

DOI: 10.15514/ISPRAS-2025-37(4)-20



Выбор ракурсов с помощью обратного рендеринга геометрических моделей для реконструкции материалов

¹ В.В. Санжаров, ORCID: 0000-0001-6455-6444 <vadim.sanzharov@graphics.cs.msu.ru>

^{1,2} В.А. Фролов, ORCID: 0000-0001-8829-9884 <vladimir.frolov@graphics.cs.msu.ru>

² В.А. Галактионов, ORCID: 0000-0001-6460-7539 <vlgal@gin.keldysh.ru>

¹ Московский государственный университет имени М.В. Ломоносова,
Россия, 119991, Москва, Ленинские горы, д. 1.

² Институт прикладной математики им. М.В. Келдыша РАН,
Россия, 125047, Москва, Миусская пл., д.4.

Аннотация. Методы выбора точки обзора для 3D сцен находят применение в компьютерном зрении, компьютерной графике и научной визуализации для того, чтобы получить ракурсы, наиболее подходящие для решаемой задачи. В данной работе предлагается метод для выбора точек обзора на основе обратного рендеринга в приложении к задаче реконструкции материалов. Предложенный метод решает задачу выбора произвольных ракурсов (то есть не из предопределенного набора) на основе различных оценок качества ракурсов, использующих геометрические характеристики целевого 3D объекта. Предложенный метод позволяет использовать реализацию обратного рендеринга как на основе дифференцируемого рендеринга, так и с помощью безградиентных методов оптимизации. Предложенный метод был протестирован на открытом наборе данных для 3D реконструкции. Тестирование показало прирост в качестве реконструкции при использовании предложенного метода с различными методами оценки качества ракурсов по сравнению с наивными стратегиями выбора точек обзора.

Ключевые слова: обратный рендеринг; реконструкция материалов; выбор ракурсов.

Для цитирования: Санжаров В.В., Фролов В.А., Галактионов В.А. Выбор ракурсов с помощью обратного рендеринга геометрических моделей для реконструкции материалов. Труды ИСП РАН, том 37, вып. 4, часть 2, 2025 г., стр. 85–102. DOI: 10.15514/ISPRAS-2025-37(4)-20.

Viewpoint Selection for Material Reconstruction Using Inverse Rendering of Geometric Models

¹ V.V. Sanzharov, ORCID: 0000-0001-6455-6444 <vadim.sanzharov@graphics.cs.msu.ru>

^{1,2} V.A. Frolov, ORCID: 0000-0001-8829-9884 <vladimir.frolov@graphics.cs.msu.ru>

² V.A. Galaktionov, ORCID: 0000-0001-6460-7539 <vlgal@gin.keldysh.ru>

¹ Lomonosov Moscow State University,

GSP-1, Leninskie Gory, Moscow, 119991, Russia.

² Keldysh Institute of Applied Mathematics RAS,

Miusskaya sq., 4, Moscow, 125047, Russia

Abstract. Viewpoint selection methods for 3D scenes are used in computer vision, computer graphics and scientific visualization to obtain views that are most suitable for the problem at hand. In this paper, a method for viewpoint selection based on inverse rendering is proposed for material reconstruction. The proposed method solves the problem of selecting arbitrary views (i.e., not from a predefined set) based on various view quality estimates using geometric characteristics of the target 3D object. The proposed method allows using both differentiable rendering-based and gradient-free optimization implementations of inverse rendering. The proposed method was tested on an open dataset for 3D reconstruction. Testing showed an increase in reconstruction quality when using the proposed method with various view quality estimates compared to naive viewpoint selection strategies.

Keywords: inverse rendering; materials reconstruction; viewpoint selection.

For citation: Sanzharov V.V., Frolov V.A., Galaktionov V.A. Viewpoint selection for material reconstruction using inverse rendering of geometric models. *Trudy ISP RAN/Proc. ISP RAS*, vol. 37, issue 4, part 2, 2025, pp. 85-102 (in Russian). DOI: 10.15514/ISPRAS-2025-37(4)-20.

1. Введение

Суть задачи реконструкции трёхмерной сцены заключается в создании её описания в определённом формате на основе набора изображений реальной сцены. В случае представления описания 3D-сцены в «классическом» для компьютерной графики виде (полигональные сетки для геометрии, текстуры и скалярные значения для материалов и освещения) задачу можно разделить на реконструкцию её геометрического представления и реконструкцию информации об освещении. При использовании же полей освещённости (например, NeRF – neural radiance fields, нейронные поля освещённости) [1] или «gaussian splats» (GS) [2] обычно рассматривается совместное восстановление геометрии и освещения. Однако, такие представления сцены очень разнообразны и их трудно совмещать друг с другом, а также с классическими представлениями. Кроме того, такие решения обычно потребляют значительные объёмы памяти и вычислений при прямом рендеринге, что требует отдельного этапа оптимизации представления [3-4]. Существуют решения, которые одновременно восстанавливают поля освещённости, полигональные модели и модели материалов [5], однако их обучение требует значительных вычислительных ресурсов (авторы пишут о двух неделях обучения на 64-х H100 GPU). Поэтому, несмотря на бурное развитие различных представлений 3D сцен, классические модели компьютерной графики сохраняют свою актуальность. Следует отметить, что раздельная реконструкция геометрии и освещения с помощью обратного рендеринга также демонстрирует более высокое качество реконструкции [6]. Для работы с ними в задаче реконструкции используют методы обратного рендеринга, которые по своей сути решают задачу оптимизации параметров 3D сцены, чтобы изображение, полученное при прямом рендеринге, максимально совпадало с эталонной фотографией (рис. 1).

Наибольшее распространение получили методы обратного рендеринга, основанные на градиентной оптимизации [7-8] и использовании автоматического дифференцирования. В

частности, метод «reverse mode», так как в обратном рендеринге обычно имеется большое количество входных значений (например, при реконструкции материалов – пиксели текстур, задающих оптические свойства поверхности) и одно выходное значение функции потерь. В этом смысле задача обратного дифференцируемого рендеринга похожа на задачу обучения нейросетевых моделей. Однако, алгоритм трассировки путей, являющийся основой фотorealистичного рендеринга, при применении обратного дифференцирования дает граф вычислений высокой сложности, что привело к необходимости создания специальных методов [9] для решения проблем затрат памяти и вычислений.

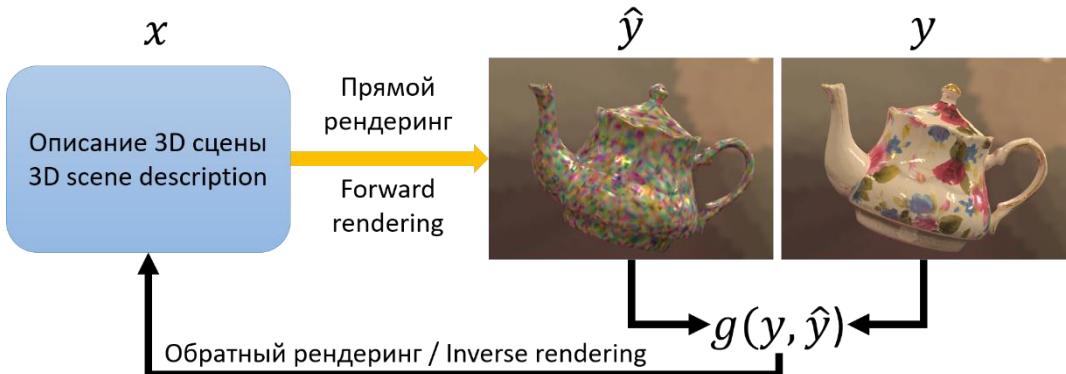


Рис. 1. Схема работы обратного рендеринга.
Fig. 1. Inverse rendering workflow.

Тем не менее, задача обратного рендеринга остается достаточно вычислительно затратной. При этом время реконструкции напрямую зависит от числа эталонных изображений, подаваемых на вход [10].

Чтобы точно восстановить текстуры оптических свойств поверхности, изображения на входе должны демонстрировать целевой объект реконструкции со всех сторон. Другими словами, если геометрическая модель уже известна, каждой полигон объекта должен быть виден хотя бы на одном ракурсе (если это возможно). Существующие наборы данных для оценки методов реконструкции, такие как [6, 11-12], обычно представляют собой изображения целевого объекта с ракурсов, полученных с помощью поворотного столика или путем перемещения камеры вокруг него. Это, с одной стороны, не гарантирует достаточную видимость всех частей объекта, а с другой обычно приводит к тому, что соседние изображения могут в значительной мере перекрываться и, вероятно, вносить небольшой вклад в точность реконструкции, увеличивая при этом время расчетов. В то же время существующие исследования показывают, что разнообразие выбранных точек обзора влияет на конечное качество реконструкции [13], улучшая результат по метрике PSNR до 1.9 dB по сравнению со случайнym выбором.

В данной работе рассматривается задача выбора набора ракурсов целевого объекта для улучшения качества реконструкции материалов и снижения вычислительных затрат.

2. Существующие решения

Выбор ракурса является одной из основных задач активного восприятия (active perception). Данная задача заключается в том, что необходимо выбрать положение камеры, которое максимально улучшит понимание сцены. В компьютерном зрении и графике эффективный выбор ракурсов может значительно снизить неопределенность в 3D-реконструкции или в синтезе новых ракурсов. Были предложены различные критерии, от основанных на теории информации (например, энтропии Шеннона) до покрытия геометрического представления и эвристик, основанных на неопределенности.

Существует достаточно много методов выбора ракурсов. В работах [14-15] представлен обзор различных метрик, классифицированных по типу используемых данных: площадь полигонов, силуэт, глубина, кривизна, семантическая информация, салиентность. Наибольшее распространение получили методы, основанные на теории информации, такие как расчет энтропии [16-18] и взаимной информации [19] с использованием геометрических данных. Также существуют подходы на основе глубокого обучения [10, 20].

В работе [10] предлагается выбор ракурсов на основе площади полигонов в текстурном пространстве. Этот и другие критерии применяются авторами для выбора изображений из заранее подготовленного набора для реконструкции текстур. Также предлагается алгоритм последовательного выбора нескольких ракурсов так, чтобы каждый полигон объекта был виден хотя бы на одном из ракурсов.

Основное ограничение этих методов связано с зависимостью от предопределенного набора изображений. Большинство решений работают с заранее заданным набором изображений объекта, полученных путем рендеринга 3D-модели с фиксированными позициями камеры. Эти позиции часто определяются точками на сфере вокруг объекта [16-19] или вершинами икосаэдра [21], который затем тесселируется для аппроксимации сферы.

В работе [22] авторы расширяют NeRF-представление, рассматривая освещенность в каждой точке не как одно значение, а как распределение Гаусса, дисперсия которого описывает неопределенность. Новые положения камеры выбираются так, чтобы максимизировать уменьшение неопределенности модели. Это позволяет улучшить качество при построении поля освещенности по небольшому числу изображений, выбирая наиболее информативные.

В [23] предлагается построение предварительного поля освещенности для расчета глобальной карты неопределенности. Далее производится выбор ракурсов на основе этой карты. Другие подходы на основе нейронного рендеринга действуют схожим образом, – производится обучение нейронной модели для небольшого числа изображений, которая затем используется для оценки неопределенности с помощью различных эвристик. На основе полученных оценок выбираются новые ракурсы. Основной недостаток этих решений в том, что процесс выбора ракурсов в них требует значительных вычислительных затрат, связанных с постоянным обучением или дообучением нейронных моделей.

Работы [24-25] строят модели, позволяющие сразу получить очередной оптимальный ракурс из текущего. Однако, выбор осуществляется из предопределенного набора ракурсов. Кроме того, для обучения моделей требуются эталонные оптимальные ракурсы.

В работе [26] авторы обучают нейросетевую модель, которая предсказывает карту неопределенности по одному изображению, что позволяет избежать построения специального поля освещенности.

Задача выбора ракурсов также использовалась и для «gaussian splatting»-представлений сцен. В [27] оценивается плотность сцены, которая затем используется для выбора ракурсов на основе максимального пространственного заполнения. В [28-29] используется плотность и глубина, чтобы оценить число вокселей, которые не видны на данном ракурсе, но будут видны на ракурсе-кандидате.

В целом, выбор ракурсов в приложении к полям освещенности, gaussian splatting и близким к ним представлениям основан на оценке неопределенности и активном обучении. Оценка неопределенности обычно строится на основе дисперсии цвета и/или плотности. Используемые стратегии выбора ракурса включают [13]: случайный выбор, выбор ракурса, наименее похожего на текущий и выбор на основе прироста информации (уменьшении неопределенности).

Таким образом, методы выбора ракурсов для классических представлений сцены с разделением геометрии (полигональных моделей) и моделей материалов опираются на выбор из предопределенного набора ракурсов, который обычно генерируется по сетке на сфере/полусфере вокруг объекта. Это приводит к тому, что возможные оптимальные ракурсы

могут быть пропущены, а также к ограниченности позиционирования камеры – обычно допускается только вращение вокруг объекта на фиксированном расстоянии.

Большинство методов, ориентированных на нейронные представления, лишено этого недостатка, но приобретают другие. В частности, они требуют значительных вычислительных затрат на выбор ракурса, связанных либо с необходимостью (до)обучения вспомогательного нейронного представления (зачастую после выбора каждого нового ракурса), либо с обучением отдельной нейросетевой модели оценке неопределенности [26]. Также некоторые методы требуют наборов данных с эталонными оптимальными ракурсами. Данная работа посвящена методу выбора произвольных ракурсов (без использования предопределенного набора) для классических представлений сцены. Мы рассматриваем задачу реконструкции материалов, предполагая, что реконструкция геометрической модели в виде полигональной сетки уже некоторым образом выполнена.

3. Предлагаемое решение

Предлагаемый метод использует обратный рендеринг, чтобы подобрать набор положений виртуальной камеры, основываясь на некоторой оценке качества ракурса, вычисленной одним из способов, использующих геометрические данные [10, 14-15]. Далее рассмотрим схему работы предлагаемого метода, а конкретные использованные в работе оценки качества ракурса будут рассмотрены позднее.

3.1 Общая схема работы

Общая схема работы предлагаемого метода представлена на рис. 2.

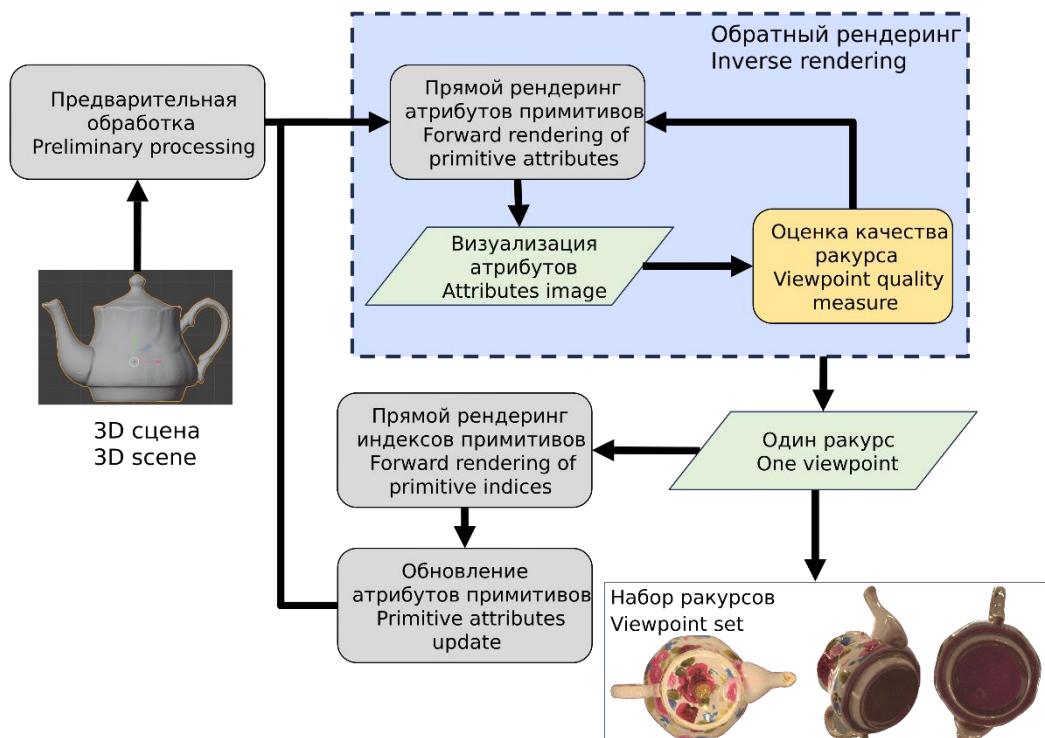


Рис. 2. Схема работы предлагаемого решения.
Fig. 2. Proposed solution schematic workflow.

На вход методу подается 3D-сцена, включающая один целевой 3D-объект, размещенный в начале координат. Использование только одного объекта – наиболее распространенный сценарий в существующих исследованиях и наборах данных [6, 11, 12]. При необходимости обрабатывать нескольких объектов сразу, они могут быть обработаны последовательно, либо, например, объединены в одну полигональную модель. На этапе подготовки сцены задается начальное положение и ориентация целевого объекта, а также вычисляются дополнительные геометрические атрибуты, необходимые для оценки качества ракурса тем или иным методом, – площадь полигонов, кривизна, площадь полигонов в текстурном пространстве и так далее.

Далее следует основная часть предлагаемого метода – этап обратного рендеринга. Сначала с помощью прямого прохода синтезируются следующие изображения:

- визуализация индексов полигонов – в каждый пикセル записывается индекс полигона, видимого в этом пикселе;
- визуализация геометрических атрибутов – в каждый пикSEL записывается значение геометрического атрибута полигона, видимого в этом пикселе.

На основе обработки этих изображений вычисляется оценка качества ракурса, которая является значением целевой функции обратного рендеринга. Оптимизируемыми параметрами выступает положение и ориентация объекта (эйлеровы углы или ось и угол вращения).

Как уже было сказано, большинство существующих работ в области обратного рендеринга используют дифференцируемый рендеринг. Однако, так как в нашем случае число оптимизируемых параметров сравнительно мало, то могут быть использованы и другие методы, например, метод Нелдера-Мида. Использование безградиентных методов в рассматриваемой задаче имеет ряд преимуществ. В частности, для вычисления целевой функции можно использовать недифференцируемые операции, что расширяет выбор методов оценки ракурса. В рамках предлагаемого решения исследовалось использование как дифференцируемого рендеринга, так и безградиентных методов.

В конце этапа обратного рендеринга, значение оценки качества передается оптимизатору, завершая одну итерацию обратного рендеринга. На выходе получается матрица трансформации целевого объекта (при необходимости она может быть преобразована в матрицу трансформации виртуальной камеры), которая представляет один выбранный ракурс.

Следующим этапом, на основе визуализации индексов полигонов для полученного ракурса, производится обновление геометрических атрибутов целевого объекта. Для этого вес полигонов, видимых на выбранном ракурсе, уменьшается. За счет этого при выборе следующего ракурса процесс обратного рендеринга будет стремиться выбирать ракурсы с полигонами, которые ещё не были видны на предыдущих ракурсах.

Далее весь процесс повторяется до тех пор, пока каждый следующий ракурс уменьшает число полигонов, которые были до этого не видны, на некоторую δ . В результате на выходе формируется последовательность матриц трансформации, задающих набор выбранных ракурсов.

3.2 Оценка качества ракурса

Для оценки качества ракурсов предлагаемый метод позволяет использовать различные способы, основанные на геометрических характеристиках.

В работе [10], где также решалась задача выбора ракурса для реконструкции материалов объекта, наилучший результат продемонстрировала оценка ракурса на основе энтропии спроектированной площади полигонов, предложенная в работе [18]:

$$VE(v) = - \sum_{i=0}^N \frac{a_z(v)}{a_t(v)} \log \log \frac{a_z(v)}{a_t(v)}$$

где N - число полигонов в 3D модели, $a_z(v)$ – спроектированная площадь полигона z для ракурса v и $a_t(v)$ – спроектированная площадь всей 3D модели для ракурса v .

Под спроектированной площадью полигона a_z понимается число пикселей на изображении, принадлежащих полигону z . Для наилучшего ракурса по данной оценке все полигоны 3D модели видны с одинаковой относительной спроектированной площадью.

В рамках предлагаемого метода эта величина вычисляется за счет визуализации индексов полигонов при рендеринге. Для полученного изображения производится подсчет числа пикселей, содержащих каждое из значений индексов, что и дает спроектированную площадь. Этот способ вычисления не может быть обработан автоматическим дифференцированием. Поэтому оценка ракурса VE в предлагаемом решении может использоваться только с безградиентным обратным рендерингом.

Также в качестве оценки может выступать просто спроектированная площадь всего целевого объекта $a_t(v)$ [30]. Т.е. чем большую часть синтезированного изображения занимает целевой объект, тем лучше ракурс. В этом случае достаточно просто просуммировать пиксели изображения, в которых виден целевой объект, что позволяет использовать такую оценку как с дифференцируемым рендерингом, так и с безградиентными методами.

Схожим образом могут быть использованы и другие атрибуты геометрической модели:

- FA – суммарная площадь видимых полигонов в локальной системе координат;
- TA – суммарная площадь видимых полигонов в текстурном пространстве;
- MC – сумма модулей средней кривизны поверхности.

Наилучшим ракурсом является тот, на котором видна максимальная площадь или наиболее детальная часть модели (т.е. с наибольшей суммарной кривизной).

Расчет этих оценок также необходимо вычислять по-разному для безградиентных методов и дифференцируемого рендеринга. В случае безградиентных методов возможно получить множество всех видимых полигонов, используя индексы которых вычислить сумму требуемых атрибутов. Например, для площади в локальной системе координат:

$$FA(v) = \sum_{z \in Z_v} A_z$$

где Z – множество полигонов, видимых на ракурсе v , A_z – значение атрибута для z -го полигона.

Для дифференцируемого рендеринга операция индексации по значениям в пикселях изображения при вычислении функции потерь (целевой функции) невозможна, поэтому необходимо суммировать значения по всему изображению, содержащего в своих пикселях значения атрибутов. Это приводит к тому, что для полигона, который виден в четырех пикселях (т.е. имеет спроектированную площадь $a_z = 4$), значение атрибута, например, площади в локальных координатах, будет просуммировано 4 раза, то есть:

$$FA(v) = \sum_{z \in Z_v} a_z(v) * A_z$$

Таким образом, получается некоторое неявное «взвешивание» по спроектированной площади полигонов, – чем больше спроектированная площадь, тем больший вклад вносит данный полигон.

Для безградиентных методов нами был также исследован вариант, где используется взвешивание по относительной спроектированной площади:

$$FA(v) = \sum_{z \in Z} \frac{a_z(v)}{a_t(v)} * A_z \quad (1)$$

Чтобы иметь возможность учесть ориентацию полигонов относительно камеры мы также исследовали взвешивание по косинусу угла между вектором нормали к полигону \underline{N} и направлением на виртуальную камеру \underline{V} :

$$w_z = (0, (\underline{N} \cdot \underline{V}))$$

Для оценок с суммированием атрибутов (FA, TA, MC) это взвешивание применяется сразу при их вычислении:

$$FA(v) = \sum_{z \in Z_v} w_z(v) * A_z \quad (2)$$

Вариант с «двойным» взвешиванием – по косинусу и по спроектированной площади

$$FA(v) = \sum_{z \in Z_v} w_z(v) * a_z(v) * A_z$$

может быть также вычислен, но не имеет большого смысла, так как веса $w_z(v)$ и $a_z(v)$ зависимы.

Отметим, что предлагаемое решение не зависит от конкретного метода оценки качества ракурсов и может использовать другие существующие решения, не рассмотренные выше, если они могут быть рассчитаны с использованием только геометрической модели. Например, на основе силуэта [31] или глубины [32].

3.3 Алгоритм выбора ракурсов

Предлагаемый алгоритм выбора набора ракурсов можно разделить на две части:

- 1) внутренний цикл обратного рендеринга (оптимизации),
- 2) внешний цикл выбора набора ракурсов.

При этом внутренний цикл будет несколько отличаться в зависимости от того, используется ли дифференцируемый рендеринг (алгоритм 1) или безградиентные методы оптимизации (алгоритм 2).

В случае дифференцируемого рендеринга сразу выполняется рендеринг нужных атрибутов геометрической модели в изображение $attrib_img$, которое уже затем используются для вычисления оценки качества ракурса, в большинстве случаев простым суммированием по изображению.

При использовании безградиентной оптимизации нет ограничений на дифференцируемость операций, поэтому производится рендеринг индексов примитивов в изображение $prim_img$. Из этого изображения можно получить список всех примитивов, видных на текущем ракурсе, и уже для них вычислять выбранную оценку ракурса.

Отметим, что в описаниях алгоритмов подразумевается параллельная обработка примитивов 3D модели. Поэтому, например, в 6-й строчке алгоритма 2 имеется в виду поэлементное умножение списка значений v некоторого атрибута примитивов на список весов примитивов W .

Алгоритмы 1 и 2 дают на выходе один ракурс. Процедура выбора нескольких ракурсов описана в алгоритме 3, который вызывает алгоритм 1 или 2 в цикле (строчка 4).

Алгоритм 1. *NextView(...)*, Выбор ракурса с помощью дифференцируемого рендеринга

Вход:

scene – описание 3D сцены, *attrib* – имя атрибута(ов) 3D модели, используемое для расчета оценки качества ракурса, *P* – набор оптимизируемых параметров трансформации (углы эйлера или ось и угол поворота; вектор переноса), *measure* – используемая оценка качества ракурса, *cond* – условие остановки поиска одного ракурса, *lr* – отображение оптимизируемого параметра на величину его темпа обучения, δ – изменение функции потерь, меньше которого процесс оптимизации завершается, *it_{max}* – максимальное число итераций, *W* – веса примитивов 3D модели.

Выход:

$M^{4 \times 4}$ – матрица трансформации целевого объекта на подобранном ракурсе

```
1  cond  $\leftarrow$  True, it  $\leftarrow$  0
2  while cond do
3    |  $l \leftarrow 0, \hat{l} \leftarrow 0$ 
4    | ApplyTransform(P)
5    | attrib_img  $\leftarrow$  Render(scene, attribute = attrib) // рендеринг необходимых атрибутов
6    |  $l \leftarrow$  ViewpointQuality(attrib_img, measure, W) // вычисление оценки ракурса
7    | OptimizationStep( $l, lr$ ) // шаг градиентного спуска
8    | it  $\leftarrow$  it + 1
9    | UpdateLearningRate( $lr, it$ ) // опциональное изменение темпа обучения
10   | if  $\left( \hat{l} \neq 0 \text{ and } \frac{|\hat{l} - l|}{|\hat{l}|} < \delta \right) \text{ or } it \geq it_{max}$  then
11     | | cond  $\leftarrow$  False
12   | else
13     | |  $\hat{l} \leftarrow l$ 
14   | end
15 end
16 return M
```

Алгоритм 2. *NextView(...)*, Выбор ракурса с помощью безградиентной оптимизации

Вход:

scene – описание 3D сцены, *attrib* – имя атрибута(ов) 3D модели, используемое для расчета оценки качества ракурса, *P* – набор оптимизируемых параметров трансформации (углы эйлера или ось и угол поворота; вектор переноса), *measure* – используемая оценка качества ракурса, *W* – веса примитивов 3D модели, *w_a* – использовать ли взвешивание по спроектированным площадям, *w_n* – использовать ли взвешивание по косинусу между вектором нормали и направление на камеру

Выход:

$M^{4 \times 4}$ – матрица трансформации целевого объекта на подобранном ракурсе

```
1  cond  $\leftarrow$  True, it  $\leftarrow$  0
2  func Objective(P):
3    |  $\hat{M} \leftarrow$  ApplyTransform(P)
4    | prim_img  $\leftarrow$  Render(scene, attribute = prim_id) // рендеринг индексов примитивов
5    | v  $\leftarrow$  ReadVisibleAttributes(attrib, prim_img, scene) // чтение атрибутов по индексам
       | | полигонов из изображения
6    | v  $\leftarrow$  v * W
7    | | objective  $\leftarrow$  ViewpointQuality(v, measure, wa, wn,  $\hat{M}$ )
8    | | return objective * (-1)
9 end
10 |  $\hat{P} \leftarrow$  Minimize(Objective, P) // вызов метода оптимизации
11 | | M  $\leftarrow$  apply_transform( $\hat{P}$ )
12 | | return M
```

При выборе ракурсов из некоторого предопределенного набора заранее известно, какие полигоны геометрической модели видны на всем наборе, что позволяет ставить цель сформировать такой набор ракурсов, который будет включать каждый полигон хотя бы на одном ракурсе. В рассматриваемом же случае выбора произвольных ракурсов, такой информации нет, и легко представить случай, когда значительная часть 3D модели может быть скрытой на любом возможном ракурсе в реальном сценарии съемки. Например, внутренняя поверхность какого-либо полого предмета. Таким образом, условие завершения работы алгоритма не может требовать видимости всех полигонов. Поэтому в качестве условия завершения формирования набора ракурсов мы используем относительное уменьшение суммы весов примитивов (алгоритм 3, строчка 10).

Алгоритм 3. Выбор набора ракурсов

Вход:

scene – описание 3D сцены, *attrib* – имя атрибута 3D модели, используемое для расчета оценки качества ракурса, *measure* – используемая оценка качества ракурса, *internal_cond* – условие остановки поиска одного ракурса, w_n – использовать ли взвешивание по косинусу между вектором нормали и направление на камеру, δ – изменение суммарного значения весов примитивов, меньше которого процесса поиска ракурсов завершается.

Выход:

M – список матриц трансформации, описывающих положение камеры для выбранных ракурсов

```
1   c ← 0, j ← 0, cond ← True, M ← List()
    at ← NumPrimitivesInMesh(scene), W ← ones(at),  $\tilde{a}_t$  ← at
2   while cond do
3       P ← InitTransform(j) // выбор начального положения объекта
4       M ← NextView(scene, attrib, measure, P, W, ...) // выбор одного ракурса по алгоритму 1
        или 2
5       M ← M: M // добавление матрицы найденного ракурса в список
6       prim_img ← Render(scene, attribute = prim_id) // рендеринг индексов примитивов
7        $\hat{a}_t$  ← at
8       W ← UpdateMeshAttribute(scene, prim_img, wn, attrib) // обновление весов для
        видимых примитивов
9       at ← sum(W)
10      if  $\frac{|a_t - \hat{a}_t|}{\hat{a}_t} < \delta$  then
11          | cond ← False
12      end
13  end
14  return M
```

Веса примитивов уменьшаются на каждом шаге после обновления (алгоритм 3, строчка 8), которое учитывает то, какие примитивы видны на последнем выбранном ракурсе. При использовании взвешивания по косинусу веса также используются при обновлении атрибутов геометрической модели после нахождения очередного ракурса:

$$mesh[attrib] = mesh[attrib] - mesh[attrib] * (0, (\underline{N} \cdot \underline{V}))$$

За счет этого видимые под углом полигоны учитываются при поиске последующих ракурсов, но с меньшим весом, т.к. они были видимы на ракурсах, найденных ранее. Если взвешивание не используется, то вес видимых примитивов принимается равным нулю. В экспериментах мы использовали значение $\delta = 1\%$.

В строчке 3 алгоритма 3 производится выбор начального положения объекта. Это может быть сделано разными способами, основная задача состоит в том, чтобы обеспечить разные

начальные точки для поиска очередного ракурса, чтобы метод оптимизации мог исследовать разные части пространства решений. Удобнее выбирать положение камеры, от которого можно перейти к положению объекта. Например, может использоваться случайное положение камеры, но так, чтобы она всегда смотрела на целевой объект.

4. Экспериментальная оценка

4.1 Исходные данные

Для проведения экспериментальной оценки предложенного метода использовался набор данных Stanford-ORB [11], содержащий:

- фотографии 14 объектов в узком и широком динамическом диапазоне,
- эталонные 3D модели объектов, полученные с помощью 3D сканирования,
- HDR-панорамы освещения,
- текстуры объектов для модели материала Principled BSDF.

Текстуры были получены авторами при помощи дифференцируемого рендеринга по фотографиям, сделанным в специальных контролируемых условиях освещения, будем называть их «псевдоэталонными». Для каждого объекта заданы три текстуры – диффузный цвет, шероховатость, «металличность» (вес для смешения модели двулучевой функции рассеяния (ДФР) проводника и ДФР дизэлектрика).

Из этого набора данных нами были выбраны объекты, отличающиеся геометрической формой (рис. 3), начиная от простой к более сложной.



Рис. 3. Объекты, отобранные для тестирования предложенного метода.

Fig. 3. Objects chosen for testing proposed method.

4.2 Схема проведения экспериментов

Предложенный метод и тестовая система обратного рендеринга были реализованы на базе рендер-системы Mitsuba3 [33]. Предварительная обработка полигональной модели и расчет атрибутов был реализован с помощью библиотеки libIGL [34]. Вычисление оценок качества ракурса по большей части были реализованы на GPU с использованием JIT-компилятора Dr.Jit [35], для обратного рендеринга на основе безградиентной оптимизации небольшая часть вычислений производилась на CPU.

Для каждой из 3D моделей экспериментальная оценка включала следующие этапы:

1. Предварительная обработка геометрической модели с назначением и расчетом атрибутов на каждый примитив, включающих: вес (исходно равный единице), площадь в локальной системе координат, площадь в текстурном пространстве, средняя кривизна.

2. Формирование набора ракурсов по алгоритму 3 для различных оценок ракурса для безградиентного обратного рендеринга и для дифференцируемого обратного рендеринга.
3. Прямой рендеринг 3D модели с псевдоэталонными текстурами на полученном наборе ракурсов.
4. Реконструкция текстур диффузного цвета, шероховатости и металличности для модели материала «Principled BSDF» рендер-системы Mitsuba3. В качестве входных использовались изображения, полученные на предыдущем этапе.
5. Оценка качества реконструкции по метрикам PSNR, SSIM и LPIPS [36] для трех тестовых наборов:
 - a. набор А – синтетические изображения, полученные путем рендеринга 3D модели с псевдоэталонными текстурами на ракурсах тестовой части набора данных Stanford-ORB;
 - b. набор В – реальные фотографии из тестовой части набора данных Stanford-ORB;
 - c. набор С – синтетические изображения, полученные путем рендеринга 3D модели с псевдоэталонными текстурами на 16 псевдослучайных ракурсах, полученных из трехмерной последовательности Соболя.

В качестве базового метода рассматривался выбор ракурсов из трехмерной последовательности Соболя. Для этого алгоритм 3 исполнялся без запуска процедуры обратного рендеринга (оптимизации) и использовался выбранный псевдослучайный начальный ракурс (строчка 3, алгоритм 3). В качестве измерений последовательности Соболя использовались эйлеровы углы, за счет чего такой выбор ракурсов позволил обеспечить равномерное покрытие ориентаций целевого объекта.

4.3 Результаты экспериментов

Далее приведены оценки качества реконструкции материалов на трех тестовых наборах данных – набор А (табл. 1), набор В (табл. 2), набор С (табл. 3).

Для каждого способа оценки ракурсов тестировалось три варианта – без взвешивания, со взвешиванием по косинусу угла нормали и направления на камеру (w_n) и со взвешиванием по спроектированной площади, где это имело смысл (w_a). В таблицах приведены результаты только лучшего из этих трех вариантов. Для случаев, когда использовался дифференцируемый рендеринг, это отмечено в таблице как «дифф. рендеринг», в остальных вариантах использовалась безградиентная оптимизация.

Для синтетических тестовых наборов А (табл. 1) наилучшие из методов выбора ракурсов демонстрируют преимущество на случайных выборах порядка 1.9 dB по метрике PSNR, что согласуется с результатами, полученными авторами [13] для реконструкции нейронных полей освещенности. Для псевдослучайных синтетических ракурсов (набор данных С, табл. 3) прирост несколько меньше – около 1.2 dB, но при этом большинство методов выбора ракурса также снижают и дисперсию PSNR по сравнению с базовым методом. При тестировании на фотографиях (набор данных В, табл. 2) использование предлагаемых методов также демонстрирует преимущество над базовым методом. По метрике SSIM все варианты показывают близкие высокие значения, по метрике LPIPS результаты в целом согласуются с таковыми по PSNR.

Среди вариантов, превосходящих базовый метод, в основном, присутствуют те, которые используют предложенные механизмы взвешивания по косинусу угла между вектором нормали к примитиву и направлением на камеру (выражение 2), которое позволяет получить больше ракурсов, где одни и те же примитивы видны под разным углом. Это, в свою очередь, может позволить получить более качественную реконструкцию материалов с бликами.

Табл. 1. Результаты на наборе синтетических изображений тестовой части Stanford-ORB (набор данных A).

Table 1. Results for synthetic images of testing part of Stanford-ORB (dataset A).

Метод оценки ракурса	Среднее число ракурсов	Среднее PSNR, дБ ↑	Среднее SSIM ↑	Среднее LPIPS ↓
Базовый	8.6	33.99 ± 1.98	0.967 ± 0.012	0.019 ± 0.012
Средняя кривизна, w_n	11.6	35.86 ± 2.23	0.971 ± 0.013	0.014 ± 0.010
Спроектированная площадь, w_n	11	35.72 ± 2.61	0.971 ± 0.015	0.015 ± 0.011
Площадь в текстурном пространстве, w_n	11.6	35.84 ± 2.50	0.971 ± 0.015	0.015 ± 0.012
Энтропия спроектированной площади	8.4	34.23 ± 2.19	0.967 ± 0.015	0.019 ± 0.013
Площадь полигонов, w_n	11	35.86 ± 1.97	0.972 ± 0.012	0.014 ± 0.010
Площадь полигонов, w_n , дифф. рендеринг	11	35.66 ± 2.49	0.971 ± 0.013	0.015 ± 0.010
Площадь в текстурном пространстве, дифф. рендеринг	9	35.27 ± 2.25	0.969 ± 0.015	0.016 ± 0.012
Спроектированная площадь, дифф. рендеринг	11.6	35.51 ± 2.02	0.970 ± 0.013	0.016 ± 0.011

Табл. 2. Результаты на наборе реальных изображений (фотографий) тестовой части Stanford-ORB (набор данных B).

Table 2 Results for real images (photos) of testing part of Stanford-ORB (dataset B).

Метод оценки ракурса	Среднее PSNR, дБ ↑	Среднее SSIM ↑	Среднее LPIPS ↓
Базовый	30.36 ± 1.51	0.962 ± 0.013	0.025 ± 0.014
Средняя кривизна, w_n	31.17 ± 2.17	0.966 ± 0.015	0.021 ± 0.014
Спроектированная площадь, w_n	30.95 ± 2.27	0.965 ± 0.017	0.022 ± 0.015
Площадь в текстурном пространстве, w_n	31.05 ± 2.11	0.965 ± 0.016	0.022 ± 0.015
Энтропия спроектированной площади	30.39 ± 1.64	0.962 ± 0.015	0.025 ± 0.016
Площадь полигонов, w_n	31.07 ± 1.98	0.966 ± 0.014	0.022 ± 0.014
Площадь полигонов, w_n , дифф. рендеринг	31.07 ± 2.06	0.966 ± 0.014	0.022 ± 0.014
Площадь в текстурном пространстве, дифф. рендеринг	30.85 ± 1.95	0.964 ± 0.016	0.023 ± 0.016
Спроектированная площадь, дифф. рендеринг	30.97 ± 1.94	0.965 ± 0.014	0.023 ± 0.014

Табл. 3. Результаты на наборе синтетических изображений с псевдослучайными ракурсами (набор данных C).

Table 3. Results for images with pseudorandom viewpoints (dataset C).

Метод оценки ракурса	Среднее PSNR, дБ ↑	Среднее SSIM ↑	Среднее LPIPS ↓
Базовый	32.81 ± 3.05	0.959 ± 0.015	0.019 ± 0.010
Средняя кривизна, w_n	33.95 ± 2.62	0.962 ± 0.014	0.015 ± 0.007
Спроектированная площадь, w_n	33.84 ± 2.70	0.962 ± 0.015	0.016 ± 0.007
Площадь в текстурном пространстве, w_n	34.07 ± 2.52	0.962 ± 0.014	0.016 ± 0.008
Энтропия спроектированной площади	32.69 ± 3.10	0.959 ± 0.016	0.019 ± 0.010
Площадь полигонов, w_n	34.05 ± 2.44	0.963 ± 0.013	0.015 ± 0.007
Площадь полигонов, w_n , дифф. рендеринг	34.00 ± 2.84	0.963 ± 0.014	0.015 ± 0.007
Площадь в текстурном пространстве, дифф. рендеринг	33.45 ± 2.74	0.961 ± 0.014	0.016 ± 0.008
Спроектированная площадь, дифф. рендеринг	33.78 ± 2.40	0.962 ± 0.013	0.016 ± 0.008

Число выбранных ракурсов в обучающем наборе при использовании обратного рендеринга в среднем имеет значения от 8.4 до 11.6. На рис. 4 показан пример набора ракурсов, выбранных по оценке, основанной на суммарной средней кривизне.

С увеличением числа ракурсов растет и качество реконструкции, что ожидаемо. Но при этом метод на основе энтропии спроектированной площади, выбирающий в среднем наименьшее число ракурсов, демонстрирует небольшое увеличение качества реконструкции по сравнению с базовым методом, выбирающим немногим большее количество ракурсов. Это может служить дополнительным подтверждением того, что использование обратного рендеринга позволяет выбрать ракурсы, более подходящие для реконструкции материалов.



Рис. 4. Пример набора ракурсов, выбранных с помощью оценки качества ракурса по суммарной средней кривизне.

Fig. 4. Example set of viewpoints selected using the total mean curvature view quality measure.

В сравнении с реконструкцией по синтетическим изображениям из всего обучающего набора Stanford ORB, включающего 60 ракурсов, наилучший из вариантов с выбором ракурсов проигрывает около 1.5 dB по метрике PSNR на синтетических тестовых наборах A и C и показывает почти такой же результат на фотографиях (набор B). При этом среднее число используемых для реконструкции изображений для предложенных вариантов в среднем меньше в ~6 раз, что позволяет значительно снизить время реконструкции. Для GPU Nvidia RTX 2070 Super реконструкция на 60 ракурсах в нашей реализации занимает порядка 2-х часов. А при использовании наборов ракурсов, полученных предложенным методом (в среднем 10 ракурсов), для реконструкции требуется в 8 раз меньше времени – в среднем 15 минут.

Время получения набора ракурсов с помощью предложенного метода при использовании обратного рендера на основе безградиентной оптимизации (методом Нелдера-Мида в реализации библиотеки scipy) занимает в среднем 1.5 минуты. Для дифференцируемого рендеринга на подбор ракурсов требуется в среднем 15 минут. Таким образом, дополнительные вычисления для выбора ракурсов при использовании безградиентной оптимизации составляют лишь 10% от времени реконструкции. При использовании дифференцируемого рендеринга время выбора ракурсов примерно равно времени реконструкции по выбранным ракурсам. Но, если сравнить суммарное время выбора ракурсов и реконструкции с временем реконструкции на всех 60 ракурсах из обучающей части набора данных Stanford-ORB, то разница достигает порядка 4-8 раз в зависимости от используемого механизма обратного рендеринга и меры оценки качества ракурса.

5. Заключение

Предложенный метод выбора ракурсов для задачи реконструкции материалов на основе обратного рендеринга с использованием 3D модели целевого объекта в качестве входных данных показал свою применимость.

Предложенный метод позволяет использовать произвольные способы оценки качества ракурсов, опирающиеся на геометрическую модель целевого объекта. Это обеспечивается за счет возможности применения разных подходов к обратному рендерингу, включая дифференцируемый рендеринг и безградиентную оптимизацию.

Для протестированных способов оценки качества ракурсов использование предложенного метода позволяет получить небольшой набор ракурсов (порядка 8-11 изображений), позволяющих произвести реконструкцию с достаточно высоким качеством, при использовании чисто синтетических обучающих данных превосходящим 34 dB по метрике PSNR на синтетических тестовых наборах данных и около 31 dB на реальных тестовых данных. При этом небольшое количество ракурсов приводит к снижению вычислительных затрат на проведение реконструкции.

Список литературы / References

- [1]. Mildenhall B, Srinivasan PP, Tancik M, Barron JT, Ramamoorthi R, Ng R. Nerf: Representing scenes as neural radiance fields for view synthesis. Communications of the ACM. 2021 Dec 17;65(1):99-106. DOI: 10.1145/3503250.
- [2]. Kerbl B, Kopanas G, Leimkühler T, Drettakis G. 3D Gaussian splatting for real-time radiance field rendering. ACM Trans. Graph.. 2023 Aug 1;42(4):139-1. DOI: 10.1145/3592433.
- [3]. Reiser C, Peng S, Liao Y, Geiger A. Kilonerf: Speeding up neural radiance fields with thousands of tiny mlps. Proceedings of the IEEE/CVF international conference on computer vision 2021 (pp. 14335-14345). DOI: 10.48550/arXiv.2103.13744.
- [4]. Seo S, Han D, Chang Y, Kwak N. Mixnerf: Modeling a ray with mixture density for novel view synthesis from sparse inputs. Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition 2023 (pp. 20659-20668). DOI: 10.1109/CVPR52729.2023.01979.

- [5]. Li Z, Wang D, Chen K, Lv Z, Nguyen-Phuoc T, Lee M, Huang JB, Xiao L, Zhu Y, Marshall CS, Ren Y. LIRM: Large Inverse Rendering Model for Progressive Reconstruction of Shape, Materials and View-dependent Radiance Fields. Proceedings of the Computer Vision and Pattern Recognition Conference 2025 (pp. 505-517). DOI: 10.48550/arXiv.2504.20026.
- [6]. Ummenhofer B, Agrawal S, Sepulveda R, Lao Y, Zhang K, Cheng T, Richter S, Wang S, Ros G. Objects with lighting: A real-world dataset for evaluating reconstruction and rendering for object relighting. 2024 International Conference on 3D Vision (3DV) 2024 Mar 18 (pp. 137-147). IEEE. DOI: 10.1109/3DV62453.2024.00097.
- [7]. Zhao S, Jakob W, Li TM. Physics-based differentiable rendering: from theory to implementation. ACM siggraph 2020 courses 2020 Aug 17 (pp. 1-30). DOI: 10.1145/3388769.3407454.
- [8]. Luan F, Zhao S, Bala K, Dong Z. Unified shape and svbrdf recovery using differentiable monte carlo rendering. Computer Graphics Forum 2021 Jul (Vol. 40, No. 4, pp. 101-113). DOI: 10.1111/cgf.14344.
- [9]. Vicini D, Speierer S, Jakob W. Path replay backpropagation: Differentiating light paths using constant memory and linear time. ACM Transactions on Graphics (TOG). 2021 Jul 19;40(4):1-4. DOI: 10.1145/3450626.3459804.
- [10]. Sanzharov V., Frolov V. Viewpoint selection for texture reconstruction with inverse rendering. Proceedings of GraphiCon 2023 (pp. 66-78). DOI: 10.20948/graphicon-2023-66-77.
- [11]. Kuang Z, Zhang Y, Yu HX, Agarwala S, Wu E, Wu J. Stanford-orb: a real-world 3d object inverse rendering benchmark. Advances in Neural Information Processing Systems. 2023 Dec 15;36:46938-57. DOI: 10.48550/arXiv.2310.16044.
- [12]. Voynov O, Bobrovskikh G, Karpyshev P, Galochkin S, Ardelean AT, Bozhenko A, Karmanova E, Kopanov P, Labutin-Rymsho Y, Rakhimov R, Safin A. Multi-sensor large-scale dataset for multi-view 3D reconstruction. InProceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition 2023 (pp. 21392-21403). DOI: 10.1109/CVPR52729.2023.02049.
- [13]. Xiao W, Cruz RS, Ahmedt-Aristizabal D, Salvado O, Fookes C, Lebrat L. Nerf director: Revisiting view selection in neural volume rendering. InProceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition 2024 (pp. 20742-20751). DOI: 10.1109/CVPR52733.2024.01960.
- [14]. Bonaventura X, Feixas M, Sbert M, Chuang L, Wallraven C. A survey of viewpoint selection methods for polygonal models. Entropy. 2018 May 16;20(5):370. DOI: 10.3390/e20050370.
- [15]. Zhang Y, Fei G. Overview of 3D scene viewpoints evaluation method. Virtual Reality & Intelligent Hardware. 2019 Aug 1;1(4):341-85. 10.1016/j.vrih.2019.01.001.
- [16]. Zeng S, Geng G, Zhou M. Automatic Representative View Selection of a 3D Cultural Relic Using Depth Variation Entropy and Depth Distribution Entropy. Entropy. 2021 Nov 23;23(12):1561 DOI: 10.3390/e23121561.
- [17]. Neumann L, Sbert M, Gooch B, Purgathofer W. Viewpoint quality: Measures and applications. Proceedings of the 1st eurographics workshop on computational aesthetics in graphics, visualization and imaging. aire-la-vile: The eurographics association press 2005 (pp. 185-192).
- [18]. Vázquez PP, Feixas M, Sbert M, Heidrich W. Automatic view selection using viewpoint entropy and its application to image-based modelling. Computer Graphics Forum 2003 Dec (Vol. 22, No. 4, pp. 689-700). Oxford, UK and Boston, USA: Blackwell Publishing, Inc. DOI: 10.1111/j.1467-8659.2003.00717.x.
- [19]. Feixas M, Sbert M, González F. A unified information-theoretic framework for viewpoint selection and mesh saliency. ACM Transactions on Applied Perception (TAP). 2009 Feb 25;6(1):1-23. DOI: 10.1145/1462055.1462056.
- [20]. Zhou W, Jia J. Training deep convolutional neural networks to acquire the best view of a 3D shape. Multimedia Tools and Applications. 2020 Jan;79(1):581-601. DOI: 10.1007/s11042-019-08107-w.
- [21]. Song R, Zhang W, Zhao Y, Liu Y. Unsupervised multi-view CNN for salient view selection and 3D interest point detection. International Journal of Computer Vision. 2022 May;130(5):1210-27. 10.1007/s11263-022-01592-x.
- [22]. Pan X, Lai Z, Song S, Huang G. Activenerf: Learning where to see with uncertainty estimation. European Conference on Computer Vision 2022 Oct 23 (pp. 230-246). Cham: Springer Nature Switzerland. DOI: 10.48550/arXiv.2209.08546.
- [23]. Li Y, Li R, Li Z, Guo R, Tang S. OptiViewNeRF: Optimizing 3D reconstruction via batch view selection and scene uncertainty in Neural Radiance Fields. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation. 2025 Feb 1;136:104306. DOI: 10.1016/j.jag.2024.104306.
- [24]. Mendoza M, Vasquez-Gomez JI, Taud H, Sucar LE, Reta C. Supervised learning of the next-best-view for 3d object reconstruction. Pattern Recognition Letters. 2020 May 1;133:224-31. DOI: 10.1016/j.patrec.2020.02.024.

- [25]. Wang T, Xi W, Cheng Y, Han H, Yang Y. RL-NBV: A deep reinforcement learning based next-best-view method for unknown object reconstruction. *Pattern Recognition Letters*. 2024 Aug 1;184:1-6. DOI: 10.1016/j.patrec.2024.05.014.
- [26]. Zhang Z, Xu F, Zhang M. Peering into the Unknown: Active View Selection with Neural Uncertainty Maps for 3D Reconstruction. *arXiv preprint arXiv:2506.14856*. 2025 Jun 17. DOI: 10.48550/arXiv.2506.14856.
- [27]. Li Y, Kuang Z, Li T, Hao Q, Yan Z, Zhou G, Zhang S. Activesplat: High-fidelity scene reconstruction through active gaussian splatting. *IEEE Robotics and Automation Letters*. 2025 Jun 16. DOI: 10.48550/arXiv.2410.21955.
- [28]. Jin L, Zhong X, Pan Y, Behley J, Stachniss C, Popović M. Activevgs: Active scene reconstruction using gaussian splatting. *IEEE Robotics and Automation Letters*. 2025 Mar 26. DOI: 10.48550/arXiv.2412.17769.
- [29]. Chen L, Zhan H, Chen K, Xu X, Yan Q, Cai C, Xu Y. Activegamer: Active gaussian mapping through efficient rendering. *Proceedings of the Computer Vision and Pattern Recognition Conference* 2025 (pp. 16486-16497). DOI: 10.48550/arXiv.2501.06897.
- [30]. Plemenos D., Benayada M. Intelligent display techniques in scene modelling. new techniques to automatically compute good views. *Proceedings of the International Conference GraphiCon* 1996.
- [31]. Polonsky O, Patané G, Biasotti S, Gotsman C, Spagnuolo M. What's in an image? Towards the computation of the "best" view of an object. *The Visual Computer*. 2005 Sep;21(8):840-7. DOI: 10.1007/s00371-005-0326-y.
- [32]. Secord A, Lu J, Finkelstein A, Singh M, Nealen A. Perceptual models of viewpoint preference. *ACM Transactions on Graphics (TOG)*. 2011 Oct 22;30(5):1-2. DOI: 10.1145/2019627.201962.
- [33]. W. Jakob, S. Speierer, N. Roussel, M. Nimier-David, D. Vicini, T. Zeltner, B. Nicolet, M. Crespo, V. Leroy, Z. Zhang. Mitsuba 3 renderer, 2022. URL: <https://mitsuba-renderer.org>.
- [34]. A. Jacobson, D. Panozzo, C. Schüller, O. Diamanti, Q. Zhou, S. Koch, J. Dumas, A. Vaxman, N. Pietroni, S. Brugger, K. Takayama, W. Jakob, N. De Giorgis, L. Rocca, L. Sacht, K. Walliman, O. Sorkine-Hornung, T. Schneider et al. 2023. libigl - A simple C++ geometry processing library URL: <https://libigl.github.io>.
- [35]. Jakob W, Speierer S, Roussel N, Vicini D. Dr. jit: A just-in-time compiler for differentiable rendering. *ACM Transactions on Graphics (TOG)*. 2022 Jul 22;41(4):1-9. DOI: 10.1145/3528223.3530099.
- [36]. Zhang R, Isola P, Efros AA, Shechtman E, Wang O. The unreasonable effectiveness of deep features as a perceptual metric. In *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition* 2018 (pp. 586-595). DOI: 10.1109/CVPR.2018.00068).

Информация об авторах / Information about authors

Вадим Владимирович САНЖАРОВ – кандидат физико-математических наук, младший научный сотрудник лаборатории компьютерной графики и мультимедиа факультета Вычислительной математики и кибернетики ВМК МГУ. Сфера научных интересов: прямой и обратный рендеринг, моделирование оптических систем.

Vadim Vladimirovich SANZHAROV – Cand. Sci. (Phys.-Math.), junior researcher at Graphics and media laboratory, Faculty of computational mathematics and cybernetics at Lomonosov Moscow State University. Research interests: forward and inverse rendering, optical systems modeling.

Владимир Александрович ФРОЛОВ – кандидат физико-математических наук, научный сотрудник лаборатории компьютерной графики и мультимедиа факультета Вычислительной математики и кибернетики ВМК МГУ, старший научный сотрудник отдела №2 ИПМ им. М.В. Келдыша РАН. Сфера научных интересов: реалистичная компьютерная графика, моделирование освещённости, разработка программных систем оптического моделирования, параллельные и распределённые вычисления.

Vladimir Aleksandrovich FROLOV – Cand. Sci. (Phys.-Math.), researcher at Graphics and media laboratory, Faculty of computational mathematics and cybernetics at Lomonosov Moscow State University, senior researcher at department №2 at Keldysh Institute of Applied Mathematics RAS.

Research interests: realistic computer graphics, light transport simulation, optical simulation software systems, parallel and distributed computations.

Владимир Александрович ГАЛАКТИОНОВ – доктор физико-математических наук, профессор, главный научный сотрудник ИПМ им. М.В. Келдыша РАН. Сфера научных интересов: компьютерная графика, оптическое моделирование.

Vladimir Aleksandrovich GALAKTIONOV – Dr. Sci. (Phys.-Math.), professor, principal researcher at Keldysh Institute of Applied Mathematics RAS. Research interests: computer graphics, optical simulation.