# Progetto per il corso Algoritmi e modelli per l'ottimizzazione discreta

Sara Malaspina, Silvia Perelli

## Problema

L'obiettivo del progetto è risolvere un problema di scheduling con due giocatori, ciascuno dei quali possiede un insieme di job da svolgere su una singola macchina.

Ciascun giocatore ha una funzione obiettivo che è influenzata dalla posizione dei job dell'altro giocatore ed entrambi vorrebbero cercare di minimizzare la somma dei tempi di completamento dei propri job.

Tuttavia, il problema è NP hard.

## Modelli

Abbiamo modellato il problema di scheduling come un problema di programmazione lineare intera, considerando tre varianti:

- Soluzioni Min-Max
- Soluzioni di Kalai-Smorodinsky
- Soluzioni pesate con parametro  $\alpha$

#### Input:

- $J_1$ : insieme di job del giocatore 1
- $J_2$ : insieme di job del giocatore 2
- *n*: numero di job totali
- p: vettore di durate dei job

## Soluzioni Min-Max (1)

#### Variabili temporali (continue)

- s[i]: tempo di inizio del job i  $\forall i \in \{1, ..., n\}$
- c[i]: tempo di completamento del job i  $\forall i \in \{1, ..., n\}$

## Variabili di precedenza (binarie)

• 
$$x[i,j] = \begin{cases} 1 \text{ se il job i precede il job j} \\ 0 \text{ altrimenti} \end{cases} \quad \forall \ 1 \le i < j \le n$$

#### Variabile objettivo

• z: somma dei tempi di completamento massima tra i due giocatori

## Soluzioni Min-Max (2)

#### **Funzione Obiettivo**

• min z

#### Vincoli sul tempo di completamento

• 
$$c[i] = s[i] + p[i]$$

$$\forall i \in \{1, ..., n\}$$

- $z \ge \sum_{i \in I_1} c[i]$
- $z \ge \sum_{i \in I_2} c[i]$

#### Vincoli di precedenza

• 
$$s[j] \ge c[i] - M * (1 - x[i,j])$$
  $\forall 1 \le i < j \le n$ 

$$\forall \ 1 \le i < j \le n$$

• 
$$s[i] \ge c[j] - M * x[i,j]$$

$$\forall \ 1 \le i < j \le n$$

## Soluzioni di Kalai-Smorodinsky (1)

#### Variabili temporali (continue)

- s[i]: tempo di inizio del job i  $\forall i \in \{1, ..., n\}$
- c[i]: tempo di completamento del job i  $\forall i \in \{1, ..., n\}$

## Variabili di precedenza (binarie)

• 
$$x[i,j] = \begin{cases} 1 \text{ se il job i precede il job j} \\ 0 \text{ altrimenti} \end{cases} \quad \forall \ 1 \le i < j \le n$$

#### Variabile objettivo

• z: somma dei tempi di completamento massima (normalizzata) tra i due giocatori

## Soluzioni di Kalai-Smorodinsky (2)

#### Funzione Obiettivo

• min z

#### Vincoli sul tempo di completamento

• 
$$c[i] = s[i] + p[i]$$

$$\forall i \in \{1, ..., n\}$$

• 
$$z \ge \frac{\sum_{i \in J_1} c[i]}{worst_1 - best_1}$$

• 
$$z \ge \frac{\sum_{i \in J_2} c[i]}{worst_2 - best_2}$$

## Vincoli di precedenza

• 
$$s[j] \ge c[i] - M * (1 - x[i,j])$$
  $\forall 1 \le i < j \le n$ 

$$\forall \ 1 \le i < j \le n$$

• 
$$s[i] \ge c[j] - M * x[i,j]$$

$$\forall \ 1 \leq i < j \leq n$$

## Soluzioni di Kalai-Smorodinsky (3)

Calcolo  $best_1$  e  $worst_1$  (analogo per il giocatore 2)

- $best_1$ : somma dei tempi di completamento dei job del giocatore 1 disposti prima dei job del giocatore 2 e in ordine Shortest Processing Time
- $worst_1$ : somma dei tempi di completamento dei job del giocatore 1 disposti dopo i job del giocatore 2 e in ordine Shortest Processing Time (anche i job del giocatore 2 sono disposti in ordine Shortest Processing Time)

## Soluzioni di Kalai-Smorodinsky (4)

Questo modello normalizza le funzioni obiettivo dei singoli giocatori, tenendo conto dei valori minimi e massimi che ciascuno di essi può ottenere.

Tale strategia risulta più equa nei casi in cui i job di un giocatore durano molto meno dei job dell'altro, poiché utilizzando una soluzione Min-Max andremmo a favorire il giocatore con i job che durano di più.

## Soluzioni pesate (1)

#### Variabili temporali (continue)

- s[i]: tempo di inizio del job i
- c[i]: tempo di completamento del job i

$$\forall i \in \{1, ..., n\}$$

 $\forall i \in \{1, \dots, n\}$ 

## Variabili di precedenza (binarie)

• 
$$x[i,j] = \begin{cases} 1 \text{ se il job i precede il job j} \\ 0 \text{ altrimenti} \end{cases}$$

$$\forall \ 1 \le i < j \le n$$

 $\alpha \in [0,1]$ 

#### Funzione obiettivo

• 
$$\min \alpha * \sum_{i \in J_1} c[i] + (1 - \alpha) * \sum_{i \in J_2} c[i]$$

## Soluzioni pesate (2)

#### Vincolo sul tempo di completamento

• 
$$c[i] = s[i] + p[i]$$

$$\forall i \in \{1, \dots, n\}$$

#### Vincoli di precedenza

• 
$$s[j] \ge c[i] - M * (1 - x[i,j])$$
  $\forall 1 \le i < j \le n$ 

• 
$$s[i] \ge c[i] - M * x[i,j]$$

$$\forall \ 1 \leq i < j \leq n$$

$$\forall \ 1 \le i < j \le n$$

## Soluzioni pesate (3)

Questo modello restituisce, al variare del parametro  $\alpha$ , soluzioni che non sono dominate tra loro, ossia non riesco a migliorare la soluzione di uno dei due giocatori se non peggioro quella dell'altro.

Tali soluzioni appartengono al fronte di Pareto.

## Implementazione (1)

Abbiamo utilizzato il solver Gurobi tramite la libreria di Python gurobipy.

Il main del programma realizzato permette all'utente di scegliere tra 5 gruppi di istanze:

- Istanze simmetriche
- Istanze con pochi job (da 4 a 8) e bassa varianza tra le durate
- Istanze con molti job (da 8 a 12) e bassa varianza tra le durate
- Istanze con pochi job (da 4 a 8) e alta varianza tra le durate
- Istanze con molti job (da 8 a 12) e alta varianza tra le durate

Per istanze con più di 12 job il solver non riesce a trovare la soluzione ottima in un tempo massimo di 5 minuti per ciascun modello.

## Implementazione (2)

Per ciascuna istanza all'interno del gruppo selezionato viene calcolata la soluzione ottima per i tre modelli proposti.

In particolare, nel caso delle soluzioni pesate, vengono calcolate 11 soluzioni ottime, facendo variare il parametro  $\alpha$  con passo 0.1.

Ogni modello restituisce anche la somma dei tempi di completamento dei job di ciascun giocatore e lo scheduling proposto.

## Output Modelli

```
Istanza n° 1:
Soluzione ottima trovata:
Valore di z: 101.0
Job 0: inizio = 10.0, completamento = 32.0
Job 1: inizio = 32.0, completamento = 65.0
Job 2: inizio = 65.0, completamento = 91.0
Job 3: inizio = 0.0, completamento = 10.0
x_0_1 = 1.0
x 0 2 = 1.0
x_0_3 = 0.0
x 1 2 = 1.0
x_1_3 = 0.0
x_2 = 0.0
Scheduling trovato:
Posizione 1: Job 3
Posizione 2: Job 0
Posizione 3: Job 1
Posizione 4: Job 2
Payoff giocatore 1: 97.0
Payoff giocatore 2: 101.0
```

```
Istanza n° 1:
Soluzione ottima trovata:
Valore di z: 1.2
Job 0: inizio = 0.0, completamento = 22.0
Job 1: inizio = 32.0, completamento = 65.0
Job 2: inizio = 65.0, completamento = 91.0
Job 3: inizio = 22.0, completamento = 32.0
x_0_1 = 1.0
x 0 2 = 1.0
x_0_3 = 1.0
x_1_2 = 1.0
x 1 3 = 0.0
x_2_3 = 0.0
Scheduling trovato:
Posizione 1: Job 0
Posizione 2: Job 3
Posizione 3: Job 1
Posizione 4: Job 2
Payoff giocatore 1: 87.0
Payoff giocatore 2: 123.0
```

```
Istanza n° 1:
Soluzione ottima trovata:
Valore di obj: 95.5 per alpha 0.5
Job 0: inizio = 10.0, completamento = 32.0
Job 1: inizio = 58.0, completamento = 91.0
Job 2: inizio = 32.0, completamento = 58.0
Job 3: inizio = 0.0, completamento = 10.0
x_0_1 = 1.0
x_0_2 = 1.0
x_0_3 = 0.0
x 1 2 = 0.0
x_1_3 = 0.0
x_2_3 = 0.0
Scheduling trovato:
Posizione 1: Job 3
Posizione 2: Job 0
Posizione 3: Job 2
Posizione 4: Job 1
Payoff giocatore 1: 123.0
Payoff giocatore 2: 68.0
```

Min-Max

Kalai-Smorodinsky

Pesata per  $\alpha = 0.5$ 

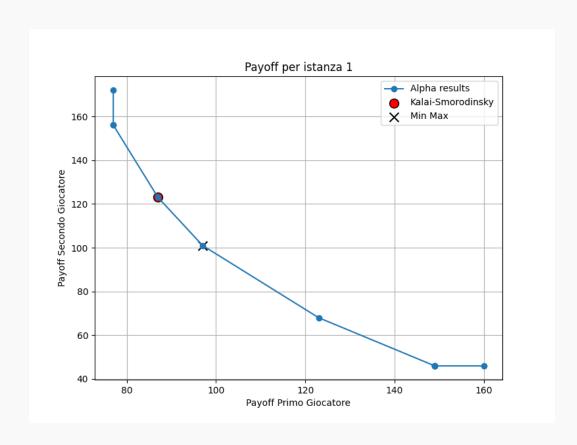
## Implementazione (3)

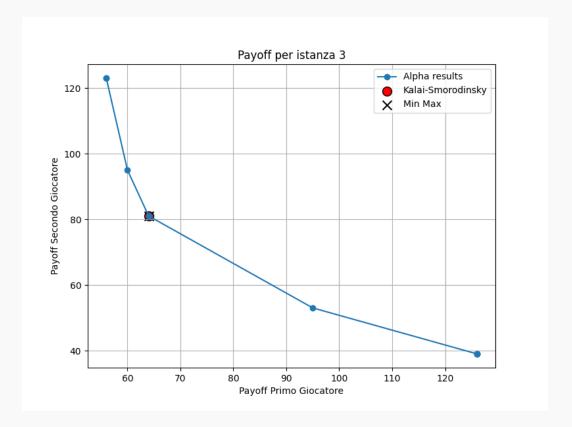
Abbiamo confrontato le soluzioni dei diversi modelli per via grafica riportando, per ogni istanza, la somma dei tempi di completamento del primo giocatore sulle ascisse e la somma dei tempi di completamento del secondo giocatore sulle ordinate.

Sul grafico sono state evidenziate la soluzione di Kalai-Smorodinsky, la soluzione Min-Max e le soluzioni pesate per ogni valore di  $\alpha$ .

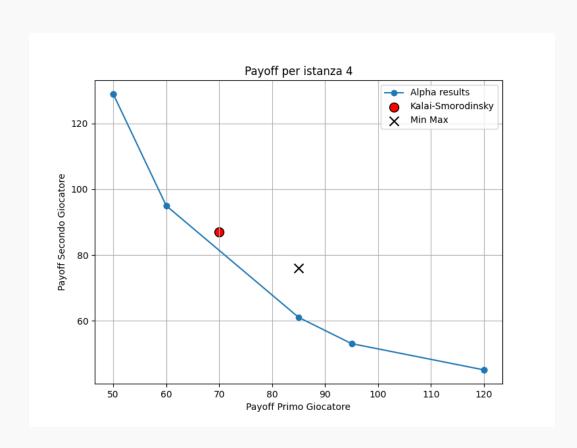
È possibile notare che per alcune istanze, la soluzione Min-Max o di Kalai-Smorodinsky coincidono con una delle soluzioni ottime per uno o più valori di  $\alpha$ .

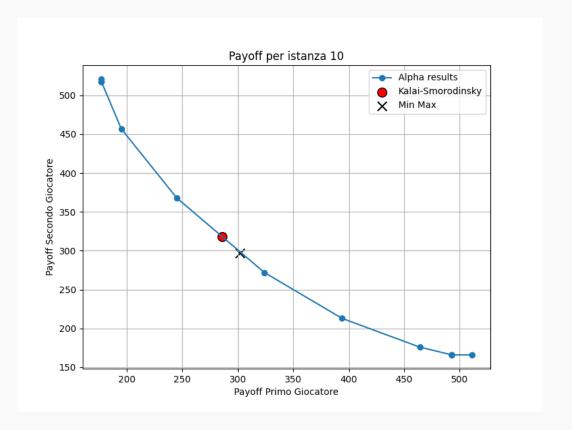
# Grafici (1)





# Grafici (2)





# Grafici (3)

