

УДК 004.852

А.В. Михеев, К.В. Святлов, С.В. Сухов, Д.П. Канин, Я.А. Акимов, П.М. Волков

ИЗМЕНЕНИЕ ОСВЕЩЕНИЯ СЦЕН ПРИ ПОМОЩИ КАСКАДА НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ¹

Михеев Александр Вячеславович, окончил Ульяновский государственный технический университет. Программист Ульяновского областного центра новых информационных технологий при УлГТУ. Область научных интересов – машинное обучение. [e-mail: a.miheev@simcase.ru].

Святлов Кирилл Валерьевич, кандидат технических наук, окончил УлГТУ. Декан факультета информационных систем и технологий УлГТУ. Опубликовано 40 статей, 3 монографии, 1 учебное пособие, получено 4 свидетельства о регистрации программы для ЭВМ. Область научных интересов – машинное обучение и робототехника. [e-mail: k.svyatov@ulstu.ru].

Сухов Сергей Владимирович, кандидат физико-математических наук, окончил филиал Московского государственного университета им. М.В. Ломоносова в г. Ульяновске. Старший научный сотрудник Ульяновского филиала Института радиотехники и электроники им. В.А. Котельникова РАН. Опубликовано 1 монография, 70 статей, получено 2 патента на изобретения. Область научных интересов – оптика, вычислительная нейробиология, машинное обучение. [e-mail: ssukhov@knights.ucf.edu].

Канин Даниил Павлович, студент факультета информационных систем и технологий УлГТУ, победитель соревнований по робототехнике. Область научных интересов – машинное обучение. [e-mail: dan-kan@mail.ru].

Акимов Яков Андреевич, студент факультета информационных систем и технологий УлГТУ, победитель соревнований по робототехнике. Область научных интересов – машинное обучение. [e-mail: yasha.akimov.73@gmail.com].

Волков Павел Михайлович, студент факультета информационных систем и технологий УлГТУ, победитель соревнований по робототехнике. Область научных интересов – машинное обучение. [e-mail: p.vollkoff@yandex.ru].

Аннотация

В статье рассматривается процесс моделирования искусственного освещения поверхностей с учетом теней на выпуклых и вогнутых поверхностях с использованием методов машинного обучения и методов работы с трехмерными объектами.

Несмотря на многообразие приложений для обработки фотографий (LightRoom, Photoshop, Snapchat, Instagram и многие другие), есть проблема, связанная с корректным моделированием освещения на поверхностях, обусловленная свойствами самого формата данных фотографии. Во-первых, фотография двумерная и содержит лишь косвенную информацию о трехмерных объектах, изображенных на ней. Во-вторых, фотография фиксирует определенное состояние объектов с определенным набором свойств, которых недостаточно для моделирования теней и освещения в других состояниях. Недостающую информацию трудно воссоздать классическими алгоритмами или эвристиками из-за большого количества параметров объектов для распознавания на фотографии и их возможных комбинаций. Однако методы машинного обучения способны аппроксимировать очень сложные функциональные связи на основе обучающих выборок. В данной статье описывается решение задачи моделирования искусственного освещения и теней на фотографии с использованием нескольких нейронных сетей, обученных на синтетических данных.

Ключевые слова: искусственный интеллект, нейронные сети, машинное обучение, компьютерное зрение.

CHANGING THE LIGHTING IN THE SCENES BY USING NEURAL NETWORKS CASCADES

Aleksandr Viacheslavovich Mikheev, graduated from Ulyanovsk State Technical University; Software Engineer of Ulyanovsk Regional Center for New Information Technologies at Ulyanovsk State Technical University; his research interests include machine learning. e-mail: a.miheev@simcase.ru.

Kirill Valerevich Sviatov, Candidate of Science in Engineering; graduated from Ulyanovsk State Technical University; Dean of the Faculty of Information Systems and Technologies of Ulyanovsk State Technical University;

¹ Исследование проводится при поддержке гранта РФФИ № 18-47-732004 р_мк и фонда «Ботан Инвестмент».

an author of 40 articles, three monographs, one textbook, and four certificates of registration of computer software programs; his research interests include machine learning and robotics. e-mail:k.svyatov@ulstu.ru.

Sergei Vladimirovich Sukhov, Candidate of Science in Physics and Mathematics; graduated from the Ulyanovsk Branch of Lomonosov Moscow State University; Senior Staff Scientist at the Ulyanovsk Branch of the Kotelnikov Institute of Radioengineering and Electronics of the Russian Academy of Sciences; an author of one monograph, 70 articles, two patents of inventions in the field of optics, computational neurobiology, machine learning. e-mail:ssukhov@knights.ucf.edu.

Daniil Pavlovich Kanin, Student of the Faculty of Information Systems and Technologies of Ulyanovsk State Technical University; Winner of robotics competitions; his research interests include machine learning. e-mail:dan-kan@mail.ru.

Iakov Andreevich Akimov, Student of the Faculty of Information Systems and Technologies of Ulyanovsk State Technical University; Winner of robotics competitions; his research interests include machine learning. e-mail:yasha.akimov.73@gmail.com.

Pavel Mikhailovich Volkov, Student of the Faculty of Information Systems and Technologies of Ulyanovsk State Technical University; Winner of robotics competitions; his research interests include machine learning. e-mail:p.vollkoff@yandex.ru.

Abstract

The article describes the process of creating the artificial illumination of surfaces taking into account shadows on convex and concave surfaces using machine learning algorithms and methods of working with three-dimensional objects.

Despite the variety of applications for photo processing (LightRoom, Photoshop, Snapchat, Instagram etc.), there is a problem associated with the correct modeling of lighting on surfaces, due to the peculiarity of the photo format. First, the photo is a two-dimensional object and contains only indirect information about three-dimensional objects depicted on it. Secondly, the photoimage captures a certain state of objects with a certain set of properties, which are not enough for modeling shadows and lighting. The missing information is difficult to recreate by classical algorithms or heuristics because of the large number of parameters for recognition of objects in the photo and their possible combinations. However, machine learning algorithms are able to approximate very complex functional relationships based on training samples. This article describes the solution to the problem of modeling artificial lighting and shadows in photography using several neural networks trained on synthetic data.

Key words: artificial intelligence, neural networks, machine learning, computer vision.

ВВЕДЕНИЕ

Целью проекта является проверка возможности реализации механизмов создания новых фото- и видеосцен с реальными объектами за счет фотореалистичного изменения освещения этих объектов с учетом теней.

Предлагаемая к решению задача близка по своей сути к нескольким типам задач изменения изображений: удаление шумов (denoising) [1], повышение разрешения фотографии (superresolution) [2], восстановление части удаленного изображения (image inpainting) [3, 4], коррекция цветов (color correction), трансфер стилей фотографий (style transfer). На сегодняшний день эти задачи эффективно решаются при помощи глубокого обучения (deep learning), в частности при помощи метода генеративных состязательных сетей (GAN, Generative Adversarial Networks) [5, 6], которые позволяют добиться крайне высокого уровня реалистичности, однако очень требовательны к вычислительным ресурсам.

Для решения предложенной задачи (изменение освещения) требуется множество априорной информации о наложении света на трехмерные объекты из различных материалов, что осложняет обучение ней-

ронных сетей до приемлемого уровня точности, так как при этом требуется обобщить большой объем информации, представленной лишь косвенными признаками (фотография – лишь проекция трехмерного объекта на двумерную плоскость). В статье описываются методики и разработанный программный комплекс, в котором часть информации об освещении рассчитывается при помощи трехмерного программного комплекса, а восстановление трехмерной геометрии и нормализация освещения осуществляются при помощи глубокой сверточной нейронной сети для достижения фотореализма без побочных артефактов, присущих GAN, что позволяет на фотографии лица человека, сделанной при любом состоянии освещения, произвести изменения этого освещения на другое, задаваемое в качестве параметров программного обеспечения. Например, если на исходной фотографии лицо освещено «жестким» светом с одной стороны, то разрабатываемый комплекс средств должен предоставлять возможность сгенерировать фотографию, на которой то же самое лицо будет освещено с другой стороны. Или нужно убрать «жесткий» свет, сделать источник освещения «мягким».

В качестве объекта моделирования использовалась

портретная фотография, на которой большую часть кадра занимает лицо человека. При этом такая фотография имеет изначальное освещение (и соответствующие ему тени от частей лица), которое характеризуется следующими параметрами:

- Тип освещения:
 - освещение может быть рассеянным, «мягким» (на лице отсутствуют участки с ярко выраженной тенью и с явными бликами). Такое освещение в рамках статьи мы будем называть нормализованным;
 - освещение может быть «жестким» (с явными тенями и яркими участками), причем лицо может быть освещено с любой стороны под любым углом и т. п.;
 - освещение может быть избыточным (с многочисленными бликами без теней) как результат переэкспонирования фотографии из-за яркого источника света или неправильных настроек фотоаппарата при съемке.
- Цветовая температура и оттенок. Свет может быть разной температуры из-за различия в источниках освещения (естественный дневной или вечерний свет, свет от ламп накаливания). При этом фон фотографии также будет меняться.
- Положение источника освещения (дальность, угол относительно лица).

При этом если исходная фотография имеет рассеянное или нормализованное освещение, то простейшее наложение нового двумерного источника света (без учета трехмерной геометрии лица) может дать приемлемый результат для многих практических приложений. В большинстве случаев из реальной практики фотография имеет начальное освещение и соответствующие ему тени, поэтому моделирование нового источника освещения на такой фотографии невозможно для получения фотореалистичного результата, вначале необходимо осуществить нормализацию фотографии.

В статье описаны методики для одновременной нормализации фото и наложения модели нового освещения с использованием трехмерных объектов (лиц людей), восстановленных из фотографий с использованием нейронных сетей, а также методики наложения нового освещения по законам физики при помощи программы (фреймворка) трехмерного моделирования с нужным компромиссом между качеством и скоростью рендера картинки.

Постановка задачи

Исходя из общего описания проблематики выбранной предметной области следует формулировка основных двух задач, решаемых в рамках исследования:

- Поскольку в большинстве случаев исходные фотографии имеют ненормализованное освещение, возникает задача № 1 – удаление информации о старом освещении.
- Для моделирования освещения нужна информация о трехмерной геометрии объектов, и потому возникает задача № 2 – восстановление трехмерного представления исходного объекта с учетом геометрических

и текстурных особенностей объекта, а также наложение нового освещения на полученную трехмерную модель объекта с использованием средств программного фреймворка.

Для решения поставленных задач предлагается использовать средства машинного обучения, так как разработка методик нормализации освещения на фото сложна, но на уровне входных и выходных данных она формализуется хорошо: понятен результат, который требуется получить на основе входных данных. И подобные пары фотографий «вход-выход» можно создать менее сложными средствами.

Для обучения нейронной сети необходима большая выборка, на которой один и тот же человек сфотографирован в одном и том же ракурсе и позе, но при разном освещении. Создать такую выборку в реальных условиях сложно из-за высоких требований к размеру выборки для обучения нейронных сетей, но это проще, чем разработать детерминированный алгоритм. Поэтому было решено проверить предложенный метод на синтетических данных, генерируемых из фотореалистичных трехмерных моделей людей.

УДАЛЕНИЕ ИНФОРМАЦИИ О СТАРОМ ОСВЕЩЕНИИ

Решение первой задачи классическими алгоритмами не дает хорошего качества в общем случае, т. к. задача не поддается четкой формализации из-за сложности исходных данных, связанной с особенностями структуры освещения лица (расположение; размер и форма теней, светлых участков; особенности текстуры кожи). Простое применение фильтра ко всему изображению или изменение яркости и контрастности всего изображения однозначно не приведет к желаемому результату нормализации фотографии. Необходимо найти на изображении тени и световые пятна и обработать каждый такой участок в отдельности. Сейчас эта задача решается только вручную в специализированных графических пакетах обработки фотографий.

На рисунке 1 видно, что совместно с тенью на левом плече (от нового источника света) осталась тень на пра-

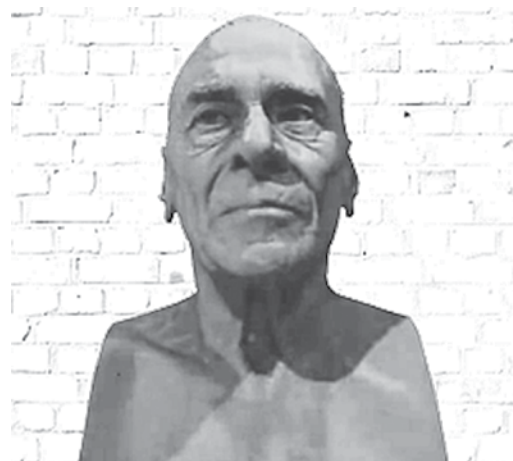


Рис. 1. Пример изменения освещения только средствами трехмерного программного фреймворка Blender

вом плече (от старого источника света), что не соответствует требуемому результату – изменению положения одного источника, а не добавлению еще одного с положением исходного. Это следствие первой проблемы. Для ее решения используется сверточная нейронная сеть [7, 8] с архитектурой U-Net [9, 10] как наилучший тип сети для решения задач компьютерного зрения и обработки изображений с обучением на паре изображений X, Y , где X – это входное изображение с начальным освещением, а Y – это выходное изображение с нормализованным освещением (функция ошибки – среднеквадратичное отклонение, MSE).

Но в таком случае на нормализованное изображение нельзя просто наложить свет по законам физики, как отмечалось выше. Нужно поместить трехмерную модель лица в трехмерный программный фреймворк, наложить на него нормализованную текстуру из фотографии и сделать рендер (генерацию изображения) с новым освещением. В этом случае возникает дополнительная задача, связанная с необходимостью геометрического проецирования фотографии на модель. Вычислительные ресурсы также тратятся на рендер модели с текстурой, а это приводит к дополнительным временным задержкам. При этом скорость обработки фотографий является важным фактором работы программных приложений.

Поэтому было решено поручить нейронной сети не только нормализацию фотографии, но и моделирование нового освещения с учетом теней (рис. 2). Для этого на вход сети подаются значения X и M , где X – фотография с исходным освещением, а M – это карта освещения, которое нужно смоделировать в сцене. Карта освещения получается в трехмерном программном фреймворке посредством рендеринга. Однако трехмерная модель лица генерируется в этом случае без текстуры, а значит, не нужно осуществлять проекции, и рендеринг будет происходить быстрее. На выходе также получается фотография с новым освещением (т. е. нейронная сеть учится смешивать старую фотографию с новой картой освещения).

Маска освещенности представляет собой двумерный массив яркостей (изображение в оттенках серого),

которая является функцией от всех переменных трехмерной сцены:

$$M = \text{Render}(g, g_{pos}, g_{rot}, g_{mat}, g_{tex}, l_{pos}, l_{rot}, l_{clr}, l_{pow}, L_{pos}, L_{rot}, L_{clr}, L_{pow}),$$

где g – набор полигонов трехмерной модели человека (геометрии) и фон;

g_{pos}, g_{rot} – положение и поворот трехмерной модели;
 g_{mat}, g_{tex} – материал и нормализованная текстура модели;

l_{pos}, l_{rot} – положение и поворот локального источника света;

l_{clr}, l_{pow} – цвет и сила локального источника света;
 L_{pos}, L_{rot} – положение и поворот глобального источника света;

L_{clr}, L_{pow} – цвет и сила глобального источника света.

Функция *Render* реализует алгоритм проецирования (рендеринга) трехмерной геометрии на двумерную плоскость камеры с учетом физики света, текстуры и материала. Непосредственный расчет проекции осуществляется при помощи программных средств Blender API.

Можно кратко представить функцию рендеринга следующим образом: $\text{Render}(g, g_{state}, l_{state}, L_{state})$, тогда префикс *state* будет означать конкретную комбинацию параметров в многомерном пространстве всех возможных состояний, входящих в комплекс g, l или L соответственно. Тогда данные для обучения сети можно будет описать следующим образом:

$X = \text{Render}(g, g_a, l_a, L_a)$ – рендер модели с текстурой с исходным освещением,

$M = \text{Render}(g, g_a, l_b, L_b)$ – маска освещенности, при этом $g_{tex} = \text{null}, g_{mat} = \text{null}$,

$Y = \text{Render}(g, g_a, l_b, L_b)$ – результирующая фотография с новым освещением, при этом g_{mat} и g_{tex} устанавливаются в соответствующие значения для выбранной модели g .

Таким образом, $Y = \text{Net}_{light}(X, M, W)$, где W – параметры и веса сети, и тем самым Net_{light} обобщает скрытую функцию так, что позволяет аппроксимировать Y во всех точках *state*. Это необходимо, так как в ре-

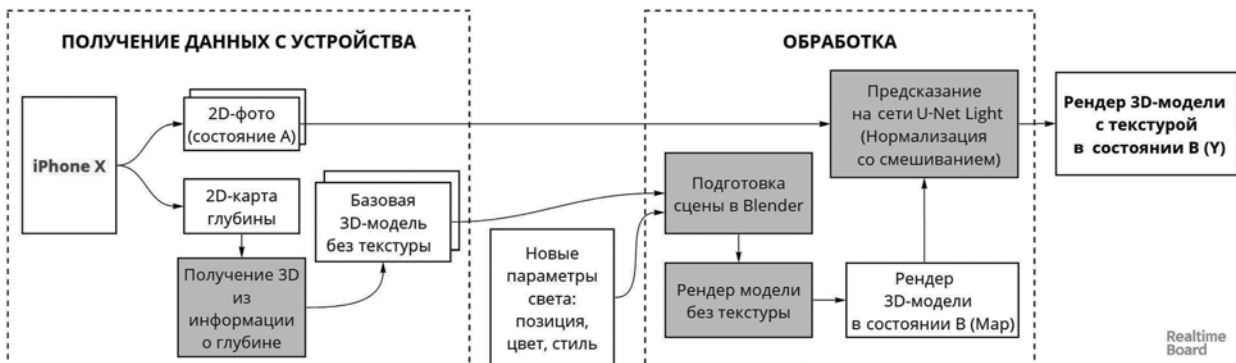


Рис. 2. Процесс применения обученной нейронной сети на реальных данных (стадия тестирования и работы сети для смены освещения)

альных условиях мы не имеем g_{tex} , а имеем сразу X , и все исходные параметры, кроме g , g_{pos} , g_{rot} , остаются скрытыми.

Для обучения и тестирования нейронной сети был взят набор трехмерных моделей высокого качества с текстурами и материалами, которые в изначальном состоянии нормализованы по освещению. Эти модели были импортированы в трехмерный движок Blender с использованием прикладного программного интерфейса (API), в котором устанавливаются параметры источника света для моделирования разных позиций с разным освещением и разным цветом, что позволило получить пары изображений (x, y) для обучающей выборки (рис. 3 и 4).

ВОССТАНОВЛЕНИЕ ТРЕХМЕРНЫХ ОБЪЕКТОВ

Вторая задача о восстановлении трехмерного представления исходного объекта для моделирования нужного освещения с учетом геометрических особенностей объекта уже была решена компанией Facebook [11] при помощи процесса вычисления набора трехмерных точек ключевых частей лица (носа, глаз и др.).

Но у этого подхода получаются недостаточно точные результаты (т. к. точек мало), и архитектура сложна в реализации. Кроме того, в рамках поставленной задачи не требуется восстанавливать весь объем трехмерных объектов, так как ракурс фотографии не меняется, поэтому полный объем головы не нужен.

При реализации этой задачи было решено использовать другой подход на основе архитектуры нейронных сетей U-Net [9]. Предлагаемая методика заключается в том, чтобы по входному изображению предсказывать (генерировать) карту глубины изображения, которую можно получить также с датчика глубины телефонов (например, в модели iPhone X), и по этой карте восстановить трехмерную геометрию лица стандартным алгоритмом (как показано на рисунке 5).

Предложенная методика не требует использования особенных моделей телефонов, а доступна для использования на любом оборудовании. Её ключевой особенностью является то, что трехмерное представление лица человека генерируется из его двумерного изображения. Для улучшения качества работы программной реализации этой функциональности предлагается

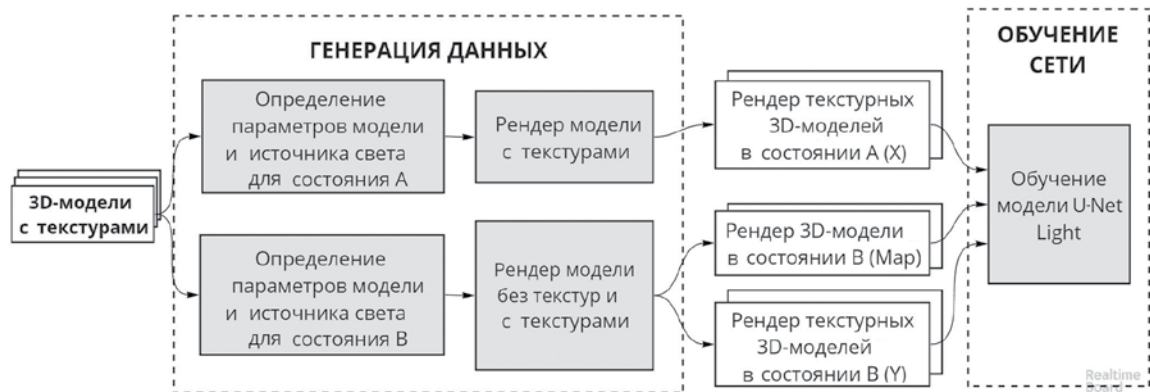


Рис. 3. Процесс подготовки синтетических данных и обучения нейронной сети для решения задачи смены освещения



Рис. 4. Пример исходной фотографии (X) – слева; пример карты освещения (M) – справа

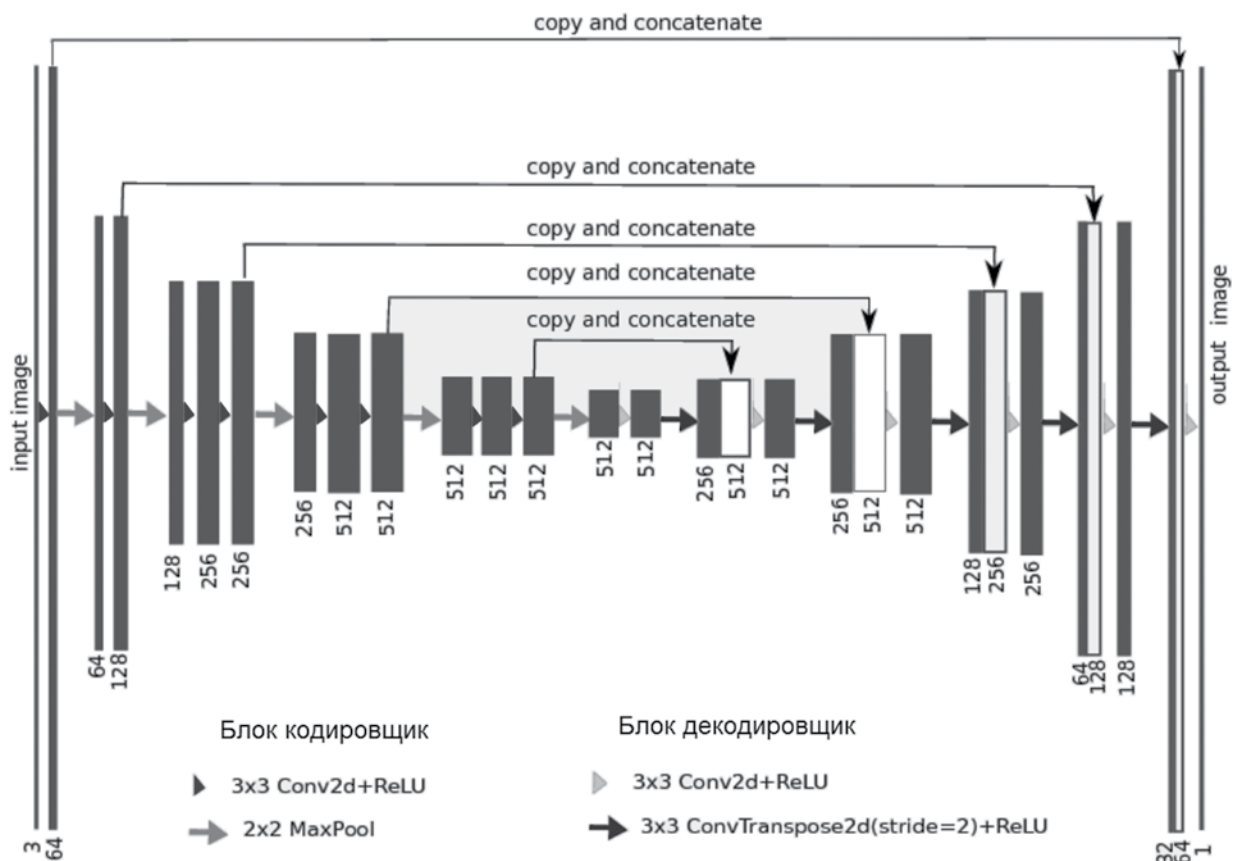


Рис. 5. Структура используемой нейронной сети U-Net. Первая часть слоев (до центра сети) является блоком кодировки и сжимает признаковое пространство, вторая часть слоев (после центра) является блоком декодирования и разжимает признаковое пространство в новое изображение

разложить карту глубины на несколько слоев (по диапазону глубины), так как глаза, нос и другие части лица существенно меньше объема самой головы, и нейронная сеть плохо справляется с деталями на разных диапазонах числовой оси глубины в одном пространстве. В данной работе используется разложение на два слоя глубины: от 0 до 0,8 см – для основной формы лица и от 0,8 до 1,0 см – для деталей.

Таким образом, программный комплекс, реализующий итоговый метод решения (схема представлена

на рисунке б), содержит каскад двух нейронных сетей типа U-Net. Первая сеть воспроизводит карту глубины для получения информации о трехмерном пространстве, затем с использованием программного комплекса обработки информации изменяется освещение на основании карты глубины. После этого вторая сеть, используя карту освещения и исходную фотографию, выдает результат нормализации и добавления нового освещения.

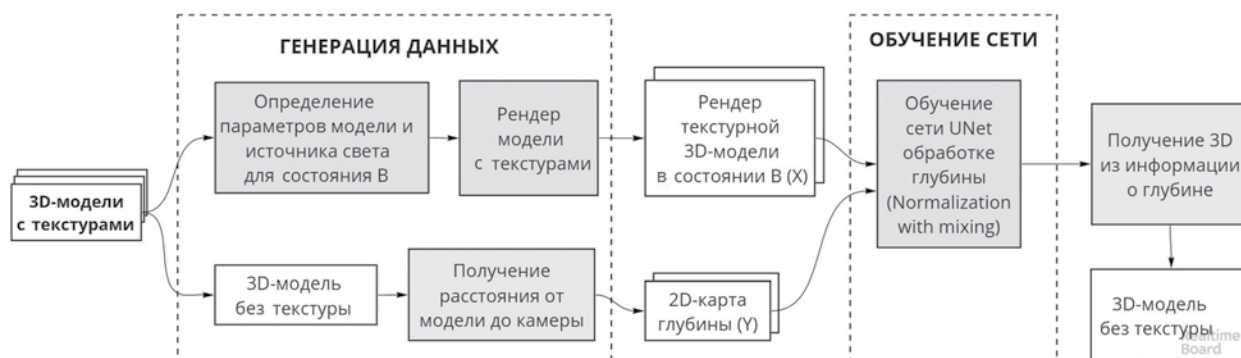


Рис. 6. Процесс генерации выборки и обучения сети для восстановления 3D-модели по 2D-фотографии (каждый блок – разработанный программный модуль)

РЕЗУЛЬТАТЫ ЭКСПЕРИМЕНТОВ

В результате проведения экспериментов с различными трехмерными моделями и способами генерации выборки (диапазон поворотов, смещений, масштабов, материалов, стилей освещения и т. п.) были получены результаты, показывающие, что нейронная сеть способна удалять информацию об исходном освещении и корректно смешивать карту освещения с исходным изображением (например, лица на рисунках 7 и 8 в сравнении с рисунком 1).

Наилучшие результаты для генерации обучающих пар для каждой трехмерной модели были достигнуты при следующих параметрах:

1. 3 случайные позиции глобального освещения из 20 возможных позиций.
2. 4 случайные позиции локального освещения из 40 возможных позиций.
3. 3 случайных варианта масштаба модели из заданного диапазона размеров.

4. 3 случайных угла поворота модели по оси OX из заданного диапазона.

5. 3 случайных угла поворота модели по оси OY из заданного диапазона.

6. 1 случайное фоновое изображение (за моделью) из 60 возможных изображений.

7. 2 случайных варианта цвета локального освещения из заданного диапазона цветов.

Таким образом, из 147 высококачественных трехмерных моделей сгенерирована выборка в 95256 кортежей изображений (X, M, Y) разрешением 512×512 .

Фоновые изображения были использованы для того, чтобы сеть не обобщала признаки фона и заучивала закономерности лишь на признаках лиц. При этом:

- Обучение нейронной сети шло 36 часов на GPU Titan V.
- Использовался программный комплекс TensorFlow (версии 1.09).
- Обработка фотографии нейронной сетью занимала 0,5 с, в то время как полноценный рендер сцены – 3,5 с.



Рис. 7. Пример измененного освещения на карте, полученного путем рендеринга, – слева; пример фотографии, полученной смешиванием карты освещения и исходной фотографии через нейронную сеть (Y), – справа



Рис. 8. Пример результатов изменения освещения по положению

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В статье были рассмотрены методики и программные средства моделирования освещения объектов на фотографиях, имеющих начальное наложение света: методики нормализации фото (удаления старого освещения), методики применения нового источника света к восстановленным трехмерным объектам. Задача имеет простое решение в том случае, если все параметры источника света (положение, цвет и т. п.) фиксируются в рамках определенного стиля и для каждого такого стиля создается собственная нейронная сеть. Но это решение не универсальное и требует значительных вычислительных и трудовых затрат для создания каждой новой модели освещения.

Разработанные и описанные в статье решения могут моделировать любой тип освещения из заданного пространства значений параметров света, что является универсальным механизмом решения поставленной задачи на основе выборки из синтетических данных (трехмерных моделей высокого качества) с приемлемыми значениями параметров программного средства: достаточным разрешением изображений, относительно высокой скоростью вычислений, малым объемом обучающей выборки и достаточным качеством результатов для проверки возможности создания средств фотореалистичного моделирования наложения света на портретных фотографиях.

При этом получение выборки свелось к полной её генерации на основе программных средств Blender API и не потребовало ни разметки данных, ни значительных временных затрат. Но прямой перенос разработанного решения на реальные фотографии показал сильный эффект переобучения нейронной сети от имеющейся синтетической выборки. Ключевыми параметрами, оказывающими значительное воздействие на качество результата, являются следующие: фотореалистичность изображений, наличие одежды, полнота изображения (только голова, бюст или полное изображение), тип стрижки, наличие очков и многие другие.

Решением проблемы может быть дополнение обучающей выборки трехмерными моделями в разных позах (с возможностью настраивать «скелет»), различными материалами и текстурой кожи, разнообразием окружения (одежды, посторонних объектов, фона) и настройкой реалистичной симуляции освещения в трехмерной сцене. Альтернативным решением может быть получение как можно большего массива данных из реальных сцен с использованием специализированных средств: трехмерных сканеров, систем стереозрения, лазерных сканирующих систем, но это крайне трудоемкий процесс. Таким образом, на текущем этапе развития нейронных сетей предложенные в статье методики работоспособны, но одна из важнейших проблем – переобучение – может решиться увеличением разнообразия выборки.

Методы GAN также могут позволить создавать более реалистичные результаты, однако обучение может

занимать в 5–10 раз дольше времени, чем в случае с U-Net, а результаты обучения не всегда оказываются стабильными.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Kaur S., Singh N. *Image Denoising Techniques: A Review*. – URL: <http://www.rroij.com/open-access/image-denoising-techniques-a-review-.php?aid=46252> (дата обращения: 01.12.2018).
2. Kim J., Lee J.K., Lee K.M. *Deeply-Recursive Convolutional Network for Image Super-Resolution*. – URL: <https://arxiv.org/abs/1511.04491>. (дата обращения: 01.12.2018).
3. *Generative Image Inpainting with Contextual Attention* / J. Yu, Z. Lin, J. Yang, X. Shen, X. Lu, T.S. Huang. – URL: <https://arxiv.org/abs/1801.07892> (дата обращения: 01.12.2018).
4. Ulyanov D., Vedaldi A., Lempitsky V. *Deep Image Prior*. – URL: https://sites.skoltech.ru/app/data/uploads/sites/25/2018/04/deep_image_prior.pdf (дата обращения: 01.12.2018).
5. *High-Resolution Image Synthesis and Semantic Manipulation with Conditional GANs* / Wang Ting-Chun, Liu Ming-Yu, Zhu Jun-Yan, Tao Andrew, Kautz Jan, Catanzaro Bryan. – URL: <https://arxiv.org/pdf/1711.11585.pdf> (дата обращения: 01.12.2018).
6. Mechrez R., Shechtman E., Zelnik-Manor L. *Photorealistic Style Transfer with Screened Poisson Equation*. – URL: <https://arxiv.org/abs/1709.09828> (дата обращения: 01.12.2018).
7. Simonyan K., Zisserman A. *Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition*. – URL: http://www.robots.ox.ac.uk/~vgg/research/very_deep/ (дата обращения: 01.12.2018).
8. Николенко С., Кадури А., Архангельская Е. *Глубокое обучение*. – СПб.: Питер, 2018. – 480 с.
9. Ronneberger O., Fischer P., Brox T. *U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation*. – URL: <https://arxiv.org/pdf/1505.04597.pdf> (дата обращения: 01.12.2018).
10. Гудфеллоу Я., Бенджио И., Курвилль А. *Глубокое обучение*. – М.: ДМК Пресс, 2018. – 653 с.
11. *Large Pose 3D Face Reconstruction from a Single Image via Direct Volumetric CNN Regression* / A.S. Jackson, A. Bulat, V. Argyriou, G. Tzimiropoulos. – URL: <https://arxiv.org/abs/1703.07834> (дата обращения: 01.12.2018).

REFERENCES

1. Kaur S., Singh N. *Image Denoising Techniques: A Review*. Available at: <http://www.rroij.com/open-access/image-denoising-techniques-a-review-.php?aid=46252> (accessed: 01.12.2018).
2. Kim J., Lee J.K., Lee K.M. *Deeply-Recursive Convolutional Network for Image Super-Resolution*. Available at: <https://arxiv.org/abs/1511.04491>. (accessed: 01.12.2018).
3. Yu J., Lin Z., Yang J., Shen X., Lu X., Huang T.S. *Generative Image Inpainting with Contextual Attention*.

Available at: <https://arxiv.org/abs/1801.07892> (accessed: 01.12.2018).

4. Ulyanov D., Vedaldi A., Lempitsky V. *Deep Image Prior*. Available at: https://sites.skoltech.ru/app/data/uploads/sites/25/2018/04/deep_image_prior.pdf (accessed: 01.12.2018).

5. Wang Ting-Chun, Liu Ming-Yu, Zhu Jun-Yan, Tao Andrew, Kautz Jan, Catanzaro Bryan. *High-Resolution Image Synthesis and Semantic Manipulation with Conditional GANs*. Available at: <https://arxiv.org/pdf/1711.11585.pdf> (accessed: 01.12.2018).

6. Mechrez R., Shechtman E., Zelnik-Manor L. *Photorealistic Style Transfer with Screened Poisson Equation*. Available at: <https://arxiv.org/abs/1709.09828> (accessed: 01.12.2018).

7. Simonyan K., Zisserman A. *Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition*. Available at:

http://www.robots.ox.ac.uk/~vgg/research/very_deep/. (accessed: 01.12.2018).

8. Nikolenko S., Kadurin A., Arkhangelskaia E. *Glubokoe obuchenie* [Deep Learning]. St. Petersburg, Piter Publ., 2018. 480 p.

9. Ronneberger O., Fischer P., Brox T. *U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation*. Available at: <https://arxiv.org/pdf/1505.04597.pdf> (accessed: 01.12.2018).

10. Goodfellow Ia., Bengio Y., Courville A. *Glubokoe obuchenie* [Deep Learning]. Moscow, DMK Press Publ., 2018. 653 p.

11. Jackson A.S., A. Bulat, V. Argyriou, G. Tzimiropoulos. *Large Pose 3D Face Reconstruction from a Single Image via Direct Volumetric CNN Regression*. Available at: <https://arxiv.org/abs/1703.07834> (accessed: 01.12.2018).