

ISSN 1816-0301 (Print)
ISSN 2617-6963 (Online)

МАТЕМАТИЧЕСКОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ
MATHEMATICAL MODELING

УДК 004.942
<https://doi.org/10.37661/1816-0301-2020-17-1-18-28>

Поступила в редакцию 24.02.2020
Received 24.02.2020

Принята к публикации 26.02.2020
Accepted 26.02.2020

**Моделирующая среда для анализа алгоритмов
трехмерной реконструкции объектов
видеоэндоскопических исследований**

А. Ф. Чернявский, Е. А. Головатая[✉], В. С. Садов

Белорусский государственный университет, Минск, Беларусь

[✉]E-mail: katerina-golovataya@yandex.ru

Аннотация. Трехмерная реконструкция по результатам видеоэндоскопических обследований является перспективным направлением для поддержки медицинской диагностики и планирования терапии широкого спектра патологий. Тем не менее значительную сложность представляет оценка результатов такой реконструкции и проверка соответствия полученной трехмерной модели исходной сцене. В качестве решения этой проблемы предлагается использовать моделирующую среду для эмуляции процесса получения исходных видеоэндоскопических данных по сгенерированной сцене. Рассматривается задача трехмерного моделирования пищевода с использованием среды Autodesk 3ds Max и движка визуализации Arnold, а также задача процедурной генерации текстур для модели. Описывается генерация по подобию с использованием пространственно-периодических генеративно-состязательных моделей на основе сверточных нейронных сетей. Для сравнения результата реконструкции со сценой, сгенерированной при помощи предложенной моделирующей среды, вводится критерий оптимальности, с помощью которого сравниваются отдельные этапы алгоритма трехмерной реконструкции при оптимизации по методу связей.

Ключевые слова: моделирование, трехмерная реконструкция, генеративно-состязательные модели, генерация текстур, критерий оптимальности

Для цитирования. Чернявский, А. Ф. Моделирующая среда для анализа алгоритмов трехмерной реконструкции объектов видеоэндоскопических исследований / А. Ф. Чернявский, Е. А. Головатая, В. С. Садов // Информатика. – 2020. – Т. 17, № 1. – С. 18–28. <https://doi.org/10.37661/1816-0301-2020-17-1-18-28>

**Modelling environment for analyzing the algorithms
for 3D reconstruction of videoendoscopic research objects**

Aleksandr F. Chernyavsky, Katsiaryna A. Halavataya[✉], Vasili S. Sadau

Belarusian State University, Minsk, Belarus

[✉]E-mail: katerina-golovataya@yandex.ru

Abstract. Three-dimensional reconstruction based on the results of video endoscopic examination is a promising area for supporting medical diagnostics and treatment planning for a wide range of pathologies. Nevertheless, the assessment of the results of such reconstruction and verification of the correspondence of the obtained three-dimensional model to the original scene is significantly challenging. As a solution to this problem, the possibility of using a modelling environment to emulate the process of obtaining source video endoscopic data from the generated scene is suggested. The problem of three-dimensional modelling of the esophagus using the Autodesk 3ds Max environment and the Arnold visualization engine is considered. The paper describes the

procedural generation of textures for the model and proposes the using Periodic Spatial Generative Adversarial Network models based on convolutional neural networks. To compare the result of reconstruction with a scene, generated using the proposed modelling environment, an optimality criterion is introduced, by which the individual stages of the three-dimensional reconstruction algorithm are compared when the model is optimized using the bundle adjustment method.

Keywords: modelling, three-dimensional reconstruction, generative-competitive models, texture generation, optimality criterion

For citation. Chernyavsky A. F., Halavataya K. A., Sadau V. S. Modelling environment for analyzing the algorithms for 3D reconstruction of videoendoscopic research objects. *Informatics*, 2020, vol. 17, no. 1, pp. 18–28 (in Russian). <https://doi.org/10.37661/1816-0301-2020-17-1-18-28>

Введение. Одним из важных направлений в медицинской диагностике и терапии является дополнительная постобработка данных, которые могут быть получены в ходе различных обследований в цифровом виде. Значительный интерес с точки зрения компьютерной обработки представляют медицинские изображения, в частности данные, полученные по результатам видеоэндоскопических обследований. Медицинская видеоэндоскопия имеет широкий спектр применения для диагностики различных патологий внутренних органов человека. При этом важнейшими задачами являются первичное обнаружение объектов исследований (патологий, новообразований и т. п.), а также их детальный анализ для постановки корректного диагноза и выработки стратегии дальнейшего лечения. К основным показателям, которые необходимо оценить по видеопоследовательности, относятся размеры и пространственные характеристики найденных объектов, класс образований, а также динамика их развития с течением времени. Одним из перспективных направлений в построении репрезентативных представлений исходных данных для дальнейшего анализа является трехмерная реконструкция по итогам видеоэндоскопических обследований, в результате которой по отдельным участкам исходной видеопоследовательности строится полноцветная трехмерная модель. Использование такой модели упрощает оценку пространственных характеристик, облегчает визуальную экспертную диагностику, а также позволяет осуществлять моделирование различных терапевтических мероприятий.

Значительную сложность представляет задача оценки полученных результатов трехмерной реконструкции. Во многих случаях результирующую трехмерную модель достаточно сложно строго сопоставить с исходными объектами, по которым проводилась реконструкция, поскольку это требует определения всех их пространственных характеристик и сопоставимо по сложности с самой трехмерной реконструкцией. Оценка может осуществляться только по отдельным измерениям и только для тех объектов, пространственные характеристики которых известны заранее или могут быть легко определены. Для видеоэндоскопических изображений соответствующая информация в общем виде недоступна. При этом сами алгоритмы трехмерной реконструкции могут включать оптимизации для работы с определенным видом данных, поэтому оценка их работы при использовании других объектов и сцен является некорректной.

Оценка корректности результатов трехмерной реконструкции может использоваться для определения не только репрезентативности полученной модели относительно исходных данных, но и влияния отдельных этапов и оптимизаций самого метода трехмерной реконструкции на качество полученного результата.

Для решения описанных проблем в работе предлагается использовать моделирующую среду. Главное назначение моделирующей среды состоит в генерации трехмерного окружения, основные характеристики которого совпадают с характеристиками исследуемых объектов, после чего в рамках этого окружения производится моделирование процесса захвата изображений или видеоряда аналогично входным данным для исследуемого алгоритма. После построения трехмерной модели с применением алгоритма трехмерной реконструкции эту модель можно сравнить с исходной моделью, сгенерированной моделирующей средой. Результаты такого сравнения позволяют сделать вывод о состоятельности используемого алгоритма, а также оценить относительное влияние отдельных этапов алгоритма и используемых оптимизаций на качество конечной реконструкции.

Моделирование окружения на основе анатомических особенностей. Моделирующая среда для оценки алгоритмов трехмерной реконструкции подразумевает использование совокупности методов генерации трехмерных сцен в соответствии с определенным шаблоном. В частности, оценка по моделирующей среде должна проводиться на тех данных, к работе с которыми оптимизирован исследуемый алгоритм. В контексте задачи трехмерной реконструкции по результатам видеоэндоскопических исследований моделирующая среда должна генерировать сцену, приближенную к захвату видеопоследовательности на основании анатомических особенностей внутренних органов человека. В работе рассматривается возможность генерации окружения для моделирования гастроэндоскопии, основанной на эталонной модели пищевода человека.

Построение искусственных моделей внутренних органов находит широкое применение для обучения медицинского персонала. Полученные модели могут в дальнейшем использоваться для разработки интерактивных симуляторов и других видов обучающих программ, а также совместно с технологиями 3D-печати для планирования сложных процедур и оперативных вмешательств [1].

Большинство существующих моделей внутренних органов основано на их представлении с точки зрения анализа анатомии человека. В частности, модели желудочно-кишечного тракта, в том числе и пищевода, как правило, представлены структурой и текстурами их поверхностей снаружи, в то время как для моделирования процесса получения видеоэндоскопических данных требуются модели, поверхности и текстуры для которых определены изнутри аналогично прохождению дистального конца эндоскопа. К примеру, была рассмотрена возможность использования данных, предоставленных открытой платформой BioDigital Human (URL: <https://www.biodigital.com>), занимающейся свободной и коммерческой реализацией трехмерных моделей отдельных участков внутренних органов человека. Большинство моделей желудочно-кишечного тракта в соответствующей базе демонстрируют только особенности его строения снаружи, а некоторые модели съемки изнутри ориентированы на моделирование специфических видов образований в очень небольшом участке. Кроме того, используемые текстуры имеют достаточно низкое разрешение, что приводит к ненадлежащему качеству первичного изображения, которое было бы репрезентативно относительно реальных видеоэндоскопических данных. В этой связи возникает необходимость построения эталонной модели пищевода вручную на основании анатомических особенностей отдельных участков.

Для построения исходной модели и реализации динамики с течением времени использовалась среда Autodesk 3ds Max. В качестве базового примитива для моделирования поверхности пищевода может применяться цилиндрическая поверхность с несколькими изгибами. С целью эмуляции движения стенок пищевода при прохождении эндоскопа реализовывается сужение и расширение согласно периодическому закону с небольшой амплитудой. Для реалистичного моделирования самой поверхности и отражения света проходящего источника освещения использовался многоуровневый смешанный шейдер, реализованный на основе шейдера эмиссии для колеровки, шейдера подповерхностного рассеивания (subsurface scattering), шейдера глянцевого эффекта на основе двунаправленной функции распределения рассеивания (glossy bidirectional scattering distribution function shader) и шейдера преломления нормали в соответствии со случайной величиной с гауссовым распределением. Тем не менее равномерный материал на основе многоуровневого шейдера не может применяться для моделирования всей внутренней поверхности пищевода из-за наличия дополнительных особенностей – сосудистой структуры, отдельных выступов, а также образований. Традиционным подходом к добавлению таких особенностей на моделируемые трехмерные поверхности является использование статической текстуры. Однако существенным недостатком статического текстурирования является периодичность полученной поверхности. Одним из возможных решений этой проблемы может быть использование процедурной генерации текстур, при которой каждый участок поверхности текстурируется в соответствии с некоторым процессом, являющимся в общем случае случайным в определенных пределах [2].

Методы генерации текстур. Задача генерации текстур состоит в проведении такой процедуры, которая способна построить произвольную текстуру поверхности, не используя при этом шаблонную текстуру напрямую. Другими словами, генерация текстур подразумевает случайное или псевдослучайное создание отдельного участка текстуры на основании не шаблонного изображения, а некоторых его характерных особенностей. Таким образом, процедурно генерируемые текстуры должны быть похожи на шаблонную, но не должны с ней совпадать.

Методы генерации текстур можно разделить на два вида: основанные на анализе пикселей (pixel-based) и основанные на анализе участков (patch-based).

Методы на основе анализа пикселей заключаются в применении некоторой схемы отбора, в соответствии с которой по последовательностям пикселей анализируемой текстуры строится частотная модель используемых в ней яркостей, а также периодичностей отдельных цветовых составляющих по длине. Повторное сэмплирование полученной величины в дальнейшем может использоваться для попиксельной генерации текстуры, в которой статистическое распределение яркостей пикселей в зависимости от их отклонения от начальной точки будет полностью соответствовать статистическому распределению яркостей исходной текстуры, на основании которой должна производиться генерация. Во многих случаях данные методы, предоставляют механическую процедуру для рандомизации отдельных пикселей исходной текстуры с сохранением статистических свойств в частотной области. Однако такие перестановки, как правило, показывают плохой результат на строго периодических структурах, где переходы между отдельными сгенерированными участками могут быть пропущены, что, в свою очередь, ведет к появлению заметных артефактов и «разрывов» на сгенерированной поверхности. Полученная процедура генерации является, по сути, вырожденной формой реализации выборки по непараметрической марковской сети переходов яркостей пикселей, сформированной в порядке обхода при помощи анализа исходной текстуры.

Методы на основе анализа участков реализуются частичным переносом исходной текстуры, при этом координаты отдельных участков для переноса определяются последовательно по некоторому случайному закону с заданным характером распределения. Для обеспечения плавных переходов между полученными участками могут использоваться различные алгоритмы, основанные на оценке взаимного перекрытия участков друг с другом. Перестановки осуществляются таким образом, чтобы минимизировать разницу между участками на перекрытии, после чего итоговая текстура может быть получена усреднением или параметрическим отбором. В отличие от метода на основе анализа пикселей методы на основе анализа участков хорошо подходят для анализа значительно периодических структур, поскольку сэмплирование исходной текстуры может осуществляться произвольно исходя из требований параметрического отбора, т. е. может быть сформулировано в виде задачи оптимизации.

В последнее время значительное распространение получил также подход с использованием генеративно-состязательных нейросетевых моделей на основе сверточных нейронных сетей. Как правило, такие сети используются для задачи переноса стиля (style transfer). Для этого веса или значения активаций нейронов более поверхностных слоев при подаче на сверточную сеть целевого изображения заменяются соответствующими значениями весов или активаций этих же нейронов, которые получены при подаче на сверточную сеть изображения с эталонным стилем. С другой стороны, при использовании такой сети в качестве генеративной в генеративно-состязательных моделях дискриминатор может быть обучен на преобразование высокоуровневых абстрактных описаний отдельных участков изображения в текстурированные участки, сформированные на низкоуровневых особенностях используемой сети, которые описаны с помощью матрицы Грэма. Наиболее популярной нейросетевой архитектурой для решения данной задачи на сегодняшний день является сверточная нейронная сеть VGG-19 [3].

Для текстурирования поверхности пищевода в разработанной моделирующей среде используется генеративная модель на основе пространственно-периодических генеративно-состязательных нейронных сетей (Periodic Spatial Generative Adversarial Networks, PSGAN) [4]. Эта модель основана на проекции некоторого псевдослучайного входного вектора в пространство входных признаков в сверточной сети для генератора с искусственным расширением полученного изображения по горизонтали и вертикали с применением генеративной модели.

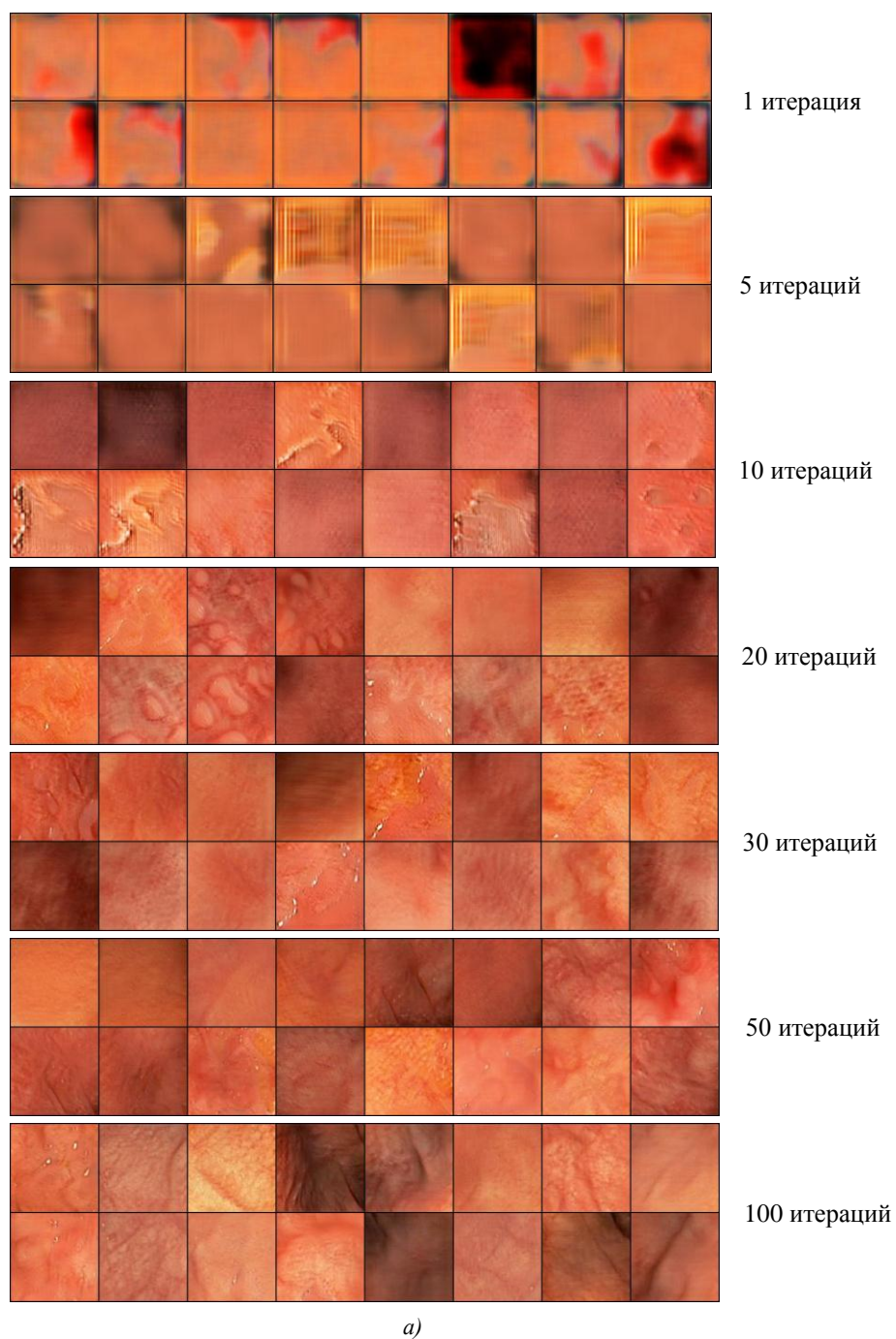


Рис. 1. Генерация текстур на основе пространственно-периодических генеративно-состязательных нейронных сетей: а) примеры выхода генератора на различных итерациях обучения; б) примеры периодических текстур высокого разрешения, сгенерированных обученной сетью

Аналогичным образом дискриминатор генеративно-состязательной сети оценивает реалистичность сгенерированных данных посредством анализа отдельных участков изображения, а не всего изображения целиком, после чего обратная связь с генератором позволяет разрабатывать структуры с определенной периодичностью по входным данным. Дополнительно в дискриминатор может быть введен метод детектирования кратной периодичности, чтобы обеспечить более уникальный и равномерный результат на выходе генератора.

В качестве входных данных для генератора использовались участки 100×100 пикселей, извлеченные и ректифицированные вручную из видеопоследовательности, полученной в результате видеозендоскопического обследования. С помощью алгоритма рекурсивной точечной заливки с исходных изображений были устранены блики, поскольку эмуляция бликов и эффекта отражения света от источника в моделирующей среде обеспечивается не самой текстурой, а наложенным на нее шейдером с отражением, описанным ранее. Полученные результаты генерации текстур оценивались визуально.

Примеры сгенерированных текстур на различных итерациях обучения генератора и дискриминатора показаны на рис. 1. Видно, что уже после 30 итераций генеративная модель смогла создавать базовые текстуры с достаточным качеством для использования в трехмерном моделировании внутренних органов человека. Особенностью генерации является тот факт, что сами текстуры сформированы в результате анализа видеозендоскопических изображений, полученных в результате реального обследования. Таким образом, при помощи пространственно-периодических генеративно-состязательных нейронных сетей можно осуществить генерацию по подобию любого фактического видеозендоскопического обследования для формирования текстур, максимально реплицирующих особенности внутренних органов именно этого исследования.

Моделирование параметров камеры и ее движения. Моделирование процесса первичного захвата информации при помощи камеры на дистальном конце эндоскопа осуществлялось средствами Autodesk 3ds Max и движка визуализации Arnold [5]. В стандартной конфигурации широкоугольные камеры моделируются при помощи камер типа «рыбий глаз» (fisheye camera), которые, в свою очередь, моделируют поступающий в камеру свет как результат отражения от единичной сферы с абсолютно отражающей поверхностью в объектив камеры, расположенной в противоположном от сцены направлении. Основным параметром такой камеры является угол обзора, увеличение которого приводит к более выраженным дисторсионным искажениям. Для имитации эффекта появления бликов от источника освещения, сонаправленного с осью камеры, используется псевдослучайный шум для искажения карты нормалей с дополнительным точечным источником освещения. Для имитации размытия из-за движения камеры применяется шейдер размытия от движения (motion blur) камеры. Чтобы увеличить силу размытия, эмулируется захват изображения камерой в режиме высокой экспозиции (от 100 мс и выше), благодаря чему могут формироваться условия съемки, похожие на захват изображения камерой при проведении видеозендоскопического обследования. Пример полученной модели показан на рис. 2.

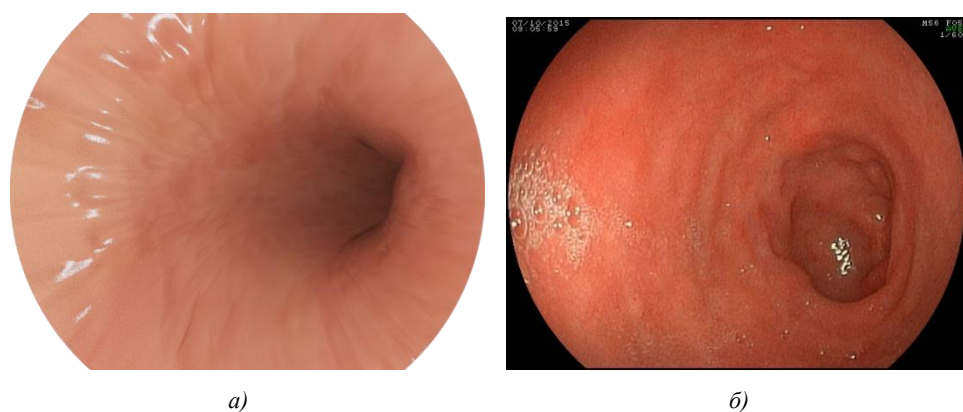


Рис. 2. Видеозендоскопическое изображение, полученное: а) в результате генерации на основе моделирующей среды; б) при проведении реального обследования

Сравнение и оценка качества алгоритмов трехмерной реконструкции на данных видеозондоскопических систем. Моделирующая среда и трехмерная модель, сгенерированная на ее основе, могут использоваться в качестве эталонных для дальнейшего сравнения результатов трехмерной реконструкции. Тем не менее возникает необходимость выработки критерия, определяющего, насколько результат трехмерной реконструкции соответствует исходной модели. Поскольку моделирование процесса захвата позволяет отображать лишь малую часть модели при последующей реконструкции, дискретизация моделей на воксели и поточечное сравнение не являются информативными. Кроме того, значительное влияние на результат такого сравнения оказывает тот факт, что полезной информацией в модели, полученной после трехмерной реконструкции, является не объемная геометрия и внутреннее наполнение соответствующих объектов, а корректная реконструкция наблюдаемых в исходной модели поверхностей. Для решения этой проблемы в работе предлагается оценка системы уравнений, получаемой в процессе трехмерной реконструкции после оптимизации по методу связей [6]. С помощью константных координат тестовых точек координатная система пространства моделирования при трехмерной реконструкции может быть соотнесена с координатной системой модели, сгенерированной с помощью моделирующей среды. Это позволяет сравнивать координаты отдельных точек на проекциях (изображениях) как с реальными координатами исходной модели, так и с предсказанными координатами по результатам трехмерной реконструкции. Кроме того, поскольку моделирующая среда также контролирует процесс управления камерой и захвата первичных изображений, для каждого из полученных кадров известными являются параметры внутреннего и внешнего ориентирования камеры: координаты и ориентация камеры, фокусное расстояние и параметры системы съемки.

В качестве критерия оптимальности на основе моделирующей среды используется среднеквадратическое отклонение положения ключевой точки в исходном трехмерном пространстве, среднеквадратическое отклонение положения камеры в трехмерном пространстве и среднеквадратическое отклонение угла поворота камеры с различными весами. При известных координатах ключевых точек (X_i^*, Y_i^*, Z_i^*) и их проекциях на различных изображениях, координатах положений камеры $(X_{0j}^*, Y_{0j}^*, Z_{0j}^*)$ и углах поворота камеры $(\omega_j^*, \phi_j^*, \beta_j^*)$ их значения могут быть сопоставлены с вычисленными в результате реконструкции координатами ключевых точек (X_i, Y_i, Z_i) , положениями камеры (X_{0j}, Y_{0j}, Z_{0j}) и углами поворота $(\omega_j, \phi_j, \beta_j)$. Итоговая оценка модели может быть задана величиной ошибки модели

$$E = w_1 E_{kp} + w_2 E_c + w_3 E_a, \quad (1)$$

где w_1, w_2, w_3 – весовые коэффициенты; E_{kp} – среднеквадратическая ошибка определения положения ключевой точки, вычисляемая для N_p ключевых точек по фактическим координатам ключевых точек (X_i^*, Y_i^*, Z_i^*) и их координатам, полученным в результате реконструкции (X_i, Y_i, Z_i) :

$$E_{kp} = \frac{1}{N_p} \sqrt{\sum_{i=1}^{N_p} \left((X_i - X_i^*)^2 + (Y_i - Y_i^*)^2 + (Z_i - Z_i^*)^2 \right)}; \quad (2)$$

E_c – среднеквадратическая ошибка определения положения камеры, вычисляемая для N_c камер по фактическим координатам положений камеры $(X_{0j}^*, Y_{0j}^*, Z_{0j}^*)$ и координатам положений камер, полученными по методу связей (X_{0j}, Y_{0j}, Z_{0j}) :

$$E_c = \frac{1}{N_c} \sqrt{\sum_{j=1}^{N_c} \left((X_{0j} - X_{0j}^*)^2 + (Y_{0j} - Y_{0j}^*)^2 + (Z_{0j} - Z_{0j}^*)^2 \right)}; \quad (3)$$

E_a – среднеквадратическая ошибка определения угла наклона камеры, рассчитываемая для N_c камер по фактическим углам наклона $(\omega_j^*, \varphi_j^*, \beta_j^*)$ и углам, вычисленным в процессе реконструкции $(\omega_j, \varphi_j, \beta_j)$:

$$E_a = \frac{1}{N_c} \sqrt{\sum_{j=1}^{N_c} \left((\omega_j - \omega_j^*)^2 + (\varphi_j - \varphi_j^*)^2 + (\beta_j - \beta_j^*)^2 \right)}. \quad (4)$$

Оценка ошибки (1)–(4) фактически является нормированной оценкой среднеквадратической ошибки обратной проекции точки в виде L2-нормы вектора ошибок. Преимущество такой оценки заключается в простоте вычисления при наличии фактических данных о восстановленной среде.

К недостаткам предложенной оценки можно отнести невозможность оценить корректность модели при построении после этапа уплотнения облака точек. Поскольку все координаты ключевых точек, участвующих в реконструкции, должны быть учтены и определены непосредственно решением системы уравнений по методу связей, координаты всех других точек, добавленных в модель после уплотнения, невозможно соотнести с исходным трехмерным объектом в пространстве. Аналогично сложной является задача сравнения поверхности модели, сгенерированной при помощи моделирующей среды, и поверхности, полученной в результате реконструкции. Поэтому такой метод может использоваться только для оценки реконструкции и для подбора параметров на этапах выборки кадров, сопоставления ключевых точек, составления и решения системы уравнений по методу связей.

Хотя абсолютные значения оценки (1) не дают возможность оценить итоговое качество реконструкции, можно оценить влияние тех или иных гиперпараметров метода реконструкции на результирующую ошибку. В качестве основных оцениваемых гиперпараметров рассматриваются алгоритмы поиска и сопоставления ключевых точек (детекторы и дескрипторы), а также модель построения проекции для формирования уравнений коллинеарности. В результате оценки была проанализирована модель центральной проекции с коррекцией дисторсии и обрезкой кадра и модель сферической широкоугольной проекции [7]. В качестве детекторов и дескрипторов были рассмотрены гистограммный дескриптор SIFT [8], детектор FAST [9] с бинарным дескриптором BRIEF [10], бинарный дескриптор ORB [11], а также предложенные в работе [12] сегментные детектор и дескриптор.

На рис. 3 показаны нормированные на максимум значения ошибки для различных комбинаций дескрипторов и детекторов ключевых точек при использовании стандартной центральной проекции и сферической широкоугольной проекции, а также количество ключевых точек, взятое для построения модели. Для оценки применялись 10 различных моделей, сгенерированных описанной ранее моделирующей средой, с различными параметрами текстурирования и геометрии сцены. В качестве исходных данных для оптимизации по методу связей использовались видеопоследовательности длиной 5 с и частотой кадров 30 Гц.

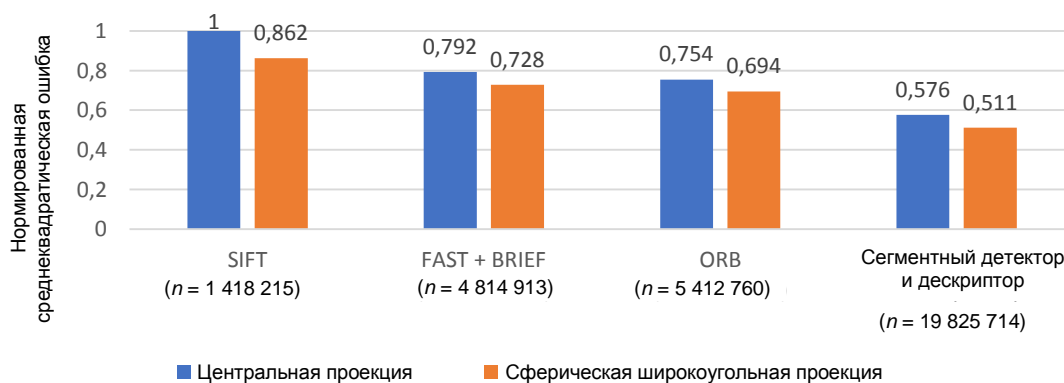


Рис. 3. Нормированное значение критерия (1) при использовании различных видов алгоритмов работы с локальными признаками

В качестве весов в оценке (1) использовались значения $w_1 = 1$, $w_2 = 0,8$, $w_3 = 0,5$. Эти значения весов выбраны исходя из того, что для итоговой модели положение и ориентация камеры не являются информативными, а их некорректное определение с большой вероятностью будет влиять на правильность определения положения точек, поэтому веса соответствующих ошибок могут быть ниже.

По полученным значениям ошибки обратной проекции видно, что сегментный алгоритм детектирования и описания ключевых точек обеспечивает значительно меньшую суммарную ошибку, чем популярные алгоритмы SIFT, детектор FAST с дескриптором BRIEF и дескриптор ORB. В частности, в сравнении с алгоритмом ORB по всем моделям снижение ошибки определения координат ключевых точек и параметров ориентирования камеры на видеоэндоскопических изображениях составляет $32,2 \pm 9,4$ % (95%-й доверительный интервал). Значительные отличия обуславливаются также тем фактом, что сегментные детектор и дескриптор были способны выделить и сопоставить намного большее количество точек на эндоскопических изображениях ($n = 19\ 852\ 714$) по сравнению с другими алгоритмами благодаря адаптивному подбору параметров.

Модель сферической широкоугольной проекции на исследуемых изображениях показывает лучший результат при использовании любого из дескрипторов, поскольку в ней может быть учтено значительно больше параметров самой системы съемки. Снижение ошибки определения координат ключевых точек и параметров ориентирования камеры по сравнению с центральной проекцией по всем исследованным моделям составляет $11,2 \pm 2,8$ % (95%-й доверительный интервал).

Заключение. Оценка результатов трехмерной реконструкции по видеопоследовательностям представляет собой сложную задачу, поскольку не существует универсального способа сопоставления полученной модели с исходными сценами. Сравнение отдельных измерений длины или площади объектов является эффективным способом оценки качества реконструкции, но во многих задачах, в том числе и при трехмерной реконструкции по результатам видеоэндоскопических обследований, определение пространственных характеристик снимаемой сцены крайне затруднено. Это обуславливает необходимость разработки альтернативных способов оценки точности трехмерной реконструкции. В качестве одного из таких способов в работе предложена возможность использования моделирующей среды. Рассмотрены особенности построения трехмерных виртуальных сред с применением среды моделирования Autodesk 3ds Max и движка визуализации Arnold, на основании которых спроектирована моделирующая среда для имитации процесса захвата первичных данных при проведении видеоэндоскопических обследований. Особое внимание уделено задаче генерации текстур высокого разрешения. Приведены основные подходы к процедурной генерации текстур по подобию. Для моделирующей среды выбран подход с использованием пространственно-периодических генеративно-составительных моделей на основе сверточных нейронных сетей, рассмотрен процесс обучения сети для генерации изображения по подобию исходя из результатов видеоэндоскопических обследований.

На основании разработанной моделирующей среды предложен способ оценки корректности результатов трехмерной реконструкции и введен критерий оптимальности полученной модели путем сравнения координат ключевых точек и параметров внутреннего и внешнего ориентирования камер, полученных с помощью данных моделирующей среды, и соответствующих оценок в рамках трехмерной реконструкции по методу связок. Предложенный критерий использован для сравнения известной модели центральной проекции с обрезкой изображения для коррекции дисторсии и модели сферической широкоугольной проекции, а также для сравнения различных известных алгоритмов поиска и сопоставления локальных признаков с сегментным детектором и дескриптором. Показано, что в соответствии с предложенным критерием модель сферической широкоугольной проекции, сегментный детектор и дескриптор обеспечивают наименьшую ошибку определения координат ключевых точек и параметров ориентирования камеры при их использовании для трехмерной реконструкции по данным видеоэндоскопических систем.

Список использованных источников

1. Usefulness of the 3D virtual visualization surgical planning simulation and 3D model for endoscopic endonasal transsphenoidal surgery of pituitary adenoma: technical report and review of literature / A. Shinomiya [et al.] // *Interdisciplinary Neurosurgery*. – 2018. – Vol. 13. – P. 13–19. <https://doi.org/10.1016/j.inat.2018.02.002>
2. Gatys, L. A. Texture synthesis using convolutional neural networks / L. A. Gatys, A. S. Ecker, M. Bethge // *Advances in Neural Information Processing Systems*. – 2015. – Vol. 28. – P. 262–270.
3. Mamgain, P. *Autodesk 3ds Max 2019: a Detailed Guide to Arnold Renderer* / P. Mamgain. – Padexi Academic, 2018. – 192 p.
4. Simonyan, K. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition / K. Simonyan, A. Zisserman // *Intern. Conf. on Learning Representations 2014 (ICLR 2014), Banff, Canada, 14–16 Apr. 2014.* – Banff, 2014. – P. 1–14.
5. Bergmann, U. Learning texture manifolds with the periodic spatial GAN / U. Bergmann, N. Jetchev, R. Vollgraf // *Proc. of the 34th Intern. Conf. on Machine Learning, Sydney, Australia, 6–11 Aug. 2017.* – Sydney, 2017. – Vol. 70. – P. 469–477.
6. Bundle adjustment in the large / S. Agarwal [et al.] // *Proc. of the 11th European Conf. on Computer Vision (ECCV 2010), Heraklion, Greece, 5–11 Sept. 2010.* – Heraklion, 2010. – P. 29–42.
7. Головатая, Е. А. Модель формирования изображений для трехмерной реконструкции сцен по данным видеоэндоскопических исследований / Е. А. Головатая, В. С. Садов // *Вестн. Полоц. гос. ун-та. Сер. С. Фундам. науки.* – 2019. – № 12. – С. 43–49.
8. Lowe, D. G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints / D. G. Lowe // *Intern. J. of Computer Vision.* – 2004. – Vol. 60, no. 2. – P. 91–110.
9. Rosten, E. Machine learning for high-speed corner detection / E. Rosten, T. Drummond // *Proc. of the 9th European Conf. on Computer Vision (ECCV 2006), Graz, Austria, 7–13 May 2006.* – Graz, 2006. – P. 430–443.
10. BRIEF: binary robust independent elementary features / M. Calonder [et al.] // *Proc. of the 11th European Conf. on Computer Vision (ECCV 2010), Heraklion, Greece, 5–11 Sept. 2010.* – Heraklion, 2010. – P. 778–792.
11. ORB: an efficient alternative to SIFT or SURF / E. Rublee [et al.] // *IEEE Intern. Conf. on Computer Vision (ICCV 2011), Barcelona, 6–13 Nov. 2011.* – Barcelona, 2011. – P. 2564–2571.
12. Halavataya, K. Optimizing local feature description and matching for realtime video sequence object detection / K. Halavataya, V. Sadov // *Open Semantic Technologies for Intelligent Systems : Research Papers Collection / BSUIR.* – Minsk, 2019. – P. 269–272.

References

1. Shinomiya A., Shindo A., Kawanishi M., Miyake K., Nakamura T., ..., Tamiya T. Usefulness of the 3D virtual visualization surgical planning simulation and 3D model for endoscopic endonasal transsphenoidal surgery of pituitary adenoma: technical report and review of literature. *Interdisciplinary Neurosurgery*, 2018, vol. 13, pp. 13–19. <https://doi.org/10.1016/j.inat.2018.02.002>
2. Gatys L. A., Ecker A. S., Bethge M. Texture synthesis using convolutional neural networks. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 2015, vol. 28, pp. 262–270.
3. Mamgain P. *Autodesk 3ds Max 2019: a Detailed Guide to Arnold Renderer*. Padexi Academic, 2018, 192 p.
4. Simonyan K., Zisserman A. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition. *International Conference on Learning Representations 2014 (ICLR 2014), Banff, Canada, 14–16 April 2014*. Banff, 2014, pp. 1–14.
5. Bergmann U., Jetchev N., Vollgraf R. Learning texture manifolds with the periodic spatial GAN. *Proceedings of the 34th International Conference on Machine Learning, Sydney, Australia, 6–11 August 2017*. Sydney, 2017, vol. 70, pp. 469–477.
6. Agarwal S., Snavely N., Seitz S. M., Szelisk R. Bundle adjustment in the large. *Proceedings of the 11th European Conference on Computer Vision (ECCV 2010), Heraklion, Greece, 5–11 September 2010*. Heraklion, 2010, pp. 29–42.
7. Halavataya K. A., Sadov V. S. Model formirovaniya izobrazheniy dlya trekhmernoy rekonstrukcii scen po dannym videoendoskopicheskikh issledovaniy [Image formation model for three-dimensional reconstruction of scenes according to video endoscopic studies]. *Vestnik Polotskogo gosudarstvennogo universiteta. Ser. S.*

Fundamental'nyye nauki [*Vestnik of Polotsk State University. Ser. C. Basic Sciences*], 2019, no. 12, pp. 43–49 (in Russian).

8. Lowe, D. G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints. *International Journal of Computer Vision*, 2004, vol. 60, no. 2, pp. 91–110.

9. Rosten E., Drummond T. Machine learning for high-speed corner detection. *Proceedings of the 9th European Conference on Computer Vision (ECCV 2006), Graz, Austria, 7–13 May 2006*. Graz, 2006, pp. 430–443.

10. Calonder M., Lepetit V., Strecha Ch., Fua P. BRIEF: binary robust independent elementary features. *Proceedings of the 11th European Conference on Computer Vision (ECCV 2010), Heraklion, Greece, 5–11 September 2010*. Heraklion, 2010, pp. 778–792.

11. Rublee E., Rabaud V., Konolige K., Bradski G. ORB: an efficient alternative to SIFT or SURF. *IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV 2011), Barcelona, 6–13 November 2011*. Barcelona, 2011, pp. 2564–2571.

12. Halavataya K., Sadov V. Optimizing local feature description and matching for realtime video sequence object detection. *Open Semantic Technologies for Intelligent Systems*. Minsk, 2019, pp. 269–272.

Информация об авторах

Чернявский Александр Федорович, академик Национальной академии наук Беларуси, доктор технических наук, профессор, заведующий научно-исследовательской лабораторией специализированных вычислительных систем, Научно-исследовательское учреждение «Институт прикладных физических проблем им. А. Н. Севченко» Белорусского государственного университета, Минск, Беларусь.
E-mail: CheryAF@bsu.by

Головатая Екатерина Александровна, аспирант, старший преподаватель кафедры интеллектуальных систем, факультет радиофизики и компьютерных технологий, Белорусский государственный университет, Минск, Беларусь.
E-mail: katerina-golovataya@yandex.ru

Садов Василий Сергеевич, кандидат технических наук, доцент, профессор кафедры интеллектуальных систем, факультет радиофизики и компьютерных технологий, Белорусский государственный университет, Минск, Беларусь.
E-mail: sadov@bsu.by

Information about the authors

Aleksandr F. Chernyavsky, Academician of the National Academy of Sciences of Belarus, Dr. Sci. (Eng.), Professor, Head of the Research Laboratory of Specialized Computing Systems, A. N. Sevchenko Institute of Applied Physical Problems of the Belarusian State University, Minsk, Belarus.
E-mail: CheryAF@bsu.by

Katsiaryna A. Halavataya, Postgraduate Student, Senior Lecturer, Department of Intelligent Systems, Faculty of Radiophysics and Computer Technologies, Belarusian State University, Minsk, Belarus.
E-mail: katerina-golovataya@yandex.ru

Vasili S. Sadou, Cand. Sci. (Eng.), Associate Professor, Professor of the Department of Intelligent Systems, Faculty of Radiophysics and Computer Technologies, Belarusian State University, Minsk, Belarus.
E-mail: sadov@bsu.by