

بسم الله الرحمن الرحيم

# برنامه‌ریزی نیمه معین برای طراحی الگوریتم‌های تقریبی

جلسه دوم: الگوریتم تقریبی برای برش بیشینه



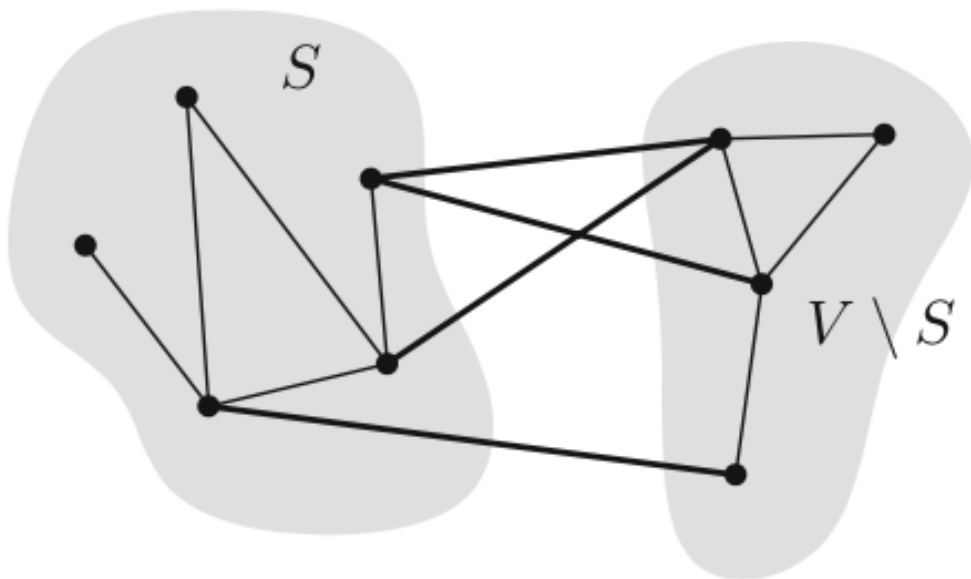
# حل تمرین

• خانم مائده حشمتی



الگوریتم تقریبی برای مسئله برش بیشینه

## مسئله «برش بیشینه»



- ورودی: گراف

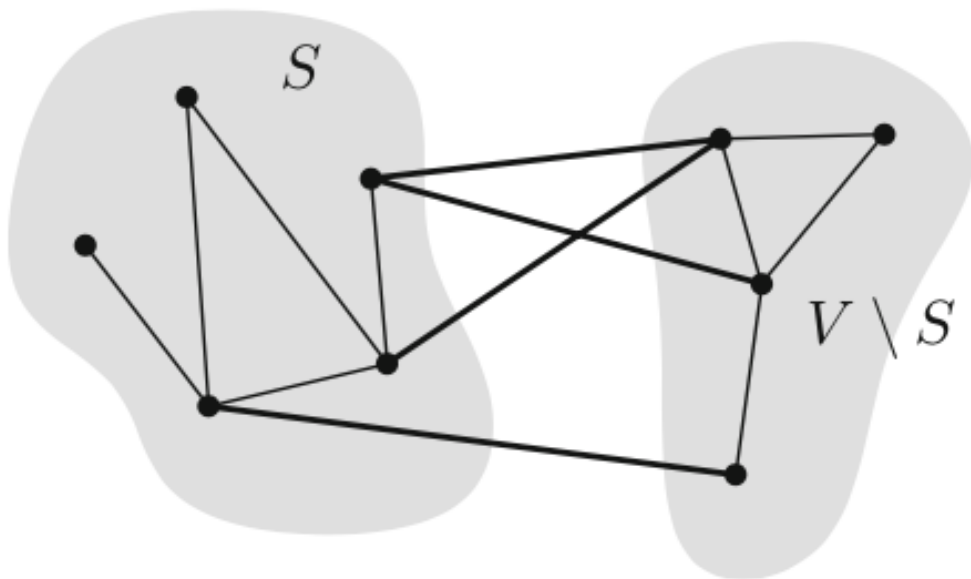
- خروجی: برش  $(S, V/S)$

- هدف: بیشینه کردن

$$E(S, V \setminus S) =$$

$$\{e \in E : |e \cap S| = |e \cap (V \setminus S)| = 1\}$$

## مسئله «برش بیشینه»



- ورودی: گراف

- خروجی: برش  $(S, V/S)$

- هدف: بیشینه کردن

$$E(S, V \setminus S) =$$

$$\{e \in E : |e \cap S| = |e \cap (V \setminus S)| = 1\}$$

سخت!

NP-سخت

# الگوریتم تقریبی

• مسئله بیشینه‌سازی:

•  $\mathcal{I}$  : مجموعه نمونه‌ها

•  $I \in \mathcal{I}$  : یک نمونه

•  $F(I)$  : جواب‌های شدنی

•  $\omega(s) \geq 0$  : ارزش یک جواب شدنی  $s$

$$\text{Opt}(I) = \sup_{s \in F(I)} \omega(s) \in \mathbb{R}_+ \cup \{-\infty, \infty\}$$

•

# الگوریتم تقریبی

- الگوریتم (غیر تصادفی)  $A$  یک الگوریتم تقریبی با ضریب تقریب  $\delta$  (الگوریتم  $\delta$ -تقریب) :
  - (۱) زمان اجرا چند جمله‌ای باشد
  - $p(|I|) \geq$  زمان اجرا
  - که  $|I|$  : اندازه ورودی
  - (۲) ضریب تقریب حداکثر  $\delta$  باشد
  - برای همه  $I \in \mathcal{I}$  داشته باشیم  $w(A(I)) \geq \delta(f(I)) \cdot OPT(I)$
  - $f(I)$ : یکی از خصوصیات ورودی

# الگوریتم تقریبی

- الگوریتم (غیر تصادفی)  $A$  یک الگوریتم تقریبی با ضریب تقریب  $\delta$  (الگوریتم  $\delta$ -تقریب) :
  - (۱) زمان اجرا چند جمله‌ای باشد
  - $p(|I|) \geq$  زمان اجرا
  - که  $|I|$  : اندازه ورودی
  - (۲) ضریب تقریب حداکثر  $\delta$  باشد
  - برای همه  $I \in \mathcal{I}$  داشته باشیم  $w(A(I)) \geq \delta(f(I)) \cdot OPT(I)$
  - $f(I)$ : یکی از خصوصیات ورودی
- الگوریتم تقریبی تصادفی



# الگوریتم تقریبی

- الگوریتم (غیر تصادفی)  $A$  یک الگوریتم تقریبی با ضریب تقریب  $\delta$  (الگوریتم  $\delta$ -تقریب) :
  - (۱) زمان اجرا چند جمله‌ای باشد
  - $p(|I|) \geq$  زمان اجرا
  - که  $|I|$  : اندازه ورودی
  - (۲) ضریب تقریب حداکثر  $\delta$  باشد
  - برای همه  $I \in \mathcal{I}$  داشته باشیم  $w(A(I)) \geq \delta(f(I)) \cdot OPT(I)$
  - $f(I)$ : یکی از خصوصیات ورودی
- الگوریتم تقریبی تصادفی
  - امید زمان اجرا چند جمله‌ای

# الگوریتم تقریبی


- الگوریتم (غیر تصادفی)  $A$  یک الگوریتم تقریبی با ضریب تقریب  $\delta$  (الگوریتم  $\delta$ -تقریب) :
  - (۱) زمان اجرا چند جمله‌ای باشد
  - $p(|I|) \geq$  زمان اجرا
  - که  $|I|$  : اندازه ورودی
  - (۲) ضریب تقریب حداکثر  $\delta$  باشد
  - برای همه  $I \in \mathcal{I}$  داشته باشیم  $w(A(I)) \geq \delta(f(I)) \cdot OPT(I)$
  - $f(I)$ : یکی از خصوصیات ورودی
- الگوریتم تقریبی تصادفی
  - امید زمان اجرا چند جمله‌ای
  - ضریب تقریب،

# الگوریتم تقریبی

- الگوریتم (غیر تصادفی)  $A$  یک الگوریتم تقریبی با ضریب تقریب  $\delta$  (الگوریتم  $\delta$ -تقریب) :
  - (۱) زمان اجرا چند جمله‌ای باشد
  - $p(|I|) \geq$  زمان اجرا
  - که  $|I|$  : اندازه ورودی
  - (۲) ضریب تقریب حداکثر  $\delta$  باشد
  - برای همه  $I \in \mathcal{I}$  داشته باشیم  $w(A(I)) \geq \delta(f(I)) \cdot OPT(I)$
  - $f(I)$ : یکی از خصوصیات ورودی
- الگوریتم تقریبی تصادفی
  - امید زمان اجرا چند جمله‌ای
  - ضریب تقریب،
  - ؟

# الگوریتم تقریبی

- الگوریتم (غیر تصادفی)  $A$  یک الگوریتم تقریبی با ضریب تقریب  $\delta$  (الگوریتم  $\delta$ -تقریب) :
  - (۱) زمان اجرا چند جمله‌ای باشد
  - $p(|I|) \geq$  زمان اجرا
  - که  $|I|$  : اندازه ورودی
  - (۲) ضریب تقریب حداکثر  $\delta$  باشد
  - برای همه  $I \in \mathcal{I}$  داشته باشیم  $w(A(I)) \geq \delta(f(I)) \cdot OPT(I)$
  - $f(I)$ : یکی از خصوصیات ورودی
- الگوریتم تقریبی تصادفی
  - امید زمان اجرا چند جمله‌ای
  - ضریب تقریب،
  - ؟
  - برای همه  $I \in \mathcal{I}$  داشته باشیم  $E[w(A(I))] \geq \delta(f(I)) \cdot OPT(I)$



کدام ماشین؟

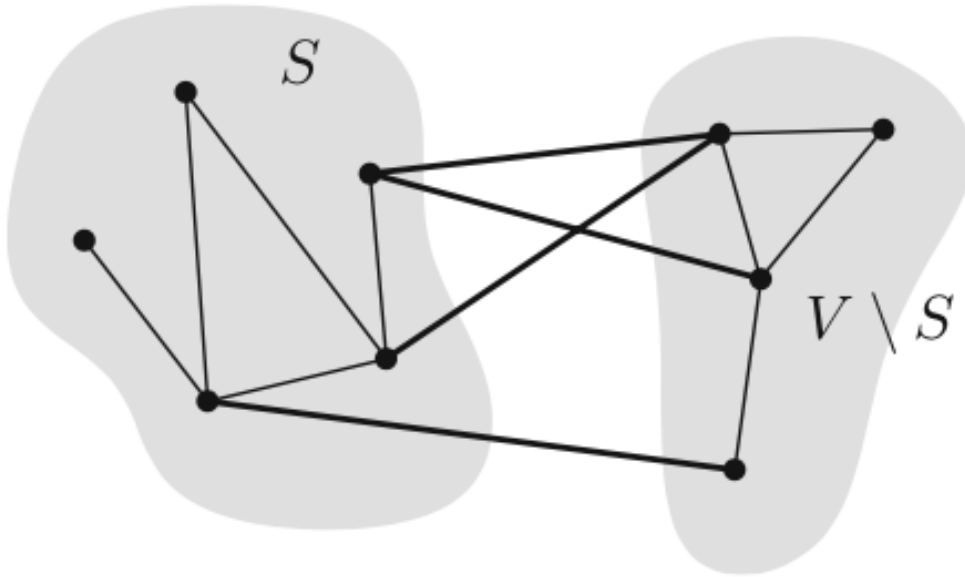
# کدام ماشین؟

- محاسبه با اعداد حقیقی
- کامپیوترهای موجود
- ماشین تورینگ
- ماشین RAM حقیقی
- خیلی قوی تر
- نباید از قوی بودن آن استفاده کنیم!



الگوریتم ۱/۲ – تقریب

# الگوریتم $\frac{1}{2}$ -تقریب برای مسئله برش بیشینه

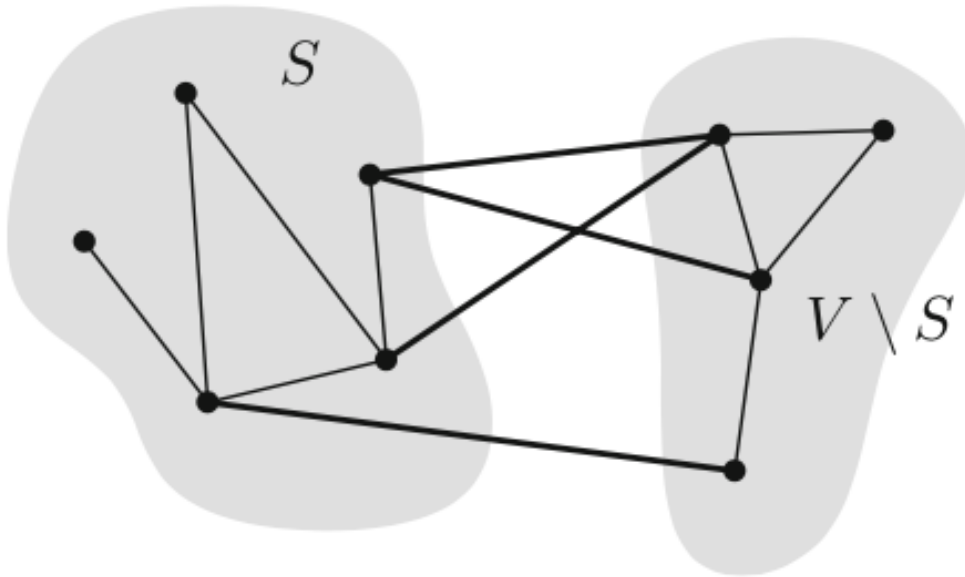


- ورودی: گراف
- خروجی: برش  $(S, V/S)$
- هدف: بیشینه کردن

$$E(S, V \setminus S) = \{e \in E : |e \cap S| = |e \cap (V \setminus S)| = 1\}$$



# الگوریتم $\frac{1}{2}$ -تقریب برای مسئله برش بیشینه



- ورودی: گراف
- خروجی: برش  $(S, V/S)$
- هدف: بیشینه کردن

$$E(S, V \setminus S) = \{e \in E : |e \cap S| = |e \cap (V \setminus S)| = 1\}$$

- الگوریتم تصادفی:
- هر راس را به احتمال  $1/2$  در  $S$  قرار بده

# الگوریتم $\frac{1}{2}$ -تقریب برای مسئله برش بیشینه

- الگوریتم RandomizedMaxCut:
  - هر راس را به احتمال  $1/2$  در  $S$  قرار بده
- قضیه: الگوریتم بالا، یک الگوریتم  $\frac{1}{2}$ -تقریب برای مسئله برش بیشینه است.

# الگوریتم $\frac{1}{2}$ -تقریب برای مسئله برش بیشینه

- الگوریتم RandomizedMaxCut:
  - هر راس را به احتمال  $1/2$  در  $S$  قرار بده
- قضیه: الگوریتم بالا، یک الگوریتم  $\frac{1}{2}$ -تقریب برای مسئله برش بیشینه است.
- اثبات:

# الگوریتم $\frac{1}{2}$ -تقریب برای مسئله برش بیشینه

- الگوریتم RandomizedMaxCut:
  - هر راس را به احتمال  $1/2$  در  $S$  قرار بده
- قضیه: الگوریتم بالا، یک الگوریتم  $\frac{1}{2}$ -تقریب برای مسئله برش بیشینه است.
- اثبات:
- زمان اجرا

# الگوریتم $\frac{1}{2}$ -تقریب برای مسئله برش بیشینه

- الگوریتم RandomizedMaxCut:
  - هر راس را به احتمال  $1/2$  در  $S$  قرار بده
- قضیه: الگوریتم بالا، یک الگوریتم  $\frac{1}{2}$ -تقریب برای مسئله برش بیشینه است.
- اثبات:
  - زمان اجرا
  - ضریب تقریب:

# الگوریتم $\frac{1}{2}$ -تقریب برای مسئله برش بیشینه

- الگوریتم RandomizedMaxCut:
  - هر راس را به احتمال  $1/2$  در  $S$  قرار بده
- قضیه: الگوریتم بالا، یک الگوریتم  $\frac{1}{2}$ -تقریب برای مسئله برش بیشینه است.
- اثبات:
  - زمان اجرا
  - ضریب تقریب:
  - امید تعداد یال‌های برش

# الگوریتم $\frac{1}{2}$ -تقریب برای مسئله برش بیشینه

- الگوریتم RandomizedMaxCut:
    - هر راس را به احتمال  $1/2$  در  $S$  قرار بده
  - قضیه: الگوریتم بالا، یک الگوریتم  $\frac{1}{2}$ -تقریب برای مسئله برش بیشینه است.
  - اثبات:
    - زمان اجرا
    - ضریب تقریب:
    - امید تعداد یال‌های برش
- $$\mathbf{E}[\omega(\text{RandomizedMaxCut}(G))] = \mathbf{E}[|E(S, V \setminus S)|]$$

# الگوریتم $\frac{1}{2}$ -تقریب برای مسئله برش بیشینه

- الگوریتم RandomizedMaxCut:
    - هر راس را به احتمال  $1/2$  در  $S$  قرار بده
  - قضیه: الگوریتم بالا، یک الگوریتم  $\frac{1}{2}$ -تقریب برای مسئله برش بیشینه است.
  - اثبات:
    - زمان اجرا
    - ضریب تقریب:
    - امید تعداد یال‌های برش
- $$\begin{aligned}\mathbf{E}[\omega(\text{RandomizedMaxCut}(G))] &= \mathbf{E}[|E(S, V \setminus S)|] \\ &= \sum_{e \in E} \text{Prob}[e \in E(S, V \setminus S)]\end{aligned}$$



# الگوریتم $\frac{1}{2}$ -تقریب برای مسئله برش بیشینه

- الگوریتم RandomizedMaxCut:
    - هر راس را به احتمال  $1/2$  در  $S$  قرار بده
  - قضیه: الگوریتم بالا، یک الگوریتم  $\frac{1}{2}$ -تقریب برای مسئله برش بیشینه است.
  - اثبات:
    - زمان اجرا
    - ضریب تقریب:
    - امید تعداد یال‌های برش
- $$\begin{aligned}\mathbf{E}[\omega(\text{RandomizedMaxCut}(G))] &= \mathbf{E}[|E(S, V \setminus S)|] \\ &= \sum_{e \in E} \text{Prob}[e \in E(S, V \setminus S)] \\ &= \sum_{e \in E} \frac{1}{2} = \frac{1}{2}|E|\end{aligned}$$

# الگوریتم $\frac{1}{2}$ -تقریب برای مسئله برش بیشینه

- الگوریتم RandomizedMaxCut:
  - هر راس را به احتمال  $1/2$  در  $S$  قرار بده
- قضیه: الگوریتم بالا، یک الگوریتم  $\frac{1}{2}$ -تقریب برای مسئله برش بیشینه است.
- اثبات:
  - زمان اجرا
  - ضریب تقریب:
  - امید تعداد یال‌های برش

$$\begin{aligned}\mathbf{E}[\omega(\text{RandomizedMaxCut}(G))] &= \mathbf{E}[|E(S, V \setminus S)|] \\ &= \sum_{e \in E} \text{Prob}[e \in E(S, V \setminus S)] \\ &= \sum_{e \in E} \frac{1}{2} = \frac{1}{2}|E| \geq \frac{1}{2}\text{Opt}(G).\end{aligned}$$



# الگوریتم گومنز- ویلیامسون

- مرحله ۱: برنامه‌ریزی ریاضی برای مسئله
- مرحله ۲: آرام‌سازی
- مرحله ۳: تبدیل آرام‌سازی به برنامه‌ریزی نیمه‌معین
- مرحله ۴: گرد کردن (محاسبه جواب نهایی)
- مرحله ۵: محاسبه اتلاف گرد کردن

## پیش نیاز

- ماتریس نیمه معین
- ماتریس حقیقی و متقارن  $A$  مثبت نیمه معین است، اگر
- به ازای هر  $x$  داشته باشیم  $x^T A x \geq 0$

## پیش نیاز

- ماتریس نیمه معین
- ماتریس حقیقی و متقارن  $A$  مثبت نیمه معین است، اگر
- به ازای هر  $x$  داشته باشیم  $x^T A x \geq 0$
- ماتریس حقیقی و متقارن  $A$  مثبت نیمه معین است، اگر و فقط اگر
- بتوان ماتریس  $U$  را یافت که  $A = U^T U$

## پیش نیاز

- ماتریس نیمه معین
- ماتریس حقیقی و متقارن  $A$  مثبت نیمه معین است، اگر
  - به ازای هر  $x$  داشته باشیم  $x^T A x \geq 0$
- ماتریس حقیقی و متقارن  $A$  مثبت نیمه معین است، اگر و فقط اگر
  - بتوان ماتریس  $U$  را یافت که  $A = U^T U$
- برنامه ریزی نیمه معین را می توان سریع با تقریب حل کرد

**2.4.1 Definition.** *A semidefinite program in equational form is the following kind of optimization problem:*

$$\begin{array}{ll} \text{Maximize} & \sum_{i,j=1}^n c_{ij} x_{ij} \\ \text{subject to} & \sum_{i,j=1}^n a_{ijk} x_{ij} = b_k, \quad k = 1, \dots, m, \\ & X \succeq 0, \end{array} \quad (2.2)$$

where the  $x_{ij}$ ,  $1 \leq i, j \leq n$ , are  $n^2$  variables satisfying the symmetry conditions  $x_{ji} = x_{ij}$  for all  $i, j$ , the  $c_{ij}$ ,  $a_{ijk}$  and  $b_k$  are real coefficients, and

$$X = (x_{ij})_{i,j=1}^n \in \text{SYM}_n.$$

## پیش نیاز

$$\text{جواب ما} \geq \text{OPT} - \epsilon$$

- ماتریس نیمه معین
- ماتریس حقیقی و متقارن  $A$  مثبت نیمه معین است، اگر
  - به ازای هر  $x$  داشته باشیم  $x^T A x \geq 0$
- ماتریس حقیقی و متقارن  $A$  مثبت نیمه معین است، اگر و فقط اگر
  - بتوان ماتریس  $U$  را یافت که  $A = U^T U$
- برنامه ریزی نیمه معین را می توان سریع با تقریب حل کرد

**2.4.1 Definition.** A semidefinite program in equational form is the following kind of optimization problem:

$$\begin{array}{ll} \text{Maximize} & \sum_{i,j=1}^n c_{ij} x_{ij} \\ \text{subject to} & \sum_{i,j=1}^n a_{ijk} x_{ij} = b_k, \quad k = 1, \dots, m, \\ & X \succeq 0, \end{array} \quad (2.2)$$

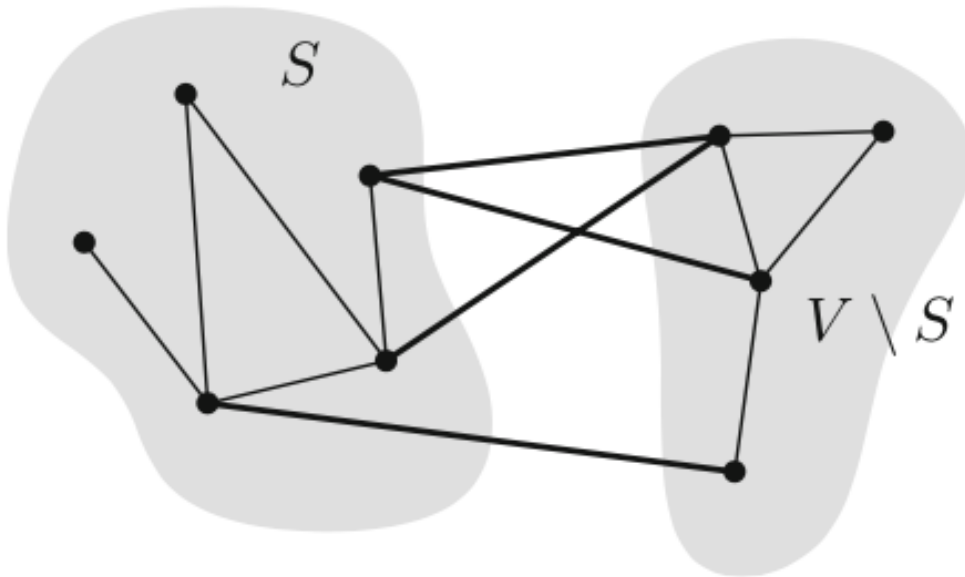
where the  $x_{ij}$ ,  $1 \leq i, j \leq n$ , are  $n^2$  variables satisfying the symmetry conditions  $x_{ji} = x_{ij}$  for all  $i, j$ , the  $c_{ij}$ ,  $a_{ijk}$  and  $b_k$  are real coefficients, and

$$X = (x_{ij})_{i,j=1}^n \in \text{SYM}_n.$$

مرحله ۱ :  
برنامه ریزی  
ریاضی برای  
مسئله



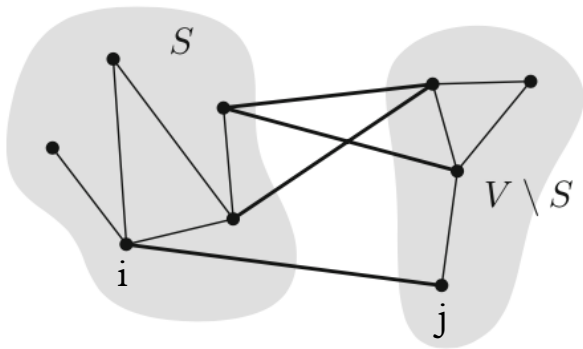
## مرحله ۱: برنامه‌ریزی ریاضی برای مسئله



• متغیر

• قید

• تابع هدف

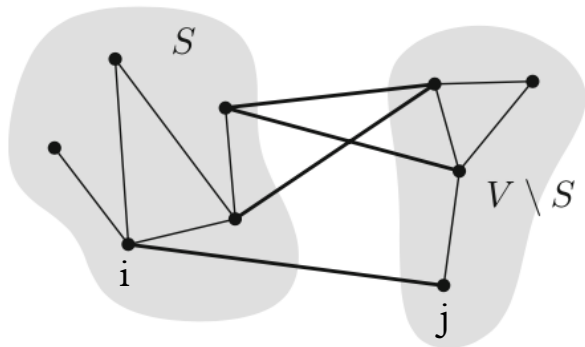


مرحله ۱: برنامه‌ریزی ریاضی برای مسئله

متغیر •

قید •

تابع هدف •



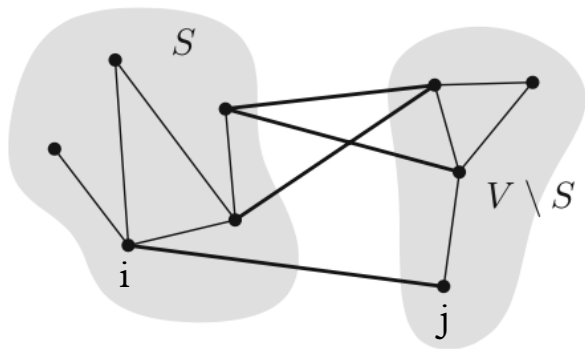
مرحله ۱: برنامه‌ریزی ریاضی برای مسئله

$$z_1, z_2, \dots, z_n$$

• متغیر

• قید

• تابع هدف

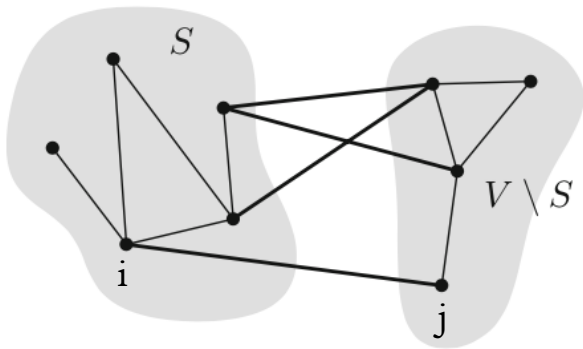


مرحله ۱: برنامه‌ریزی ریاضی برای مسئله

متغیر •  $z_1, z_2, \dots, z_n$

قید •  $z_1, z_2, \dots, z_n \in \{-1, 1\}$

تابع هدف •



مرحله ۱: برنامه‌ریزی ریاضی برای مسئله

$$z_1, z_2, \dots, z_n$$

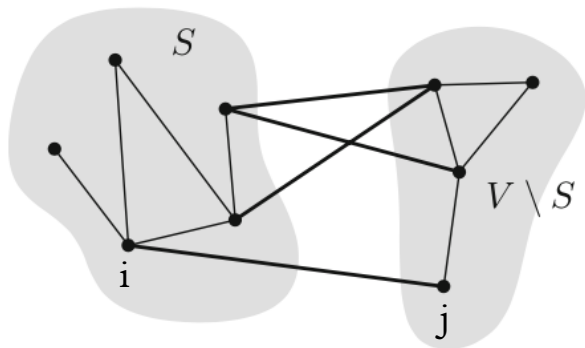
- متغیر

$$z_1, z_2, \dots, z_n \in \{-1, 1\}$$

- قید

- تابع هدف

$$z_i z_j$$



مرحله ۱: برنامه‌ریزی ریاضی برای مسئله

$$z_1, z_2, \dots, z_n$$

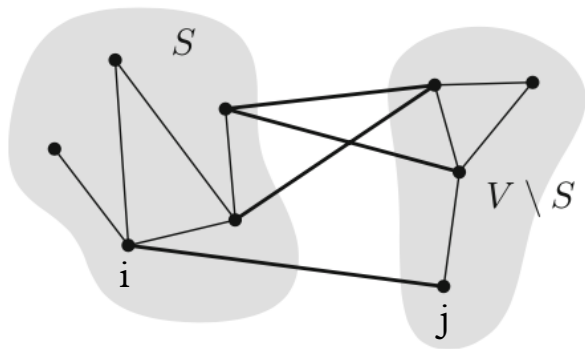
• متغیر

$$z_1, z_2, \dots, z_n \in \{-1, 1\}$$

• قید

• تابع هدف

$$\frac{1 - z_i z_j}{2}$$



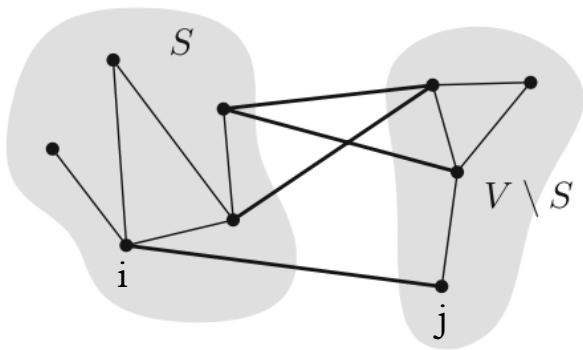
مرحله ۱: برنامه‌ریزی ریاضی برای مسئله

متغیر •  $z_1, z_2, \dots, z_n$

قید •  $z_1, z_2, \dots, z_n \in \{-1, 1\}$

تابع هدف •

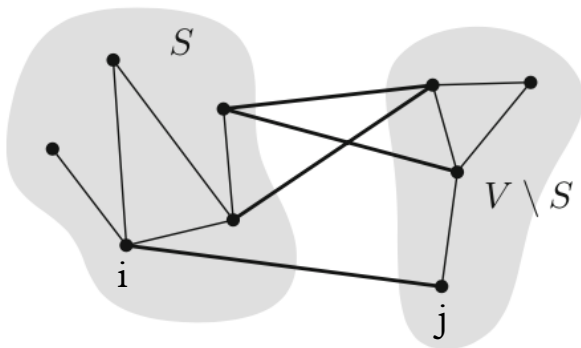
$$\sum_{\{i,j\} \in E} \frac{1 - z_i z_j}{2}$$



مرحله ۱: برنامه‌ریزی ریاضی برای مسئله

$$\begin{array}{ll} \text{Maximize} & \sum_{\{i,j\} \in E} \frac{1 - z_i z_j}{2} \\ \text{subject to} & z_i \in \{-1, 1\}, \quad i = 1, \dots, n. \end{array}$$

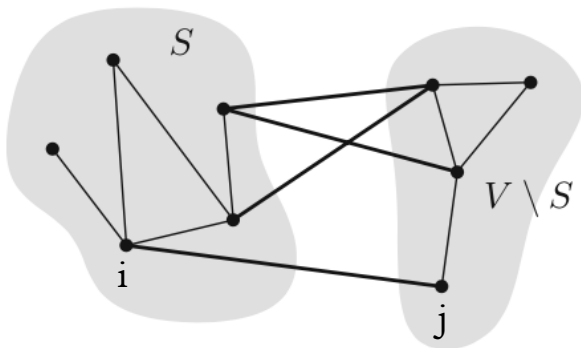




مرحله ۱: برنامه‌ریزی ریاضی برای مسئله

$$\begin{array}{ll} \text{Maximize} & \sum_{\{i,j\} \in E} \frac{1 - z_i z_j}{2} \\ \text{subject to} & z_i \in \{-1, 1\}, \quad i = 1, \dots, n. \end{array}$$

جواب بهینه =  
 $\text{Opt}(G)$



مرحله ۱: برنامه‌ریزی ریاضی برای مسئله

$$\begin{aligned} &\text{Maximize} && \sum_{\{i,j\} \in E} \frac{1 - z_i z_j}{2} \\ &\text{subject to} && z_i \in \{-1, 1\}, \quad i = 1, \dots, n. \end{aligned}$$

جواب بهینه =  
 $\text{Opt}(G)$

سخت!  
NP-سخت

## مرحله ۲ : آرام سازی

## مرحله ۲: آرام سازی

$$\begin{array}{ll} \text{Maximize} & \sum_{\{i,j\} \in E} \frac{1 - z_i z_j}{2} \\ \text{subject to} & z_i \in \{-1, 1\}, \quad i = 1, \dots, n. \end{array}$$

- گسسته - قابل حل
- جواب های شدنی جدید (آرام سازی شده) شامل جواب های شدنی اصلی



$$\mathbf{u}_i \in S^{n-1} = \{\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n : \|\mathbf{x}\| = 1\}$$

## مرحله ۲: آرام سازی

$$\begin{array}{ll} \text{Maximize} & \sum_{\{i,j\} \in E} \frac{1 - z_i z_j}{2} \\ \text{subject to} & z_i \in \{-1, 1\}, \quad i = 1, \dots, n. \end{array}$$

- گسسته - قابل حل
- جواب های شدنی جدید (آرام سازی شده) شامل جواب های شدنی اصلی
- ???



$$\mathbf{u}_i \in S^{n-1} = \{\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n : \|\mathbf{x}\| = 1\}$$

## مرحله ۲: آرام سازی

$$\begin{array}{ll} \text{Maximize} & \sum_{\{i,j\} \in E} \frac{1 - z_i z_j}{2} \\ \text{subject to} & z_i \in \{-1, 1\}, \quad i = 1, \dots, n. \end{array}$$

- گسسته - قابل حل
- جواب های شدنی جدید (آرام سازی شده) شامل جواب های شدنی اصلی
- ???
- ایده:
- 

$$\begin{array}{ll} \text{Maximize} & \sum_{\{i,j\} \in E} \frac{1 - \mathbf{u}_i^T \mathbf{u}_j}{2} \\ \text{subject to} & \mathbf{u}_i \in S^{n-1}, \quad i = 1, 2, \dots, n. \end{array}$$

## مرحله ۲: آرامسازی

$$\begin{array}{ll}\text{Maximize} & \sum_{\{i,j\} \in E} \frac{1 - z_i z_j}{2} \\ \text{subject to} & z_i \in \{-1, 1\}, \quad i = 1, \dots, n.\end{array}$$

- گسسته - قابل حل
- جواب‌های شدنی جدید (آرامسازی شده) شامل جواب‌های شدنی اصلی
- ???
- ایده:
- 

$$\begin{array}{ll}\text{Maximize} & \sum_{\{i,j\} \in E} \frac{1 - \mathbf{u}_i^T \mathbf{u}_j}{2} \\ \text{subject to} & \mathbf{u}_i \in S^{n-1}, \quad i = 1, 2, \dots, n.\end{array}$$

- آرامسازی است  $\leftarrow$  جواب آرامسازی  $\leq \text{OPT}(G)$

مرحله ۳:

تبدیل

آرام سازی به

برنامه ریزی

نیمه معین



مرحله ۳: تبدیل آرام سازی به برنامه ریزی نیمه معین

$$\begin{array}{ll} \text{Maximize} & \sum_{\{i,j\} \in E} \frac{1 - \mathbf{u}_i^T \mathbf{u}_j}{2} \\ \text{subject to} & \mathbf{u}_i \in S^{n-1}, \quad i = 1, 2, \dots, n. \end{array}$$

مرحله ۳: تبدیل آرام سازی به برنامه ریزی نیمه معین

$$\begin{array}{ll} \text{Maximize} & \sum_{\{i,j\} \in E} \frac{1 - \mathbf{u}_i^T \mathbf{u}_j}{2} \\ \text{subject to} & \mathbf{u}_i \in S^{n-1}, \quad i = 1, 2, \dots, n. \end{array}$$

$$x_{ij} = \mathbf{u}_i^T \mathbf{u}_j$$

مرحله ۳: تبدیل آرام سازی به برنامه ریزی نیمه معین

$$\begin{array}{ll} \text{Maximize} & \sum_{\{i,j\} \in E} \frac{1 - \mathbf{u}_i^T \mathbf{u}_j}{2} \\ \text{subject to} & \mathbf{u}_i \in S^{n-1}, \quad i = 1, 2, \dots, n. \end{array}$$

$$x_{ij} = \mathbf{u}_i^T \mathbf{u}_j$$

مرحله ۳: تبدیل آرام سازی به برنامه ریزی نیمه معین

$$\begin{array}{ll} \text{Maximize} & \sum_{\{i,j\} \in E} \frac{1 - \mathbf{u}_i^T \mathbf{u}_j}{2} \\ \text{subject to} & \mathbf{u}_i \in S^{n-1}, \quad i = 1, 2, \dots, n. \end{array}$$

$$x_{ij} = \mathbf{u}_i^T \mathbf{u}_j$$

$$\begin{array}{ll} \text{Maximize} & \sum_{\{i,j\} \in E} \frac{1 - x_{ij}}{2} \\ \text{subject to} & x_{ii} = 1, \quad i = 1, 2, \dots, n, \\ & X \succeq 0. \end{array}$$

### مرحله ۳: تبدیل آرام سازی به برنامه ریزی نیمه معین

● قضیه: مقدار هر دو برنامه ریزی مساوی است

$$\begin{array}{ll} \text{Maximize} & \sum_{\{i,j\} \in E} \frac{1 - \mathbf{u}_i^T \mathbf{u}_j}{2} \\ \text{subject to} & \mathbf{u}_i \in S^{n-1}, \quad i = 1, 2, \dots, n. \end{array}$$

$$\begin{array}{ll} \text{Maximize} & \sum_{\{i,j\} \in E} \frac{1 - x_{ij}}{2} \\ \text{subject to} & x_{ii} = 1, \quad i = 1, 2, \dots, n, \\ & X \succeq 0. \end{array}$$

$$x_{ij} = \mathbf{u}_i^T \mathbf{u}_j$$

### مرحله ۳: تبدیل آرام سازی به برنامه ریزی نیمه معین

- قضیه: مقدار هر دو برنامه ریزی مساوی است

$$\begin{array}{ll} \text{Maximize} & \sum_{\{i,j\} \in E} \frac{1 - \mathbf{u}_i^T \mathbf{u}_j}{2} \\ \text{subject to} & \mathbf{u}_i \in S^{n-1}, \quad i = 1, 2, \dots, n. \end{array}$$

$$\begin{array}{ll} \text{Maximize} & \sum_{\{i,j\} \in E} \frac{1 - x_{ij}}{2} \\ \text{subject to} & x_{ii} = 1, \quad i = 1, 2, \dots, n, \\ & X \succeq 0. \end{array}$$

- جواب اولی - جواب دومی:  $x_{ij} = \mathbf{u}_i^T \mathbf{u}_j$

- $X$  مثبت نیمه معین است ( $X = U^T U$ )

### مرحله ۳: تبدیل آرام سازی به برنامه ریزی نیمه معین

● قضیه: مقدار هر دو برنامه ریزی مساوی است

$$\begin{array}{ll} \text{Maximize} & \sum_{\{i,j\} \in E} \frac{1 - \mathbf{u}_i^T \mathbf{u}_j}{2} \\ \text{subject to} & \mathbf{u}_i \in S^{n-1}, \quad i = 1, 2, \dots, n. \end{array}$$

$$\begin{array}{ll} \text{Maximize} & \sum_{\{i,j\} \in E} \frac{1 - x_{ij}}{2} \\ \text{subject to} & x_{ii} = 1, \quad i = 1, 2, \dots, n, \\ & X \succeq 0. \end{array}$$

### مرحله ۳: تبدیل آرام سازی به برنامه ریزی نیمه معین

- قضیه: مقدار هر دو برنامه ریزی مساوی است

$$\begin{array}{ll} \text{Maximize} & \sum_{\{i,j\} \in E} \frac{1 - \mathbf{u}_i^T \mathbf{u}_j}{2} \\ \text{subject to} & \mathbf{u}_i \in S^{n-1}, \quad i = 1, 2, \dots, n. \end{array}$$

$$\begin{array}{ll} \text{Maximize} & \sum_{\{i,j\} \in E} \frac{1 - x_{ij}}{2} \\ \text{subject to} & x_{ii} = 1, \quad i = 1, 2, \dots, n, \\ & X \succeq 0. \end{array}$$

- جواب دومی -> جواب اول:
- $X$  مثبت نیمه معین است ( $X = U^T U$ ) -> ماتریس  $U$  -> ستون های  $U$



### مرحله ۳: تبدیل آرام سازی به برنامه ریزی نیمه معین

- قضیه: مقدار هر دو برنامه ریزی مساوی است

$$\begin{array}{ll}\text{Maximize} & \sum_{\{i,j\} \in E} \frac{1 - \mathbf{u}_i^T \mathbf{u}_j}{2} \\ \text{subject to} & \mathbf{u}_i \in S^{n-1}, \quad i = 1, 2, \dots, n.\end{array}$$

$$\begin{array}{ll}\text{Maximize} & \sum_{\{i,j\} \in E} \frac{1 - x_{ij}}{2} \\ \text{subject to} & x_{ii} = 1, \quad i = 1, 2, \dots, n, \\ & X \succeq 0.\end{array}$$

- جواب دومی <-> جواب اول.

## تاکنون

- ورودی: گراف  $G$
- برنامه نویسی نیمه معین زیر را می سازیم

$$\begin{array}{ll}\text{Maximize} & \sum_{\{i,j\} \in E} \frac{1-x_{ij}}{2} \\ \text{subject to} & x_{ii} = 1, \quad i = 1, 2, \dots, n, \\ & X \succeq 0.\end{array}$$

- پاسخ تقریبی را محاسبه می کنیم

# تاکنون

- ورودی: گراف  $G$
- برنامه نویسی نیمه معین زیر را می سازیم

$$\begin{array}{ll}\text{Maximize} & \sum_{\{i,j\} \in E} \frac{1-x_{ij}}{2} \\ \text{subject to} & x_{ii} = 1, \quad i = 1, 2, \dots, n, \\ & X \succeq 0.\end{array}$$

- پاسخ تقریبی را محاسبه می کنیم

$$\text{OPT}_{\text{SDP}} - \epsilon \leq \sum_{\{i,j\} \in E} \frac{1 - \mathbf{u}_i^{*T} \mathbf{u}_j^*}{2}$$

# تاکنون

- ورودی: گراف  $G$
- برنامه نویسی نیمه معین زیر را می سازیم

$$\begin{array}{ll}\text{Maximize} & \sum_{\{i,j\} \in E} \frac{1-x_{ij}}{2} \\ \text{subject to} & x_{ii} = 1, \quad i = 1, 2, \dots, n, \\ & X \succeq 0.\end{array}$$

- پاسخ تقریبی را محاسبه می کنیم

$$\text{OPT}_{\text{SDP}} - \epsilon \leq \sum_{\{i,j\} \in E} \frac{1 - \mathbf{u}_i^{*T} \mathbf{u}_j^*}{2}$$


$$\text{OPT}(G) \leq \text{OPT}_{\text{SDP}}$$

# تاکنون

- ورودی: گراف  $G$
- برنامه نویسی نیمه معین زیر را می سازیم

$$\begin{array}{ll}\text{Maximize} & \sum_{\{i,j\} \in E} \frac{1-x_{ij}}{2} \\ \text{subject to} & x_{ii} = 1, \quad i = 1, 2, \dots, n, \\ & X \succeq 0.\end{array}$$

- پاسخ تقریبی را محاسبه می کنیم


$$\text{OPT}_{\text{SDP}} - \epsilon \leq \sum_{\{i,j\} \in E} \frac{1 - \mathbf{u}_i^{*T} \mathbf{u}_j^*}{2}$$
$$\text{OPT}(G) \leq \text{OPT}_{\text{SDP}}$$


# تاکنون

- ورودی: گراف  $G$
- برنامه نویسی نیمه معین زیر را می سازیم

$$\begin{array}{ll}\text{Maximize} & \sum_{\{i,j\} \in E} \frac{1-x_{ij}}{2} \\ \text{subject to} & x_{ii} = 1, \quad i = 1, 2, \dots, n, \\ & X \succeq 0.\end{array}$$

- پاسخ تقریبی را محاسبه می کنیم

$$\text{OPT}(G) - \epsilon \leq \sum_{\{i,j\} \in E} \frac{1 - \mathbf{u}_i^{*T} \mathbf{u}_j^*}{2} \quad \text{OPT}_{\text{SDP}} - \epsilon \leq \sum_{\{i,j\} \in E} \frac{1 - \mathbf{u}_i^{*T} \mathbf{u}_j^*}{2}$$



$$\text{OPT}(G) \leq \text{OPT}_{\text{SDP}}$$


## تاکنون

- ورودی: گراف  $G$
- برنامه نویسی نیمه معین زیر را می سازیم

$$\begin{array}{ll}\text{Maximize} & \sum_{\{i,j\} \in E} \frac{1-x_{ij}}{2} \\ \text{subject to} & x_{ii} = 1, \quad i = 1, 2, \dots, n, \\ & X \succeq 0.\end{array}$$

- پاسخ تقریبی را محاسبه می کنیم

$$\text{OPT}(G) - \epsilon \leq \sum_{\{i,j\} \in E} \frac{1 - \mathbf{u}_i^{*T} \mathbf{u}_j^*}{2} \quad \text{OPT}_{\text{SDP}} - \epsilon \leq \sum_{\{i,j\} \in E} \frac{1 - \mathbf{u}_i^{*T} \mathbf{u}_j^*}{2}$$



$$\text{OPT}(G) \leq \text{OPT}_{\text{SDP}}$$

- مرحله بعد: محاسبه جواب (برش)

مرحله ۴: گرد  
کردن (محاسبه  
جواب نهایی)



مرحله ۴: گرد کردن (محاسبه جواب نهایی)

$$\begin{array}{ll} \text{Maximize} & \sum_{\{i,j\} \in E} \frac{1 - \mathbf{u}_i^T \mathbf{u}_j}{2} \\ \text{subject to} & \mathbf{u}_i \in S^{n-1}, \quad i = 1, 2, \dots, n. \end{array}$$

• داریم:

$$\sum_{\{i,j\} \in E} \frac{1 - \mathbf{u}_i^{*T} \mathbf{u}_j^*}{2} \geq \text{Opt}(G) - \varepsilon$$

• می‌خواهیم: تبدیل  $u$  به  $+1$  یا  $-1$

چگونه؟

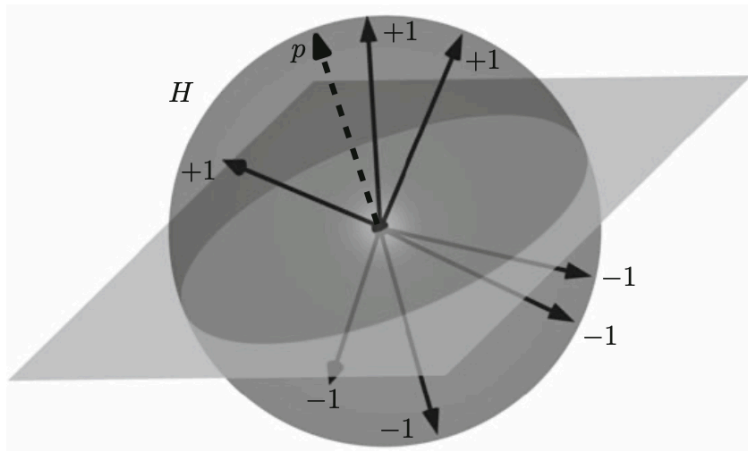
مرحله ۴: گرد کردن (محاسبه جواب نهایی)

$$\begin{array}{ll} \text{Maximize} & \sum_{\{i,j\} \in E} \frac{1 - \mathbf{u}_i^T \mathbf{u}_j}{2} \\ \text{subject to} & \mathbf{u}_i \in S^{n-1}, \quad i = 1, 2, \dots, n. \end{array}$$

• داریم:

$$\sum_{\{i,j\} \in E} \frac{1 - \mathbf{u}_i^{*T} \mathbf{u}_j^*}{2} \geq \text{Opt}(G) - \varepsilon$$

- می‌خواهیم: تبدیل  $u$  به  $+1$  یا  $-1$
- انتخاب صفحه تصادفی روی کره
- دو طرف صفحه  $- <$  برش
- چرا خوب است؟



- انتخاب صفحه: انتخاب بردار  $p$  عمود بر صفحه
- دو طرف صفحه:

$$\mathbf{u} \mapsto \begin{cases} 1 & \text{if } \mathbf{p}^T \mathbf{u} \geq 0, \\ -1 & \text{otherwise.} \end{cases}$$

- انتخاب بردار تصادفی روی کره با توزیع یکنواخت؟

- توزیع چند متغیره نرمال، نرمال شده

- $D$ : توزیع نرمال چند متغیره مستقل

- $\tilde{p} \sim D$

- $f(\tilde{p}) = \frac{1}{(2\pi)^{-k/2}} \exp(-\|\tilde{p}\|^2)$

- $p = \tilde{p} / \|\tilde{p}\|$

1. Compute an almost optimal solution  $\mathbf{u}_1^*, \mathbf{u}_2^*, \dots, \mathbf{u}_n^*$  of the vector program

$$\begin{array}{ll}\text{maximize} & \sum_{\{i,j\} \in E} \frac{1 - \mathbf{u}_i^{*T} \mathbf{u}_j}{2} \\ \text{subject to} & \mathbf{u}_i \in S^{n-1}, \quad i = 1, 2, \dots, n.\end{array}$$

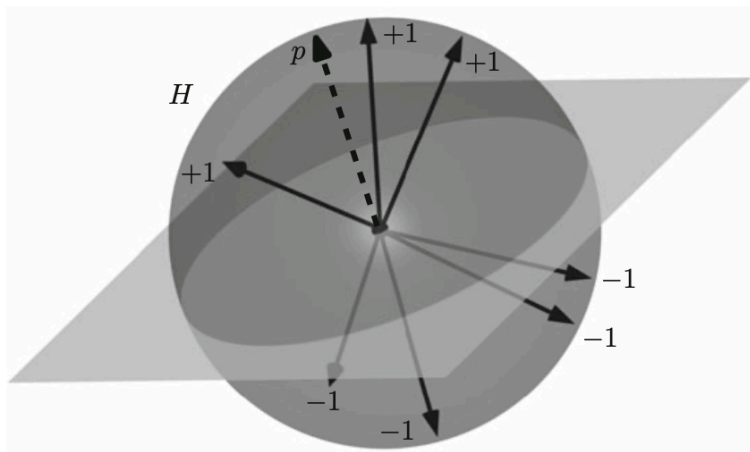
This is a solution that satisfies

$$\sum_{\{i,j\} \in E} \frac{1 - \mathbf{u}_i^{*T} \mathbf{u}_j}{2} \geq \text{SDP}(G) - 5 \cdot 10^{-4} \geq \text{Opt}(G) - 5 \cdot 10^{-4},$$

and it can be found in polynomial time by semidefinite programming and Cholesky factorization.

2. Choose  $\mathbf{p} \in S^{n-1}$  uniformly at random, and output the cut induced by

$$S := \{i \in \{1, 2, \dots, n\} : \mathbf{p}^T \mathbf{u}_i^* \geq 0\}.$$



- انتخاب صفحه: انتخاب بردار  $p$  عمود بر صفحه
- دو طرف صفحه:

$$\mathbf{u} \mapsto \begin{cases} 1 & \text{if } \mathbf{p}^T \mathbf{u} \geq 0, \\ -1 & \text{otherwise.} \end{cases}$$

•

$$\text{OPT}(G) - \epsilon \leq \sum_{\{i,j\} \in E} \frac{1 - \mathbf{u}_i^{*T} \mathbf{u}_j^*}{2}$$

$$\sum_{\{i,j\} \in E} \mathbb{P}[\text{sgn}(pu_i) \neq \text{sgn}(pu'_j)] = \text{ما}$$

مرحله ۵:  
محاسبه اتلاف  
گرد کردن

مرحله ۵: محاسبه اتلاف گرد کردن

**1.4.1 Lemma.** *Let  $\mathbf{u}, \mathbf{u}' \in S^{n-1}$ . The probability that (1.5) maps  $\mathbf{u}$  and  $\mathbf{u}'$  to different values is*

$$\frac{1}{\pi} \arccos \mathbf{u}^T \mathbf{u}'.$$

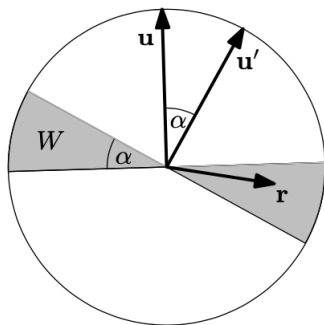
## مرحله ۵: محاسبه اتلاف گرد کردن

**1.4.1 Lemma.** Let  $\mathbf{u}, \mathbf{u}' \in S^{n-1}$ . The probability that (1.5) maps  $\mathbf{u}$  and  $\mathbf{u}'$  to different values is

$$\frac{1}{\pi} \arccos \mathbf{u}^T \mathbf{u}'.$$

• اثبات:

•  $r$ : تصویر  $p$  روی صفحه  $u$  و  $u'$





## مرحله ۵: محاسبه اتلاف گرد کردن

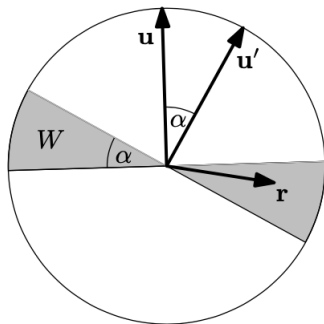
**1.4.1 Lemma.** Let  $\mathbf{u}, \mathbf{u}' \in S^{n-1}$ . The probability that (1.5) maps  $\mathbf{u}$  and  $\mathbf{u}'$  to different values is

$$\frac{1}{\pi} \arccos \mathbf{u}^T \mathbf{u}'.$$

• اثبات:

$$\mathbf{u} \mapsto \begin{cases} 1 & \text{if } \mathbf{p}^T \mathbf{u} \geq 0, \\ -1 & \text{otherwise.} \end{cases}$$

•  $\mathbf{r}$ : تصویر  $\mathbf{p}$  روی صفحه  $\mathbf{u}$  و  $\mathbf{u}'$



## مرحله ۵: محاسبه اتلاف گرد کردن

**1.4.1 Lemma.** Let  $\mathbf{u}, \mathbf{u}' \in S^{n-1}$ . The probability that (1.5) maps  $\mathbf{u}$  and  $\mathbf{u}'$  to different values is

$$\frac{1}{\pi} \arccos \mathbf{u}^T \mathbf{u}'.$$

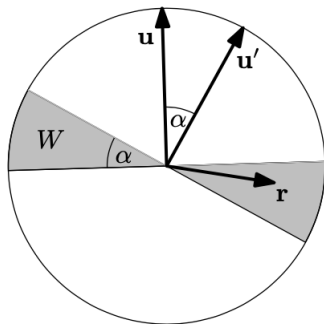
• اثبات:

$$\mathbf{u} \mapsto \begin{cases} 1 & \text{if } \mathbf{p}^T \mathbf{u} \geq 0, \\ -1 & \text{otherwise.} \end{cases}$$

•  $\mathbf{r}$ : تصویر  $\mathbf{p}$  روی صفحه  $\mathbf{u}$  و  $\mathbf{u}'$

•  $\mathbf{p}\mathbf{u}$  و  $\mathbf{r}\mathbf{u}$  هم علامتند

•  $\mathbf{p}\mathbf{u}'$  و  $\mathbf{r}\mathbf{u}'$  هم علامتند



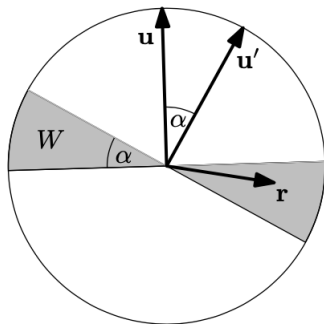
## مرحله ۵: محاسبه اتلاف گرد کردن

**1.4.1 Lemma.** Let  $\mathbf{u}, \mathbf{u}' \in S^{n-1}$ . The probability that (1.5) maps  $\mathbf{u}$  and  $\mathbf{u}'$  to different values is

$$\frac{1}{\pi} \arccos \mathbf{u}^T \mathbf{u}'.$$

• اثبات:

$$\mathbf{u} \mapsto \begin{cases} 1 & \text{if } \mathbf{p}^T \mathbf{u} \geq 0, \\ -1 & \text{otherwise.} \end{cases}$$



•  $r$ : تصویر  $p$  روی صفحه  $u$  و  $u'$

•  $pu$  و  $ru$  هم علامتند

•  $pu'$  و  $ru'$  هم علامتند

•  $r$ : زاویه‌ای با توزیع یکنواخت دارد.

مرحله ۵: محاسبه اتلاف گرد کردن

**1.4.1 Lemma.** Let  $\mathbf{u}, \mathbf{u}' \in S^{n-1}$ . The probability that (1.5) maps  $\mathbf{u}$  and  $\mathbf{u}'$  to different values is

$$\frac{1}{\pi} \arccos \mathbf{u}^T \mathbf{u}'.$$

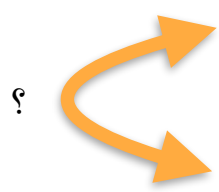
$$\sum_{\{i,j\} \in E} \frac{\arccos \mathbf{u}_i^{*T} \mathbf{u}_j^*}{\pi} = \sum_{\{i,j\} \in E} \mathbb{P}[\text{sgn}(pu_i) \neq \text{sgn}(pu'_i)] = \text{ما}$$

$$\sum_{\{i,j\} \in E} \frac{1 - \mathbf{u}_i^{*T} \mathbf{u}_j^*}{2} \geq \text{Opt}(G) - \varepsilon$$

## مرحله ۵: محاسبه اتلاف گرد کردن

**1.4.1 Lemma.** Let  $\mathbf{u}, \mathbf{u}' \in S^{n-1}$ . The probability that (1.5) maps  $\mathbf{u}$  and  $\mathbf{u}'$  to different values is

$$\frac{1}{\pi} \arccos \mathbf{u}^T \mathbf{u}'.$$


$$\sum_{\{i,j\} \in E} \frac{\arccos \mathbf{u}_i^{*T} \mathbf{u}_j^*}{\pi} = \sum_{\{i,j\} \in E} \mathbb{P}[\text{sgn}(pu_i) \neq \text{sgn}(pu'_i)] = \text{ما}$$
$$\sum_{\{i,j\} \in E} \frac{1 - \mathbf{u}_i^{*T} \mathbf{u}_j^*}{2} \geq \text{Opt}(G) - \varepsilon$$

## مرحله ۵: محاسبه اتلاف گرد کردن

**1.4.1 Lemma.** Let  $\mathbf{u}, \mathbf{u}' \in S^{n-1}$ . The probability that (1.5) maps  $\mathbf{u}$  and  $\mathbf{u}'$  to different values is

$$\frac{1}{\pi} \arccos \mathbf{u}^T \mathbf{u}'.$$


$$\sum_{\{i,j\} \in E} \frac{\arccos \mathbf{u}_i^{*T} \mathbf{u}_j^*}{\pi} = \sum_{\{i,j\} \in E} \mathbb{P}[\text{sgn}(pu_i) \neq \text{sgn}(pu'_i)] = \text{ما}$$

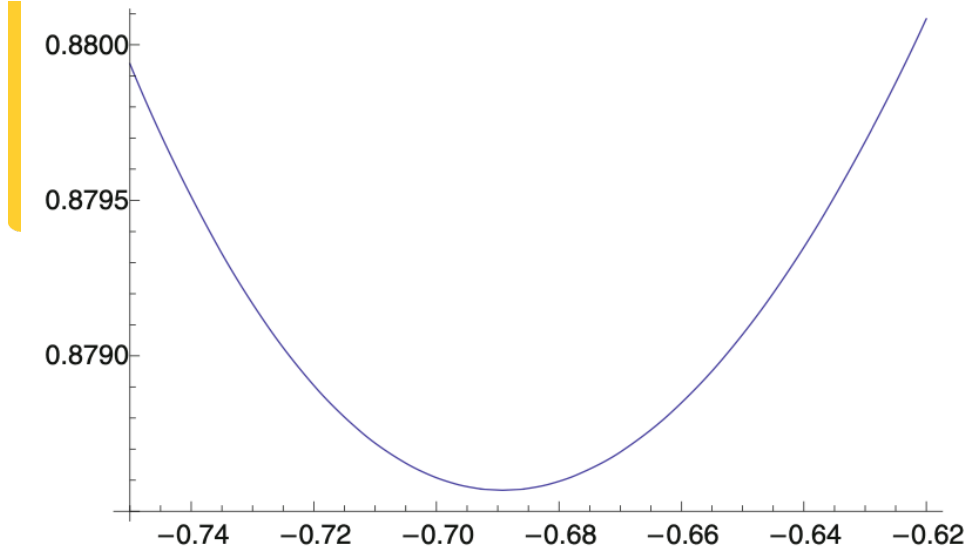
؟

$$\sum_{\{i,j\} \in E} \frac{1 - \mathbf{u}_i^{*T} \mathbf{u}_j^*}{2} \geq \text{Opt}(G) - \varepsilon$$

$$\frac{\arccos(z)}{\pi} \geq \delta \frac{1-z}{2}.$$

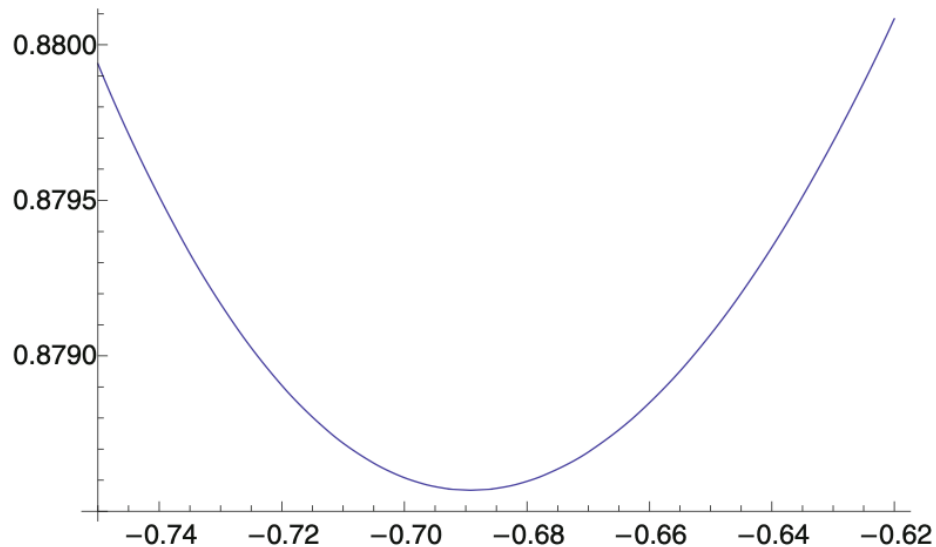
$$z \in [-1, 1]$$


$$f(z) = \frac{2 \arccos(z)}{\pi(1-z)}$$



$$f(z) = \frac{2 \arccos(z)}{\pi(1-z)}$$

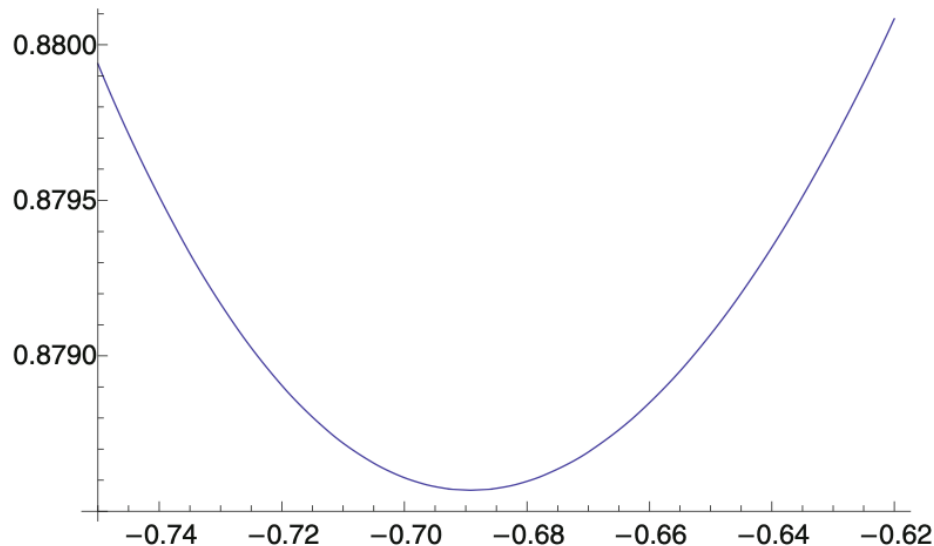




$$f(z) = \frac{2 \arccos(z)}{\pi(1-z)}$$

$$z^* \approx -0.68915773665$$

$$f(z^*) \approx 0.87856720578 > 0.8785672$$




$$f(z) = \frac{2 \arccos(z)}{\pi(1-z)}$$

$$z^* \approx -0.68915773665$$

$$f(z^*) \approx 0.87856720578 > 0.8785672$$

**1.4.2 Lemma.** For all  $z \in [-1, 1]$ ,

$$\frac{\arccos(z)}{\pi} \geq 0.8785672 \frac{1-z}{2}.$$



$$\mathfrak{L}_\text{a} = \sum_{\{i,j\} \in E} \frac{\arccos \mathbf{u}_i^{*T} \mathbf{u}_j^*}{\pi} \geq 0.8785672 \sum_{\{i,j\} \in E} \frac{1 - \mathbf{u}_i^{*T} \mathbf{u}_j^*}{2}$$

$$\begin{aligned}
\mathcal{M} &= \sum_{\{i,j\} \in E} \frac{\arccos \mathbf{u}_i^{*T} \mathbf{u}_j^*}{\pi} \geq 0.8785672 \sum_{\{i,j\} \in E} \frac{1 - \mathbf{u}_i^{*T} \mathbf{u}_j^*}{2} \\
&\geq 0.8785672(\text{Opt}(G) - \varepsilon)
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
\mu &= \sum_{\{i,j\} \in E} \frac{\arccos \mathbf{u}_i^{*T} \mathbf{u}_j^*}{\pi} \geq 0.8785672 \sum_{\{i,j\} \in E} \frac{1 - \mathbf{u}_i^{*T} \mathbf{u}_j^*}{2} \\
&\geq 0.8785672(\text{Opt}(G) - \varepsilon) \\
&\geq 0.878 \text{Opt}(G),
\end{aligned}$$

جمع بندی

**1.4.3 Theorem.** Algorithm **GWMaxCut** is a randomized 0.878-approximation algorithm for the **MAXCUT** problem.

1. Compute an almost optimal solution  $\mathbf{u}_1^*, \mathbf{u}_2^*, \dots, \mathbf{u}_n^*$  of the vector program

$$\begin{array}{ll} \text{maximize} & \sum_{\{i,j\} \in E} \frac{1 - \mathbf{u}_i^T \mathbf{u}_j}{2} \\ \text{subject to} & \mathbf{u}_i \in S^{n-1}, \quad i = 1, 2, \dots, n. \end{array}$$

This is a solution that satisfies

$$\sum_{\{i,j\} \in E} \frac{1 - \mathbf{u}_i^{*T} \mathbf{u}_j^*}{2} \geq \text{SDP}(G) - 5 \cdot 10^{-4} \geq \text{Opt}(G) - 5 \cdot 10^{-4},$$

and it can be found in polynomial time by semidefinite programming and Cholesky factorization.

2. Choose  $\mathbf{p} \in S^{n-1}$  uniformly at random, and output the cut induced by

$$S := \{i \in \{1, 2, \dots, n\} : \mathbf{p}^T \mathbf{u}_i^* \geq 0\}.$$

پایان