

Исследование методов предварительной обработки электронно-геометрической модели культы нижней конечности

А. Р. Суфельфа[✉], Д. И. Каплун

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

✉ sufelfick@gmail.com

Аннотация. Проводится анализ методов представления и визуализации трехмерных моделей в приложении к задаче предобработки электронно-геометрических моделей культей голени для формирования модели приемной гильзы протеза. В исследовании применяются методы обработки трехмерных изображений, классификации и кластеризации. В результате проведенного исследования были определены методы для дальнейшей разработки алгоритма предобработки электронно-геометрической модели культы нижней конечности. Алгоритм автоматизирует процессы сегментации и визуализации для 3D-облаков точек модели.

Ключевые слова: автоматизация, электронно-геометрическая модель, предобработка, культа, протез, алгоритм

Для цитирования: Суфельфа А. Р., Каплун Д. И. Исследование методов предварительной обработки электронно-геометрической модели культы нижней конечности // Изв. СПбГЭТУ «ЛЭТИ». 2023. Т. 16, № 3. С. 37–45. doi: 10.32603/2071-8985-2023-16-3-37-45.

Конфликт интересов. Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

Original article

Analysis of Methods for Preliminary Processing of Digital Geometric Models of the Lower Limb Stump

A. R. Sufelfa[✉], D. I. Kaplun

Saint Petersburg Electrotechnical University «LETI», Saint Petersburg, Russia

✉ sufelfick@gmail.com

Abstract. We analyze available methods for representing and visualizing three-dimensional models as applied to the problem of preliminary processing of digital geometric models of the lower limb stump in the creation of a prosthetic socket model. The research methodology involved the methods of processing three-dimensional images, classification, and clustering. As a result of the conducted research, the methods suitable for developing an algorithm for preliminary processing of a digital geometric model of the lower limb stump in the creation of a prosthetic socket model. Such an algorithm automates segmentation and visualization processes for 3D point clouds.

Keywords: automation, electronic geometric model, preliminary processing, stump, prosthesis, algorithm

For citation: Sufelfa A. R., Kaplun D. I. Analysis of methods for preliminary processing of digital geometric models of the lower limb stump // LETI Transactions on Electrical Engineering & Computer Science. 2023. Vol. 16, no. 3. P. 37–45. doi: 10.32603/2071-8985-2023-16-3-37-45.

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

Введение. Для взаимодействия с цифровой копией материального объекта в программном обеспечении (ПО) персональных электронных вычислительных машин необходимо зарегистрировать его форму с необходимой точностью [1]. Этот процесс называется реверс-инжиниринг и заключается в определении геометрических характеристик объекта и передачи информации в ПО. При увеличении количества поверхностей и росте порядка полигонов, которые их описывают, снижается точность реверс-инжиниринга. Биологические объекты (сегменты тела человека) обладают поверхностями со сложной формой. Один из способов точной передачи информации о биологическом объекте в ПО компьютера – 3D-сканирование, которое заключается в регистрации координат точек поверхности электронной геометрической модели (ЭГМ) с использованием 3D-сканера или устройства съемки. Целью исследования служит определение эффективного метода или комбинации методов для решения задач предварительной обработки ЭГМ культы голени. Исследование дефектов ЭГМ, возникающих при ее реконструкции, и способов их устранения – неотъемлемый этап разработки протезно-ортопедического изделия, а также к более широкому использованию цифровых технологий в практической работе.

Постановка задачи. В качестве объекта исследования использовались ЭГМ культы голени, полученные от Института протезирования и ортезирования ФГБУ ФНЦРИ им. Г. А. Альбрехта Минтруда России, полученные методом трехмерного оптического сканирования. При сканировании использовался 3D-сканер iSense компании «Occipital Structure Sensor», США. Сканер использовал алгоритм реконструкции поверхности, основанный на радиометрическом методе получения ЭГМ, при котором измеряют параметры излучения, отраженного от поверхности объекта. В качестве сенсора применялись фоточувствительные элементы камер, далее получали полигональную модель. В исследовании применяли 3D-сканер с пространственным разрешением x/y на расстоянии 0.5 м–0.9 мм и глубиной разрешения на расстоянии 0.5 м–1 мм.

Для преобразования модели в исследовании были применены алгоритмы котангентной дискретизации [2], которая включает нормализацию по вершинам треугольников полигональной модели. Основные внешние факторы, влияющие на качество съемки при использовании бесконтакт-

ных ручных 3D-сканеров, – это освещенность; текстура поверхностей деталей объекта; форма объекта; подвижность объекта; соблюдение технических требований (ТТ) к 3D-сканеру: скорость перемещения, фокусное расстояние.

Основная задача предварительной обработки – удалить из файла ЭГМ культы посторонние объекты (дублирование полигонов), восстановить разрывы поверхности модели, устранить искажения в области замыкания поверхности (шов) и шероховатость поверхности. Для восстановления разрывов поверхности можно применить методы обработки 3D-изображений и методы работы с электронно-геометрическими моделями в трехмерном пространстве.

Существующие методы представления трехмерных объектов подразделяются на несколько характерных классов, обладающих определенными свойствами:

- поверхностные/объемные;
- связанные/дискретные;
- явные/параметрические.

Поверхностные представления описывают поверхность модели в трехмерном пространстве. Объемные (воксельные) структуры позволяют задавать объекты как часть трехмерного пространства, разбитого на заполненные – если они содержат часть объекта – ячейки, и пустые – в противном случае.

Дискретные представления модели заданы в виде набора точек и описывают приближение поверхности объекта; связанные модели, в свою очередь, явно или неявно содержат информацию о непрерывных участках поверхностей трехмерных объектов.

Задание трехмерных моделей объектов в явном виде предполагает, что описание модели объекта в данном представлении доступно в явной форме, а параметрическое задание – что для получения описания модели необходимо дополнительно вычислить некоторую функцию, зависящую, в свою очередь, от некоторого параметра.

В исследовании рассматривались методы, позволяющие работать с реальными данными. Так как исходные данные поступают для обработки с устройств дистанционного оптического сканирования, такие исходные данные дискретны и заданы в виде набора точек. Поэтому необходимо, чтобы исследуемые методы хорошо описывали дискретные поверхности объектов, заданные в явном виде. Далее рассмотрены только проекционные методы, так как они предоставляют ин-

терактивную скорость синтеза изображений при поддержке аппаратного обеспечения.

Основная часть статьи. Для апробации рассмотренных методов использовался язык программирования Python и среда программирования Jupyter Notebook.

Исследуемые методы были разделены на две основные группы: методы для решения задач обработки трехмерных изображений и методы обработки трехмерных объектов. В первую группу вошли метод обработки полигонов, метод обработки изображений и метод точечного представления модели, во вторую группу – кластеризация и метод сегментации. Далее приведен подробный анализ этих методов.

Метод обработки полигонов. Полигональное отображение трехмерных объектов имеет серию координатных пар x и y , которые охватывают некую площадь – в виде одного из свойств (или полей) в строке базы данных. Полигональные объекты имеют две различные части, которые могут быть смоделированы в 3D: линия внешнего периметра и внутренняя площадь. Для полигонов типична поддержка связности трехмерной модели.

Исходные данные об объекте, полученные со сканера, изначально не содержат информации о связности и непрерывности поверхностей модели. Поскольку сканер обладает дискретным шагом конечного разрешения и модель состоит из набора точек. Однако в нашем случае сканер преобразовывает точечное представление электронно-геометрической модели в полигоны аппаратно. Технология упрощения сетки полигоном трехмерного объекта использует некоторые вариации или комбинации следующих методов и алгоритмов: сэмплирования (sampling), прореживания (decimation), адаптивного разбиения (adaptive subdivision) и слияния вершин (vertex merging). Сэмплирующие алгоритмы изменяют первоначальную геометрию модели, упрощая ее, представляя подмножество исходных точек модели, или пересечение вокселей с моделью на трехмерной сетке. Алгоритмы методов, которые применяют адаптивное разбиение на секции, используют базовую сетку, которая затем рекурсивно секционируется для аппроксимации первоначальной модели. Метод триангуляции итеративно удаляет вершины или грани из полигональной сетки (рис. 1), прореживая модель и производя триангуляцию после каждого шага алгоритма. В основном такие алгоритмы осуществляют локальные изменения, что позволяет ускорить процесс упрощения трехмерной модели.

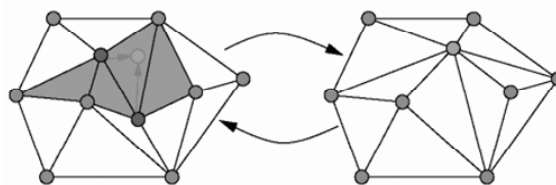


Рис. 1. Триангуляция модели за счет слияния вершин
Fig. 1. Triangulation of the model by merging vertices

Процесс триангуляции модели основан на слиянии вершин, т. е. на свертывании двух или более вершин детализированной модели в одну, при этом уменьшается общее количество треугольников трехмерного объекта. Методы, применяющие алгоритм слияния ребер, объединяют вершины модели, разделяющие одну грань, сохраняя при этом локальную топологию. Однако для решения поставленной задачи использование таких алгоритмов трудоемко, так как при работе с дискретными данными необходимо сохранять связность модели. Данный метод реализован в библиотеке Python Mesh.

Метод обработки изображений. Построенные на изображениях моделирование и визуализация представляют собой альтернативные подходы к решению задач синтеза изображения.

Данные методы создают результирующий объект, используя в качестве основы исходное изображение или изображение с картой глубины, и не применяют промежуточные структуры данных, как некоторые другие методы. Алгоритм визуализации по исходному изображению получает результирующий объект для заданной точки наблюдения и заданных параметров виртуальной камеры. Для работы на языке программирования Python с данным методом можно использовать библиотеку OpenCV.

Точечное представление модели. Данный метод работы с трехмерными объектами заключается в точечном представлении электронно-геометрических моделей, и в свою очередь обоснован представлением изображений как примитивов для визуализации трехмерной модели. Алгоритмы точечного представления эффективны, поскольку время визуализации напрямую зависит от количества пикселей в исходном изображении. Однако для реализации методов точечных представлений необходимы значительные объемы памяти, поскольку визуализация страдает от возникновения артефактов в результирующем изображении и из-за невозможности работы с динамическим светом.

Трехмерные модели создаются как плотный набор точек поверхности, восстановленных из исходных изображений. Электронно-геометрические модели сохраняются вместе с цветом, глубиной и информацией о нормали, делая возможным использование Z-буфера для удаления невидимых поверхностей, а также затенение по Фонгу и другие эффекты, например тени. Трудность в визуализации трехмерных моделей данным методом заключается в восстановлении непрерывности поверхности электронно-геометрической модели с изображения. Данную задачу решают с использованием метода сплаттинг – вычислением положения каждой точки на плоскости экрана и приведением к оконным координатам.

Основной недостаток такого представления данных заключается в трудоемкости работы с большими объемами данных. При увеличении объема данных прежде всего используются методы видозависимого упрощения, для которых необходимо введение дополнительных структур данных. А применение неструктурированного набора точек позволяет достичь определенной гибкости при визуализации информации.

Данный метод может быть реализован с помощью библиотеки Pillow на языке программирования Python. На рис. 2 приведен пример модели с разрывами поверхности, полученными в результате недостаточного освещения при сканировании культи пациента. Данный дефект модели может быть устранен с помощью вышеописанных методов обработки изображений.



Рис. 2. Пример ЭГМ с дефектом разрыва поверхности модели
Fig. 2. Example of an EGM with a model surface rupture defect

Кластеризация. Кластеризация или кластерный анализ – это задача поиска естественных групп в пространстве признаков входных данных, используется в качестве метода анализа данных для обнаружения закономерностей в данных. Кластерный анализ, или кластеризация, включает в себя автоматическое нахождение естественно сгруппированных данных. Алгоритмы кластерного анализа только интерпретируют исходные данные и определяют группы кластеров в пространстве объектов, в отличие от контролируемого обучения (например, прогностического моделирования).

Методы кластеризации применяются, если нет класса, подлежащего прогнозированию, или экземпляры данных необходимо разделить на естественные группы [3]. Кластер – это некоторая область плотности в пространстве объектов, где объекты из предметной области (наблюдения или строки данных) находятся ближе к данному кластеру, чем другие кластеры. Кластер может иметь центр (центроид) и границу или экстенд предметной области. Применение методов кластерного анализа эффективно при анализе исходных данных для отделения полезных данных от выбросов или аномалий.

Оценка выявленных кластеров носит субъективный характер и может потребовать привлечения эксперта в предметной области, хотя кластеризации присущи множество характерных количественных показателей. В большинстве случаев алгоритмы кластеризации сравниваются академически на синтетических наборах данных с заранее определенными кластерами, которые обнаруживает алгоритм [4]. Для решения некоторых задач можно успешно реализовать, адаптировать и использовать лучшие алгоритмы кластеризации в Python с помощью библиотеки машинного обучения scikit-learn.

Многие алгоритмы кластеризации применяют понятие степени сходства или расстояния между примерами в пространстве объектов для поиска плотных областей наблюдения. Для повышения эффективности работы алгоритмов кластеризации полезно отмасштабировать исходный набор данных.

Руководящим принципом кластерного анализа служит понятие степени сходства или различия между отдельными объектами, которые группируются. Метод кластеризации группирует объекты на основе предоставленного ему определения сходства [5].

Для некоторых алгоритмов кластеризации необходимо указать, сколько кластеров должны быть обнаружены в исходных данных, тогда как

для других алгоритмов необходимо только задать минимальное расстояние между наблюдениями, при котором примеры можно считать «близкими» или «связанными». Процесс анализа с использованием инструментов кластеризации – итеративный, субъективная оценка выявленных кластеров влияет на изменение конфигурации алгоритма, пока результат не будет соответствовать поставленной цели.

В библиотеке `scikit-learn` предложены несколько различных алгоритмов кластеризации. Список из 10 наиболее популярных алгоритмов выглядит следующим образом:

- Affinity Propagation;
- Hierarchical clustering;
- Decision tree;
- DBSCAN;
- K-mean;
- Mini-Batch K-Means;
- Mean shift;
- OPTICS;
- Spectral clustering;
- Gaussian mixture model.

Каждый алгоритм предлагает свой подход к решению задачи обнаружения естественных групп в данных и состоит из двух частей: класс, который реализует метод подгонки для изучения кластеров по данным, и функция, которая, учитывая данные, возвращает массив целочисленных меток, соответствующих различным кластерам [6]. Кластеризацию немаркированных данных можно выполнить с помощью модуля `sklearn.cluster`.

Метод сегментации. Основы метода сегментации облака точек заключаются в трех аспектах:

1) обобщение на уровне сегментов и предоставление конечным пользователям гибкости и управления для эффективного доступа к индивидуальному контенту;

2) создание компактного представления данных, в котором вся последующая обработка может выполняться на региональном уровне, а не на уровне отдельных точек, что приводит к потенциально значительному выигрышу в вычислениях;

3) возможность извлекать взаимосвязи между окрестностями, графами и топологией.

Метод сегментации используется в качестве этапа предварительной обработки для аннотирования, улучшения, анализа, классификации, категоризации, извлечения и абстрагирования информации из данных облака точек.

В Python сегментацию и кластеризацию лучшим образом можно реализовать, используя два

основных и эффективных подхода: RANSAC (random sample consensus) и евклидову кластеризацию с помощью DBSCAN (density-based spatial clustering of applications with noise).

RANSAC расшифровывается как консенсус случайной выборки, и это довольно простой, но эффективный алгоритм, который можно использовать, если на данные влияют выбросы. Метод RANSAC позволяет сгруппировать точки данных в два сегмента: входящий и выходящий наборы, затем выбросы отсеиваются и работают с входами.

Евклидова кластеризация (DBSCAN) применяется для группировки наборов пространственно-смежных точек (пространственная кластеризация приложений с шумом на основе плотности).

DBSCAN выполняет итерацию по точкам в наборе данных. Для каждой анализируемой точки он строит набор точек, достижимых из нее по плотности: он вычисляет окрестности этой точки, и если эта окрестность содержит более определенного количества точек, она включается в область. Каждая соседняя точка проходит один и тот же процесс до тех пор, пока она больше не сможет расширять кластер. Если рассматриваемая точка не относится к внутренним, т. е. у нее недостаточно соседей, она будет помечена как шум. Это позволяет DBSCAN быть устойчивой к выбросам, поскольку данный механизм их изолирует.

Существуют и другие методы сегментации для облака точек, некоторые хорошо разработанные методологии рассмотрены в исследованиях [7]–[14].

Обсуждение результатов. Задача предварительной обработки моделей позволяет устранить дефекты, образовавшиеся при оптическом сканировании культи пациента. Далее приведены примеры дефектов моделей культей нижних конечностей, которые получены при сканировании пациента с помощью оптического сканера (рис. 3).

Для оценки качества работы алгоритмов были использованы следующие метрики качества:

1. Точность – доля объектов, названных классификатором положительными и при этом действительно положительных; доля правильных ответов алгоритма:

$$\text{Accuracy} = (TP + TN) / (TP + TN + FP + FN),$$

где TN – истинно отрицательно; TP – истинно положительно; FP – ложно положительно и FN – ложно отрицательно.

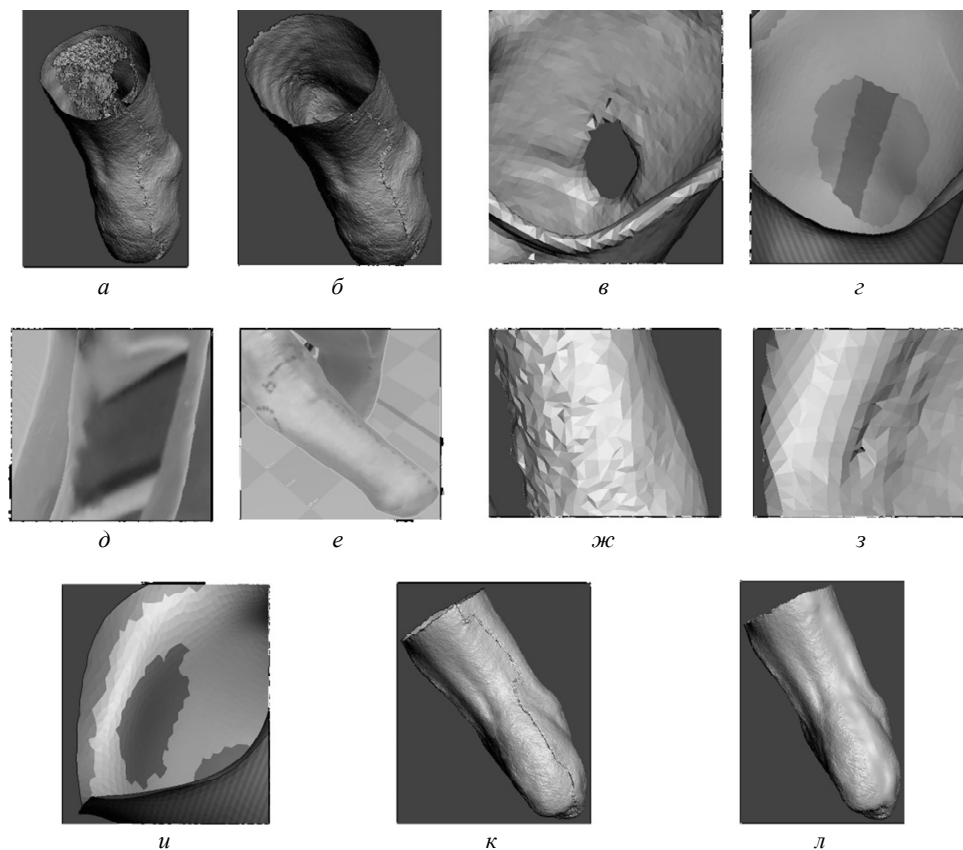


Рис. 3. Примеры дефектов и результатов их устранения различных объектов 3D-сканирования – дублирование полигонов ЭГМ культи голени: *а* – исходная модель, *б* – после обработки; разрывы поверхности посадочного кольца приемной гильзы протеза бедра: *в* – исходная модель, *г* – после обработки; отсутствие текстур ЭГМ конечности: *д* – наложение на ЭГМ руки текстуры другого объекта, *е* – ЭГМ культи голени по Пирогову с корректно зарегистрированной текстурой, *ж* – шероховатость поверхности ЭГМ руки, в процессе съемки левой части угловая скорость перемещения 3D-сканера в 2 раза выше; самопересечение поверхности ЭГМ посадочного кольца приемной гильзы протеза бедра: *з* – исходная модель, *и* – после обработки; искажение ЭГМ культи голени в области замыкания поверхности (шов): *к* – исходная модель, *л* – после обработки

Fig. 3. Examples of defects and the results of elimination of various 3D scanning objects – duplication of polygons of the leg stump EGM: *a* – initial model, *б* – after processing; ruptures of the surface of the landing ring of the receiving sleeve of the hip prosthesis: *в* – initial model, *г* – after processing; absence of textures of the limb EGM, *д* – superimposition on the EGM the hands of the texture of another object, *е* – EGM of the lower leg stump according to Pirogov with a correctly registered texture, *ж* – the roughness of the surface of the EGM of the hand, during the shooting of the left part, the angular velocity of the 3D scanner is two times higher; self-intersection of the surface of the EGM of the landing ring of the receiving sleeve of the hip prosthesis: *з* – initial model, *и* – after treatment; distortion of the EGM of the lower leg stump in the area of the closure of the surface (seam), *к* – initial model, *л* – after processing

2. Чувствительность (положительная пропорция) показывает долю положительных результатов в процентах при условии, что положительные результаты определены верно:

$$\text{Sensitivity} = \text{TP}/(\text{TP} + \text{FN}).$$

3. Специфичность (отрицательная пропорция) показывает долю отрицательных результатов в процентах при условии, что отрицательные результаты определены верно

$$\text{Specificity} = \text{TN}/(\text{FP} + \text{TN}).$$

В табл. 1 и 2 приведено сравнение исследуемых методов обработки трехмерных изображений и 3D-моделей в приложении к поставленным задачам.

Иерархические представления, основанные на точках и изображениях, обладают наилучшими характеристиками с точки зрения простоты получения данных с удаленных сканеров, поддержки многомасштабности и аппаратной поддержки визуализации, хотя именно изображения позволяют получить большой объем информации. Точечные выборки показывают себя удобными для

дискретных представлений, хотя и не являются полностью универсальным примитивом визуализации. Поэтому применение методов обработки трехмерных изображений позволит устранить дефекты поверхности модели – разрывы поверхности, шероховатость и наложение полигонов и др.

Табл. 1. Сравнение методов обработки изображений
Tab. 1. Comparison of image processing methods

Характеристика цифровой обработки изображения	Метод полигонов, %	Метод обработки изображений, %
Точность	82	79
Чувствительность	93	87
Специфичность	86	92

Табл. 2. Сравнение методов обработки 3D-моделей
Tab. 2. Comparison of 3D model processing method

Характеристика	Кластеризация, %	Сегментация, %
Точность соответствия кластеров истинным значениям	98	94
Чувствительность методов обработки трехмерных моделей	96	98
Специфичность методов обработки трехмерных моделей	95	97

Однако для решения задачи поиска точек, относящихся к модели культи, наиболее точны, чувствительны и специфичны методы кластеризации и сегментации. Наиболее эффективны методы кластеризации по методу DBSCAN и последующая классификация точек ЭГМ скана культи с использованием метода RANSAC. Поскольку все точки ЭГМ подбираются к кандидатам на плоскость RANSAC, которые не имеют предельной протяженности в евклидовом пространстве, независимо от непрерывности плотности точек, то

появляются артефакты «линий» в зависимости от порядка, в котором обнаруживаются плоскости. DBSCAN обладает большим преимуществом в том, что он эффективен в вычислительном отношении, не требуя предварительного определения количества кластеров, в отличие, например, от K-среднего. Также это позволяет находить кластеры произвольной формы.

Пайплайн стадий предварительной обработки ЭГМ:

- импорт данных;
- распознавание дефектов поверхности модели;
- устранение дефектов поверхности модели;
- применение методов классификации и кластеризации для устранения помех в файле модели;
- формирование результирующей модели культи для создания приемной гильзы протеза.

Выводы и заключение. Применение исследованных методов в комплексе позволит в полной мере решить задачу автоматизации предварительной обработки модели скана культи конечности для дальнейшего формирования приемной гильзы протеза. Автоматизировать процесс предварительной обработки модели, устранить дефекты поверхности модели с использованием методов обработки трехмерных изображений, а также очистить сцену 3D-модели от шума и посторонних объектов.

В результате проведенного исследования были определены методы для дальнейшей разработки алгоритма предобработки ЭГМ скана культи нижней конечности. Алгоритм будет автоматизировать процессы сегментации и визуализации для 3D-облаков точек модели. Применение комплекса исследованных методов представляет огромный потенциал для интеллектуальных процессов автоматизации обработки трехмерных моделей.

Список литературы

1. Тишкин В. О. Методика сборки и обработки данных, полученных в процессе 3D-сканирования // Науч.-техн. вестн. Санкт-Петербургского гос. ун-та информационных технологий, механики и оптики, 2011. № 1 (71). С. 87–92. doi: 10.4172/2161-1122.1000e102.
2. Botsch M., Sorkine O. On linear variational surface deformation methods // IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics. 2008. Vol. 14(1). P. 213–230. doi: 10.1109/TVCG.2007.1054.
3. Сапрыкин О. Н. Интеллектуальный анализ данных: учеб. пособие. Самара: Изд-во Самарского ун-та, 2020. С. 21–80. doi: 10.23681/330475.
4. Hubert A. Application of machine learning and data mining tools in relation to databases with a small number of records // Advanced Engineering Research. 2021. Vol. 21, no. 4. P. 346–363. doi: 10.23947/2687-1653-2021-21-4-346-363.
5. Мэрфи К. П. Вероятностное машинное обучение. Введение. М.: Изд-во ДМК-Пресс, 2022. С. 317–415.
6. Machine learning in python available. URL: <https://scikit-learn.org/stable> (дата обращения 13.10.2022).
7. Hastie T. Fundamentals of statistical learning: data mining, logical inference and forecasting. Berlin: Springer, 2020. 346 p.

8. Poux F., Billen R. Voxel-based 3D point cloud semantic segmentation: unsupervised geometric and relationship featuring vs deep learning methods // ISPRS Int. J. Geo-Inf. 2019, no 8. P. 213. doi: 10.3390/ijgi8050213.

9. 3D Point cloud semantic modelling: integrated framework for indoor spaces and furniture. Remote sensing / F. Poux, R. Neuville, G.-A. Nys, R. Billen. URL: <https://orbi.uliege.be/bitstream/2268/227787/1/remotesensing-10-01412%20%281%29.pdf> (дата обращения 14.10.2022). doi:10.3390/rs10091412.

10. 3D Point clouds in archaeology: Advances in acquisition, processing and knowledge integration applied to quasi-planar objects / F. Poux, R. Neuville, L. Van Wersch, G.-A. Nys, Billen R. // Geosciences. 2017. No. 7(4). P. 96.

11. Poux F., Mattes C., Kobbelt L. Unsupervised segmentation of indoor 3D point cloud: application to object-based classification // ISPRS – Intern. Archives of the

Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences. 2020. P. 111–118. URL: <https://orbi.uliege.be/handle/2268/250845> (дата обращения 14.10.2022). doi: 10.5194/isprs-archives-XLIV-4-W1-2020-111-202

12. Poux F., Ponciano J. J. Self-learning ontology for instance segmentation of 3d indoor point cloud // ISPRS – Intern. Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Inform. Sci. 2020. P. 309–316. URL: <https://orbi.uliege.be/handle/2268/250845> (дата обращения 14.10.2022). doi: 10.5194/isprs-архивы-XLIII-B2-2020-309-2020.

13. Bassier M., Vergauwen M., Poux F. Point cloud vs. mesh Features for building interior classification. Remote sensing // Geosciences. 2020. № 27(1). P. 2224. doi: 10.3390/rs12142224239.

14. Frey B., Dueck D. Clustering by passing messages between data points // Science. 2007. Vol. 315, no. 5814. P. 972-976. doi: 10.1126/science.1136800.

Информация об авторах

Суфельфа Алиса Родионовна – аспирант кафедры автоматизации и процессов управления СПбГЭТУ «ЛЭТИ».

E-mail: sufelfick@gmail.com

<https://orcid.org/0000-0001-5672-7290>

Каплун Дмитрий Ильич – канд. техн. наук, доцент СПбГЭТУ «ЛЭТИ».

E-mail: dikaplun@etu.ru

<https://orcid.org/д0000-0003-2765-4509>

References

1. Tishkin V. O. Metodika sborki i obrabotki dannyh, poluchennyh v processe 3D-skanirovaniya // Nauch.-tehn. vestn. Sankt-Peterburgskogo gos. un-ta informacionnyh tehnologij, mehaniki i optiki. 2011. № 1 (71). S. 87–92. doi: 10.4172/2161-1122.1000e102. (In Russ.)

2. Botsch M., Sorkine O. On linear variational surface deformation methods // IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics. 2008. Vol. 14(1). P. 213–230. doi: 10.1109/TVCG.2007.1054.

3. Saprykin O. N. Intellektual'nyj analiz dannyh / Ucheb. posobie. Samara: Izd-vo Samarskogo un-ta, 2020. S. 21–80. doi: 10.23681/330475. (In Russ.)

4. Hubert A. Application of machine learning and data mining tools in relation to databases with a small number of records // Advanced engineering research. 2021. Vol. 21, no. 4. P. 346–363. doi: 10.23947/2687-1653-2021-21-4-346-363.

5. Mjerfi K. P. Veroyatnostnoe mashinnoe obuchenie. Vvedenie. M.: Izd-vo DMK-Press, 2022. C. 317-415. (In Russ.)

6. Machine learning in Python available. URL: <https://scikit-learn.org/stable> (data obrashheniya 13.10.2022).

7. Hastie T. Fundamentals of statistical learning: data mining, logical inference and forecasting. Berlin: Springer, 2020. 346. c.

8. Poux F., & Billen R. Voxel-based 3D point cloud semantic segmentation: unsupervised geometric and

relationship featuring vs deep learning methods // ISPRS Int. J. Geo-Inf. 2019. No. 8. P. 213. doi: 10.3390/ijgi8050213.

9. 3D point cloud semantic modelling: integrated framework for indoor spaces and furniture. Remote sensing / F. Poux, R. Neuville, G.-A. Nys, R. Billen. URL: <https://orbi.uliege.be/bitstream/2268/227787/1/remotesensing-10-01412%20%281%29.pdf> (data obrashheniya 14.10.2022). doi: 10.3390/rs10091412.

10. 3D Point clouds in archaeology: Advances in acquisition, processing and knowledge integration applied to quasi-planar objects // F. Poux, R. Neuville, L. Van Wersch, G.-A. Nys, Billen R. // Geosciences. 2017. No. 7(4). P. 96.

11. Poux F., Mattes C., Kobbelt L. Unsupervised segmentation of indoor 3D point cloud: application to object-based classification // ISPRS – Intern. Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences. 2020. P. 111–118. URL: <https://orbi.uliege.be/handle/2268/250845> (data obrashheniya 14.10.2022). doi: 10.5194/isprs-archives-XLIV-4-W1-2020-111-202.

12. Poux F., Ponciano J. J. Self-learning ontology for instance segmentation of 3d indoor point cloud // ISPRS – Intern. Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Inform. Sciences. 2020. P. 309–316. URL: <https://orbi.uliege.be/handle/2268/250845> (data obrashheniya 14.10.2022). doi: 10.5194/isprs-архивы-XLIII-B2-2020-309-2020.

13. Bassier M., Vergauwen, M. Poux F. Point cloud vs. mesh features for building interior classification. Remote sensing // Geosciences. 2020. № 27(1). P. 2224. doi:10.3390/rs12142224239.

14. Frey B., Dueck D. Clustering by passing messages between data points // Science. 2007. Vol 315, no. 5814. P. 972–976. doi: 10.1126/science.1136800.

Information about the authors

Alisa R. Sufelfa – postgraduate student of Department of Automation and Control Processes of Saint Petersburg Electrotechnical University.

E-mail: sufelfick@gmail.com

<https://orcid.org/0000-0001-5672-7290>

Dmitriy I. Kaplun – Cand. Sci. (Eng.), Assistant Professor of Saint Petersburg Electrotechnical University.

E-mail: dikaplun@etu.ru

<https://orcid.org/0000-0003-2765-4509>

Статья поступила в редакцию 27.12.2022; принята к публикации после рецензирования 10.01.2023; опубликована онлайн 25.03.2023.

Submitted 27.12.2022; accepted 10.01.2023; published online 25.03.2023.
