

高级算法设计与分析

全息归约

夏盟佶

Xia, Mingji

中科院软件所
计算机科学国家重点实验室

2016.6

斐波那契门

- 张量网络、函数，也可被叫做线路、门。
- 如果 $f_{i+2} = f_{i+1} + f_i$ ，则称 $[f_0, f_1, \dots, f_k]$ 斐波那契门。
- 例

$$F = [a_0, a_1] = [0, 1]$$

$$H = [a_0, a_1, a_2] = [0, 1, 1]$$

$$K = [a_0, a_1, a_2, a_3] = [0, 1, 1, 2]$$

...

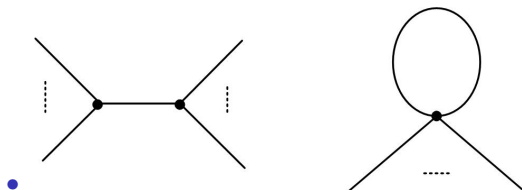
- 斐波那契门构成的张量网络求值，即 $\#\{F, H, K, \dots\} | \{=2\}$ 问题，有多项式时间算法。

算法一：利用封闭性质

- 斐波那契门关于如下两种运算封闭，因而任何斐波那契门构成的连通的张量网络也是斐波那契门。

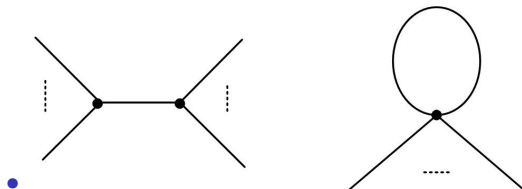
算法一：利用封闭性质

- 斐波那契门关于如下两种运算封闭，因而任何斐波那契门构成的连通的张量网络也是斐波那契门。



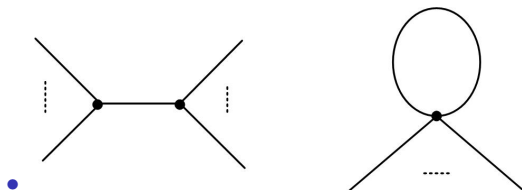
算法一：利用封闭性质

- 斐波那契门关于如下两种运算封闭，因而任何斐波那契门构成的连通的张量网络也是斐波那契门。



算法一：利用封闭性质

- 斐波那契门关于如下两种运算封闭，因而任何斐波那契门构成的连通的张量网络也是斐波那契门。

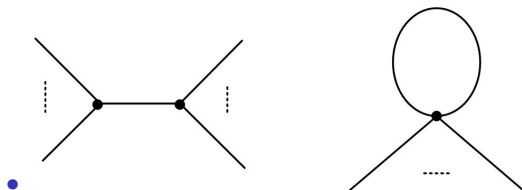


- 例

对第二个运算，如果 $F = [f_0, f_1, \dots, f_k]$ 是斐波那契门，新得到的函数 $[f_0 + f_2, f_1 + f_3, \dots, f_{k-2} + f_k]$ 也是。

算法一：利用封闭性质

- 斐波那契门关于如下两种运算封闭，因而任何斐波那契门构成的连通的张量网络也是斐波那契门。



- 例

对第二个运算，如果 $F = [f_0, f_1, \dots, f_k]$ 是斐波那契门，新得到的函数 $[f_0 + f_2, f_1 + f_3, \dots, f_{k-2} + f_k]$ 也是。

- 斐波那契门有多项式长度的表示，并且作为每种运算的输入和输出是多项式时间可以计算的。

算法二：全息算法



$$f_{i+2} = f_{i+1} + f_i$$

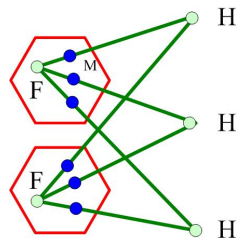
- 设方程 $x^2 = x + 1$ 的两个根是 a, b 。显然 $ab = -1$ 。
- $[1, a, a^2, \dots, a^n]$ 满足递推关系，是斐波那契门。
- 此函数的指数长真值表向量形式： $(1, a)^{\otimes n}$ 。



$$\begin{aligned} & c(1, a)^{\otimes n} + d(1, b)^{\otimes n} \\ &= (c(1, 0)^{\otimes n} + d(0, 1)^{\otimes n}) \begin{pmatrix} 1 & a \\ 1 & b \end{pmatrix}^{\otimes n} \\ &= "[c, 0, \dots, 0, d]" \begin{pmatrix} 1 & a \\ 1 & b \end{pmatrix}^{\otimes n} \end{aligned}$$

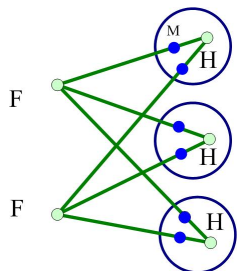
回顾：全息归约

类比特例 $(AB)C = A(BC)$ 。



定理

$\#\{FM^{\otimes 3}\}|\{H\}$ 和 $\#\{F\}|\{M^{\otimes 2}H\}$ 值相同。



全息算法的基

- $M = \begin{pmatrix} 1 & a \\ 1 & b \end{pmatrix}$
- 右侧的二元相等变成了
-

$$M^{\otimes 2} \text{“}[1, 0, 1]”}$$

- 它等价于

$$MEM' = \begin{pmatrix} 1 & a \\ 1 & b \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 1 \\ a & b \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 + a^2 & 0 \\ 0 & 1 + b^2 \end{pmatrix}$$

- 回顾product type。
- 正交矩阵基保持二元相等关系。

$$[x, y, -x, -y, \dots]$$

- 仿照斐波那契门的算法，递推关系是 $f_{i+2} + f_i = 0$ 。

$$[x, y, -x, -y, \dots]$$

- 仿照斐波那契门的算法，递推关系是 $f_{i+2} + f_i = 0$ 。
- 方程 $x^2 + 1 = 0$ 的两个根是 $i, -i$ 。

$$[x, y, -x, -y, \dots]$$

- 仿照斐波那契门的算法，递推关系是 $f_{i+2} + f_i = 0$ 。
- 方程 $x^2 + 1 = 0$ 的两个根是 $i, -i$ 。
-

$$\begin{aligned} & c(1, i)^{\otimes n} + d(1, -i)^{\otimes n} \\ &= (c(1, 0)^{\otimes n} + d(0, 1)^{\otimes n}) \begin{pmatrix} 1 & i \\ 1 & -i \end{pmatrix}^{\otimes n} \end{aligned}$$

$$[x, y, -x, -y, \dots]$$

- 仿照斐波那契门的算法，递推关系是 $f_{i+2} + f_i = 0$ 。
- 方程 $x^2 + 1 = 0$ 的两个根是 $i, -i$ 。
-

$$\begin{aligned} & c(1, i)^{\otimes n} + d(1, -i)^{\otimes n} \\ &= (c(1, 0)^{\otimes n} + d(0, 1)^{\otimes n}) \begin{pmatrix} 1 & i \\ 1 & -i \end{pmatrix}^{\otimes n} \end{aligned}$$

- $M = \begin{pmatrix} 1 & a \\ 1 & b \end{pmatrix}$

$$[x, y, -x, -y, \dots]$$

- 仿照斐波那契门的算法，递推关系是 $f_{i+2} + f_i = 0$ 。
- 方程 $x^2 + 1 = 0$ 的两个根是 $i, -i$ 。
-

$$\begin{aligned} & c(1, i)^{\otimes n} + d(1, -i)^{\otimes n} \\ &= (c(1, 0)^{\otimes n} + d(0, 1)^{\otimes n}) \begin{pmatrix} 1 & i \\ 1 & -i \end{pmatrix}^{\otimes n} \end{aligned}$$

- $M = \begin{pmatrix} 1 & a \\ 1 & b \end{pmatrix}$
- 右侧的二元相等变成了

$$[x, y, -x, -y, \dots]$$

- 仿照斐波那契门的算法，递推关系是 $f_{i+2} + f_i = 0$ 。
- 方程 $x^2 + 1 = 0$ 的两个根是 $i, -i$ 。
-

$$\begin{aligned} & c(1, i)^{\otimes n} + d(1, -i)^{\otimes n} \\ &= (c(1, 0)^{\otimes n} + d(0, 1)^{\otimes n}) \begin{pmatrix} 1 & i \\ 1 & -i \end{pmatrix}^{\otimes n} \end{aligned}$$

- $M = \begin{pmatrix} 1 & a \\ 1 & b \end{pmatrix}$
- 右侧的二元相等变成了
-

$$M^{\otimes 2} \text{“}[1, 0, 1]”}$$

$$[x, y, -x, -y, \dots]$$

- 仿照斐波那契门的算法，递推关系是 $f_{i+2} + f_i = 0$ 。
- 方程 $x^2 + 1 = 0$ 的两个根是 $i, -i$ 。
-

$$\begin{aligned} & c(1, i)^{\otimes n} + d(1, -i)^{\otimes n} \\ &= (c(1, 0)^{\otimes n} + d(0, 1)^{\otimes n}) \begin{pmatrix} 1 & i \\ 1 & -i \end{pmatrix}^{\otimes n} \end{aligned}$$

- $M = \begin{pmatrix} 1 & a \\ 1 & b \end{pmatrix}$
- 右侧的二元相等变成了
-

$$M^{\otimes 2} \text{“}[1, 0, 1]”}$$

- 它等价于

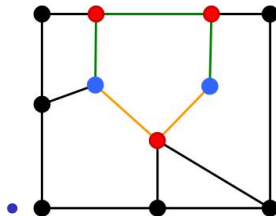
$$MEM' = \begin{pmatrix} 1 & i \\ 1 & -i \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 1 \\ i & -i \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 & 2 \\ 2 & 0 \end{pmatrix} = 2 \text{“}[0, 1, 0]”}$$

非偶图值为0

- 奇数长度的“ \neq_2 ”环不能被满足。
-

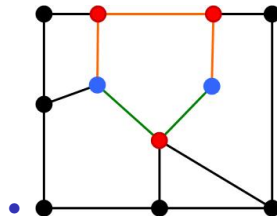
非偶图值为0

- 奇数长度的“ \neq_2 ”环不能被满足。
- 直接从 $[x, y, -x, -y, \dots]$ 的张量网络看：



非偶图值为0

- 奇数长度的“ \neq_2 ”环不能被满足。
- 直接从 $[x, y, -x, -y, \dots]$ 的张量网络看：



布尔函数的傅里叶形式

- $F : \{0, 1\}^n \rightarrow \{0, 1\}$
- 线性函数:
$$F(X+Y) = F(X)+F(Y)$$
- $$F(X) = a_1x_1 + a_2x_2 + \dots + c_nx_n$$

布尔函数的傅里叶形式

- $F : \{0, 1\}^n \rightarrow \{0, 1\}$
- 线性函数:
$$F(X+Y) = F(X)+F(Y)$$
- $F(X) = a_1x_1 + a_2x_2 + \dots + c_nx_n$
- $F : \{1, -1\}^n \rightarrow \{1, -1\}$
- 线性函数:
$$F(X \odot Y) = F(X)F(Y)$$
- $F(X) = \chi_s(X) = \prod_{j \in s} x_j$

布尔函数的傅里叶形式

- $F : \{0, 1\}^n \rightarrow \{0, 1\}$
- 线性函数:
 $F(X+Y) = F(X)+F(Y)$
- $F(X) = a_1x_1 + a_2x_2 + \dots + c_nx_n$
- F 的真值表是一个 2^n 维向量, 有标准基。
- $F : \{1, -1\}^n \rightarrow \{1, -1\}$
- 线性函数:
 $F(X \odot Y) = F(X)F(Y)$
- $F(X) = \chi_s(X) = \prod_{j \in s} x_j$

布尔函数的傅里叶形式

- $F : \{0, 1\}^n \rightarrow \{0, 1\}$
- 线性函数:
 $F(X+Y) = F(X)+F(Y)$
- $F(X) = a_1x_1 + a_2x_2 + \dots + c_nx_n$
- F 的真值表是一个 2^n 维向量, 有标准基。
- 线性函数集合 $\{\chi_s | s \subseteq [n]\}$ 是一组基。
- $F : \{1, -1\}^n \rightarrow \{1, -1\}$
- 线性函数:
 $F(X \odot Y) = F(X)F(Y)$
- $F(X) = \chi_s(X) = \prod_{j \in s} x_j$

布尔函数的傅里叶形式

- $F : \{0, 1\}^n \rightarrow \{0, 1\}$
- 线性函数:
 $F(X+Y) = F(X)+F(Y)$
- $F(X) = a_1x_1 + a_2x_2 + \dots + c_nx_n$
- F 的真值表是一个 2^n 维向量, 有标准基。
- 线性函数集合 $\{\chi_s | s \subseteq [n]\}$ 是一组基。
- $F : \{1, -1\}^n \rightarrow \{1, -1\}$
- 线性函数:
 $F(X \odot Y) = F(X)F(Y)$
- $F(X) = \chi_s(X) = \prod_{j \in s} x_j$
- **Proof.**
Hadamard矩阵 $H = \begin{pmatrix} 1 & 1 \\ 1 & -1 \end{pmatrix}$ 满秩。
 $H^{\otimes n}$ 的行就是 $\{\chi_s | s \subseteq [n]\}$ 。 □

布尔函数的傅里叶形式

- $F : \{0, 1\}^n \rightarrow \{0, 1\}$
- 线性函数:
 $F(X+Y) = F(X)+F(Y)$
- $F(X) = a_1x_1 + a_2x_2 + \dots + c_nx_n$
- F 的真值表是一个 2^n 维向量, 有标准基。
- 线性函数集合 $\{\chi_s | s \subseteq [n]\}$ 是一组基。
- $F : \{1, -1\}^n \rightarrow \{1, -1\}$
- 线性函数:
 $F(X \odot Y) = F(X)F(Y)$
- $F(X) = \chi_s(X) = \prod_{j \in s} x_j$

• Proof.

Hadnard矩阵 $H = \begin{pmatrix} 1 & 1 \\ 1 & -1 \end{pmatrix}$ 满秩。

$H^{\otimes n}$ 的行就是 $\{\chi_s | s \subseteq [n]\}$ 。

□

- F 的傅里叶形式, 就是它在线性函数基下的坐标向量,

$$\hat{F} = H^{\otimes n} F, \quad \hat{F}(s) = \langle F, \chi_s \rangle$$

F 与线性函数的距离

\hat{F} 的长度:

- $\langle F, F \rangle = 2^n$
- $\hat{F} = H^{\otimes n} F$
- $\langle \hat{F}, \hat{F} \rangle = 2^{2n}$

F 与线性函数的距离:

F 与线性函数的距离

\hat{F} 的长度:

- $\langle F, F \rangle = 2^n$
- $\hat{F} = H^{\otimes n} F$
- $\langle \hat{F}, \hat{F} \rangle = 2^{2n}$

F 与线性函数的距离:

- $\hat{F}(s) = \langle F, \chi_s \rangle$
- $\hat{F}(s)$ 等于 F 和 χ_s 的相同点数目减去不同点数目。
- 如果 F 与所有 χ_s 的最小相对距离是 ρ (不同点数除以总点数),
 $\forall s, \quad \hat{F}(s) \leq (1 - 2\rho)2^n$.

线性检测

- 目的：检测 F 是否接近一个线性函数。
- 随机检测算法：随机抽取 X, Y ，如果 $F(X \odot Y) = F(X)F(Y)$ ，就通过检测；否则，拒绝。
- 用 p 表示 F 被检测拒绝的概率。
- 如果 F 是线性函数， $p = 0$ 。

线性检测

- 目的：检测 F 是否接近一个线性函数。
 - 随机检测算法：随机抽取 X, Y ，如果 $F(X \odot Y) = F(X)F(Y)$ ，就通过检测；否则，拒绝。
 - 用 p 表示 F 被检测拒绝的概率。
 - 如果 F 是线性函数， $p = 0$ 。
- 定理
- 如果 F 与所有 χ_s 的最小相对距离是 ρ ，拒绝概率 $p \geq \rho$ 。

线性检测

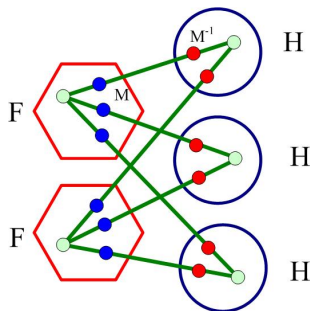
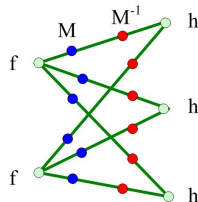
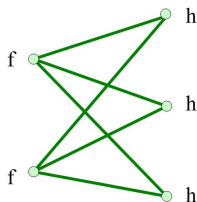
- 目的：检测 F 是否接近一个线性函数。
 - 随机检测算法：随机抽取 X, Y ，如果 $F(X \odot Y) = F(X)F(Y)$ ，就通过检测；否则，拒绝。
 - 用 p 表示 F 被检测拒绝的概率。
 - 如果 F 是线性函数， $p = 0$ 。
- 定理
- 如果 F 与所有 χ_s 的最小相对距离是 ρ ，拒绝概率 $p \geq \rho$ 。
- 证明：

$$\sum_s \hat{F}^3(s) \leq \max_s \hat{F}(s) \langle \hat{F}, \hat{F} \rangle = (1 - 2\rho)2^{3n}$$

$(1 - 2\rho)2^{3n}$ 是线性检测抽样的 2^{2n} 组 (X, Y) 中，通过的数目减去被拒绝的数目，
只需证明这个数目是 $\frac{1}{2^n} \sum_s \hat{F}^3(s)$ 。

回顾：全息归约

$$AB = AEB = AMM^{-1}B = (AM)(M^{-1}B)。 (E是单位阵)$$



定理

$\#\{F\}|\{G\}$ 和 $\#\{f\}|\{g\}$ 在相同的图上的值相等。其中，

$$F = fM^{\otimes 3},$$

$$(M^{-1})^{\otimes 2}g = G。$$

全息归约：线性检测的张量网络值是 $\frac{1}{2^n} \sum_s \hat{F}^3(s)$

线性检测的张量网络：

- 其值应是线性检测中，通过的数目减去被拒绝的数目，即 $\sum_{X,Y} F(X)F(Y)F(X \odot Y)$ 。

全息归约：

全息归约：线性检测的张量网络值是 $\frac{1}{2^n} \sum_s \hat{F}^3(s)$

线性检测的张量网络：

- 其值应是线性检测中，通过的数目减去被拒绝的数目，即 $\sum_{X,Y} F(X)F(Y)F(X \odot Y)$ 。
- 右侧：三个函数 F 。

全息归约：

全息归约：线性检测的张量网络值是 $\frac{1}{2^n} \sum_s \hat{F}^3(s)$

线性检测的张量网络：

- 其值应是线性检测中，通过的数目减去被拒绝的数目，即 $\sum_{X,Y} F(X)F(Y)F(X \odot Y)$ 。
- 右侧：三个函数 F 。
- 第一个函数 F 的 n 条边是 x_1, x_2, \dots, x_n ，第二个函数 F 的 n 条边是 y_1, y_2, \dots, y_n ，第三个函数 F 的 n 条边是 z_1, z_2, \dots, z_n 。

全息归约：

全息归约：线性检测的张量网络值是 $\frac{1}{2^n} \sum_s \hat{F}^3(s)$

线性检测的张量网络：

- 其值应是线性检测中，通过的数目减去被拒绝的数目，即 $\sum_{X,Y} F(X)F(Y)F(X \odot Y)$ 。
- 右侧：三个函数 F 。
- 第一个函数 F 的 n 条边是 x_1, x_2, \dots, x_n ，第二个函数 F 的 n 条边是 y_1, y_2, \dots, y_n ，第三个函数 F 的 n 条边是 z_1, z_2, \dots, z_n 。
- 希望对任何 $j = 1, 2, \dots, n$ ， $z_j = x_j \odot y_j$ 。

全息归约：

全息归约：线性检测的张量网络值是 $\frac{1}{2^n} \sum_s \hat{F}^3(s)$

线性检测的张量网络：

- 其值应是线性检测中，通过的数目减去被拒绝的数目，即 $\sum_{X,Y} F(X)F(Y)F(X \odot Y)$ 。
- 右侧：三个函数 F 。
- 第一个函数 F 的 n 条边是 x_1, x_2, \dots, x_n ，第二个函数 F 的 n 条边是 y_1, y_2, \dots, y_n ，第三个函数 F 的 n 条边是 z_1, z_2, \dots, z_n 。
- 希望对任何 $j = 1, 2, \dots, n$ ， $z_j = x_j \odot y_j$ 。
- 左侧：第 j 个函数是 $[1, 0, 1, 0]$ （记为 \oplus_3 ），作用于 x_j, y_j, z_j 。

全息归约：

全息归约：线性检测的张量网络值是 $\frac{1}{2^n} \sum_s \hat{F}^3(s)$

线性检测的张量网络：

- 其值应是线性检测中，通过的数目减去被拒绝的数目，即 $\sum_{X,Y} F(X)F(Y)F(X \odot Y)$ 。
- 右侧：三个函数 F 。
- 第一个函数 F 的 n 条边是 x_1, x_2, \dots, x_n ，第二个函数 F 的 n 条边是 y_1, y_2, \dots, y_n ，第三个函数 F 的 n 条边是 z_1, z_2, \dots, z_n 。
- 希望对任何 $j = 1, 2, \dots, n$ ， $z_j = x_j \odot y_j$ 。
- 左侧：第 j 个函数是 $[1, 0, 1, 0]$ （记为 \oplus_3 ），作用于 x_j, y_j, z_j 。

全息归约：

- 用 H 作用于右侧三个函数 F 。

全息归约：线性检测的张量网络值是 $\frac{1}{2^n} \sum_s \hat{F}^3(s)$

线性检测的张量网络：

- 其值应是线性检测中，通过的数目减去被拒绝的数目，即 $\sum_{X,Y} F(X)F(Y)F(X \odot Y)$ 。
- 右侧：三个函数 F 。
- 第一个函数 F 的 n 条边是 x_1, x_2, \dots, x_n ，第二个函数 F 的 n 条边是 y_1, y_2, \dots, y_n ，第三个函数 F 的 n 条边是 z_1, z_2, \dots, z_n 。
- 希望对任何 $j = 1, 2, \dots, n$ ， $z_j = x_j \odot y_j$ 。
- 左侧：第 j 个函数是 $[1, 0, 1, 0]$ （记为 \oplus_3 ），作用于 x_j, y_j, z_j 。

全息归约：

- 用 H 作用于右侧三个函数 F 。
- 用 $\frac{1}{2}H$ 作用于左侧 n 个函数 \oplus_3 。

全息归约：线性检测的张量网络值是 $\frac{1}{2^n} \sum_s \hat{F}^3(s)$

线性检测的张量网络：

- 其值应是线性检测中，通过的数目减去被拒绝的数目，即 $\sum_{X,Y} F(X)F(Y)F(X \odot Y)$ 。
- 右侧：三个函数 F 。
- 第一个函数 F 的 n 条边是 x_1, x_2, \dots, x_n ，第二个函数 F 的 n 条边是 y_1, y_2, \dots, y_n ，第三个函数 F 的 n 条边是 z_1, z_2, \dots, z_n 。
- 希望对任何 $j = 1, 2, \dots, n$ ， $z_j = x_j \odot y_j$ 。
- 左侧：第 j 个函数是 $[1, 0, 1, 0]$ （记为 \oplus_3 ），作用于 x_j, y_j, z_j 。

全息归约：

- 用 H 作用于右侧三个函数 F 。
- 用 $\frac{1}{2}H$ 作用于左侧 n 个函数 \oplus_3 。
- 右侧变成 \hat{F} 。

全息归约：线性检测的张量网络值是 $\frac{1}{2^n} \sum_s \hat{F}^3(s)$

线性检测的张量网络：

- 其值应是线性检测中，通过的数目减去被拒绝的数目，即 $\sum_{X,Y} F(X)F(Y)F(X \odot Y)$ 。
- 右侧：三个函数 F 。
- 第一个函数 F 的 n 条边是 x_1, x_2, \dots, x_n ，第二个函数 F 的 n 条边是 y_1, y_2, \dots, y_n ，第三个函数 F 的 n 条边是 z_1, z_2, \dots, z_n 。
- 希望对任何 $j = 1, 2, \dots, n$ ， $z_j = x_j \odot y_j$ 。
- 左侧：第 j 个函数是 $[1, 0, 1, 0]$ （记为 \oplus_3 ），作用于 x_j, y_j, z_j 。

全息归约：

- 用 H 作用于右侧三个函数 F 。
- 用 $\frac{1}{2}H$ 作用于左侧 n 个函数 \oplus_3 。
- 右侧变成 \hat{F} 。
- 左侧变成 $\frac{1}{8} "[1, 0, 1, 0]" H^{\otimes 3} = \frac{1}{2} "[1, 0, 0, 1]"$ 。

全息归约：线性检测的张量网络值是 $\frac{1}{2^n} \sum_s \hat{F}^3(s)$

线性检测的张量网络：

- 其值应是线性检测中，通过的数目减去被拒绝的数目，即 $\sum_{X,Y} F(X)F(Y)F(X \odot Y)$ 。
- 右侧：三个函数 F 。
- 第一个函数 F 的 n 条边是 x_1, x_2, \dots, x_n ，第二个函数 F 的 n 条边是 y_1, y_2, \dots, y_n ，第三个函数 F 的 n 条边是 z_1, z_2, \dots, z_n 。
- 希望对任何 $j = 1, 2, \dots, n$ ， $z_j = x_j \odot y_j$ 。
- 左侧：第 j 个函数是 $[1, 0, 1, 0]$ （记为 \oplus_3 ），作用于 x_j, y_j, z_j 。

全息归约：

- 用 H 作用于右侧三个函数 F 。
- 用 $\frac{1}{2}H$ 作用于左侧 n 个函数 \oplus_3 。
- 右侧变成 \hat{F} 。
- 左侧变成 $\frac{1}{8} "[1, 0, 1, 0]" H^{\otimes 3} = \frac{1}{2} "[1, 0, 0, 1]"$ 。
- 新左侧要求新三组边 X', Y', Z' 相同。

线性检测的全息归约看法

- 以Hadamard矩阵为基的全息归约变换，把线性检测中的按概率求 $F(X)F(Y)F(Z)$ 和，其中的 X, Y, Z 之间的奇偶性约束，转化成了相等约束 $X = Y = Z$ 的同时，也把 F 转化成了傅里叶形式 \hat{F} ，变成了求 $\hat{F}^3(X)$ 和，进而通过 $\max_X \hat{F}(X)$ 把检测拒绝的概率和与线性函数的距离联系起来。

线性子空间指示函数的傅里叶形式

- 全息归约的思想也可用于gadget，或者说开放的张量网络。
- 在Holant问题的二分定理中有很多这样不拘一格的用法。
- 用线性子空间的指示函数的傅里叶形式作为例子，
 - 在简单背景下展示一次较灵活的运用的方式，
 - 复习一下 H ， $=_k$ ， \oplus_k 。

全息归约的一些更复杂的应用场景：

- 与多项式插值归约结合证明 $\#P$ 困难性
- 大定义域下的应用
 - 大小为3的定义域
 - 变定义域应用

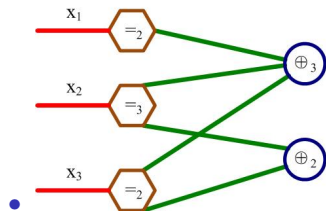
- Hadmard矩阵 $H = \begin{pmatrix} 1 & 1 \\ 1 & -1 \end{pmatrix}$
- k 元相等函数 $=_k$, $[1, 0, \dots, 0, 1]$ 。
- k 元奇偶性函数 \oplus_k , $[1, 0, 1, 0 \dots]$ 。
- H 变 $=_k$ 为 \oplus_k , 变 \oplus_k 为 $=_k$ 。
- 布尔定义域的线性子空间, 是一个其次线性方程组的解集合。

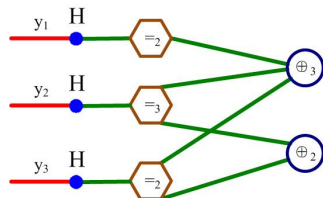
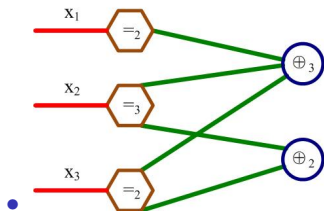
例

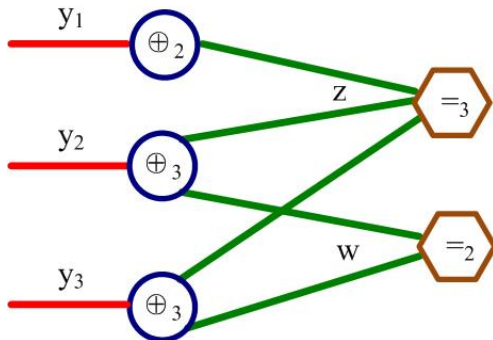
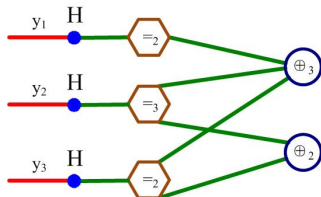
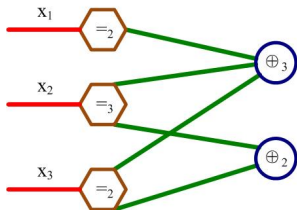
$$\begin{cases} x_1 + x_2 + x_3 = 0 \\ x_2 + x_3 = 0 \end{cases}$$

χ_L 的张量网络

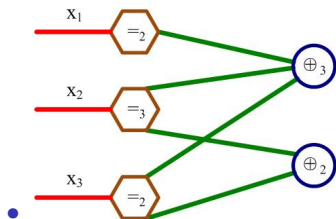
χ_L 的张量网络

χ_L 的张量网络

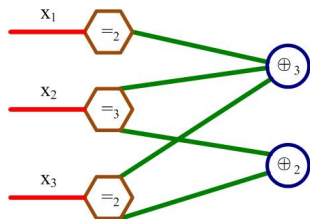
χ_L 的张量网络

χ_L 的张量网络

“正交补空间”

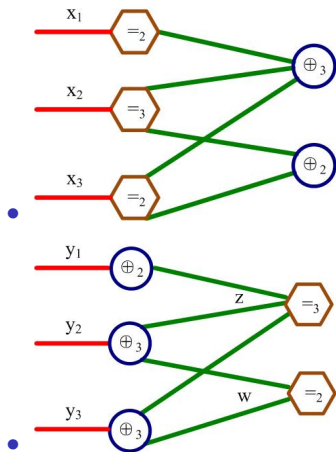


“正交补空间”



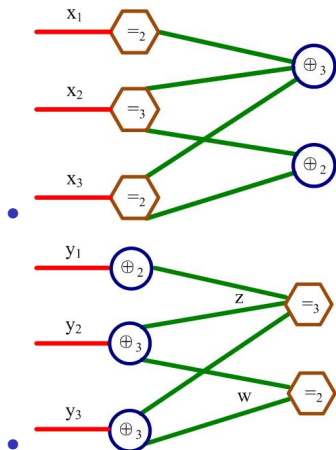
$$\begin{cases} x_1 + x_2 + x_3 = 0 \\ x_2 + x_3 = 0 \end{cases}$$

“正交补空间”



$$\begin{cases} x_1 + x_2 + x_3 = 0 \\ x_2 + x_3 = 0 \end{cases}$$

“正交补空间”



$$\begin{cases} x_1 + x_2 + x_3 = 0 \\ x_2 + x_3 = 0 \end{cases}$$

$$\begin{cases} y_1 = z \\ y_2 = z + w \\ y_3 = z + w \end{cases}$$

回顾积和式——偶图的带权完美匹配数目

- M 是 $n \times n$ 矩阵。

回顾积和式——偶图的带权完美匹配数目

- M 是 $n \times n$ 矩阵。

定义

$$\text{Perm}(M) = \sum_{\pi \in S_n} \prod_{j=1}^n M_{j, \pi(j)}$$

回顾积和式——偶图的带权完美匹配数目

- M 是 $n \times n$ 矩阵。

定义

$$\text{Perm}(M) = \sum_{\pi \in S_n} \prod_{j=1}^n M_{j, \pi(j)}$$

- 按照此定义计算，需要 $\mathcal{O}(n \cdot n!)$ 步。

Inclusion-exclusion



$$\left| \bigcap_{i=1}^n \bar{A}_i \right| = \left| S - \bigcup_{i=1}^n A_i \right| =$$

$$|S| - \sum_{i=1}^n |A_i| + \sum_{1 \leq i < j \leq n} |A_i \cap A_j| - \dots + (-1)^n |A_1 \cap \dots \cap A_n|.$$

Inclusion-exclusion

•

$$\left| \bigcap_{i=1}^n \bar{A}_i \right| = \left| S - \bigcup_{i=1}^n A_i \right| =$$

$$|S| - \sum_{i=1}^n |A_i| + \sum_{1 \leq i < j \leq n} |A_i \cap A_j| - \dots + (-1)^n |A_1 \cap \dots \cap A_n|.$$

• 假设一个元素出现在 $k > 0$ 个集合中，在右边它被计数

$$1 - \binom{k}{1} + \binom{k}{2} - \binom{k}{3} + \dots + (-1)^k \binom{k}{k} = 0$$

Ryser公式

•

$$\mathbf{M} = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots \\ a_{21} & a_{22} & \cdots \\ \vdots & \vdots & \ddots \end{pmatrix}$$

- 考虑 $\phi(M) = (a_{11} + a_{12} + \cdots + a_{1n})(a_{21} + a_{22} + \cdots + a_{2n}) \cdots (a_{n1} + a_{n2} + \cdots + a_{nn})$
- $\phi(M)$ 展开的项作为全集，即每行出一项的 n 项的乘积。
- $\text{Perm}(M)$ 所求和的，是每行出一项并且每列出一项的 n 项的乘积。
- 事件 A_i 表示，乘积中的 n 项来自每一行，不来自第 i 列。

•

$$\text{Perm}(M) = \phi(M) - A_1 - A_2 \cdots - A_n + A_1 \cup A_2 + \cdots$$

Ryser公式

- 令

$$S_k = \sum_{B \text{ 是 } M \text{ 的 } n \times (n-k) \text{ 子式}} \phi(B)$$

-

$$\text{Perm}(M) = \sum_{k=0}^{n-1} (-1)^k S_k$$

Inclusion-exclusion 可用 Zeta 和 Möbius 变换证明



$$(\zeta f)X = \sum_{Y \subseteq X} f(Y)$$

$$(\mu f)X = \sum_{Y \subseteq X} (-1)^{|X \setminus Y|} f(Y)$$

Inclusion-exclusion 可用 Zeta 和 Möbius 变换证明



$$(\zeta f)X = \sum_{Y \subseteq X} f(Y)$$

$$(\mu f)X = \sum_{Y \subseteq X} (-1)^{|X \setminus Y|} f(Y)$$

- <http://resources.mpi-inf.mpg.de/conferences/adfocs13/material.htm>
ADFOCS 2013 Lukasz Kowalik's talk slides, page 22

Zeta和Möbius变换的张量积解释

- g 是一个长 2^n 向量，第 $j_1 j_2 \cdots j_n \in \{1, 0\}^n$ 分量表示 $A_1^{j_1} \cap \cdots \cap A_n^{j_n}$ 的大小。（ A_j^0 表示 $\overline{A_j}$ ）

Zeta和Möbius变换的张量积解释

- g 是一个长 2^n 向量，第 $j_1 j_2 \cdots j_n \in \{1, 0\}^n$ 分量表示 $A_1^{j_1} \cap \cdots \cap A_n^{j_n}$ 的大小。（ A_j^0 表示 $\overline{A_j}$ ）
- f 是一个长 2^n 向量，第 $j_1 j_2 \cdots j_n \in \{1, *\}^n$ 分量表示 $A_1^{j_1} \cap \cdots \cap A_n^{j_n}$ 的大小。（ A_j^* 表示 $A_j^1 \cup A_j^0$ 即全集）

Zeta和Möbius变换的张量积解释

- g 是一个长 2^n 向量，第 $j_1 j_2 \cdots j_n \in \{1, 0\}^n$ 分量表示 $A_1^{j_1} \cap \cdots \cap A_n^{j_n}$ 的大小。（ A_j^0 表示 $\overline{A_j}$ ）
- f 是一个长 2^n 向量，第 $j_1 j_2 \cdots j_n \in \{1, *\}^n$ 分量表示 $A_1^{j_1} \cap \cdots \cap A_n^{j_n}$ 的大小。（ A_j^* 表示 $A_j^1 \cup A_j^0$ 即全集）

$$f = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 1 & 1 \end{pmatrix}^{\otimes n} g$$

Zeta和Möbius变换的张量积解释

- g 是一个长 2^n 向量，第 $j_1 j_2 \cdots j_n \in \{1, 0\}^n$ 分量表示 $A_1^{j_1} \cap \cdots \cap A_n^{j_n}$ 的大小。（ A_j^0 表示 $\overline{A_j}$ ）
- f 是一个长 2^n 向量，第 $j_1 j_2 \cdots j_n \in \{1, *\}^n$ 分量表示 $A_1^{j_1} \cap \cdots \cap A_n^{j_n}$ 的大小。（ A_j^* 表示 $A_j^1 \cup A_j^0$ 即全集）

$$f = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 1 & 1 \end{pmatrix}^{\otimes n} g$$

$$\begin{pmatrix} 1 & 0 \\ -1 & 1 \end{pmatrix}^{\otimes n} f = g$$

Zeta和Möbius变换的张量积解释

- g 是一个长 2^n 向量，第 $j_1 j_2 \cdots j_n \in \{1, 0\}^n$ 分量表示 $A_1^{j_1} \cap \cdots \cap A_n^{j_n}$ 的大小。（ A_j^0 表示 $\overline{A_j}$ ）
- f 是一个长 2^n 向量，第 $j_1 j_2 \cdots j_n \in \{1, *\}^n$ 分量表示 $A_1^{j_1} \cap \cdots \cap A_n^{j_n}$ 的大小。（ A_j^* 表示 $A_j^1 \cup A_j^0$ 即全集）

$$f = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 1 & 1 \end{pmatrix}^{\otimes n} g$$

$$\begin{pmatrix} 1 & 0 \\ -1 & 1 \end{pmatrix}^{\otimes n} f = g$$

$$\begin{aligned} g_{0\dots 0} &= (0, 1)^{\otimes n} g = (-1, 1)^{\otimes n} f = f_{* \dots *} - f_{1 * \dots *} \cdots \\ &= \text{全集大小} - |A_1| - \cdots - |A_n| + \cdots \end{aligned}$$

全息归约解释

- A 有两种图表示： n 个点的有向图，和 $2n$ 个点的偶图。

全息归约解释

- A 有两种图表示： n 个点的有向图，和 $2n$ 个点的偶图。
- $V = \{1, 2, \dots, n\}$, $U = \{1', 2', \dots, n'\}$ 。
无向偶图 $H(V, U, E, W)$ 中，边 (j, k') 的权重 $W(j, k) = A_{j,k}$ 。

全息归约解释

- A 有两种图表示： n 个点的有向图，和 $2n$ 个点的偶图。
- $V = \{1, 2, \dots, n\}$, $U = \{1', 2', \dots, n'\}$ 。
无向偶图 $H(V, U, E, W)$ 中，边 (j, k') 的权重 $W(j, k) = A_{j,k}$ 。
- $\text{Permanent}(A)$ 是 H 的所有完美匹配权重之和。

全息归约解释

- A 有两种图表示： n 个点的有向图，和 $2n$ 个点的偶图。
- $V = \{1, 2, \dots, n\}$, $U = \{1', 2', \dots, n'\}$ 。
无向偶图 $H(V, U, E, W)$ 中，边 (j, k') 的权重 $W(j, k) = A_{j,k}$ 。
- $\text{Permanent}(A)$ 是 H 的所有完美匹配权重之和。
- U, V 的点都用函数 $[0, 1, 0, \dots, 0]$ 。

全息归约解释

- A 有两种图表示： n 个点的有向图，和 $2n$ 个点的偶图。
- $V = \{1, 2, \dots, n\}$, $U = \{1', 2', \dots, n'\}$ 。
无向偶图 $H(V, U, E, W)$ 中，边 (j, k') 的权重 $W(j, k) = A_{j,k}$ 。
- $\text{Permanent}(A)$ 是 H 的所有完美匹配权重之和。
- U, V 的点都用函数 $[0, 1, 0, \dots, 0]$ 。
- $\text{Permanent}(A)$ 是张量网络 H 的值。

全息归约解释

- A 有两种图表示： n 个点的有向图，和 $2n$ 个点的偶图。
- $V = \{1, 2, \dots, n\}$, $U = \{1', 2', \dots, n'\}$ 。
无向偶图 $H(V, U, E, W)$ 中，边 (j, k') 的权重 $W(j, k) = A_{j,k}$ 。
- $\text{Permanent}(A)$ 是 H 的所有完美匹配权重之和。
- U, V 的点都用函数 $[0, 1, 0, \dots, 0]$ 。
- $\text{Permanent}(A)$ 是张量网络 H 的值。
- 考虑张量网络 H' ，把 V 的点的函数换成 $[0, 1, \dots, 1]$ ，值不变。（想想原因）

全息归约解释

- A 有两种图表示： n 个点的有向图，和 $2n$ 个点的偶图。
- $V = \{1, 2, \dots, n\}$, $U = \{1', 2', \dots, n'\}$ 。
无向偶图 $H(V, U, E, W)$ 中，边 (j, k') 的权重 $W(j, k) = A_{j,k}$ 。
- $\text{Permanent}(A)$ 是 H 的所有完美匹配权重之和。
- U, V 的点都用函数 $[0, 1, 0, \dots, 0]$ 。
- $\text{Permanent}(A)$ 是张量网络 H 的值。
- 考虑张量网络 H' ，把 V 的点的函数换成 $[0, 1, \dots, 1]$ ，值不变。（想想原因）
- $[0, 1, \dots, 1] = (1, 1)^{\otimes n} - (1, 0)^{\otimes n}$

全息归约解释

- A 有两种图表示： n 个点的有向图，和 $2n$ 个点的偶图。
- $V = \{1, 2, \dots, n\}$, $U = \{1', 2', \dots, n'\}$ 。
无向偶图 $H(V, U, E, W)$ 中，边 (j, k') 的权重 $W(j, k) = A_{j,k}$ 。
- $\text{Permanent}(A)$ 是 H 的所有完美匹配权重之和。
- U, V 的点都用函数 $[0, 1, 0, \dots, 0]$ 。
- $\text{Permanent}(A)$ 是张量网络 H 的值。
- 考虑张量网络 H' ，把 V 的点的函数换成 $[0, 1, \dots, 1]$ ，值不变。（想想原因）
- $[0, 1, \dots, 1] = (1, 1)^{\otimes n} - (1, 0)^{\otimes n}$
- V 的 n 个点，从函数 $\{(1, 1)^{\otimes n}, -(1, 0)^{\otimes n}\}$ 中选一个， 2^n 种选法，选完后是 n 个星，易算。

全息归约解释

- A 有两种图表示： n 个点的有向图，和 $2n$ 个点的偶图。
- $V = \{1, 2, \dots, n\}$, $U = \{1', 2', \dots, n'\}$ 。
无向偶图 $H(V, U, E, W)$ 中，边 (j, k') 的权重 $W(j, k) = A_{j,k}$ 。
- $\text{Permanent}(A)$ 是 H 的所有完美匹配权重之和。
- U, V 的点都用函数 $[0, 1, 0, \dots, 0]$ 。
- $\text{Permanent}(A)$ 是张量网络 H 的值。
- 考虑张量网络 H' ，把 V 的点的函数换成 $[0, 1, \dots, 1]$ ，值不变。（想想原因）
- $[0, 1, \dots, 1] = (1, 1)^{\otimes n} - (1, 0)^{\otimes n}$
- V 的 n 个点，从函数 $\{(1, 1)^{\otimes n}, -(1, 0)^{\otimes n}\}$ 中选一个， 2^n 种选法，选完后是 n 个星，易算。
- 若都选 $(1, 1)^{\otimes n}$ ，值是 $\phi(A) = (a_{11} + a_{12} + \dots + a_{1n})(a_{21} + a_{22} + \dots + a_{2n}) \dots (a_{n1} + a_{n2} + \dots + a_{nn})$ 。

全息归约解释

- A 有两种图表示： n 个点的有向图，和 $2n$ 个点的偶图。
- $V = \{1, 2, \dots, n\}$, $U = \{1', 2', \dots, n'\}$ 。
无向偶图 $H(V, U, E, W)$ 中，边 (j, k') 的权重 $W(j, k) = A_{j,k}$ 。
- $\text{Permanent}(A)$ 是 H 的所有完美匹配权重之和。
- U, V 的点都用函数 $[0, 1, 0, \dots, 0]$ 。
- $\text{Permanent}(A)$ 是张量网络 H 的值。
- 考虑张量网络 H' ，把 V 的点的函数换成 $[0, 1, \dots, 1]$ ，值不变。（想想原因）
- $[0, 1, \dots, 1] = (1, 1)^{\otimes n} - (1, 0)^{\otimes n}$
- V 的 n 个点，从函数 $\{(1, 1)^{\otimes n}, -(1, 0)^{\otimes n}\}$ 中选一个， 2^n 种选法，选完后是 n 个星，易算。
- 若都选 $(1, 1)^{\otimes n}$ ，值是 $\phi(A) = (a_{11} + a_{12} + \dots + a_{1n})(a_{21} + a_{22} + \dots + a_{2n}) \dots (a_{n1} + a_{n2} + \dots + a_{nn})$ 。
- 张量秩为2，经过全息变换之后，相当于有两个值的变量。

- 一般图的完美匹配数目也有 $2^n \text{poly}(n)$ 算法，有没有全息归约解释？
- 张量网络 H 和 H' 的值相等，是全息归约定理逆命题不成立的情况之一。
- Jin-Yi Cai, Heng Guo, Tyson Williams:
A complete dichotomy rises from the capture of vanishing signatures: extended abstract. STOC 2013: 635-644

References

- 斐波那契门算法和 $\#([x, y, -x, -y])$ 的算法见：
Jin-Yi Cai, Pinyan Lu, Mingji Xia:
Computational Complexity of Holant Problems. SIAM J. Comput. 40(4): 1101-1132 (2011)
- 线性检测和线性子空间指标函数的傅里叶形式见：
《Analysis of Boolean Functions》 Ryan O'Donnell
(张量网络和全息归约还可解释此书其他一些内容)
- 积和式的Ryser公式算法见：
https://en.wikipedia.org/wiki/Computing_the_permanent