

УДК 004.021:004.75

## ОЦЕНКА ОБЛАКОВ ТОЧЕК БПЛА С ПОМОЩЬЮ ИСКУССТВЕННОГО ИТЕЛЛЕКТА



**В.Ф. Алексеев**

Доцент кафедры проектирования  
информационно-компьютерных систем  
БГУИР, кандидат технических наук,  
доцент  
alexvikt.minsk@gmail.com



**Е.И. Бавбель**

Аспирант кафедры  
проектирования информационно-  
компьютерных систем БГУИР  
egorigorevichw9@gmail.com

### **В.Ф. Алексеев**

Окончил Минский радиотехнический институт. Область научных интересов связана с разработкой методов и алгоритмов построения информационно-компьютерных систем, организацией учебного и научно-исследовательского процессов в техническом университете.

### **Е.И. Бавбель**

Окончил Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники. Область научных интересов связана с исследованием методов и алгоритмов решения задач системного анализа, оптимизации, управления, принятия решений и обработки информации.

**Аннотация.** Разработки в области искусственного интеллекта достигли больших успехов в области автоматической семантической сегментации, как в 2D (изображении), так и в 3D пространствах. В контексте технологии 3D-записи она также нашла применение в нескольких областях, в первую очередь при создании облаков точек, что обычно выполняется вручную.

Сегодня изображения, полученные с помощью беспилотных летательных аппаратов (БПЛА), стали важным источником данных для исследователей, занимающихся картографированием в различных дисциплинах фотограмметрии и дистанционного зондирования. Реконструкция территории с помощью трехмерных (3D) облаков точек по изображениям, полученным с помощью БПЛА, является важным процессом, который можно использовать для традиционных двумерных кадастровых карт или для создания топографических карт. Облака точек следует классифицировать, поскольку они подвергаются различному анализу для извлечения дополнительной информации из прямых данных облака точек. Из-за высокой плотности облаков точек обработка данных и сбор информации делают классификацию облаков точек сложной задачей и могут занять много времени. Таким образом, обработка классификации позволяет найти оптимальное решение для получения ценной информации.

**Ключевые слова:** Облако точек, ИИ, БПЛА, ICP, FGR.

**Введение.** Благодаря передовым технологиям измерения, таким как наземные лазерные сканеры, требуется совсем немного усилий и времени для сбора миллионов и миллиардов 3D-точек в различных средах и для множества различных приложений. Однако большие коллекции 3D-данных сложно обрабатывать из-за отсутствия у них структуры. Это особенно актуально для

естественных сцен, где сложны не только сами захваченные данные, но и множество возможных вариаций объектов внутри сцены.

Большинство приложений избегают непосредственной работы с этими сложными наборами данных, передавая облака точек в различные представления, такие как треугольные сетки или более похожие на САПР структуры. Наиболее распространенной моделью САПР является конструктивная твердотельная геометрия, в которой параметрические трехмерные тела подгоняются к данным как примитивы формы. Такой подход быстро достигает своих пределов в сложных сценах, где большие части геометрии не покрываются библиотекой примитивов. Более общий подход заключается в извлечении контуров непосредственно из облаков точек и использовании их в качестве данных. На первый взгляд этот шаг может показаться малоэффективным, поскольку ребра также можно извлечь из треугольной сетки или параметрической модели. Чтобы избежать ошибок моделирования, которые часто возникают вокруг контуров, полезно знать контуры в качестве входных данных для триангуляции сетки или подгонки поверхности. Известно, что триангуляция сетки особенно сглаживает края [1].

Таким образом, интуитивно понятно, что контуры должны быть обнаружены до реконструкции поверхности, чтобы поддержать сегментацию. Системы интерактивного моделирования в графике работают именно таким образом. На практике обнаружить контуры в облаках точек сложно. Основными причинами являются не только неструктурированные данные, но и нечеткое определение того, что представляет собой контур. Хотя высокие значения кривизны играют важную роль, существуют и другие факторы, которыми нельзя пренебрегать. Например, кривизна на стыке двух стен здания в некоторых случаях может быть немного меньше, чем на неровных поверхностях, например, на лугах. Очевидно, что человек-оператор использует дополнительные контекстуальные подсказки, чтобы определить, что представляет собой контур. Эта ситуация, когда приходится использовать разрозненные знания, которые трудно сделать явными и формализованными, требует статистического машинного обучения.

Достижения в области технологий структурного движения (*SfM*) и беспилотных летательных аппаратов (БПЛА), широко известных как дроны, позволили создавать цифровые модели поверхности (*DSM*) с разрешением до миллиметра и сантиметра для количественной оценки поверхностных процессов, которая будет использоваться в качестве базовой карты для геологического картирования, определения структуры растительности, исследования эрозии почвы, изучения городских особенностей. *SfM* разработан в области изучения компьютерного зрения для трехмерной (*3D*) реконструкции объектов на основе сильно перекрывающихся фотографий, сделанных с помощью широко используемых камер, смартфонов и планшетов. *SfM* значительно снижает стоимость топографической съемки, поскольку традиционная фотограмметрия требует специальных и дорогих камер и самолетов для реконструкции как природных, так и искусственных особенностей местности. В частности, интеграция *SfM* с недорогими БПЛА дает возможность проводить крупномасштабные реконструкции поверхности для географических и экологических исследований.

Обычная трехмерная топографическая реконструкция на основе *SfM*-БПЛА включает в себя два этапа. Первый этап – сделать серию фотографий камерами БПЛА. Эти фотографии затем используются для создания облака точек, цифровой модели поверхности нанесенной на карту территории и ортофотоплана, чтобы обеспечить детальное и точное представление топографии местности.

**Регистрация и точность крупномасштабных географических данных.** Процесс регистрации математически представляет собой преобразование координат на основе матрицы преобразования, представляющей изменения смещения, вращения и масштаба. Пусть  $P$  – облако точек, которое необходимо выровнять, а  $Q$  – облако опорных точек. Значит  $P_c$  и  $Q_c$  – облако точек, созданные из опорных объектов, выбранных из  $P$  и  $Q$  соответственно. К выбору эталонного объекта предъявляется несколько требований:

1. Опорный объект должен быть зафиксирован в нужном положении;

2. Область, ограниченная эталонным объектом, должна включать целевой объект для регистрации.

3. Внешний вид и расположение эталонного объекта не изменятся со временем.

Предположим, регистрация выполнена на  $P_C$  чтобы выровнять его по  $Q_C$  и результирующая матрица преобразования задается как  $T$ . Тогда мы имеем следующее соотношение:

$$T(P_C)=Q_C$$

Предполагая, что облако точек сформировано правильно, область, ограниченная  $P_C$  такое же, как и заключенное в  $Q_C$ . Поскольку целевые объекты из обоих наборов данных облака точек одинаковы, местоположение  $P_T$  в  $P_C$  совпадает с расположением  $Q_T$  в  $Q_C$ . Более того, поскольку  $T$  линейно, имеем:

$$T(P_T)=T(Q_T)$$

Матрица преобразования, созданная путем регистрации опорных объектов, может правильно выровнять целевой объект. Следовательно, вместо того, чтобы выполнять регистрацию всего облака точек, мы можем выполнить регистрацию только выбранных стабильных объектов, чтобы получить матрицу преобразования, а затем применить ее ко всему облаку точек.

Как показано на рисунке 1, весь процесс был разделен на две части. Первая часть заключается в создании 3D-облаков точек и 2D-ортофотоснимков различных съемок на основе программного обеспечения *SfM*, такого как *Pix4D* и *Photoscan*. Вторая часть – это предлагаемый рабочий процесс для совместной регистрации облаков точек различных съемок. Эта часть состоит из трёх компонентов [3].

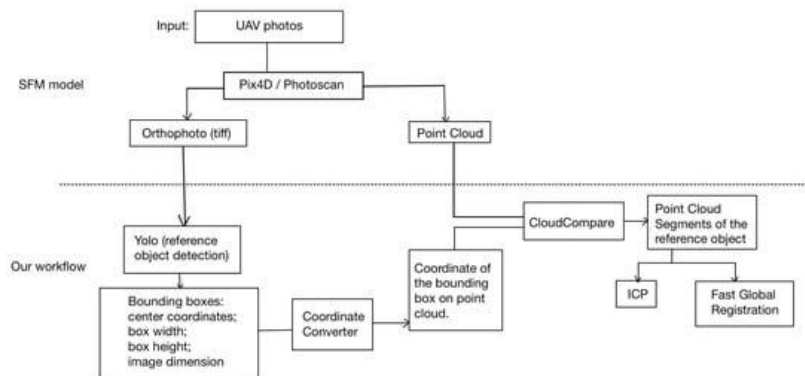


Рисунок 1. Полный рабочий процесс предлагаемой модели.

Первый заключается в извлечении стабильных эталонных объектов из ортофотоснимков, полученных с помощью фотографий, собранных БПЛА. Именуемой моделью обнаружения эталонных объектов [3].

Второй компонент определяет координаты ограничивающей рамки опорных объектов в облаке точек. Эти координаты используются для вырезания облаков точек опорных объектов из всего облака точек – моделью преобразователя координат.

Последний компонент предназначен для регистрации обрезанных облаков точек опорных объектов, а полученная матрица преобразования затем применяется ко всему облаку точек – моделью регистрации сегментов [4].

**Модель регистрации сегментов.** При регистрации в облаке в основном применяются две существующие модели: *ICP* и *FGR*. Оба алгоритма удобно интегрируются в *CloudCompare*. Однако крайне важно понимать принципы, лежащие в основе этих методов, и эффективно корректировать данные и параметры, чтобы улучшить время работы и точность регистрации.

Существуют разработанные комплексные рабочие процессы для алгоритмов *FGR* (рисунок 4) и *ICP* (рисунок 5), стремясь повысить ясность и понятность каждого этапа процесса регистрации. Что касается размера данных, эти два метода работают по-разному в зависимости от своих принципов.

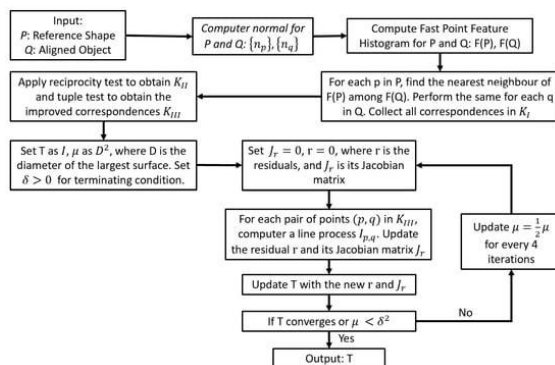


Рисунок 4. Рабочий процесс *FGR*.

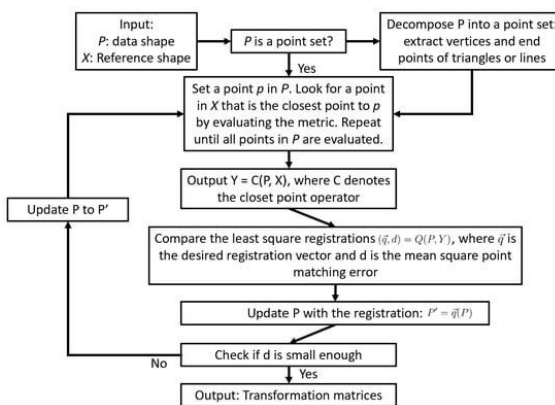


Рисунок 5. Рабочий процесс итеративных ближайших точек.

Метод *FGR* известен своей исключительной вычислительной эффективностью, особенно при работе с большими облаками точек. В отличие от других алгоритмов регистрации с потенциально более высокой временной сложностью, метод *FGR* поддерживает линейную временную сложность в порядке точек ( $O(n)$ ). Это преимущество делает его особенно подходящим для регистрации крупномасштабных облаков точек. Более того, итеративность и параллельность данных метода *FGR* делают его легко поддающимся распараллеливанию, используя возможности многоядерных процессоров или ускорение графического процессора. Эта возможность параллельной обработки значительно ускоряет процесс регистрации, делая метод *FGR* еще более подходящим для крупномасштабных задач выравнивания облаков точек. В результате метод *FGR* является идеальным выбором при работе с обширными наборами данных, предлагая как вычислительную эффективность, так и преимущества распараллеливания.

*ICP*, напротив, работает лучше, когда нужно сопоставить и оптимизировать меньше точек. *ICP* быстрее сходится к приемлемому выравниванию. На каждой итерации алгоритм стремится минимизировать расстояние между соответствующими точками, а при меньшем количестве точек этот процесс становится более эффективным, что приводит к более быстрой сходимости. Временная сложность *ICP* обычно линейна относительно количества точек в наборах данных. Следовательно, когда существует меньше точек, вычислительная нагрузка алгоритма снижается, что делает его более эффективным для небольших облаков точек. Кроме того, поиск соответствий между двумя облаками точек является важным шагом в алгоритме *ICP*. При меньшем количестве

точек поиск соответствующих точек становится менее сложным и трудоемким, что повышает точность выравнивания. Качество первоначальной оценки выравнивания также может повлиять на результат *ICP*.

Основываясь на вышеизложенном, модель регистрации сегмента выполняет функцию определения соответствующего метода регистрации, который следует применить, путем оценки атрибутов обрезанного облака точек. Рекомендуется, чтобы, когда обрезанное облако точек содержит относительно небольшое количество точек, лучшим выбором для регистрации был *ICP*. И наоборот, если обрезанное облако точек имеет значительный размер, лучшим вариантом будет *FGR*. Хотя временная сложность методов *ICP* и *FGR* остается  $O(n^2)$  и  $O(n)$  соответственно, размер выборки  $n$  значительно уменьшается за счет простого использования облаков точек эталонных объектов. Следовательно, время работы может быть улучшено.

**Испытание методов *ICP* и *FGR*.** Согласно результатам испытаний, рассмотренным в [5], наиболее эффективным является применение метода *ICP* на частичном облаке точек черно-белых мишеней. Он превосходит другие как по эффективности использования времени, так и по точности регистрации, при этом среднее расстояние меньше, чем среднее расстояние между точками в наборах данных. Эти регистрационные мишени размещались в одних и тех же точках крепления во время каждого исследования, что является относительно стабильными данными. Дополнительная очистка облаков точек может повысить точность регистрации. Кроме того, использование только черно-белых целей уменьшило размер облаков точек для регистрации, что снизило вероятность возникновения проблемы с локальными минимумами. Напротив, ошибка, возникающая при применении *ICP* ко всему облаку точек, примерно в 600 раз превышает ошибку регистрации, применяемой исключительно к черно-белым объектам. Это указывает на то, что применение метода *ICP* к большому набору данных облака точек не является стабильным.

Что касается метода *FGR*, то он работает значительно быстрее в рамках предложенного рабочего процесса с разумной ошибкой. Это преимущество становится особенно важным при работе с большими наборами данных, где время обработки играет решающую роль в реальных приложениях. Применение метода *FGR* с предложенным рабочим процессом приводит к меньшей ошибке по сравнению с регистрацией с использованием метода *ICP* для всего облака точек. Возможно, что применение метода *FGR* ко всему облаку точек может дать несколько более высокую точность. Однако обработка регистрации всего набора данных может занять значительно больше времени. Таким образом более практично применить метод *FGR* в рабочем процессе [5].

В тестовых случаях черно-белые мишени оказались оптимальным выбором для эталонных объектов, что позволяет успешно применять метод *ICP* в рабочем процессе. Это связано с их фиксированным позиционным характером и пригодностью к сегментации, снижающей негативное влияние шумов и нецелевых точек на регистрацию. Однако важно отметить, что этот подход зависит от наличия таких объектов. В сценариях, где такие объекты отсутствуют, метод *FGR* может быть более надежным при регистрации [5].

Данные испытаний были собраны на относительно плоском склоне холма. Однако можно считать, что этот рабочий процесс на основе искусственного интеллекта может применяться и к другим топографическим условиям, например, к крутому рельефу, при условии, что можно обнаружить устойчивые наземные целевые объекты. Матрица преобразования генерируется на основе регистрации частичных облаков точек обнаруженных стабильных объектов, на которые не влияет крутой рельеф. Можно использовать простой подход с  $Z$ -порогом для удаления шума из-за его эффективности в наших тестовых данных. Этот метод удаления шума может не подойти для случаев, связанных с крутой топографией, поскольку вариация значений  $z$  становится намного больше. Этот этап удаления шума является необязательным, и пользователи могут реализовать другие методы удаления шума в этих топографических настройках [5].

Несмотря на хорошую производительность модели при регистрации больших наборов данных, для расширения ее возможностей целесообразно выполнить некоторые улучшения. В-первых, модель обнаружения объектов можно дополнительно обучить, чтобы она могла

обнаруживать более широкий спектр объектов, которые могут существовать в различных топографических условиях. В настоящее время модель обучена обнаруживать только три типа объектов, а именно: черно-белую цель для БПЛА, трубы и дома (палатки). Однако эти цели могут не появиться в других областях регистрации. Кроме того, можно использовать методы параллельных вычислений для оптимизации эффективности нашей модели. Благодаря мощности параллельной обработки мы можем значительно ускорить выполнение таких задач, как удаление шума, одновременно снижая риск переполнения буфера. Можно сделать этот рабочий процесс более доступным и удобным для пользователя, создав в *CloudCompare* плагин с более настраиваемыми интерфейсами. В настоящее время пользователям приходится вручную применять результирующую матрицу преобразования для регистрации всего облака точек, что может занять много времени. Автоматизация всех шагов, связанных с этим рабочим процессом на основе искусственного интеллекта, может упростить процесс регистрации и значительно повысить удобство и эффективность этого рабочего процесса.

**Заключение.** Алгоритмы итерационной ближайшей точки (*ICP*) и быстрой глобальной регистрации (*FGR*) являются распространенными подходами, используемыми для регистрации облака точек. Однако они не предназначены специально для обработки больших наборов данных облаков точек. Чтобы устранить это ограничение, необходимо разработать рабочий процесс на основе искусственного интеллекта для извлечения стабильных опорных объектов, а затем использовать только частичные облака точек из стабильных опорных объектов, чтобы обеспечить точную и эффективную регистрацию данных большого облака точек. Этот рабочий процесс обеспечивает более контролируемый и целенаправленный процесс регистрации, специально адаптированный к интересующим эталонным объектам. Такой целенаправленный подход сводит к минимуму возможность ошибок или неточностей, способствуя более надежной и надежной регистрации.

Одним из ключевых преимуществ предлагаемого в данной статье рабочего процесса является его гибкость. Пользователям разрешено выбирать собственные эталонные объекты для процесса регистрации. Включив методы *ICP* и *FGR* в предлагаемый нами рабочий процесс и применив их к меньшим сегментам облака точек, мы можем эффективно выравнивать облака точек, одновременно снижая риск возникновения проблем с локальными минимумами.

### Список литературы

- [1] July 2012 ISPRS Annals of the Photogrammetry Remote Sensing and Spatial Information Sciences I-3 DOI:10.5194/isprsannals-I-3-245-2012
- [2] Eltner, A.; Schneider, D. Analysis of different methods for 3D reconstruction of natural surfaces from parallel-axes UAV images. *Photogramm. Rec.* 2015, 30, 279–299. [Google Scholar] [CrossRef].
- [3] Fitzgibbon, A.W. Robust registration of 2D and 3D point sets. *Image Vis. Comput.* 2002, 21, pp. 1145–1153.
- [4] Jost, T.; Hügli, H. Fast ICP algorithms for shape registration. In *Proceedings of the 24th DAGM Symposium, Zurich, Switzerland, 16–18 September 2002*; pp. 91–99.
- [5] Feng Y, Leung KL, Li Y, Wong KL. An AI-Based Workflow for Fast Registration of UAV-Produced 3D Point Clouds. *Remote Sensing.* 2023; 15(21):5163. <https://doi.org/10.3390/rs15215163>

### Авторский вклад

**Алексеев Виктор Федорович** – руководство исследованием принципов, лежащие в основе методов *ICP* и *FGR*.

**Бавбель Егор Игоревич** – постановка задачи исследования, описание принципа работы алгоритмов *ICP* и *FGR*, их сравнения и изучения применимость с БПЛА системами.

## **ASSESSMENT OF UAV POINT CLOUDS USING ARTIFICIAL INTELLIGENCE**

***V.F. Alexseev***

*Associate Professor, Department  
of Information Computer Systems  
Design, PhD of Technical  
sciences, Associate Professor*

***E.I. Bavbel***

*Postgraduate student, Department  
of Information Computer Systems  
Design BSUIR*

**Abstract.** Developments in the field of artificial intelligence have made great strides in the field of automatic semantic segmentation, both in 2D (image) and 3D spaces. In the context of 3D recording technology, it has also found application in several areas, most notably in the creation of point clouds, which is usually done manually.

Today, unmanned aerial vehicle (UAV) imagery has become an important source of data for mapping researchers in various disciplines of photogrammetry and remote sensing. Reconstructing an area using three-dimensional (3D) point clouds from UAV imagery is an important process that can be used for traditional 2D cadastral maps or for creating topographic maps. Point clouds should be classified as they undergo various analyzes to extract additional information from the direct point cloud data. Due to the high density of point clouds, data processing and information collection make point cloud classification challenging and can be time consuming. Thus, classification processing allows finding the optimal solution to obtain valuable information.

**Keywords:** Point cloud, AI, UAV, ICP, FGR.