это одни из немногих современных несмещённых алгоритмов интегрирования освещённости, которые могут быть эффективно реализованы на GPU [5, 57]. Данная работа позволяет убедиться в эффективности подобной комбинации для последующей её реализации на массивно-параллельных вычислительных системах.

4.4. Результаты Предложенный метод даёт визуально лучшее изображение, чем MMLT, за счёт более равномерного шума, производимого ОМС (рис. 6–16). При этом метод даёт более точное решение, чем IBPT за то же самое время (табл. 1, 2). Для подсчёта ошибки была использована программа The Compressor [59]). Можно сказать, что предложенный метод устойчивый, т. к. он обладает такой же устойчивостью, как и базовый МСМС-метод — MMLT.

Сцена/Метод	IBPT	MMLT	Предложенный метод	Комбинация
Тор	15.4	7.28	12.5	IBPT + MMLT
Вода	40.1	17.6	20.0	IBPT + MMLT
Торшеры	33.5	15.6	28.1	LT + MMLT
Ванная	58.8	32.7	45.4	LT + MMLT

Таблица 1. Сравнение квадратичной ошибки (MSE, Mean Square Error) для изображений узкого динамического диапазона (LDR изображений).

Сцена/Метод	IBPT	MMLT	Предложенный метод	Комбинация
Тор	428	25.2	76.0	IBPT + MMLT
Вода	642	139	381	IBPT + MMLT
Торшеры	472	114	302	LT + MMLT
Ванная	740	279	654	LT + MMLT

Таблица 2. Сравнение квадратичной ошибки (MSE, Mean Square Error) для изображений широкого динамического диапазона (HDR изображений).

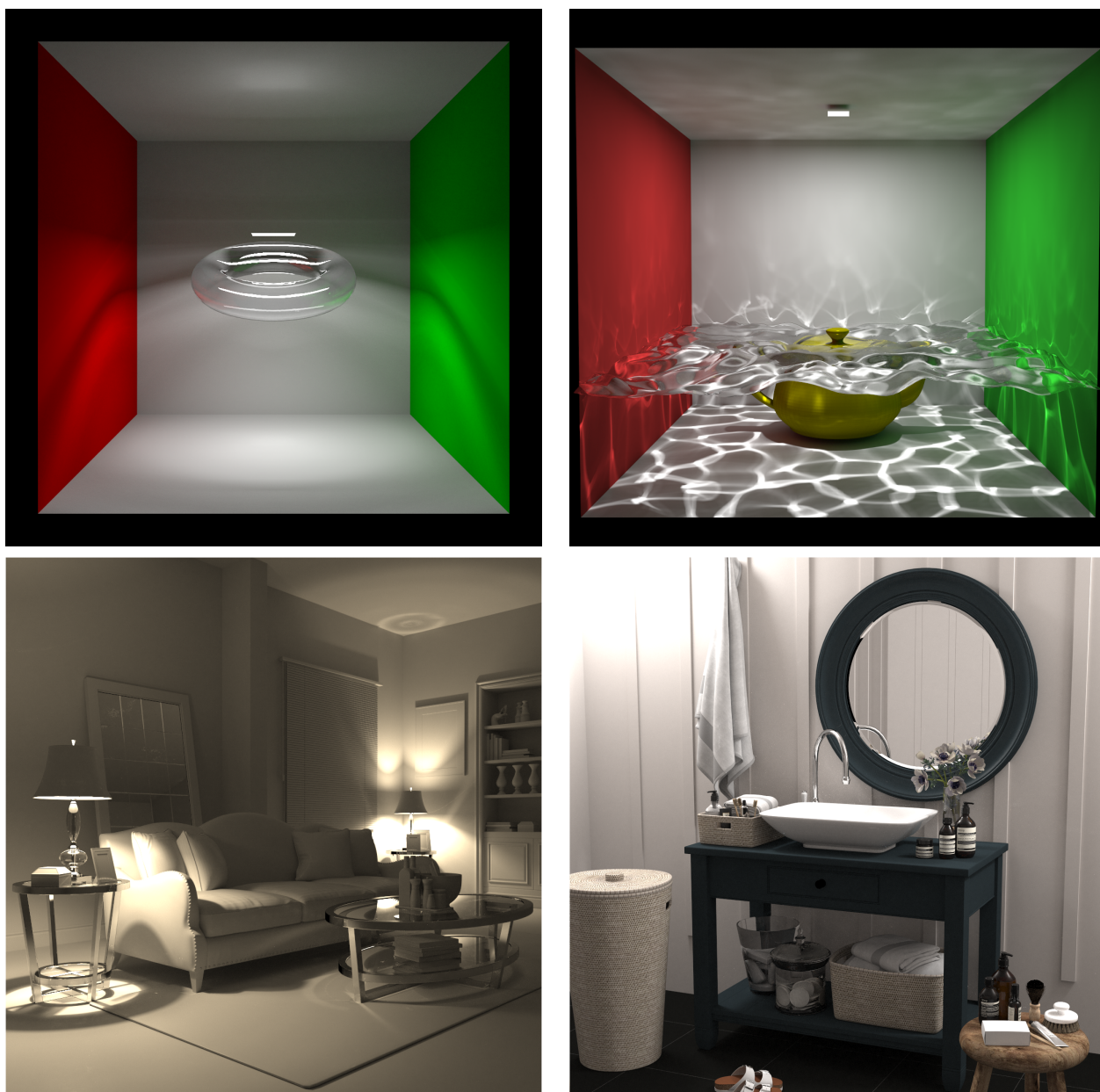
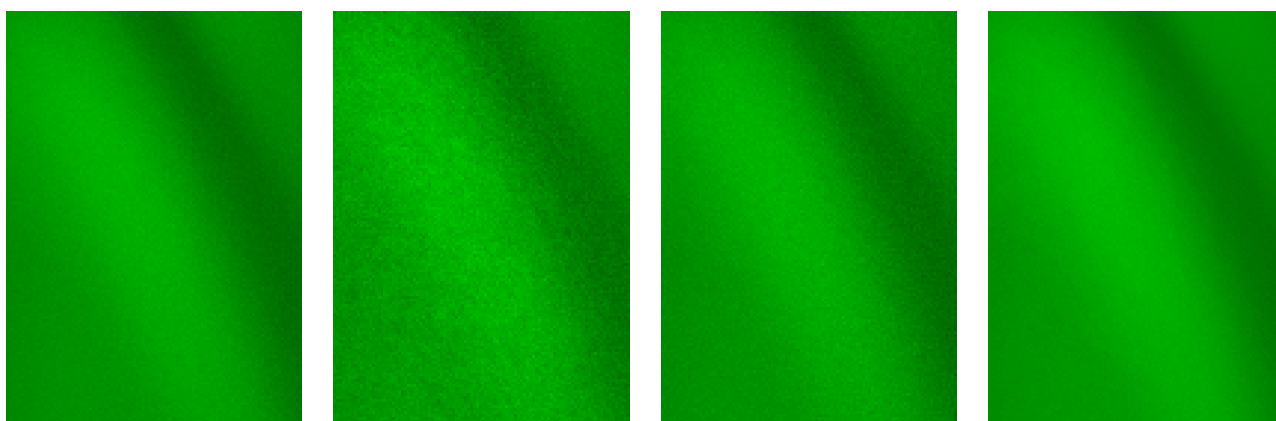


Рис. 5. Изображения сцен, на которых было проведено тестирование. В порядке слева направо и сверху вниз: № 1 — стеклянный тор, № 2 — вода, № 3 — торшеры, № 4 — ванная.



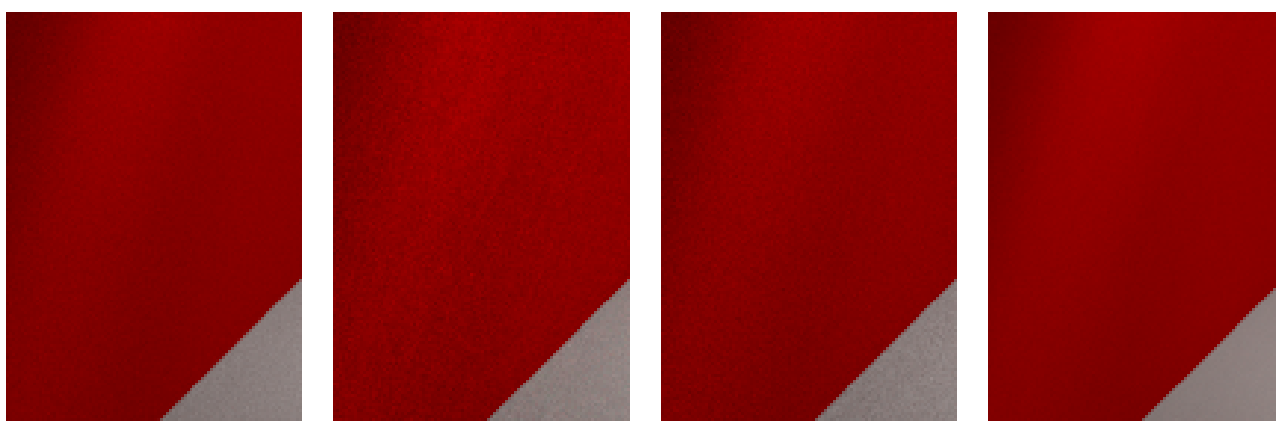
IBPT

MMLT

Предл. метод

Эталон

Рис. 6. Сравнение №1. Увеличенный фрагмент сцены №1. 10 минут.



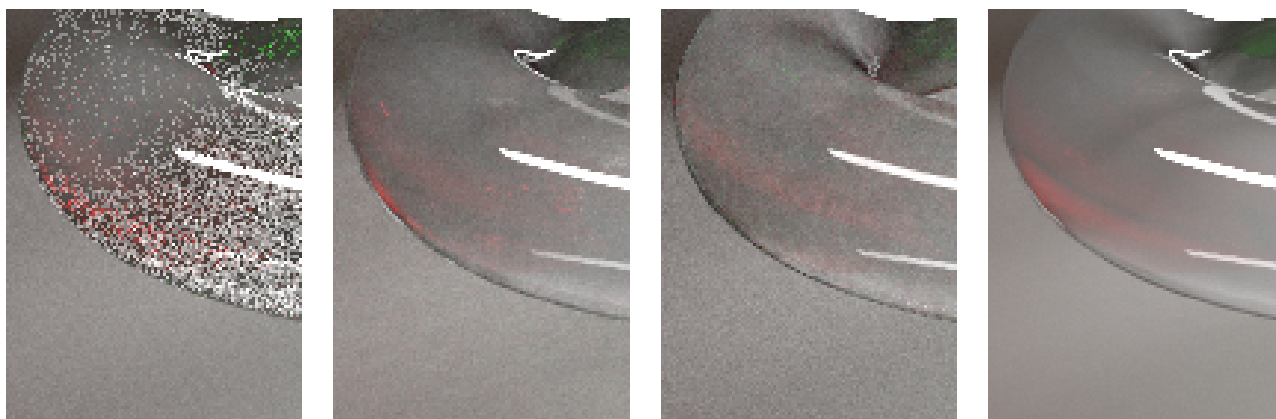
IBPT

MMLT

Предл. метод

Эталон

Рис. 7. Сравнение № 2. Увеличенный фрагмент сцены № 1. 10 минут.



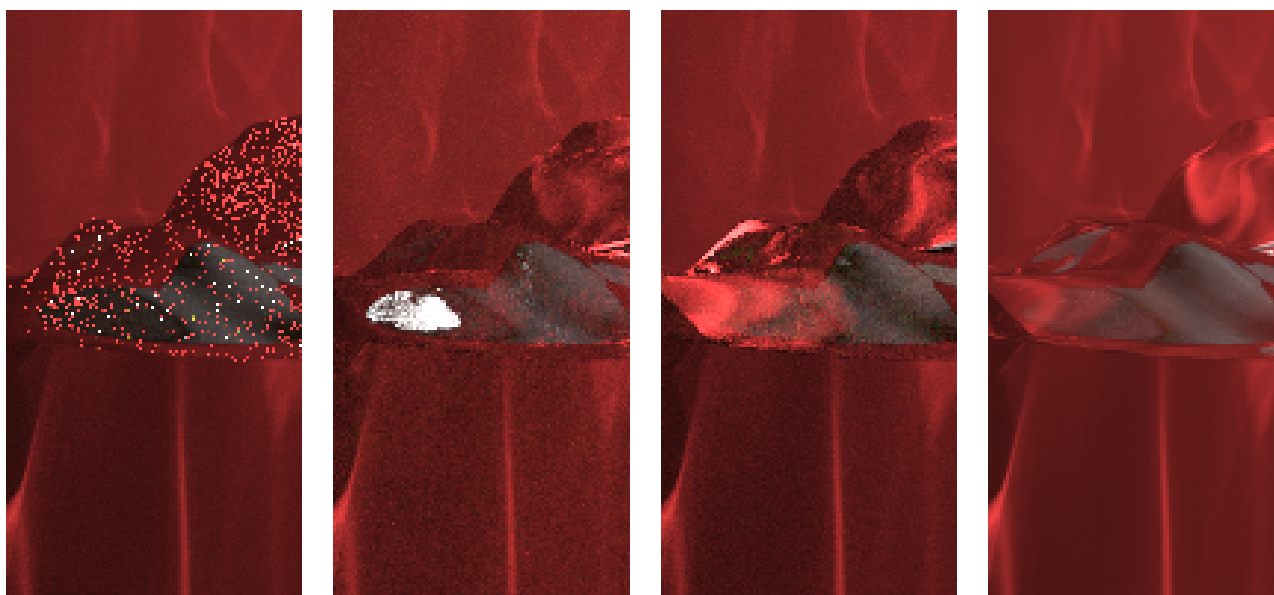
IBPT

MMLT

Предл. метод

Эталон

Рис. 8. Сравнение № 3. Увеличенный фрагмент сцены № 1. 10 минут.



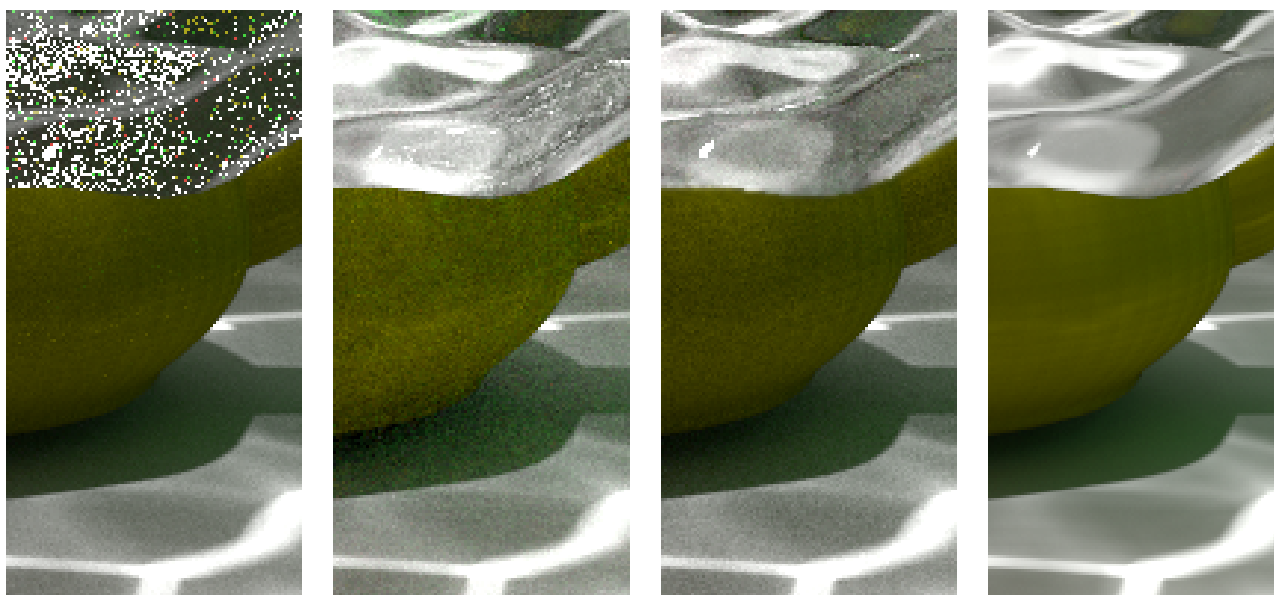
IBPT

MMLT

Предл. метод

Эталон

Рис. 9. Сравнение № 4. Увеличенный фрагмент сцены № 2. 10 минут.



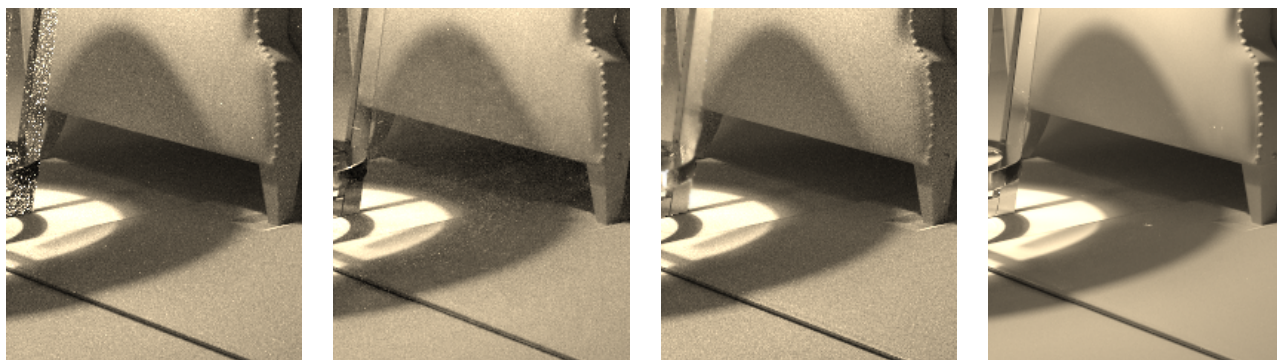
IBPT

MMLT

Предл. метод

Эталон

Рис. 10. Сравнение № 5. Увеличенный фрагмент сцены №2. 10 минут.



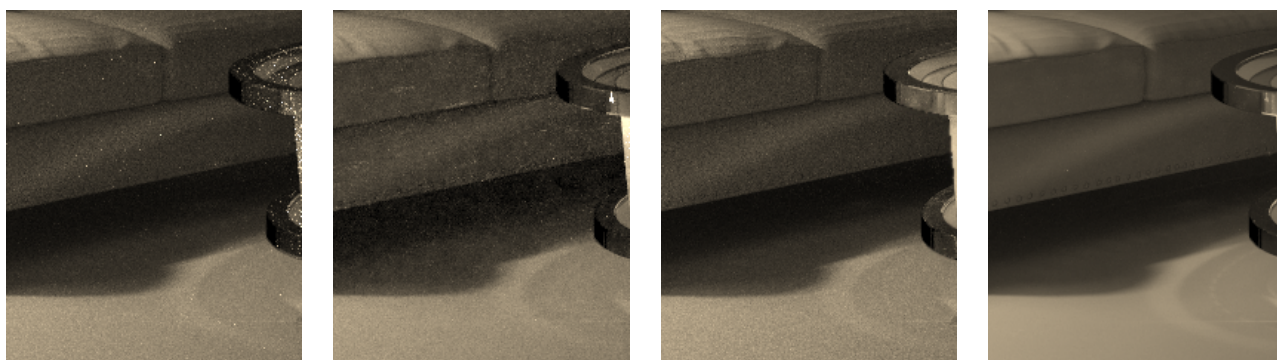
IBPT

MMLT

Предл. метод

Эталон

Рис. 11. Сравнение № 6. Увеличенный фрагмент сцены № 3. 30 минут.



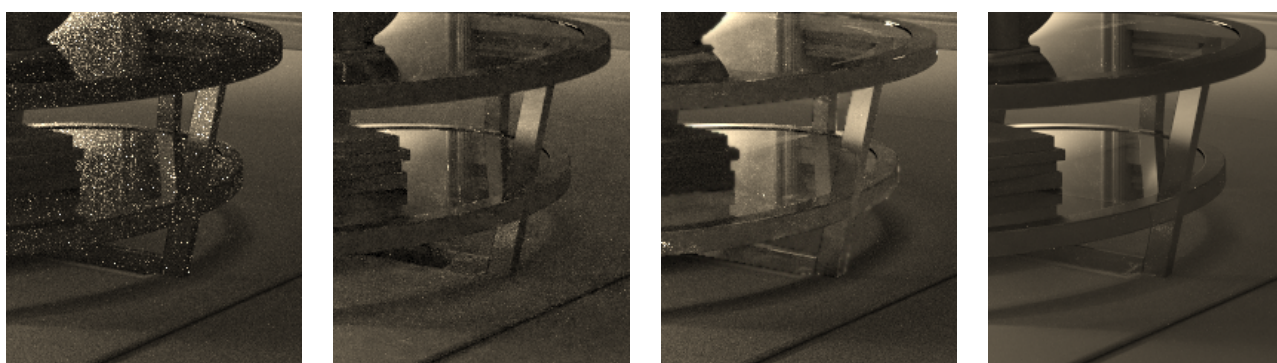
IBPT

MMLT

Предл. метод

Эталон

Рис. 12. Сравнение № 7. Увеличенный фрагмент сцены № 3. 30 минут.



IBPT

MMLT

Предл. метод

Эталон

Рис. 13. Сравнение № 8. Увеличенный фрагмент сцены № 3. 30 минут.



IBPT



MMLT



Предл. метод



Эталон

Рис. 14. Сравнение № 9. Увеличенный фрагмент сцены № 4. 10 минут.



IBPT



MMLT



Предл. метод



Эталон

Рис. 15. Сравнение № 10. Увеличенный фрагмент сцены № 4. 10 минут.



IBPT



MMLT



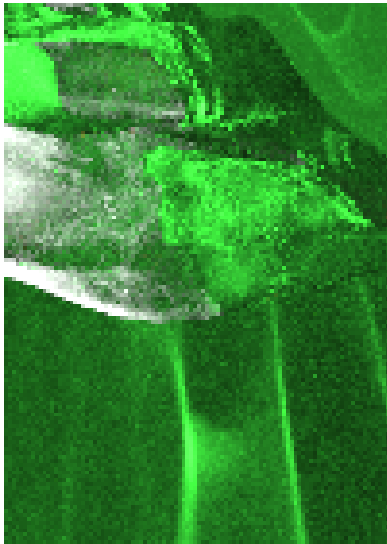
Предл. метод



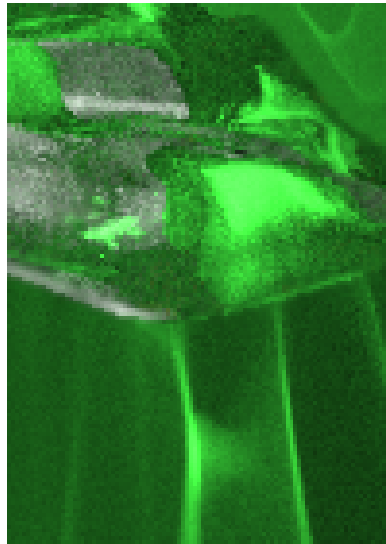
Эталон

Рис. 16. Сравнение № 11. Увеличенный фрагмент сцены № 4. 10 минут.

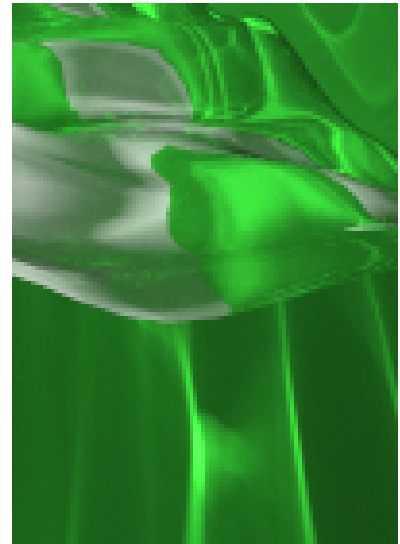
Сравнение с многократной выборкой по значимости. Было проведено сравнение предложенного метода с комбинацией ОМС и МСМС при помощи многократной выборки по значимости аналогично [23].



MIS (15 мин.)



Предл. метод (10 мин.)

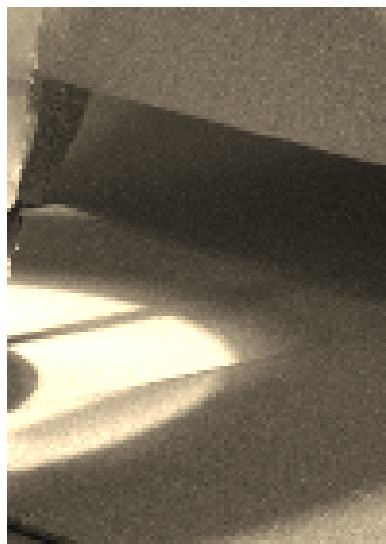


Эталон

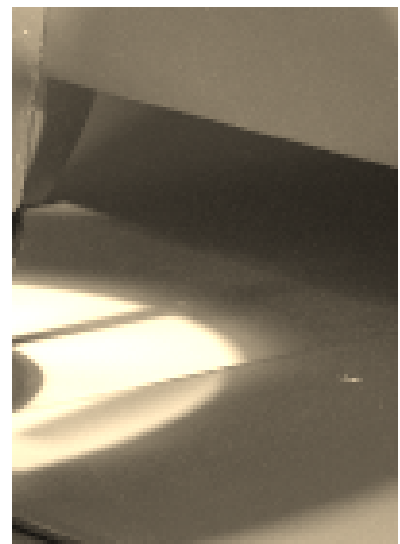
Рис. 17. Сравнение предложенного метода с комбинацией при помощи многократной выборки по значимости из работы [23] (MIS).



MIS (45 мин.)



Предл. метод (30 мин.)



Эталон

Рис. 18. Сравнение предложенного метода с комбинацией при помощи многократной выборки по значимости из работы [23] (MIS).

Для изображений получаемых этим методом (рис 17, 18 *слева*) было взято увеличенное в полтора раза время расчёта. Время расчёта было увеличено, по-

тому что в работе [23] вклад от ОМС получается условно-бесплатно благодаря тому, что так называемые большие шаги (которых 50 %) в МСМС учитываются два раза — один раз как сэмпл в МСМС и второй раз как сэмпл в ОМС. Это эквивалентно 150 % времени расчёта для простой комбинации ОМС и МСМС, когда они работают по отдельности (как в предложенном методе). Несмотря на увеличенное время расчёта, многократная выборка по значимости существенно проигрывает в уровне шума и визуальной составляющей предложенному методу, поскольку MMLT в этом случае работает неэффективно – шум на водной поверхности проявляется как результат «оттягивания» вычислительных ресурсов с воды на остальную часть изображения. С другой стороны, в ярких областях вклад от IBPT зануляется MIS-весом, а визуальная составляющая при этом никак не учитывается, в результате чего на рис. 18 проявляются траектории. Следует также отметить, что оптимизация «150 %» имеет ограниченное применение, поскольку:

1. для ОМС и МСМС необходимо использовать один и тот же базовый метод. Например, по методу из работы [23] (с этой оптимизацией) нельзя комбинировать РТ и двунаправленный path space MLT или использовать одну из исследованных нами комбинаций.
2. с учётом первого пункта, ОМС-вариант должен иметь хорошие характеристики скорости/точности. Например, для MMLT его ОМС аналог чрезвычайно неэффективен (т. к. соединяются только конечные вершины), и без марковской цепи такой метод в десятки раз медленнее, чем оригинальный ВРТ. Поэтому напрямую использовать метод комбинации ОМС и МСМС на основе одного и того же базового метода расчёта и многократной выборки по значимости, аналогично работе [23] для MMLT, бессмысленно.

Ограничения метода. Предложенный метод даёт выигрыш в ситуации, когда трудновычислимые для ОМС феномены освещённости занимают не более 30–40 % пикселей изображения. В противном случае рекомендуется применять МСМС на всём изображении. Основная причина такой рекомендации в том, что предложенный алгоритм «уполовинивает» вычислительные ресурсы для обоих базовых методов — как для ОМС, так и для МСМС (вопрос адаптивного распределения вычислительных ресурсов между ОМС и МСМС не рассматривался). Когда изображение в основном состоит из трудновычислимых феноменов освещённости, рекомендуется использовать только МСМС методы, т. к. тогда они существенно превосходят ОМС по точности. К счастью, благодаря наличию функции значимости в виде изображения, процент пикселей с трудновычислимыми феноменами освещённости легко оценить, что позволяет автоматически переключаться на МСМС.

Заключение

В данной работе для задачи интегрирования освещённости показано, что существует более оптимальный способ комбинирования обычного Монте-Карло и Монте-Карло по схеме марковских цепей, чем известный до этого метод многократной выборки по значимости. При этом предложенный метод позволяет комбинировать любые пары ОМС и МСМС без дополнительной информации о них (например, на основе машинного обучения, как в работе [38]), что не было достигнуто в предыдущих работах.

Благодаря использованию преимуществ обоих подходов (ОМС и МСМС), предложенный гибридный метод рендеринга повышает точность расчёта по сравнению с обычным Монте-Карло и улучшает визуальное восприятие изображения по сравнению с Монте-Карло по схеме марковских цепей.

Благодарности

Работа выполнена при поддержке Российского фонда фундаментальных исследований, проект 16-31-60048-мол_а_дк.

Список литературы

- [1] Фролов В.А., Санжаров В.А., Трофимов М.А., Галактионов В.А. *Hydra Renderer* // Рендер-система, разрабатываемая совместно в ИПМ им. М.В. Келдыша, МГУ имени М.В. Ломоносова и компании Ray Tracing Systems. Москва. 2017. URL = <http://www.raytracing.ru/>.
- [2] Kajiya, J. T. *The rendering equation*. // In Proceedings of the 13th annual conference on Computer graphics and interactive techniques (SIGGRAPH '86), David C. Evans and Russell J. Athay (Eds.). ACM, New York, NY, USA, 143-150. DOI=<http://dx.doi.org/10.1145/15922.15902>
- [3] Veach E. *Robust monte carlo methods for light transport simulation* // (1998) Ph.D. Dissertation. Stanford University, Stanford, CA, USA. Advisor(s) Leonidas J. Guibas. URL=https://graphics.stanford.edu/papers/veach_thesis/thesis-bw.pdf
- [4] Боголепов Д.К. *Методы глобального освещения для интерактивного синтеза изображений сложных сцен на графических процессорах* // Диссертация на соискание степени кандидата технических наук. 2013. Нижний Новгород.
- [5] Bogolepov D., Ulyanov D. *GPU-Optimized Bi-Directional Path Tracing*. // WSCG'2013. Conference on Computer Graphics, Visualization and Computer Vision.

- [6] Popov S., Ramamoorthi R., Durand F., Drettakis G. *Probabilistic Connections for Bidirectional Path Tracing* // Eurographics Symposium on Rendering 2015, Volume 34 (2015), Number 4.
- [7] Belcour L., Yan L., Ramamoorthi R., and Nowrouzezahrai D. *Antialiasing complex global illumination effects in path-space*. // ACM Trans. Graph. 36, 4, pages. DOI: <https://doi.org/10.1145/3072959.3126812>
- [8] Igehy H. *Tracing ray differentials*. // In Proceedings of the 26th annual conference on Computer graphics and interactive techniques (SIGGRAPH '99). 1999. ACM Press/Addison-Wesley Publishing Co., New York, NY, USA, 179-186. DOI=<http://dx.doi.org/10.1145/311535.311555>
- [9] Kaplanyan A. S., Dachsbacher C. *Path Space Regularization for Holistic and Robust Light Transport*. // Computer Graphics Forum (Proceedings of Eurographics 2013).
- [10] Jensen H.W. *Global Illumination using Photon Maps*. // In Proc. of Eurographics Workshop on Rendering (EGWR) (1996), EGWR, Springer, pp. 21–30.
- [11] Hachisuka T., Wann Jensen H. *Stochastic progressive photon mapping* // Proceeding SIGGRAPH Asia '09 ACM SIGGRAPH Asia 2009 papers Article No. 141
- [12] Vorba J. *Bidirectional Photon Mapping*. // Proceedings of CESC2011: The 15th Central European Seminar on Computer Graphics. Charles University, Prague, 2011.
- [13] Georgiev I., Křivánek J., Davidovič T., Slusallek P. *Light Transport Simulation with Vertex Connection and Merging*. // ACM Trans. Graph. (SIGGRAPH Asia 2012) 31, 6 (2012)
- [14] Hachisuka T., Pantaleoni J., Wann Jensen H. *A path space extension for robust light transport simulation*. // Proceedings of ACM SIGGRAPH Asia 2012, Volume 31 Issue 6, November 2012 Article No. 191
- [15] Jendersie K. Rohmer, F. Brüll, T. Grosch *Pixel Cache Light Tracing*. // Vision, Modeling, and Visualization (2017).
- [16] Жданов Д. Д., Ершов С.В., Волобой А.Г. *Адаптивный выбор глубины трассировки обратного луча в методе двунаправленной стохастической трассировки лучей*. // Труды международной конференции Графикон 2015. Протвино. с. 44-49.

- [17] Фролов В.А. *Методы решения проблемы глобальной освещенности на графических процессорах* // Дисс. канд. ф. м. наук. ИПМ им. М.В.Келдыша РАН. Москва. 2015.
- [18] Frolov V.A., Galaktionov V.A. *Memory-Compact Metropolis Light Transport on GPUs* // *Programming and Computer Software*, 2017, Vol. 43, №3, pp. 196-203. DOI: 10.1134/S0361768817030057
- [19] Veach E., Guibas L. J. *Metropolis Light Transport*. // SIGGRAPH '97 Proceedings of the 24th annual conference on Computer graphics and interactive techniques. Pages 65-76.
- [20] Brooks S., Gelman A., Jones G., Meng X. *Introduction to Markov Chain Monte Carlo*. // *Handbook of Markov Chain Monte Carlo*. May 10, 2011 by Chapman and Hall/CRC. Chapter 1. pp. 3-49.
- [21] Ashikhmin M., Premoze S., Shirley P., Smits B. *A Variance Analysis of the Metropolis Light Transport Algorithm*. // *Computers and Graphics* (2001), 287–294.
- [22] Křivánek J, Georgiev I., Kaplanyan A. S., Canada J. *Recent Advances in Light Transport Simulation: Theory and Practice*. // In *ACM SIGGRAPH Courses* (2013) (SIGGRAPH '13).
- [23] Kelemen C, Szirmay-Kalos L., Antal G., Csonka F. *A Simple and Robust Mutation Strategy for the Metropolis Light Transport Algorithm* // *EUROGRAPHICS 2002* / G. Drettakis and H.-P. Seidel. Volume 21, 2002, Number 3.
- [24] Jakob W. *Light Transport on Path-Space Manifolds*. // Ph.D. Dissertation. Cornell University (2013).
- [25] Kaplanyan A. S., Hanika J., Dachsbacher C. *The Natural-constraint Representation of the Path Space for Efficient Light Transport Simulation*. // *ACM Transactions on Graphics* (Proceedings of SIGGRAPH) 33, 4, Article 102 (July 2014), 13 pages
- [26] Kaplanyan A. S., Dachsbacher C. *Adaptive progressive photon mapping*. // *ACM Trans. Graph.* 32, 2, Article 16 (April 2013), 13 pages. DOI: <https://doi.org/10.1145/2451236.2451242>
- [27] Hachisuka T., Kaplanyan A.S., Dachsbache C. *Multiplexed Metropolis Light Transport* // *ACM Transactions on Graphics* (TOG) - Proceedings of ACM SIGGRAPH 2014

- [28] Li T., Lehtinen J., Ramamoorthi R., Jakob W., Durand F. *Anisotropic Gaussian mutations for metropolis light transport through Hessian-Hamiltonian dynamics* // ACM Trans. Graph. 34, 6, Article 209 (October 2015), 13 pages.
- [29] Brooks S., Gelman A., Jones G., Meng X. *MCMC using Hamiltonian dynamics*. // Handbook of Markov Chain Monte Carlo. May 10, 2011 by Chapman and Hall/CRC. Chapter 5. pp. 113-163.
- [30] Leal R.J. *CppADCodeGen. Source Code Generation for Automatic Differentiation using Operator Overloading*. // GitHub. 2011–2015. URL=<https://github.com/joaoleal/CppADCodeGen/>
- [31] Bitterli B., Jakob W., Novák J., Jarosz W. *Reversible Jump Metropolis Light Transport using Inverse Mappings* // ArXiv preprint. Submitted on 22 Apr 2017. <https://arxiv.org/abs/1704.06835>
- [32] Otsu H., Kaplanyan A. S., Hanika J., Dachsbacher C., Hachisuka T. *Fusing state spaces for markov chain Monte Carlo rendering* // ACM Trans. Graph. 36, 4, Article 74 (July 2017), 10 pages. DOI: <https://doi.org/10.1145/3072959.3073691>
- [33] Pantaleoni J. *Charted metropolis light transport*. // ACM Trans. Graph. 36, 4, Article 75 (July 2017), 14 pages. DOI: <https://doi.org/10.1145/3072959.3073677>
- [34] Lehtinen J., Karras T., Laine S., Aittala M., Durand F., Aila T. *Gradient-domain metropolis light transport* // ACM Trans. Graph. 32, 4, Article 95 (July 2013), 12 pages. DOI: <https://doi.org/10.1145/2461912.2461943>
- [35] Hoberock J., Hart J. C. *Arbitrary Importance Functions for Metropolis Light Transport* // COMPUTER GRAPHICS forum, volume 00 (2010), number 0 pp. 1–11.
- [36] Cline D., Talbot J., Egbert P. *Energy redistribution path tracing*. // ACM Trans. Graph. 24, 3 (July 2005), 1186-1195. DOI: <https://doi.org/10.1145/1073204.1073330>
- [37] Lai Y., Fan S. H., Cheney S., Dyer C. *Photorealistic image rendering with population Monte-Carlo energy redistribution*. // In Proceedings of the 18th Eurographics conference on Rendering Techniques (2007).
- [38] Otsu H., Kinuwaki S. Hachisuka T. *Supervised Learning of How to Blend Light Transport Simulations*. // Preprint, The University of Tokyo, 7-3-1 Hongo, Bunkyo-ku, Tokyo (2017).

- [39] Zwicker M., Jarosz W., Lehtinen J., Moon B., Ramamoorthi R., Rousselle F., Sen P., Soler C., Yoon S.-E. *Recent advances in adaptive sampling and reconstruction for Monte Carlo rendering* // Computer Graphics Forum (STAR State of the Art Report), 2015.
- [40] Rousselle F., Knaus C., Zwicker M. *Adaptive sampling and reconstruction using greedy error minimization*. // In Proceedings of the 2011 SIGGRAPH Asia Conference (SA '11). ACM, New York, NY, USA, Article 159, 12 pages. DOI: <https://doi.org/10.1145/2024156.2024193>
- [41] Hachisuka T., Jarosz W., Weistroffer R. P., Dale K., Humphreys G., Zwicker M., Wann Jensen H. *Multidimensional adaptive sampling and reconstruction for ray tracing*. // ACM Trans. Graph. 27, 3, Article 33 (August 2008), 10 pages. DOI: <https://doi.org/10.1145/1360612.1360632>
- [42] Wikipedia. *Deffered Shading*. // From Wikipedia, the free encyclopedia (2017). URL = https://en.wikipedia.org/wiki/Deferred_shading
- [43] Sen P., Darabi S. *On filtering the noise from the random parameters in Monte Carlo rendering*. // ACM Trans. Graph. 31, 3, Article 18 (May 2012), 15 pages. DOI: <https://doi.org/10.1145/2167076.2167083>
- [44] Park H., Moon D., Kim S., Yoon S.-E. *P-RPF: Pixel-based random parameter filtering for Monte Carlo rendering*. // In Computer-Aided Design and Computer Graphics (CAD/Graphics), 2013 International Conf. on (Nov 2013), pp. 123–130.
- [45] Li T.-M., Wu Y.-T., Chuang Y.-Y. *SURE-based optimization for adaptive sampling and reconstruction*. // ACM Trans. Graph. 31, 6, Article 194 (November 2012), 9 pages. DOI=<http://dx.doi.org/10.1145/2366145.2366213>
- [46] Gastal E. S., Oliveira M. M. *Adaptive manifolds for real-time high-dimensional filtering*. // ACM Trans. Graph. 31, 4, Article 33 (July 2012), 13 pages. DOI: <https://doi.org/10.1145/2185520.2185529>
- [47] Kalantari N.K., Sen P. *Removing the Noise in Monte Carlo Rendering with General Image Denoising Algorithms* // EUROGRAPHICS 2013. Volume 32 (2013), Number 2.
- [48] He K., Sun J., Tang X. *Guided image filtering*. // In Proceedings of the 11th European conference on Computer vision: Part I (ECCV'10), Kostas Daniilidis, Petros Maragos, and Nikos Paragios (Eds.). Springer-Verlag, Berlin, Heidelberg, 1-14.

- [49] Gruzdev A.M., Frolov V.A., Ignatenko, A.V. *Practical approach to the fast Monte-Carlo ray-tracing* // Programing and Computer Software (2015) 41: 253. URL=<https://doi.org/10.1134/S0361768815050035>
- [50] Wang S.-S., Wu C.-H. *A new impulse detection and filtering method for removal of wide range impulse noises* // In Pattern Recognition, Volume 42, Issue 9, 2009, Pages 2194-2202, ISSN 0031-3203,
- [51] Granados M., Aydın T.O., Tena J.R., Lalonde J.-F., Theobalt C. *HDR image noise estimation for denoising tone mapped images.* // In Proceedings of the 12th European Conference on Visual Media Production (CVMP '15). ACM, New York, NY, USA, Article 7, 8 pages. DOI: <https://doi.org/10.1145/2824840.2824847>
- [52] Constantin J., Bigand A., Constantin I., Hamad D. *Image noise detection in global illumination methods based on fast relevance vector machine.* // In Proceedings of the 12th international conference on Artificial Neural Networks: advances in computational intelligence. Springer-Verlag, Berlin, Heidelberg, 467-479.
- [53] Takouachet N., Delepouille S., Renaud C., Zoghlamid N., Tavares J.-M. *Perception of noise and Global Illumination: towards an automatic stopping criterion based on SVM.* // Computers and Graphics (2017).
- [54] Kalantari N.K., Bako S., Sen P. *A Machine Learning Approach for Filtering Monte Carlo Noise.* // ACM Transactions on Graphics (TOG) (Proceedings of SIGGRAPH 2015) 2015; 34(4).
- [55] Suykens F, Willems Y. *Adaptive filtering for progressive monte carlo image rendering.* // In: WSCG 2000 Conference Proceedings.
- [56] Lottes T. *FXAA* // Nvidia techical report (2009), URL=https://developer.download.nvidia.com/assets/gamedev/files/sdk/11/FXAA_WhitePaper.pdf
- [57] Schmidt M., Lobachev O., Guthe M. *Coherent Metropolis Light Transport on the GPU using Speculative Mutations* // Journal of WSCG, №16 2016.
- [58] Wald I., Woop S., Benthin C., Johnson G. S., Ernst M. *Embree: a kernel framework for efficient CPU ray tracing.* ACM Trans. Graph. 33, 4, Article 143 (July 2014), 8 pages. DOI: <https://doi.org/10.1145/2601097.2601199>
- [59] AMD. *The Compressorator.* // A set of tools to allow artists and developers to more easily work with compressed assets and easily visualize the quality impact of various compression technologies (2008). Ver. 1.50.1731.