大数据算法-2025 春

## Lecture 10: Sublinear Algorithm

2025.4.5

Lecturer: 丁虎 Scribe: 王向禄

**Sublinear Algorithm(次线性算法)**是一类算法,其时间复杂度或空间复杂度小于线性时间 O(n) 或线性空间 O(n) (其中 n 是输入大小)。这些算法在处理大规模数据时尤为重要,因为它们可以避免遍历整个输入,节省计算资源和存储空间。

## 次线性算法的特点

- 时间复杂度小于 O(n): 如 O(logn)、 $n^{\epsilon}$  (其中  $0 < \epsilon < 1$ )、O(1) 等。
- 不需要完整读取输入:往往通过随机采样、哈希或其他近似方法,从部分数据中推断整体情况。
- 适用于大规模数据: 如流数据处理、机器学习、图分析等领域。

## 1 1-median problem

"1-median problem" [1](也叫 1-中位数问题或 1 median problem)是**设施选址问题**中的一个经典优化问题。它在运筹学、图论和数据科学中都有广泛应用。

**Definition 1.1** (1-median problem). 给定一个加权无向图 G = (V, E),其中边的权重 w(e) 满足三角不等式(即 G 是一个度量图),顶点数 |V| = n,边数  $|E| = \binom{n}{2}$  (即 G 是一个完全图)。目标是寻找一个顶点  $v^* \in V$  使得下式最小化:

$$S(v) = \sum_{p \in V} w(p, v)$$

即选取一个顶点, 使其到所有其他点的加权距离总和最小。

Goal: 找到一个顶点  $v_0 \in V$ ,使得:

$$S(v_0) \le (1+\delta) \min_{v \in V} S(v), \quad \delta > 0$$

想象一个 Oracle: 记作  $\Gamma_{\delta}(p,q)$ 

$$\begin{cases} S(p) > (1+\delta)S(q) & 返回q \\ S(q) > (1+\delta)S(p) & 返回p \\ S(p) \le (1+\delta)S(q) 且 S(q) \le (1+\delta)S(p) & 返回p 或q \end{cases}$$

那么做 n-1 次比较就能得到一个近似最小的顶点(证明略)。接下来就是怎么构造上面这样的一个 Oracle,且该 Oracle 的时间复杂度是常数级别  $\Theta(1)$ .

**构造方法:** 分别以 p,q 为顶点 ,r 为半径画球 , 定义  $H=Ball(p,r)\cup Ball(q,r)$  ,t=w(q,p)  $,r=\frac{1}{\delta}t$  。那么分类讨论

- (1) 对于  $\forall v \notin H$ , 都有
- $|w(v,p) w(v,q)| \le t$
- $w(v,p), w(v,q) \ge \frac{1}{\delta}t$

• 
$$\frac{w(v,q)}{w(v,p)}, \frac{w(v,p)}{w(v,q)} \le \frac{w(v,p)+t}{w(v,q)} = 1 + \frac{t}{w(v,q)} \le 1 + \delta$$

所以所有球外的顶点都不考虑。

- (2) 对于  $\forall v \in H$ ,都有
- $0 \le w(v, p) \le t + r = (1 + \frac{1}{\delta})t$
- $0 \le w(v,q) \le t+r = (1+\frac{1}{\delta})t$

根据 Hoeffding Bounds。随机采样 m 个顶点(球内),对应的到顶点 p 的距离为  $x_1, x_2, \ldots, x_m$ 。如果我们希望

$$\text{Prob}[|\frac{1}{m}\sum_{i=1}^{m}x_{i} - \frac{1}{|H|}\sum_{v \in H}w(p,v)| \ge \epsilon(1 + \frac{1}{\delta})t] \le e^{O(m\epsilon^{2})} = O(\frac{1}{n})$$

那么  $m = O(\frac{1}{\epsilon^2}logn)$ 。 因此只需要采样 m 个顶点就能近似  $\frac{1}{|H|}\sum_{v \in H} w(p,v)$ ,使得

$$\frac{1}{m} \sum_{i=1}^{m} x_i \in \bar{x} \pm \epsilon (1 + \frac{1}{\delta})t$$

$$\frac{1}{m} \sum_{i=1}^{m} y_i \in \bar{y} \pm \epsilon (1 + \frac{1}{\delta})t$$

其中  $\bar{x} = \frac{1}{|H|} \sum_{v \in H} w(p, v), \bar{y} = \frac{1}{|H|} \sum_{v \in H} w(q, v)$ 。

区分  $\bar{x}$  和  $\bar{y}$ : 假设  $\bar{x} > \bar{y}$ , 那么有

$$\bar{x} - \epsilon (1 + \frac{1}{\delta})t > \bar{y} + \epsilon (1 + \frac{1}{\delta})t$$

$$\Rightarrow \epsilon < \frac{\bar{x} - \bar{y}}{2(1 + \frac{1}{\delta})t}$$

根据三角不等式有  $\bar{x} + \bar{y} \ge t$ , 对  $\bar{x}$  和  $\bar{y}$  的取值范围进行分类讨论:

- (1)  $\bar{x}, \bar{y} \ge \frac{1}{3}t$
- (2)  $\bar{y} \le \frac{1}{3}t, \bar{x} \ge \frac{2}{3}t$

得:

$$m = \Theta(\frac{1}{\delta^4}logn)$$

所以,在  $\Theta(\frac{1}{\delta^4}nlogn)$  找到一个顶点  $v_0 \in V$ ,使得:

$$S(v_0) \le (1+\delta) \min_{v \in V} S(v), \quad \delta > 0.$$

## **References**

[1] P. Indyk. Sublinear time algorithms for metric space problems. In *Proceedings of the thirty-first annual ACM symposium on Theory of computing*, pages 428–434, 1999.