

## АНАЛИТИЧЕСКИЙ ОБЗОР АЛГОРИТМОВ СОВМЕЩЕНИЯ ДАННЫХ ТРЕХМЕРНОГО СКАНИРОВАНИЯ

Тлеубаев И.С.

Научный руководитель: Цапко И.В., доцент каф. АиКС

Томский политехнический университет

[ReMMyru@gmail.com](mailto:ReMMyru@gmail.com)

### Введение

Различные области человеческой деятельности сложно представить без трехмерной графики, чтобы это ни было: архитектура или медицина, протезирование или сталелитейное производство. И в любой из отраслей сложно или практически невозможно самому составить 3D - объект. На этом этапе приходит на помощь 3D-сканер. 3D-сканер – устройство, позволяющее анализировать физический объект и получать данные с этого объекта для дальнейшего использования, преобразуя их в трехмерные цифровые модели, характеризующиеся высокой точностью. На то, что ранее требовало большого объема времени и усилий, сейчас уходят считанные минуты, что позволяет быстрее приступить к поставленной задаче.

### Сканирование трехмерных объектов

Рассмотрим одну из основных принципиальных схем работы 3D-сканера, которая представляет собой проекцию световой сетки на сам исследуемый физический объект. Рисунок сетки и есть модель сканируемого предмета. На объект проецируются лучи при помощи источника (проектора). Камеры, расположенные чуть в стороне от проектора, фиксируют форму сетки и определяют расстояние до точки, которая была отражена с поверхности объекта.

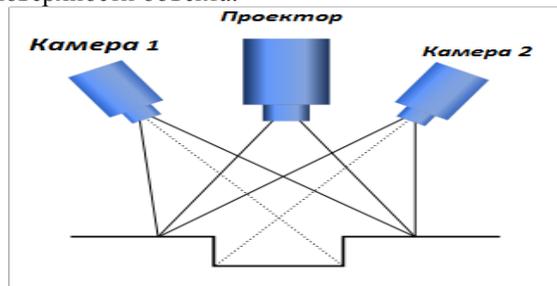


Рисунок 1 – принципиальная схема сканирования.

Результат сканирования – это информация об объекте, хранящая список треугольных описывающих его поверхность граней и их нормалей, запакованных в файл в формате STL. STL (от англ. stereolithography) – формат файла, широко используемый для хранения трехмерных моделей объектов для использования в технологиях быстрого прототипирования, обычно, методом стереолитографии. STL-файл может быть представлен, как текстовым (ASCII), так и бинарным [1].

### Описание проблемы сканирования

В результате сканирования получаются несколько облаков точек одного и того же объекта, которые можно описать математической моделью:

$$X = \{x_1, x_2, x_3, \dots, x_{n-1}, x_n\}$$

$$P = \{p_1, p_2, p_3, \dots, p_{o-1}, p_o\}$$

X, P – набор точек для одной из сторон сканирования, представленных с разных сторон. Сущность проблемы заключается в том, что при сканировании устройство считывает лишь часть сканируемого объекта, а для получения всего объекта необходимо обработать объект полностью, а затем соединить все части воедино. Для того, чтобы совместить грани объекта, надо найти минимальное значение квадратичной ошибки (функции сходимости) между гранями совмещаемых частей объекта:

$$E(R, t) = \frac{1}{N_p} \sum_{i=1}^{N_p} \|x_i + Rp_i - t\|^2,$$

где  $x_i, p_i$  – точки, которые совмещаются,  $t$  – вектор сдвига и матрица угловой ориентации R.

Для решения описанной выше проблемы совмещения различных частей одного отсканированного объекта широко используется итеративный алгоритм ближайших точек (ICP) [2].

### ICP-алгоритм и его варианты

Итеративный алгоритм ближайших точек (англ. Iterative Closest Point – ICP) – алгоритм, используемый для приближения к минимуму разницы между облаками точек. Итеративный алгоритм ближайших точек часто используется для восстановления двухмерных или трёхмерных поверхностей из разных сканов, для планирования оптимального расстояния между соединяемыми поверхностями [2].

Для алгоритма свойственны следующие шаги:

1. Поиск соседних точек. Задачей поиска ближайшего соседа является поиск элемента среди заданных расположенных в многомерном метрическом пространстве в пределах близости по критерию функции сходимости. Среднее время нахождения ближайшего соседа -  $O(\log n)$ .

2. Оценивание параметра средней квадратичной сходимости.

3. Преобразования точек после оценивания согласно оценочным параметрам.

4. Многократные итерации до тех пор, пока не будет выполнено условие сходимости.

Геометрический итеративный алгоритм ближайших точек (GICP) – один из вариантов ICP,

отличается от исходного алгоритма тем, что преобразование идет с учетом геометрических свойств твердого тела. Вместо матрицы поворота и вектора сдвига, используются ось вращения  $h$ :

$$h = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_{c(i)} - \sum_{i=1}^{N_p} RSp_i;$$

и критическая точка  $c$ :

$$c(i) = \underset{j \in \{1, 2, \dots, N\}}{\operatorname{arg\,min}} (||x_i - (RSp_j + t)||),$$

где  $N$  – количество точек,  $S$  – матрица диагональных значений, где теперь функция сходимости будет иметь вид  $E(R,S)$ :

$$E(R, S) = 2 * \sum_{i=1}^N n_i^T RSp_i,$$

где  $q_i$  – это среднее значение между пересечением двух точек, которые теоретически являются одной точкой или являются соседями.

Еще одним из вариантов ICP является, *эффективно разряженный итерационный алгоритм ближайших точек (ESICP)*. Эффективность алгоритма заключается в гибридной оптимизации. На первом шаге происходит общий поиск. На этом этапе присутствуют большие скачки погрешности ( $E$ ), что позволяет приблизиться к решению задачи, но с высокой степенью погрешности. Когда оптимизация близка к решению, происходит скачек на вторую оптимизацию, что гарантирует оптимальную сходимость решения задачи. Проблема выравнивания параметризуется с тремя непрерывными переменными для перевода и тремя непрерывными переменными для вращения – углы Эйлера. Общая эффективность предлагаемого способа дополнительно может быть увеличена за счет снижения оценки каждого шага итерации, где оценки строятся из целевой функции. Чтобы уменьшить оценку, используются аппроксимация расстояния между точками и уменьшение расстояния исходных данных. Эффективность алгоритма лучше работает на k-d деревьях, что и подтверждается значениями в таблице 1.

Таблица 1 – Среднее время выравнивания

Структура	Тр	154тыс	77тыс	34тыс	9тыс
VDB	1.9	25.5	9.3	4.1	1.8
ANN	0.001	78.4	22.8	9.1	2.4
k-d дерево	0.001	890.6	236.8	67.6	8.5

Нахождение минимального значения функции сходимости происходит для различных структур данных: поля дискредитированных расстояний (VDB), ближайшего соседа (ANN) и стандартное k-D дерево, по отношению к количеству точек, находящихся на поверхности. Тр – это время предвычисления соответствующей структуры для самого большого набора данных испытания (155тыс точек) [3].

Главной проблемой данного алгоритма является область сходимости начальных значений – данный алгоритм работает хорошо только в том случае, если грани объекта не сильно смешены относительно друг друга. Для решения поставленной проблемы был представлен *алгоритм Велижева* [4, 5], предложивший расширить существующий алгоритм следующими этапами:

1. Оценка матрицы угловой ориентации;
2. Оценка векторного сдвига.

Оценивание матрицы угловой ориентации исходит из построения ориентационной гистограммы для одной из частей объекта ( $P$ ). Для получения ориентационной гистограммы необходимо провести вычисление нормалей для каждой точки, чтобы эффективно рассчитать нормаль, преобразования происходят в k-d дереве, «ветки» которого содержат исходные точки объекта.

Вторая часть объекта ( $X$ ) поворачивается в соответствие с углами, которые были найдены на этапе нахождения угловой ориентации. И на основании преобразования Фурье оценивается вектор сдвига при сравнении воксельных представлений каждой части объекта.

### Заключение

Исходя из результатов данных исследований, можно предположить, что, во-первых, для любого из алгоритма лучше использовать k-d деревья, так как с ними соединение происходит гораздо быстрее. Во-вторых, каждый из алгоритмов неидеален, что способствует развитию данного раздела. Также можно подчеркнуть, что трехмерные сканеры становятся все популярнее и популярнее, потому что прогресс не стоит на месте, а значит, что и проблема совмещения различных частей никуда не исчезнет до тех пор, пока не будет создан идеальный алгоритм.

### Список использованных источников

1. Sclater Neil. Mechanisms and Mechanical Devices Sourcebook/ 5th Edition, Hardcover, – 489 с.
2. Besl, P.J., McKay, Neil D. A Method for Registration of 3-D Shapes // IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence, Vol. 14, № 2, 1992, pp.239-256.
3. Pavlos Mavridis, Anthousis Andreadis, Efficient Sparse ICP, Department of Informatics. 2012., Афины.
4. Чибунчев А.Г., Велижев А.Б. Автоматическое сопоставление облаков точек, полученных в результате наземного лазерного сканирования // «Геодезия и аэрофотосъемка», 2008, Москва, №3, стр. 112-119.
5. Цапко И.В., Омелянюк М.Ю. Совмещение трехмерных изображений, полученных в результате ручного лазерного сканирования // Вестник науки Сибири, 2014, № 4 (14). – с. 112-116.