



**DECSAI**

**Departamento de Ciencias de la Computación e I.A.**

Universidad de Granada



# Juegos

© Fernando Berzal, [berzal@acm.org](mailto:berzal@acm.org)

## Tipos de juegos



	Juegos deterministas	Juegos de azar
Con información perfecta	Ajedrez, damas, Go, Othello	Backgammon, Monopoly
Con información imperfecta	barquitos	Bridge, poker, scrabble



# Juegos



## Juego perfecto

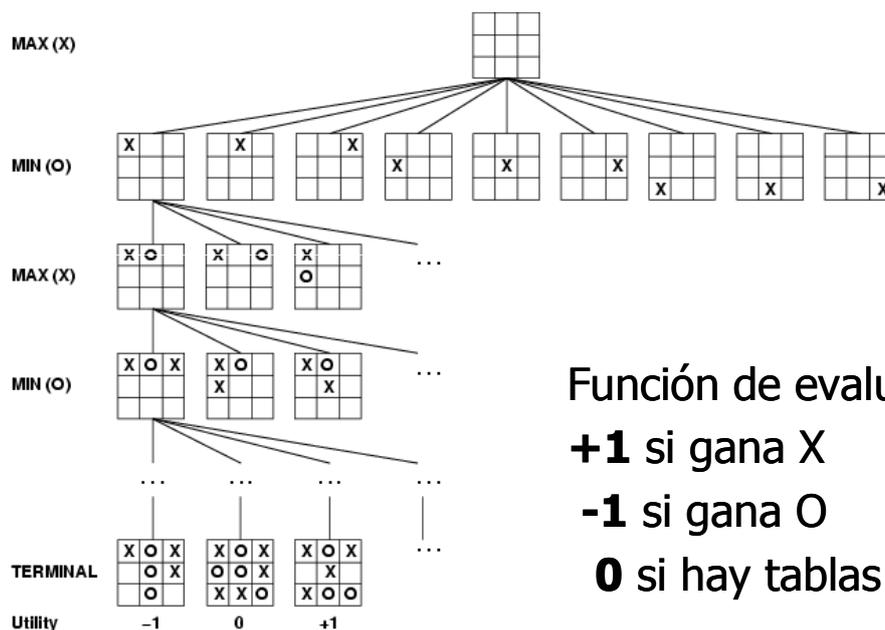
- Dos jugadores
- Movimientos intercalados
- Suma cero (la ganancia de uno es la pérdida del otro).
- Información perfecta (ambos jugadores tienen acceso a toda la información sobre el estado del juego: no se ocultan información el uno al otro).
- No interviene el azar (p.ej. dados).

Ejemplos:

Nim, Grundy, 3 en raya, conecta-4, damas, ajedrez...



# Juegos



Función de evaluación:

**+1** si gana X

**-1** si gana O

**0** si hay tablas



# Juegos



## Complejidad de algunos juegos con adversario

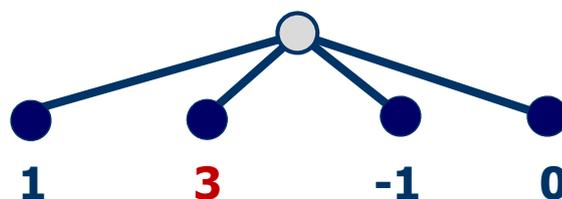
Juego	Estados
3 en raya	$9! = 362280$
Conecta-4	$10^{13}$
Damas	$10^{18}$
Ajedrez	$10^{47}$
Go	$10^{170}$



# Minimax



Considerando sólo nuestros posibles movimientos...  
... elegiríamos el movimiento más prometedor (MAX):



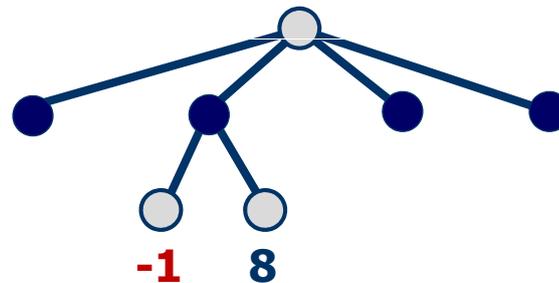
- Nuestro turno
- Turno de nuestro oponente



# Minimax



Nuestro oponente, a continuación...  
... elegiría lo que más le conviene a él (MIN):



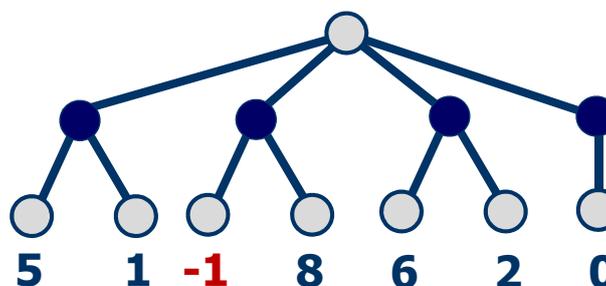
- Nuestro turno
- Turno de nuestro oponente



# Minimax



Si antes de realizar el movimiento,  
hubiésemos explorado un nivel más de profundidad, nos  
habría dado cuenta de que el movimiento no era bueno:



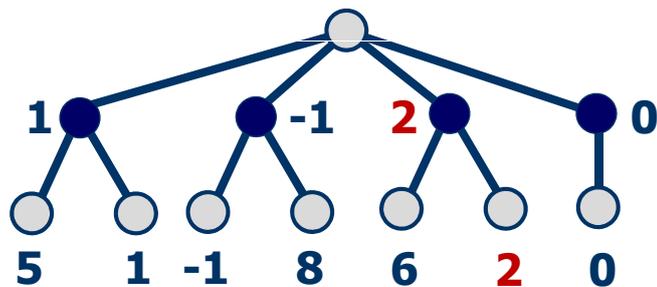
- Nuestro turno
- Turno de nuestro oponente



# Minimax



Si suponemos que nuestro oponente es racional, deberíamos elegir otro movimiento inicial:



- Nuestro turno
- Turno de nuestro oponente



# Minimax



Estrategia perfecta para juegos deterministas.

IDEA: Elegir el movimiento que nos lleva a la posición que nos asegura una recompensa máxima en el peor caso (valor minimax).

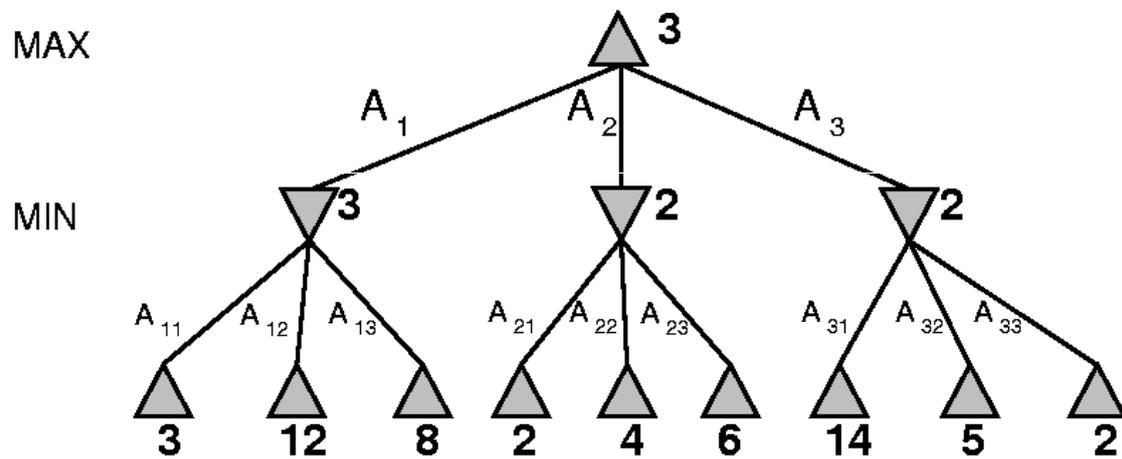
- MAX: Cuando movemos nosotros, elegimos el nodo de máximo valor.
- MIN: Cuando mueve nuestro oponente, elige el nodo de menor valor (para nosotros).



# Minimax



Árbol con 2 niveles (2-ply):



# Minimax



```
function MINIMAX-DECISION(state) returns an action
```

```
  v ← MAX-VALUE(state)  
  return the action in SUCCESSORS(state) with value v
```

```
function MAX-VALUE(state) returns a utility value
```

```
  if TERMINAL-TEST(state) then return UTILITY(state)  
  v ←  $-\infty$   
  for a, s in SUCCESSORS(state) do  
    v ← MAX(v, MIN-VALUE(s))  
  return v
```

```
function MIN-VALUE(state) returns a utility value
```

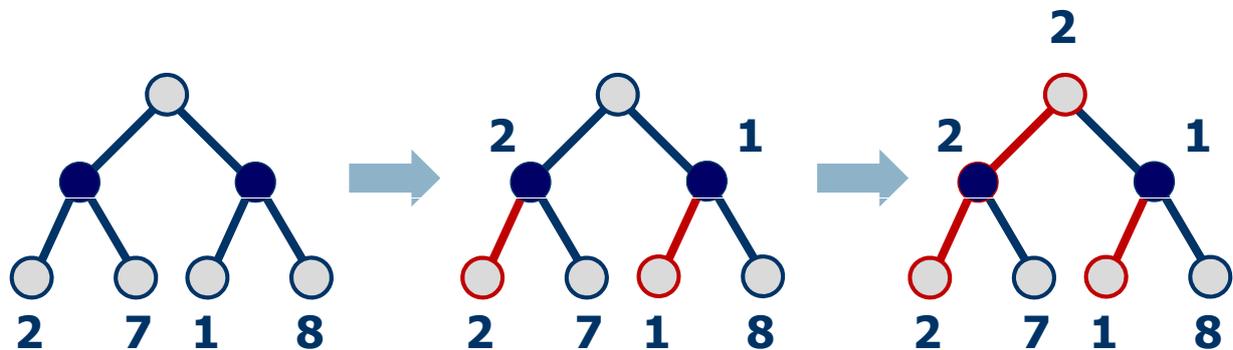
```
  if TERMINAL-TEST(state) then return UTILITY(state)  
  v ←  $\infty$   
  for a, s in SUCCESSORS(state) do  
    v ← MIN(v, MAX-VALUE(s))  
  return v
```



# Minimax



Búsqueda minimax (primero en profundidad):



○ MAX  
● MIN



# Minimax



## Complejidad

$b$  = Factor de ramificación del árbol

$d$  = Profundidad del árbol de juego

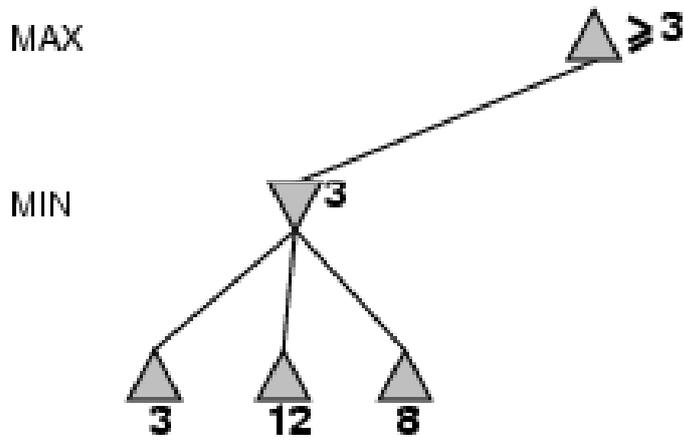
- Tiempo:  $O(b^d)$ .
- Espacio:  $O(bd)$ .

## Ejemplo

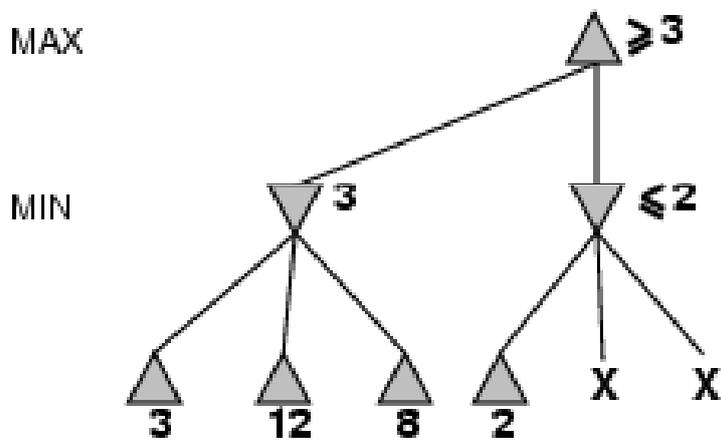
En el ajedrez,  $b \approx 35$  y  $d \approx 100$ , por lo que **no** podemos explorar el árbol completo del juego.



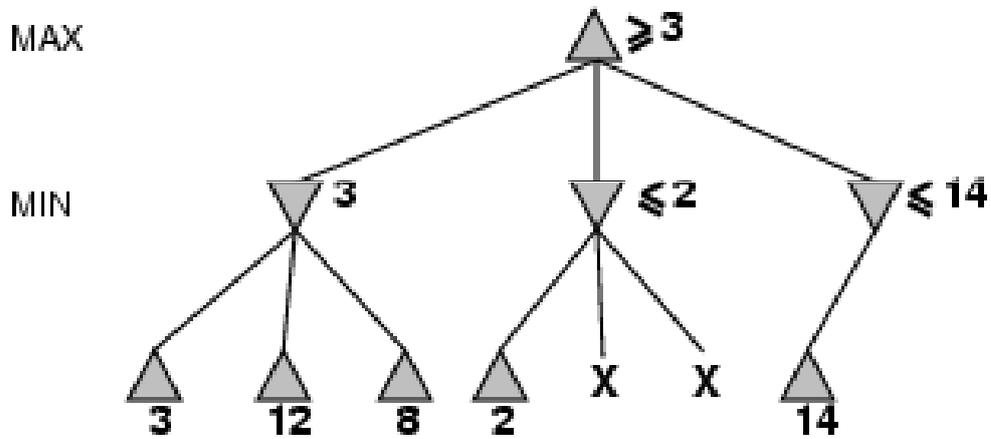
# Poda $\alpha$ - $\beta$



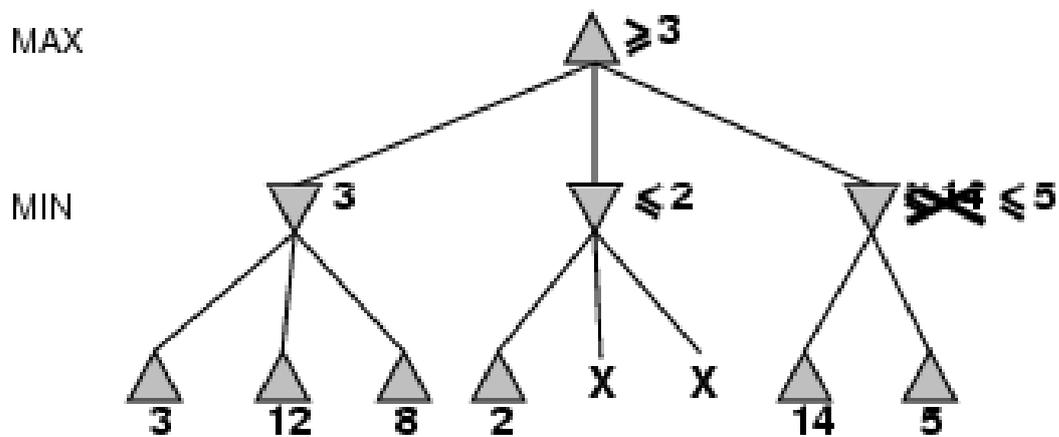
# Poda $\alpha$ - $\beta$



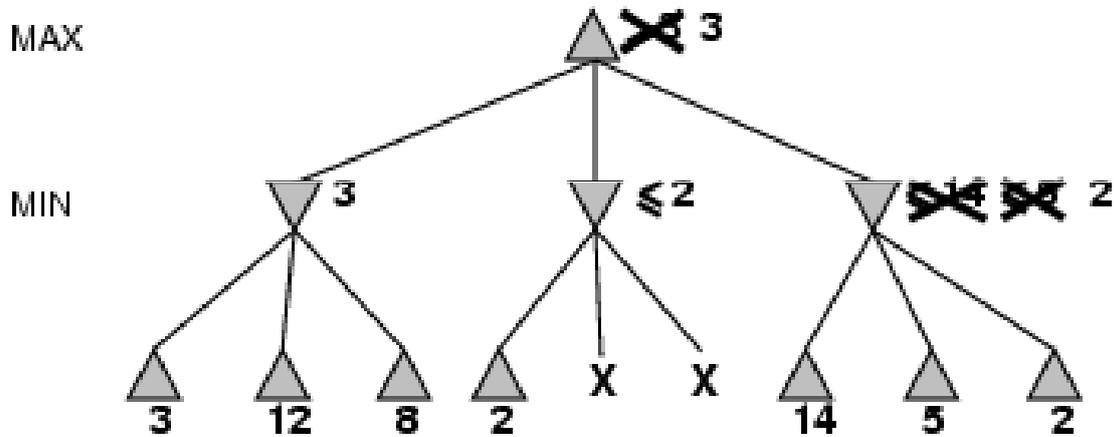
# Poda $\alpha$ - $\beta$



# Poda $\alpha$ - $\beta$



# Poda $\alpha$ - $\beta$



# Poda $\alpha$ - $\beta$



**function** ALPHA-BETA-SEARCH(*state*) *returns an action*

**inputs:** *state*, current state in game

$v \leftarrow \text{MAX-VALUE}(\text{state}, -\infty, +\infty)$

**return** the *action* in **SUCCESSORS**(*state*) with value  $v$

---

**function** MAX-VALUE(*state*,  $\alpha$ ,  $\beta$ ) *returns a utility value*

**inputs:** *state*, current state in game

$\alpha$ , the value of the best alternative for MAX along the path to *state*

$\beta$ , the value of the best alternative for MIN along the path to *state*

**if** **TERMINAL-TEST**(*state*) **then return** **UTILITY**(*state*)

$v \leftarrow -\infty$

**for**  $a, s$  in **SUCCESSORS**(*state*) **do**

$v \leftarrow \text{MAX}(v, \text{MIN-VALUE}(s, \alpha, \beta))$

**if**  $v \geq \beta$  **then return**  $v$

$\alpha \leftarrow \text{MAX}(\alpha, v)$

**return**  $v$



# Poda $\alpha$ - $\beta$



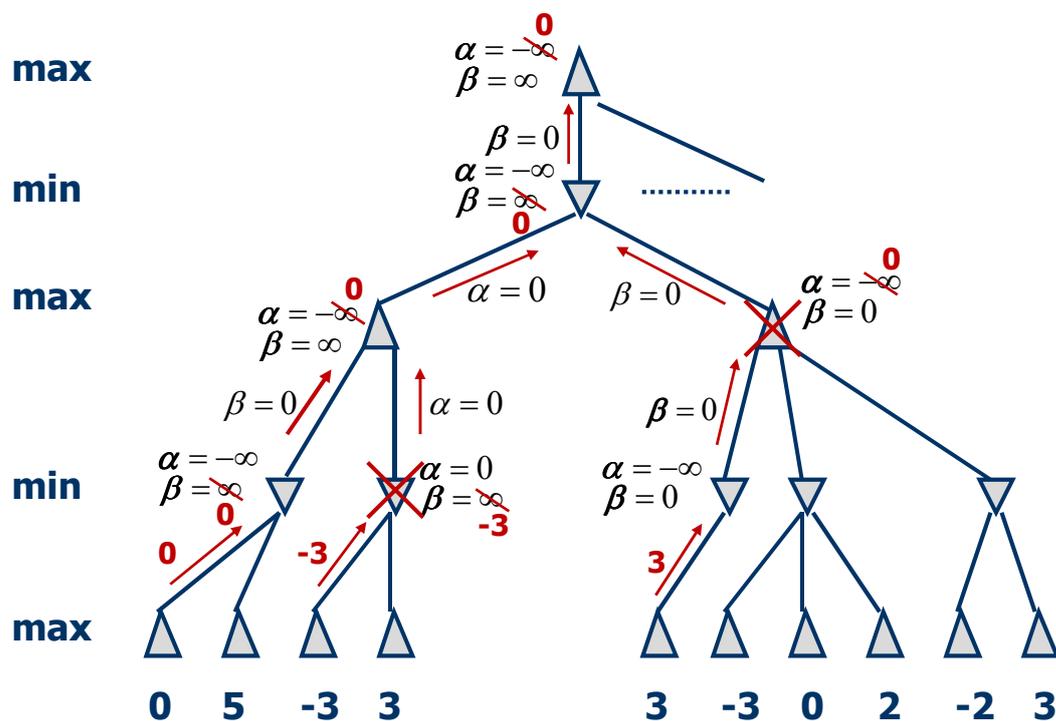
```

function MIN-VALUE(state,  $\alpha$ ,  $\beta$ ) returns a utility value
  inputs: state, current state in game
             $\alpha$ , the value of the best alternative for MAX along the path to state
             $\beta$ , the value of the best alternative for MIN along the path to state

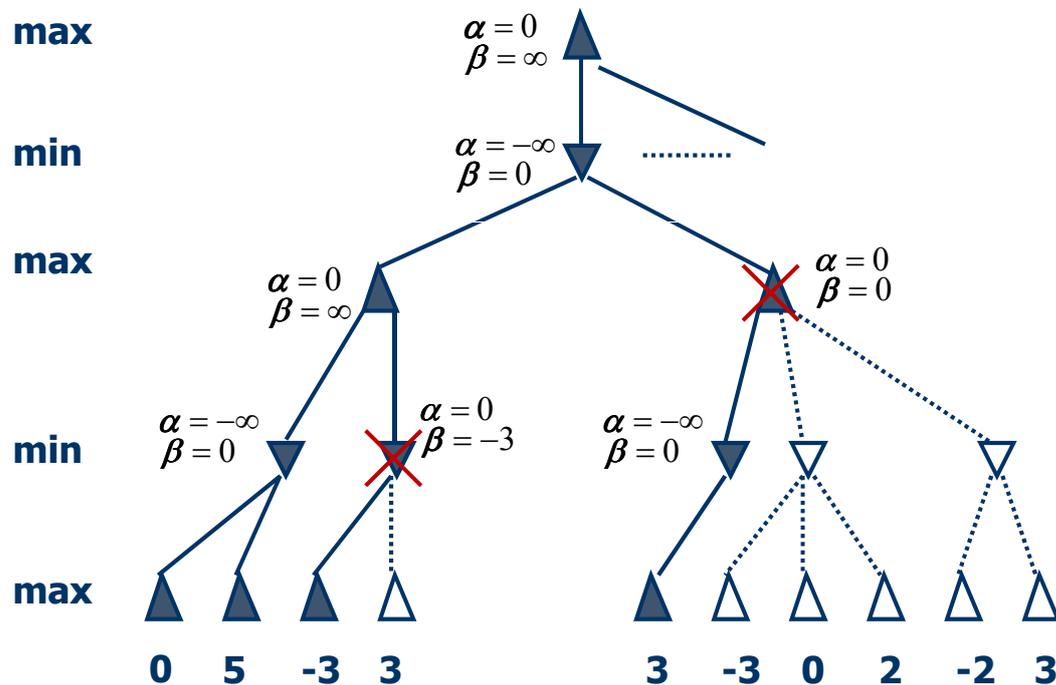
  if TERMINAL-TEST(state) then return UTILITY(state)
   $v \leftarrow +\infty$ 
  for a, s in SUCCESSORS(state) do
     $v \leftarrow \text{MIN}(v, \text{MAX-VALUE}(s, \alpha, \beta))$ 
    if  $v \leq \alpha$  then return  $v$ 
     $\beta \leftarrow \text{MIN}(\beta, v)$ 
  return  $v$ 
    
```



# Poda $\alpha$ - $\beta$



# Poda $\alpha$ - $\beta$



# Poda $\alpha$ - $\beta$



- La poda  $\alpha$ - $\beta$  no afecta al resultado del juego.
- Cuanto mejor ordenemos los movimientos, más efectiva será la poda.
- Con una ordenación "perfecta", la complejidad del algoritmo es  **$O(b^{d/2})$** .

En otras palabras, con el mismo esfuerzo podremos explorar un árbol del doble de profundidad.



# Poda $\alpha$ - $\beta$



¿Por qué se llama poda  $\alpha$ - $\beta$ ?

- $\alpha$  es el valor de la mejor opción encontrada para el jugador MAX:

MAX evitará cualquier movimiento que tenga un valor  $v$  peor que  $\alpha$  (poda si  $v < \alpha$ ).

- $\beta$  es el valor de la mejor opción encontrada para MIN (mínimo encontrado hasta ahora):

MIN evitará cualquier movimiento que tenga, para él, un valor  $v$  peor que  $\beta$  (poda si  $v > \beta$ )



## En la práctica...



Si disponemos de 100 segundos por movimiento y podemos explorar  $10^4$  nodos por segundo, sólo podremos analizar  $10^6$  nodos por movimiento:

### **Solución habitual: Exploración del árbol**

- Cota de profundidad
- IDS [Iterative Deepening Search]:  
Se realiza una búsqueda en profundidad con una cota de profundidad creciente, hasta que se agota el tiempo.



# En la práctica...



Si disponemos de 100 segundos por movimiento y podemos explorar  $10^4$  nodos por segundo, sólo podremos analizar  $10^6$  nodos por movimiento:

## Solución habitual: Evaluación de los nodos

- Se utiliza una función de evaluación heurística que evalúa la bondad de un nodo dependiendo de ciertos criterios (en el ajedrez: número de piezas amenazadas, control del centro del tablero...)

p.ej.

$$\text{eval}(s) = w_1 f_1(s) + w_2 f_2(s) + \dots + w_n f_n(s)$$



# En la práctica...



## Aplicación: Ajedrez

$b=35$

- 4-ply (novato)  
 $d = 4 \rightarrow b^d = 1.5 \times 10^6$
- 8-ply (maestro): Programa típico para PC  
 $d = 8 \rightarrow b^d = 2.25 \times 10^{12}$
- 12-ply (¿Kasparov?):  
 $d = 12 \rightarrow b^d = 3.4 \times 10^{18}$



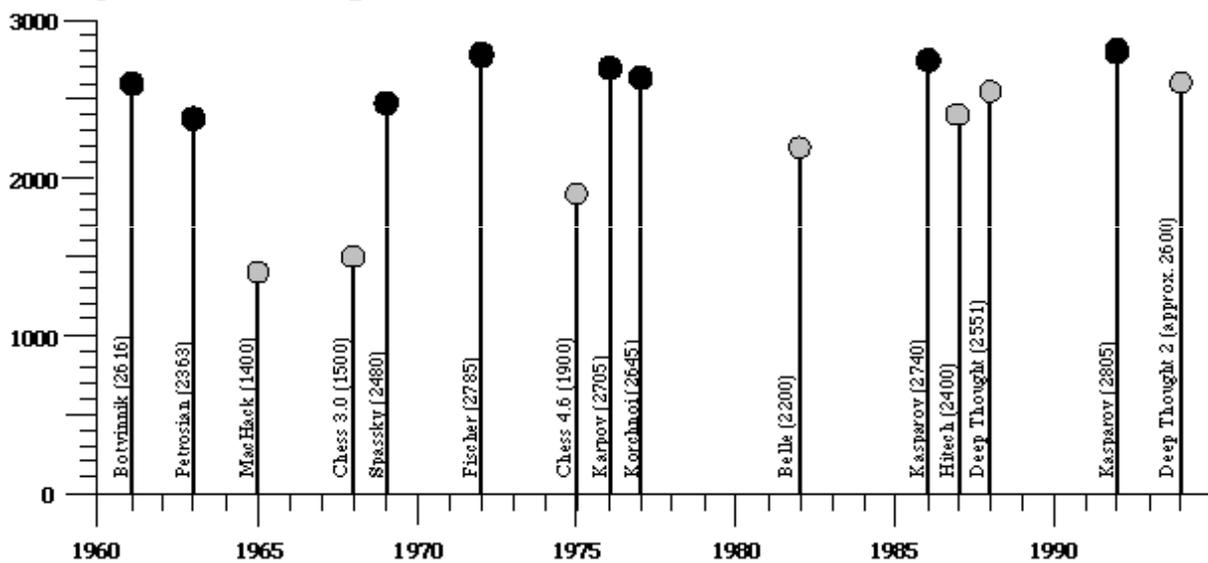
En Deep Blue, el valor medio de  $b$  se reducía de 35 a 6 utilizando la poda  $\alpha$ - $\beta$ .



# En la práctica...



## Aplicación: Ajedrez



# En la práctica...



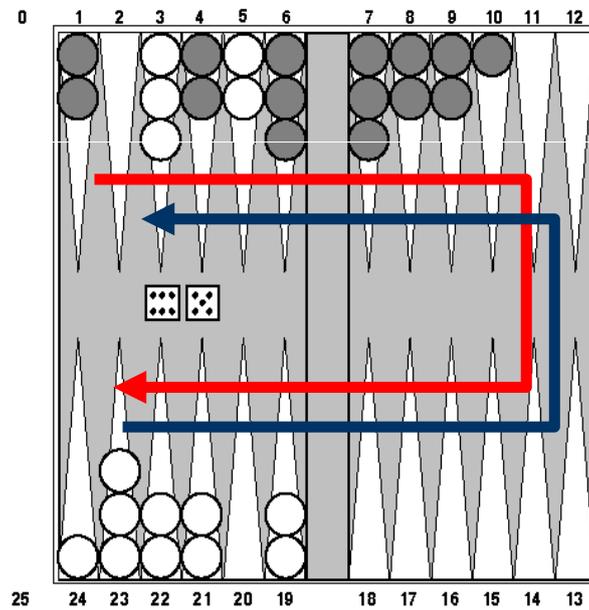
- **Damas:** Chinook venció al campeón del mundo, Marion Tinsley, en 1994 usando una base de datos que definía el juego perfecto para todas las finales de partida con 8 o menos piezas (443748 millones de posiciones).
- **Ajedrez:** Deep Blue venció a Gary Kasparov en 1997 analizando 200 millones de posiciones por segundo y usando 8000 características y heurísticas que le permitían analizar algunas secuencias de hasta 40 ply.
- **Othello:** Los campeones humanos se niegan a jugar contra ordenadores porque son demasiado buenos.
- **Go:** Los campeones humanos se niegan a jugar contra ordenadores porque son demasiado malos ( $b > 300$ ).



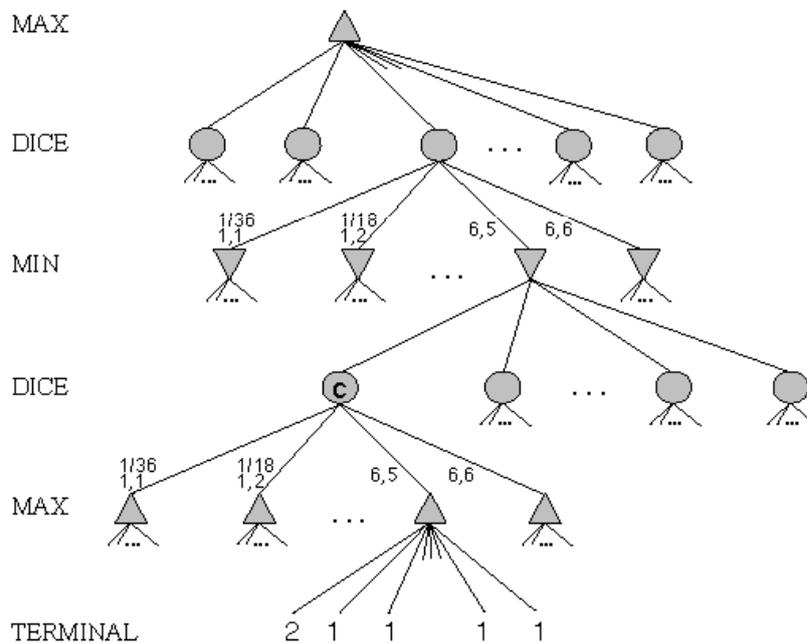
# Juegos de azar



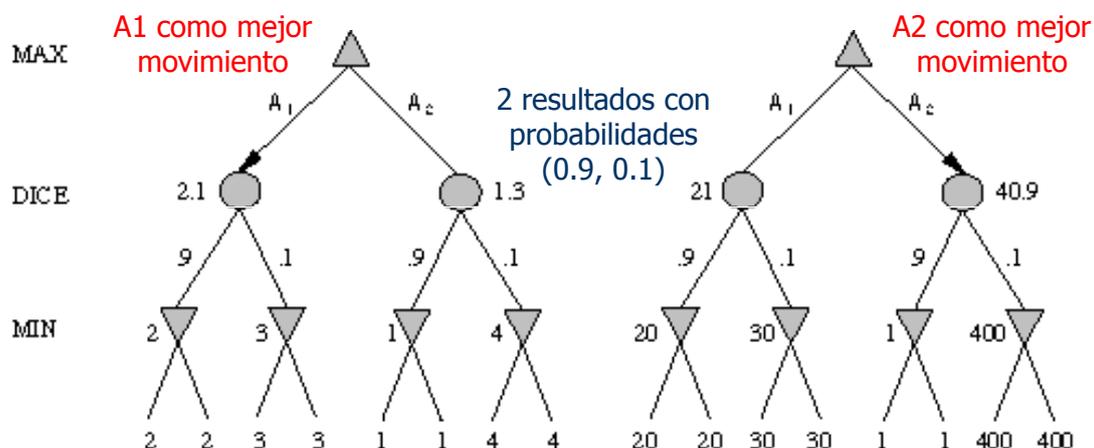
Hay juegos, como el Backgammon, en los que interviene el azar (en forma de dados):



# Juegos de azar



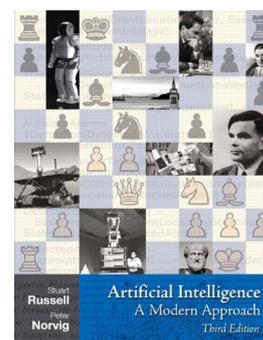
# Juegos de azar



# Bibliografía



- Stuart Russell & Peter Norvig:  
**Artificial Intelligence:  
A Modern Approach**  
[Chapter 5: Adversarial Search]  
Prentice-Hall, 3<sup>rd</sup> edition, 2009  
ISBN 0136042597



- Nils J. Nilsson  
**The Quest for Artificial Intelligence**  
[Sections 5.4 & 32.1]  
Cambridge University Press, 2009  
ISBN 0521122937

