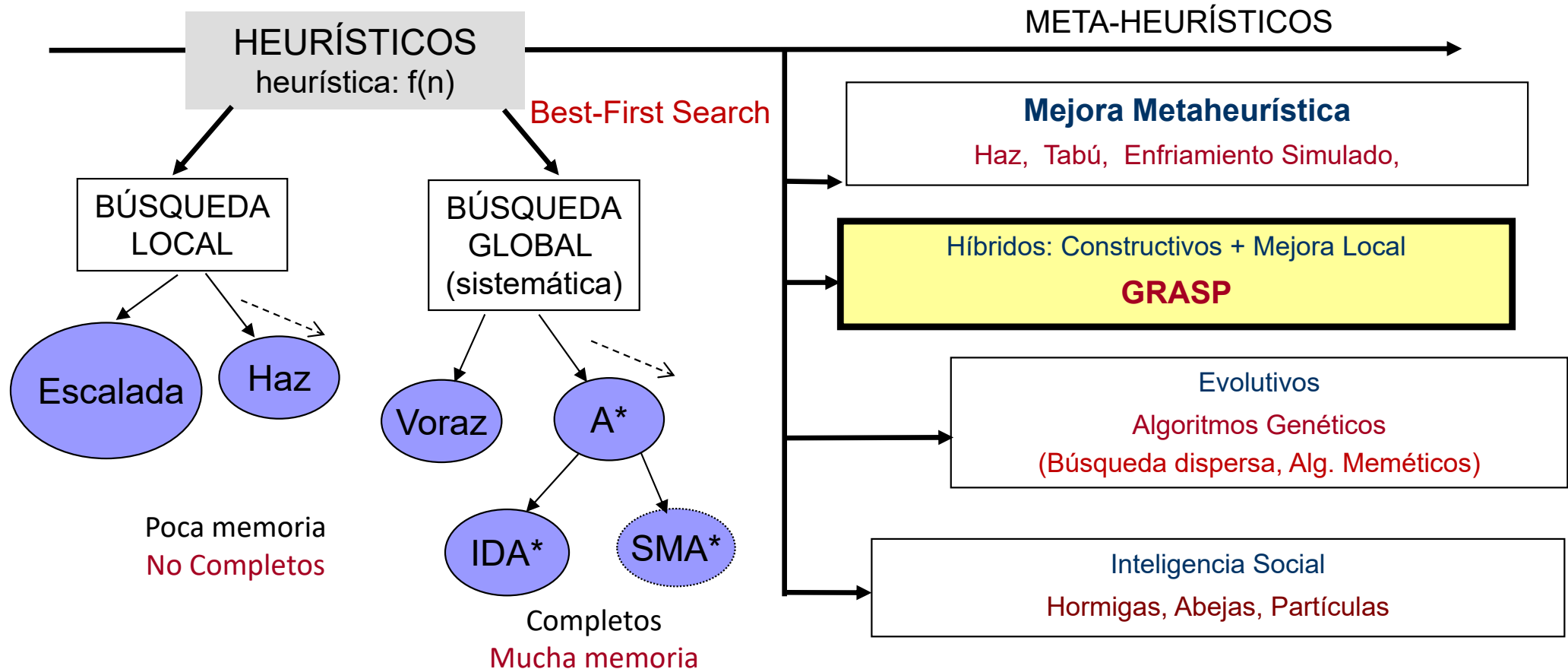
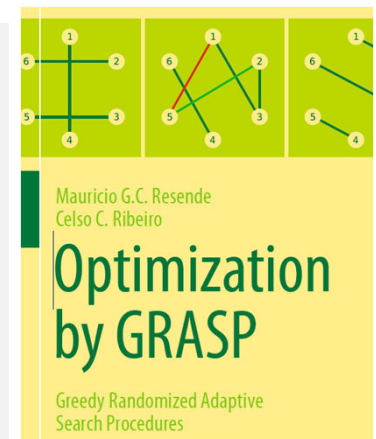


3.- Metaheurísticas Híbridas: Constructivos + Mejora Local



POLIFORMAT

- **GRASP: Greedy Randomized Adaptive Search Procedures.** M. Resende, J.L. González. Inteligencia Artificial, [Inteligencia Artificial](#). No.19
- **Optimization by GRASP.** M. Resende, C. Ribeiro. Springer (2016).
- **Machine Learning into Metaheuristics.** E.Talbi ACM Computing Surveys, 2021
- **Greedy Randomized Adaptive Search Procedures.** T.A. Feo, M. Resende. J. of Global Optimization 6 (1995)



Búsqueda Heurística en IA: Constructiva

a) Búsqueda Global/Sistemática (típica)#

Búsqueda Voraz (Greedy).

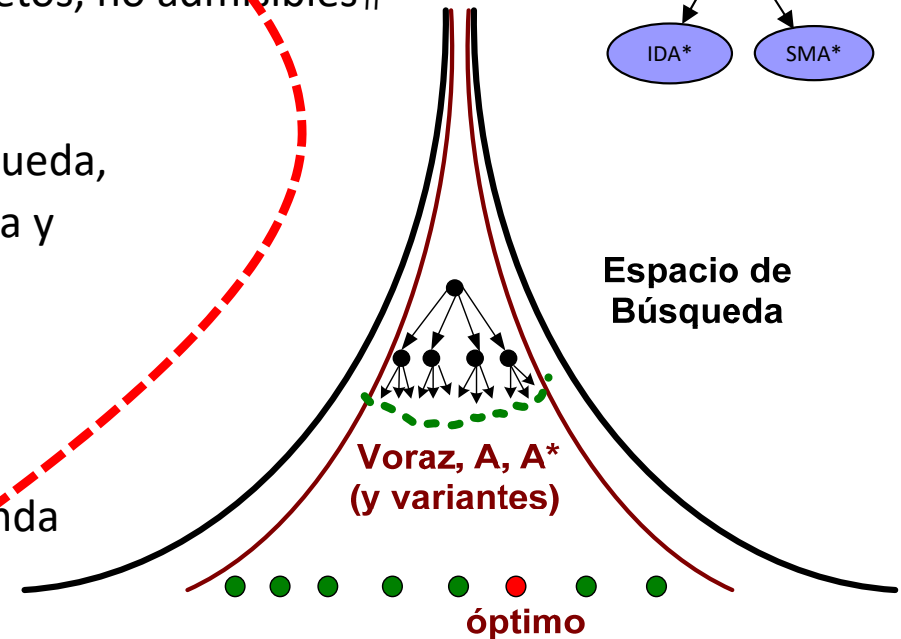
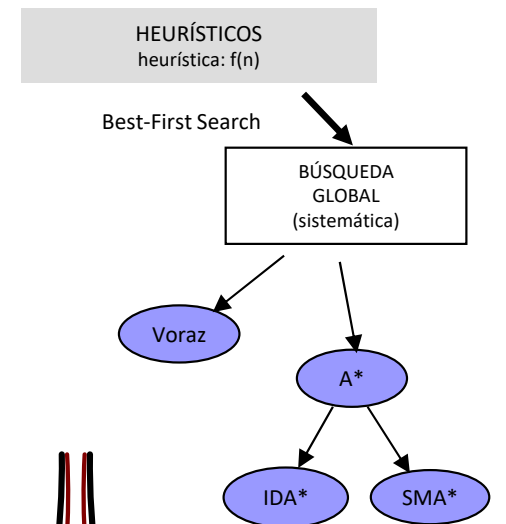
- Caso típico de “búsqueda el primero mejor”, donde no importa $g(n)$:
$$f(n) = h(n)$$
- No siempre encuentran solución o acaban, no completos, no admisibles#

Algoritmo A.

- Combinación de *búsqueda voraz* (reduce coste de búsqueda, pero no óptima ni completa) y *coste uniforme* (completa y óptima, pero ineficiente).

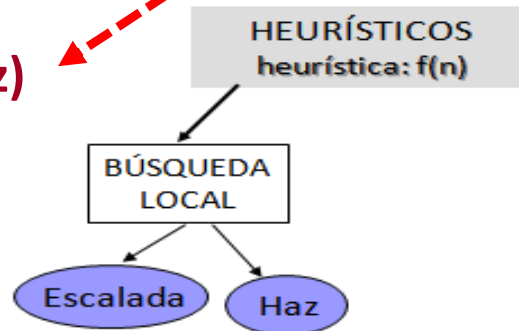
$$f(n)=g(n)+h(n)$$

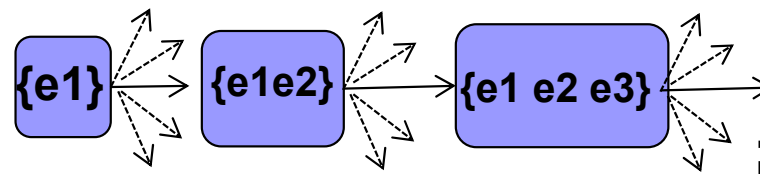
- Algoritmo A*: $\forall n, h(n) \leq h^*(n)$ Completa y admisible.
- Pero requiere mucha memoria (un algoritmo que expanda menos nodos que A* no tendrá admisibilidad).



b) Búsqueda Local (Escalada, Haz)

- Ciclos, Óptimos Locales, etc.





Construcción Solución Optimizada
(Pasos iterativos: +Elementos Solución)

Nuevos elementos se añaden iterativamente a la solución.

Métodos Constructivos:
Algoritmo A, A* \Rightarrow **GRASP**

Mejora Iterativa de UNA SOLUCIÓN

Enfriamiento Simulado
Búsqueda Tabú

Mejora de una Solución
Requiere Solución Inicial
(Pasos iterativos: Mejora Solución)
Búsqueda en un espacio de Soluciones

Mejora Iterativa CONJUNTO SOLUCIONES
(no colaborativa)

Búsqueda en Haz

Mejora Conjunto Soluciones
(Pasos: Evoluciones Cooperativas)

Control Centralizado:
Evoluciones poblacionales
(Pobl. Individuos \sim Soluciones)

Alg. Genéticos
Alg. Meméticos
Búsqueda Dispersa

Generación & mejora

Control Autónomo:
Inteligencia de Enjambre
Enjambre de Individuos (Soluciones)

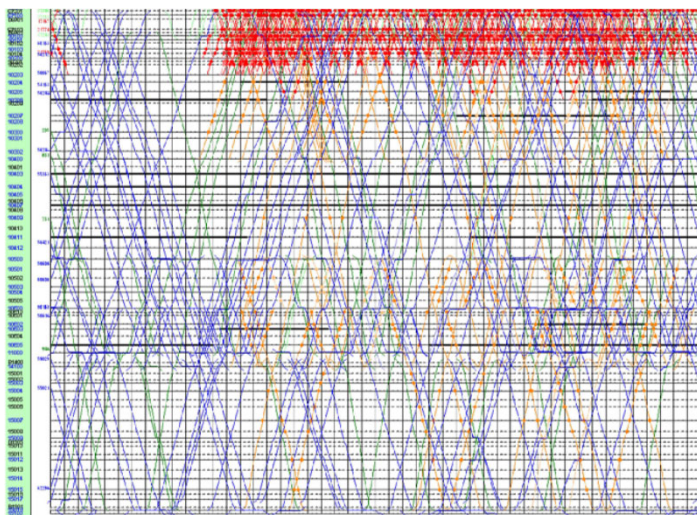
Alg. Hormigas
Colonia de Abejas,
Enjambre de Partículas...

Métodos Constructivos: Búsqueda de la solución en un espacio de estados: nuevos elementos *se añaden iterativamente a la solución.*

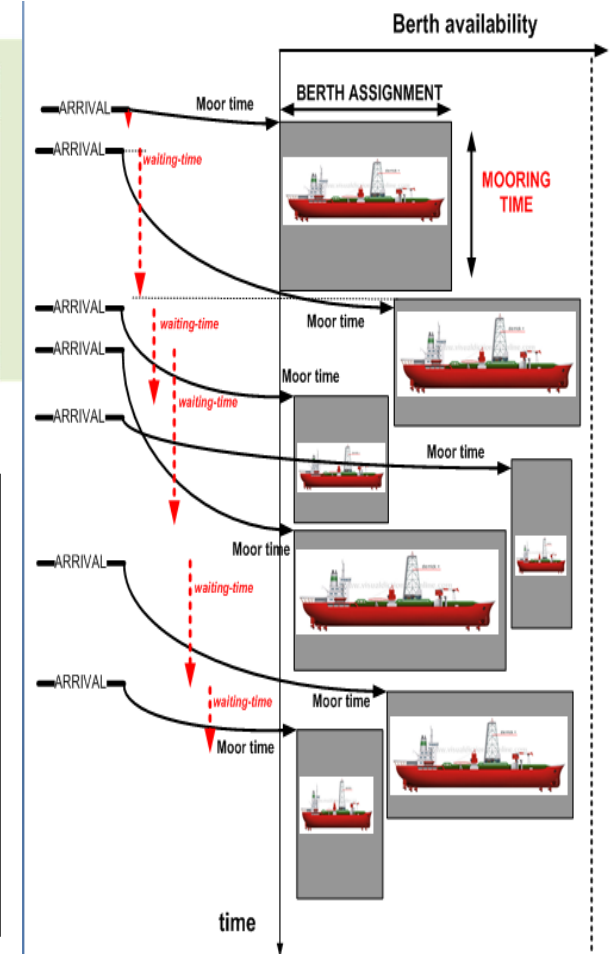
Apropiados para:

- Problemas en los que es difícil obtener soluciones iniciales (factibilidad)
- Vecindario muy amplio o poco estructurado (metaheurísticas de mejora)
- Complejidad de la representación de la solución (en metaheurísticas poblacionales)

JUNIO																																			
Cod.	Nombre	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	1	2		
		L	M	X	J	V	S	D	L	M	X	J	V	S	D	L	M	X	J	V	S	D	L	M	X	J	V	S	D	L	M	X	J	V	S
	1	N	N	-	-	T	T	T	T	T	-	-	M	M	M	M	M	-	-	-	-	-	N	N	N	N	-	-	-	-	-	T	T	-	-
	2	-	M	M	M	M	-	-	-	-	-	-	N	N	N	N	-	-	-	-	T	T	T	T	-	-	N	N	N	N	V	V	-	-	
	3	M	M	M	M	M	-	-	M	M	M	M	M	-	-	-	-	-	M	M	M	M	-	-	M	M	M	M	M	M	V	V	-	-	
	4	M	M	M	M	M	-	-	-	N	N	-	-	-	T	T	T	T	T	-	-	-	-	N	N	N	N	N	N	-	-	-	M	-	-
	5	T	T	T	T	T	-	-	T	T	T	T	-	-	-	-	-	M	M	M	M	-	-	M	M	-	-	M	M	M	M	-	T	-	-
	6	N	N	-	-	-	-	T	T	T	T	T	-	-	N	N	N	N	-	-	-	-	M	M	M	M	M	M	M	-	-	T	T	-	-
	7	-	-	-	-	N	N	N	N	-	-	M	M	M	M	M	-	-	T	T	T	T	T	-	-	-	-	-	-	T	T	V	V	-	-
	8	-	-	-	-	N	N	N	N	-	-	T	T	T	T	T	-	-	N	N	N	N	N	-	-	-	-	-	-	T	T	T	T	-	-
	9	-	-	-	-	T	T	T	T	-	-	M	M	M	M	M	-	-	N	N	N	N	N	-	-	-	-	-	-	M	M	M	M	-	-



TIMETABLE	8:30	9:00	9:30	10:00	10:30	11:00	11:30	12:00	12:30	13:00	13:30	14:00	14:30	15:00	15:30	16:00	16:30	17:00	17:30	18:00	18:30	19:00	19:30	20:00
T10	0	0	0	0	0	0	2	1	2	1	1	1	1	1	2	1	2	1	2	2	2	1	1	0
TT1 v_10				T25	T25	T25	T25	T25	T25	T25	T25	T25	T25	T25	T25	T25	T25	T25	T25	T25	T25	T25	T25	T25
TT1 v_85				T25	T25	T25	T25	T25	T25	T25	T25	T25	T25	T25	T25	T25	T25	T25	T25	T25	T25	T25	T25	T25
TT2 v_82																								
TT3 v_88																								
TT4 v_50																								
TT2 v_40																								
TT5 v_34																								
TT6 v_64																								
TT7 v_101																								
TT7 v_108																								
TT2 v_13																								
TT2 v_86																								
TT2 v_83																								
TT2 v_83																								
TT3 v_33																								
TT7 v_42																								
TT8 v_14																								
TT5 v_20																								
TT4 v_5																								
TT2 v_37																								
TT6 v_50																								
TT4 v_11																								
TT8 v_53																								
TT2 v_1																								
TT2 v_5																								



Metaheurística de multi-inicio (**multi-start**) o iterativo, donde cada **iteración** tiene dos fases:

(i) **Fase Constructiva:** se encuentra una solución factible, mediante una heurística constructiva.

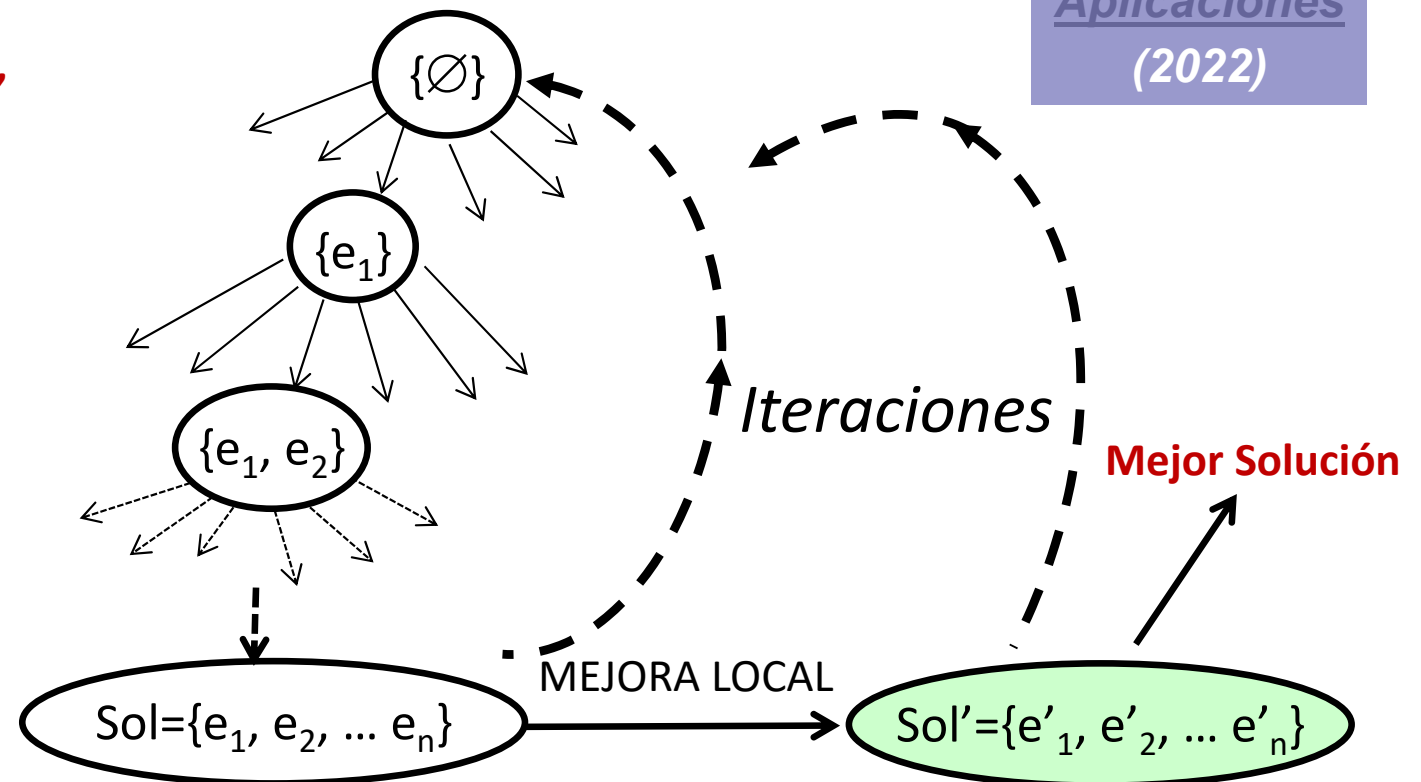
- No necesita una solución inicial,
- La longitud del camino (solución) debe ser limitada.
- Los elementos a añadir a la solución en cada paso son limitados (baja ramificación).

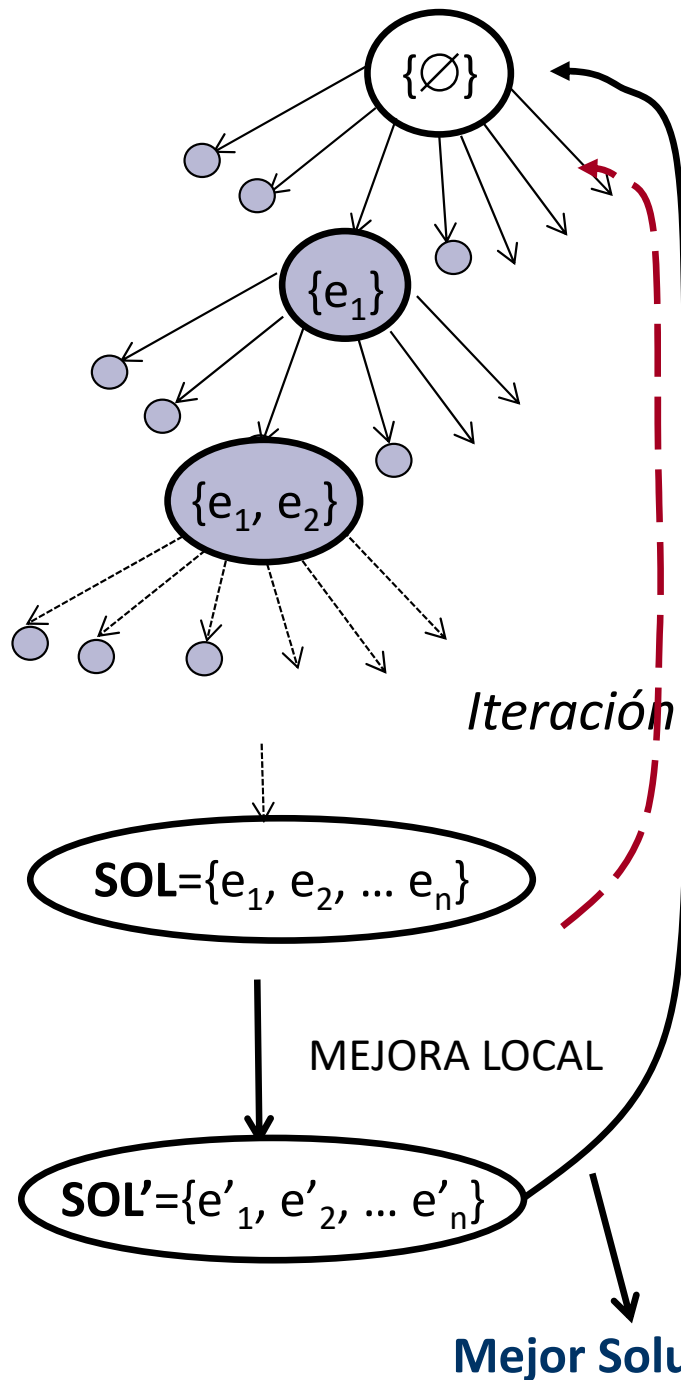
(ii) **Fase de Mejora con Búsqueda local:**

- La **vecindad** de la solución se explora para mejorarla, típicamente, mediante escalada: mejor candidato (*best-improvement*) o primer candidato (*first-improvement*).

Al final de todas las iteraciones,
se guarda la mejor solución

Aplicaciones típicas:
Viajante, Recubrimiento,
Scheduling, Diseño,
Path-finding,
Asignaciones, etc.





Procedimiento GRASP

$SOL_{MEJOR} = \emptyset, \alpha, f_{coste}$

Mientras (no condición de parada, o k iteraciones)

a) Fase Constructiva: $SOL = \emptyset$

Greedy Randomized Construction (Semilla)

Iterativamente:

- ➔ Formar lista de elementos candidatos "C". Evaluar ∇_{coste} .
- ➔ Formar (α) lista restringida de los mejores candidatos (RCL).
- ➔ Seleccionar un elemento aleatoriamente de la lista restringida.

hasta encontrar solución (SOL).

b) Fase de Mejora: $SOL' = \text{busqueda local (SOL)}$

Proceso de búsqueda local a partir de la solución construida (SOL).

c) Actualización: $SOL_{MEJOR} = \text{Actualiza (SOL', SOL}_{MEJOR})$

Si la solución obtenida mejora a la mejor almacenada, actualizarla.

return (SOL_{MEJOR});

Fase Constructiva (greedy)

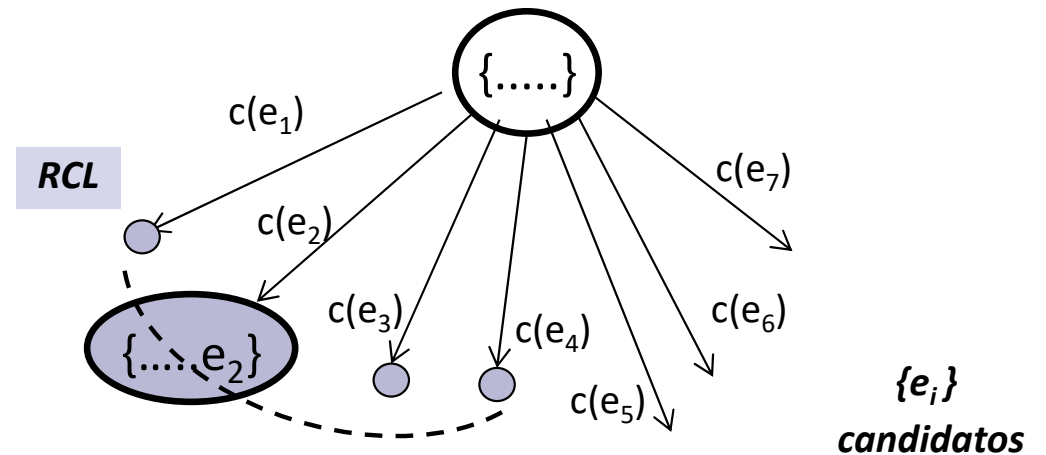
En cada iteración:

- **Elementos_Candidatos $C=\{e_i\}$:**

Conjunto de elementos factibles a incorporar a la solución parcial que se está construyendo.

La incorporación de cada elemento de $\{e_i\}$ tiene un **coste adicional $c(e_i)$** .

- **RCL:** lista de candidatos restringida (mejores elementos que incrementan menos, α , la función de coste).
- Elegir aleatoriamente un elemento de **RCL**.



La RCL esta formada por aquellos elementos e_i , tal que $c(e_i) \in \{c^{\min}, c^{\min} + \alpha(c^{\max} - c^{\min})\}$

α sirve para diversificar la construcción y no repetir soluciones:

$\alpha=0$ da un algoritmo completamente *greedy*, con $\alpha=1$ es una estrategia aleatoria.

- En cada iteración *no se selecciona al mejor candidato*, sino un elemento aleatorio del conjunto de mejores candidatos (RCL).

Fase Constructiva (greedy)

```
procedimiento Greedy Randomized Construction(Semilla)
 $s \leftarrow 0$ 
Inicializa el conjunto candidato:  $C \leftarrow E$ 
Evalua el costo incremental  $c(e) \forall e \in C$ 
while  $C \neq \emptyset$  do
     $c^{\min} \leftarrow \min\{c(e) | e \in C\}$ 
     $c^{\max} \leftarrow \max\{c(e) | e \in C\}$ 
     $RCL \leftarrow \{e \in C | c(e) \leq c^{\min} + \alpha(c^{\max} - c^{\min})\}$ 
    selecciona un elemento  $t$  de RCL aleatoriamente
     $s \leftarrow s \cup \{t\}$ 
    actualiza el conjunto candidato  $C$ 
    re-evalua los costos incrementales  $c(e) \forall e \in C$ 
return  $s$ 
```

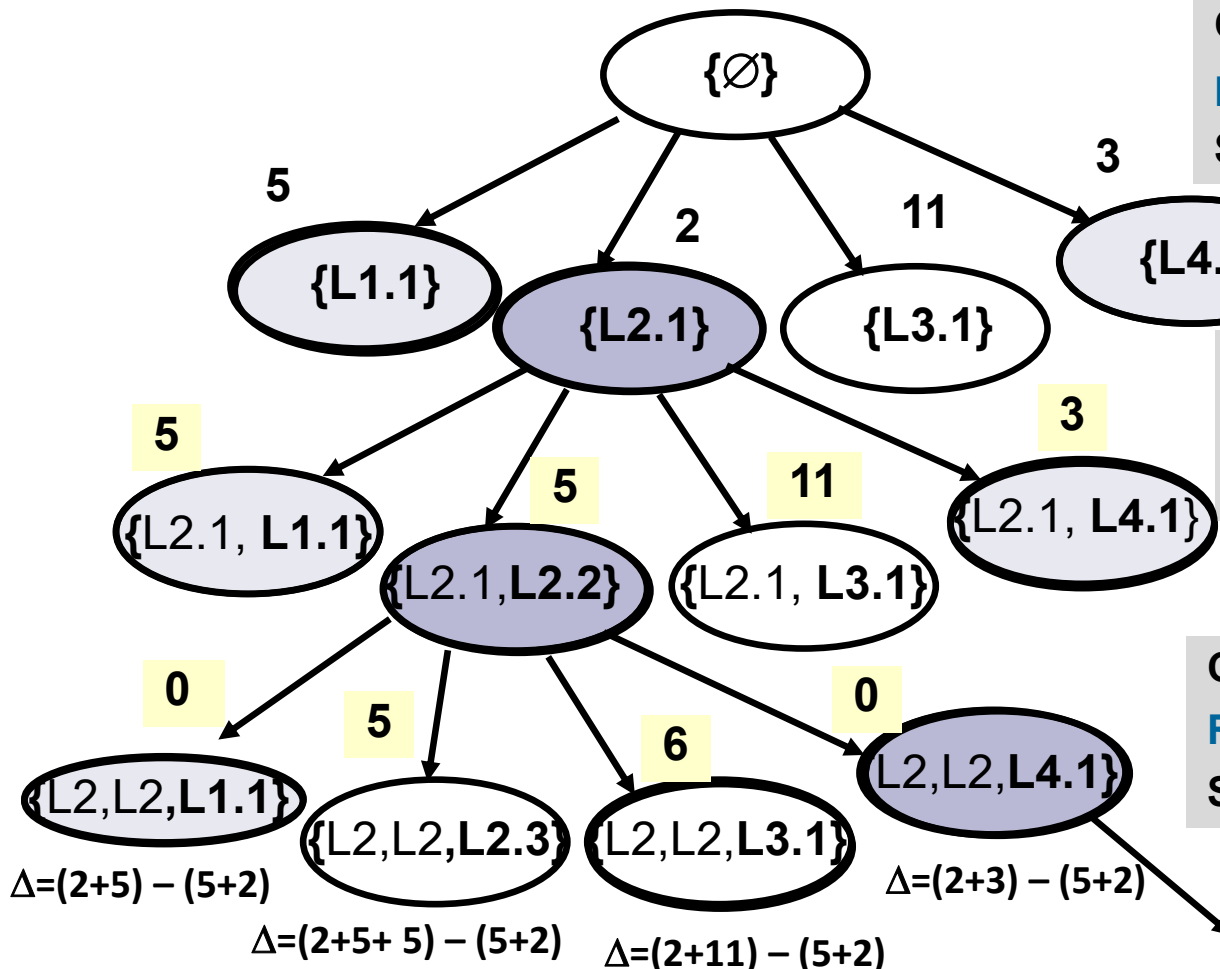
- $C(e_i)$ representa el coste incremental de añadir e_i a la solución parcial.
- En cada iteración *no se selecciona al mejor candidato*, sino un elemento aleatorio del conjunto de mejores candidatos (RCL).
- En el caso que existan **restricciones de factibilidad**, $c(e) = \infty$ si $s \cup \{e_i\}$ no satisface restricciones.
- Coste incremental $c(e_i)$ puede ser obtenido como $h(e_i)$

4 lectores (L1, L2, L3, L4) desean leer los periódicos (P1, P2, P3) en el mismo orden.

	Ready-Time	P1	P2	P3
L1	0	5'	10'	2'
L2	0	2'	5'	5'
L3	0	11'	15'	15'
L4	0	3'	5'	5'

Greedy: Fase Constructiva

$S=\{\emptyset\}$; $\alpha=0,4$



Costemin=2; Costemax=11;

$RCL = \{L1, L2, L4\}$; $c(e) \leq 2 + 0,4 (11-2) = 5.6$
 $S = \{L2\}$;

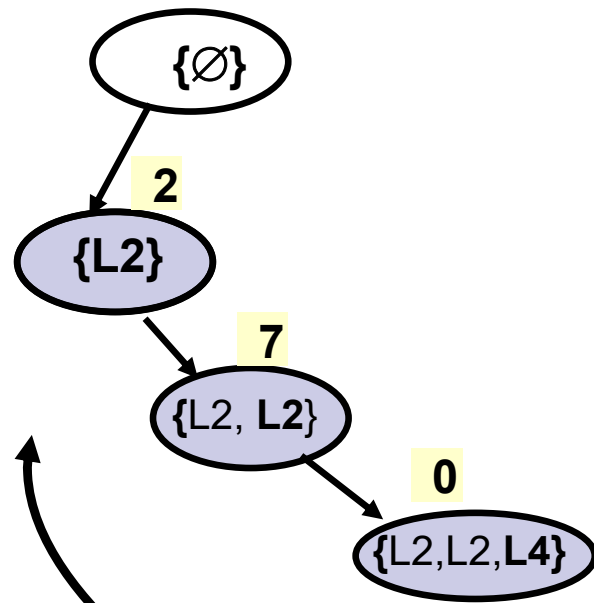
Cmin=3; Cmax=11;

$RCL = \{L4, L1, L2\}$; $c(e) \leq 3 + 0,4 (11-3) = 6.2$
 $S = \{L2, L2\}$;

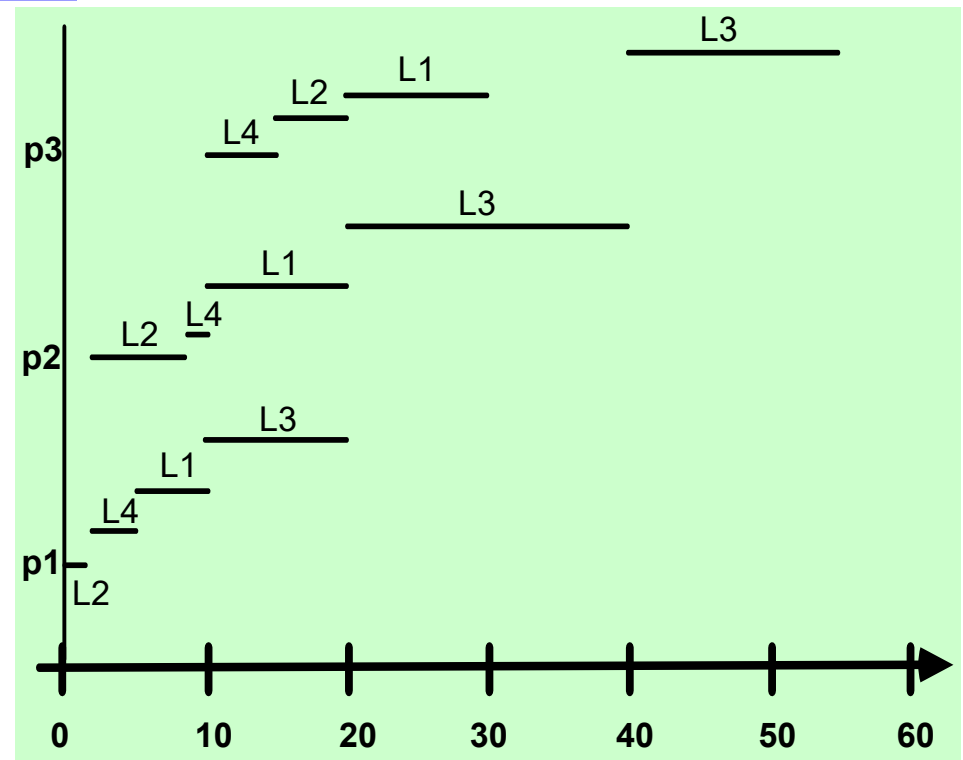
Cmin=0; Cmax=6;

$RCL = \{L4, L1\}$; $c(e) \leq 0 + 0,4 (6-0) = 2.4$
 $S = \{L2, L2, L4\}$;

	Ready-Time	P1	P2	P3
L1	0	5'	10'	2'
L2	0	2'	5'	5'
L3	0	11'	15'	15'
L4	0	3'	5'	5'



SQL completa → SQL_Mejorada



GRASP: Importancia de la fase de Mejora Local

GRASP Semi-greedy: No tiene una fase de mejora local de la solución

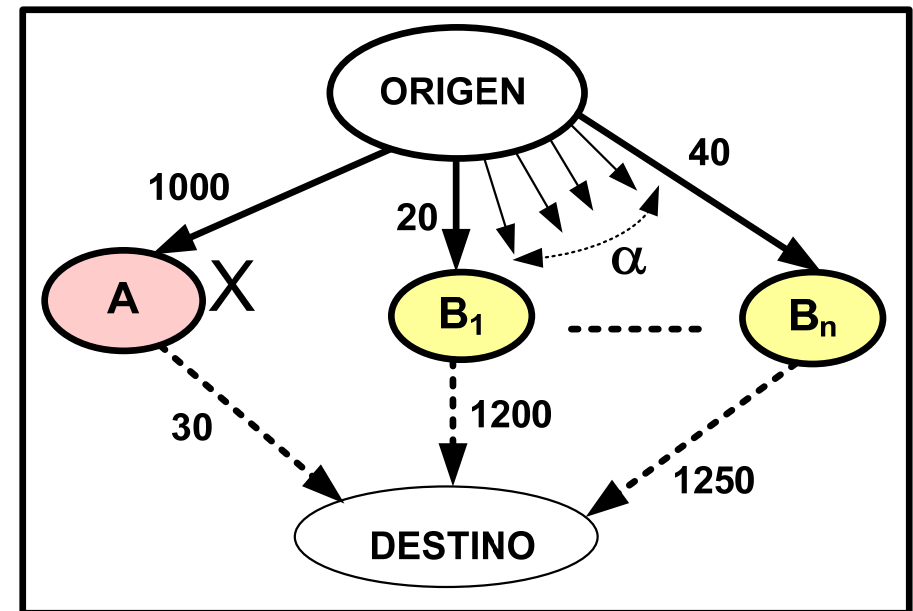
En la fase constructiva, se obtienen soluciones optimizadas a partir de decisiones locales 'aleatorizadas' de la RCL

$$RCL \equiv \{c^{\min}, c^{\min} + \alpha(c^{\max} - c^{\min})\}$$

Como $\alpha < 1$, la peor (o peores decisiones) en un cierto nivel van a ser siempre obviadas

En el caso de que una 'pésima' decisión en un cierto nivel conduzca a la óptima solución, es imposible que GRASP pueda obtenerla, salvo en el proceso de mejora local final.

Cuando la solución óptima (o altamente optimizada) pueda estar compuesta de alguna decisión local donde la función de guía obtiene pésimas evaluaciones, un método constructivo puro no será adecuado.



GRASP tenderá a caer en máximos locales, en sucesivas iteraciones, sin que le sea posible alcanzar el máximo global

Características GRASP

- No requiere solución inicial. Aplicaciones: Problemas donde se requiere la 'construcción' de soluciones.
- Obtiene soluciones 'optimizadas'. Mejora posterior por Búsqueda Local.

Variantes Metaheurística GRASP

Semi-greedy

- No tiene una fase de mejora local de la solución.
- Peligro de perder buenas soluciones si requiere un peor paso local.

Selección RCL

- a) Reactive GRASP:** Los ajustes de la RCL (α) se determinan dinámicamente según el estado de la búsqueda (\approx enfriamiento simulado). Se inicia $\alpha \approx 1$ y va disminuyendo.
- b) Selección $e \in RCL$ no aleatoria:** Elitista, Ruleta, Rango, etc.

Clustering-GRASP, Path Relinking, etc.

- Se guardan las mejores soluciones (no solo la mejor) de los reinicios. Las metaheurísticas de mejora se inician desde diversas mejores soluciones previas
- No formar la RCL entre sucesores inmediatos del estado actual, sino los de un nivel siguiente, etc.

Aplicaciones

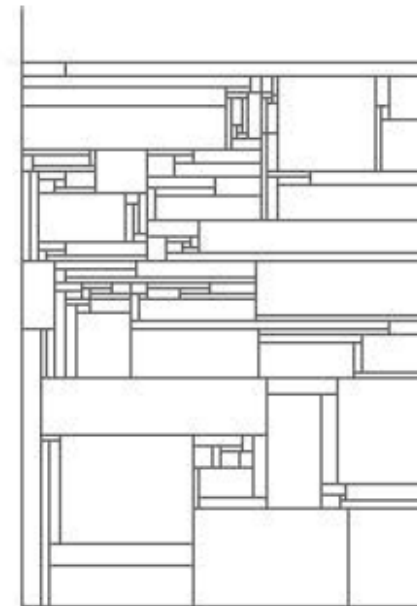
Apropiados para:

- Problemas en los que es difícil obtener soluciones iniciales (factibilidad)
- Vecindario muy amplio o poco estructurado (metaheurísticas de mejora)
- Complejidad de la representación de la solución (en metaheurísticas poblacionales)

JUNIO																																		
Cod.	Nombre	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	1	2	
		L	M	X	J	V	S	D	L	M	X	J	V	S	D	L	M	X	J	V	S	D	L	M	X	J	V	S	D	L	M	X	2	
 1	<div></div>	N	N	-	-	T	T	T	T	-	-	M	M	M	M	M	M	-	-	-	-	T	T	T	T	-	-	-	-	-	T	T		
 2		-	M	M	M	M	-	-	-	-	-	N	N	N	N	N	-	-	-	-	T	T	T	T	-	-	N	N	N	N	V	V		
 3		M	M	M	M	M	-	-	M	M	M	M	M	-	-	-	-	-	-	M	M	M	M	-	-	M	M	N	M	M	V	V		
 4		M	M	M	M	M	-	-	-	-	N	N	-	-	-	-	T	T	T	T	T	-	-	-	-	N	N	N	N	-	-	-	M	
 5		T	T	T	T	T	-	-	-	T	T	T	T	-	-	-	-	-	-	M	M	M	M	-	-	-	M	M	M	M	M	-		
 6		N	N	-	-	-	-	-	T	T	T	T	T	-	-	-	N	N	N	N	-	-	-	-	M	M	M	M	M	-	-	T	T	
 7		-	-	-	-	N	N	N	N	-	-	-	M	M	M	M	M	-	-	T	T	T	T	T	-	-	-	-	-	T	T	V	V	
 8		-	-	-	-	N	N	N	N	N	-	-	T	T	T	T	T	-	-	N	N	N	N	-	-	-	-	-	-	T	T	T	T	
 9		-	-	-	-	T	T	T	T	T	-	-	M	M	M	M	M	-	-	N	N	N	N	-	-	-	-	-	-	M	M	M	M	

JUNIO			
M	T	N	Tot
5	5	6	16
4	4	9	17
20	0	0	20
5	5	7	17
9	9	0	18
5	5	6	16
5	7	4	16
0	7	10	17
7	5	5	17

TIMETABLE		8:30	9:00	9:30	10:00	10:30	11:00	11:30	12:00	12:30	13:00	13:30	14:00	14:30	15:00	15:30	16:00	16:30	17:00	17:30	18:00	18:30	19:00	19:30	20:00
T10	W_10	0	0	0	0	0	2	1	2	1	1	1	1	1	2	1	2	1	2	2	2	2	1	1	0
TT1	W_05		T15	T15	T15	T10	T10	T10	T10	T10	T10	T10	T10	T10											
TT2	W_22		T20	T20	T20	T10	T21	T10	T21	T20	T20	T20	T20												
TT3	W_28														T10	T21	T10	T21	T10	T10	T10				
TT4	W_30														T10	T10	T10	T10	T10	T10	T10				
TT2	W_40														T21	T21	T21	T21	R2						
															T30	T30	T30	T30	R2	T60	T60	T50			
T11	W_34	0	0	0	0	0	3	3	4	4	3	3	1	1	2	1	1	2	1	5	3	3	1	1	0
TT5	W_84	T05	T05	T05	T05	T10	T10	T10	T10	T10	T10	T10	T10	T10											
TT6	W_101														T20	T20	T20	T10	T10	T10	T10				
TT7	W_108														T20	T20	T20								
TT2	W_13														T20	T20	T20								
TT2	W_26														T21	T10	T10	RV	RV	T21	T21				
TT2	W_33														T60	T60	T60	T60	R2	T10	T60	T50	T60		
TT2	W_39														T70	T70	T70	R2	T10	T70	T70				
TT3	W_39														T10	T10	T10	T10	T10	T10	T10	T60			
															T10				R2	T10	T10	T10			
T12	W_62	0	0	1	1	1	0	0	0	0	0	1	1	1	0	2	2	2	0	1	1	0	0	0	0
TT7	W_74														T10	T10	T10	RSP	RSP	RSP	RSP				
															T12	T12			T12	T12					
T13	W_36	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	2	1	1	1	1	1	1	0
TT5	W_6	T10	T10	T10	T10	T10	T10	T10	T10	T10	T10	T10	T10												
TT2	W_37														T40	T40	T40	T40	R2						
TT8	W_30														T50	T50	T50	T50	R2	T50					
															T10	T10	T10	T10	T10	T10	T10				
T14	W_71	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0
TT5	W_53	T14	T14	T14	T14	T14	T14	T14	T14	T14	T14	T14	T14												
TT2	W_1														T60	T60	T60	T60	R2	T21	T21	T40			
TT2	W_5														T60	T60	T60	T60	R2	T21	T21	T40			
															T60	T60	T60	T60	R2	T21	T21	T40			



Representación gráfica de la secuencia de corte				
Distribución de Corte				
969637/1	969637/1	0.0	20567.7	
969655/1	969655/1	0.0	20382.4	
969655/1	969655/1	0.5	2989.2	
969665/1	969641/1	3.0	2545.5	
969665/1	969616/1	1.0	13001.6	
969642	969616/1	5.0	844.4	

Aplicación Decisión GRASP en Planificación

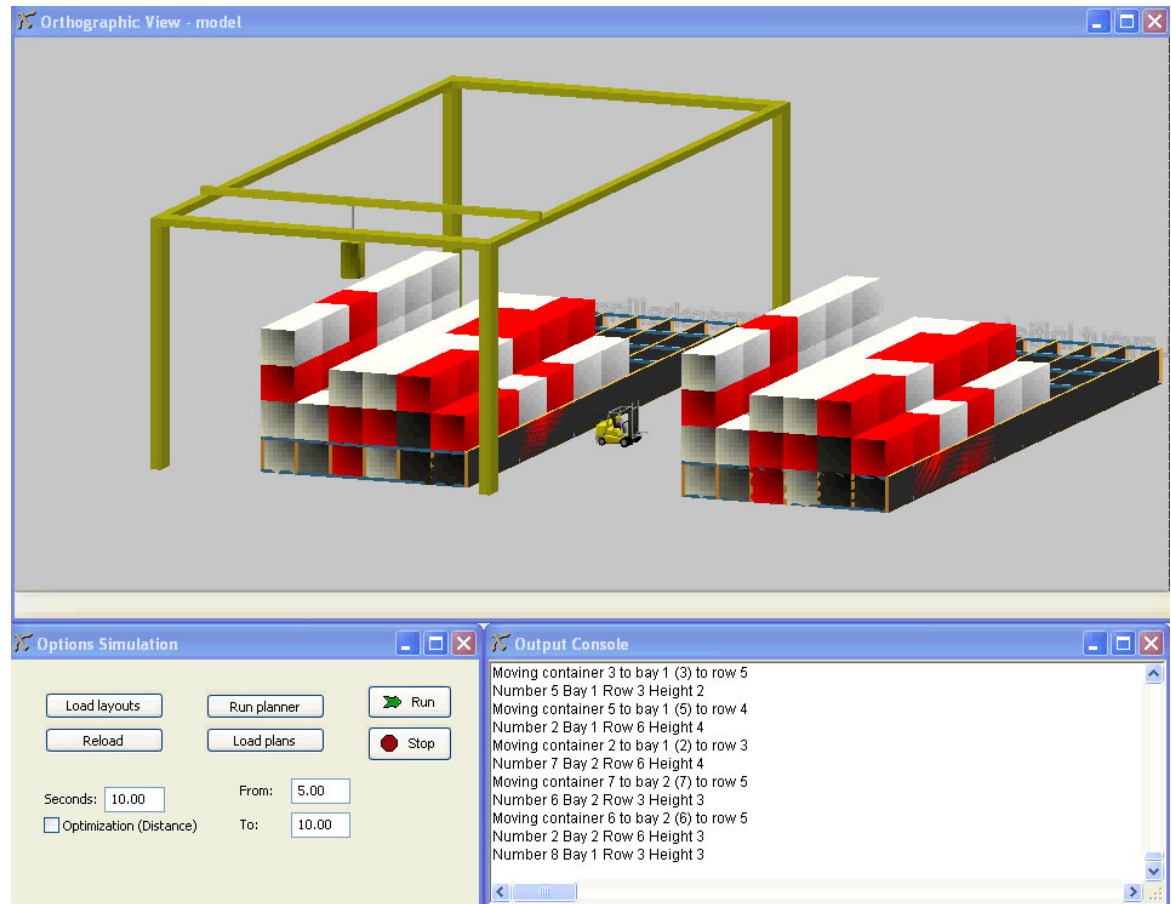
Reshuffling a Container Yard with 6 rows x 6 stacks (maximum high: 4 containers):

To improve the planning performance,

- a domain-dependent heuristic function is based.
- the next action is randomly chosen from the actions that obtain a better performance of the heuristic function.

Algorithm 1: Pseudo-code of the domain-dependent heuristic function

```
Data:  $s$ : state to evaluate
Result:  $h$ , heuristic value of  $s$ 
 $h = 0$ ;
if  $\exists x - \text{container} / \text{holding}(x) \in s$  then
  if  $\text{goal-container}(x)$  then
     $h = 0.1$ ;
  else
     $h = 0.5$ ;
  end
end
for each row  $r$  in the yard-bay do
   $\Delta h = 0$ ;
  for  $x - \text{container} / \text{at}(x, r) \in s \wedge \text{goal-container}(x)$  do
    if  $\nexists y - \text{container} / \text{goal-container}(y) \wedge \text{on}(y, x) \in s$  then
       $\Delta h = \max(\Delta h, \text{numContainersOn}(x))$ ;
    end
  end
   $h += \Delta h$ ;
end
```



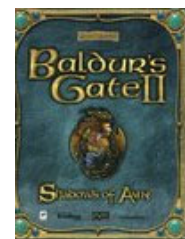
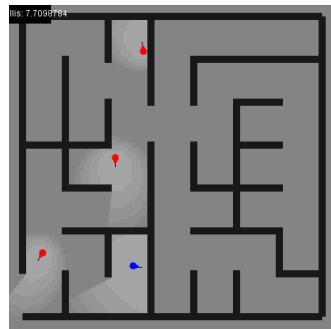
Path-finding: Problema de encontrar el mejor camino/ruta (habitualmente, el más corto) entre dos puntos a través de un mapa con obstáculos.

Problemas de laberinto, *Aplicaciones para videojuegos*, etc.

Algoritmos típicos: Dijkstra (muy costoso en laberintos complejos),
Algoritmos A (equivalente a Dijkstra, cuando $h(n)=0$),
A* sobre-informados, etc.

Metaheurísticas: Grasp, Inteligencia de Enjambre, Algoritmo de las hormigas, ...

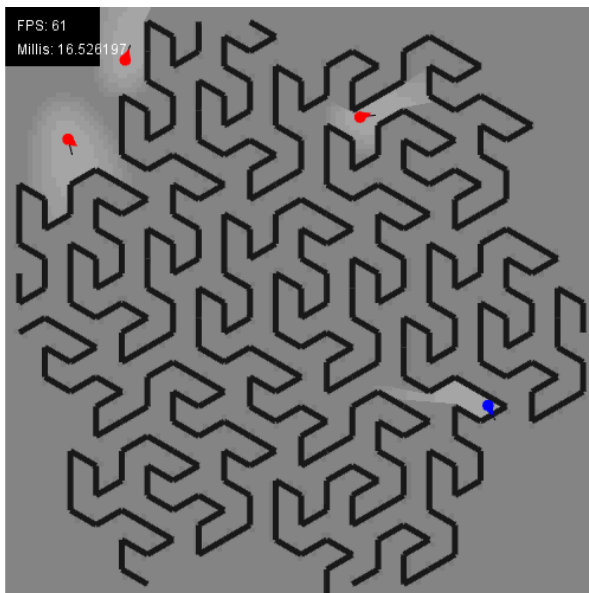
objetivo



<http://www.movingai.com/benchmarks/>

Benchmarks for Grid-Based Path finding.

IEEE Trans. on Comp. Int. and AI in games

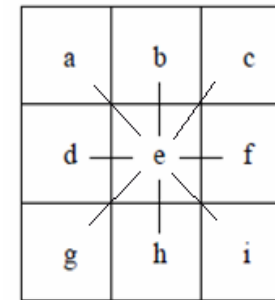


Grid-based path-finding: Descomposición del Mapa del terreno en Rejillas

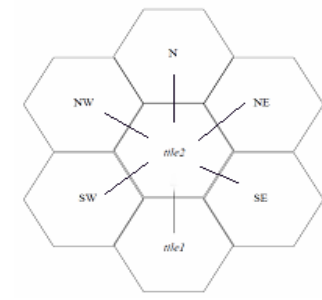


Rejilla de descomposición (Warcraft 3 Map)

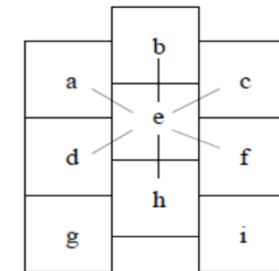
Alternativas de Descomposición:



Octiles

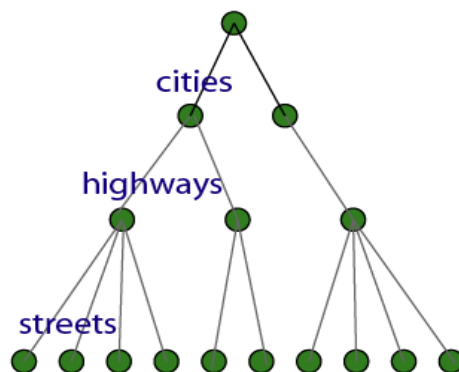


Hexes

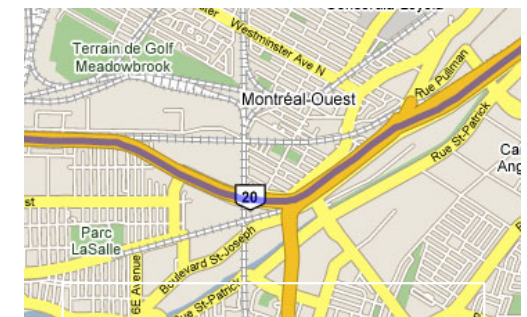


Texes

- A mayor nivel de descomposición, mayor nivel de ramificación.
- Técnica Jerárquica: **Path-finding jerárquico**



Paso 1) Búsqueda Conexiones Ciudades



Paso 2) Búsqueda de Calle

Path-finding: heurísticos básicos A, A*

Estimación distancia:

Manhatan, Euclidea, Hamiltoniana, etc.

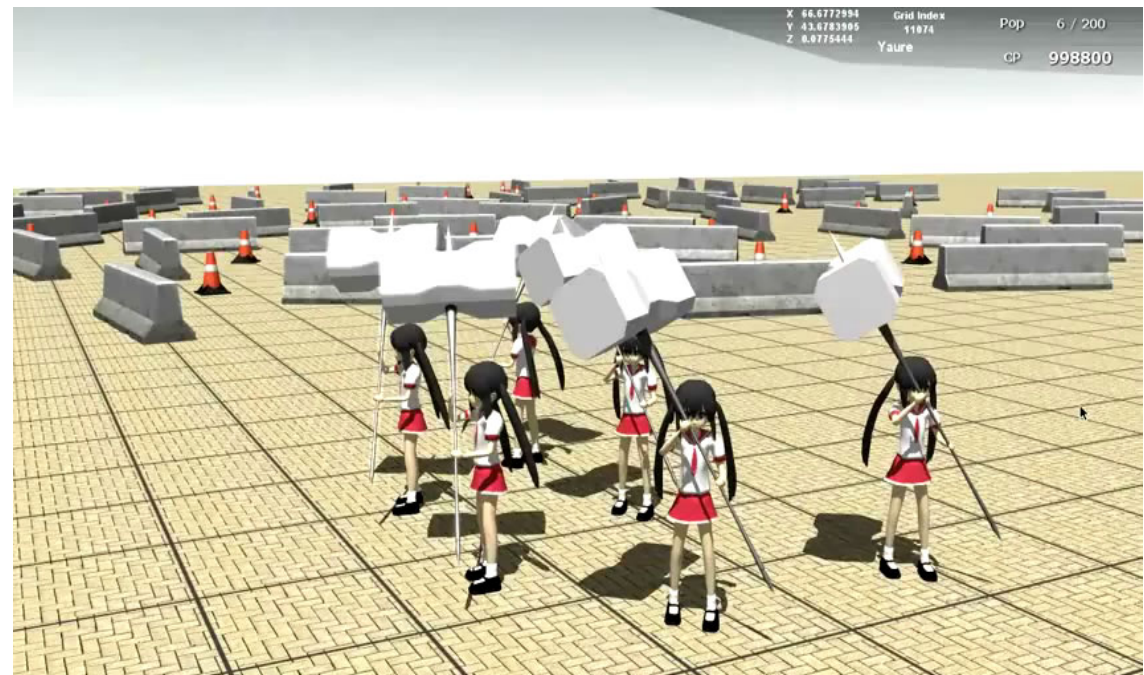
<https://qiao.github.io/PathFinding.js/visual/>

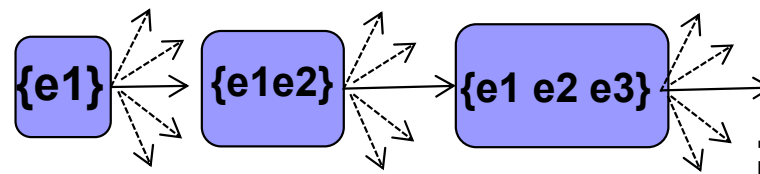
<http://ashblue.github.io/javascript-pathfinding/>

Path-finding con múltiples agentes

(deben mantener una cierta cohesión: PSO)

https://www.youtube.com/watch?v=nGC_kBCoHYc





Construcción Solución Optimizada
(Pasos iterativos: +Elementos Solución)

Nuevos elementos se añaden iterativamente a la solución.

Métodos Constructivos:
Algoritmo A, A* \Rightarrow **GRASP**

Mejora Iterativa de UNA SOLUCIÓN

Enfriamiento Simulado
Búsqueda Tabú

Mejora de una Solución
Requiere Solución Inicial
(Pasos iterativos: Mejora Solución)
Búsqueda en un espacio de Soluciones

Mejora Iterativa CONJUNTO SOLUCIONES
(no colaborativa)

Búsqueda en Haz

Mejora Conjunto Soluciones
(Pasos: Evoluciones Cooperativas)

Control Centralizado:
Evoluciones poblacionales
(Pobl. Individuos \sim Soluciones)

Alg. Genéticos
Alg. Meméticos
Búsqueda Dispersa

Generación & mejora

Control Autónomo:
Inteligencia de Enjambre
Enjambre de Individuos (Soluciones)

Alg. Hormigas
Colonia de Abejas,
Enjambre de Partículas...