

Universidad de Oviedo



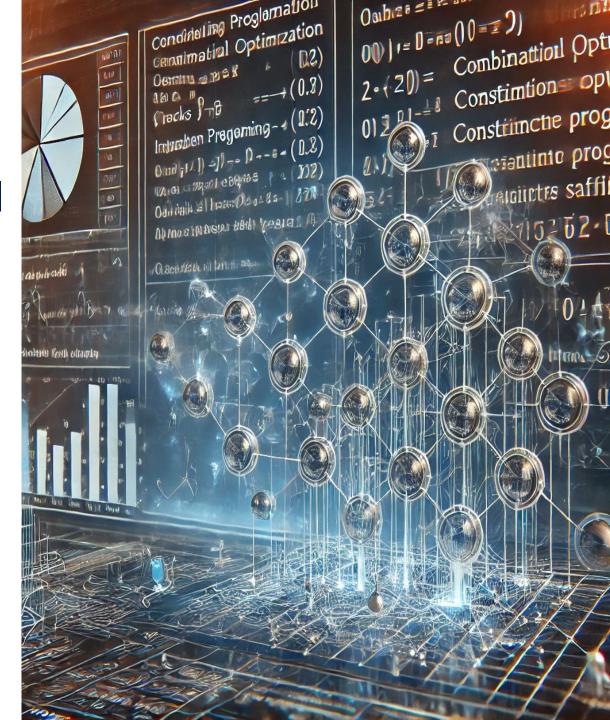
Técnicas de Inteligencia Artificial para la Optimización y Programación de Recursos

Tema 6: Aplicaciones de Scheduling en la vida real

Sezin Afsar afsarsezin@uniovi.es

Ciencia de la Computación e Inteligencia Artificial **Departamento de Informática**







Cuando hablamos de la computación en la nube o de la intelligencia artificial, ¿qué imaginamos?













- Procesar una consulta en ChatGPT consume en promedio 10 veces más energía que una búsqueda estándar en Google. [Goldman Sachs, 2024]
- En España:
 - La demanda de energía de la IA y los centros de datos crecerá hasta casi 26 teravatios hora (TWh) en 2050 (más del 300% que en la actualidad)
 - Lo que representará el 44% de la demanda de energía de los electrodomésticos comerciales y el 15% de la demanda total de electricidad de los edificios.



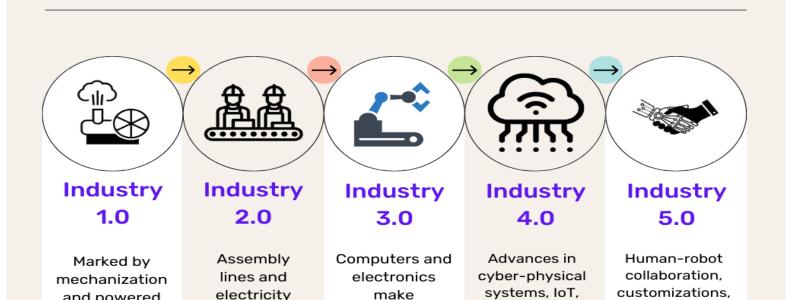


Industrial Revolutions

and powered

by water and

steam



automation

possible

cognitive

systems

and network

communications



allow for mass

production





Según la definición que desarrolla la propia Comisión Europea en su informe, la industria 5.0 es un nuevo paradigma que se centra en tres elementos clave:

- El ser humano
- La resiliencia
- La sostenibilidad medioambiental



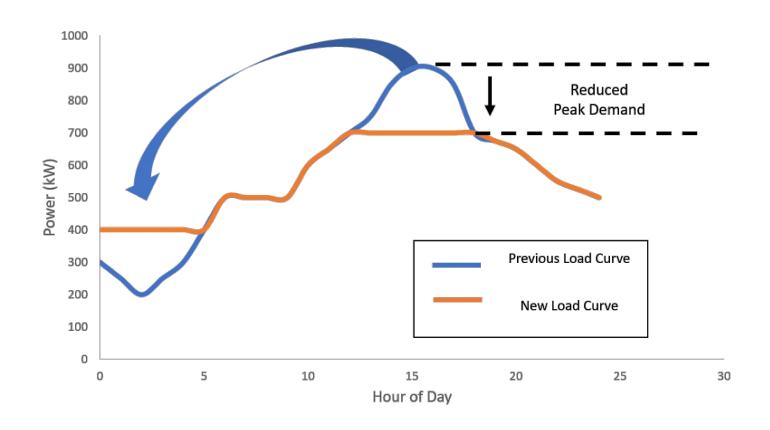


- La sostenibilidad medioambiental es un factor clave debido a la crisis climática
- Una mayor demanda de energía significa consumir más combustibles fósiles, más emisiones de gases de efecto invernadero, lo que dificulta la lucha contra la crisis climática.





- Minimizar el consumo total de energía
- Desplazar el consumo a horas de menor demanda cuando sea posible







- Minimizar el consumo total de energía
- Desplazar el consumo a horas de menor demanda cuando sea posible



Minimizar el **coste** total de energía

$$min \sum_{h} precio_h * carga_h$$





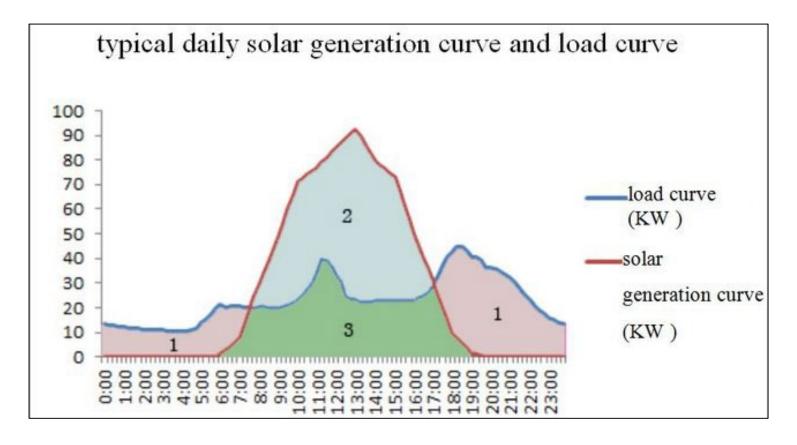
El mismo modelo se puede utilizar para escenarios distintos:

- Para explotar la capacidad existente de generación de energía renovable
- Para adaptarse a los precios del mercado spot





Para explotar la capacidad existente de generación de energía renovable







El mismo modelo se puede utilizar para escenarios distintos:

- Para explotar la capacidad existente de generación de energía renovable
- Para adaptarse a los precios del mercado spot





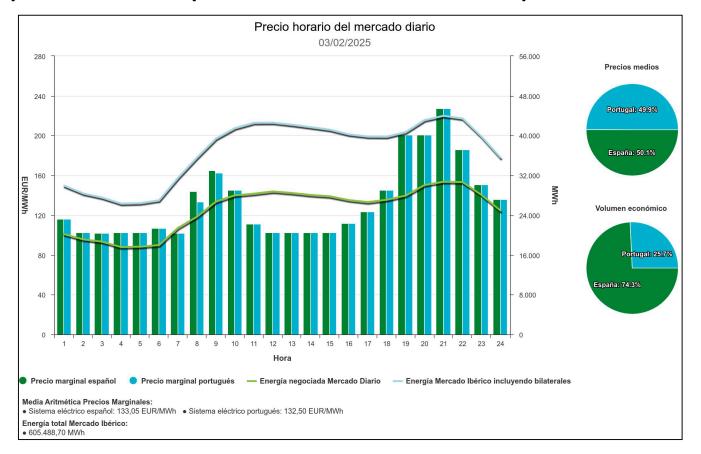
El mercado spot diario (Day-ahead market)

- Los generadores presentan ofertas (para vender)
- •Los compradores estiman demandas (para comprar) la electricidad que se entregará al día siguiente
- •Los generadores con precios más bajos se despachan primero
- •El precio final se establece donde la curva de oferta y demanda se cruzan (precio marginal).
- •El mercado "cleara" (cierra) cuando la oferta y la demanda coinciden a un precio determinado





Para adaptarse a los precios del mercado spot



omie.es





El mismo día en Francia:



epexspot.com



Scheduling "Verde": ¿Como se puede modelar?



- Minimizar el coste energético $\longrightarrow min \sum_{h \in horas} precio_h * carga_h$
- Optimizar el objetivo operacional (min makespan, min tardiness...) $\longrightarrow \min_{i \in iobs} tardiness_i$



Scheduling "Verde": ¿Como se puede modelar?



Minimizar el costo energético

$$\longrightarrow min \sum_{h \in horas} precio_h * carga_h$$

Optimizar el objetivo operacional (min makespan, min tardiness...)

$$----$$
 min $\sum_{j \in jobs} tardiness_j$

sujeto a

Las restricciones del problema de scheduling







Problemas de scheduling

- Hay un conjunto de trabajos y un conjunto de máquinas
- Trabajos consisten en tareas

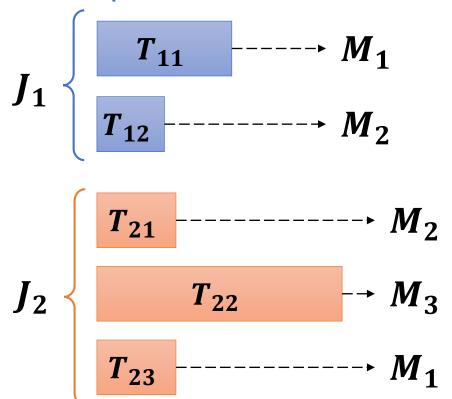
Tipo	Asig. de máq- tareas prefijada		Mismo orden de tareas	Todas máquinas
Flow shop	X	X	X	X
Open shop	X			X
Job shop clásico	X	X		
Job shop flexible		X		

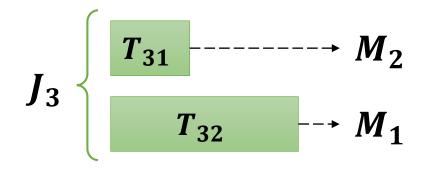






Job Shop Clásico



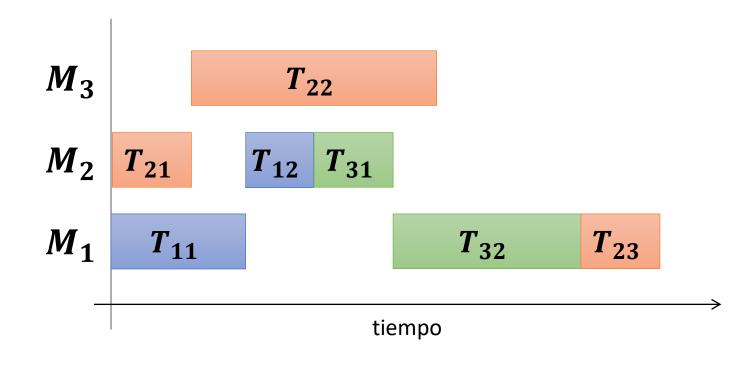








Job Shop Clásico

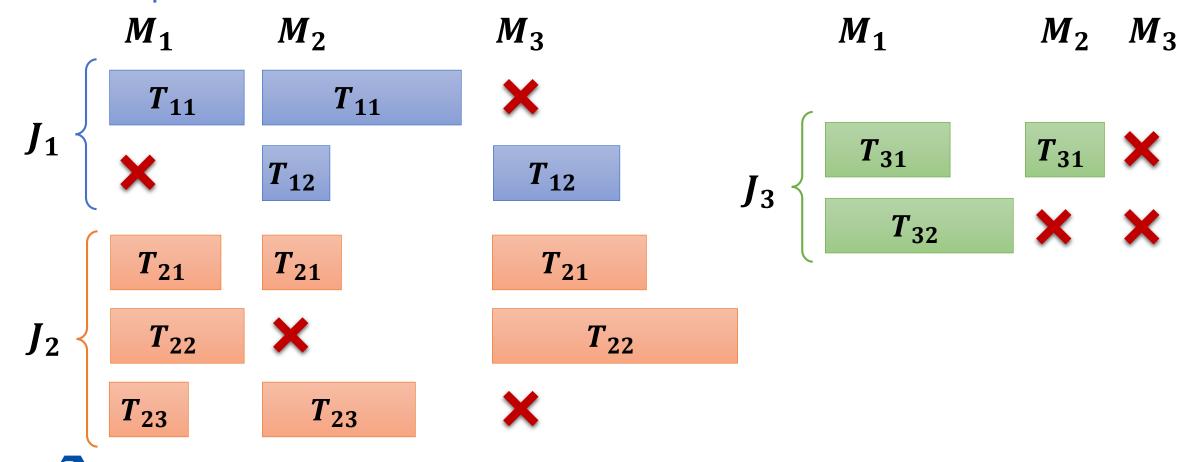




Scheduling "Verde": ¿Como se puede modelar?



Job Shop Flexible

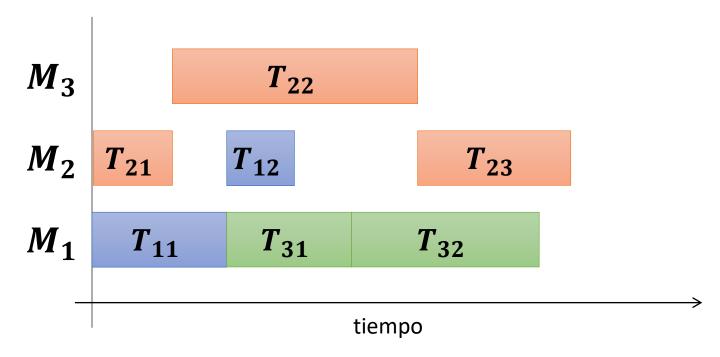






Job Shop Flexible

- 1. Decidir a qué máquina asignar cada tarea
- 2. Hacer la planificación





Scheduling "Verde": ¿Como se puede modelar?



Minimizar {el tardiness total, el coste energético}

Asignar las tareas a las maquinas Asignar las horas de inicio de todas las tareas

Sujeto a

El orden de las tareas de los trabajos prefijado Sin solapamiento en las máquinas Sin interrupción de tareas objetivos

variables de decisión

restricciones







El método más común es modelarlo como un MILP

Conjuntos:

J	conjunto de los trabajos
O_j	conjunto de las operaciones/tareas del trabajo j
M	conjunto de las máquinas
$M_{(j,o)}$	conjunto de las máquinas que puede procesar
	la operación o del trabajo j
H	conjunto de franjas horarias

Parametros:

$q_{m,h}^{(j,o)}$	el coste energético de la operación o del trabajo j
,	si empieza en la máquina m a las h
d_{j}	la fecha de entrega del trabajo j
$p_m^{(j,o)}$	el tiempo de procesamiento de la operación o
	del trabajo j en la máquina m
n_{j}	la última tarea del trabajo j







El método más común es modelarlo como un MILP

Variables:

TT	el tardiness total
CE	el coste energético total
$X_{m,h}^{(j,o)}$	variable binaria, es igual a 1 si la operación o del trabajo j
	empieza en la máquina m a las h
C_j	el tiempo de finalización del trabajo j
$C_j \\ T_j$	el tardiness del trabajo j



Scheduling "Verde": ¿Como se puede modelar?



$$\min\{TT, CE\}$$

s.t.

$$CE = \sum_{j \in J} \sum_{o \in O_j} \sum_{m \in M_{(j,o)}} \sum_{h \in H} q_{m,h}^{(j,o)} X_{m,h}^{(j,o)}$$

$$TT = \sum_{j \in J} T_j$$

$$T_j \ge C_j - d_j$$

$$C_j \ge (h + p_m^{(j,n_j)}) \times X_{m,h}^{(j,n_j)}$$

$$\sum_{m \in M_{(j,o)}} \sum_{h \in H} X_{m,h}^{(j,o)} = 1$$

$$\forall j \in J$$

$$\forall h \in H, j \in J$$

$$\forall j \in J, o \in O_j$$



Scheduling "Verde": ¿Como se puede modelar?



$$\sum_{m \in M_{(j,o)}} \sum_{h \in H} X_{m,h}^{(j,o)} (h + p_m^{(j,o)}) \le \sum_{h \in H} X_{m,h}^{(j,o+1)} h$$

$$\forall j \in J, o \in O_j \setminus \{n_j\} \tag{6}$$

$$\sum_{j \in J} \sum_{o \in O_j} \sum_{\tau = h - p_m^{(j,o)} + 1} X_{m,\tau}^{(j,o)} \le 1$$

$$\forall m \in M, h \in H \tag{7}$$

$$X_{m,h}^{(j,o)} \in \{0,1\}$$

$$\forall j \in J, o \in O_j, m \in M_{(j,o)}, h \in H$$
 (8)

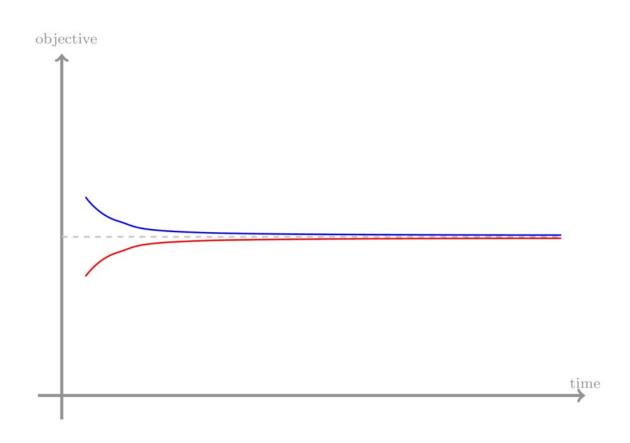
$$C_j, |C_j| \ge 0$$

$$\forall j \in J \tag{9}$$





- Se puede resolver los modelos de MILP con solvers comerciales (CPLEX, Gurobi) o solvers de tipo open-source (SCIP, JuMP)
- El efecto "tail-off" suele ocurrir y aumenta el tiempo de ejecución
- No logran encontrar una solución factible para instancias más grandes







IBM ILOG CP Optimizer



- Forma parte del CPLEX Optimization Studio
- Inicialmente desarrollado para resolver problemas de scheduling
- Facilita la construcción de modelos y abordar la resolución de problemas de scheduling y enrutamiento de vehículos
- Es un solver muy potente





IBM ILOG CP Optimizer

- Tiene su propio "lenguaje" de modelización
- La curva de aprendizaje suele ser pronunciada

from docplex.cp.model import *





- CP Optimizer introduce 2 nuevos tipos de variables: intervalos y secuencias
- Variable de intervalo
 - Para modelizar las tareas
 - Definida por su duración

```
CPmodel = CpoModel()
task1 = CPmodel.interval_var(name='task1', size=10)
```

- Variable de secuencia:
 - Para modelizar las máquinas
 - Es un conjunto de variables de intervalo sin orden

```
list_tasks = [task1, task2]
machine = CPmodel.sequence_var(list_tasks)
```





```
Job shop clásico (JSP)
en CP Optimizer:
```

 $\min \sum_{j \in Jobs} Tardiness_j$

s.t.

```
CPmodel.add(CPmodel.no_overlap(machine[m])for m in Maquinas)
```

```
Tardiness_{j} = \max\{0, completud_{j} - duedate_{j}\} \quad \forall j \in Jobs \\ noOverlap(máquina_{m}) \quad \forall m \in Máquinas \\ endBeforeStart(tarea_{jk}, tarea_{j,k+1}) \quad \forall j \in Jobs, k \in Tareas_{j}
```





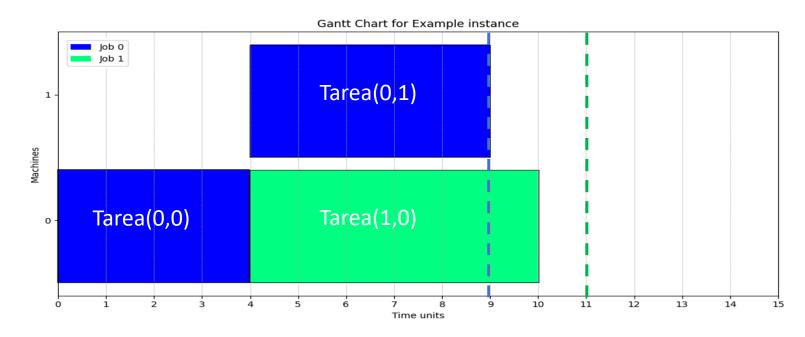
- JSP flexible verde trae nuevos retos:
 flexibilidad
- CP Optimizer tiene variables de intervalos *opcionales* para modelizarlo

- Hay más de una máquina que puede procesar la misma tarea
 - o Por ej. puede haber una más rápida que las demás
 - Pero consumiendo más energía
 - Si esta máquina procesa todas las tareas, ya no será tan rápido.





Por ejemplo, si tenemos 2 máquinas y 2 trabajos con 2 tareas cada uno



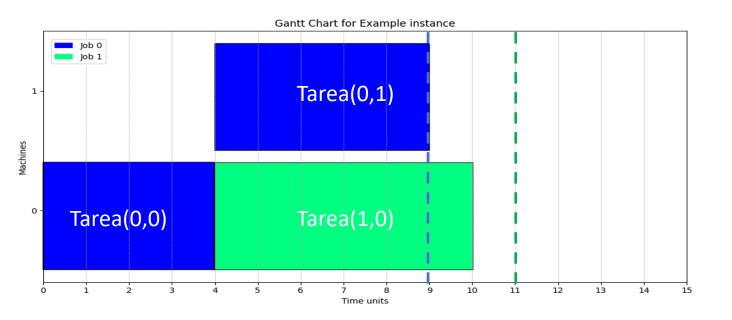
Imaginemos que, además, solo una tarea, Tarea(1,1), se puede ejecutar en las dos maquinas:

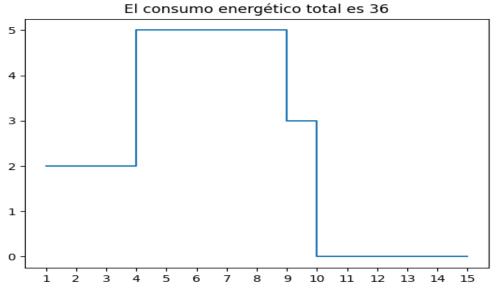
- Duración en la M0 es 4h
- Duración en la M1 es 1h



Scheduling "Verde": ¿Cuál es la solución óptima?



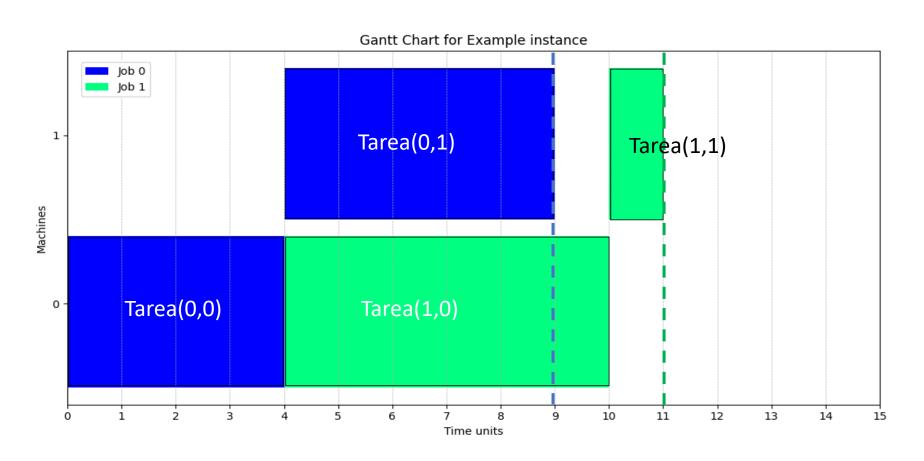






Scheduling "Verde": ¿Cuál es la solución óptima?



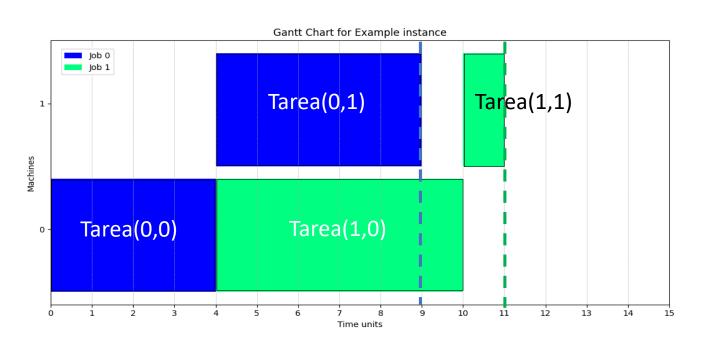


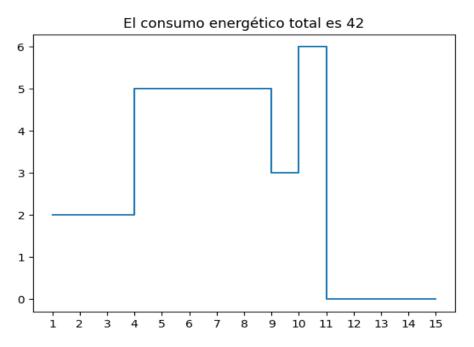
- Si minimizamos el tardiness, este schedule es óptimo con el valor objetivo 0...
- Pero ¿qué ocurre con el consumo energético?



Scheduling "Verde": ¿Cuál es la solución óptima?

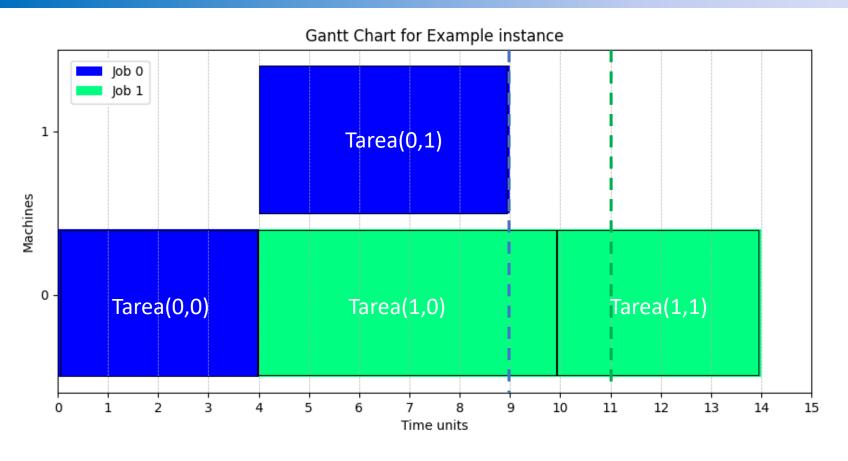








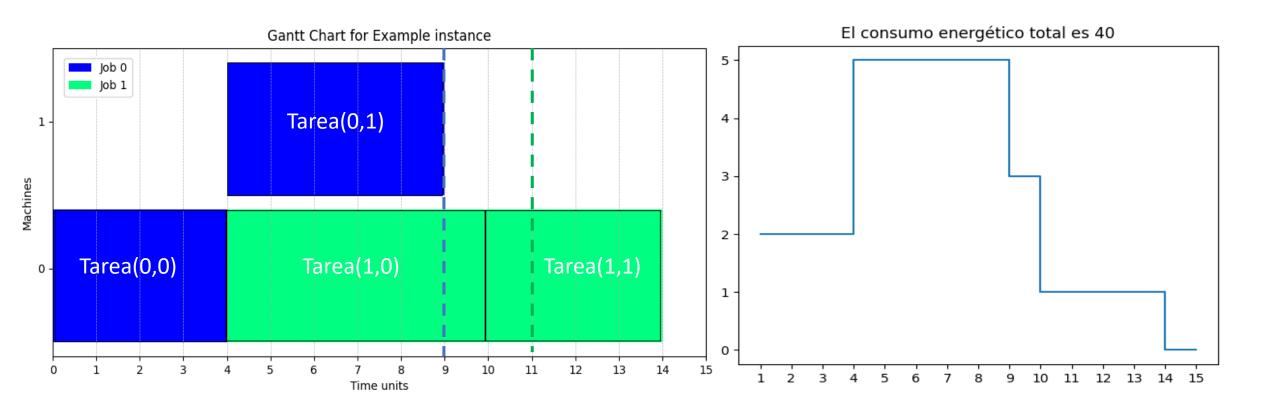




 Pero si minimizamos la energia total, esta solución es mejor











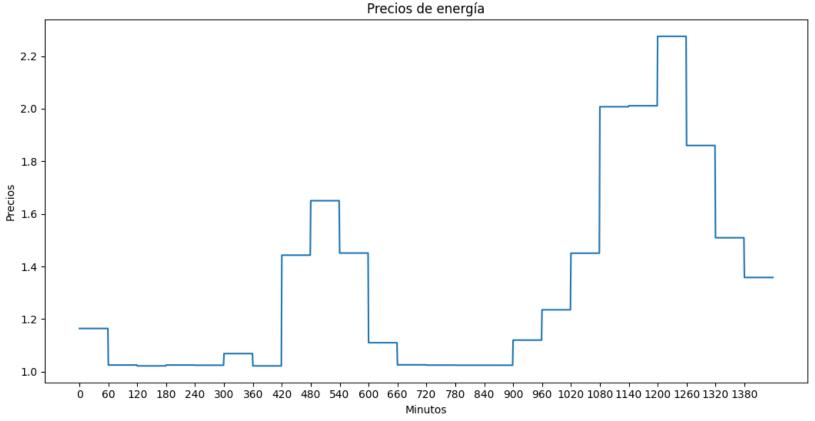
- Job shop clásico es un problema NP-duro
 - Ya lo hemos visto estos días
- Job shop flexible presenta más alternativas, más soluciones
 - Además de lo anterior, hay que decidir en qué máquina procesar cada tarea
- Job shop flexible verde introduce a
 ún más retos...
 - Reducir los costes energéticos de las soluciones adoptadas



Scheduling "Verde": Tardiness vs Coste energético



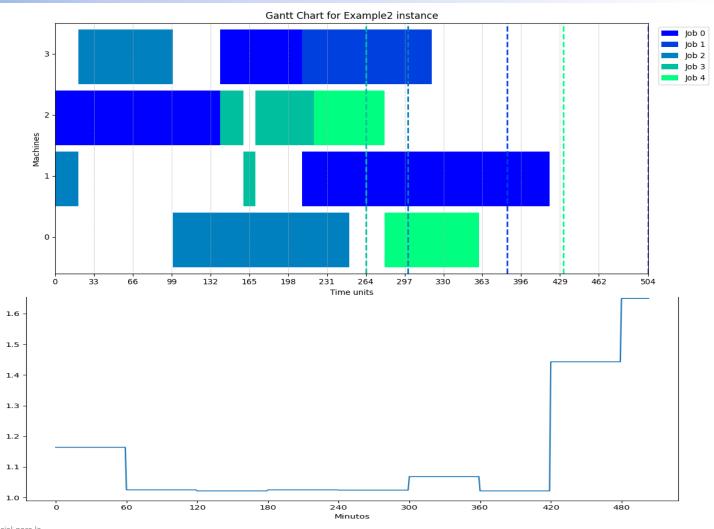
Incorporamos los precios de energía por hora:







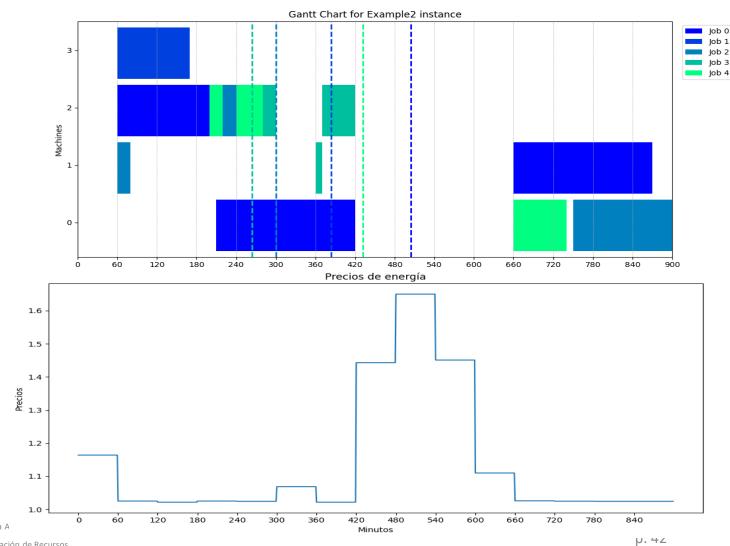
- Tenemos una instancia con 5 trabajos, 4 máquinas y 13 tareas en total.
- ¿Qué ocurre si solo minimizamos el tardiness?
- El tardiness total = 0
- El coste de energía = 615.1







- Tenemos una instancia con 5 trabajos, 4 máquinas y 13 tareas en total.
- ¿Qué ocurre si solo minimizamos el coste de energía?
- El tardiness total = 1430
- El coste de energía = 550.7





Técnicas de Inteligencia A

Optimización y Programación de Recursos



- La optimización monoobjetivo puede no corresponder a las realidades del sector
- Existen enfoques alternativos para abordarlo:
 - Optimización multi-objetivo: lexicográfico, objetivos combinados...
 - Programación con objetivos (goal programming)
 - Restricciones presupuestarias





- Optimización lexicográfica/jerárquica:
 - Se utiliza cuando el experto tiene un orden de prioridad entre los objetivos
 - Por ejemplo, puede querer lograr el mínimo tardiness posible y luego centrarse en minimizar el coste energético

```
my_obj = [total_tardiness, total_energy_cost]
CPmodel.add(minimize_static_lex(my_obj))
```



Scheduling "Verde": Optimización lexicográfica

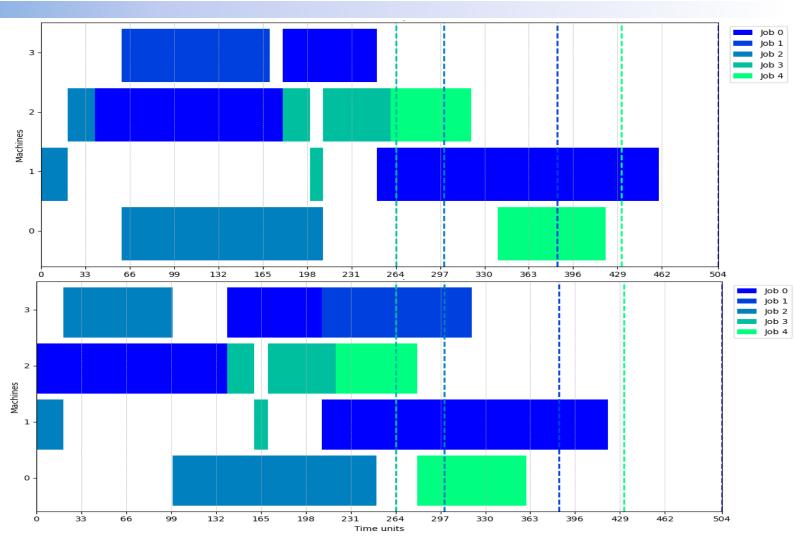


 $lex \min { \{tardiness \ total, \ el \ coste \ energetico \} }$

- El tardiness total = 0
- El coste de energía = 565.37

min{tardiness total}

- El tardiness total = 0
- El coste de energía = 615.1







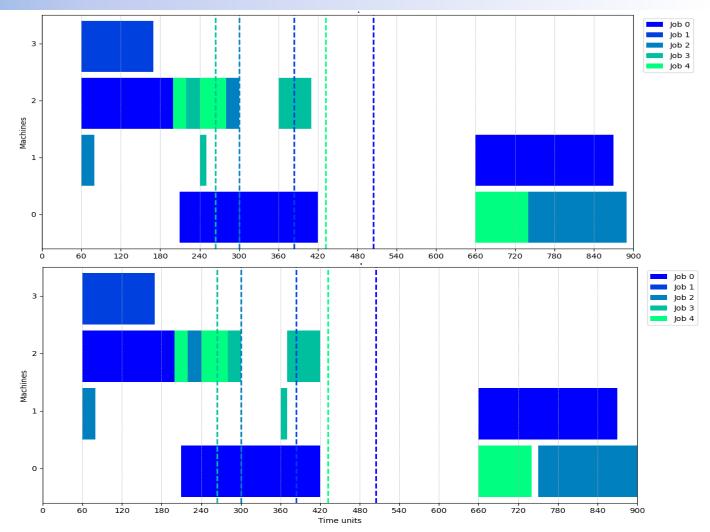


lex min {el coste energetico, tardiness total}

- El tardiness total = 1410
- El coste de energía = 550.7

min{el coste energetico}

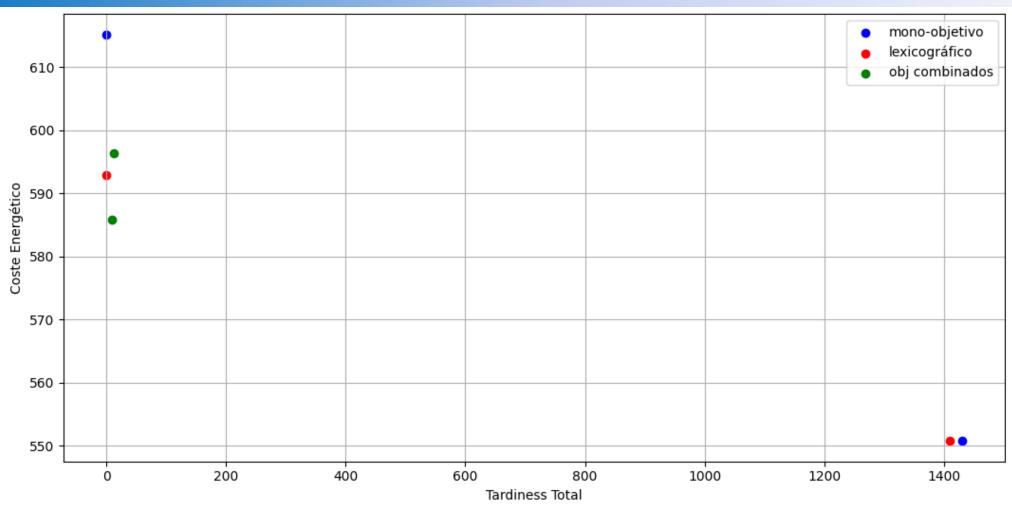
- El tardiness total = 1430
- El coste de energía = 550.7





Scheduling "Verde": Objetivos combinados



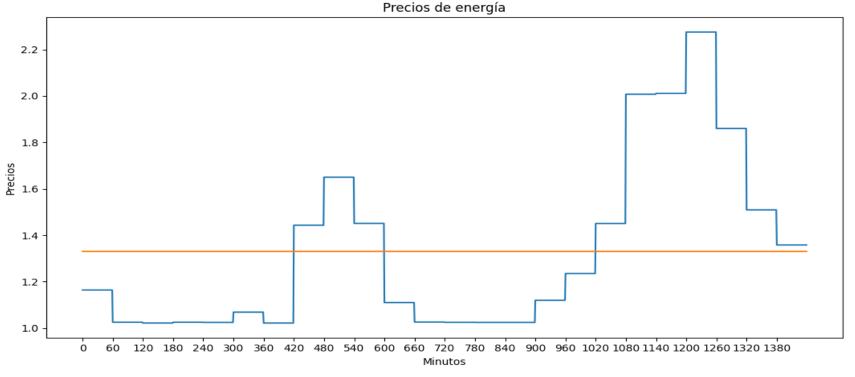








Si tenemos las tarifas fijas, minimizar el coste de energía es equivalente a minimizar el consumo de energía





Scheduling "Verde": El coste vs el consumo de energía

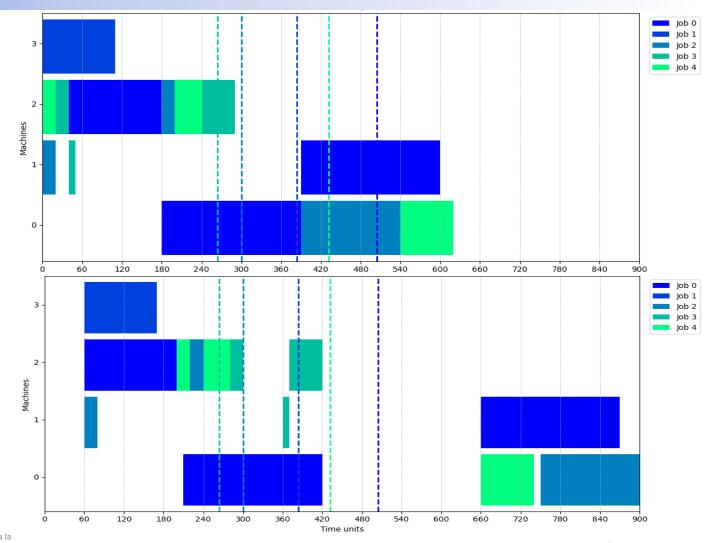


min {el coste energetico} s.a. tarifa fija

- El tardiness total = 550
- El coste de energía = 717.6
- El consumo de energía = 53960

 $\min \frac{\{el\ coste\ energetico\}}{s.\ a.\ precios\ por\ hora}$

- El tardiness total = 1430
- El coste de energía = 550.7
- El consumo de energía = 53960





Scheduling "Verde": El coste vs el consumo de energía



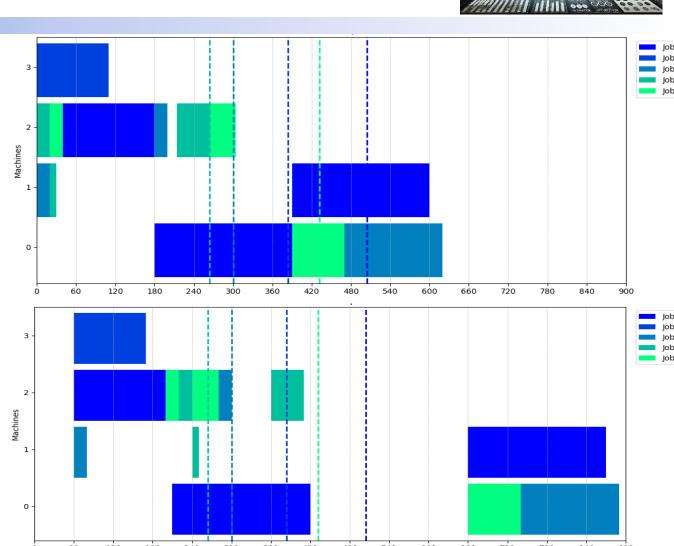
{el coste energetico, lex min tardiness total} s.a.tarifa fija

- El tardiness total = 454
- El coste de energía = 717.6
- El consumo de energía = 53960

{el coste energetico, lex min tardiness total} s.a.precios por hora

- El tardiness total = 1410
- El coste de energía = 550.7
- El consumo de energía = 53960





Scheduling "Verde": Optimización multi-objetivo

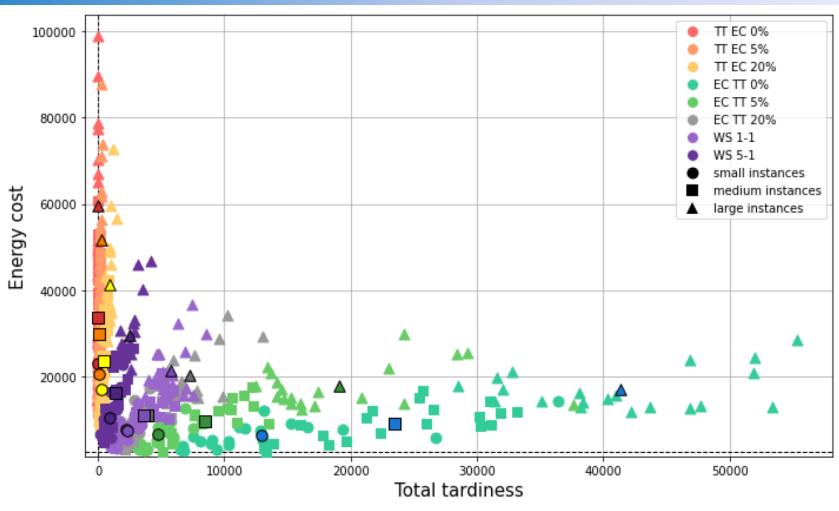


- Tenemos un proyecto en progreso con la Universidad de Groningen,
 Holanda
- Trabajamos sobre un variante del problema de JSP flexible verde
- Intentamos descubrir el espacio factible usando optimización lexicográfica, optimización con restricciones y objetivos combinados
- Los resultados de 60 instancias de distintos tamaños demuestran la relación conflictiva entre los objetivos



Scheduling "Verde": Optimización multi-objetivo







Scheduling "Verde": Conclusiones



- El consumo energético y los costes asociados son preocupaciones fundamentales en el mundo real
- Es crucial integrarlos a los problemas de scheduling clásicos
- Hay nuevos métodos para modelar y resolver esos problemas
- Es posible obtener schedules más eficientes energéticamente sin comprometer la calidad del servicio al cliente





Universidad de Oviedo



Técnicas de Inteligencia Artificial para la Optimización y Programación de Recursos

Tema 6: Aplicaciones de Scheduling en la vida real

Sezin Afsar afsarsezin@uniovi.es

Ciencia de la Computación e Inteligencia Artificial **Departamento de Informática**



