

矩阵函数的（量子/经典）访问复杂度

邵长鹏

中科院数学学院

arXiv:2311.06999, STOC 2024

joint work with Ashley Montanaro

2024 年 3 月 12 日
北京大学前沿计算研究中心

① 背景

② 研究问题及主要结果

③ 量子算法的复杂度下界

④ 经典算法的复杂度下界

⑤ 关键定理的证明

⑥ 总结

① 背景

② 研究问题及主要结果

③ 量子算法的复杂度下界

④ 经典算法的复杂度下界

⑤ 关键定理的证明

⑥ 总结

量子计算

- 以量子力学为基本原理的新型计算机模型，具有强大的并行计算能力，在一些问题上能够远比经典计算机快

量子计算

- 以量子力学为基本原理的新型计算机模型，具有强大的并行计算能力，在一些问题上能够远比经典计算机快
- Shor 大整数分解算法（指数加速 n vs $e^{n^{1/3}}$ ）

量子计算

- 以量子力学为基本原理的新型计算机模型，具有强大的并行计算能力，在一些问题上能够远比经典计算机快
- Shor 大整数分解算法（指数加速 n vs $e^{n^{1/3}}$ ）
- Grover 搜索算法（平方加速 \sqrt{n} vs n ）

量子计算

- 以量子力学为基本原理的新型计算机模型，具有强大的并行计算能力，在一些问题上能够远比经典计算机快
- Shor 大整数分解算法（指数加速 n vs $e^{n^{1/3}}$ ）
- Grover 搜索算法（平方加速 \sqrt{n} vs n ）
- Hamiltonian 模拟问题：计算 $e^{iHt}|\psi\rangle$ （指数加速）

量子计算

- 以量子力学为基本原理的新型计算机模型，具有强大的并行计算能力，在一些问题上能够远比经典计算机快
- Shor 大整数分解算法（指数加速 n vs $e^{n^{1/3}}$ ）
- Grover 搜索算法（平方加速 \sqrt{n} vs n ）
- Hamiltonian 模拟问题：计算 $e^{iHt}|\psi\rangle$ （指数加速）
- 在机器学习、优化问题、方程求解、图论问题等领域发挥了重要作用

量子计算

- 以量子力学为基本原理的新型计算机模型，具有强大的并行计算能力，在一些问题上能够远比经典计算机快
- Shor 大整数分解算法（指数加速 n vs $e^{n^{1/3}}$ ）
- Grover 搜索算法（平方加速 \sqrt{n} vs n ）
- Hamiltonian 模拟问题：计算 $e^{iHt}|\psi\rangle$ （指数加速）
- 在机器学习、优化问题、方程求解、图论问题等领域发挥了重要作用
- 本报告：探讨矩阵函数问题上的量子优势

矩阵函数

定义

设 A 是一个厄米矩阵，特征值分解为 $A = UDU^\dagger$ 。设 $f(x)$ 是一个在 D 上有定义的函数，则¹

$$f(A) := Uf(D)U^\dagger$$

其中若 $D = \text{diag}(\lambda_1, \dots, \lambda_n)$ ，则 $f(D) = \text{diag}(f(\lambda_1), \dots, f(\lambda_n))$

¹ Nicholas Higham, Functions of Matrices: Theory and Computations. SIAM 2008

矩阵函数

定义

设 A 是一个厄米矩阵，特征值分解为 $A = UDU^\dagger$ 。设 $f(x)$ 是一个在 D 上有定义的函数，则¹

$$f(A) := Uf(D)U^\dagger$$

其中若 $D = \text{diag}(\lambda_1, \dots, \lambda_n)$ ，则 $f(D) = \text{diag}(f(\lambda_1), \dots, f(\lambda_n))$

例

- 设 $f = x^k$ ，则 $f(A) = A^k$

¹ Nicholas Higham, Functions of Matrices: Theory and Computations. SIAM 2008

矩阵函数

定义

设 A 是一个厄米矩阵，特征值分解为 $A = UDU^\dagger$ 。设 $f(x)$ 是一个在 D 上有定义的函数，则¹

$$f(A) := Uf(D)U^\dagger$$

其中若 $D = \text{diag}(\lambda_1, \dots, \lambda_n)$ ，则 $f(D) = \text{diag}(f(\lambda_1), \dots, f(\lambda_n))$

例

- 设 $f = x^k$ ，则 $f(A) = A^k$
- 设 $f = e^x$ ，则 $f(A) = e^A (= \sum_k A^k/k! \text{ 当 } \|A\| \leq 1)$

¹ Nicholas Higham, Functions of Matrices: Theory and Computations. SIAM 2008

矩阵函数

定义

设 A 是一个厄米矩阵，特征值分解为 $A = UDU^\dagger$ 。设 $f(x)$ 是一个在 D 上有定义的函数，则¹

$$f(A) := Uf(D)U^\dagger$$

其中若 $D = \text{diag}(\lambda_1, \dots, \lambda_n)$ ，则 $f(D) = \text{diag}(f(\lambda_1), \dots, f(\lambda_n))$

例

- 设 $f = x^k$ ，则 $f(A) = A^k$
- 设 $f = e^x$ ，则 $f(A) = e^A (= \sum_k A^k/k! \text{ 当 } \|A\| \leq 1)$
- 设 $f = 1/x$ ，则 $f(A) = A^{-1}$

¹Nicholas Higham, Functions of Matrices: Theory and Computations. SIAM 2008

矩阵函数

定义

设 A 是一个厄米矩阵，特征值分解为 $A = UDU^T$ 。设 $f(x)$ 是一个在 D 上有定义的函数，则²

$$f(A) := Uf(D)U^T$$

其中若 $D = \text{diag}(\lambda_1, \dots, \lambda_n)$, 则 $f(D) = \text{diag}(f(\lambda_1), \dots, f(\lambda_n))$

例

- 设 $f = x^k$, 则 $f(A) = A^k$ (离散的随机游走)
- 设 $f = e^x$, 则 $f(A) = e^A$ (连续的随机游走、ODE 的数值解)
- 设 $f = 1/x$, 则 $f(A) = A^{-1}$ (线性方程组求解)

²Nicholas Higham, Functions of Matrices: Theory and Computations. SIAM 2008

矩阵函数在量子计算领域

在量子计算领域，一个非常重要的函数是 $f(x) = e^{ixt}$ ，则

$$f(A) = e^{iAt}.$$

对应于哈密顿模拟问题，是量子计算领域最基本也是最重要的问题之一。

矩阵函数在量子计算领域

在量子计算领域，一个非常重要的函数是 $f(x) = e^{ixt}$ ，则

$$f(A) = e^{iAt}.$$

对应于哈密顿模拟问题，是量子计算领域最基本也是最重要的问题之一。

定理 (Low & Chuang, 2017)

假定 A 稀疏， $\|A\| \leq 1$ ，则计算 $e^{iAt}|\psi\rangle$ 的量子复杂度为

$$\Theta\left(t + \frac{\log(1/\varepsilon)}{\log \log(1/\varepsilon)}\right).$$

矩阵函数在量子计算领域

在量子计算领域，一个非常重要的函数是 $f(x) = e^{ixt}$ ，则

$$f(A) = e^{iAt}.$$

对应于哈密顿模拟问题，是量子计算领域最基本也是最重要的问题之一。

定理 (Low & Chuang, 2017)

假定 A 稀疏， $\|A\| \leq 1$ ，则计算 $e^{iAt}|\psi\rangle$ 的量子复杂度为

$$\Theta\left(t + \frac{\log(1/\varepsilon)}{\log \log(1/\varepsilon)}\right).$$

该问题是 **BQP-完全问题**（也即能够在量子计算机上有效解决的最困难的一类问题）

矩阵函数在量子计算领域

- 另外一个 BQP-完全问题是计算 $A^{-1}|b\rangle$ 。对应于求解线性方程组，这里的 $f(x) = 1/x$ [Harrow, Hassidim, Lloyd 2008]

矩阵函数在量子计算领域

- 另外一个**BQP-完全问题**是计算 $A^{-1}|b\rangle$ 。对应于求解线性方程组，这里的 $f(x) = 1/x$ [Harrow, Hassidim, Lloyd 2008]
- 在量子机器学习发挥着重要作用

矩阵函数在量子计算领域

- 另外一个 **BQP-完全问题** 是计算 $A^{-1}|b\rangle$ 。对应于求解线性方程组，这里的 $f(x) = 1/x$ [Harrow, Hassidim, Lloyd 2008]
- 在量子机器学习发挥着重要作用
- 假定 A 是稀疏的，则量子算法的复杂度为 $\Theta(\kappa)$ ，其中 κ 为 A 的条件数 [Chakraborty, Gilyén, Jeffery 2018]

矩阵函数在量子计算领域

- 另外一个 **BQP-完全问题** 是计算 $A^{-1}|b\rangle$ 。对应于求解线性方程组，这里的 $f(x) = 1/x$ [Harrow, Hassidim, Lloyd 2008]
- 在量子机器学习发挥着重要作用
- 假定 A 是稀疏的，则量子算法的复杂度为 $\Theta(\kappa)$ ，其中 κ 为 A 的条件数 [Chakraborty, Gilyén, Jeffery 2018]
- 本报告：针对一般矩阵函数问题，给出（量子/经典）算法的复杂度**下界**，估算量子计算优势的大小

① 背景

② 研究问题及主要结果

③ 量子算法的复杂度下界

④ 经典算法的复杂度下界

⑤ 关键定理的证明

⑥ 总结

矩阵函数问题

问题

设 A 是一个稀疏的厄米矩阵, $\|A\| \leq 1$, 设 $f : [-1, 1] \rightarrow [-1, 1]$ 是一个函数, 对任意给定的两个指标 i, j , 研究计算 $f(A)_{i,j} \pm \varepsilon$ 的复杂度, 尤其是复杂度下界。

矩阵函数问题

问题

设 A 是一个稀疏的厄米矩阵， $\|A\| \leq 1$ ，设 $f : [-1, 1] \rightarrow [-1, 1]$ 是一个函数，对任意给定的两个指标 i, j ，研究计算 $f(A)_{i,j} \pm \varepsilon$ 的复杂度，尤其是复杂度下界。

定义 (访问/查询复杂度 (query complexity))

设 $A = (A_{i,j})_{n \times n}$ 是一个稀疏的厄米矩阵，给定两个 Oracle

$$(i, j) \longrightarrow \mathcal{O}_1 \longrightarrow p_{i,j}$$

$$(i, j) \longrightarrow \mathcal{O}_2 \longrightarrow A_{i,j}$$

其中 $p_{i,j}$ 是第 i 行第 j 个非零元素的位置。访问复杂度定义为逼近 $f(A)_{i,j}$ 所使用的 $\mathcal{O}_1, \mathcal{O}_2$ 的最少个数。

例子：矩阵幂次 A^d

经典算法：

- 设 A 的稀疏度为 s (即每行/列非零元素个数 $\leq s$)。按定义

$$(A^d)_{i,j} = \sum_{k_1} \sum_{k_2} \cdots \sum_{k_{d-1}} A_{i,k_1} A_{k_1,k_2} \cdots A_{k_{d-1},j}$$

由于稀疏性，复杂度为 $O(s^{d-1})$

例子：矩阵幂次 A^d

经典算法：

- 设 A 的稀疏度为 s (即每行/列非零元素个数 $\leq s$)。按定义

$$(A^d)_{i,j} = \sum_{k_1} \sum_{k_2} \cdots \sum_{k_{d-1}} A_{i,k_1} A_{k_1,k_2} \cdots A_{k_{d-1},j}$$

由于稀疏性，复杂度为 $O(s^{d-1})$

- 对于 x^d ，存在次数为 $\Theta(\sqrt{d})$ 的逼近多项式，因此结果可改进到 $s^{O(\sqrt{d})}$ [Sachdeva & Vishnoi, 2014]

例子：矩阵幂次 A^d

经典算法：

- 设 A 的稀疏度为 s (即每行/列非零元素个数 $\leq s$)。按定义

$$(A^d)_{i,j} = \sum_{k_1} \sum_{k_2} \cdots \sum_{k_{d-1}} A_{i,k_1} A_{k_1,k_2} \cdots A_{k_{d-1},j}$$

由于稀疏性，复杂度为 $O(s^{d-1})$

- 对于 x^d ，存在次数为 $\Theta(\sqrt{d})$ 的逼近多项式，因此结果可改进到 $s^{O(\sqrt{d})}$ [Sachdeva & Vishnoi, 2014]
- 该问题是 BQP-完全问题 [Janzing & Wocjan, 2007]

例子：矩阵幂次 A^d

经典算法：

- 设 A 的稀疏度为 s (即每行/列非零元素个数 $\leq s$)。按定义

$$(A^d)_{i,j} = \sum_{k_1} \sum_{k_2} \cdots \sum_{k_{d-1}} A_{i,k_1} A_{k_1,k_2} \cdots A_{k_{d-1},j}$$

由于稀疏性，复杂度为 $O(s^{d-1})$

- 对于 x^d ，存在次数为 $\Theta(\sqrt{d})$ 的逼近多项式，因此结果可改进到 $s^{O(\sqrt{d})}$ [Sachdeva & Vishnoi, 2014]
- 该问题是 BQP-完全问题 [Janzing & Wocjan, 2007]
- 我们的结果： $\tilde{\Omega}((s/2)^{(\sqrt{d}-1)/6})$

例子：矩阵幂次 A^d

经典算法：

- 设 A 的稀疏度为 s (即每行/列非零元素个数 $\leq s$)。按定义

$$(A^d)_{i,j} = \sum_{k_1} \sum_{k_2} \cdots \sum_{k_{d-1}} A_{i,k_1} A_{k_1,k_2} \cdots A_{k_{d-1},j}$$

由于稀疏性，复杂度为 $O(s^{d-1})$

- 对于 x^d ，存在次数为 $\Theta(\sqrt{d})$ 的逼近多项式，因此结果可改进到 $s^{O(\sqrt{d})}$ [Sachdeva & Vishnoi, 2014]
- 该问题是 BQP-完全问题 [Janzing & Wocjan, 2007]
- 我们的结果： $\tilde{\Omega}((s/2)^{(\sqrt{d}-1)/6})$

例子：矩阵幂次 A^d

经典算法：

- 设 A 的稀疏度为 s (即每行/列非零元素个数 $\leq s$)。按定义

$$(A^d)_{i,j} = \sum_{k_1} \sum_{k_2} \cdots \sum_{k_{d-1}} A_{i,k_1} A_{k_1,k_2} \cdots A_{k_{d-1},j}$$

由于稀疏性，复杂度为 $O(s^{d-1})$

- 对于 x^d ，存在次数为 $\Theta(\sqrt{d})$ 的逼近多项式，因此结果可改进到 $s^{O(\sqrt{d})}$ [Sachdeva & Vishnoi, 2014]
- 该问题是 BQP-完全问题 [Janzing & Wocjan, 2007]
- 我们的结果: $\tilde{\Omega}((s/2)^{(\sqrt{d}-1)/6})$

量子算法：

- 复杂度上界 $O(s\sqrt{d}/\varepsilon)$ [Gilyén, Su, Low, Wiebe, 2018]

例子：矩阵幂次 A^d

经典算法：

- 设 A 的稀疏度为 s (即每行/列非零元素个数 $\leq s$)。按定义

$$(A^d)_{i,j} = \sum_{k_1} \sum_{k_2} \cdots \sum_{k_{d-1}} A_{i,k_1} A_{k_1,k_2} \cdots A_{k_{d-1},j}$$

由于稀疏性，复杂度为 $O(s^{d-1})$

- 对于 x^d ，存在次数为 $\Theta(\sqrt{d})$ 的逼近多项式，因此结果可改进到 $s^{O(\sqrt{d})}$ [Sachdeva & Vishnoi, 2014]
- 该问题是 BQP-完全问题 [Janzing & Wocjan, 2007]
- 我们的结果： $\tilde{\Omega}((s/2)^{(\sqrt{d}-1)/6})$

量子算法：

- 复杂度上界 $O(s\sqrt{d}/\varepsilon)$ [Gilyén, Su, Low, Wiebe, 2018]
- 我们的结果：复杂度下界 $\Omega(\sqrt{d})$

一般性结果

设 f 连续, A 稀疏厄米, 则计算 $f(A)_{i,j} \pm \varepsilon$ 的复杂度如下

	量子算法	经典算法
复杂度上界	$O(sd/\varepsilon)$	$O(s^{d-1})$
复杂度下界	$\Omega(d)$	$\Omega((s/2)^{(d-1)/6})$

其中 **逼近次数** (approximate degree 标准记号 $\widetilde{\deg}_\varepsilon(f)$)

$$\begin{aligned} d &= \min\{d' : |f(x) - g(x)| \leq \varepsilon, \forall x \in [-1, 1], \\ &\quad g(x) \text{ 是一个次数为 } d' \text{ 的多项式}\}. \end{aligned}$$

逼近次数举例

前面提到了三个 BQP-完全问题对应于三个函数： e^{ixt} , $1/x$, x^d

逼近次数举例

前面提到了三个 BQP-完全问题对应于三个函数: e^{ixt} , $1/x$, x^d

- $\widetilde{\deg}_{1/3}(e^{ixt}) = \Theta(t)$,

逼近次数举例

前面提到了三个 BQP-完全问题对应于三个函数: e^{ixt} , $1/x$, x^d

- $\widetilde{\deg}_{1/3}(e^{ixt}) = \Theta(t)$, 因此, 量子 vs 经典 = t vs c^t , 其中 $(s/2)^{1/6} \leq c \leq s$

逼近次数举例

前面提到了三个 BQP-完全问题对应于三个函数: e^{ixt} , $1/x$, x^d

- $\widetilde{\deg}_{1/3}(e^{ixt}) = \Theta(t)$, 因此, 量子 vs 经典 = t vs c^t , 其中 $(s/2)^{1/6} \leq c \leq s$
- $\widetilde{\deg}_{1/3}(1/x) = \Theta(\kappa)$, 这里假定区间为 $[-1, 1/\kappa] \cup [1/\kappa, 1]$,

逼近次数举例

前面提到了三个 BQP-完全问题对应于三个函数: e^{ixt} , $1/x$, x^d

- $\widetilde{\deg}_{1/3}(e^{ixt}) = \Theta(t)$, 因此, 量子 vs 经典 = t vs c^t , 其中 $(s/2)^{1/6} \leq c \leq s$
- $\widetilde{\deg}_{1/3}(1/x) = \Theta(\kappa)$, 这里假定区间为 $[-1, 1/\kappa] \cup [1/\kappa, 1]$, 因此, 量子 vs 经典 = κ vs c^κ

逼近次数举例

前面提到了三个 BQP-完全问题对应于三个函数: e^{ixt} , $1/x$, x^d

- $\widetilde{\deg}_{1/3}(e^{ixt}) = \Theta(t)$, 因此, 量子 vs 经典 = t vs c^t , 其中 $(s/2)^{1/6} \leq c \leq s$
- $\widetilde{\deg}_{1/3}(1/x) = \Theta(\kappa)$, 这里假定区间为 $[-1, 1/\kappa] \cup [1/\kappa, 1]$, 因此, 量子 vs 经典 = κ vs c^κ
- $\widetilde{\deg}_{1/3}(x^d) = \Theta(\sqrt{d})$,

逼近次数举例

前面提到了三个 BQP-完全问题对应于三个函数: e^{ixt} , $1/x$, x^d

- $\widetilde{\deg}_{1/3}(e^{ixt}) = \Theta(t)$, 因此, 量子 vs 经典 = t vs c^t , 其中 $(s/2)^{1/6} \leq c \leq s$
- $\widetilde{\deg}_{1/3}(1/x) = \Theta(\kappa)$, 这里假定区间为 $[-1, 1/\kappa] \cup [1/\kappa, 1]$, 因此, 量子 vs 经典 = κ vs c^κ
- $\widetilde{\deg}_{1/3}(x^d) = \Theta(\sqrt{d})$, 因此, 量子 vs 经典 = \sqrt{d} vs $c^{\sqrt{d}}$

① 背景

② 研究问题及主要结果

③ 量子算法的复杂度下界

④ 经典算法的复杂度下界

⑤ 关键定理的证明

⑥ 总结

量子算法的复杂度下界估计方法：多项式方法 [Beals, Buhrman, Cleve, Mosca, de Wolf 1998]

- 设 $f(x_1, \dots, x_n) : \{\pm 1\}^n \rightarrow \{0, 1\}$ 是一个布尔函数，给定 $\mathcal{O} : i \rightarrow x_i$ ，使用尽可能少次数的 \mathcal{O} 来计算 $f(x_1, \dots, x_n)$

量子算法的复杂度下界估计方法：多项式方法 [Beals, Buhrman, Cleve, Mosca, de Wolf 1998]

- 设 $f(x_1, \dots, x_n) : \{\pm 1\}^n \rightarrow \{0, 1\}$ 是一个布尔函数，给定 $\mathcal{O} : i \rightarrow x_i$ ，使用尽可能少次数的 \mathcal{O} 来计算 $f(x_1, \dots, x_n)$
- 复杂度为 T 的量子算法形如：

$$U_T \mathcal{O} \cdots U_1 \mathcal{O} U_0 |0..0\rangle = \sqrt{1 - p_1(x)^2} |0\rangle |\psi_0\rangle + p_1(x) |1\rangle |\psi_1\rangle,$$

其中 U_0, U_1, \dots, U_T 是和 \mathcal{O} 无关的酉矩阵

量子算法的复杂度下界估计方法：多项式方法 [Beals, Buhrman, Cleve, Mosca, de Wolf 1998]

- 设 $f(x_1, \dots, x_n) : \{\pm 1\}^n \rightarrow \{0, 1\}$ 是一个布尔函数，给定 $\mathcal{O} : i \rightarrow x_i$ ，使用尽可能少次数的 \mathcal{O} 来计算 $f(x_1, \dots, x_n)$
- 复杂度为 T 的量子算法形如：

$$U_T \mathcal{O} \cdots U_1 \mathcal{O} U_0 |0..0\rangle = \sqrt{1 - p_1(x)^2} |0\rangle |\psi_0\rangle + p_1(x) |1\rangle |\psi_1\rangle,$$

其中 U_0, U_1, \dots, U_T 是和 \mathcal{O} 无关的酉矩阵

- 输出为 1，如果 $p_1(x)^2 \geq 2/3$ ，否则输出为 0

量子算法的复杂度下界估计方法：多项式方法 [Beals, Buhrman, Cleve, Mosca, de Wolf 1998]

- 设 $f(x_1, \dots, x_n) : \{\pm 1\}^n \rightarrow \{0, 1\}$ 是一个布尔函数，给定 $\mathcal{O} : i \rightarrow x_i$ ，使用尽可能少次数的 \mathcal{O} 来计算 $f(x_1, \dots, x_n)$
- 复杂度为 T 的量子算法形如：

$$U_T \mathcal{O} \cdots U_1 \mathcal{O} U_0 |0..0\rangle = \sqrt{1 - p_1(x)^2} |0\rangle |\psi_0\rangle + p_1(x) |1\rangle |\psi_1\rangle,$$

其中 U_0, U_1, \dots, U_T 是和 \mathcal{O} 无关的酉矩阵

- 输出为 1，如果 $p_1(x)^2 \geq 2/3$ ，否则输出为 0
- 令 $g(x) = p_1(x)^2$ ，次数 $\leq 2T$ 且 $|f(x) - g(x)| \leq 1/3$ ，因此

$$T \geq \frac{1}{2} \deg(g) \geq \frac{1}{2} \widetilde{\deg}_{1/3}(f)$$

量子算法的复杂度下界估计方法：多项式方法 [Beals, Buhrman, Cleve, Mosca, de Wolf 1998]

- 设 $f(x_1, \dots, x_n) : \{\pm 1\}^n \rightarrow \{0, 1\}$ 是一个布尔函数，给定 $\mathcal{O} : i \rightarrow x_i$ ，使用尽可能少次数的 \mathcal{O} 来计算 $f(x_1, \dots, x_n)$
- 复杂度为 T 的量子算法形如：

$$U_T \mathcal{O} \cdots U_1 \mathcal{O} U_0 |0..0\rangle = \sqrt{1 - p_1(x)^2} |0\rangle |\psi_0\rangle + p_1(x) |1\rangle |\psi_1\rangle,$$

其中 U_0, U_1, \dots, U_T 是和 \mathcal{O} 无关的酉矩阵

- 输出为 1，如果 $p_1(x)^2 \geq 2/3$ ，否则输出为 0
- 令 $g(x) = p_1(x)^2$ ，次数 $\leq 2T$ 且 $|f(x) - g(x)| \leq 1/3$ ，因此

$$T \geq \frac{1}{2} \deg(g) \geq \frac{1}{2} \widetilde{\deg}_{1/3}(f)$$

- 该证明对于矩阵函数不可行，一个原因是 \mathcal{O}_1 无多项式表示

关键定理

定理

设 $f(x) : [-1, 1] \rightarrow [-1, 1]$ 是连续函数，设 $f_{\text{odd}}(x), f_{\text{even}}(x)$ 是奇、偶部分。则

- 存在对称的三对角阵 A 满足 $\|A\| \leq 1$ 使得 $f(A)_{1,n} = \varepsilon$ ，其中 $n = \widetilde{\deg}_\varepsilon(f_{\text{odd}}) + O(1)$
- 存在对称的三对角阵 A 满足 $\|A\| \leq 1$ 使得 $f(A)_{2,n-1} = \varepsilon$ ，其中 $n = \widetilde{\deg}_\varepsilon(f_{\text{even}}) + O(1)$

证明：线性半无限规划问题 + 三对角阵的性质



量子算法的复杂度下界

奇偶性判定问题 (Parity problem): 给定 $x_1, \dots, x_n \in \{0, 1\}$, 计算 $x_1 \oplus x_2 \oplus \dots \oplus x_n$ 。经典/量子算法复杂度都为 $\Theta(n)$

量子算法的复杂度下界

奇偶性判定问题 (Parity problem): 给定 $x_1, \dots, x_n \in \{0, 1\}$, 计算 $x_1 \oplus x_2 \oplus \dots \oplus x_n$ 。经典/量子算法复杂度都为 $\Theta(n)$

构造带权图 G :

- 顶点: (i, t) , 其中 $i \in \{0, 1, \dots, n\}$, $t \in \{0, 1\}$
- 边: $(i - 1, t)$ 和 $(i, t \oplus x_i)$ 之间存在一条边

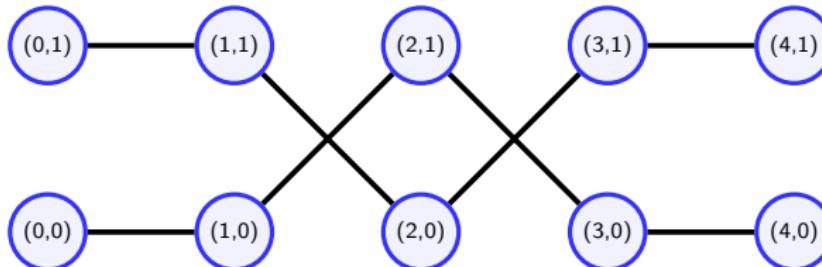
量子算法的复杂度下界

奇偶性判定问题 (Parity problem): 给定 $x_1, \dots, x_n \in \{0, 1\}$, 计算 $x_1 \oplus x_2 \oplus \dots \oplus x_n$ 。经典/量子算法复杂度都为 $\Theta(n)$

构造带权图 G :

- 顶点: (i, t) , 其中 $i \in \{0, 1, \dots, n\}$, $t \in \{0, 1\}$
- 边: $(i - 1, t)$ 和 $(i, t \oplus x_i)$ 之间存在一条边

例如 $(x_1, x_2, x_3, x_4) = (0, 1, 1, 0)$, 则 G 为



量子算法的复杂度下界

本质上， G 由两条道路构成

$$(0, 0) - (1, x_0) - (2, x_0 \oplus x_1) - \cdots - (n, x_0 \oplus \cdots \oplus x_{n-1})$$

$$(0, 1) - (1, 1 \oplus x_0) - (2, 1 \oplus x_0 \oplus x_1) - \cdots - (n, 1 \oplus x_0 \oplus \cdots \oplus x_{n-1})$$

量子算法的复杂度下界

本质上， G 由两条道路构成

$$(0, 0) - (1, x_0) - (2, x_0 \oplus x_1) - \cdots - (n, x_0 \oplus \cdots \oplus x_{n-1})$$

$$(0, 1) - (1, 1 \oplus x_0) - (2, 1 \oplus x_0 \oplus x_1) - \cdots - (n, 1 \oplus x_0 \oplus \cdots \oplus x_{n-1})$$

设 A 是图的邻接矩阵（本质上是两个三对角型矩阵），则

- **情形 1：**若 $x_1 \oplus x_2 \oplus \cdots \oplus x_n = 0$ ，则 $\langle 0, 0 | f(A) | n, 1 \rangle = 0$

量子算法的复杂度下界

本质上， G 由两条道路构成

$$(0, 0) - (1, x_0) - (2, x_0 \oplus x_1) - \cdots - (n, x_0 \oplus \cdots \oplus x_{n-1})$$

$$(0, 1) - (1, 1 \oplus x_0) - (2, 1 \oplus x_0 \oplus x_1) - \cdots - (n, 1 \oplus x_0 \oplus \cdots \oplus x_{n-1})$$

设 A 是图的邻接矩阵（本质上是两个三对角型矩阵），则

- **情形 1：**若 $x_1 \oplus x_2 \oplus \cdots \oplus x_n = 0$ ，则 $\langle 0, 0 | f(A) | n, 1 \rangle = 0$
- **情形 2：**若 $x_1 \oplus x_2 \oplus \cdots \oplus x_n = 1$ ，则希望选取合适的权重，使得 $\langle 0, 0 | f(A) | n, 1 \rangle \geq \varepsilon$ ，权重由关键定理给出

① 背景

② 研究问题及主要结果

③ 量子算法的复杂度下界

④ 经典算法的复杂度下界

⑤ 关键定理的证明

⑥ 总结

Forrelation 问题 (Aaronson & Ambainis, 2015)

给定 $g_1, g_2 : \{0, 1\}^n \rightarrow \{\pm 1\}$, 令 $D_i = \text{diag}(g_i(x) : x \in \{0, 1\}^n)$,
 $H = \frac{1}{\sqrt{2}} \begin{pmatrix} 1 & 1 \\ 1 & -1 \end{pmatrix}$ 。设

$$\begin{aligned}\Phi(g_1, g_2) &:= \langle 0^n | H^{\otimes n} D_1 H^{\otimes n} D_2 H^{\otimes n} | 0^n \rangle \\ &= \frac{1}{2^{3n/2}} \sum_{x, y \in \{0, 1\}^n} (-1)^{x \cdot y} f(x) g(y).\end{aligned}$$

目标是计算 $\Phi(g_1, g_2) \pm 1/3$

Forrelation 问题 (Aaronson & Ambainis, 2015)

给定 $g_1, g_2 : \{0, 1\}^n \rightarrow \{\pm 1\}$, 令 $D_i = \text{diag}(g_i(x) : x \in \{0, 1\}^n)$,
 $H = \frac{1}{\sqrt{2}} \begin{pmatrix} 1 & 1 \\ 1 & -1 \end{pmatrix}$ 。设

$$\begin{aligned}\Phi(g_1, g_2) &:= \langle 0^n | H^{\otimes n} D_1 H^{\otimes n} D_2 H^{\otimes n} | 0^n \rangle \\ &= \frac{1}{2^{3n/2}} \sum_{x, y \in \{0, 1\}^n} (-1)^{x \cdot y} f(x) g(y).\end{aligned}$$

目标是计算 $\Phi(g_1, g_2) \pm 1/3$

关于该问题, 经典算法的复杂度下界为 $\Omega(\sqrt{2^n}/n)$, 量子算法的复杂度上界为 $O(1)$

Feynman 的 Clock 构造法

设 $U = U_{N-1} \cdots U_2 U_1$ 是一个酉算子，令

$$A = \begin{pmatrix} 0 & b_1 U_1^\dagger & & \\ b_1 U_1 & 0 & b_2 U_2^\dagger & \\ & b_2 U_2 & \ddots & \ddots \\ & & \ddots & \ddots \end{pmatrix}$$

Feynman 的 Clock 构造法

设 $U = U_{N-1} \cdots U_2 U_1$ 是一个酉算子，令

$$A = \begin{pmatrix} 0 & b_1 U_1^\dagger & & \\ b_1 U_1 & 0 & b_2 U_2^\dagger & \\ & b_2 U_2 & \ddots & \ddots \\ & & \ddots & \ddots \end{pmatrix}$$

设 $|\psi_t\rangle := |t\rangle \otimes U_t \cdots U_1 |0\rangle$ ，则

$$A|\psi_t\rangle = b_{t-1}|\psi_{t-1}\rangle + b_{t+1}|\psi_{t+1}\rangle$$

因此在子空间 $\{|\psi_t\rangle : t = 0, 1, \dots, N-1\}$ 中， A 是一个三对角阵

经典算法的复杂度下界

在 Forrelation 问题中, $U = H^{\otimes n} D_1 H^{\otimes n} D_2 H^{\otimes n}$, 为确保 A 的稀疏性, 视

$$H^{\otimes n} = (H \otimes I \otimes \cdots \otimes I)(I \otimes H \otimes \cdots \otimes I) \cdots (I \otimes I \otimes \cdots \otimes H)$$

经典算法的复杂度下界

在 Forrelation 问题中, $U = H^{\otimes n} D_1 H^{\otimes n} D_2 H^{\otimes n}$, 为确保 A 的稀疏性, 视

$$H^{\otimes n} = (H \otimes I \otimes \cdots \otimes I)(I \otimes H \otimes \cdots \otimes I) \cdots (I \otimes I \otimes \cdots \otimes H)$$

这时 $N = 3n + 2$,

$$|\psi_0\rangle = |0\rangle \otimes |0\rangle$$

$$|\psi_{N-1}\rangle = |N-1\rangle \otimes H^{\otimes n} D_1 H^{\otimes n} D_2 H^{\otimes n} |0\rangle$$

经典算法的复杂度下界

在 Forrelation 问题中, $U = H^{\otimes n} D_1 H^{\otimes n} D_2 H^{\otimes n}$, 为确保 A 的稀疏性, 视

$$H^{\otimes n} = (H \otimes I \otimes \cdots \otimes I)(I \otimes H \otimes \cdots \otimes I) \cdots (I \otimes I \otimes \cdots \otimes H)$$

这时 $N = 3n + 2$,

$$\begin{aligned} |\psi_0\rangle &= |0\rangle \otimes |0\rangle \\ |\psi_{N-1}\rangle &= |N-1\rangle \otimes H^{\otimes n} D_1 H^{\otimes n} D_2 H^{\otimes n} |0\rangle \end{aligned}$$

令 $|\phi_{N-1}\rangle = |N-1\rangle \otimes |0\rangle$, 则

$$\langle \phi_{N-1} | f(A) | \psi_0 \rangle = \langle \psi_{N-1} | f(A) | \psi_0 \rangle \cdot \Phi(g_1, g_2)$$

经典算法的复杂度下界

在 Forrelation 问题中, $U = H^{\otimes n} D_1 H^{\otimes n} D_2 H^{\otimes n}$, 为确保 A 的稀疏性, 视

$$H^{\otimes n} = (H \otimes I \otimes \cdots \otimes I)(I \otimes H \otimes \cdots \otimes I) \cdots (I \otimes I \otimes \cdots \otimes H)$$

这时 $N = 3n + 2$,

$$\begin{aligned} |\psi_0\rangle &= |0\rangle \otimes |0\rangle \\ |\psi_{N-1}\rangle &= |N-1\rangle \otimes H^{\otimes n} D_1 H^{\otimes n} D_2 H^{\otimes n} |0\rangle \end{aligned}$$

令 $|\phi_{N-1}\rangle = |N-1\rangle \otimes |0\rangle$, 则

$$\begin{array}{ccc} \langle \phi_{N-1} | f(A) | \psi_0 \rangle & = & \langle \psi_{N-1} | f(A) | \psi_0 \rangle \cdot \Phi(g_1, g_2) \\ \downarrow & & \downarrow & & \downarrow \\ f(A) \text{ 的一个分量} & & \text{易} & & \text{难} \end{array}$$

① 背景

② 研究问题及主要结果

③ 量子算法的复杂度下界

④ 经典算法的复杂度下界

⑤ 关键定理的证明

⑥ 总结

关键定理 (回顾)

定理

设 $f(x) : [-1, 1] \rightarrow [-1, 1]$ 是连续函数，设 $f_{\text{odd}}(x), f_{\text{even}}(x)$ 是奇、偶部分。则

- 存在对称的三对角阵 A 满足 $\|A\| \leq 1$ 使得 $f(A)_{1,n} = \varepsilon$ ，其中 $n = \widetilde{\deg}_\varepsilon(f_{\text{odd}}) + O(1)$
- 存在对称的三对角阵 A 满足 $\|A\| \leq 1$ 使得 $f(A)_{2,n-1} = \varepsilon$ ，其中 $n = \widetilde{\deg}_\varepsilon(f_{\text{even}}) + O(1)$

对偶多项式方法

回顾 (approximate degree) :

$$\widetilde{\deg}_\varepsilon(f) = \min\{d : |f(x) - g(x)| \leq \varepsilon, \forall x \in [-1, 1], \\ g(x) \text{ 是一个次数为 } d \text{ 的多项式}\}.$$

对偶多项式方法

回顾 (approximate degree) :

$$\widetilde{\deg}_\varepsilon(f) = \min\{d : |f(x) - g(x)| \leq \varepsilon, \forall x \in [-1, 1], \\ g(x) \text{ 是一个次数为 } d \text{ 的多项式}\}.$$

考虑线性半无限规划 (linear semi-infinite program) :

$$\begin{aligned} & \min_{g, \delta} && \delta \\ \text{s.t.} & && |f(x) - g(x)| \leq \delta, \quad \forall x \in [-1, 1], \\ & && \deg(g) \leq d. \end{aligned}$$

对偶多项式方法

回顾 (approximate degree) :

$$\widetilde{\deg}_\varepsilon(f) = \min\{d : |f(x) - g(x)| \leq \varepsilon, \forall x \in [-1, 1], \\ g(x) \text{ 是一个次数为 } d \text{ 的多项式}\}.$$

考虑线性半无限规划 (linear semi-infinite program) :

$$\begin{aligned} & \min_{g, \delta} \quad \delta \\ \text{s.t.} \quad & |f(x) - g(x)| \leq \delta, \quad \forall x \in [-1, 1], \\ & \deg(g) \leq d. \end{aligned}$$

最优值记成 $\text{Val}(f(x), d)$, 容易验证

$$\widetilde{\deg}_\varepsilon(f) = \min\{d : \text{Val}(f(x), d) = \varepsilon\}$$

对偶多项式方法

对偶形式

$$\max_h \quad \int_{-1}^1 f(x)h(x) dx \tag{1}$$

$$\text{s.t.} \quad \int_{-1}^1 h(x)x^k dx = 0, \quad k \in \{0, 1, \dots, d\}, \tag{2}$$

$$\int_{-1}^1 |h(x)| dx = 1. \tag{3}$$

对偶多项式方法

对偶形式

$$\max_h \quad \int_{-1}^1 f(x)h(x) dx \quad (1)$$

$$\text{s.t.} \quad \int_{-1}^1 h(x)x^k dx = 0, \quad k \in \{0, 1, \dots, d\}, \quad (2)$$

$$\int_{-1}^1 |h(x)| dx = 1. \quad (3)$$

- (2) 说明 $h(x)$ 和低次数的单项式正交 $\Rightarrow \deg(h)$ 高

对偶多项式方法

对偶形式

$$\max_h \quad \int_{-1}^1 f(x)h(x) dx \tag{1}$$

$$\text{s.t.} \quad \int_{-1}^1 h(x)x^k dx = 0, \quad k \in \{0, 1, \dots, d\}, \tag{2}$$

$$\int_{-1}^1 |h(x)| dx = 1. \tag{3}$$

- (2) 说明 $h(x)$ 和低次数的单项式正交 $\Rightarrow \deg(h)$ 高
- (3) 说明 $h(x)$ 的 L_1 范数为 1

对偶多项式方法

对偶形式

$$\max_h \quad \int_{-1}^1 f(x)h(x) dx \tag{1}$$

$$\text{s.t.} \quad \int_{-1}^1 h(x)x^k dx = 0, \quad k \in \{0, 1, \dots, d\}, \tag{2}$$

$$\int_{-1}^1 |h(x)| dx = 1. \tag{3}$$

- (2) 说明 $h(x)$ 和低次数的单项式正交 $\Rightarrow \deg(h)$ 高
- (3) 说明 $h(x)$ 的 L_1 范数为 1
- 最优值为 ε , (1) \Rightarrow 说明 $f(x)$ 和 $h(x)$ 的相关性弱, 也即 $\deg(f)$ 低

求解线性半无限规划的离散化方法

存在 $\{\lambda_1, \dots, \lambda_n\}$, $n \leq d + 2$, 使得原问题等价于

$$\begin{aligned} \min_{g, \delta} \quad & \delta \\ \text{s.t.} \quad & |f(\lambda_i) - g(\lambda_i)| \leq \delta, \quad \forall i = 1, \dots, n, \\ & \deg(g) \leq d. \end{aligned}$$

求解线性半无限规划的离散化方法

存在 $\{\lambda_1, \dots, \lambda_n\}$, $n \leq d+2$, 使得原问题等价于

$$\begin{aligned} & \min_{g, \delta} \quad \delta \\ \text{s.t.} \quad & |f(\lambda_i) - g(\lambda_i)| \leq \delta, \quad \forall i = 1, \dots, n, \\ & \deg(g) \leq d. \end{aligned}$$

对偶形式

$$\begin{aligned} & \max_{h_i} \quad \sum_{i=1}^n f(\lambda_i) h_i \\ \text{s.t.} \quad & \sum_{i=1}^n h_i \lambda_i^k = 0, \quad \forall k \in \{0, 1, \dots, d\}, \\ & \sum_{i=1}^n |h_i| = 1. \end{aligned}$$

求解线性半无限规划的离散化方法

- 约束

$$\sum_{i=1}^n h_i \lambda_i^k = 0 \quad \forall k \in \{0, 1, \dots, d\}$$

是关于 h_i 的一个范德蒙线性方程组，秩为 $\min(d+1, n)$ ，因此要存在非平凡解，只能有 $n = d+2$ 。方程解满足

$$h_i = \frac{\alpha}{\prod_{j \neq i} (\lambda_i - \lambda_j)}, \quad i \in \{1, 2, \dots, n\}.$$

求解线性半无限规划的离散化方法

- 约束

$$\sum_{i=1}^n h_i \lambda_i^k = 0 \quad \forall k \in \{0, 1, \dots, d\}$$

是关于 h_i 的一个范德蒙线性方程组，秩为 $\min(d+1, n)$ ，因此要存在非平凡解，只能有 $n = d+2$ 。方程解满足

$$h_i = \frac{\alpha}{\prod_{j \neq i} (\lambda_i - \lambda_j)}, \quad i \in \{1, 2, \dots, n\}.$$

- 约束

$$\sum_{i=1}^n |h_i| = 1$$

确定了参数 α 的值

三对角型矩阵

$$A = \begin{pmatrix} 0 & b_1 & & \\ b_1 & \ddots & \ddots & \\ & \ddots & \ddots & b_{n-1} \\ & b_{n-1} & 0 & \end{pmatrix}$$

设特征值为 $\{\lambda_i\}_{i=1}^n$, 则 $f(A)_{1,n} = b_1 b_2 \cdots b_{n-1} \sum_{i=1}^n \frac{f(\lambda_i)}{\prod_{j \neq i} (\lambda_i - \lambda_j)}$.

三对角型矩阵

$$A = \begin{pmatrix} 0 & b_1 & & & \\ b_1 & \ddots & \ddots & & \\ & \ddots & \ddots & b_{n-1} & \\ & & b_{n-1} & 0 & \end{pmatrix}$$

设特征值为 $\{\lambda_i\}_{i=1}^n$, 则 $f(A)_{1,n} = b_1 b_2 \cdots b_{n-1} \sum_{i=1}^n \frac{f(\lambda_i)}{\prod_{j \neq i} (\lambda_i - \lambda_j)}$.

引理 (关键引理)

对任意的 $x_m > \cdots > x_1 > 0$, 存在唯一的 A 使得 $n = 2m$, $b_1, \dots, b_{n-1} > 0$, 其特征值为 $\{\lambda_i\}_{i=1}^n = \{\pm x_i\}_{i=1}^m$, 且

$$\sum_{i=1}^m \frac{b_1 b_2 \cdots b_{2m-1}}{|\prod_{j \neq i} (\lambda_i - \lambda_j)|} = 1.$$

对偶多项式方法与三对角阵的关系

对偶多项式方法

$$\sum_{i=1}^n \frac{\alpha}{|\prod_{j \neq i} (\lambda_i - \lambda_j)|} = 1$$

(约束条件)

$$\sum_{i=1}^n \frac{\alpha f(\lambda_i)}{\prod_{j \neq i} (\lambda_i - \lambda_j)}$$

(最优值)

三对角阵

$$\sum_{i=1}^m \frac{b_1 \cdots b_{2m-1}}{|\prod_{j \neq i} (\lambda_i - \lambda_j)|} = 1$$

$$f(A)_{1,2m} = \sum_{i=1}^{2m} \frac{b_1 \cdots b_{2m-1} f(\lambda_i)}{\prod_{j \neq i} (\lambda_i - \lambda_j)}$$

① 背景

② 研究问题及主要结果

③ 量子算法的复杂度下界

④ 经典算法的复杂度下界

⑤ 关键定理的证明

⑥ 总结

总结

- 对于矩阵函数问题，我们有

	量子算法	经典算法
复杂度上界	$O(sd/\varepsilon)$	$O(s^{d-1})$
复杂度下界	$\Omega(d)$	$\Omega((s/2)^{(d-1)/6})$

总结

- 对于矩阵函数问题，我们有

	量子算法	经典算法
复杂度上界	$O(sd/\varepsilon)$	$O(s^{d-1})$
复杂度下界	$\Omega(d)$	$\Omega((s/2)^{(d-1)/6})$

- 关于逼近次数 d ，证明了量子算法的最优性

总结

- 对于矩阵函数问题，我们有

	量子算法	经典算法
复杂度上界	$O(sd/\varepsilon)$	$O(s^{d-1})$
复杂度下界	$\Omega(d)$	$\Omega((s/2)^{(d-1)/6})$

- 关于逼近次数 d ，证明了量子算法的最优性
- 对于矩阵函数问题，证明了量子和经典算法的差距是指数级

一些问题

- 对精度 ε 的下界估计, $\Omega(1/\varepsilon)$?

一些問題

- 对精度 ε 的下界估计, $\Omega(1/\varepsilon)$?
 - 经典算法的上、下界问题?

一些問題

- 对精度 ε 的下界估计, $\Omega(1/\varepsilon)$?
 - 经典算法的上、下界问题?
 - 应用?

一些问题

- 对精度 ε 的下界估计, $\Omega(1/\varepsilon)$?
 - 经典算法的上、下界问题?
 - 应用?

谢 谢！