

Экспериментальная оценка рекомендаций метода по сопровождению оператора во время съемки фотографий для последующей 3D-реконструкции

Р. П. Шестопалов¹, Д. В. Иванов^{1✉}, М. М. Заславский¹, А. П. Гребенщиков²

¹ Санкт-Петербургский государственный электротехнический университет «ЛЭТИ» им. В. И. Ульянова (Ленина), Санкт-Петербург, Россия

² Санкт-Петербургский государственный университет, Санкт-Петербург, Россия

✉ dmitry.ivanov@moevm.info

Аннотация. Доступность технологий 3D-реконструкции расширяет возможности их применения для анализа состояния сложных технических объектов. Однако решения по 3D-реконструкции до сих пор обладают сильной зависимостью от качества исходных данных, а также требуют больших временных затрат для построения качественных 3D-моделей. Цель данной работы – ускорить процесс построения детализированных и лишенных дефектов 3D-моделей, создав автоматизированный метод сопровождения оператора во время съемки RGB-снимков для последующей 3D-реконструкции. Метод используется для предварительного анализа собираемых данных и позволяет заранее идентифицировать проблемные кадры, а также определить области объекта съемки, которые будут реконструированы с дефектами или низкой детализацией. Описываются алгоритмы для двух заключительных этапов метода – глобального анализа и рекомендаций, базирующиеся на оперативном построении разреженного облака точек и 3D-модели, а также оценке их свойств в связке с траекторией оператора, восстановленной по данным акселерометра и гироскопа. Эффективность заключительных этапов метода на базе предложенных алгоритмов была оценена с помощью экспериментов. Было показано, что использование этапов глобального анализа и рекомендаций позволяет не только предсказать дефектные области и зоны низкой детализации в плотной 3D-модели на мобильном устройстве, но и ускорить процесс получения качественной 3D-модели минимум в пять раз за счет автоматизированного анализа собираемых данных.

Ключевые слова: трехмерная реконструкция, фотограмметрия, определение структуры объекта по отображению движения, сбор данных, мобильные приложения для анализа RGB-данных

Для цитирования: Экспериментальная оценка рекомендаций метода по сопровождению оператора во время съемки фотографий для последующей 3D-реконструкции / Р. П. Шестопалов, Д. В. Иванов, М. М. Заславский, А. П. Гребенщиков // Изв. СПбГЭТУ «ЛЭТИ». 2024. Т. 17, № 1. С. 78–89. doi: 10.32603/2071-8985-2024-17-1-78-89.

Конфликт интересов. Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

Original article

Experimental Evaluation of the Recommendations of the Method for Accompanying the Operator While Taking Photos for Subsequent 3D Reconstruction

R. P. Shestopalov¹, D. V. Ivanov^{1✉}, M. M. Zaslavskiy¹, A. P. Grebenshchikov²

¹ Saint Petersburg Electrotechnical University, Saint Petersburg, Russia

² Saint Petersburg University, Saint Petersburg, Russia

✉ dmitry.ivanov@moevm.info

Abstract. The availability of 3D reconstruction technologies expands the possibilities of their application for analyzing the state of complex technical objects. However, solutions for 3D reconstruction still heavily depend on the quality of the input data and require significant time investments to build high-quality 3D models. The

goal of this study is to expedite the process of constructing detailed and defect-free 3D models by creating an automated method to assist the operator during the capture of RGB images for subsequent 3D reconstruction. The method is used for preliminary analysis of the collected data and allows for the identification of problematic frames in advance, as well as determining the areas of the object to be captured that will be reconstructed with defects or low level of detail. The study describes algorithms for the two final stages of the method - global analysis and recommendations, based on the real-time construction of sparse point clouds and 3D models, as well as their properties assessment in conjunction with the operator's trajectory, reconstructed from accelerometer and gyroscope data. The effectiveness of the final stages of the method, based on the proposed algorithms, was evaluated through experiments. It was demonstrated that the use of global analysis and recommendation stages not only allows for predicting defective areas and low-detail zones in dense 3D models on mobile devices, but also accelerates the process of obtaining a high-quality 3D model by at least five times through automated analysis of the collected data.

Keywords: three-dimensional reconstruction, photogrammetry, structure from motion, data collection, mobile applications for RGB data analysis

For citation: Experimental Evaluation of the Recommendations of the Method for Accompanying The Operator While Taking Photos for Subsequent 3D Reconstruction / R. P. Shestopalov, D. V. Ivanov, M. M. Zaslavskiy, A. P. Grebenshchikov // LETI Transactions on Electrical Engineering & Computer Science. 2024. Vol. 17, no. 1. P. 78–89. doi: 10.32603/2071-8985-2024-17-1-78-89.

Conflict of interest. The authors declare no conflicts of interest.

Введение. В настоящее время 3D-реконструкция становится все более доступной для многих областей деятельности [1]. Низкая стоимость дронов и методы фотограмметрии позволяют проводить 3D-реконструкцию для крупномасштабных объектов, например зданий, используя только RGB-данные [2]. Однако реальное применение технологии осложнено задачей сбора данных. Оператору с помощью устройства или вручную необходимо создать достаточный набор RGB-фотографий с достаточным перекрытием, равномерно покрывающий всю площадь объекта и содержащий достаточное количество особенностей для фотограмметрии.

Объектом исследования служит 3D-реконструкция – процесс создания 3D-моделей из нескольких фотографий одного объекта, полученных с разных точек обзора.

Предмет исследования – предварительный анализ качества полученных фотографий и предварительной 3D-модели, выполняемый перед 3D-реконструкцией объекта.

Цель данной работы заключается в экспериментальном исследовании эффективности алгоритмов, задействованных на этапах глобального анализа и составления и выдачи рекомендаций пользователю. Под эффективностью алгоритмов подразумевается точность предсказания дефектов на финальной 3D-модели и степени ускорения процесса по сравнению с отсутствием дополнительного анализа.

Задачи данной статьи:

1. Проектирование алгоритмов глобального анализа и построения рекомендаций.
2. Реализация алгоритмов глобального анализа и построения рекомендаций в рамках мобильного приложения.
3. Экспериментальное исследование эффективности работы алгоритмов.

Новизна представленных результатов состоит в последовательном характере описываемого метода и алгоритмов, а также в обобщенном характере метода – возможности настройки отдельных этапов и задания заранее желаемой степени детализации финальной 3D-модели.

Практическая значимость результатов заключается в сокращении времени получения детализированной 3D-модели за счет автоматического и автономного определения дефектных зон в процессе съемки, что позволяет экономить время оператора и переснимать необходимые области объекта до отправки собранных данных и построения финальной 3D-модели.

Метод оценки качества фотографий. На сегодняшний день основная часть методов решения задачи автоматизации сбора данных для последующей 3D-реконструкции сводится к задаче Next-Best-View (NBV) [3]. Существующие решения для задачи NBV, как правило, работают медленно при ограниченных вычислительных ресурсах, могут требовать предварительно обученные ML-модели или использовать гипотезы о рекон-

струируемых объектах. Также получаемые с их помощью рекомендации по конфигурации следующего снимка могут носить локальный характер, что может быть недостаточным для увеличения точности получаемой 3D-модели. Данные особенности существенно ограничивают применение решений задачи NBV для съемок с помощью мобильного устройства.

Классический подход к 3D-реконструкции, применяемый на практике, не интерактивен в силу обозначенных ранее проблем для решения задач NBV. Сотрудники, выполняющие 3D-реконструкцию, собирая RGB-снимки, как правило, работают итерационно – на первом этапе проводят съемку на объекте, затем возвращаются в офис, где происходит построение и визуальный анализ плотной модели на предмет дефектов, после чего съемка повторяется для получения дополнительных снимков и повторного построения плотной модели. Учитывая временные затраты на перемещение сотрудника между офисом и объектом съемки, а также низкой скоростью построения плотной 3D-модели, задача получения рекомендаций по улучшению качества будущей модели уже на месте съемки актуальна.

В [4] была рассмотрена автоматизация сбора RGB-данных на мобильном устройстве для последующей 3D-реконструкции. Был предложен трехэтапный обобщенный метод, позволяющий предварительно оценивать выполняемые снимки с точки зрения возможных дефектов 3D-реконструкции. Обобщенный характер метода заключается в возможности настраивать работу отдельных этапов, выбирая пороги срабатывания отдельных алгоритмов.

Для применения предлагаемого метода определена следующая последовательность действий, осуществляемых оператором с помощью мобильного устройства, которая позволяет в процессе съемки оценивать качество каждого изображения и получать рекомендации на мобильное устройство для дальнейшего принятия решений о повторной съемке или корректировки условий съемки:

1. Запуск приложения на мобильном устройстве.
2. Начало съемки объекта.

Для каждого полученного изображения приложение отображает результат анализа его локального качества для результирующей 3D-модели, помечая изображения, не соответствующие условиям.

3. Завершение съемки или наличие достаточного количества изображений:

а) приложение выполняет глобальный анализ всех изображений, результат которого содержит набор рекомендаций для оператора;

б) после учета всех рекомендаций приложение помечает набор изображений как полный и приемлемый.

4. Отправка полученного набора на серверную часть для точной 3D-реконструкции, осуществляемой отдельно от приложения.

Серверная часть строит окончательную 3D-модель из набора изображений посредством инструментов фотограмметрии.

Метод подразумевает последовательное выполнение трех этапов съемки и обработки RGB-изображений: локальный анализ, глобальный анализ и формирование рекомендаций. Этап локального анализа был подробно описан и исследован в [4]. Для завершения метода были представлены алгоритмы выполнения глобального анализа и формирования рекомендаций, описанные далее.

Целью глобального анализа выступает построение разреженного облака точек и полигональной модели на его основе для прогнозирования дефектов на плотной модели. Идея прогнозирования основывается на публикации [5] и дополнена масштабированием модели для соотнесения размера дефектов, а также их группировкой. При этом предсказание дефектов будущей плотной 3D-модели базируется на гипотезе о том, что аномально большие полигоны в разреженной модели располагаются на месте, где и в плотной модели будут находиться визуальные дефекты или шум.

Для глобального анализа на выполненном наборе снимков последовательно применяются следующие алгоритмы:

1. Построение разреженного облака точек методом Structure from Motion (SfM).
2. Построение полигональной модели по разреженному облаку с помощью триангуляции Делоне.
3. Масштабирование полигональной модели в реальные единицы измерения.
4. Вычисление статистики по площади и периметру полигонов полученной модели.
5. Формирование списка областей полигональной модели с наиболее крупными полигонами.

Алгоритм SfM [6] был выбран в качестве способа построения разреженного облака точек, так как он обеспечивает гибкий и настраиваемый подход к 3D-реконструкции, в отличие от ML-решений. Для преобразования разреженного облака точек в полигональную модель был исполь-

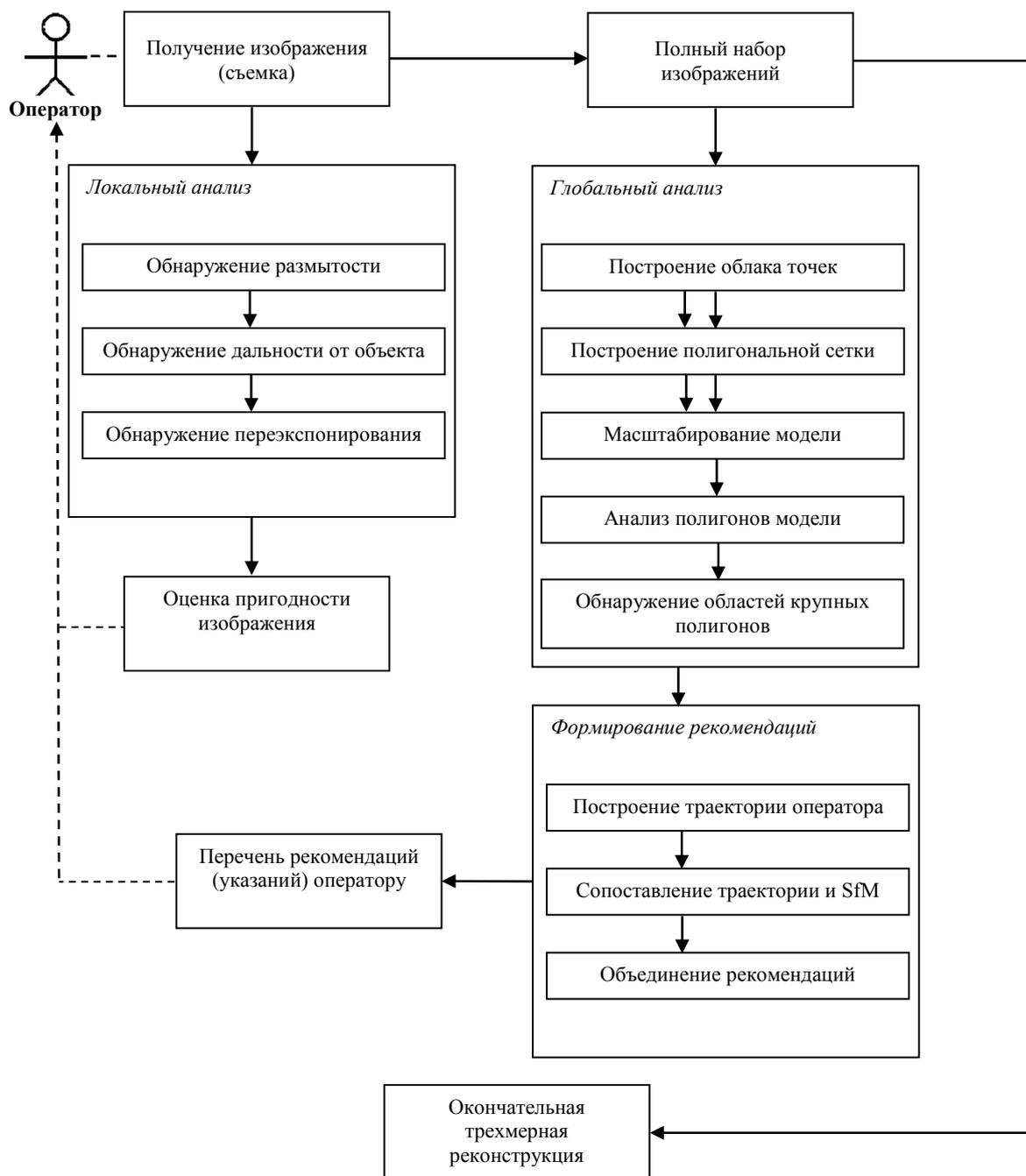


Рис. 1. Схема метода
 Fig. 1. Method diagram

зован алгоритм триангуляции Делоне [7], поскольку процесс не зависит от порядка точек, что актуально для рассматриваемого сценария использования, в котором постоянно добавляются новые снимки.

В реальные единицы измерения модель масштабируется с помощью коэффициента подобия модели и объекта съемки. Перед началом съемки необходимо измерить наибольший линейный размер объекта в плоскости Земли. Затем полигональная модель, построенная по разреженному

облаку точек, линейно преобразуется пропорционально данному параметру. Подобный алгоритм позволяет быстро масштабировать трехмерную модель даже большого размера, при этом точности алгоритма достаточно, поскольку SfM не накладывает существенных искажений на формируемую 3D-модель.

В подсчет статистики параметров полигонов 3D-модели, построенной по разреженному облаку точек, входит построение распределения площадей и периметров всех полигонов модели для вы-

борки в реальных единицах измерения. Это также позволяет оценить детализацию будущей плотной модели, поскольку характеристики ее полигонов будут не больше полигонов модели на базе разреженного облака точек.

Для определения потенциального качества будущей 3D-модели на разреженной сетке объекта отбирается 5 % самых больших полигонов. Список больших полигонов объединяется в кластеры на основании близости координат полигонов друг к другу в плоскости Земли (координаты X и Y), чтобы упростить оператору поиск областей низкой детализации на объекте. Получаемые кластеры итеративно объединяются с ближайшими, пока суммарный размер новых кластеров не достигнет порога. Кластеризация осуществляется алгоритмом К-средних [8], так как он имеет высокую скорость работы даже на больших наборах данных. Доля самых больших полигонов, а также пороги минимального размера кластеров задают обобщенную структуру глобального анализа.

Этап формирования рекомендаций подразумевает восстановление траектории съемки оператором и сопоставление ее характеристики с 3D-моделью на базе разреженного облака точек. Данный этап включает в себя последовательное выполнение следующих алгоритмов, на вход которым подается разреженная 3D-модель, метаданная о восстановленных характеристиках камер от SfM и измеренные на протяжении съемки показания гироскопа и акселерометра мобильного устройства:

1. Построение траектории оператора.
2. Сопоставление траектории и метаданных SfM.
3. Объединение рекомендаций и формирование перечня указаний для съемки.

Для вычисления ориентации телефона в пространстве можно использовать показания акселерометра и магнитометра [9]. Показания акселерометра дают информацию о направлении вектора гравитации в системе координат, связанной с телефоном, однако этого недостаточно для получения всей информации об ориентации, так как, например, при повороте устройства в плоскости, параллельной земной поверхности, показания акселерометра не меняются. Поэтому приходится дополнительно использовать данные магнитометра, из которых извлекается информация об азимуте. Однако описанный способ получения ориентации работает достаточно точно только при условии неподвижности устройства, поскольку

ng of SfMнии в показаниях акселерометра появляется компонент ускорения перемещения, и поэтому его целесообразно использовать только в точках траектории, соответствующих позициям съемки; на остальных участках траектории лучше использовать для вычисления ориентации данные гироскопа. Использование только гироскопа приводит к постепенному накоплению ошибки в полученных поворотах, так как в таком случае интегрированием угловых скоростей вычисляется ориентация относительно начальной точки. Также для уменьшения влияния шума в данных сенсоров можно использовать фильтр Калмана [10]: в качестве модельной последовательности используются повороты, полученные с помощью данных акселерометра и магнитометра, а в качестве последовательности измерений – повороты, полученные с помощью данных гироскопа.

Сопоставление траектории и метаданных SfM выявляет снимки, координаты которых с точки зрения SfM значительно отклоняются от оценок восстановленной траектории. Такое расхождение может свидетельствовать о том, что данный снимок был некорректно позиционирован алгоритмом SfM, а значит в его окрестности недостаточно особых точек и возможно образование дефектов на плотной модели, следовательно, необходимы дополнительные кадры. Выявление некорректно позиционированных снимков состоит в вычислении евклидова расстояния между координатами и углами поворота согласно оценкам на восстановленной траектории и метаданным SfM. Вычисленные расстояния сравниваются с заранее выбранным порогом отклонения и в случае его превышения помещаются в отдельное множество дефектных снимков для дальнейшего построения рекомендаций. Использование порогов и сопоставления координат позволяет гибко настраивать точность данного алгоритма и заранее определять допустимый размер дефектов плотной 3D-модели.

Алгоритм объединения рекомендаций включает в себя объединение множеств дефектных снимков и групп полигонов, выявленных на этапе глобального анализа. Итоговое множество передается на вход алгоритму К-средних, который объединяет данные в области согласно близости отдельных точек в плоскости XU . Затем для каждой области посредством линейной интерполяции формируется несколько ракурсов дополнительной съемки, соответствующей пропорционально удаленным точкам. Параметры интерполяции – расстояние от объекта съемки, количество снимков,

степень перекрытия и т. п., определяются согласно требуемой детализации плотной модели, с помощью увеличения или уменьшения количества дополнительных ракурсов можно с разной степенью детализации дополнить новыми изображениями исходный набор снимков.

Экспериментальная оценка. Для проверки эффективности алгоритмов глобального анализа и рекомендаций было проведено двухэтапное экспериментальное исследование. На первом этапе проводились эксперименты с объектами малого размера (зона съемки до полутора метров) для проверки возможности предсказания качества посредством идентификации дефектных областей на предварительно построенном облаке точек. На втором этапе проводились эксперименты на объекте среднего размера для проверки алгоритмов восстановления траектории и оценки эффективности этапа рекомендаций.

В рамках первого этапа было проведено исследование применимости алгоритма глобального анализа (в частности, алгоритмов оценки качества модели по характеристикам полигональной 3D-модели) для двух наборов данных, включающих в себя объекты малого размера, снятые в помещении при естественном освещении в солнечную погоду. Цель экспериментов – показать возможность использования метода для объектов, требующих высокой детализации при 3D-реконструкции.

В экспериментах использовались отдельно два объекта съемки: парковка автономных транспортных средств и статуэтка дракона (рис. 2). Для каждого объекта съемки было подготовлено по два

набора фотографий – минимальный, включающий заранее допущенные дефекты, и оптимальный, содержащий недостающие снимки со всех необходимых ракурсов:

1. Размер парковки автономных транспортных средств – 1.5 м на 0.5 м. Выполнено 40 и 50 фотографий соответственно.

2. Размер фигурки дракона – 0.35 м на 0.15 м. Выполнено 21 и 47 фотографий соответственно.

Используемая в эксперименте камера имеет характеристики: 108 МП (режим съемки 12 МП), апертура $f/1.8$, оптическая стабилизация сенсора. В рамках экспериментов для каждого набора снимков проводилась серия операций:

1. Построение разреженного облака точек и полигональной модели на его основе с помощью разрабатываемого мобильного приложения по алгоритму SfM.

2. Масштабирование моделей в реальные единицы измерения.

3. Выполнение алгоритмов глобального анализа для прогнозирования качества плотной 3D-модели.

4. Построение плотной 3D-модели.

Для определения зон с низкой детализацией были отобраны 5 % самых больших по площади и периметру полигонов. Затем данные полигоны разделяются на выбранное оператором количество областей в плоскости Земли методом К-средних для упрощения нахождения областей низкой детализации модели в проекции на реальный объект.

Сравнительные характеристики экспериментов показаны в табл. 1 и 2.

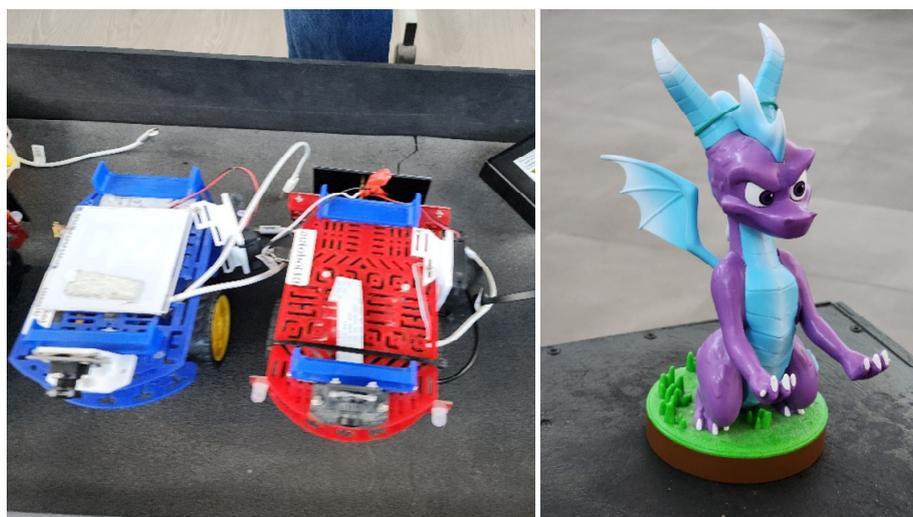


Рис. 2. Объекты съемки: *а* – парковка; *б* – статуэтка
Fig. 2. Shooting objects: *a* – parking; *b* – statuette

Табл. 1. Результаты экспериментов для набора снимков «парковка»
Tab. 1. Experimental results for image set «parking»

Параметры	Эксперимент		Относительная разница, %
	1	2	
Исходное количество фотографий, шт.	40	50	+25.0
Время построения облака разреженных точек, с	108	154	+42.5
Время построения плотной модели, с	828	935	+12.9
Время выполнения глобального анализа, с	2	2	0
Средняя площадь полигонов, м ²	0.0015	0.0011	-26.7
Средний периметр полигонов, м	0.1158	0.1056	-8.6
Общая площадь 5 % самых больших полигонов, м ²	6.3769	4.0038	-36.8
Общий периметр 5 % самых больших полигонов, м	210.8161	146.9524	-30.3
Общее число полигонов	5256	4346	-17.3

Табл. 2. Результаты экспериментов для набора снимков «статуэтка»
Tab. 2. Experimental results for image set «statuette»

Параметры	Эксперимент		Относительная разница, %
	1	2	
Исходное количество фотографий, шт.	21	47	+123.8
Время построения облака разреженных точек, с	28	53	+89.3
Время построения плотной модели, с	372	734	+97
Время выполнения глобального анализа, с	1	1	0
Средняя площадь полигонов, м ²	0.0019	0.0014	-26.3
Средний периметр полигонов, м	0.2403	0.2033	-15.4
Общая площадь 5 % самых больших полигонов, м ²	0.6649	0.8472	+27.4
Общий периметр 5 % самых больших полигонов, м	41.9593	67.0271	+59.7
Общее число полигонов	762	1187	+55.8

Из условных единиц в метры модели масштабировались нахождением коэффициента подобия размера модели, полученной после трехмерной реконструкции, и реального размера исследуемого объекта (по наибольшему линейному размеру).

Построение плотной 3D-модели осуществлялось с помощью ПО Meshroom [11] на компьютере с аппаратной конфигурацией как имитация реального процесса 3D-реконструкции с максимальной детализацией. Характеристики компьютера: AMD Ryzen 9 5900X – 12 ядер, 3700 МГц, DDR4 32 Гбайт, 3600 МГц, Nvidia RTX 4080 16 Гбайт. На рис. 3 и 4 представлены результаты построения моделей.

Значительный прирост времени обработки наборов снимков при увеличении числа кадров объясняется тем, что алгоритм SfM имеет вычислительную сложность $O(n^3)$, где в общем случае n – количество фотографий, подаваемых на вход алгоритма, а в частном случае – количество ключевых точек, распознанных на фотографиях.

По итогам проведенных экспериментов наблюдаются следующие закономерности для разных объектов съемки:

1. Для модели парковки (40 снимков) большая часть самых больших полигонов расположена в верхней части модели, которая находится за пределами парковки и частично перекрывается объ-

ектами, расположенными на переднем плане. При выполнении дополнительной съемки и получения набора данных из 50 снимков доля крупных полигонов снизилась за счет съемки с другого ракурса для максимального охвата его периметра и окружения на фотографиях.

2. Для обеих моделей фигурки наблюдаются визуально заметные дефекты – артефакты (модель для 21 снимка) и деформированный участок модели в виде крыла (модель для 47 снимков). При этом модель, построенная на базе 47 снимков, имеет визуально большую детализацию за счет большего количества ракурсов. Однако данного количества снимков недостаточно для корректного 3D-сканирования, о чем свидетельствует как модель разреженного облака точек, на которой появляется больше крупных полигонов, так и визуальный шум на плотной модели.

Выводы по итогам эксперимента на малых объектах:

1. Площадь и периметр полигонов модели разреженного облака точек отражают полноту и качество съемки объекта – плотные модели с большей детализацией имеют меньший показатель средней площади и периметра полигонов, чем дефектные модели.



Рис. 3. 3D-модель парковки, созданная на основе:
a – 40 изображений; *б* – 50 изображений

Fig. 3. Parking 3D-model created by *a* – 40 images; *б* – 50 images

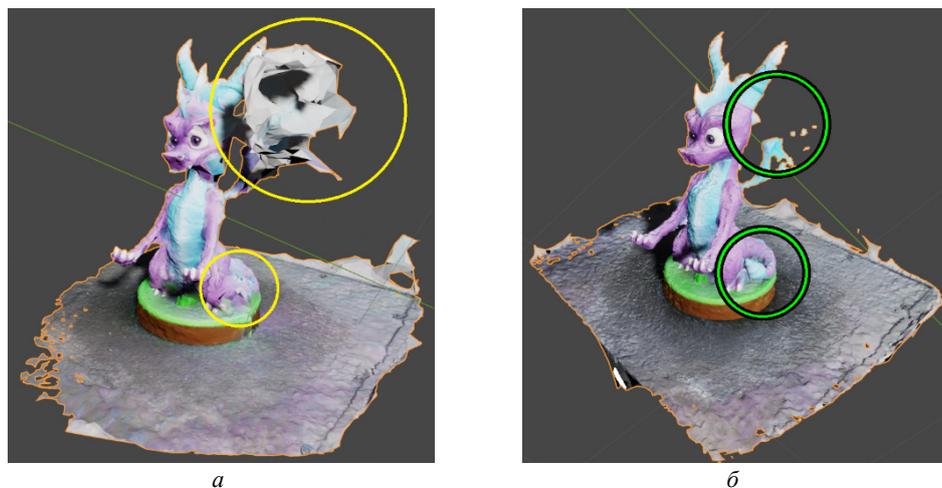


Рис. 4. 3D-модель статуэтки, созданная на основе:
a – 21 изображения; *б* – 47 изображений

Fig. 4. Statuette 3D-model created by *a* – 21 images; *б* – 47 images

2. Недостаток информации об объекте съемки выражается в виде низкой плотности элементов в разреженном облаке точек, которое преобразуется алгоритмом глобального анализа в крупные полигоны.

3. Параметры распределения площади и периметра полигонов на модели разреженного облака точек позволяют косвенно предсказать наличие визуальных дефектов на плотной 3D-модели.

4. Проведение глобального анализа позволяет ускорить формирование качественной плотной 3D-модели, за счет меньшего времени построения разреженного облака точек (минимум в шесть раз меньше) и раннего обнаружения проблемных участков за счет выполнения глобального анализа на месте съемки.

Для того чтобы убедиться в работоспособности метода в большом масштабе, были поставлены эксперименты по выполнению глобального анализа и рекомендаций на средних объектах (зона съемки до восьми метров). Для тестирования

алгоритма восстановления траектории в качестве объекта съемки использовалось дерево в парке, снятое при естественном освещении. Для экспериментов были зафиксированы два набора данных – 37 и 50 снимков соответственно, а также данные инерциальных сенсоров смартфона (акселерометр и гироскоп), зафиксированные разработанным мобильным приложением в процессе съемки каждого набора данных. При составлении первого набора данных были намеренно допущены ошибки в процессе съемки – были выполнены засвеченные кадры и кадры с недостаточной резкостью. Для восстановленной траектории была выбрана прямоугольная система координат, для которой центр координат совпадает с центром дерева на уровне земли, ось *Z* перпендикулярна поверхности Земли, а плоскость *XU* лежит в плоскости Земли. В плоскости Земли траектория съемки находится в пределах области, ограниченной двумя окружностями с радиусами 3.85 ± 0.25 м, диаметр дерева 0.7 м.

Построение разреженного облака точек заняло 18 и 33 с соответственно, выполнение глобального анализа (подсчет статистики полигонов) – до 1 с в каждом случае, построение плотных моделей – 319 и 1000 с. Очевидно, что специфика съемки на открытом пространстве затрудняет проведение глобального анализа – фоновые объекты одновременно и помогают ориентировать точки объекта съемки, и в то же время зашумляют облако точек, что проявляется в виде артефактов плотной модели (рис. 5).

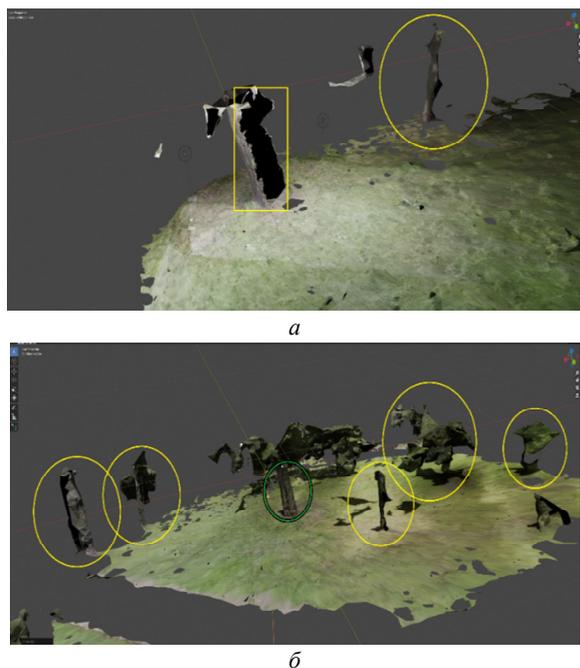
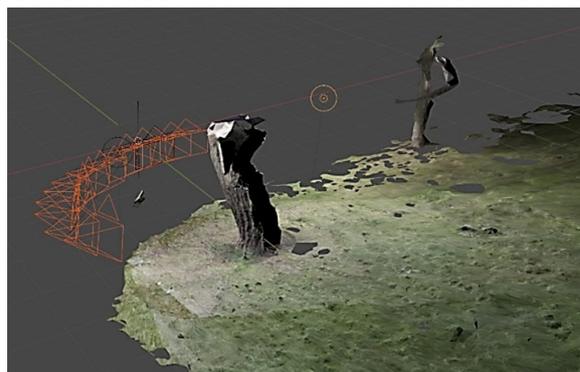


Рис. 5. 3D-модель, созданная на основе
a – 37 изображений; *б* – 50 изображений
Fig. 5. 3D-model created by *a* – 37 images; *б* – 50 images

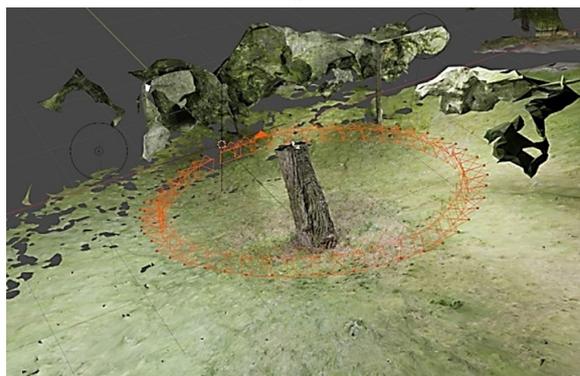
Данные особенности затрудняют использование глобального анализа для предсказания качества модели – для более полного и качественного набора снимков средняя площадь и средний периметр полигонов увеличились на 288.6 и 58.7 %, хотя визуально качество и детализация модели выше, чем для набора данных из 37 снимков.

Однако даже такие результаты глобального анализа могут быть использованы для формирования содержательных рекомендаций по улучшению качества съемки. В ходе визуализации восстановленных через SfM позиций камер на плотную модель (рис. 6) становится очевидно, что можно ограничить множество полигонов для анализа на основании их близости к координатам объекта съемки.

В рамках этапа рекомендаций было выполнено восстановление траектории съемки по измерениям инерциальных сенсоров мобильного устройства. Для обоих наборов снимков процедура восстановления траектории заняла не более 30 с.



a



б

Рис. 6. Позиции камер для набора
a – 37 изображений; *б* – 50 изображений
Fig. 6. Camera positions for set
of *a* – 37 images; *б* – 50 images

Восстановленная ориентация смартфона согласуется с реальностью: по оси *Z* угол проходит полный круг, по осям *X*, *Y* угол остается постоянным, с небольшими колебаниями, и соответствует положению устройства во время съемки. Восстановленные координаты точек траектории соответствуют реальной траектории обхода по форме и масштабу. В качестве метрики точности было использовано среднее расстояние точек восстановленной траектории до модели области, в которой в реальности находилась траектория съемки (если точка находится внутри области расстояние принимается равным 0). Для первого набора снимков среднее расстояние составило 0.038 м, для второго набора – 0.024 м. Эти значения сопоставимы с шириной траектории, что говорит о точности алгоритма восстановления.

Для формирования рекомендаций была вычислена разница между ориентацией камеры, вычисленной с помощью сенсоров, и ориентацией камеры, полученной из последовательности снимков во время 3D-реконструкции. Результаты вычисления представлены на рис. 7.

Как видно из графиков, для первого набора снимков (37 изображений) разница в значении ориентации гораздо выше, чем для второго набора

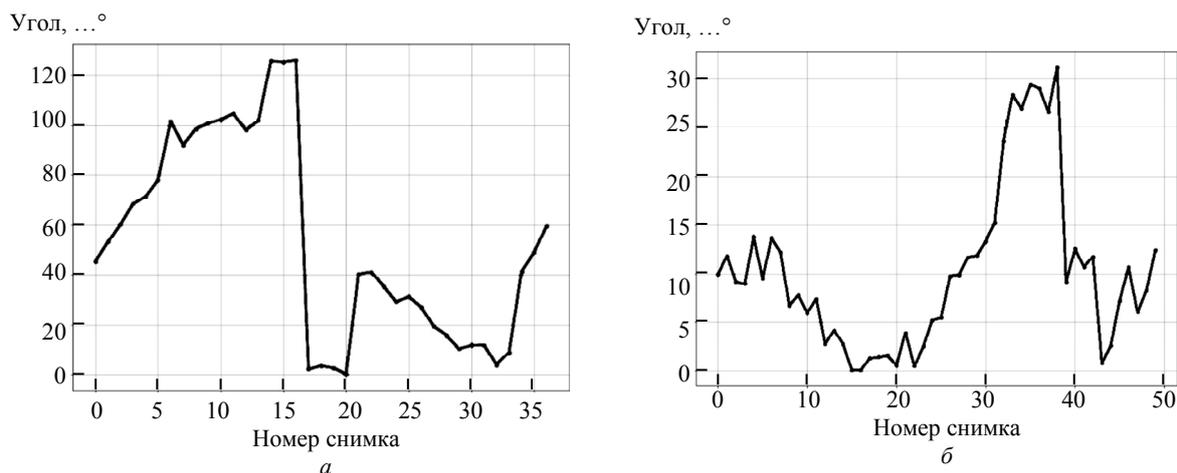


Рис. 7. Разница углов для набора a – 37 изображений; b – 50 изображений

Fig. 7. Angle difference for set of: a – 37 images; b – 50 images

(50 изображений). В первом наборе снимков средняя разница составляет 54° , тогда как во втором – 10° , что позволяет заранее, только по данным разреженного облака точек и восстановленной траектории, предсказать наличие дефектов на плотной модели, которые отображены на рис. 6, a .

Благодаря выданным рекомендациям удалось избавиться от таких потенциальных дефектов 3D-модели, как отверстия в модели, пониженное разрешение модели в определенных областях и удаление артефактов, вызванных недостатком исходной информации. Ввиду того, что глобальный анализ проводится на разреженной сетке модели объекта, скорость выполнения анализа очень высока (на модели, состоящей из 5000 полигонов, глобальный анализ и составление рекомендаций занимает 1.5...2 с).

Заключение. В данной статье были предложены алгоритмы для реализации метода сопровождения оператора во время съемки фотографий для последующей 3D-реконструкции и проведена экспериментальная оценка эффективности работы метода. Были спроектированы и реализованы этапы глобального анализа и формирования рекомендаций метода на базе алгоритма SfM, статистики полигонов разреженной модели методом К-средних и восстановления траектории с помощью экспериментов. При проектировании использовался обобщенный подход, выразившийся в использовании настраиваемых параметров, позволяющих адаптировать метод к требуемому

уровню детализации финальной 3D-модели и к особенностям условий съемки.

Экспериментальное исследование эффективности показало, что этап глобального анализа позволяет предсказывать дефекты на объектах съемки малого и среднего размера. Размеры средней площади и периметра полигонов разреженной 3D-модели позволяют оценить качество и оценить степень детализации плотной 3D-модели. Эксперименты с восстановлением траектории в рамках этапа формирования рекомендаций показали эффективность данного этапа для формирования списка областей объекта съемки, на которых наблюдаются дефекты или присутствует недостаточная степень детализации. Дополнительно было показано, что применение метода только на этапах глобального анализа и рекомендаций позволяет значительно снизить время выявления дефектов по сравнению с классическим подходом – вычисление данных двух этапов на мобильном устройстве составляло максимум 20 % от времени построения плотной 3D-модели на персональном компьютере.

В дальнейших исследованиях будут изучены вопрос эффективности работы метода на больших объектах, методы фильтрации шума в разреженном облаке точек, а также будет проведена оптимизация времени работы наиболее ресурсоемких алгоритмов (SfM, восстановление траектории).

Список литературы

1. Шестопапов Р. П., Заславский М. М. Сравнительный анализ алгоритмов сбора данных для трехмерной реконструкции // Науч.-техн. семинар кафед-

ры МОЭВМ. 2022. С. 16–21. URL: <https://etu.ru/assets/files/Faculty-FKTI/MO/sbornik-2022-moevm.pdf> (дата обращения 15.08.2023).

2. Omar H., Mahdjoubi L., Kheder G. Towards an automated photogrammetry-based approach for monitoring and controlling construction site activities // *Computers in Industry*. 2018. Т. 98. С. 172–182. doi: 10.1016/j.compind.2018.03.012.

3. Receding Horizon «Next-Best-View» Planner for 3D Exploration / A. Bircher, M. Kamel, K. Alexis, H. Oleynikova, R. Siegwart // 2016 IEEE Intern. Conf. on Robotics and Automation (ICRA). IEEE, 2016. P. 1462–1468. doi: 10.1109/ICRA.2016.7487281.

4. Method for automated data collection for 3d reconstruction / M. Zaslavskiy, R. Shestopalov, A. Grebenshchikov, D. Korenev, E. Shkvirya // 2022 32nd Conf. of Open Innovations Association (FRUCT). IEEE, 2022. P. 308–315. doi: 10.23919/FRUCT56874.2022.9953825.

5. Plausible reconstruction of an approximated mesh model for next-best view planning of SFM-MVS / R. Moritani, S. Kanai, H. Date, Y. Niina, R. Honma // *The Intern. Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sci.* 2020. Т. 43. P. 465–471. doi: 10.5194/isprs-archives-XLIII-B2-2020-465-2020. URL: <https://isprs-archives.copernicus.org/articles/XLIII-B2-2020/465/2020/> (дата обращения 15.08.2023).

6. Schönberger J. L., Frahm J.-M. Structure-from-Motion Revisited // 2016 IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Las Vegas, NV, USA, 2016. P. 4104–4113. doi: 10.1109/CVPR.2016.445.

7. Kim J., Cho J. Delaunay triangulation-based spatial clustering technique for enhanced adjacent boundary detection and segmentation of LiDAR 3D point clouds // *Sensors*. 2019. Т. 19, no. 18. С. 3926. doi: 10.3390/s19183926.

8. Mahdaoui A., Sbai E. H. 3D point cloud simplification based on k-nearest neighbor and clustering // *Advances in Multimedia*. 2020. Т. 2020. P. 1–10. doi: 10.1155/2020/8825205. URL: <https://www.hindawi.com/journals/am/2020/8825205/> (дата обращения 15.08.2023).

9. Jiménez A. R., Seco F., Torres-Sospedra J. Tools for smartphone multi-sensor data registration and GT mapping for positioning applications // 2019 Intern. Conf. on Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN). IEEE, 2019. P. 1–8. doi: 10.1109/IPIN.2019.8911784.

10. Alfian R. I., Ma'arif A., Sunardi S. Noise reduction in the accelerometer and gyroscope sensor with the Kalman filter algorithm // *J. of Robotics and Control (JRC)*. 2021. Т. 2, no. 3. P. 180–189. doi: 10.18196/jrc.2375/

11. AliceVision Meshroom: An open-source 3D reconstruction pipeline / A. Griwodz, S. Gasparini, L. Calvet, P. Gurdjos, F. Castan, B. Maujean, G. De Lillo, Y. Lanthony // *In Proc. of the 12th ACM Multimedia Systems Conf. (MMSys'21)*. Association for Computing Machinery, New York, NY, USA, 2021. P. 241–247. doi: 10.1145/3458305.3478443.

Информация об авторах

Шестопалов Роман Павлович – аспирант по направлению «Информационные технологии и телекоммуникации», ассистент каф. МОЭВМ СПбГЭТУ «ЛЭТИ».

E-mail: roman.shestopalov@moevm.info
<https://orcid.org/0000-0002-1870-0561>

Иванов Дмитрий Владимирович – аспирант по направлению «Компьютерные науки и информатика», ассистент каф. МОЭВМ СПбГЭТУ «ЛЭТИ».

E-mail: dmitry.ivanov@moevm.info
<https://orcid.org/0009-0005-8731-118X>

Заславский Марк Маркович – канд. техн. наук, заместитель заведующего кафедрой МОЭВМ, СПбГЭТУ «ЛЭТИ».

E-mail: mark.zaslavskiy@gmail.com
<https://orcid.org/0000-0002-9084-3604>

Александр Павлович Гребенщиков – бакалавр 19Б09 по направлению «Прикладная математика и информатика». Санкт–Петербургский государственный университет, Университетская наб., д. 7–9, Санкт-Петербург, 199034, Россия.

E-mail: qazwsx13240987@gmail.com

Авторский вклад

Шестопалов Роман Павлович – подраздел «Экспериментальная оценка».

Иванов Дмитрий Владимирович – подраздел «Метод оценки качества фотографий».

Заславский Марк Маркович – подразделы «Введение», «Заключение».

Гребенщиков Александр Павлович – восстановление траектории мобильного устройства, подраздел «Метод оценки качества фотографий».

References

1. Shestopalov R. P., Zaslavskij M. M. Sravnitel'nyj analiz algoritmov sbara dannyh dlja trehmernoj rekonstrukcii // *Nauch.-tehn. seminar kafedry MOJeVM*. 2022. S. 16–21. URL:

<https://etu.ru/assets/files/Faculty-FKTI/MO/sbornik-2022-moevm.pdf> (data obraschenija 15.08.2023). (In Russ.).

2. Omar H., Mahdjoubi L., Kheder G. Towards an automated photogrammetry-based approach for monitoring and controlling construction site activities // *Computers in Industry*. 2018. T. 98. P. 172–182. doi: 10.1016/j.compind.2018.03.012.
3. Receding Horizon «Next-Best-View» Planner for 3D Exploration / A. Bircher, M. Kamel, K. Alexis, H. Oleynikova, R. Siegwart // 2016 IEEE Intern. Conf. on Robotics and Automation (ICRA). IEEE, 2016. P. 1462–1468. doi: 10.1109/ICRA.2016.7487281.
4. Method for automated data collection for 3d reconstruction / M. Zaslavskiy, R. Shestopalov, A. Grebenschikov, D. Korenev, E. Shkvirya // 2022 32nd Conf. of Open Innovations Association (FRUCT). IEEE, 2022. P. 308–315. doi: 10.23919/FRUCT56874.2022.9953825.
5. Plausible reconstruction of an approximated mesh model for next-best view planning of SFM-MVS / R. Moritani, S. Kanai, H. Date, Y. Niina, R. Honma // *The Intern. Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sci.* 2020. T. 43. P. 465–471. doi: 10.5194/isprs-archives-XLIII-B2-2020-465-2020. URL: <https://isprs-archives.copernicus.org/articles/XLIII-B2-2020/465/2020/> (data obraschenija 15.08.2023).
6. Schönberger J. L., Frahm J.-M. Structure-from-Motion Revisited // 2016 IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Las Vegas, NV, USA, 2016. P. 4104–4113, doi: 10.1109/CVPR.2016.445.
7. Kim J., Cho J. Delaunay triangulation-based spatial clustering technique for enhanced adjacent boundary detection and segmentation of LiDAR 3D point clouds // *Sensors*. 2019. T. 19, no. 18. P. 3926. doi: 10.3390/s19183926.
8. Mahdaoui A., Sbai E. H. 3D point cloud simplification based on k-nearest neighbor and clustering // *Advances in Multimedia*. 2020. T. 2020. P. 1–10. doi: 10.1155/2020/8825205. URL: <https://www.hindawi.com/journals/am/2020/8825205/> (data obraschenija 15.08.2023).
9. Jiménez A. R., Seco F., Torres-Sospedra J. Tools for smartphone multi-sensor data registration and GT mapping for positioning applications // 2019 Intern. Conf. on Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN). IEEE, 2019. P. 1–8. doi: 10.1109/IPIN.2019.8911784.
10. Alfian R. I., Ma'arif A., Sunardi S. Noise reduction in the accelerometer and gyroscope sensor with the Kalman filter algorithm // *J. of Robotics and Control (JRC)*. 2021. T. 2, no. 3. P. 180–189. doi: 10.18196/jrc.2375/.
11. AliceVision Meshroom: An open-source 3D reconstruction pipeline / A. Griwodz, S. Gasparini, L. Calvet, P. Gurdjos, F. Castan, B. Maujean, G. De Lillo, Y. Lanthony // *In Proc. of the 12th ACM Multimedia Systems Conf. (MMSys'21)*. Association for Computing Machinery, New York, NY, USA, 2021. P. 241–247. doi: 10.1145/3458305.3478443.

Information about the authors

Roman P. Shestopalov – postgraduate student in «Information Technology and Telecommunications», assistant of the Department of Software Engineering and Computer Applications of Saint Petersburg Electrotechnical University.

E-mail: roman.shestopalov@moevm.info
<https://orcid.org/0000-0002-1870-0561>

Dmitry V. Ivanov – postgraduate student in «Computer Science and Informatics», assistant of the Department of Software Engineering and Computer Applications of Saint Petersburg Electrotechnical University.

E-mail: dmitry.ivanov@moevm.info
<https://orcid.org/0009-0005-8731-118X>

Mark M. Zaslavskiy – Cand. Sci (Eng.), Deputy Head of the Department of Software Engineering and Computer Applications of Saint Petersburg Electrotechnical University.

E-mail: mark.zaslavskiy@gmail.com
<https://orcid.org/0000-0002-9084-3604>

Alexander P. Grebenschikov – bachelor student in «Applied Mathematics and Computer Science» of Saint Petersburg University, 7–9 Universitetskaya Embankment, Saint Petersburg, 199034, Russian Federation.

E-mail: qazwsx13240987@gmail.com

Author's contribution

Roman P. Shestopalov – section «Experimental assessment».

Dmitry V. Ivanov – section «Method of assessing the quality of photographs».

Mark M. Zaslavskiy – sections «Introduction», «Conclusion».

Alexander P. Grebenschikov – restoration of the trajectory of a mobile device, section «Method for evaluating the quality of photos».

Статья поступила в редакцию 20.08.2023; принята к публикации после рецензирования 29.11.2023; опубликована онлайн 30.01.2024.

Submitted 20.08.2023; accepted 29.11.2023; published online 30.01.2024.