\_\_\_\_ КОМПЬЮТЕРНАЯ ГРАФИКА \_\_ И визуализация

УДК 004.92

# ВОССТАНОВЛЕНИЕ ПАРАМЕТРОВ ОСВЕЩЕНИЯ В СИСТЕМАХ СМЕШАННОЙ РЕАЛЬНОСТИ С ПОМОЩЬЮ ТЕХНОЛОГИИ СВЕРТОЧНЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ПО RGBD-ИЗОБРАЖЕНИЯМ

© 2020 г. М. И. Сорокин<sup>*a*,\*</sup>, Д. Д. Жданов<sup>*a*,\*\*</sup>, А. Д. Жданов<sup>*a*,\*\*\*</sup>, И. С. Потемин<sup>*a*,\*\*\*\*</sup>, Н. Н. Богданов<sup>*a*,\*\*\*\*</sup>

<sup>а</sup> Санкт-Петербургский национальный исследовательский университет информационных технологий, механики и оптики 197101 Санкт-Петербург, Кронверкский пр., 49, Россия

\*E-mail: vergotten@gmail.com

\*\*E-mail: ddzhdanov@mail.ru

\*\*\*E-mail: adzhdanov@itmo.ru

\*\*\*\*E-mail: ipotemin@yandex.ru

\*\*\*\*\*E-mail: bogdanov@k-remonta.com

Поступила в редакцию 18.12.2019 г. После доработки 10.01.2020 г. Принята к публикации 21.01.2020 г.

Одной из основных проблем устройств смешанной реальности является отсутствие универсальных методов и алгоритмов, позволяющих естественным образом визуализировать объекты виртуального мира в реальном пространстве. Ключевым моментом естественного восприятия виртуальных объектов в реальном мире является создание естественных условий освещения объектов виртуальных объектов в реальном мире является создание естественных условий освещения объектов виртуальноного мира источниками света, находящимися в реальном мире, т.е. формирование естественных бликов на виртуальных объектах и теней от этих объектов в реальном мире. В работе предлагается метод адекватного определения положения основных источников реального мира в системах смешанной реальности. Современные технологии, объединяющие возможности формирования двухсполовиноймерных изображений, создаваемых камерами глубины, и их последующую компьютерную обработку с использованием нейронных сетей, позволяют выделить объекты реального мира, распознать их тени и корректно восстановить источники света, создающие эти тени. Приводятся результаты работы предложенного метода, оценивается точность восстановления положения источников света и демонстрируется визуальное отличие изображения сцены с исходными источниками света от этой же сцены с восстановленными параметрами источников света.

DOI: 10.31857/S0132347420030097

## 1. ВВЕДЕНИЕ

В настоящее время происходит быстрое развитие визуальных интерактивных технологий: VR (виртуальная реальность), AR (дополненная реальность), MR (смешанная реальность) [1–3]. На рынке представлено множество устройств VR, AR, MR [4–6], а над улучшением качества зрительного восприятия, включая решение проблемы восстановления параметров источников света реального мира, работают многие исследовательские группы [7–9]. Существует ряд реализованных пилотных проектов, использующих эти технологии не только в индустрии развлечений и игр. Технологии VR, AR, MR находят применение в медицине [10], в архитектуре [11], в военном деле [12] и в других областях человеческой деятельности.

Следует отметить, что технология смешанной реальности сложнее технологий виртуальной или дополненной реальностей. Если в системе виртуальной реальности человек полностью погружен в виртуальный мир и не видит окружающего пространства, а в системе дополненной реальности человек наблюдает вспомогательные элементы, такие как, например, данные навигации или информационные сообщения, то в системе смешанной реальности человек видит виртуальные объекты, внедренные в пространство реального мира. При этом человек должен воспринимать виртуальные объекты как объекты реального мира и у

него не должно возникать конфликта зрительного восприятия, вызванного, например, неестественным освещением виртуальных объектов. Для того, чтобы виртуальный объект выглядел достаточно реалистично, необходимо выполнить несколько условий. Во-первых, виртуальный объект должен иметь естественные оптические свойства поверхности (отражение, пропускание, преломление, включая соответствующие текстуры). В большинстве случаев свойства поверхностей виртуальных объектов (текстур и оптических свойств) могут быть назначены вычислительной системой (на основе данных из библиотек материалов, например) или пользователем (на основе личного опыта). Поэтому корректное назначение оптических свойств не является сложной проблемой

Вторым важным условием реалистичного восприятия виртуальных объектов является физическая корректность их освещения. То есть блики, яркие и затененные области на объектах должны соответствовать условиям реального освещения, а также виртуальные объекты должны отбрасывать тени в соответствии с этими условиями освещения. С точки зрения зрительного восприятия блики на виртуальных объектах и тени, которые они отбрасывают, должны коррелировать с бликами и тенями от реальных объектов и не вызывать чувства дискомфорта при наблюдении смешанного изображения.

В данной статье авторы предлагают эффективный метод восстановления положения источников света (ИС) реального мира по двухсполовиноймерным изображениям, получаемым с помощью камер глубины, которые могут быть интегрированы в системы смешанной реальности.

# 2. АНАЛИЗ СУЩЕСТВУЮЩИХ РАБОТ

Ранее авторы рассматривали вопрос восстановления распределения яркости методом трех сфер, который заключался в определении координат положения источника света в пространстве сцены [13]. В статье было показано, что разработанный метод определения координат положения источника света на основе анализа HDRI может обеспечить достаточно точные результаты. Тем не менее, метод имеет ряд недостатков, таких как:

1. Метод работоспособен только при условии, что, во-первых, поверхности имеют свойства отражения, близкие к закону Ламберта, то есть идеально "матовые" или диффузно отражающие поверхности, и во-вторых, диаграмма излучения источника света близка к закону Ламберта.

 Для локальной области изображения метод позволяет найти только один источник света.

ПРОГРАММИРОВАНИЕ № 3 2020

Предлагаемый метод лишен этих недостатков. Он может работать с произвольными диффузными поверхностями (заданными ДФР), а также с несколькими источниками света.

Вопросами восстановления условий освещения реальных сцен занимаются различные группы исследователей. В работе [14] представлен метод, основанный на высококачественной оценке освещенности методами сверточной нейронной сети (СНС, англ. – CNN). Авторы обучают СНС, используя синтезированные изображения, и впоследствии применяют ее для анализа реальных изображений. Чтобы поддерживать точность и эффективность метода, результаты оценки освещенности объединяются от нескольких экземпляров СНС. Экспериментальные результаты показывают, что предлагаемый метод дает достаточно точные оценки при анализе изображений реального мира.

В работе [15] представлен метод визуализации теней с помощью освещения, полученного в ходе анализа изображений в приложениях дополненной реальности. Для аппроксимации результатов освещения и затенения окружающей среды система использует купол с разноцветными источниками света. Цвет каждой тени определяется областью окружающей среды за источником света. В результате становится возможным устанавливать непосредственное влияние изменений условий освещения на отбрасывание теней виртуальными объектами.

В статье [16] предложена концепция анализа теней в режиме реального времени для приложений дополненной реальности, использующих теневые объемы. Концепция была реализована в прототипе "shadowAReality" с положительными результатами. Тени значительно улучшают реальную сцену и предлагают пользователю более интуитивный и реалистичный мир. Как представлено в статье [17], алгоритм анализа теневого объема может быть улучшен за счет использования порталов, окклюзии и методов отбора усеченного вида, позволяющих избежать рендеринга ненужных теневых объемов. Кроме того, возможно улучшение алгоритма теневого объема с использованием языка затенения nVIDIA Cg [18, 19].

Авторы работы [20] представляют метод восстановления освещения и свойств поверхности по случайно отсканированной геометрии. Это означает быструю и потенциально "шумную" процедуру сканирования немодифицированных и неструктурированных сцен с помощью стандартного датчика RGB-D. В отличие от процедур восстановления светотехнических характеристик объектов, требующих тщательной подготовки в лабораторных условиях, этот метод работает с



Рис. 1. Метод восстановления координат источников света по теням от объектов.

данными, которые могут быть получены пользователями в полевых условиях. Чтобы обеспечить надежную процедуру восстановления, авторы сегментировали полученную геометрию на поверхности с однородными свойствами материала и рассчитали перенос излучения на этих сегментах. С такими входными данными авторы решили обратную задачу рендеринга – факторизацию освещения и свойств материала, используя итеративную оптимизацию в форме сферических гармоник. Это позволяет учитывать самозатенение и восстанавливать зеркальные свойства объектов. Полученные данные можно использовать для генерации широкого спектра приложений смешанной реальности, включая рендеринг синтетических объектов с соответствующим освещением в заданной сцене, а также синтез изображения сцены (или ее части) с новым освещением. Была продемонстрирована надежность данного подхода на реальных и синтезированных примерах в различных условиях освещения и проведено сравнение с исходными данными.

Для восстановления параметров естественного и искусственного освещения по HDRI изображениям существует ряд работ [21–23], которые позволяют найти и выделить яркие источники света, создающие блики и тени. Однако для гарнитур смешанной реальности при нахождении параметров естественного освещения (положение солнца) более естественный подход должен основываться на анализе параметров датчиков, определяющих ориентацию гарнитуры в пространстве, дате и времени, привязывая эти параметры к параметрам модели неба и, соответственно, положению солнца на небе.

В работе [24] предлагается метод восстановления контуров теней с помощью ROI (Region of interest) и анализа прилегающих пикселей объекта на изменение контрастности. Метод достаточно простой и надежный, но для простых объектов и теней. В отличие от данного метода сверточные сети позволяют определять сложные тени по всему изображению, а не только в интересующей области.

Рассмотренные работы предлагают эффективные подходы для восстановления распределения освещения в системах смешанной реальности, что в ряде случаев позволяет получить удовлетворительные результаты. С другой стороны, рассмотренные подходы хорошо работают, когда в сцене присутствует только один источник света (солнце или искусственный источник света) или источники света находятся на значительном расстоянии (практической бесконечности). В реальном мире присутствует множество источников света. Поэтому авторами предложен новый подход, который может восстановить параметры освещения в сложных сценах с несколькими источниками света.

## 3. МЕТОД

В настоящей работе предложен метод, который заключается в определении источников освещения сцены по RGBD-изображению сцены. Данное RGBD-изображение позволяет получить координаты точек теней и объектов сцены,



Рис. 2. Алгоритм метода восстановления координат источников света.

создающих эти тени. Метод основывается на формировании и анализе пучков лучей, соединяющих координаты объекта и тени. Основное положение, на котором базируется данный метод, заключается в том, что для каждой точки на гранише тени сушествует точка на объекте, которая соединит его с источником света. Поэтому, в области максимальной концентрации "пересечений" лучей, идущих от точек, находящихся на границах теней, на точки, находящиеся на границах объектов, будет находиться источник света. Кроме того, по размеру области концентрации лучей можно оценить размер источника света. Данный метод позволяет работать как со сценами, в которых источник света может отсутствовать в поле зрения, так и со сценами, содержащими большое количество источников света, включая неточечные источники света. Естественно, предложенный метод может обнаружить только те источники света, которые отбрасывают различимые тени.

Следует отметить, что предложенный метод работает не с 3D моделями сцены, а с изображениями и картами глубин, которые могут быть получены с использованием специальных устройств, например, 3D сканеров или лидаров, которые могут определить расстояние до любой точки изображения и формируют эту информацию значительно быстрее, чем создание полной 3D модели. На рисунке 1 наглядно представлено изображение метода восстановления координат источников света по координатам объектов и их теней.

Алгоритм предлагаемого метода восстановления координат источников света представлен на рисунке 2 и состоит из следующих этапов:

1. Получение входных данных от устройства MR: карта глубины и соответствующее изображение видимой области сцены.

2. С помощью сверточной нейронной сети определение всех теневых участков изображения и нахождение их границ.

3. Используя пространственный фильтр и алгоритм фильтрации Canny в ROI, определение объектов, отбрасывающих тени, и выделение их разными цветами. Нахождение границ объектов.

4. Сохранение координат точек границ объектов и теней.

5. Формирование пучков лучей. Пучки лучей испускаются через координаты точек границы тени на точки на границе объектов. Точки на границе тени выбираются с шагом 5 пикселей и из каждой точки на границе тени с шагом 5 пикселей обстреливается граница объекта.

6. Поиск области "пересечения" лучей (каустики лучей) от различных точек на границе тени. Считается, что источник может находиться там, где есть "пересечение" как минимум трех лучей.

Реализация данного метода графически проиллюстрирована на рисунке 3, где одним цветом выделены лучи, проходящие через одну точку на границе объекта от различных точек на границе тени, а точкой выделены координаты с наибольшей плотностью каустики, то есть наиболее вероятным положением источника света.



Рис. 3. Иллюстрация метода восстановления координат источников света.



**Рис. 4.** U-Net архитектура нейронной сети.

Для восстановления координат точек объекта используется подход ROI (Region of Interest) относительно изображения тени. Если предположить, что объект соприкасается с тенью (это характерно для большинства объектов и их теней), то алгоритм обрабатывает эти участки (ROI) с помощью фильтра "Canny" и вычитает уже известные координаты теней, тем самым оставляя только координаты объекта. В фильтр "Canny" так же входит сглаживание по Гауссу для поиска градиентов и устранения шума.

Использование данного подхода позволяет отделить области тени от самого объекта, а использование функций библиотеки "NumPy" дает возможность получить координаты всех ненулевых пикселей отдельно для тени и для объекта.

# 4. РЕАЛИЗАЦИЯ

В основе предлагаемого метода лежит полносверточная нейронная сеть, позволяющая на исходном изображении сцены выделить тени и объекты, их формирующие, а также алгоритмы восстановления источников света по двухсполовиноймерным изображениям объектов и их теней. В качестве тренировочного набора данных был использован набор данных "SBU\_Shadow" [25], который состоит из оригинальных изображений и их масок, где белым цветом выделена тень, а черным — незатененные участки.

В качестве архитектуры полносверточной сети было решено взять архитектуру U-Net, поскольку она наиболее хорошо подходит для работы с бинарной классификацией.

Архитектура состоит из 4 блоков "downsample" слоев для обучения классификации, 4 блоков "upsample" слоев, для получения на выходе массива той же размерности, что и на входе, а также "bottleneck" блоков со значением карты признаков 256 для более глубокого обучения сети.

Архитектура U-NET представлена на рисунке 4.

Пример пары изображений данного набора представлен на рисунке 5.

Тренировочный набор данных состоит из 4085 пар изображений, а тестовый из 638. Для схождения нейронной сети потребовалось всего 6 эпох,



**Рис. 5.** Пример пары изображений данных, используемых для обучения нейронной сети.



Рис. 6. История обучения нейронной сети.

что заняло на GeForce 1080Ti порядка 3 минуты. Скорость работы уже обученной нейронной сети составляет 28 мс.

В качестве функций активации слоев использовалась функция sigmoid, поскольку по своей природе она нелинейна, а комбинация таких функций производит также нелинейную функцию. Еще одно достоинство функции sigmoid это то, что она гладкая, и в отличие от ступенчатой функции она позволяет сделать активацию аналоговой. Для сигмоиды также характерен гладкий градиент. Сигмоида выглядит подходящей функцией для задач классификации. Она стремится привести значения к одной из сторон кривой (например, к верхнему при x = 1 или нижнему при x = -1 пределу). Такое поведение позволяет находить четкие границы при предсказании. Из недостатков же стоит отметить то, что при приближении к концам сигмоиды значения Ү имеют тенденцию слабо реагировать на изменения в X. Это означает, что градиент в таких областях принимает маленькие значения. А это, в свою очередь, приводит к проблемам с градиентом исчезновения.

На рисунке 6 изображена история обучения нейронной сети в виде графика, где по горизонтали отображены эпохи, а по вертикали – уменьшение потерь. Данный график построен для обучающихся данных (loss) и для проверочных (val\_loss). Задача нейронной сети максимально снизить ошибку целевой функции, чего она и достигает на 5 эпохе со значениями loss: 0.2093 и val\_loss: 0.2179. В качестве функции ошибки в данной работе использовалась 'binary\_crossentropy', а в качестве оптимизатора (функция обновления весов) – RM-Sprop со значениями lr=1e-4, decay=1e-6.

Точность классификации на проверочных данных составила 92 процента, а на тестовых – 94 процента, используя IoU (intersection over union) метрику. Как можно увидеть на рисунке 7, ре-

ПРОГРАММИРОВАНИЕ № 3 2020

зультаты работы нейронной сети очень близки к эталонным. Левые изображения на рисунке 7 – оригинальные изображения, которые подаются на вход нейронной сети, правые – эталонные или "ground truth", а посередине – результат предсказания нейронной сети.

После того, как определили участки с тенью на изображении, берется ROI этой области и применяется оператор Canny. Зная координаты области с тенью, убираются все внутренние и наружные пиксели и остаются только области с контурами самого объекта.

Результат работы оператора "Canny" представлен на рисунке 8.

Зная координаты объекта и тени, испускаются пучки лучей, соединяющие точки на контуре тени с точками на контуре объекта. Данный алгоритм детально описан в предыдущей главе. Функция, хранящая координаты всех испущенных лучей, реализована в виде питру-массива. Библиотека питру выбрана из-за удобства и эффективности работы с данными. Затем для групп лучей, выпущенных с разных точек на границе тени, находятся области каустик, соответствующие максимальной близости лучей. Эти области являются источниками света, освещающего сцену.

Данный метод позволяет определить источники освещения в заданной системе координат. В простейшем случае система координат формируется относительно текущего изображения, т.е. одна из осей ориентирована по направлению на центр изображения, а две другие — по осям экрана. Использование данного метода с 3D сканером или гарнитурой смешанной реальности, позиционирующей свое положение в пространстве, позволит определить координаты источников света в пространстве сцены.

На рисунке 9 показан пример работы данного алгоритма на примере пяти реальных изображений. Слева направо приведены исходные изображения и промежуточные результаты работы алгоритмов по определению координат объектов и их теней на изображении. На рисунке представлены: оригинальные изображения, изображения, полученные с помощью фильтра Canny, изображения с тенями и изображения с объектами. Имея данные изображения, можно определить координаты на объектах и тенях изображений, затем построить лучи с границ теней на границы объектов и определить источники света. Сцены пронумерованы по порядку, от первой сверху до пятой внизу рисунка.



Рис. 7. Результаты работы нейронной сети.



Рис. 8. Результат работы оператора Canny для выделения контуров.

2020



Рис. 9. Пример работы алгоритмов по определению координат границ объектов и теней.



Рис. 10. Результат работы алгоритма по определению источников освещения (1-5 сцена слева направо).

ПРОГРАММИРОВАНИЕ № 3 2020

### СОРОКИН и др.



Рис. 11. Область пересечения лучей сцены относительно исходного источника света.

На рисунке 10 визуализирован результат работы алгоритма по определению координат источников света с помощью анализа трасс лучей.

Более подробно результат работы алгоритма для третьей сцены представлен на рисунке 11. Слева приведено оригинальное изображение, а справа результат работы с выделенной областью пересечения лучей. Абсолютная погрешность относительно источника освещения составляет 0.109 метра (или 37 пикселей экрана), относительная погрешность — 13.9%, угловая погрешность ориентации источника света относительно центра освещаемого объекта сцены — 0.0606 радиана.

В таблице 1 представлены результаты восстановления координат источников света для пяти сцен, приведенных выше. Погрешности восстановления координат источника света приводятся в абсолютном виде как отклонение центра исходного источника от центра восстановленного источника света (в пространстве реальной сцены в метрах и в пространстве экрана — в пикселях) и как отклонение между направлениями от центра объекта на исходный источник света и от центра объекта на восстановленный источник света — в радианах. Кроме того, приводится относительная ошибка восстановления источника света как разность между положениями центров исходного и восстановленного источников света, приведенная к расстоянию от центра объекта до исходного источника света — в процентах.

Размеры оригинальных изображений сцен составляют 622 × 415 пикселей. Размеры ROI участков изображения — 224 × 224 пикселя, что дает возможность запустить их на вход нейронной сети и классифицировать теневые области.

Все операции были выполнены на компьютере с процессором Ryzen7-1700 и видеокартой GTX 1080Ti. Время распознавания тени на изображении составило 32 ms, распознавание объекта – 25 ms и поиск координат положения центра источника света методом поиска области "пересечения" лучей – 875 ms.

В данной работе использовался язык программирования Python и библиотеки OpenCV, Keras, Numpy и Scikit-learn.

| Cцена, n | Абсолютная<br>погрешность<br>(в пикселях) | Абсолютная<br>погрешность<br>(в метрах) | Относительная погрешность | Угловая погрешность<br>(в радианах) |
|----------|---|---|---------------------------|-------------------------------------|
| 1        | 12  | 0.036                                   | 2.58%                     | 0.0004                              |
| 2        | 26  | 0.077                                   | 8.1%                      | 0.0084                              |
| 3        | 37  | 0.109                                   | 13.9%                     | 0.0606                              |
| 4        | 42  | 0.124                                   | 13.6%                     | 0.0412                              |
| 5        | 19  | 0.056                                   | 6.7%                      | 0.0334                              |

Таблица 1. Точность определения источников света

# 5. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В данной работе показано, что разработанный метод подходит для работы с системами дополненной реальности и позволяет решить задачу восстановления координат центров источников света в системе координат сцены. В работе использовалась сверточная нейронная сеть с архитектурой U-Net, после обучения которой точность классификации составила 94 процента. Архитектура данной сети подходит для бинарной классификации данных и может распознавать сложные тени на изображениях. Скорость работы нейронной сети позволяет использовать данное решение в системах реального времени, а скорость восстановления параметров источника света лучевым метолом. после его реализании на GPU, также позволит использовать предложенный подход в системах реального времени. Точность восстановления координат центров источников света в большинстве случаев была достаточной для формирования естественного визуального восприятия освешения виртуальных объектов источниками света реального мира. В дальнейшем планируется повысить точность восстановления координат источников света, особенно в случаях сложного освещения, и реализовать возможность оценки размера и формы протяженного источника света.

#### БЛАГОДАРНОСТИ

Работа выполнена при финансовой поддержке Российского научного фонда (проект № 18-79-10190).

## СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

- Parsons S., Cobb, S. State-of-the-art of virtual reality technologies for children on the autism spectrum // European Journal of Special Needs Education. 2011. V. 26. № 3. P. 355–366.
- Palmarini R. A systematic review of augmented reality applications in maintenance // Robotics and ComputerIntegrated Manufacturing. 2018. V. 49. P. 215–228.
- Izadi S. The Reality of Mixed Reality // Proceedings of the 2016 Symposium on Spatial User Interaction, 2016, ACM. P. 1–2.
- 4. Oculus Rift, https://www.oculus.com (10 April 2019).
- 5. Epson Moverio, https://moverio.epson.com (10 April 2019).
- Microsoft Hololens, https://www.microsoft.com/enus/hololens (10 April 2019).
- 7. *William R., Craig A.* Understanding virtual reality: Interface, application, and design, Morgan Kaufmann, 2018.
- Iis T. P., Jung T. H., Claudia M. D. Embodiment of wearable augmented reality technology in tourism experiences // Journal of Travel research. 2018. V. 57. № 5. P. 597–611.

- Trout T. Collaborative mixed reality (MxR) and networked decision making // Next-Generation Analyst VI. V. 10653. International Society for Optics and Photonics, 2018.
- 10. Sheena B., Anandasabapathy S., Shukl, R. Use of augmented reality and virtual reality technologies in endoscopic training // Clinical Gastroenterology and Hepatology. 2018. V. 16. № 11. P. 1688–1691.
- Kiljae A., Ko D., Gim S. A Study on the Architecture of Mixed Reality Application for Architectural Design Collaboration // International Conference on Applied Computing and Information Technology. Springer, Cham. 2018. P. 48–61.
- Livingston M., Zhuming A., Decker J. W. Human Factors for Military Applications of Head-Worn Augmented Reality Displays // International Conference on Applied Human Factors and Ergonomics. Springer, Cham. 2018. P. 56–65.
- Wang X., Zhdanov D. D., Potemin I. S., Wang Y., Cheng, H. The efficient model to define a single light source position by use of high dynamic range image of 3D scene // The international society for optical engineering, Optoelectronic Imaging and Multimedia Technology IV, 100200I (31 October 2016).
- Mandl D., Yi K. M., Mohr P., Roth P. M., Fua P., Lepetit V., Schmalstieg D., Kalkofen D. Learning lightprobes for mixed reality illumination // IEEE International Symposium on Mixed and Augmented Reality (ISMAR). IEEE. 2017. P. 82–89.
- 15. Supan P., Stuppacher I., Haller M. Image Based Shadowing in Real-Time Augmented Reality // International Journal of Virtual Reality. 2006. V. 5. № 3. P. 1–7.
- Haller M., Drab S., Hartmann W. A real-time shadow approach for an augmented reality application using shadow volumes // Proceedings of the ACM symposium on Virtual reality software and technology. ACM. 2003. P. 56–65.
- Everitt C., Kilgard M. J. Practical and Robust Stenciled Shadow Volumes Hardware-Accelerated Rendering, arXiv preprint cs/0301002, 2003.
- 18. *Randima F., Kilgard M. J.* The Cg Tutorial: The definitive guide to programmable real-time graphics, Addison-Wesley Longman Publishing Co., Inc., 2003.
- 19. *Kirk D. CG* Toolkit, User's Manual, Nvidia Corporation, Santa Clara, CA, 2002.
- Richter-Trummer T. Instant mixed reality lighting from casual scanning // IEEE International Symposium on Mixed and Augmented Reality (ISMAR). IEEE, 2016. P. 27–36.
- Волобой А.Г., Галактионов В.А., Копылов Э.А., Шапиро Л.З. Расчет солнечного освещения, заданного изображением с большим динамическим диапазоном // Труды16-ой международной конференции по компьютерной графике и ее приложениям – ГрафиКон'2006, Россия, Новосибирск, июль 1–5, 2006. С. 467–472.
- 22. Волобой А.Г., Галактионов В.А., Копылов Э.А., Шапиро Л.З. Моделирование естественного дневного

ПРОГРАММИРОВАНИЕ № 3 2020

освещения, задаваемого изображением с большим динамическим диапазоном // "Программирование", № 5, 2006. С. 62–80.

- 23. Валиев И.В., Волобой А.Г., Галактионов В.А. Физически корректная модель солнечного освещения, задаваемая изображением с большим динамическим диапазоном // "Вестник компьютерных и информационных технологий", № 9, 2009. С. 10–17.
- 24. Jiddi S., Robert P., Marchand E. Illumination Estimation using Cast Shadows for Re- alistic Augmented Re-

ality Applications // IEEE Int. Symposium on Mixed and Augmented Reality (ISMAR-Adjunct), Oct 2017, Nantes, France. 2017.

25. Vicente T. F. Y., Hou L., Yu C.-P., Hoai M., Samaras D. Large-scale training of shadow detectors with noisilyannotated shadow examples // Proceedings of the European Conference on Computer Vision, 2016.