

# Tecniche di ottimizzazione per l'analisi della diffusione delle innovazioni nei social networks

Matteo Secci

Università degli studi di Cagliari  
Dipartimento di ingegneria Elettrica ed Elettronica

Tesi di laurea specialistica in ingegneria Elettronica

Relatore: Alessandro Giua  
Controrelatore: Carla Seatzu

24/10/2012

# Piano della presentazione

- 1 Introduzione
- 2 Modello a soglia lineare
- 3 Massimizzazione dell'influenza in tempo finito
- 4 Diffusione dell'innovazione su un target di utenti
- 5 Conclusioni

# Piano della presentazione

- 1 Introduzione
- 2 Modello a soglia lineare
- 3 Massimizzazione dell'influenza in tempo finito
- 4 Diffusione dell'innovazione su un target di utenti
- 5 Conclusioni

# Cos'è un Social Network

## Definizione di rete sociale

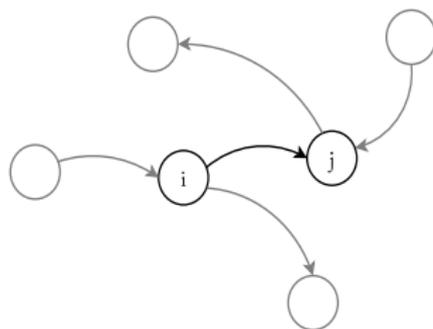
Una rete sociale consiste di un qualsiasi gruppo di individui connessi tra loro da diversi legami sociali. Per gli esseri umani i legami vanno dalla conoscenza casuale, ai rapporti di lavoro, ai vincoli familiari.

# Rappresentazione della rete

## Rappresentazione tramite un grafo

Un social network può essere rappresentato tramite un grafo  $G(V, E)$  in cui:

- I nodi  $i \in V$  rappresentano gli individui della rete,  $|V| = n$
- Gli archi  $(i, j) \in E$  rappresentano le connessioni tra gli individui.



*Il nodo  $j$  viene influenzato dal nodo  $i$ .*

# Piano della presentazione

- 1 Introduzione
- 2 Modello a soglia lineare**
- 3 Massimizzazione dell'influenza in tempo finito
- 4 Diffusione dell'innovazione su un target di utenti
- 5 Conclusioni

# Modello a soglia lineare

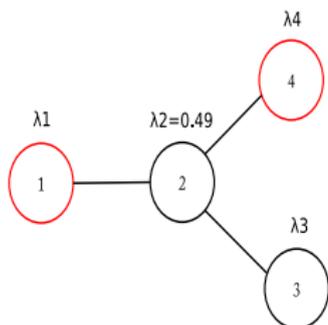
## Idea di base [M.Granovetter 1978]

- Ad ogni nodo viene assegnata una soglia  $\lambda_i \in [0, 1]$
- Un nodo  $i$  adotta l'innovazione se il rapporto tra il numero di suoi vicini che hanno adottato l'innovazione e il numero complessivo di utenti vicini supera la sua soglia.

# Modello a soglia lineare

## Idea di base [M.Granovetter 1978]

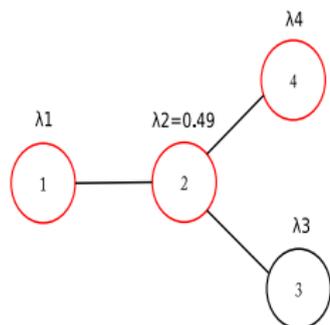
- Ad ogni nodo viene assegnata una soglia  $\lambda_i \in [0, 1]$
- Un nodo  $i$  adotta l'innovazione se il rapporto tra il numero di suoi vicini che hanno adottato l'innovazione e il numero complessivo di utenti vicini supera la sua soglia.



# Modello a soglia lineare

## Idea di base [M.Granovetter 1978]

- Ad ogni nodo viene assegnata una soglia  $\lambda_i \in [0, 1]$
- Un nodo  $i$  adotta l'innovazione se il rapporto tra il numero di suoi vicini che hanno adottato l'innovazione e il numero complessivo di utenti vicini supera la sua soglia.



- Il nodo 2 adotta l'innovazione dato che:  $\lambda_2 \leq \frac{2}{3}$

- $\lambda_i$ : Rappresenta la soglia del nodo  $i$
- $\mathcal{N}_i$ : Rappresenta il set di vicini del nodo  $i$
- $\phi_t$ : Set di nodi che hanno adottato l'innovazione al tempo  $t$
- $\Phi_k = \bigcup_{t=0}^k \phi_t$ : Set di nodi che hanno adottato l'innovazione nell'intervallo di tempo  $t \in [0, k]$
- $\Phi^*$ : Set finale di nodi che adottano l'innovazione

## Vettore caratteristico

Dato un set  $X \subset V$  il suo vettore caratteristico  $\mathbf{x} \in \{0, 1\}^n$  è tale che:

$$x_i = \begin{cases} 1 & \text{se } i \in X \\ 0 & \text{altrimenti} \end{cases}$$

- $\lambda_i$ : Rappresenta la soglia del nodo  $i$
- $\mathcal{N}_i$ : Rappresenta il set di vicini del nodo  $i$
- $\phi_t$ : Set di nodi che hanno adottato l'innovazione al tempo  $t$
- $\Phi_k = \bigcup_{t=0}^k \phi_t$ : Set di nodi che hanno adottato l'innovazione nell'intervallo di tempo  $t \in [0, k]$
- $\Phi^*$ : Set finale di nodi che adottano l'innovazione

## Vettore caratteristico

Dato un set  $X \subset V$  il suo vettore caratteristico  $\mathbf{x} \in \{0, 1\}^n$  è tale che:

$$x_i = \begin{cases} 1 & \text{se } i \in X \\ 0 & \text{altrimenti} \end{cases}$$

# Notazione

- $\lambda_i$ : Rappresenta la soglia del nodo  $i$
- $\mathcal{N}_i$ : Rappresenta il set di vicini del nodo  $i$
- $\phi_t$ : Set di nodi che hanno adottato l'innovazione al tempo  $t$
- $\Phi_k = \bigcup_{t=0}^k \phi_t$ : Set di nodi che hanno adottato l'innovazione nell'intervallo di tempo  $t \in [0, k]$
- $\Phi^*$ : Set finale di nodi che adottano l'innovazione

## Vettore caratteristico

Dato un set  $X \subset V$  il suo vettore caratteristico  $\mathbf{x} \in \{0, 1\}^n$  è tale che:

$$x_i = \begin{cases} 1 & \text{se } i \in X \\ 0 & \text{altrimenti} \end{cases}$$

- $\lambda_i$ : Rappresenta la soglia del nodo  $i$
- $\mathcal{N}_i$ : Rappresenta il set di vicini del nodo  $i$
- $\phi_t$ : Set di nodi che hanno adottato l'innovazione al tempo  $t$
- $\Phi_k = \bigcup_{t=0}^k \phi_t$ : Set di nodi che hanno adottato l'innovazione nell'intervallo di tempo  $t \in [0, k]$
- $\Phi^*$ : Set finale di nodi che adottano l'innovazione

## Vettore caratteristico

Dato un set  $X \subset V$  il suo vettore caratteristico  $\mathbf{x} \in \{0, 1\}^n$  è tale che:

$$x_i = \begin{cases} 1 & \text{se } i \in X \\ 0 & \text{altrimenti} \end{cases}$$

- $\lambda_i$ : Rappresenta la soglia del nodo  $i$
- $\mathcal{N}_i$ : Rappresenta il set di vicini del nodo  $i$
- $\phi_t$ : Set di nodi che hanno adottato l'innovazione al tempo  $t$
- $\Phi_k = \bigcup_{t=0}^k \phi_t$ : Set di nodi che hanno adottato l'innovazione nell'intervallo di tempo  $t \in [0, k]$
- $\Phi^*$ : Set finale di nodi che adottano l'innovazione

## Vettore caratteristico

Dato un set  $X \subset V$  il suo vettore caratteristico  $\mathbf{x} \in \{0, 1\}^n$  è tale che:

$$x_i = \begin{cases} 1 & \text{se } i \in X \\ 0 & \text{altrimenti} \end{cases}$$

- $\lambda_i$ : Rappresenta la soglia del nodo  $i$
- $\mathcal{N}_i$ : Rappresenta il set di vicini del nodo  $i$
- $\phi_t$ : Set di nodi che hanno adottato l'innovazione al tempo  $t$
- $\Phi_k = \bigcup_{t=0}^k \phi_t$ : Set di nodi che hanno adottato l'innovazione nell'intervallo di tempo  $t \in [0, k]$
- $\Phi^*$ : Set finale di nodi che adottano l'innovazione

## Vettore caratteristico

Dato un set  $X \subset V$  il suo vettore caratteristico  $\mathbf{x} \in \{0, 1\}^n$  è tale che:

$$x_i = \begin{cases} 1 & \text{se } i \in X \\ 0 & \text{altrimenti} \end{cases}$$

# Rappresentazione della rete tramite matrici

## Matrice delle soglie

$$\mathcal{L} = \text{diag}([\lambda_1 \lambda_2 \cdots \lambda_n])$$

## Matrice di adiacenza

Un grafo  $G(V, E)$  può essere codificato tramite una *Matrice di adiacenza* con le seguenti caratteristiche:

$$A(i, j) = \begin{cases} 1 & \text{se esiste un arco diretto dal nodo } i \text{ al nodo } j \\ 0 & \text{altrimenti} \end{cases}$$

## Matrice di adiacenza scalata

La *matrice di adiacenza scalata*  $\hat{A} \in [0, 1]^{n \times n}$  è così definita:

$$\hat{A}(i, j) = \frac{A(i, j)}{|\mathcal{N}_j|}$$

# Rappresentazione della rete tramite matrici

## Matrice delle soglie

$$\mathcal{L} = \text{diag}([\lambda_1 \lambda_2 \cdots \lambda_n])$$

## Matrice di adiacenza

Un grafo  $G(V, E)$  può essere codificato tramite una *Matrice di adiacenza con le seguenti caratteristiche*:

$$A(i, j) = \begin{cases} 1 & \text{se esiste un arco diretto dal nodo } i \text{ al nodo } j \\ 0 & \text{altrimenti} \end{cases}$$

## Matrice di adiacenza scalata

La *matrice di adiacenza scalata*  $\hat{A} \in [0, 1]^{n \times n}$  è così definita:

$$\hat{A}(i, j) = \frac{A(i, j)}{|\mathcal{N}_j|}$$

# Rappresentazione della rete tramite matrici

## Matrice delle soglie

$$\mathcal{L} = \text{diag}([\lambda_1 \lambda_2 \cdots \lambda_n])$$

## Matrice di adiacenza

Un grafo  $G(V, E)$  può essere codificato tramite una *Matrice di adiacenza con le seguenti caratteristiche*:

$$A(i, j) = \begin{cases} 1 & \text{se esiste un arco diretto dal nodo } i \text{ al nodo } j \\ 0 & \text{altrimenti} \end{cases}$$

## Matrice di adiacenza scalata

La *matrice di adiacenza scalata*  $\hat{A} \in [0, 1]^{n \times n}$  è così definita:

$$\hat{A}(i, j) = \frac{A(i, j)}{|\mathcal{N}_j|}$$

# Regole di adozione

## Condizione di adozione

Il nodo  $i \notin \Phi_t$  adotta l'innovazione al tempo  $t + 1$  se:

$$\frac{|\Phi_t \cap \mathcal{N}_i|}{|\mathcal{N}_i|} \geq \lambda_i \implies i \in \phi_{t+1}$$

## Condizione di adozione in forma matriciale

Sia  $w_j$  e  $w_{j+1}$  il vettore caratteristico rispettivamente di  $\Phi_j$  e  $\Phi_{j+1}$ .

- $\forall i \in \phi_{j+1}$

$$w_j \hat{A}(:, i) \geq \lambda_i$$

- $[\hat{A}^T + \mathcal{L}]w_j - \mathcal{L}w_{j+1} \geq 0_n$

# Regole di adozione

## Condizione di adozione

Il nodo  $i \notin \Phi_t$  adotta l'innovazione al tempo  $t + 1$  se:

$$\frac{|\Phi_t \cap \mathcal{N}_i|}{|\mathcal{N}_i|} \geq \lambda_i \implies i \in \phi_{t+1}$$

## Condizione di adozione in forma matriciale

Sia  $w_j$  e  $w_{j+1}$  il vettore caratteristico rispettivamente di  $\Phi_j$  e  $\Phi_{j+1}$ .

- $\forall i \in \phi_{j+1}$

$$w_j \hat{A}(:, i) \geq \lambda_i$$

- $[\hat{A}^T + \mathcal{L}]w_j - \mathcal{L}w_{j+1} \geq 0_n$

# Piano della presentazione

- 1 Introduzione
- 2 Modello a soglia lineare
- 3 Massimizzazione dell'influenza in tempo finito**
- 4 Diffusione dell'innovazione su un target di utenti
- 5 Conclusioni

# Massimizzazione dell'influenza in tempo finito

## Definizione del problema [Rosa e Giua, 2012]

Consideriamo un social network descritto da un grafo  $G = \{V, E\}$ .

- Il problema della massimizzazione dell'influenza in tempo finito consiste nell'identificare il set  $\phi_0$  di cardinalità  $|\phi_0| = r$  che massimizza la diffusione dell'innovazione in  $k$  passi.
- È una generalizzazione del problema classico della massimizzazione dell'influenza, pertanto per  $k = \infty$  entrambi i problemi forniscono la stessa soluzione.

# Massimizzazione dell'influenza in tempo finito

## Definizione del problema [Rosa e Giua, 2012]

Consideriamo un social network descritto da un grafo  $G = \{V, E\}$ .

- Il problema della massimizzazione dell'influenza in tempo finito consiste nell'identificare il set  $\phi_0$  di cardinalità  $|\phi_0| = r$  che massimizza la diffusione dell'innovazione in  $k$  passi.
- È una generalizzazione del problema classico della massimizzazione dell'influenza, pertanto per  $k = \infty$  entrambi i problemi forniscono la stessa soluzione.

# Complessità computazionale

- Il problema è di natura prettamente combinatoria, infatti il set  $\phi_0$  che massimizza la diffusione dell'innovazione va cercato tra tutte le possibili combinazioni di  $n$  nodi presi in gruppi di  $r$  elementi:

$$\binom{n}{r} = \frac{n!}{r!(n-r)!}$$

- Quindi la complessità computazionale non cresce linearmente con la dimensione dei dati di ingresso

# Complessità computazionale

- Il problema è di natura prettamente combinatoria, infatti il set  $\phi_0$  che massimizza la diffusione dell'innovazione va cercato tra tutte le possibili combinazioni di  $n$  nodi presi in gruppi di  $r$  elementi:

$$\binom{n}{r} = \frac{n!}{r!(n-r)!}$$

- Quindi la complessità computazionale non cresce linearmente con la dimensione dei dati di ingresso

# Determinazione della soluzione ottima

Problema di ottimizzazione [Rosa e Giua, 2012]

$$\begin{cases} \max & [\mathbf{1}_{nk}^T \quad (nk) \mathbf{1}_n^T] \cdot \mathbf{w} \\ & \mathbf{1}_n^T \mathbf{w}_0 = \mathbf{r} & (a) \\ & \forall i \in \{1, \dots, k\}, \\ & [\hat{A}^T + \mathcal{L}] \mathbf{w}_{i-1} - \mathcal{L} \mathbf{w}_i \geq \mathbf{0}_n & (b) \\ & \mathbf{w} \in \{0, 1\}^{n(k+1)} & (c) \end{cases}$$

- Il vincolo (a) impone che  $|\phi_0^*| = r$
- Il vincolo (b) rappresenta la regola di adozione dell'innovazione
- Il vincolo (c) rappresenta il vincolo di interezza delle variabili di decisione

# Determinazione della soluzione ottima

Problema di ottimizzazione [Rosa e Giua, 2012]

$$\begin{cases} \max & [\mathbf{1}_{nk}^T \ (nk) \mathbf{1}_n^T] \cdot \mathbf{w} \\ & \mathbf{1}_n^T \mathbf{w}_0 = \mathbf{r} \quad (a) \\ & \forall i \in \{1, \dots, k\}, \\ & [\hat{A}^T + \mathcal{L}] \mathbf{w}_{i-1} - \mathcal{L} \mathbf{w}_i \geq \mathbf{0}_n \quad (b) \\ & \mathbf{w} \in \{0, 1\}^{n(k+1)} \quad (c) \end{cases}$$

- Il vincolo (a) impone che  $|\phi_0^*| = r$
- Il vincolo (b) rappresenta la regola di adozione dell'innovazione
- Il vincolo (c) rappresenta il vincolo di interezza delle variabili di decisione

# Determinazione della soluzione ottima

Problema di ottimizzazione [Rosa e Giua, 2012]

$$\begin{cases} \max & [\mathbf{1}_{nk}^T \ (nk) \mathbf{1}_n^T] \cdot \mathbf{w} \\ & \mathbf{1}_n^T \mathbf{w}_0 = \mathbf{r} \quad (a) \\ & \forall i \in \{1, \dots, k\}, \\ & [\hat{A}^T + \mathcal{L}] \mathbf{w}_{i-1} - \mathcal{L} \mathbf{w}_i \geq \mathbf{0}_n \quad (b) \\ & \mathbf{w} \in \{0, 1\}^{n(k+1)} \quad (c) \end{cases}$$

- Il vincolo (a) impone che  $|\phi_0^*| = r$
- Il vincolo (b) rappresenta la regola di adozione dell'innovazione
- Il vincolo (c) rappresenta il vincolo di interezza delle variabili di decisione

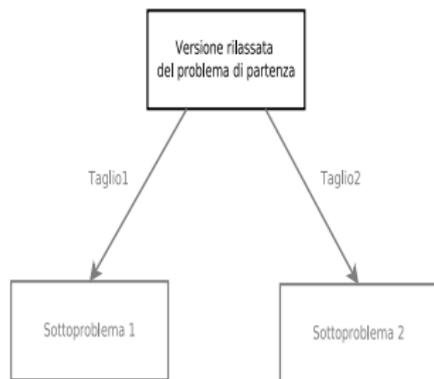
# Determinazione della soluzione ottima

Problema di ottimizzazione [Rosa e Giua, 2012]

$$\begin{cases} \max & [\mathbf{1}_{nk}^T \ (nk) \mathbf{1}_n^T] \cdot \mathbf{w} \\ & \mathbf{1}_n^T \mathbf{w}_0 = \mathbf{r} \quad (a) \\ & \forall i \in \{1, \dots, k\}, \\ & [\hat{A}^T + \mathcal{L}] \mathbf{w}_{i-1} - \mathcal{L} \mathbf{w}_i \geq \mathbf{0}_n \quad (b) \\ & \mathbf{w} \in \{0, 1\}^{n(k+1)} \quad (c) \end{cases}$$

- Il vincolo (a) impone che  $|\phi_0^*| = r$
- Il vincolo (b) rappresenta la regola di adozione dell'innovazione
- Il vincolo (c) rappresenta il vincolo di interezza delle variabili di decisione

# Cplex e l'algoritmo branch & cut



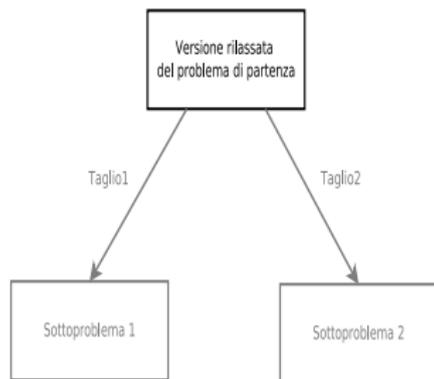
- Genera il rilassamento continuo del problema di partenza
- Se la soluzione è frazionaria
- Genera dei tagli ed effettua la biforcazione

## Sottoproblemi

Il sottoproblema può fornire una soluzione:

- Intera
- Inammissibile
- Frazionaria

# Cplex e l'algoritmo branch & cut



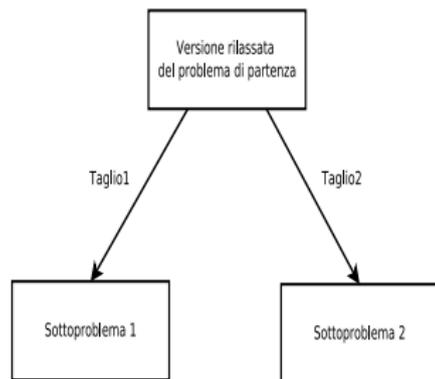
- Genera il rilassamento continuo del problema di partenza
- Se la soluzione è frazionaria
- Genera dei tagli ed effettua la biforcazione

## Sottoproblemi

Il sottoproblema può fornire una soluzione:

- Intera
- Inammissibile
- Frazionaria

# Cplex e l'algoritmo branch & cut



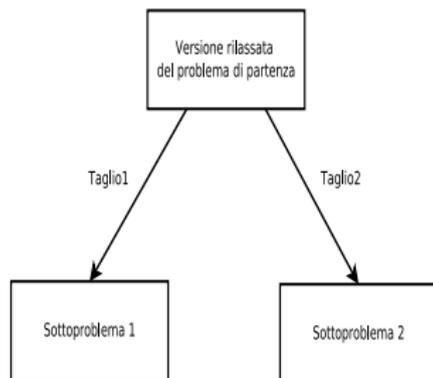
- Genera il rilassamento continuo del problema di partenza
- Se la soluzione è frazionaria
- Genera dei tagli ed effettua la biforcazione

## Sottoproblemi

Il sottoproblema può fornire una soluzione:

- Intera
- Inammissibile
- Frazionaria

# Cplex e l'algoritmo branch & cut



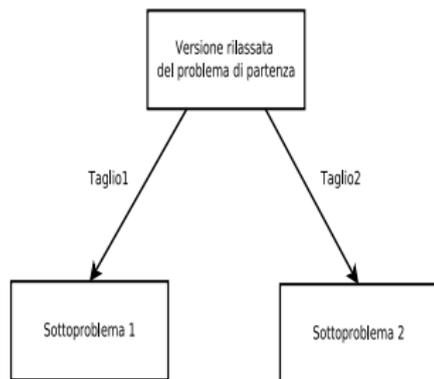
- Genera il rilassamento continuo del problema di partenza
- Se la soluzione è frazionaria
- Genera dei tagli ed effettua la biforcazione

## Sottoproblemi

Il sottoproblema può fornire una soluzione:

- Intera
- Inammissibile
- Frazionaria

# Cplex e l'algoritmo branch & cut



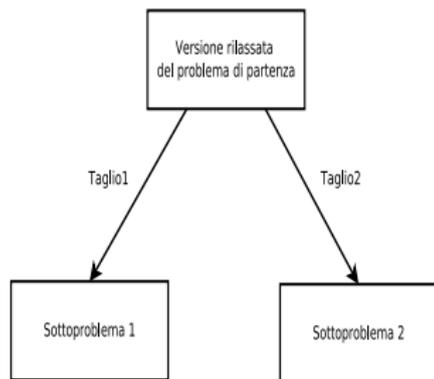
- Genera il rilassamento continuo del problema di partenza
- Se la soluzione è frazionaria
- Genera dei tagli ed effettua la biforcazione

## Sottoproblemi

Il sottoproblema può fornire una soluzione:

- Intera
- Inammissibile
- Frazionaria

# Cplex e l'algoritmo branch & cut



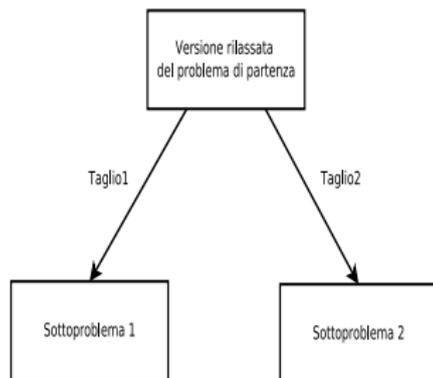
- Genera il rilassamento continuo del problema di partenza
- Se la soluzione è frazionaria
- Genera dei tagli ed effettua la biforcazione

## Sottoproblemi

Il sottoproblema può fornire una soluzione:

- Intera
- Inammissibile
- Frazionaria

# Cplex e l'algoritmo branch & cut



- Genera il rilassamento continuo del problema di partenza
- Se la soluzione è frazionaria
- Genera dei tagli ed effettua la biforcazione

## Sottoproblemi

Il sottoproblema può fornire una soluzione:

- Intera
- Inammissibile
- Frazionaria

# Problemi del branch & cut

## Problemi

- Tempo di calcolo elevato per dimensioni elevate dei dati in ingresso
- Dimensione elevata dell'albero dei sottoproblemi (problemi di memoria)

## Possibile soluzione

- Il modello del problema che stiamo trattando è molto approssimato
- La ricerca dell'ottimo teorico ha poco senso pratico
- Otteniamo una soluzione subottima limitando il numero di sottoproblemi rilassati

# Problemi del branch & cut

## Problemi

- Tempo di calcolo elevato per dimensioni elevate dei dati in ingresso
- Dimensione elevata dell'albero dei sottoproblemi (problemi di memoria)

## Possibile soluzione

- Il modello del problema che stiamo trattando è molto approssimato
- La ricerca dell'ottimo teorico ha poco senso pratico
- Otteniamo una soluzione subottima limitando il numero di sottoproblemi rilassati

# Problemi del branch & cut

## Problemi

- Tempo di calcolo elevato per dimensioni elevate dei dati in ingresso
- Dimensione elevata dell'albero dei sottoproblemi (problemi di memoria)

## Possibile soluzione

- Il modello del problema che stiamo trattando è molto approssimato
- La ricerca dell'ottimo teorico ha poco senso pratico
- Otteniamo una soluzione subottima limitando il numero di sottoproblemi rilassati

# Problemi del branch & cut

## Problemi

- Tempo di calcolo elevato per dimensioni elevate dei dati in ingresso
- Dimensione elevata dell'albero dei sottoproblemi (problemi di memoria)

## Possibile soluzione

- Il modello del problema che stiamo trattando è molto approssimato
- La ricerca dell'ottimo teorico ha poco senso pratico
- Otteniamo una soluzione subottima limitando il numero di sottoproblemi rilassati

# Problemi del branch & cut

## Problemi

- Tempo di calcolo elevato per dimensioni elevate dei dati in ingresso
- Dimensione elevata dell'albero dei sottoproblemi (problemi di memoria)

## Possibile soluzione

- Il modello del problema che stiamo trattando è molto approssimato
- La ricerca dell'ottimo teorico ha poco senso pratico
- Otteniamo una soluzione subottima limitando il numero di sottoproblemi rilassati

## Test

Sono state testate 10 reti con le seguenti caratteristiche:

- Numero di utenti  $n=30$
- Orizzonte temporale  $K=1\dots 10$
- Set di innovatori di partenza  $r=1\dots 10$

Sono state volutamente testate reti molto piccole per permetterci di determinare la soluzione ottima.

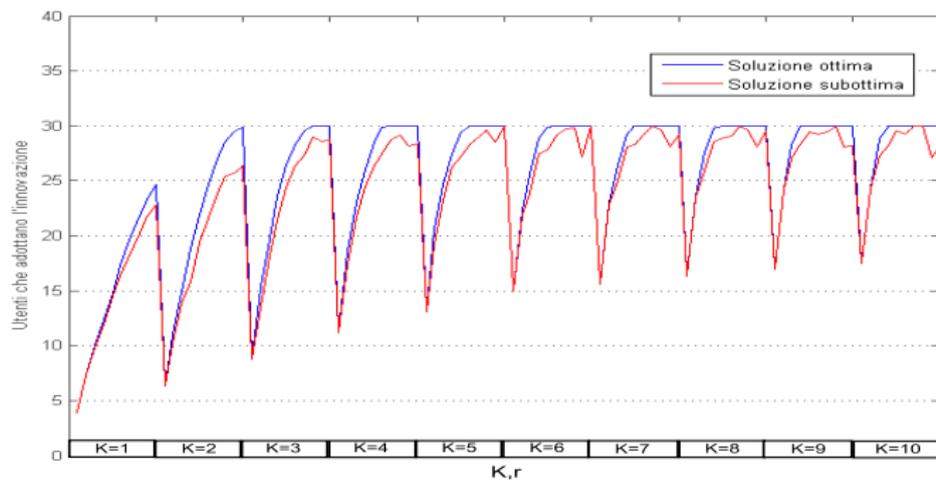
# Alcuni risultati

Otteniamo una riduzione dei tempi di calcolo di circa il 70%.

	Tempo di calcolo [sec]	
	Soluzione ottima	Soluzione subottima
<b>Rete 1</b>	743	241
<b>Rete 2</b>	291	227
<b>Rete 3</b>	428	227
<b>Rete 4</b>	2123	217
<b>Rete 5</b>	516	235
<b>Rete 6</b>	1175	233
<b>Rete 7</b>	190	232
<b>Rete 8</b>	956	228
<b>Rete 9</b>	848	231
<b>Rete 10</b>	423	238
<b>Media</b>	796	231

# Alcuni risultati

	errore %	Unità
<b>Minimo</b>	0	0
<b>Massimo</b>	12.3	3.7



# Piano della presentazione

- 1 Introduzione
- 2 Modello a soglia lineare
- 3 Massimizzazione dell'influenza in tempo finito
- 4 Diffusione dell'innovazione su un target di utenti**
- 5 Conclusioni

# Diffusione dell'innovazione su un target di utenti

## Definizione del problema [Rosa e Giua, 2012]

Consideriamo un social network descritto dal grafo  $G(V,E)$

- Il problema della massimizzazione dell'influenza su un target di utenti consiste nel determinare il più piccolo set  $\phi_0$  di innovatori di partenza che diffondono l'innovazione su un target di utenti in  $K$  passi temporali.

# Diffusione dell'innovazione su un target di utenti

Problema di ottimizzazione [Rosa e Giua, 2012]

$$\begin{cases} \min & [\mathbf{1}_n^T \quad \mathbf{0}_{nk}^T] \cdot \mathbf{w} \\ & \mathbf{w}_k \geq \mathbf{x}_d \quad (a) \\ & \forall i \in \{0, \dots, k-1\}, \\ & [\hat{A}^T + \Lambda] \mathbf{w}_{i-1} - \Lambda \mathbf{w}_i \geq \mathbf{0}_n \quad (b) \\ & \mathbf{w} \in \{0, 1\}^{n(k+1)} \quad (c) \end{cases}$$

- Il vincolo (a) garantisce la diffusione sul set target
- Il vincolo (b) rappresenta la regola di adozione dell'innovazione
- Il vincolo (c) rappresenta il vincolo di interezza delle variabili di decisione

# Diffusione dell'innovazione su un target di utenti

Problema di ottimizzazione [Rosa e Giua, 2012]

$$\begin{cases} \min & [\mathbf{1}_n^T \quad \mathbf{0}_{nk}^T] \cdot \mathbf{w} \\ & \mathbf{w}_k \geq \mathbf{x}_d \quad (a) \\ & \forall i \in \{0, \dots, k-1\}, \\ & [\hat{A}^T + \Lambda] \mathbf{w}_{i-1} - \Lambda \mathbf{w}_i \geq \mathbf{0}_n \quad (b) \\ & \mathbf{w} \in \{0, 1\}^{n(k+1)} \quad (c) \end{cases}$$

- Il vincolo (a) garantisce la diffusione sul set target
- Il vincolo (b) rappresenta la regola di adozione dell'innovazione
- Il vincolo (c) rappresenta il vincolo di interezza delle variabili di decisione

# Diffusione dell'innovazione su un target di utenti

Problema di ottimizzazione [Rosa e Giua, 2012]

$$\begin{cases} \min & [\mathbf{1}_n^T \quad \mathbf{0}_{nk}^T] \cdot \mathbf{w} \\ & \mathbf{w}_k \geq \mathbf{x}_d & (a) \\ & \forall i \in \{0, \dots, k-1\}, \\ & [\hat{A}^T + \Lambda] \mathbf{w}_{i-1} - \Lambda \mathbf{w}_i \geq \mathbf{0}_n & (b) \\ & \mathbf{w} \in \{0, 1\}^{n(k+1)} & (c) \end{cases}$$

- Il vincolo (a) garantisce la diffusione sul set target
- Il vincolo (b) rappresenta la regola di adozione dell'innovazione
- Il vincolo (c) rappresenta il vincolo di interezza delle variabili di decisione

# Diffusione dell'innovazione su un target di utenti

## Problema di ottimizzazione [Rosa e Giua, 2012]

$$\begin{cases} \min & [\mathbf{1}_n^T \quad \mathbf{0}_{nk}^T] \cdot \mathbf{w} \\ & \mathbf{w}_k \geq \mathbf{x}_d & (a) \\ & \forall i \in \{0, \dots, k-1\}, \\ & [\hat{A}^T + \Lambda] \mathbf{w}_{i-1} - \Lambda \mathbf{w}_i \geq \mathbf{0}_n & (b) \\ & \mathbf{w} \in \{0, 1\}^{n(k+1)} & (c) \end{cases}$$

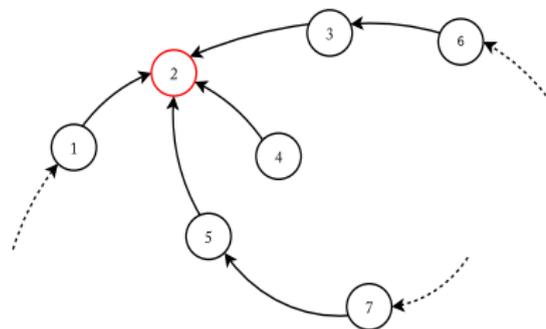
- Il vincolo (a) garantisce la diffusione sul set target
- Il vincolo (b) rappresenta la regola di adozione dell'innovazione
- Il vincolo (c) rappresenta il vincolo di interezza delle variabili di decisione

## Idea di base

- Fissati i nodi obiettivo e l'orizzonte temporale  $K$  i nodi che distano più di  $K$  passi dai nodi target non verranno mai scelti come innovatori di partenza. Si ottiene comunque la soluzione ottima.

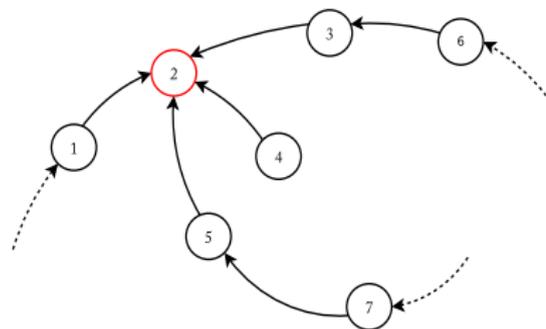
## Idea di base

- Fissati i nodi obiettivo e l'orizzonte temporale  $K$  i nodi che distano più di  $K$  passi dai nodi target non verranno mai scelti come innovatori di partenza. Si ottiene comunque la soluzione ottima.



## Idea di base

- Fissati i nodi obiettivo e l'orizzonte temporale  $K$  i nodi che distano più di  $K$  passi dai nodi target non verranno mai scelti come innovatori di partenza. Si ottiene comunque la soluzione ottima.



- Per  $k=1$  i nodi 6 e 7 vengono scartati.

## Test

Sono state testate 10 reti con le seguenti caratteristiche:

- Numero di utenti  $n=1000$
- Orizzonte temporale  $K=2,3$
- Numero di utenti obiettivo  $|x_d| = 10$

Ci aspettiamo che all'aumentare di  $K$  il tempo computazionale aumenti.

## Alcuni risultati

K=2	Rete di partenza		Rete ridotta	
	Nodi	Tempo di calcolo[sec]	Nodi	Tempo di calcolo[sec]
<b>Rete 1</b>	1000	36	558	17.64
<b>Rete 2</b>	1000	35.4	543	18.22
<b>Rete 3</b>	1000	34.7	522	18.34
<b>Rete 4</b>	1000	34.2	537	17.5
<b>Rete 5</b>	1000	36.2	526	18.64
<b>Rete 6</b>	1000	34.7	573	17.63
<b>Rete 7</b>	1000	37.3	548	18.12
<b>Rete 8</b>	1000	37.8	562	17.15
<b>Rete 9</b>	1000	36.15	559	18.9
<b>Rete 10</b>	1000	36.9	565	19.2
<b>Media</b>	1000	35.9	549.3	18.13

Otteniamo una riduzione dei tempi di calcolo del 50%

## Alcuni risultati

K=3	Rete di partenza		Rete ridotta	
	Nodi	Tempo di calcolo[sec]	Nodi	Tempo di calcolo[sec]
<b>Rete 1</b>	1000	43.61	942	39.88
<b>Rete 2</b>	1000	42.70	948	38.7
<b>Rete 3</b>	1000	43.51	936	38.12
<b>Rete 4</b>	1000	42.76	941	39.16
<b>Rete 5</b>	1000	41.81	938	39.98
<b>Rete 6</b>	1000	43.77	933	39.18
<b>Rete 7</b>	1000	45.39	943	39.74
<b>Rete 8</b>	1000	42.50	958	38.26
<b>Rete 9</b>	1000	44.16	923	39.42
<b>Rete 10</b>	1000	43.12	945	38.56
<b>Media</b>	1000	43.3	940.7	39.1

Otteniamo una riduzione dei tempi di calcolo del 10%

# Piano della presentazione

- 1 Introduzione
- 2 Modello a soglia lineare
- 3 Massimizzazione dell'influenza in tempo finito
- 4 Diffusione dell'innovazione su un target di utenti
- 5 Conclusioni**

- È possibile costruire dei modelli di diffusione più dettagliati che siano più aderenti alla realtà.
- Il problema della diffusione dell'innovazione su un target di utenti in alcuni casi può essere trattato attraverso la parallelizzazione dati.
- Rimane ancora aperto il problema della massimizzazione dell'influenza in tempo finito.

## Modello a soglia lineare

[1] M.Granovetter. "Treshold models of collective behavior", *American journal of sociology*, 1978.

## Massimizzazione dell'influenza in tempo finito

[2] D.Rosa, A. Giua. *On the spread of innovation in social network*, in preparation.

GRAZIE PER L'ATTENZIONE