



МОСКОВСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ УНИВЕРСИТЕТ ИМЕНИ М. В. ЛОМОНОСОВА
ФАКУЛЬТЕТ ВЫЧИСЛИТЕЛЬНОЙ МАТЕМАТИКИ И КИБЕРНЕТИКИ
КАФЕДРА ИНФОРМАЦИОННОЙ БЕЗОПАСНОСТИ

Хабибулин Марат Ильдарович
**Реконструкция поверхности методом движущихся наименьших
квадратов на суперкомпьютере**

КУРСОВАЯ РАБОТА

Научный руководитель:
доцент, к.ф.-м.н.
Никольский Илья Михайлович

Оглавление

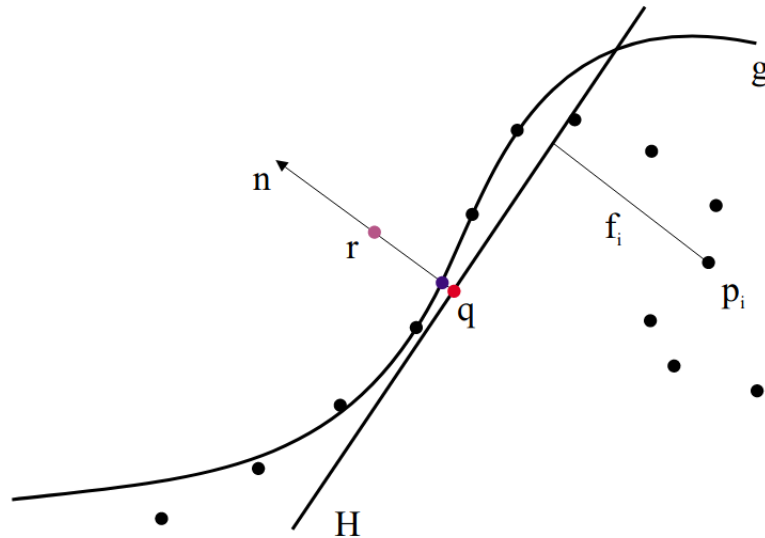
Введение	3
1 Описание последовательно алгоритма	4
2 Существующие алгоритмы	4
2.1 Оператор локально-оптимальной проекции(LOP) . . .	4
3 Параллелизм	6
4 Результаты экспериментов	6

Введение

Проблема определения поверхности по набору точек активно изучается многие годы. Несмотря на распространение методов реконструкции поверхности, многие аспекты проблемы остаются открытыми. Одними из основных трудностей в процессе реконструкции являются сложность формы и шум. Проекционный оператор MLS [Levin 2003] зарекомендовал себя как мощный метод реконструкции поверхности. Метод MLS позволяет достичь простого и эффективного представления. В настоящее время поверхности MLS широко применяются при обработке и рендеринге моделей с точечной выборкой и все чаще используются в качестве стандартного определения поверхностей набора точек.

1. Описание последовательно алгоритма

Здесь будет описание последовательного алгоритма



2. Существующие алгоритмы

2.1. Оператор локально-оптимальной проекции (LOP)

Происхождением метода является алгоритм Вайсфельда для решения задачи Ферма-Вебера о расположении точек, также известный как многомерная медиана L1. Это статистический инструмент, который традиционно применяется во всем мире для многомерных непараметрических точечных выборок, чтобы получить хороший представитель для большого количества выборок при наличии шума и выбросов. Проблема была впервые известна как проблема оптимального местоположения Вебера [1909]. Задача состояла в том, чтобы найти оптимальное место для промплощадки, минимизирующее стоимость доступа. В статистике проблема известна как медиана L1 [Brown 1983; Small 1990].

Задача Ферма-Вебера (глобальная) о расположении точек рассматривается как пространственная медиана, поскольку, будучи ограничена одномерным случаем, она совпадает с одномерной медианой и наследует некоторые ее свойства в многомерной постановке.

Реконструкция с помощью оператора проекции имеет важное достоин-

ство: она определяет непротиворечивую геометрию на основе точек данных и предоставляет конструктивные средства для повышения ее дискретизации. Оператор локально-оптимальной проекции без параметризации использует более примитивный механизм проецирования, но поскольку он не основан на локальной 2D-параметризации, он более надежен и хорошо работает в сложных сценариях. Кроме того, если точки данных взяты локально с гладкой поверхности, оператор обеспечивает аппроксимацию второго порядка, что приводит к правдоподобной аппроксимации выбранной поверхности.

Оператор LOP имеет две непосредственные функции: во-первых, его можно использовать в качестве этапа предварительной обработки для любого другого метода реконструкции более высокого порядка (например, RBF). LOP можно применять к необработанным отсканированным данным для создания чистого набора данных, в качестве средства эффективного уменьшения шума и выбросов, а также для упрощения определения ориентации и топологии локальной поверхности. Во-вторых, его можно использовать для уточнения данного набора данных.

Для множества точек данных $P = \{p_j\}_{j \in J} \subset \mathbf{R}^3$, LOP проецирует произвольное множество точек $X^{(0)} = \{x_i^{(0)}\}_{i \in I} \subset \mathbf{R}^3$ на множество P , где I, J обозначают наборы индексов. Множество спроецированных точек $Q = \{q_i\}_{i \in I}$ определяется так, чтобы оно минимизировало сумму взвешенных расстояний до точек P относительно радиальных весов с центром в том же множестве точек Q . Кроме того, точки Q не должны быть слишком близко друг к другу. Эта структура индуцирует определение искомым точек Q как решение уравнения с фиксированной точкой

$$Q = G(Q),$$

где

$$\begin{aligned} G(C) &= \operatorname{argmin}_{X=\{x_i\}_{i \in I}} \{E_1(X, P, C) + E_2(X, C)\}, \\ E_1(X, P, C) &= \sum_{i \in I} \sum_{j \in J} \|x_i - p_j\| \theta(\|c_i - p_j\|), \\ E_2(X, C) &= \sum_{i' \in I} \lambda_{i'} \sum_{i \in I \setminus \{i'\}} \eta(\|x_{i'} - c_i\|) \theta(\|c_{i'} - c_i\|) \end{aligned}$$

Здесь $\theta(r)$ — быстро убывающая гладкая весовая функция с компактным опорным радиусом h , определяющая размер радиуса влияния, $\eta(r)$ — другая убывающая функция, штрафующая $x_{i'}$ за то, что они подходят слиш-

ком близко к другим точкам, и $\{\lambda_i\}_{i \in I}$ являются уравнивающими членами, которые обозначены через Λ . В двух словах, термин E_1 заставляет спроецированные точки Q аппроксимировать геометрию P , а член E_2 стремится сохранить справедливое распределение точек Q . Правильные значения Λ могут гарантировать степень аппроксимации второго порядка оператора LOP при условии, что данные отбираются с поверхности C^2 .

3. Параллелизм

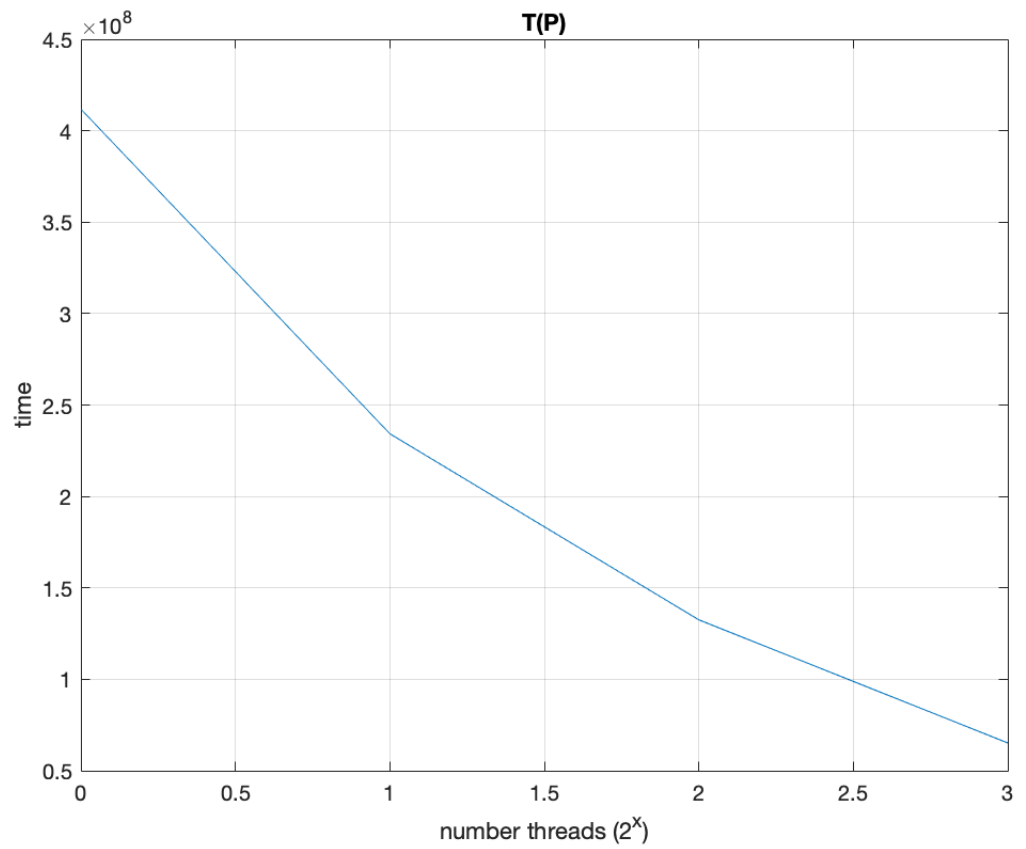
Здесь будет параллельный алгоритм на псевдокоде

Параллельный алгоритм

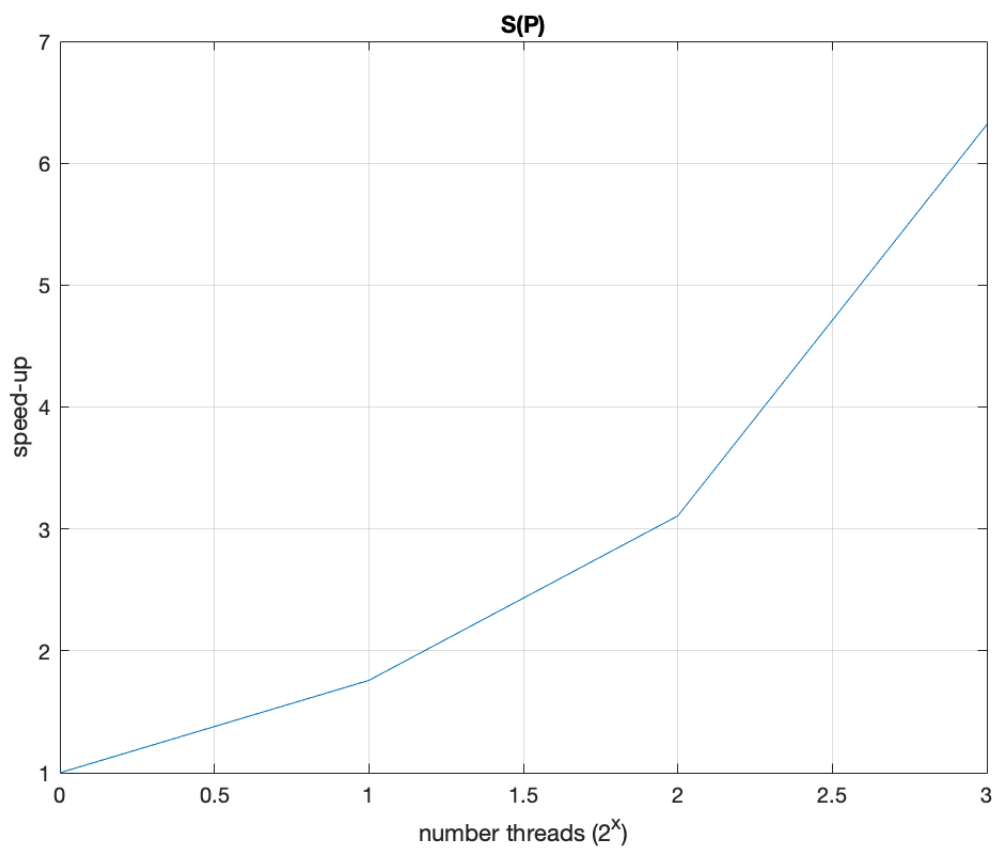


4. Результаты экспериментов

Время работы на n процессах $n = 1 \dots 8$



Ускорение:



Эффективность:

