

**Московский авиационный институт (национальный
исследовательский университет)**

Факультет информационных технологий и прикладной математики

Кафедра вычислительной математики и программирования

**Курсовой проект по курсу «Дискретный анализ» по теме "Поиск ближайших
соседей"**

Студент: Меджидли И. И. о

Группа: М8О-301Б-21

Дата: 04.04.2024

Оценка:

Подпись:

Москва, 2024

Условие

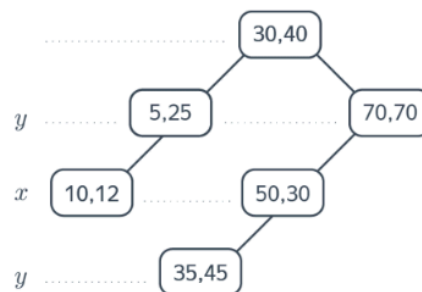
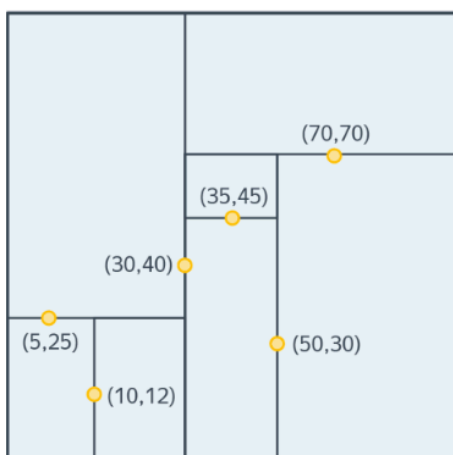
Дано множество точек в многомерном пространстве. В каждом запросе задается точка, Вам необходимо вывести номер ближайшей к ней точки из исходного множества в смысле простого евклидова расстояния. Если ближайших точек несколько, то выведите номер любой из них. Читать сразу все запросы и обрабатывать их одновременно запрещено.

Входные данные В первой строке задано два числа n и d ($1 \leq n \leq 10^5, 1 \leq d \leq 10$) — количество точек в множестве и размерность пространства. Каждая из следующих n строк содержит d целых чисел x_{ij} ($x_{ij} \leq 10^8$) — j -я координата i -й точки. Далее следует целое число q ($1 \leq q \leq 10^6$) — количество запросов. Каждая из следующих q строк содержит d целых чисел y_{ij} ($y_{ij} \leq 10^8$) — j -я координата i -го запроса.

Выходные данные Для каждого запроса выведите в отдельной строке единственное число — индекс ближайшей точки из множества. Если таких несколько, выведите любую. Индексация точек множества начинается с 1.

Метод решения

Для решения задачи существуют два типа методов: точные и приближенные. Я буду решать точным методом, а именно с помощью k - d дерева. Оно делит все пространство на определенные участки, в которых и происходит поиск, причем деление происходит по одной оси. При движении вниз по дереву оси, по которым точки делят пространство, циклически сменяют друг друга. Например, в двумерном пространстве корень будет отвечать за деление по x -координате, его сыновья — за деление по y -координате, а внуки — снова за x -координату, и т. д. При добавлении вершин каждый раз будет браться точка, являющаяся медианой по одной оси в наборе оставшихся точек.



Для расчета расстояния между двумя точками существует множество метрик. Я выбрал Евклидову. Формула для нее в общем случае: $\rho(x, y) = \sqrt{\sum_i^p |x_i - y_i|^2}$, где d — размерность пространства.

Поиск представляет собой обход дерева с некоторыми условиями:

- 1) Если `node == nullptr` – return.
- 2) Если расстояние от точки до текущей `node` меньше текущего минимума - запоминаем и минимальное расстояние, и минимальную точку.
- 3) Идти влево или вправо: если значение `diff`, равное разности координаты точки запроса по текущему измерению и соответствующей координаты точки `node`, меньше нуля – идём налево влево, иначе направо.
- 4) Когда поиск в выбранном поддереве закончен, то мы сравниваем `|diff|` и минимальное расстояние до точки запроса: если `|diff|` меньше, то нужно пройти и по второму поддереву, потому что потенциально ближайший сосед может находиться в этом поддереве.

Исходный код

```
1  #include <iostream>
2  #include <vector>
3  #include <algorithm>
4  #include <cmath>
5  #include <memory>
6
7  using namespace std;
8
9  struct Point {
10     vector<long double> info;
11     size_t index;
12     Point() : index(0) {}
13     Point(const vector<long double>& dims, size_t idx) : info(dims), index(idx) {}
14 };
15
16 static double Euclidean(const Point &a, const Point &b) {
17     double sum = 0;
18     for (size_t i = 0; i < a.info.size(); ++i) {
19         double diff = a.info[i] - b.info[i];
20         sum += diff * diff;
21     }
22     return sqrt(sum);
23 }
24
25 class KDTree{
26     struct Node {
27         Point point;
28         unique_ptr<Node> right = nullptr;
29         unique_ptr<Node> left = nullptr;
30         Node(const Point& p) : point(p), left(nullptr), right(nullptr) {}
31     };
32
33     unique_ptr<Node> root = nullptr;
34     int dim = 0;
35
36     void build(vector<Point>& points, int l, int r, int depth = 0) {
```

```

37     if (l > r) return;
38     size_t cd = depth % dim;
39     int medianIndex = l + (r - l) / 2;
40     sort(points.begin() + l, points.begin() + r + 1, [&cd] (Point& a, Point& b) {
41         return a.info[cd] < b.info[cd];
42     });
43     insert(root, 0, points[medianIndex]);
44     if (l != r) {
45         build(points, l, medianIndex - 1, depth + 1);
46         build(points, medianIndex + 1, r, depth + 1);
47     }
48     return;
49 }
50
51 void insert(unique_ptr<Node> &node, unsigned int depth, Point &request) {
52     if (node == nullptr){
53         node = make_unique<Node>(request);
54         return;
55     }
56     unsigned int cur_d = depth % dim;
57     if (request.info[cur_d] < node->point.info[cur_d]) {
58         insert(node->left, depth + 1, request);
59     }
60     else {
61         insert(node->right, depth + 1, request);
62     }
63     return;
64 }
65
66 void nearestNeighborSearch(const unique_ptr<Node>& node, const Point &target, size_t depth, double
&bestDist, Point &bestPoint) const {
67     if (!node) return;
68     double dist = Euclidean(node->point, target);
69     size_t axis = depth % dim;
70
71     if (dist < bestDist) {
72         bestDist = dist;
73         bestPoint = node->point;
74     }

```

```

75
76     double diff = target.info[axis] - node->point.info[axis];
77     const unique_ptr<Node>& first = (diff < 0) ? node->left : node->right;
78     const unique_ptr<Node>& second = (diff >= 0) ? node->left : node->right;
79
80     nearestNeighborSearch(first, target, depth + 1, bestDist, bestPoint);
81
82     if (fabs(diff) < bestDist) {
83         nearestNeighborSearch(second, target, depth + 1, bestDist, bestPoint);
84     }
85 }
86 public:
87     KDTree(vector<Point> &points, size_t d) : dim(d) {
88         build(points, 0, points.size() - 1, 0);
89     }
90
91     Point nearestNeighbor(const Point &target) const {
92         Point bestPoint;
93         double bestDist = numeric_limits<double>::max();
94         nearestNeighborSearch(root, target, 0, bestDist, bestPoint);
95         return bestPoint;
96     }
97 };
98
99 int main() {
100     ios::sync_with_stdio(false); cin.tie(0);
101     size_t n, q; int d;
102     cin >> n >> d;
103     vector<Point> points;
104     points.reserve(n);
105     for(size_t i = 0; i < n; ++i){
106         vector<long double> dimensions;
107         dimensions.resize(d);
108         for(size_t j = 0; j < d; ++j){
109             cin >> dimensions[j];
110         }
111         points.emplace_back(dimensions, i);
112     }
113     KDTree tree(points, d);

```

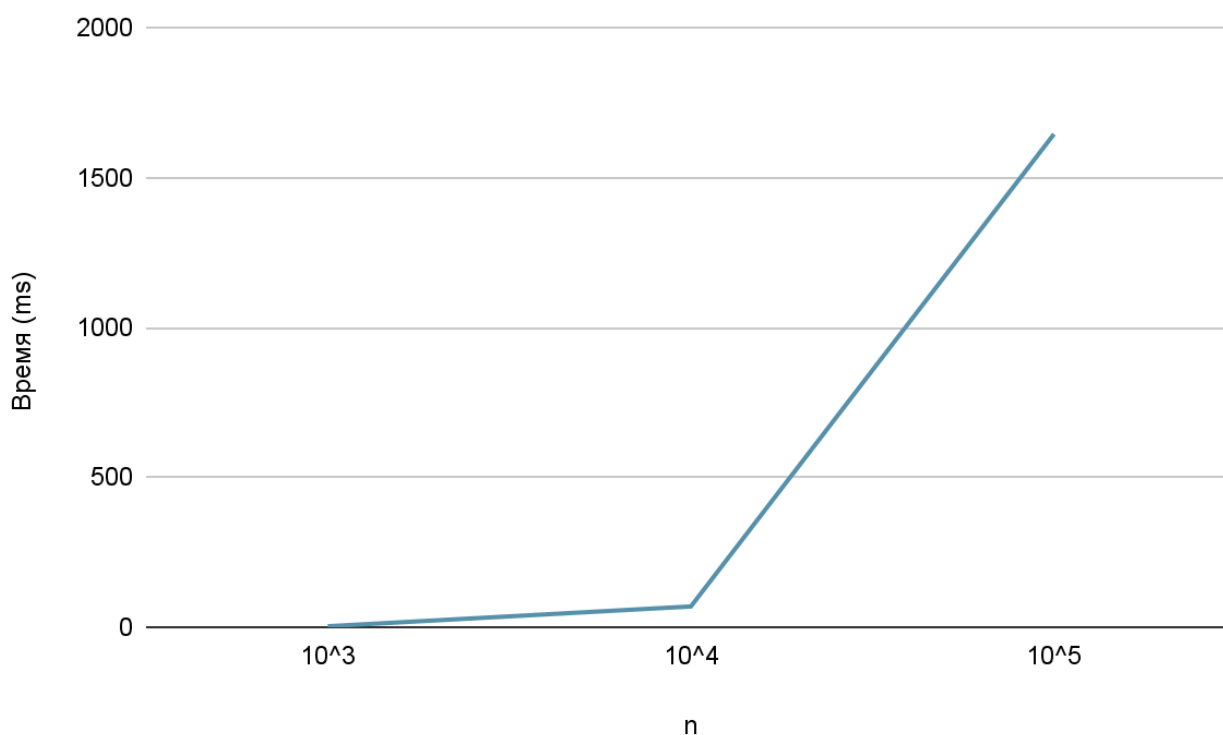
```

114  cin >> q;
115  for (size_t i = 0; i < q; ++i) {
116      vector<long double> queryCoords(d);
117      for (size_t j = 0; j < d; ++j) {
118          cin >> queryCoords[j];
119      }
120      Point queryPoint(queryCoords, 0);
121      Point nearest = tree.nearestNeighbor(queryPoint);
122      cout << nearest.index + 1 << "\n";
123  }
124  return 0;
125}

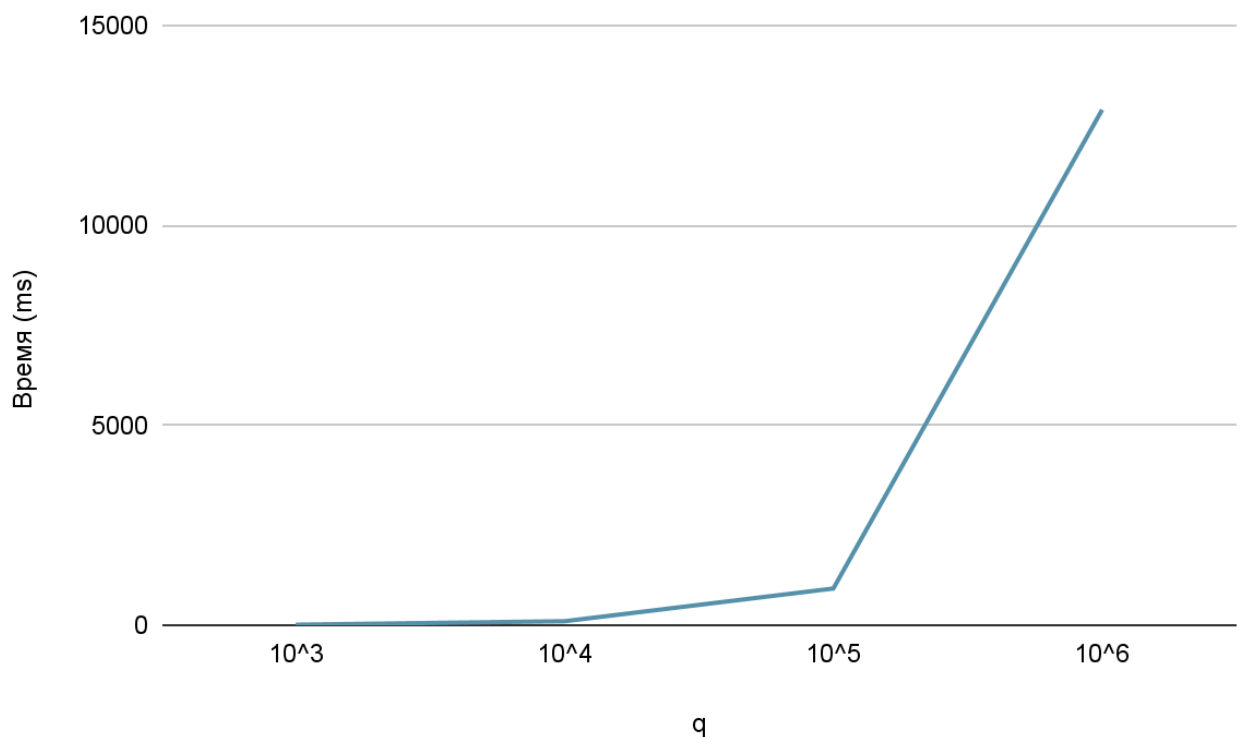
```

Тест производительности

Зависимость времени выполнения от размера множества n для размерности $d = 2$ и 10 запросов q :



Зависимость времени выполнения от количества запросов q при $n = 1000$ и $d = 2$:



Сложность перебора можно оценить как: $O(N * Dim * Q)$

Сложность поиска в дереве: $O(Q * Dim * \log N)$

Сложность построения дерева*: $O(N * Dim * \log N)$

Дневник отладки

Ошибка RE в 3 тесте: недостаток памяти. В функции build поменял типы l и r на int.

Ошибка WA в 3 тесте: при сортировке матрицы в функции build не учитывался последний элемент. Исправил границы вектора для сортировки.

Ошибка TL в 11 тесте: Исправил тем, что каждая медиана будет добавляться после поиска подходящего для нее места в дереве путем его обхода.

Результат работы программы

imedzhidli@imedzhidli:~/Desktop/DA/KP\$./kpda

3 2

0 0

3 3

3 0

2

-1 0

2 1

1

3


```
imedzhidli@imedzhidli:~/Desktop/DA/KP$ ./kpda
```

```
10 2
```

```
0 0
```

```
1 4
```

```
3 3
```

```
2 -2
```

```
-3 1
```

```
1 1
```

```
10 5
```

```
-3 -3
```

```
-100 -100
```

```
90 -40
```

```
5
```

```
-1 -1
```

```
50 2
```

```
-7 -3
```

```
2 0
```

```
1 1
```

```
1
```

```
7
```

```
8
```

```
6
```

```
6
```

```
imedzhidli@imedzhidli:~/Desktop/DA/KP$
```

Как можно заметить, все работает верно.

Выводы

При выполнении курсового проекта по курсу «Дискретный анализ» я изучил k-d дерево, смог его построить и научился реализовывать с его помощью поиск ближайших соседей. Надеюсь, мне понадобятся знания, полученные в ходе выполнения данной работы.