

Tema 3: Búsqueda heurística: métodos locales y de búsqueda por el mejor nodo.

- Heurísticas
- Métodos de escalada
- Búsqueda primero el mejor



Objetivos

- Continuar con el proceso de
 - adquirir las habilidades básicas para construir sistemas capaces de resolver problemas mediante técnicas de IA.
 - entender que la resolución de problemas en IA implica definir una representación del problema y un proceso de búsqueda de la solución.
 - analizar las características de un problema dado y determinar si es susceptible de ser resuelto mediante técnicas de búsqueda. Decidir en base a criterios racionales la técnica más apropiada para resolverlo y saber aplicarla.

Objetivos

- Entender que la resolución de problemas en IA implica definir una representación del problema y un proceso de búsqueda de la solución.
- Conocer la representación de problemas basados en estados (estado inicial, objetivo y espacio de búsqueda) para ser resueltos con técnicas computacionales.
- Conocer las técnicas más representativas de búsqueda no informada en un espacio de estados (en profundidad, en anchura y sus variantes), y saber analizar su eficiencia en tiempo y espacio.
- Entender el concepto de heurística y analizar las repercusiones en la eficiencia en tiempo y espacio de los algoritmos de búsqueda.
- Conocer las técnicas más representativas de búsqueda informada en un espacio de estados (búsqueda local, algoritmo A^*).

Estudia el tema en ...

- Nils J. Nilsson, “*Inteligencia Artificial: Una nueva síntesis*”, Ed. Mc Graw Hill, 2000. pp. 53-62, 125-146, 163-174
- S. Russell, P. Norvig, “*Inteligencia Artificial: un Enfoque Moderno*”, Segunda Edición, Ed. Pearson-Prentice Hall, 2004.

Tipos de busqueda

- Búsqueda sin información: El siguiente nodo a expandir se escoge sin emplear conocimiento explícito sobre la distancia entre el nodo en curso y el objetivo.
- Búsqueda heurística: El siguiente nodo a expandir emplea algún tipo de información para guiar la búsqueda.

Heurísticas

- La(s) **Heurística(s)** son criterios, métodos, o principios para decidir cual, entre una serie de cauces alternativos de acción, promete ser más efectivo a la hora de lograr alguna meta.
- Esto representa un compromiso entre dos exigencias: la necesidad de que tales criterios sean simples y, al mismo tiempo, puedan discriminar correctamente entre buenas y malas opciones.

Heurísticas

- En los problemas de búsqueda que estamos tratando los cauces de acción se formula básicamente buscando el estado al que ir en el siguiente paso del proceso de búsqueda.
- La calidad de un nodo se estima por una función de evaluación heurística $f(n)$ que, en general, es una medida de la distancia entre un nodo dado y el objetivo.

Heurísticas

En general, $f(n)$ depende de:

- la descripción de los nodos,
- la información obtenida hasta ese punto de la búsqueda y
- cualquier conocimiento extra sobre el dominio del problema.

Heurísticas

- La construcción de funciones heurísticas puede considerarse un proceso de descubrimiento.
- Es muy difícil articular el mecanismo por el cual se llega a estas funciones.
- En general: *las heurísticas se descubren a partir de modelos simplificados del dominio del problema.*

Heurísticas

- Los valores de la función heurística son usados para determinar cual operación ejecutar a continuación, típicamente seleccionando la operación que conduce al estado (nodo) con máxima o mínima evaluación.

Heurísticas

- Un inconveniente de los métodos heurísticos es que en ocasiones no es posible conocer la calidad de la solución, es decir, cuán cerca está el óptimo (x^*) la solución heurística encontrada (x_{heu}).
- Si por ejemplo, el problema es de maximización lo único que sabemos es que $(x_{heu}) \leq x^*$.

Heurísticas

- En IA basada muy fuertemente en búsqueda, los métodos heurísticos han sido empleados desde el principio.
- Una heurística encapsula el conocimiento específico/experto que se tiene sobre un problema, y sirve de guía para que un algoritmo de búsqueda pueda encontrar una solución.
- Los métodos heurísticos, en general no garantizan la solución óptima, pero que en media produce resultados satisfactorios en la resolución de un problema.
- Eventualmente, una heurística puede devolver soluciones óptimas bajo ciertas condiciones (requiere demostración).

8-puzzle

7	2	4
5		6
8	3	1

Start State

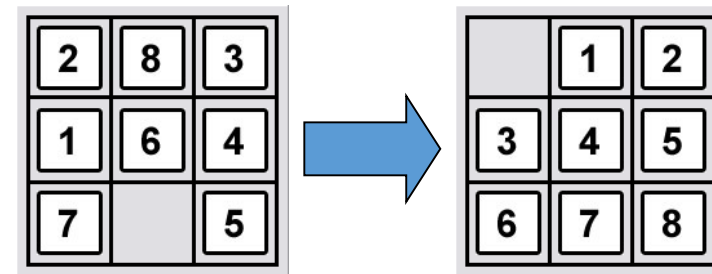
	1	2
3	4	5
6	7	8

Goal State

8-puzzle

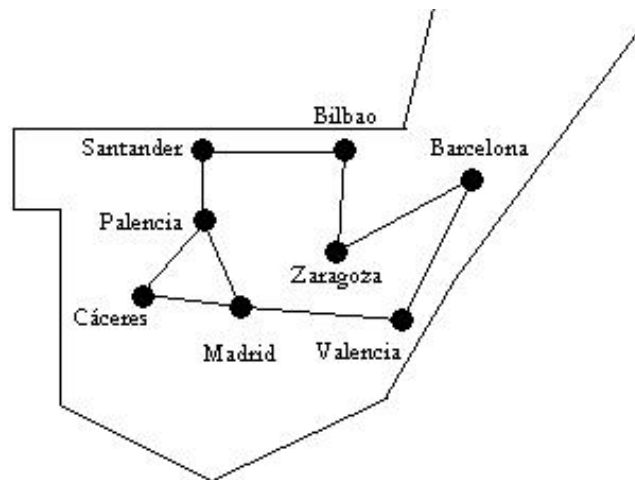
- En IA, implementaremos heurísticas como funciones que devuelven un valor numérico, cuya maximización o minimización guiará al proceso de búsqueda a la solución.
- Ejemplo de heurística en el problema del 8-puzzle:
 - $f(n)$ = nº de fichas descolocadas en comparación con la posición objetivo a alcanzar.
 - **Objetivo:** Minimizar f .
 - n es un estado (posición de las piezas) del problema.
 - $f(n)$ es la *función heurística*.

$$f((2, 8, 3, 1, 6, 4, 7, 0, 5)) = 9$$



Un problema de recorridos

- Una persona quiere viajar de Madrid a Santander considerando el mapa de carreteras de la figura

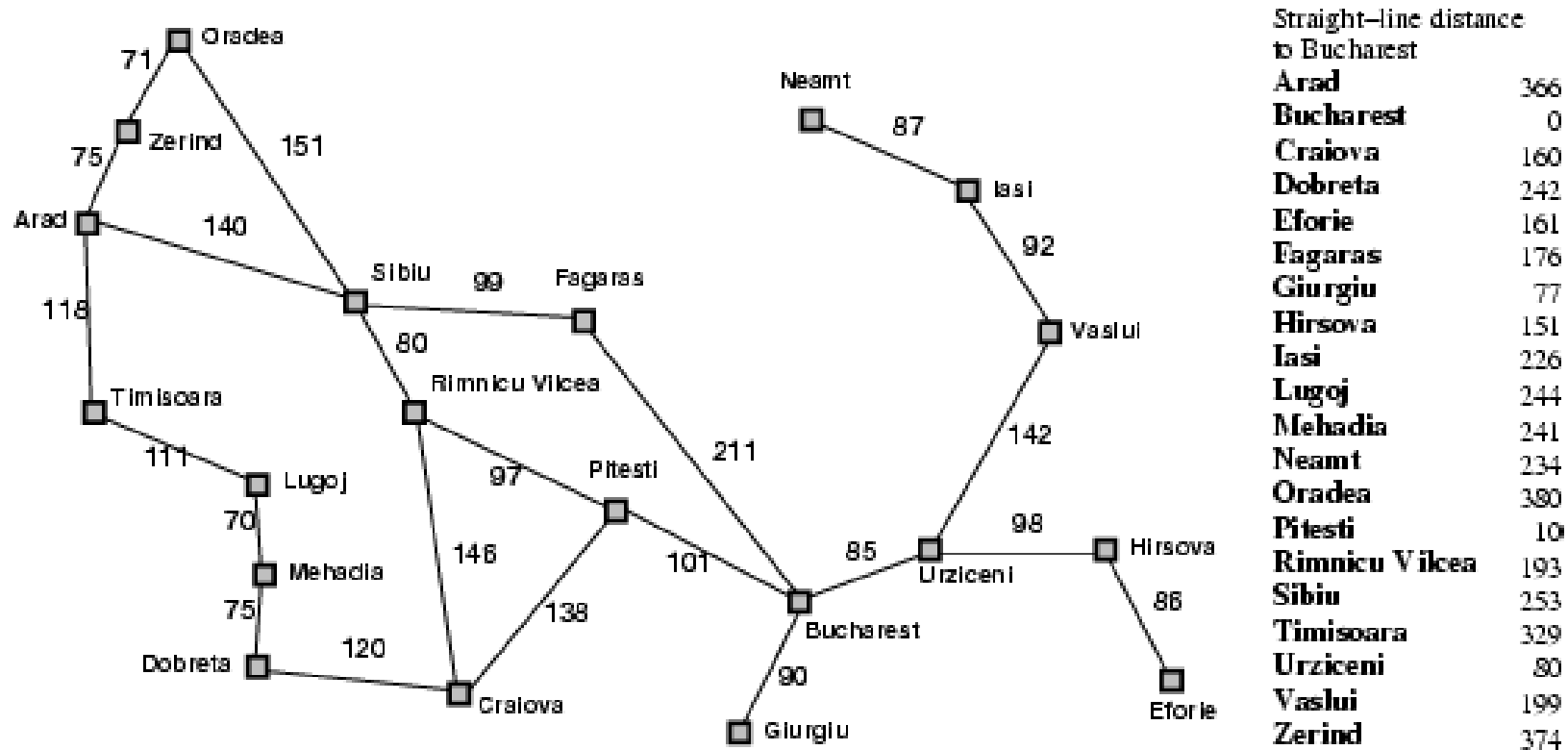


Un problema de recorridos

- Función heurística considerando distancias parciales:
- $\text{Distancia}(\text{Madrid}, \text{Santander}) = \text{Distancia Madrid}, x) + \text{Distancia}(x, \text{Santander})$.

$\text{Distancia}(\text{Madrid}, \text{Santander}) = \text{Distancia}(\text{Madrid}, \text{Palencia}) + \text{Distancia}(\text{Palencia}, \text{Santander})$

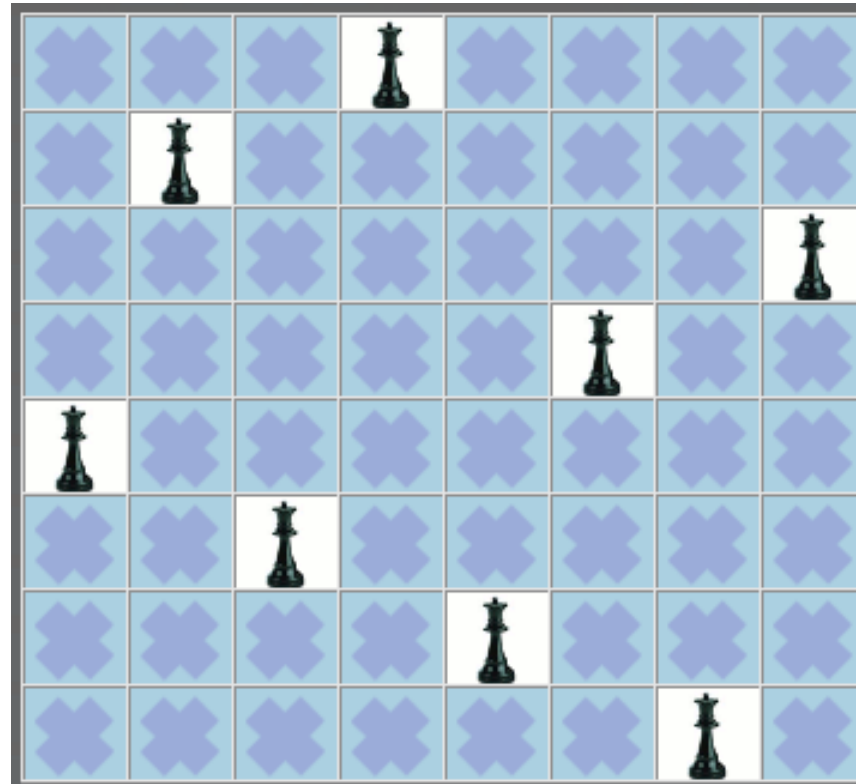
Mapa de carreteras: Russell Norvig



El problema de las Ocho Reinas

- El problema consiste en colocar en un tablero de de ajedrez (8×8) ocho reinas sin que puedan atacarse entre ellas. Por ejemplo:

El problema de las Ocho Reinas



El problema de las Ocho Reinas

- El método de resolución es ir colocando una reina cada vez e ir analizando que lugares quedan libres para el resto de las reinas.

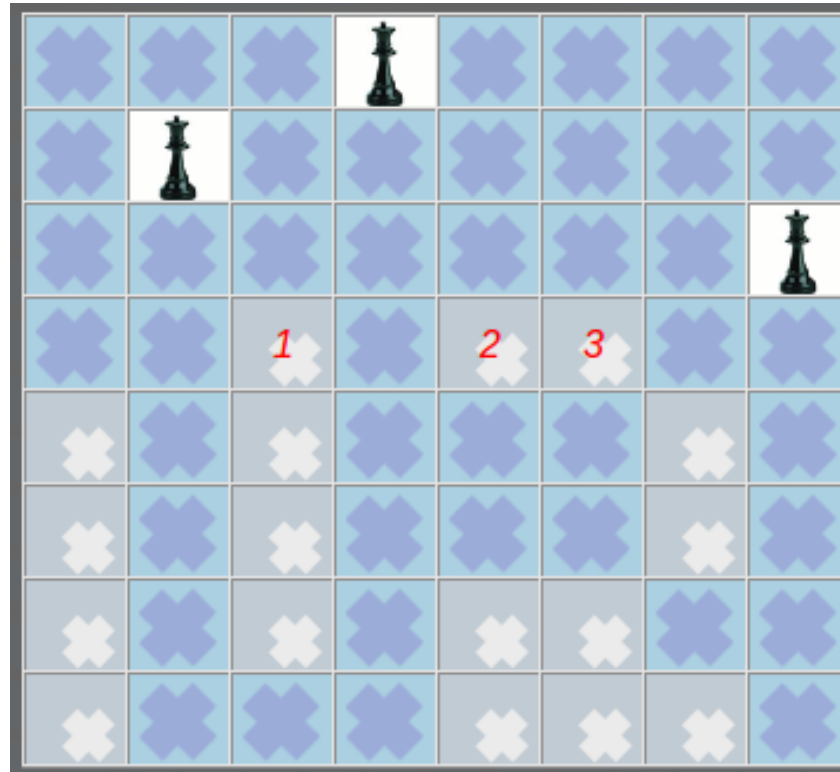
Podemos definir una función heurística **H1** como sigue:

- **H1: Número de celdas sin amenazar por esta celda y las reinas colocadas anteriormente.**

El problema de las Ocho Reinas

- Elegiremos la celda que deje más celdas libres luego de colocar la próxima reina en ese lugar.
- Supongamos que ya colocamos 3 reinas en los lugares 1-4, 2-2, 3-8

El problema de las Ocho Reinas



El problema de las Ocho Reinas

- En la siguiente fila, nos quedan 3 celdas libres, cuyo valores de H1 son:
- **$H1(1)= 8$ $H1(2)= 9$ $H1(3)= 10$**
- La heurística nos sugiere la celda etiquetada con **3** como el lugar donde colocar la siguiente reina. La colocamos ahí y el proceso se repite.

Ajedrez



Ajedrez

Una heurística conceptual para el ajedrez:

- Valorar cada situación del tablero (p.e. diferencia de piezas con el contrario)
- Determinar que pieza, y a que posición hay que moverla, para mejorar de situación.

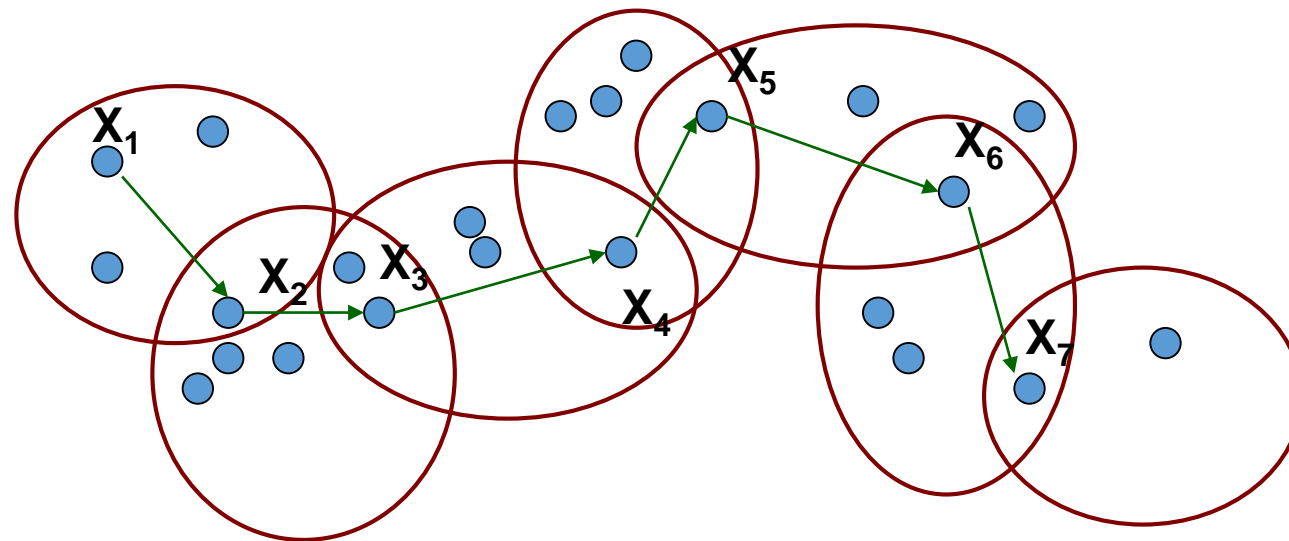
En realidad en el ajedrez el problema es mucho más complicado.

Técnicas de búsqueda con Información

- Métodos de escalada: buscan en un entorno local del nodo en curso.
Modificación de la búsqueda en profundidad.
- Métodos de Búsqueda “Primero el Mejor”: Avanzan a través del mejor nodo encontrado hasta el momento.
Modificación de la búsqueda en anchura.

Métodos de escalada

- Si dibujamos las soluciones como puntos en el espacio, una **búsqueda local** consiste en seleccionar la solución mejor en el vecindario de una solución inicial, e ir viajando por las soluciones del espacio hasta encontrar un óptimo (local o global).



Métodos de Búsqueda Local

- Los distintos métodos de búsqueda local se diferencian en:

Como determinar la “vecindad” de cada nodo en estudio.

- Los métodos de escalada que veremos a continuación pertenecen a esta categoría.

Métodos de escalada

- Algoritmo de escalada simple
- Algoritmo de escalada por la máxima pendiente
- Algunas variaciones estocásticas
- Algoritmos genéticos

Algoritmo de escalada simple

Considera que la vecindad de un nodo es un conjunto de hijos obtenidos secuencialmente hasta que aparece uno mejor que el padre (según la función de evaluación).

- Se parte de un nodo inicial.
- Para cada nodo en curso se obtiene la vecindad según el criterio anterior.
- Si no se obtiene un hijo mejor que el padre stop.
- Cuando se obtiene un hijo mejor que el padre el hijo pasa a ser el nodo en curso y el proceso continua.

Algoritmo de escalada simple

- Evaluar el estado inicial. Si también es el estado objetivo, devolverlo y terminar. En caso contrario, continuar con el estado inicial como estado actual.
- Repetir hasta que se encuentre una solución o hasta que no queden nuevos operadores que aplicar al estado actual:
 - Seleccionar un operador que no haya sido aplicado con anterioridad al estado actual y aplicarlo para generar un nuevo estado.
 - Evaluar el nuevo estado.
 - Si es un estado objetivo, devolverlo y terminar.
 - Si no es un estado objetivo, pero es mejor que el estado actual, convertirlo en el estado actual.
 - Si no es mejor que el estado actual, continuar con el bucle.

Algoritmo de escalada por la máxima pendiente (hill climbing)

- Considera que la vecindad de un nodo es el conjunto de todos sus hijos obtenidos secuencialmente.
- Se parte de un nodo inicial.
- Para cada nodo en curso se obtiene la vecindad según el criterio anterior.
- Se selecciona el hijo mejor que pasa a ser el nodo en curso y el proceso continua.
- Si no se obtiene un hijo mejor que el padre stop.

Algoritmo de escalada por la máxima pendiente (hill climbing)

- 1.- Evaluar el estado inicial. Si también es el estado objetivo, devolverlo y terminar. En caso contrario, continuar con el estado inicial como estado actual.
- 2.- Partir de la solución actual. Expandirla.
 - 2.1- Buscar el hijo de mejor calidad según la función de evaluación.
 - 2.2 - Si es “mejor” que la solución actual entonces sustituir la solución actual por dicho nodo.
 - 2-3- volver a 2
 - 2.4- Si no se encuentra un hijo mejor que el padre entonces parar.

Características

- **Compleitud:** no tiene porque encontrar la solución
- **Eficiencia:** rápido y útil si la función es monótona (de)creciente

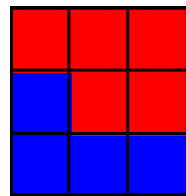
Ejemplo

- **Ejemplo:** Colorear una matriz $M \times N$ con n colores, de modo que cada celda tenga el mínimo número de celdas adyacentes del mismo color. Asumimos que las celdas adyacentes son las que se encuentran una casilla hacia arriba, abajo, izquierda o derecha de la casilla considerada.
 - **Función objetivo:** Minimizar la suma del número de pares de casillas adyacentes del mismo color.
 - **Definición del entorno:** El vecindario de una solución estará formado por aquellas soluciones cuyos colores varíen en una única posición de la solución dada.

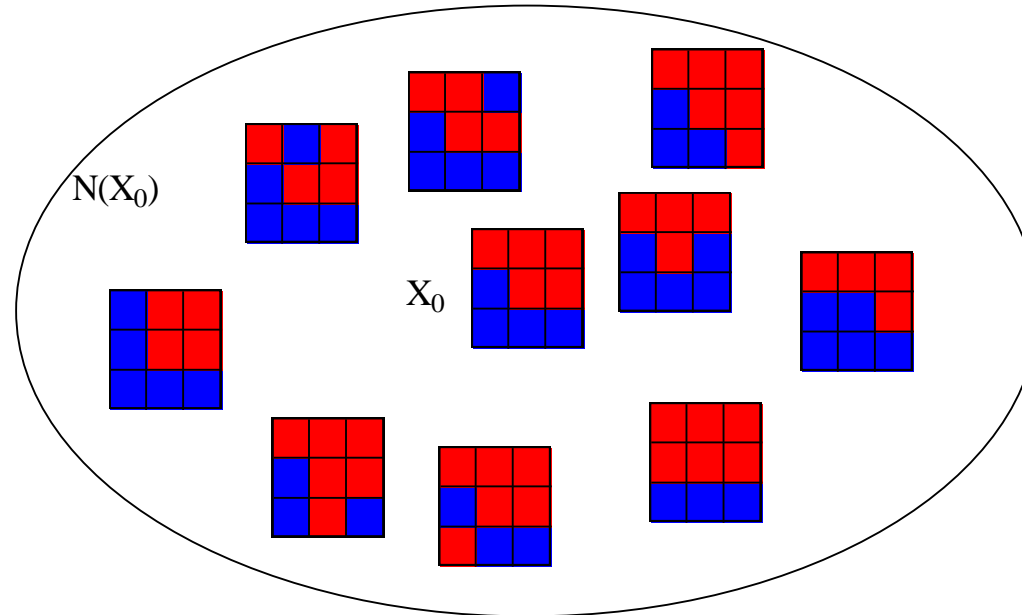
Ejemplo

- **Ejemplo:**

- **Solución inicial:** Generada de forma aleatoria. Supongamos que se ha generado la siguiente para una matriz de **3*3**, a rellenar con **2 colores rojo y azul**, con valor de función objetivo **$v=8$** :

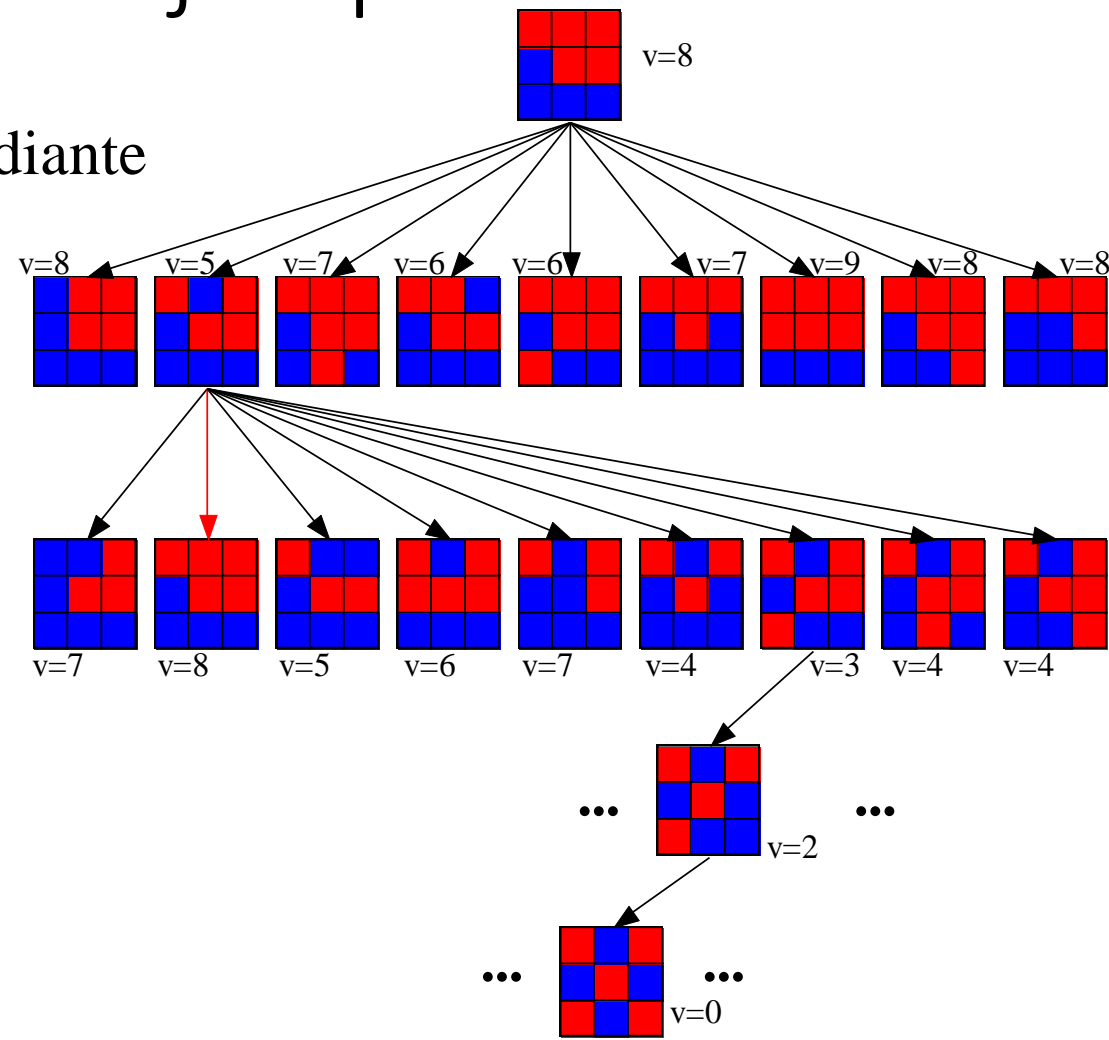


$v=8$

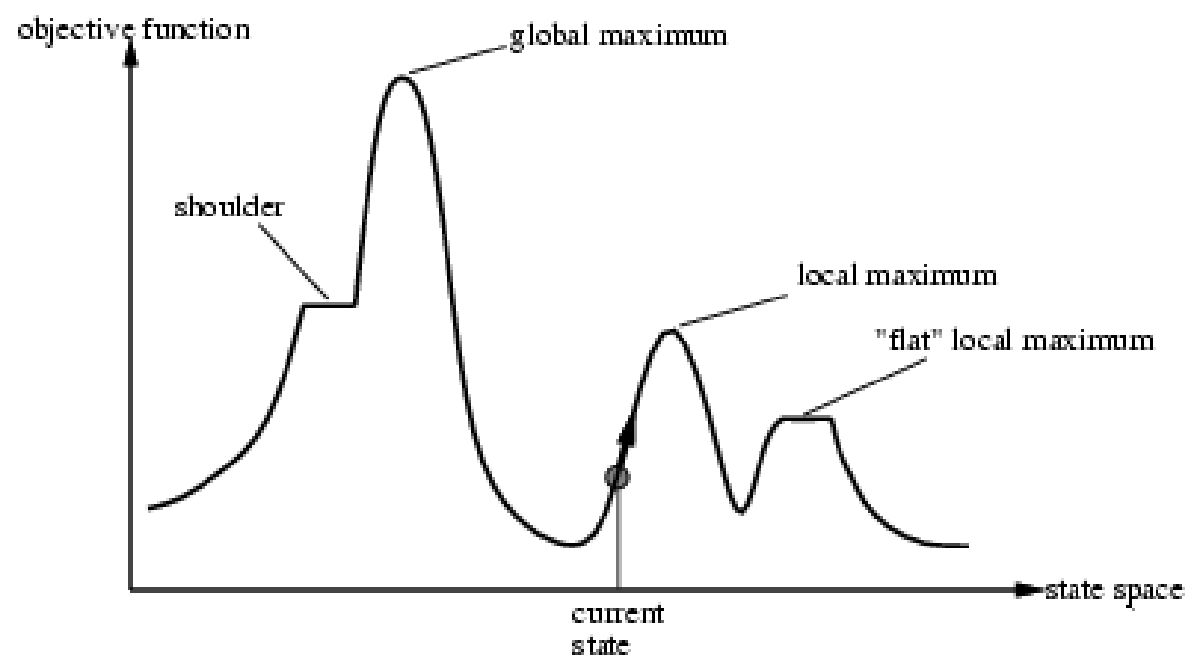


Ejemplo

- **Ejemplo:** Solución al problema anterior mediante ascensión de colinas.



Métodos de escalada



Algunas variaciones estocásticas

- Algoritmo de escalada estocástico
- Algoritmo de escalada de primera opción
- Algoritmo de escalada de reinicio aleatorio
- Enfriamiento simulado
- Algoritmos genéticos

Variantes del método de escalada

- Escalada estocástica
 - Escoge aleatoriamente entre los sucesores con mejor valoración que el estado actual.
- Escalada de primera opción
 - Se generan aleatoriamente sucesores, escogiendo el primero con mejor valoración que el estado actual

Variantes del método de escalada

- Escalada con reinicio aleatorio
 - Se repite varias veces la búsqueda, partiendo cada vez de un estado inicial distinto, generado aleatoriamente
 - “si no te sale a la primera, inténtalo otra vez”
 - Si la probabilidad de éxito de una búsqueda individual es p , entonces el número esperado de reinicios es $1/p$

Algoritmo de Enfriamiento Simulado

- Un modo de evitar que la búsqueda local finalice en óptimos locales, hecho que suele ocurrir con los algoritmos tradicionales de búsqueda local, es permitir que algunos movimientos sean hacia soluciones peores
- Pero si la búsqueda está avanzando realmente hacia una buena solución, estos movimientos “de escape de óptimos locales” deben realizarse de un modo controlado

Algoritmo de Enfriamiento Simulado

- En el caso del Enfriamiento Simulado (ES), esto se realiza controlando la frecuencia de los movimientos de escape mediante una función de probabilidad que hará disminuir la probabilidad de estos movimientos hacia soluciones peores conforme avanza la búsqueda y por tanto estamos más cerca, previsiblemente, del óptimo local
- Se basa en principios de Termodinámica.
- Así, se aplica la filosofía habitual de búsqueda de diversificar al principio e intensificar al final

Algoritmo de enfriamiento simulado

- **Analogía entre el proceso de enfriamiento y el algoritmo de enfriamiento simulado:**
 - Los **estados** por los que pasa el sistema físico de partículas equivalen a las **soluciones factibles** del algoritmo.
 - La **energía E del estado actual** del sistema es el valor de la **función objetivo de la solución actual**. Ambos tienen que minimizarse.
 - Un **cambio de estado** en el sistema equivale a **explorar el entorno de una solución y viajar a una solución vecina**.
 - El **estado final estable** (congelado) es la **solución final** del algoritmo.

Algoritmo de enfriamiento simulado

Enfriamiento Simulado(T_i , T_f , α , N)

1. $T \leftarrow T_i$, temperatura inicial
2. $X \leftarrow$ Generar Solución Inicial
3. Mientras ($T \geq T_f$), hacer:
 - 3.1. Para cada vecino a generar desde $i=1..N(T)$, hacer:
 - 3.1.1. $X' \leftarrow$ Generar Solución Vecina de X
 - 3.1.2. $F \leftarrow \text{Bondad}(X') - \text{Bondad}(X)$
 - 3.1.3. Si ($F < 0$) ó ($U(0,1) < e^{(-F/T)}$), aceptar solución $X \leftarrow X'$
 - 3.2. Actualizar temperatura $T \leftarrow \alpha(T)$
4. Devolver mejor X encontrado en el proceso.

Algoritmo de enfriamiento simulado

Enfriamiento Simulado(T_i , T_f , α , N)

1. $T \leftarrow T_i$, temperatura inicial
2. $X \leftarrow$ Generar Solución Inicial
3. Mientras ($T \geq T_f$), hacer:
 - 3.1. Para cada vecino a generar desde $i=1..N(T)$, hacer:
 - 3.1.1. $X' \leftarrow$ Generar Solución Vecina de X
 - 3.1.2. $F \leftarrow \text{Bondad}(X') - \text{Bondad}(X)$
 - 3.1.3. Si ($F < 0$) ó ($U(0,1) < e^{(-F/T)}$), aceptar solución $X \leftarrow X'$
 - 3.2. Actualizar temperatura $T \leftarrow \alpha(T)$
4. Devolver mejor X encontrado en el proceso.

Se parte de una Temperatura inicial T_i , y de un estado (solución) X , con una energía (coste, bondad) asociada **Bondad(X)**

Algoritmo de enfriamiento simulado

Enfriamiento Simulado(T_i , T_f , α , N)

1. $T \leftarrow T_i$, temperatura inicial
2. $X \leftarrow$ Generar Solución Inicial
3. Mientras ($T \geq T_f$), hacer:
 - 3.1. Para cada vecino a generar desde $i=1..N(T)$, hacer:
 - 3.1.1. $X' \leftarrow$ Generar Solución Vecina de X
 - 3.1.2. $F \leftarrow$ Bondad(X') – Bondad(X)
 - 3.1.3. Si ($F < 0$) ó ($U(0,1) < e^{(-F/T)}$), aceptar solución $X \leftarrow X'$
 - 3.2. Actualizar temperatura $T \leftarrow \alpha(T)$
4. Devolver mejor X encontrado en el proceso.

El sistema se modelará hasta que se alcance una temperatura final deseada.

Algoritmo de enfriamiento simulado

Enfriamiento Simulado(T_i , T_f , α , N)

1. $T \leftarrow T_i$, temperatura inicial
2. $X \leftarrow$ Generar Solución Inicial
3. Mientras ($T \geq T_f$), hacer:
 - 3.1. Para cada vecino a generar desde $i=1..N(T)$, hacer:
 - 3.1.1. $X' \leftarrow$ Generar Solución Vecina de X
 - 3.1.2. $F \leftarrow \text{Bondad}(X') - \text{Bondad}(X)$
 - 3.1.3. Si ($F < 0$) ó ($U(0,1) < e^{(-F/T)}$), aceptar solución $X \leftarrow X'$
 - 3.2. Actualizar temperatura $T \leftarrow \alpha(T)$
4. Devolver mejor X encontrado en el proceso.

En cada estado (solución), se exploran sus estados cercanos (vecindario). Si el problema es muy grande, la exploración se limita a $N(T)$ vecinos.

Algoritmo de enfriamiento simulado

Enfriamiento Simulado(T_i , T_f , α , N)

1. $T \leftarrow T_i$, temperatura inicial
2. $X \leftarrow$ Generar Solución Inicial
3. Mientras ($T \geq T_f$), hacer:
 - 3.1. Para cada vecino a generar desde $i=1..N(T)$
 - 3.1.1. $X' \leftarrow$ Generar Solución Vecina de X
 - 3.1.2. $F \leftarrow \text{Bondad}(X') - \text{Bondad}(X)$
 - 3.1.3. Si ($F < 0$) ó ($U(0,1) < e^{(-F/T)}$), aceptar solución $X \leftarrow X'$
 - 3.2. Actualizar temperatura $T \leftarrow \alpha(T)$
4. Devolver mejor X encontrado en el proceso.

Se genera un vecino. Si es mejor, se acepta directamente. Si no se genera q mediante $U(0,1)$. Si q es menor que $e^{(-F/T)}$, **también se acepta.**

Algoritmo de enfriamiento simulado

Enfriamiento Simulado(T_i , T_f , α , N)

1. $T \leftarrow T_i$, temperatura inicial
2. $X \leftarrow$ Generar Solución Inicial
3. Mientras ($T \geq T_f$), hacer:
 - 3.1. Para cada vecino a generar desde $i=1..N(T)$, hacer:
 - 3.1.1. $X' \leftarrow$ Generar Solución Vecina de X
 - 3.1.2. $F \leftarrow \text{Bondad}(X') - \text{Bondad}(X)$
 - 3.1.3. Si ($F < 0$) ó ($U(0,1) < e^{(-F/T)}$), aceptar solución $X \leftarrow X'$
 - 3.2. Actualizar temperatura $T \leftarrow \alpha(T)$
4. Devolver mejor X encontrado en el proceso.

La temperatura se reduce, indicando que nos acercamos al estado estable.

Algoritmo de enfriamiento simulado

Enfriamiento Simulado(T_i , T_f , α , N)

1. $T \leftarrow T_i$, temperatura inicial
2. $X \leftarrow$ Generar Solución Inicial
3. Mientras ($T \geq T_f$), hacer:
 - 3.1. Para cada vecino a generar desde $i=1..N(T)$, hacer:
 - 3.1.1. $X' \leftarrow$ Generar Solución Vecina de X
 - 3.1.2. $F \leftarrow \text{Bondad}(X') - \text{Bondad}(X)$
 - 3.1.3. Si ($F < 0$) ó ($U(0,1) < e^{(-F/T)}$), aceptar solución $X \leftarrow X'$
 - 3.2. Actualizar temperatura $T \leftarrow \alpha(T)$
4. Devolver mejor X encontrado en el proceso.

Se devuelve la mejor solución X que se haya encontrado en todo el proceso de enfriamiento simulado

Algoritmo de enfriamiento simulado

- La **solución inicial** se puede generar de forma aleatoria, por conocimiento experto, o por medio de otras técnicas.
- La **actualización de temperatura** también es heurístico, y hay varios métodos:
 - $T \leftarrow \alpha \cdot T$, con α en $(0,1)$
 - $T \leftarrow 1/(1+k)$, con k = número de iteraciones del algoritmo hasta el momento, etc.
- **Número de vecinos a generar:** Fijo $N(T) = \text{cte}$, dependiente de la temperatura $N(T) = f(T)$, etc.

Algoritmo de enfriamiento simulado

- Tanto la temperatura inicial como la temperatura final T_i y T_f son parámetros de entrada al algoritmo.
- Es difícil asignar un valor concreto a T_f , por lo que la condición de parada se suele sustituir por un número específico de iteraciones a realizar.
- **Ventajas:**
 - Al ser un método probabilístico, tiene capacidad para salir de óptimos locales.
 - Es eficiente.
 - Es fácil de implementar.

Algoritmo de enfriamiento simulado

- **Inconvenientes:**

- Encontrar la temperatura inicial T_i , el método de actualización de temperatura α , el número de vecinos a generar en cada estado y el número de iteraciones óptimo es una tarea que requiere de **muchas pruebas de ensayo y error** hasta que ajustamos los parámetros óptimos.
- Pese a todo, el algoritmo puede proporcionar soluciones mucho mejores que utilizando algoritmos no probabilísticos.

Procedimiento Primero el Mejor Variante del algoritmo de Dijkstra

Usaremos dos listas de nodos (ABIERTOS Y CERRADOS)

- **Abiertos:** nodos que se han generado y a los que se les ha aplicado la función heurística, pero que aún no han sido examinados (es decir, no se han generado sus sucesores).
- Esta lista se ordena según el valor de la heurística.

Procedimiento Primero el Mejor Variante del algoritmo de Dijkstra

- **Cerrados:** nodos que ya se han examinado. Es necesaria para ver si cuando se genera un nuevo nodo ya ha sido generado con anterioridad.

Procedimiento Primero el Mejor Variante del algoritmo de Dijkstra

- Crear grafo de búsqueda G, con el nodo inicial, I (Estado-inicial)
- ABIERTOS=I , CERRADOS=Vacío, EXITO=Falso
- Hasta que ABIERTO esté vacío O ÉXITO
- Quitar el primer nodo de ABIERTOS, N y meterlo en CERRADOS

Procedimiento Primero el Mejor

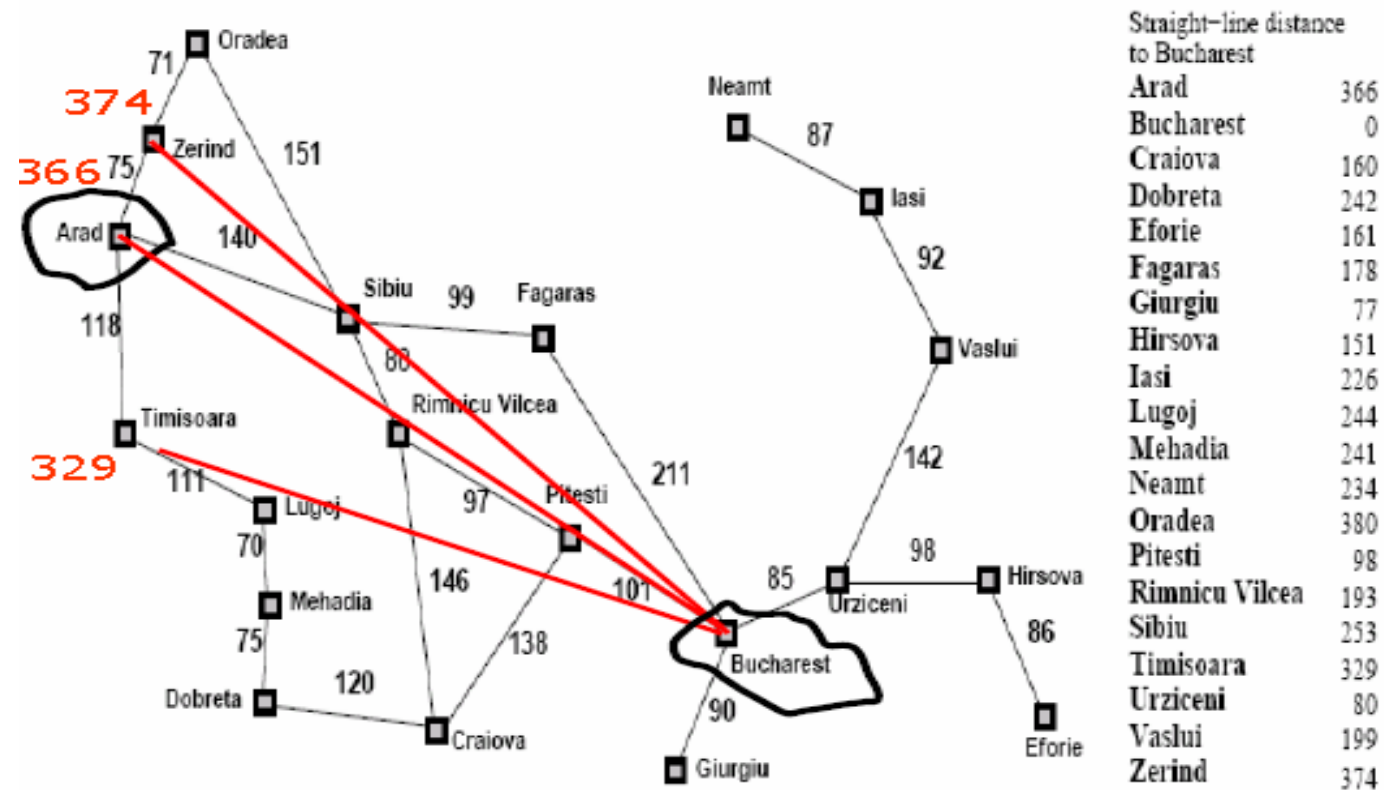
- SI N es Estado-final ENTONCES EXITO=Verdadero
- SI NO Expandir N, generando el conjunto S de sucesores de N, que no son antecesoros de N en el grafo
- Generar un nodo en G por cada s de S
- Establecer un puntero a N desde aquellos s de S que no estuvieran ya en G
- Añadirlos a ABIERTOS

Procedimiento Primero el Mejor

- Para cada s de S que estuviera ya en ABIERTOS o CERRADOS decidir si redirigir sus punteros hacia N
- Para cada s de S que estuviera ya en CERRADOS decidir si redirigir los punteros de los nodos en sus subárboles
- Reordenar ABIERTOS según $f(n)$
- Si EXITO Entonces Solución=camino desde I a N a través de los punteros de G
- Si no Solución=Fracaso

Primero el Mejor (voraz)

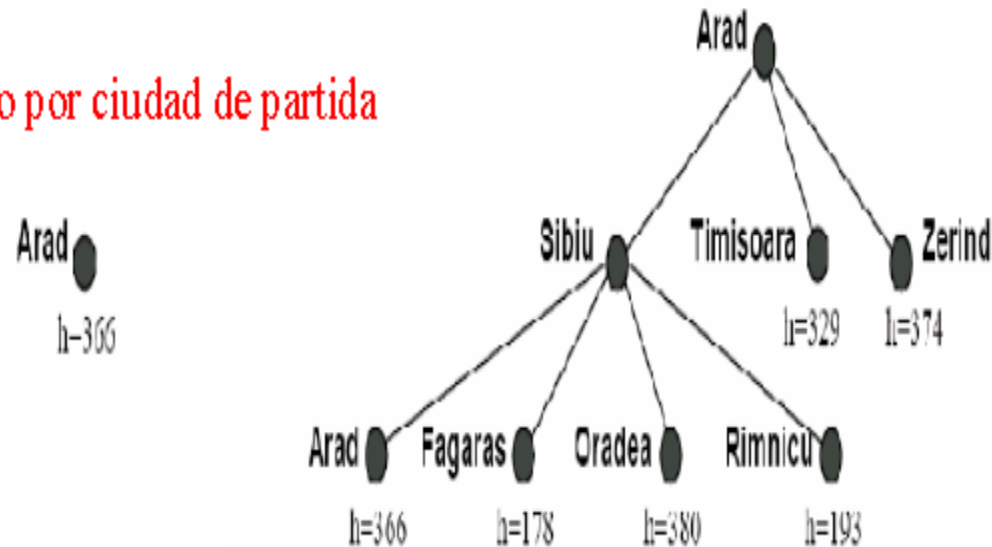
Romania with step costs in km



Primero el Mejor (voraz)

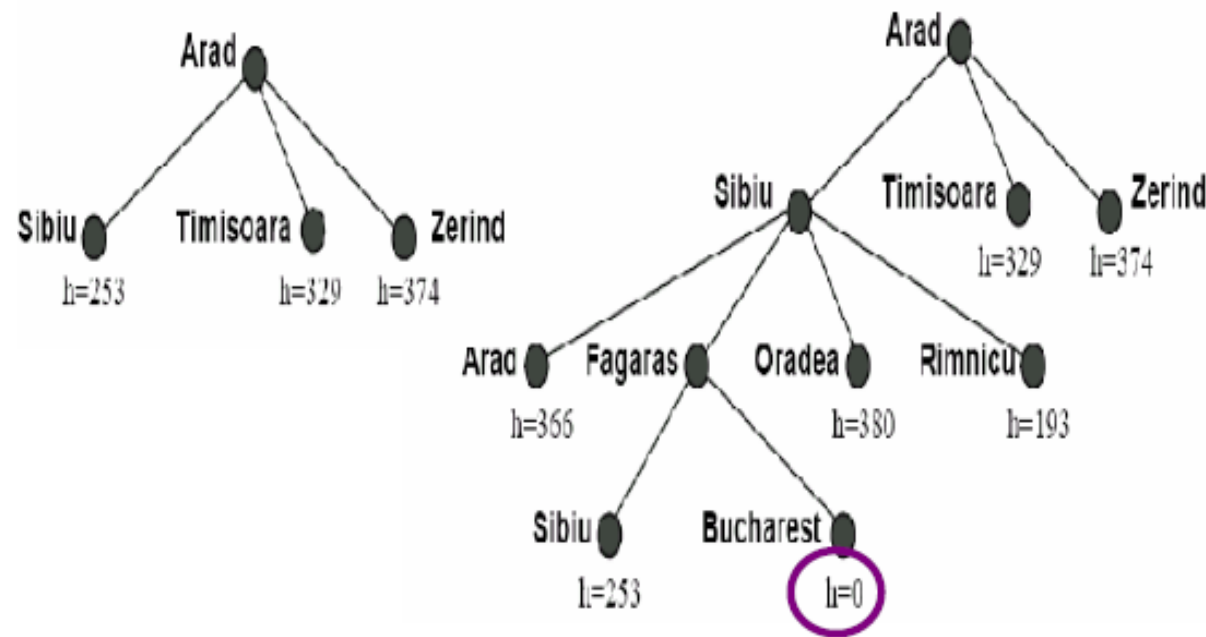
2. Expandir: Sibiu (h menor, 253)

Inicio por ciudad de partida



Primero el Mejor (voraz)

3. Expandir: Fagaras (h menor, 178)



4. Se llega a Bucharest, solución encontrada

Búsqueda primero el mejor

- Algoritmo A*
- Búsqueda dirigida

Algoritmo A*

Se trata de un algoritmo Mejor primero donde $f(n)$ es la suma de dos componentes:

- Una medirá la distancia actual desde el nodo origen hasta el nodo a etiquetar,
- Otra expresará la distancia estimada desde este nodo a etiquetar hasta el nodo destino.

Algoritmo A*

Un nodo n tendría

- **$f(n) = g(n) + h(n)$**
- Donde:
- **$-g(n)$** indica la distancia del mejor camino hasta el momento desde el nodo inicial **I** al n .
- **$-h(n)$** expresa la distancia estimada desde el nodo n hasta el nodo objetivo **O**.

Algoritmo A*

- En cada paso se selecciona el nodo más prometedor que se haya generado hasta ese momento (función heurística).
- A continuación se expande el nodo elegido generando todos sus sucesores.
- Si alguna de ellos es meta el proceso acaba. Si no continúo con el algoritmo.

Algoritmo A*

- Es una búsqueda en anchura. Si en una rama por la que estoy explorando no aparece la solución, la rama puede parecer menos prometedora que otras por encima de ella y que se habían ignorado.
- Podemos pues abandonar la rama anterior y explorar la nueva.

Algoritmo A*

- Sin embargo al vieja rama no se olvida. Su último nodo se almacena en el conjunto de nodos generados pero aún sin expandir.

Algoritmo A*

- 1.- Crear un grafo de búsqueda **G**. Inicializar **G** con **I**.
- 2.- Crear ABIERTOS con **I**, crear CERRADOS vacío.
- 3.- Si ABIERTOS está vacía terminar con FALLO.
- 4.- Tomar primero nodo, **N**, de ABIERTOS e insertarlo en CERRADOS.
- 5.- Si **N** = **O** entonces ÉXITO. Devolver **N** y el camino de **I** a **N** (usando el árbol de búsqueda dado por los punteros que se construyen en el paso 7).
- 6.- Expandir **N** y crear el conjunto **M** con todos sus sucesores. Eliminar de **M** aquellos nodos que sean ancestros de **N** en **G**. Añadir **M** a los sucesores de **N** en **G**.

Algoritmo A*

7.- Establecer un puntero a N desde aquellos nodos de M que no estén ni en ABIERTOS ni en CERRADOS (no han sido visitados en G). Insertar estos elementos en ABIERTOS.

Para cada nodo de M que esté en ABIERTOS o en CERRADOS modificar el puntero para que este apunte a N siempre que el mejor camino encontrados hasta el momento hacia dicho nodo pase por N.

Para cada nodo de M que ya esté en CERRADOS, modificar los punteros de cada uno de sus descendientes de modo que apunten hacia atrás a los mejores caminos encontrados hasta el momento a esos descendientes.

Algoritmo A*

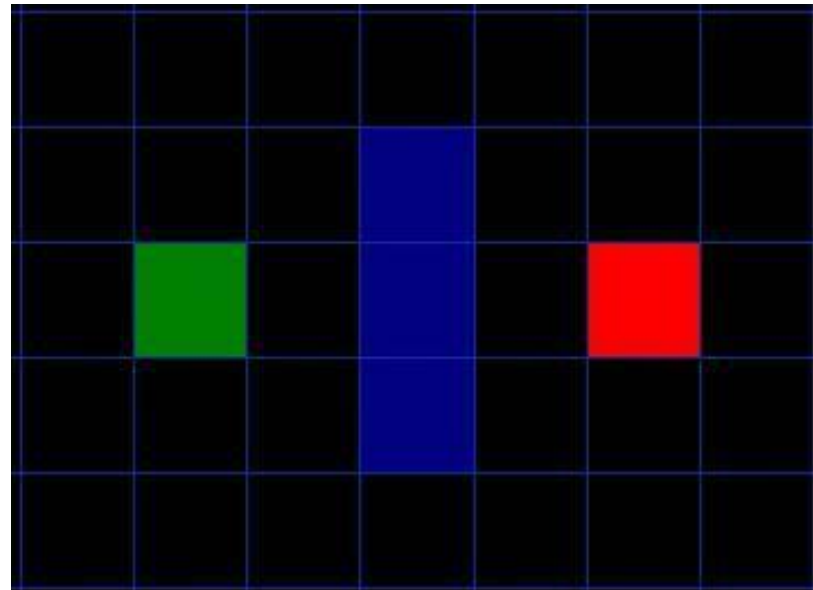
- 8.- Reordenar ABIERTOS según $f(n)$ de menor a mayor. En caso de empate emplear el criterio de profundidad en el árbol de búsqueda.
- 9.- Volver al paso 3.

Un ejemplo

http://www.policyalmanac.org/games/aStarTutorial_es.htm

<http://www.policyalmanac.org/games/aStarTutorial.htm>

Encontrar el camino mas corto entre el cuadrado verde y el rojo (sus Centros)



Un ejemplo

- Un camino puede usar cuadros en horizontal/vertical o en diagonal.
- El costo de recorrer un cuadrado en horizontal/vertical lo estimaremos en 10 unidades.
- El costo de recorrer un cuadrado en diagonal lo estimaremos en 14 (aproximación de la diagonal de un cuadrado de lado 10).

Un ejemplo

- Entonces para cualquier cuadrado C

$$g(C) = 10*n + 14*m$$

siendo n el número de cuadrados recorridos en horizontal/vertical y m el número de cuadrados recorridos en diagonal para llegar del cuadrado inicial al cuadrado C

Un ejemplo

14	10	14
10		10
14	10	14

Un ejemplo

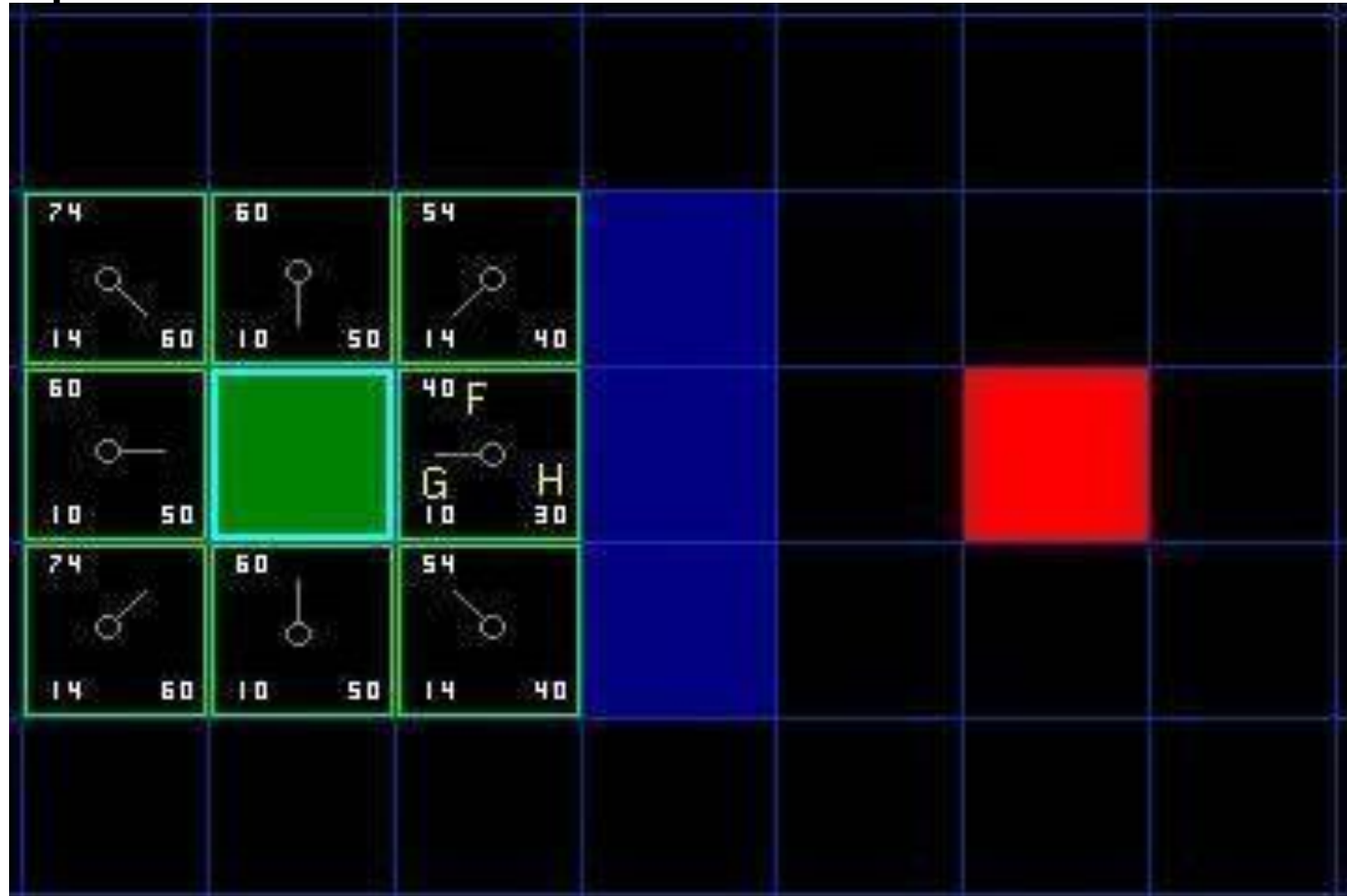
Para la heurística h emplearemos la distancia de Manhattan sin tener en cuenta los obstáculos.

Entonces para cualquier cuadrado C

$$h(C) = 10 * k$$

Donde k es el número de cuadrados recorridos en horizontal/vertical que separan C del cuadrado destino (distancia Manhattan)

Un ejemplo



Un ejemplo

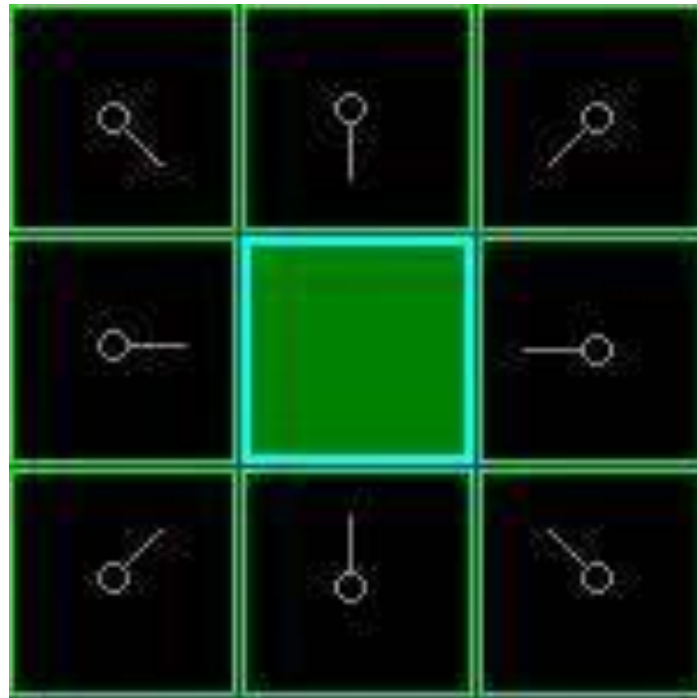
- **1)** Empezar en el punto inicial A y añadirlo a la lista ABIERTOS (cuadrados a tener en cuenta). Básicamente es una lista de los cuadrados que necesitan ser comprobados.
- **2)** Mirar todos los cuadrados alcanzables o transitables adyacentes al punto de inicio, ignorando cuadrados “intransitables”. Añadirlos también a ABIERTOS.

Un ejemplo

- Por cada uno de esos cuadrados, guardar el punto A como su “cuadrado padre”. El cuadrado padre es muy importante para trazar nuestro camino.
- **3)** Sacar el cuadro inicial A de ABIERTOS y colocarlo en CERRADOS (cuadrados que , por ahora, no necesitan ser mirados de nuevo).

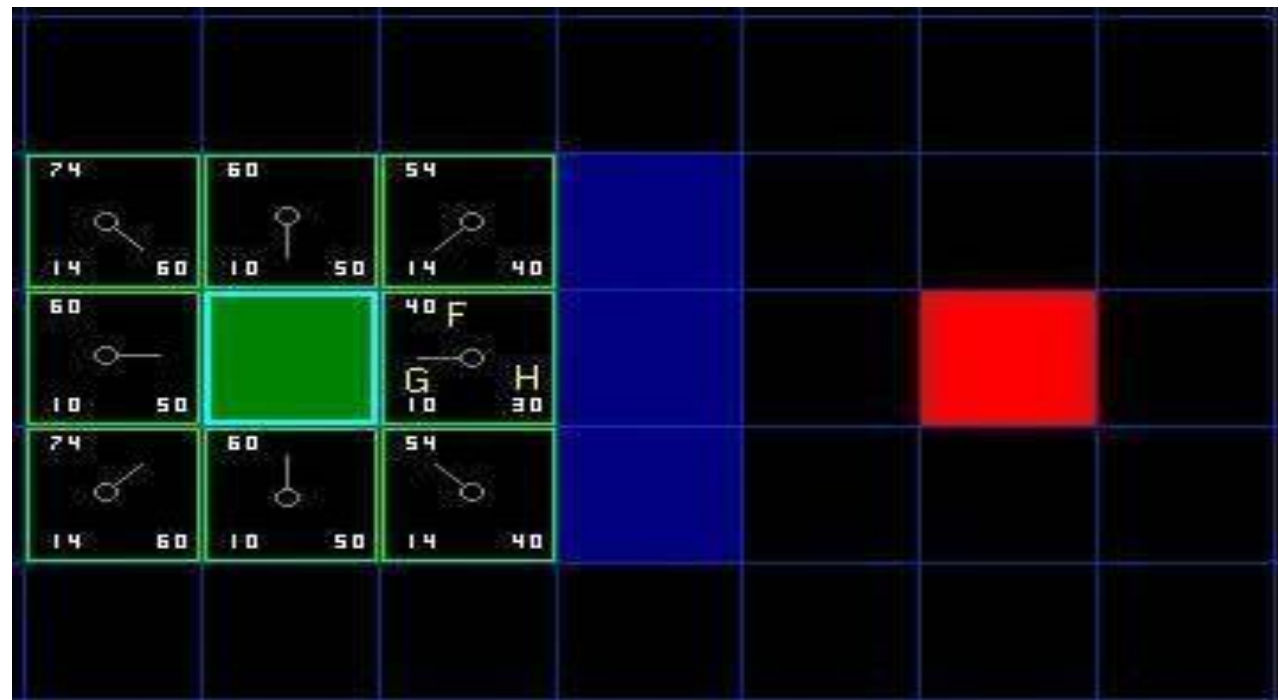
Un ejemplo

- ABIERTOS: recuadrado en verde
- CERRADOS: recuadrado en azul

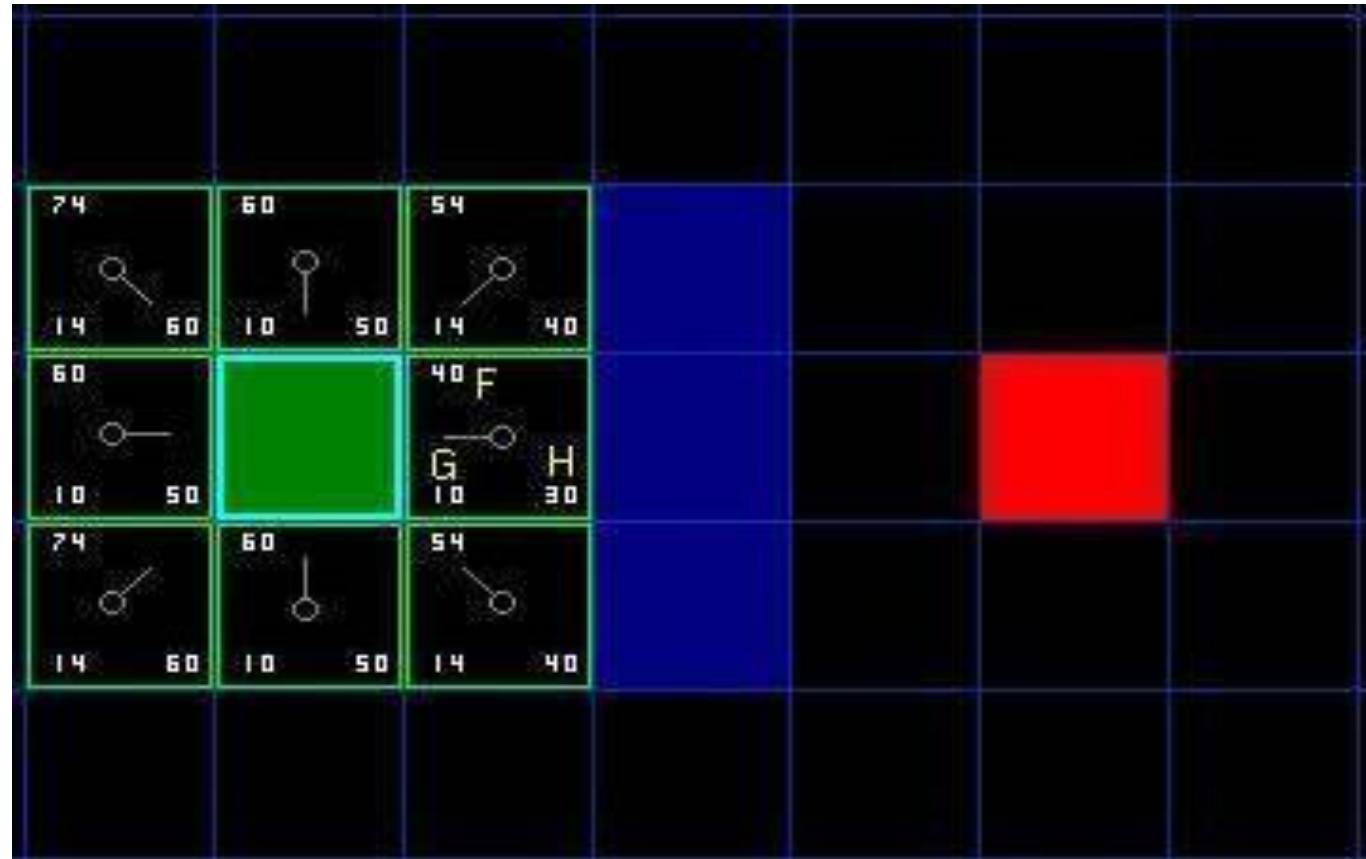


Un ejemplo

- Valorar los cuadrados de la lista ABIERTOS de acuerdo con $f(.)$

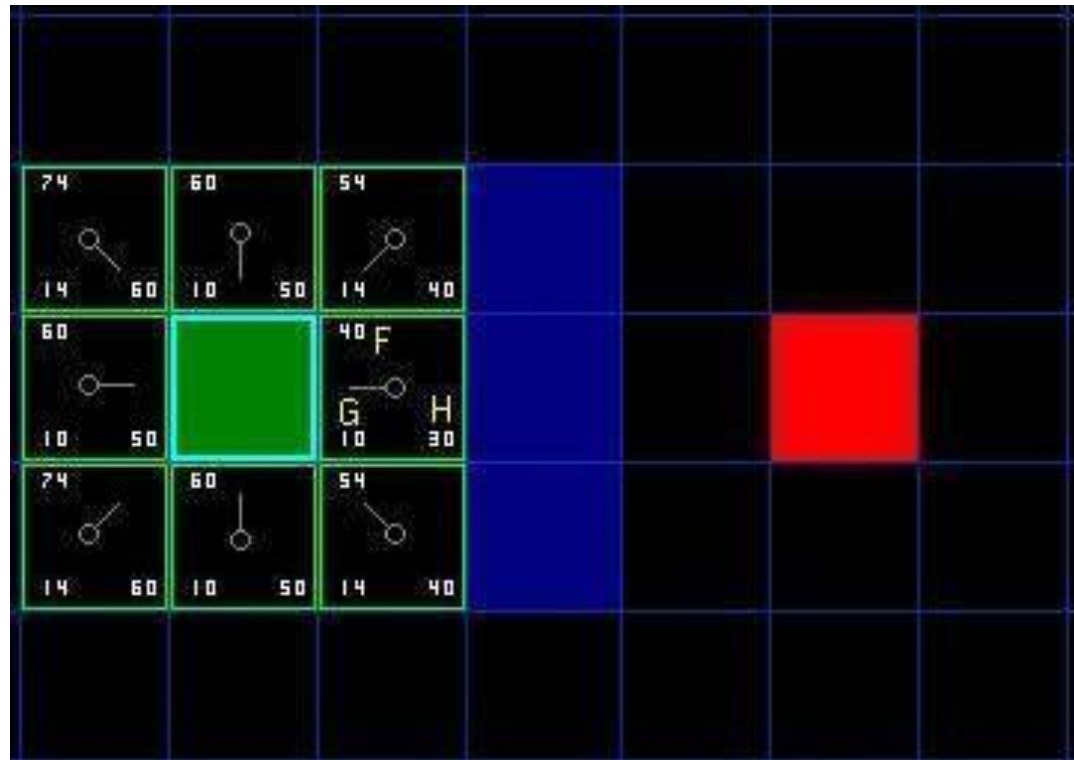


Un ejemplo



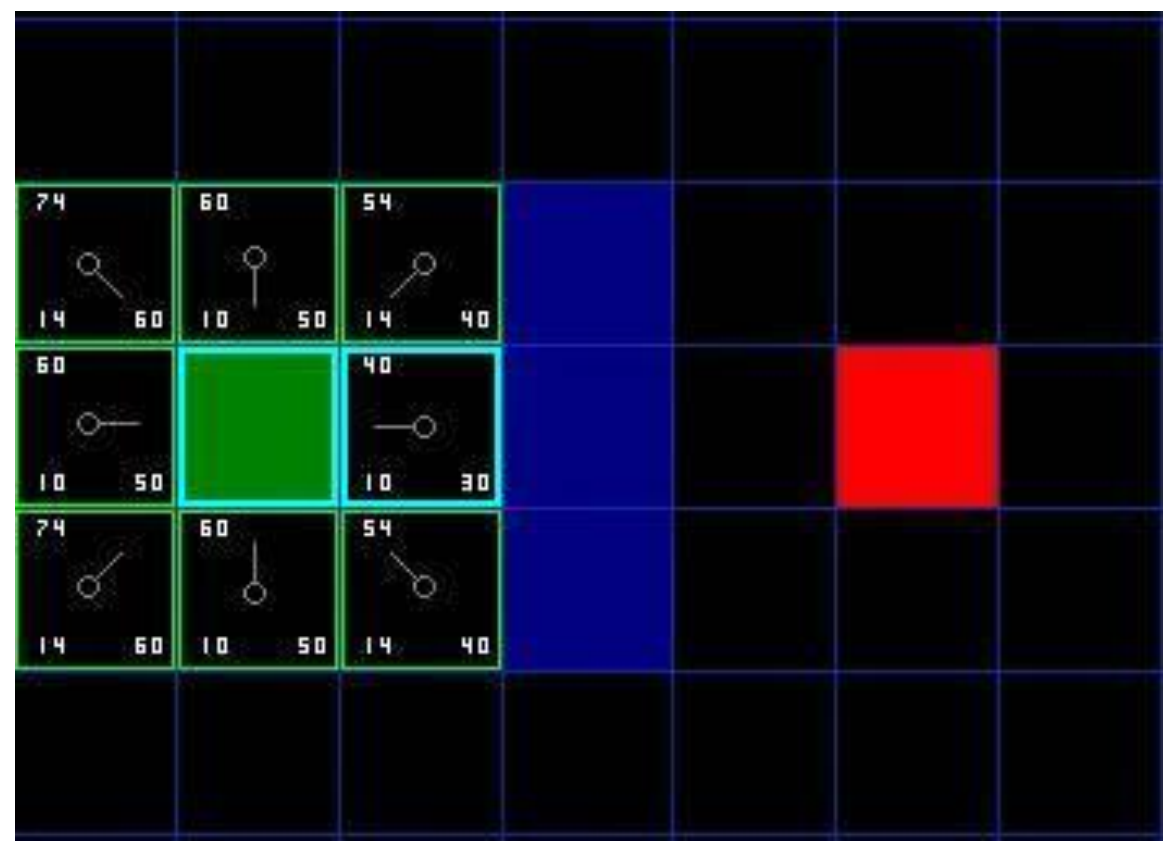
Un ejemplo

- De los 9 cuadros iniciales, hay 8 en ABIERTOS después de que el cuadrado inicial fuera incluido en CERRADOS.
- De estos, el que tiene el coste F más bajo es el INMEDIATO a la derecha del cuadro inicial, con una F de 40.



Un ejemplo

- Seleccionamos este cuadrado como nuestro siguiente cuadrado.
- Lo incluimos en la lista CERRADOS (resaltado en azul)



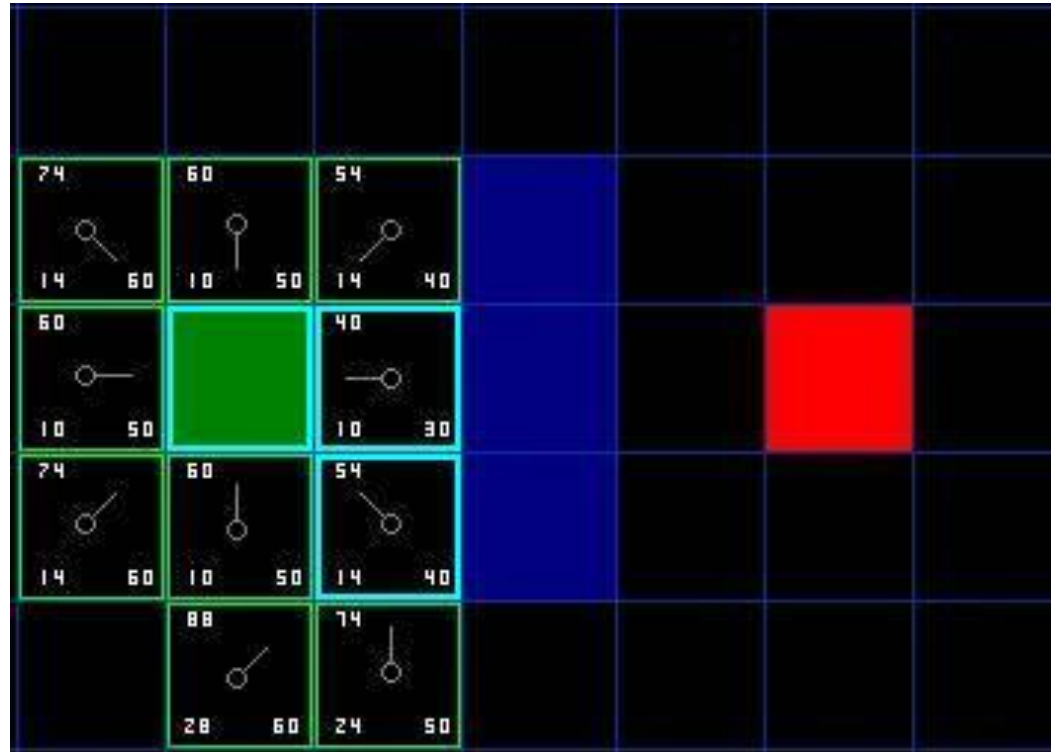
Un Ejemplo

- Ahora comprobamos los cuadros adyacentes. Todos los que hay a la derecha son cuadros de muro, así que no los tenemos en cuenta. El de la izquierda es el cuadrado inicial; ese está en la lista cerrada, así que lo ignoramos también.
- Los otros 4 cuadrados ya están en la lista abierta, así que necesitamos comprobar si alguno de los caminos hasta esos cuadros es mejor que el del cuadrado actual hasta ellos.

Un ejemplo

- Examinemos el cuadrado debajo del cuadrado actual.
- Su G actual es 14. Si fuésemos a través del cuadro actual hasta allí, la G sería igual a 20 y como este dista 40 del destino, la F estimada es de 60.
- Sin embargo, si nos movemos directamente en diagonal tendremos un valor de F igual a 54.
- Así pues seleccionamos movernos un cuadro en diagonal. Lo incluimos en CERRADOS.
- Abandonamos el cuadrado horizontal y mantenemos el puntero del cuadrado diagonal al cuadrado inicial.

Un ejemplo



Un ejemplo

- Ahora volvemos a comprobar los cuadrados adyacentes. El de la izquierda y el superior son cuadros de muro así que los ignoramos.
- Tampoco tenemos en cuenta el cuadro que está debajo del muro:

No podemos llegar a ese cuadrado sin que el agente “raspe” la esquina al pasar en diagonal; lo mejor es dar un pequeño rodeo, primero bajando y luego yendo hacia la derecha. (Nota: Esta regla es opcional. Su uso depende del contexto)

Un ejemplo

- Eso deja otros 5 cuadros. Los otros 2 cuadros bajo el actual no están en la lista abierta así que los añadimos y el cuadro actual se convierte en su padre.
- De esos otros 3 cuadros, 2 ya están en la lista cerrada (el cuadro inicial, y el cuadro que hay encima del actual, ambos resaltados en azul en el diagrama) así que los ignoramos.

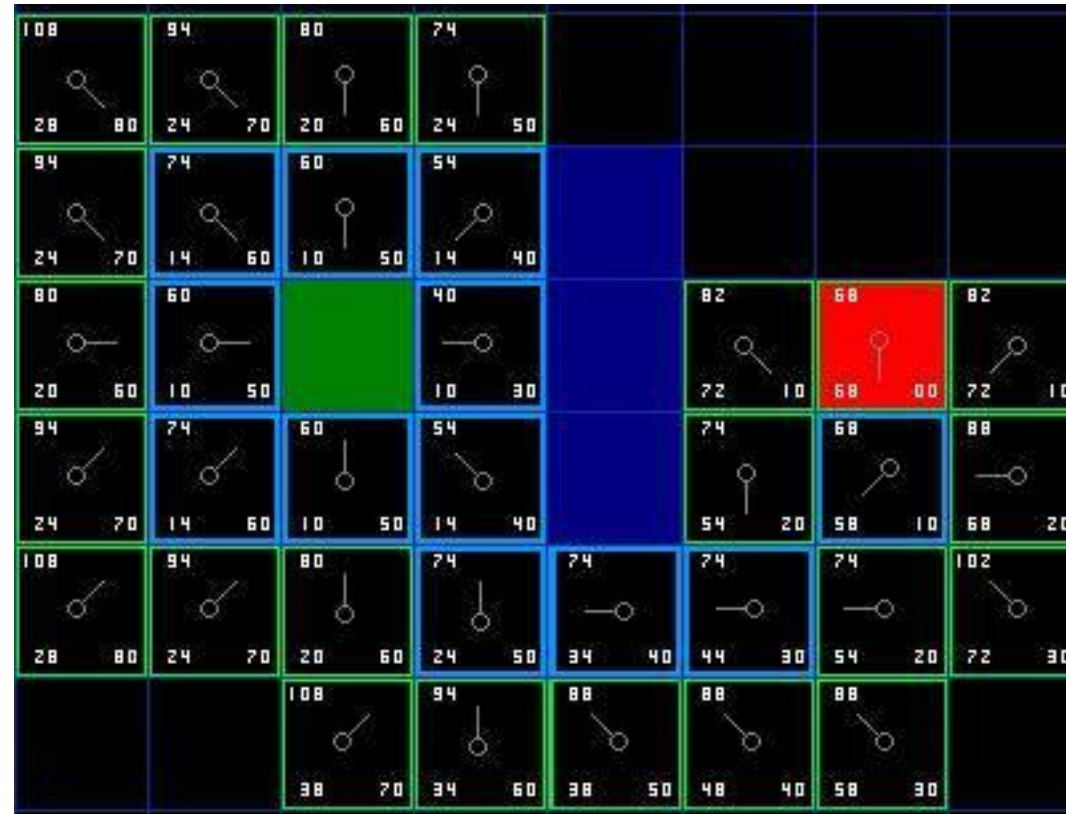
Un ejemplo

- El último cuadro, el de la izquierda del cuadro actual, se comprueba para ver si el coste G hasta él desde el cuadro actual, es menor que llegando directamente desde el cuadro inicial. Lo hacemos y no hay suerte, así que ya estamos listos para comprobar el siguiente cuadro de nuestra lista abierta.

Un ejemplo

- Repetimos este proceso hasta que añadimos el cuadro objetivo a la lista abierta, en ese momento parecería algo como la ilustración siguiente

Un ejemplo



Un ejemplo

- Obsérvese que el cuadro padre para el cuadrado dos cuadros por debajo del cuadro inicial ha cambiado desde la ilustración anterior.
- Antes tenía un coste G de 28 y apuntaba al cuadrado encima suya y a la derecha. Ahora tiene una puntuación de 20 y apunta al cuadrado encima suya.

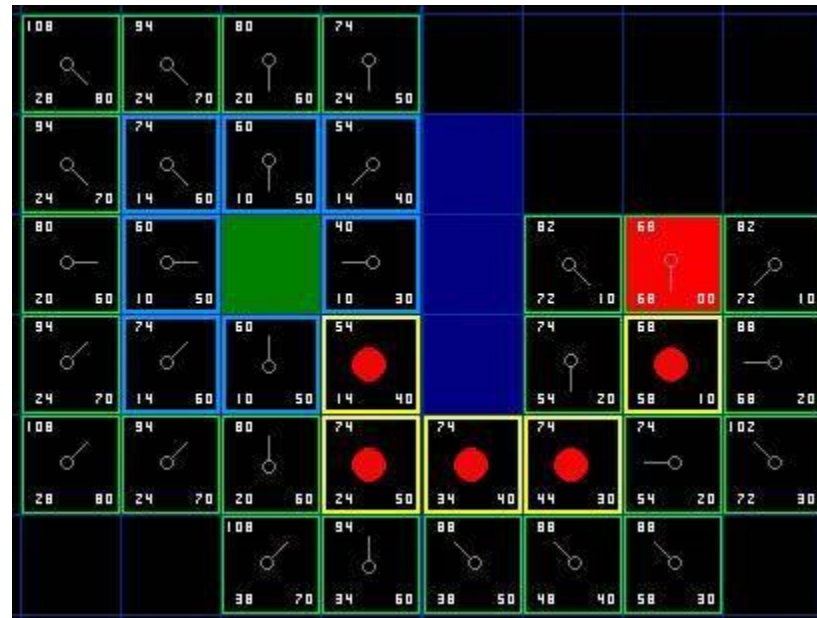
Un ejemplo

- Esto ocurrió en algún momento por la forma en la que se ejecuta la búsqueda, donde la puntuación G fue comprobada y reducida usando un nuevo camino - el padre cambió y G y F fueron recalculadas.
- Este cambio no parece importante en este ejemplo, pero hay muchas posibles situaciones donde este constante control significará la diferencia en la determinación del mejor camino hasta tu objetivo.

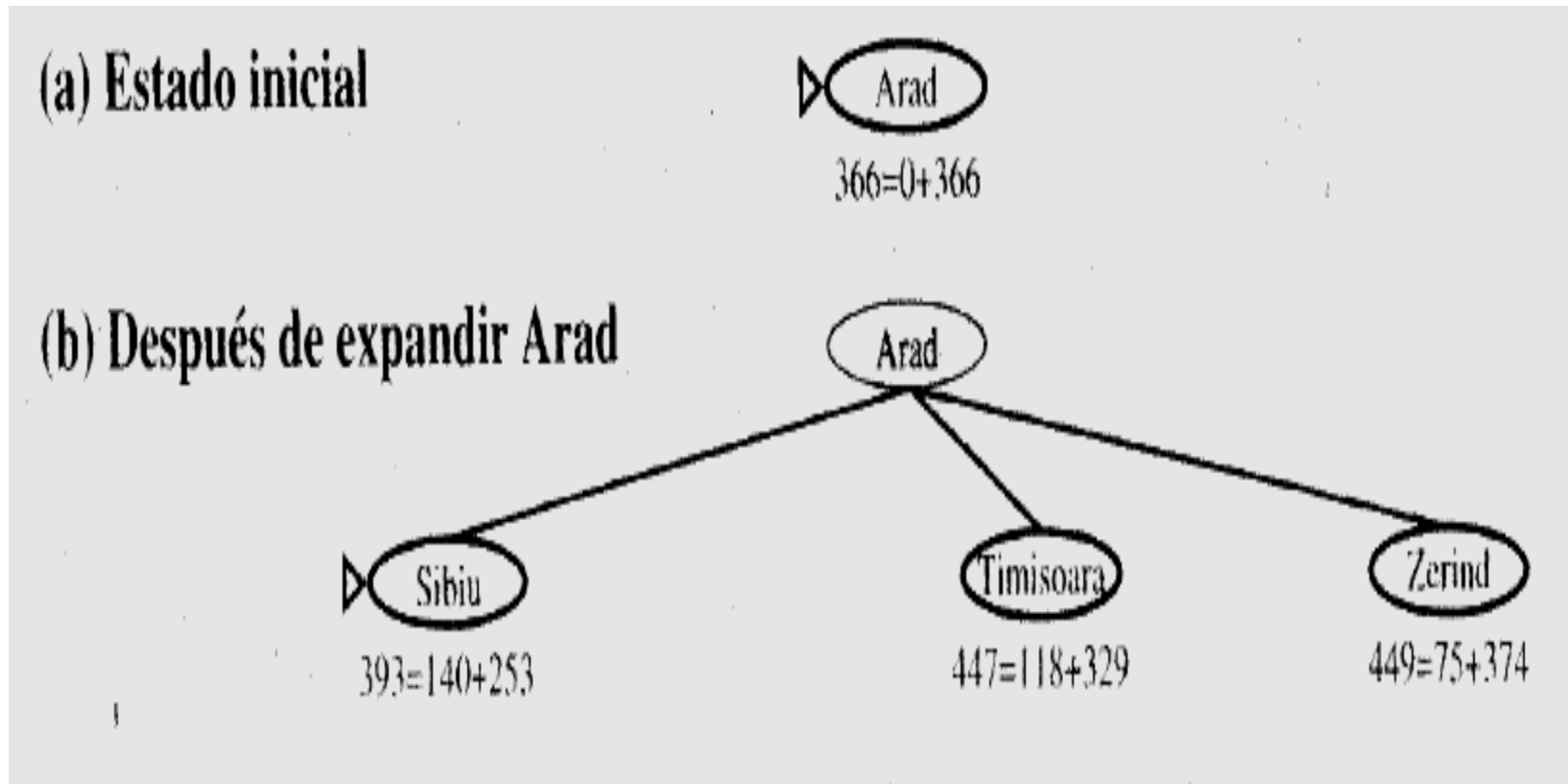
Un ejemplo

- Para determinar el camino optimo empezamos desde el cuadro objetivo rojo, y vamos hacia atrás de un cuadrado a su padre, siguiendo las flechas.
- Eso lleva de vuelta al cuadrado inicial y determina que movimientos serán el camino a seguir.

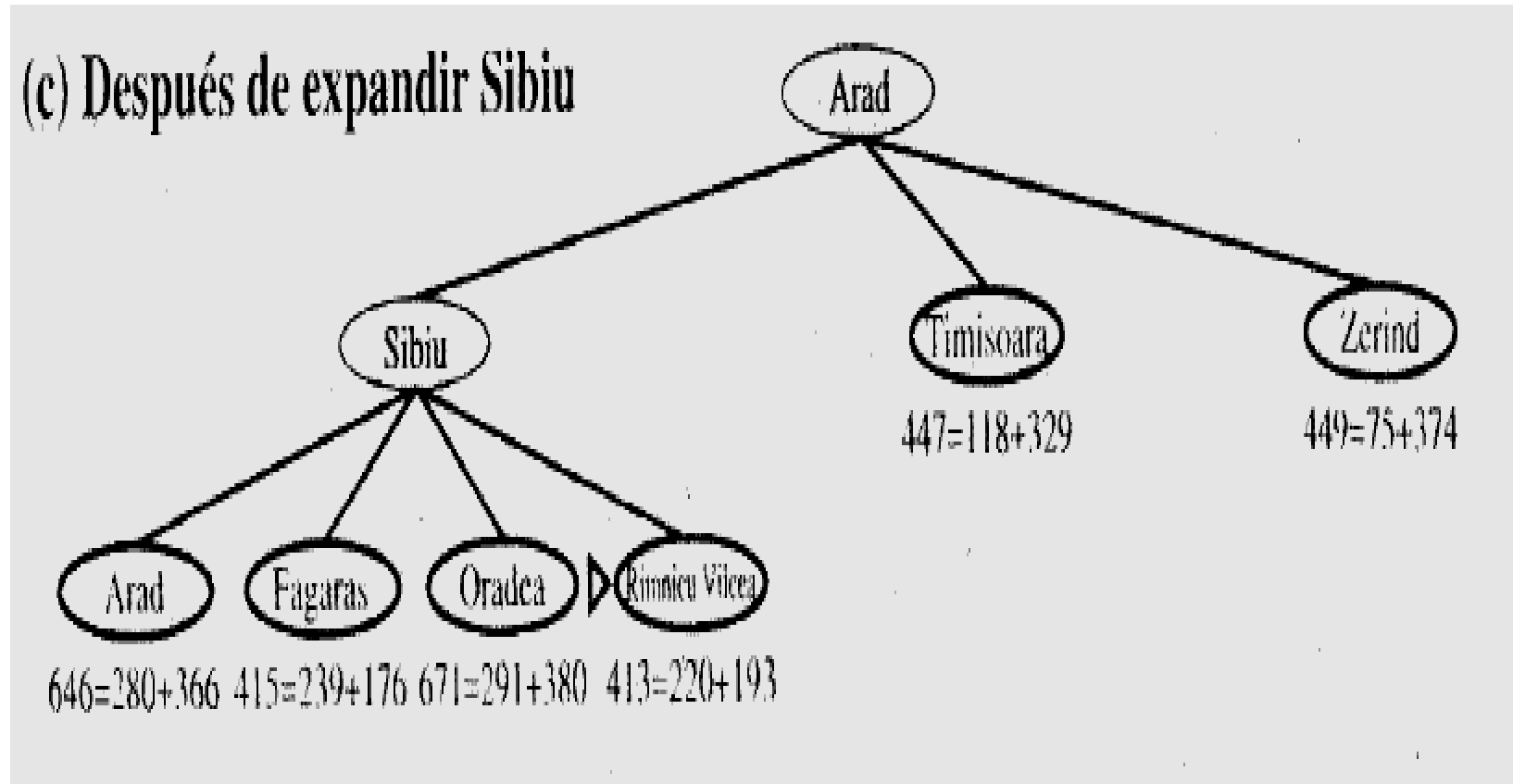
Un ejemplo



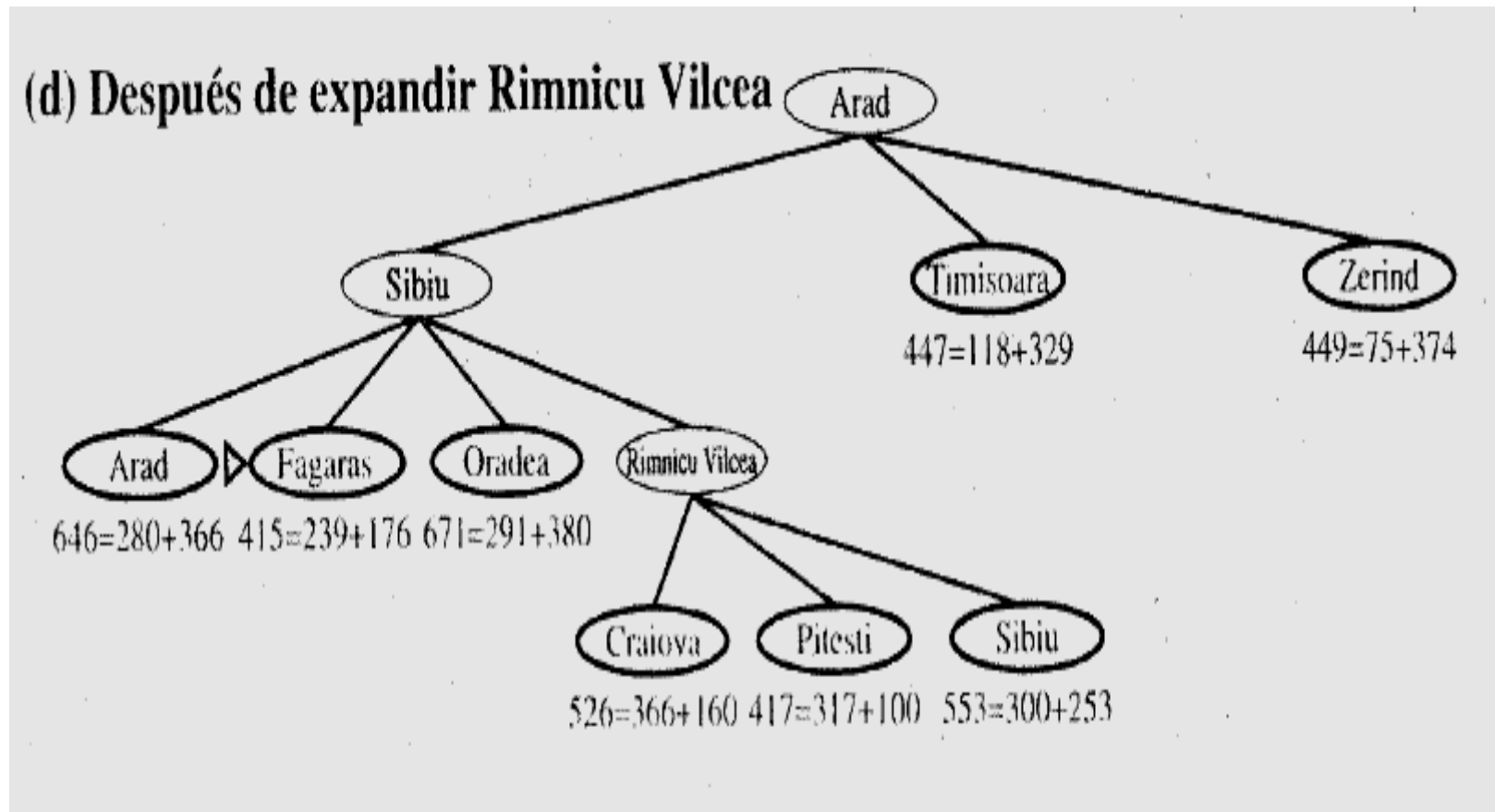
Ejemplo: Russell-Norvig



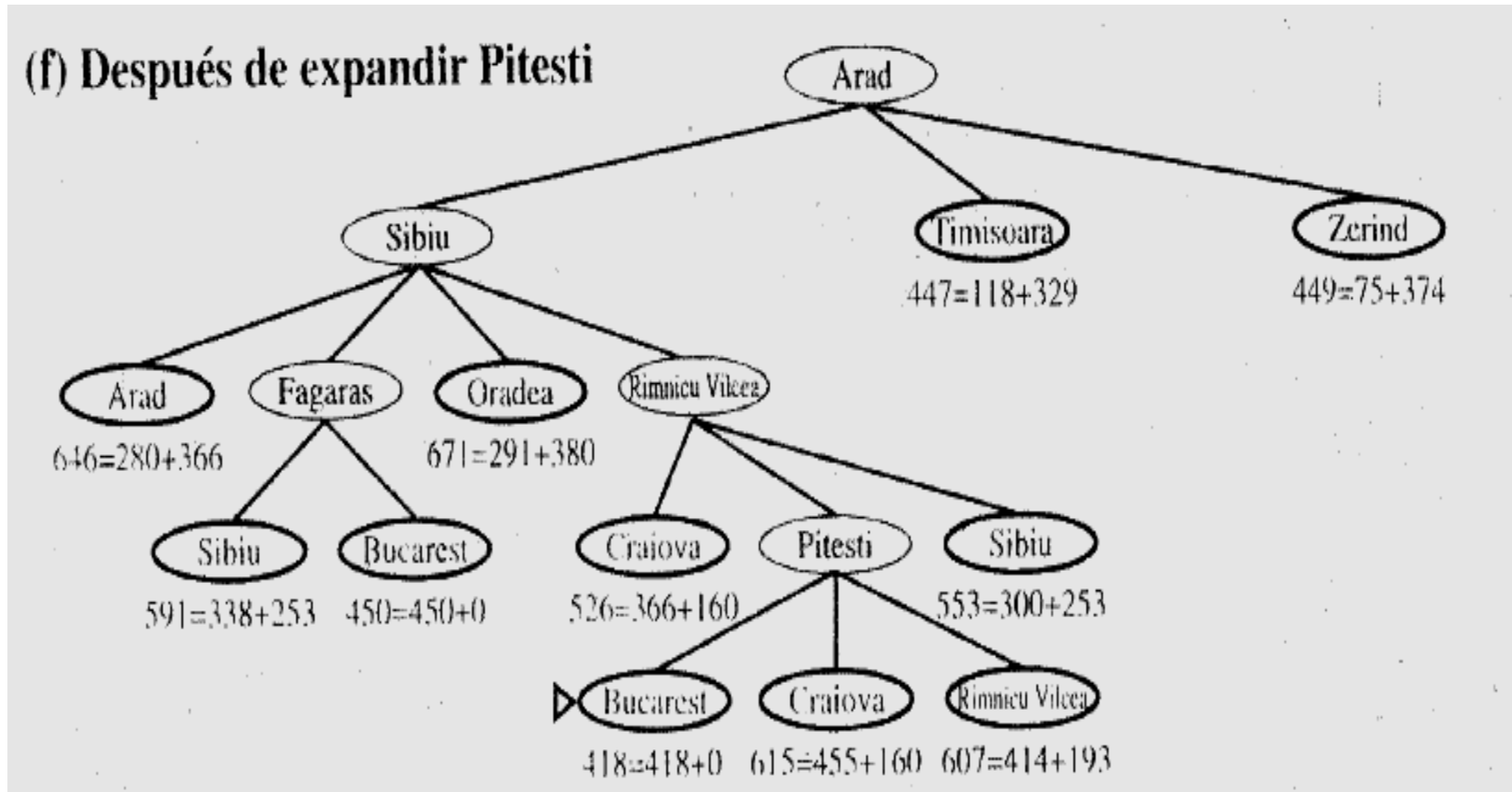
Ejemplo: Russell-Norvig



Ejemplo: Russell-Norvig



Ejemplo: Russell-Norvig



Ejemplo del 8-Puzzle

- Supongamos la heurística $h(x) = \text{nº de fichas descolocadas}$.
- Supongamos $g(x) = \text{nivel de } x \text{ en el árbol de búsqueda}$
- Estado final deseado:

1	2	3
8		4
7	6	5

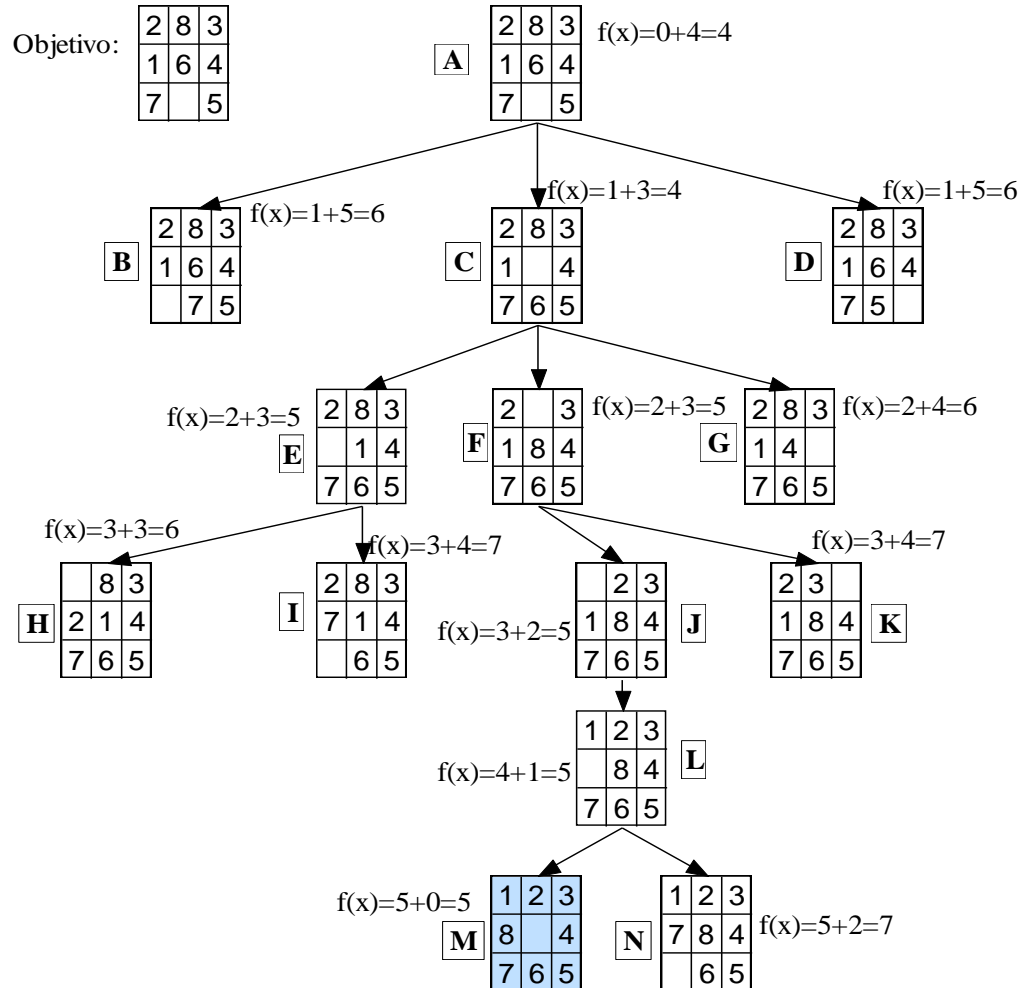
- Estado inicial x_0 :

2	8	3
1	6	4
7		5

$$g(x_0) = 0$$

$$h(x_0) = 4$$

Ejemplo del 8-Puzzle.



Pasos A*

- 1.- en **A**: Abre **B, C, D**
- 2.- en **C**: Abre **E, F, G**
- 3.- en **E**: Abre **H, I**
- 4.- en **F**: Abre **J, K**
- 5.- en **J**: Abre **L**
- 6.- en **L**: Abre **M, N**
- 7.- **M**: Objetivo alcanzado

Algoritmo A*: Propiedades

- Supongamos $h^*(x)$ el coste del camino óptimo en el árbol de estados para alcanzar la solución desde el nodo x .
- La función heurística óptima $f^*(x) = g(x) + h^*(x)$ es el coste del camino óptimo entre el estado inicial y el objetivo, pasando por x .
- Como $h^*(x)$ es desconocida, tenemos que estimarla mediante $h(x)$.

Algoritmo A*: Propiedades

- Si hacemos $h(x) = 0$, el algoritmo es idéntico al algoritmo de Dijkstra a una búsqueda en anchura.
- Si $h(x) = h^*(x)$, entonces no habría proceso de búsqueda: Llegaríamos directamente a la solución.
- Si $h(x) > h^*(x)$ para **algún** x , puede que no encontremos solución óptima.

Algoritmo A*: Propiedades

- Las heurísticas $h(x)$ tales que $0 \leq h(x) \leq h^*(x)$ para **todo** x , se llaman **admisibles**.
- Si $0 \leq h(x) \leq h^*(x)$ para **todo** x , entonces se alcanzará la solución óptima (mínimo número de pasos para llegar al objetivo).
 - **Ejemplo 1:** En problemas de caminos mínimos (por ejemplo, rutas entre ciudades), la heurística de “distancia en línea recta entre dos ciudades” siempre será menor que el coste real del viaje por carretera.
 - **Ejemplo 2:** En el problema del 8-puzzle, el número de piezas descolocadas siempre será menor (o igual) que el número de pasos necesarios para colocarlas en su posición correcta.

Algoritmo A*: Propiedades

- Si las heurísticas $h_1(x)$ y $h_2(x)$, cumplen
 $0 \leq h_1(x) \leq h_2(x) \leq h^*(x)$, para cualquier nodo/estado x ,
entonces se dice que $h_2(x)$ está *mejor informada* que $h_1(x)$, dado que se acerca más a la heurística óptima.
- Una heurística **A** mejor informada que otra heurística **B** requerirá menos pasos para alcanzar la solución destino.

Algoritmo A*: Propiedades

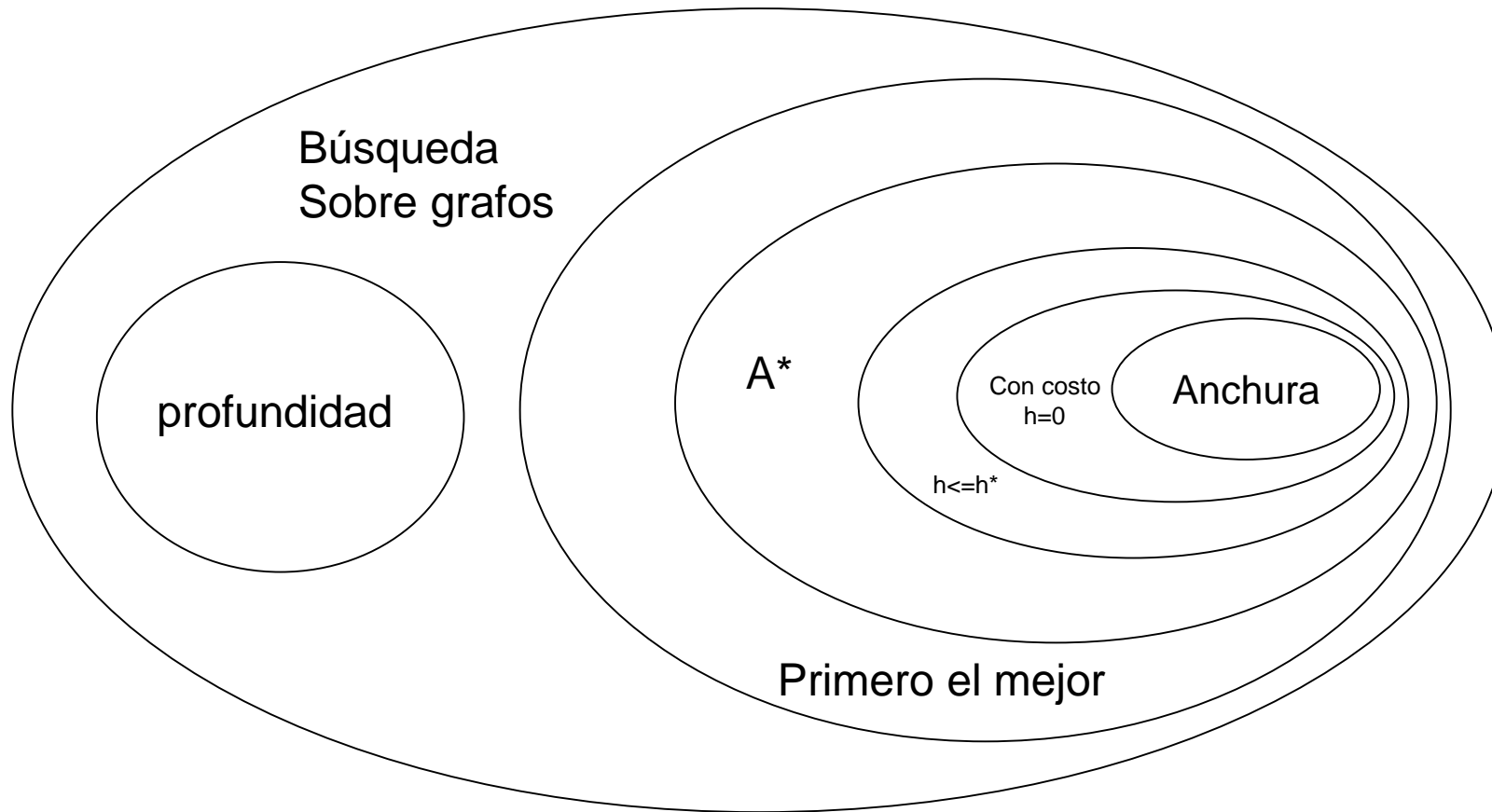
- Supongamos dos nodos del grafo de estados generado por A^* , x_i y x_j , tales que x_j es sucesor de x_i .
- Decimos que la heurística $h(x)$ **es consistente** si:
 $h(x_i) - h(x_j) \leq c(x_i, x_j)$, donde $c(x_i, x_j)$ es el coste del arco que une x_i con x_j .
- Si se cumple la condición de consistencia, entonces $f(x)$ **es no decreciente**; es decir, $f(x_j) \geq f(x_i)$ para cualquier par de nodos x_j sucesor de x_i .
- Esto implica que, **cada vez que A^* expande un nodo, ha encontrado un camino óptimo al mismo.**

Algoritmo A*: Propiedades

- **Limitaciones de A*:**

- Al igual que en cualquier algoritmo de búsqueda en grafos de los estudiados, la expansión de un número grande de nodos puede llevar al algoritmo a agotar la memoria del computador.
- Puede no ser viable encontrar una heurística admisible y consistente para algún problema.
- No en todos los problemas se conoce el estado final al que se desea llegar: En su lugar, se tiene una función objetivo que se desea optimizar.
- Es necesario conocer un estado inicial del que se parte para solucionar el problema.

Algoritmos de búsqueda



Dificultades del proceso deliberativo

- Los procesos de percepción no siempre pueden obtener la información necesaria acerca del **estado** del entorno
- Las acciones pueden no disponer siempre de modelos de sus **efectos**
- Pueden haber otros procesos físicos, u **otros agentes**, en el mundo, influyendo en los resultados de las acciones

Dificultades del proceso deliberativo

- En el tiempo que transcurre desde la construcción de un plan, el mundo puede cambiar de tal manera que el plan ya no sea adecuado
- Podría suceder que se le requiriese al agente actuar antes de que pudiese completar una búsqueda de un estado objetivo
- Aunque el agente dispusiera de tiempo suficiente, sus recursos de memoria podrían no permitirle realizar la búsqueda de un estado objetivo

Modificaciones del proceso de búsqueda

- Búsqueda orientada a subobjetivos
- Búsqueda jerárquica
- Búsqueda con horizonte