



Búsqueda Entre Adversarios

Sistemas Inteligentes

Dr. Víctor de la Cueva

vcueva@itesm.mx

Entornos multiagentes

- En los entornos multiagentes, cualquier agente debe considerar las acciones de los otros agentes y cómo afectan a su propio bienestar.
- La imprevisibilidad de estos agentes puede introducir muchas posibles contingencias en el proceso de resolución de problemas del agente.
- Los entornos multiagente pueden ser cooperativos o competitivos.

Entornos competitivos

- Los entornos competitivos, en los cuales los objetivos de los agentes están en conflicto, dan lugar a un tipo especial de problemas de búsqueda llamados búsqueda entre adversarios, a menudo conocidos como juegos.
- NOTA: Los entornos con muchos agentes se estudian mejor como entornos económicos más que como juegos. La teoría de juegos es una rama de la Economía.

Juegos de suma cero

- En la IA los juegos son, por lo general, una clase más especializada, que los teóricos de juegos llaman juegos de suma cero:
 - Dos jugadores
 - Tiran por turnos
 - Determinista
 - De información completa

Nivel de juego de un programa

- El nivel ha ido en ascenso desde el inicio:
 - Damas, Oteló, han superado a la gente.
 - Texas Hold'em Poker, juegan a un nivel de maestro.
 - Ajedrez (10-feb-1996) y Backgammon (1992), ambos de IBM, han derrotado campeones.
 - Go, estuvo a nivel de aficionado por años y finalmente en Enero de 2016 logró derrotar a un campeón).

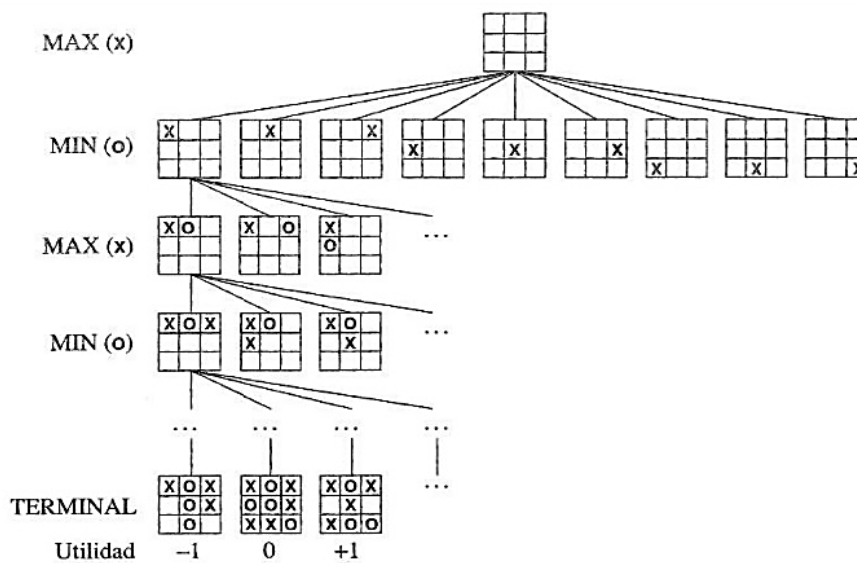
Problemas difíciles

- Los juegos son interesantes porque son problemas difíciles de resolver y requieren inteligencia.
- Al mismo tiempo, se pueden modelar muy bien en los programas de computadora.
- Sin embargo, con los métodos conocidos hasta ahora (2016) la ineficiencia se castiga con severidad:
 - Ajedrez: factor de ramificación ≈ 35 , movimientos por jugador ≈ 50 . Su árbol de búsqueda tiene 35^{100} o 10^{154} nodos ($10^{78} - 10^{80}$ átomos en el universo conocido).
 - Go: factor de ramificación = 250, movimientos por jugador ≈ 200 .

Decisiones óptimas en juegos

- Consideremos juegos con 2 jugadores que llamaremos MAX y MIN.
- MAX tira primero y luego se mueven por turnos hasta que el juego termina.
- Un juego es una clase de problema de búsqueda con los siguientes elementos:
 - Estado inicial (e.g. posición del tablero y jugador que mueve)
 - Función sucesor
 - Test terminal (estados terminales)
 - Función de utilidad: valor numérico a los estados terminales (e.g. ajedrez = +1, 0, -1, Backgammon = de +192 a -192).

Árbol para el Gato (Tic-Tac-Toe)

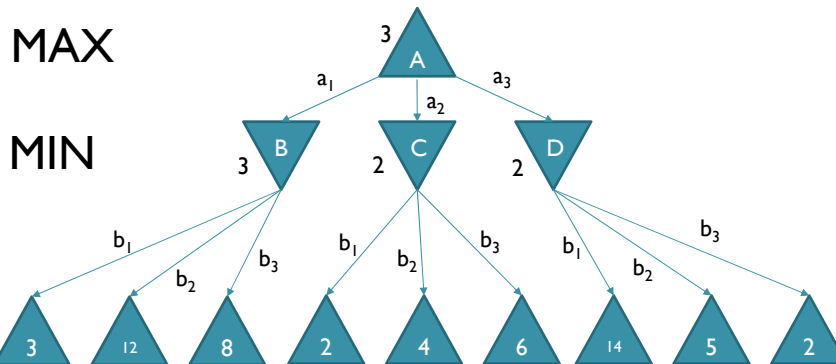


Grandes árboles

- El juego más simple tiene un árbol muy complicado:

MAX: a_1, a_2, a_3

MIN: b_1, b_2, b_3



Valor Minimax

- Considerando un árbol del juegos, la estrategia óptima puede determinarse examinando el valor minimax de cada nodo con la función: $VALORMINIMAX(N)$.
- El valor minimax de un nodo es la utilidad (para MAX) de estar en el estado correspondiente, asumiendo que ambos jugadores juegan óptimamente desde allí al final del juego.
- El valor minimax de un estado terminal es sólo la utilidad.
- MAX preferirá moverse a un nodo de valor máximo, mientras que MIN a uno de valor mínimo (de ahí su nombre).

La función VALORMINIMAX(N)

ValorMinimax(n)

$$= \begin{cases} Utilidad(n) & \text{si } n \text{ es un nodo terminal} \\ \max_{s \in \text{Sucesores}(n)} \{ValorMinimax(s)\} & \text{si } n \text{ es un estado MAX} \\ \min_{s \in \text{Sucesores}(n)} \{ValorMinimax(s)\} & \text{si } n \text{ es un estado MIN} \end{cases}$$

Minimax

function MINIMAX-DECISION(*state*) **returns** *an action*
return $\arg \max_{a \in \text{ACTIONS}(s)} \text{MIN-VALUE}(\text{RESULT}(\text{state}, a))$

function MAX-VALUE(*state*) **returns** *a utility value*
if TERMINAL-TEST(*state*) **then return** UTILITY(*state*)
 $v \leftarrow -\infty$
for each *a* **in** ACTIONS(*state*) **do**
 $v \leftarrow \text{MAX}(v, \text{MIN-VALUE}(\text{RESULT}(s, a)))$
return *v*

function MIN-VALUE(*state*) **returns** *a utility value*
if TERMINAL-TEST(*state*) **then return** UTILITY(*state*)
 $v \leftarrow \infty$
for each *a* **in** ACTIONS(*state*) **do**
 $v \leftarrow \text{MIN}(v, \text{MAX-VALUE}(\text{RESULT}(s, a)))$
return *v*

Proyecto 5

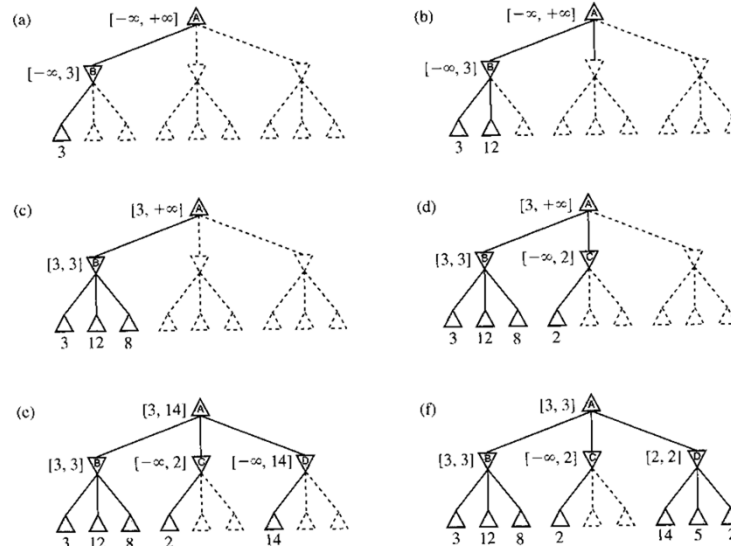
Minimax con poda alfa-beta

- Como muchos de los algoritmo de búsqueda en arboles, el Minimax puede ser muy costoso, por lo que si se puede ahorrar algo se debe hacer.
- Una forma de ahorro es llevar un control de las evaluaciones y parar la búsqueda en todos los hijos del nodo actual cuando se esté seguro de que no se puede mejorar.
- Esta versión del algoritmo Minimax se llama con poda alfa-beta.
- Poda alfa-beta regresa el mismo valor que Minimax.

Alfa y beta

- Alfa: el valor de la mejor (es decir, el valor más alto) opción que hemos encontrado hasta el momento en cualquier punto a lo largo del camino para MAX.
- Beta: El valor de la mejor (es decir, el valor más bajo) opción que hemos encontrado hasta el momento en cualquier punto a lo largo del camino MIN.
- La búsqueda alfa-beta actualiza los valores de alfa y beta conforme se avanza y poda las ramas restantes en cuanto sepa que el valor actual es peor que el valor actual de alfa o beta para MAX o MIN, respectivamente.

Ejemplo árbol minimax con poda alfa-beta



Minimax con poda alfa-beta

function ALPHA-BETA-SEARCH(*state*) **returns** an action
 $v \leftarrow \text{MAX-VALUE}(\text{state}, -\infty, +\infty)$
return the action in ACTIONS(*state*) with value *v*

function MAX-VALUE(*state*, α , β) **returns** a utility value
if TERMINAL-TEST(*state*) **then return** UTILITY(*state*)
 $v \leftarrow -\infty$
for each *a* **in** ACTIONS(*state*) **do**
 $v \leftarrow \text{MAX}(v, \text{MIN-VALUE}(\text{RESULT}(s, a), \alpha, \beta))$
if $v \geq \beta$ **then return** *v*
 $\alpha \leftarrow \text{MAX}(\alpha, v)$
return *v*

function MIN-VALUE(*state*, α , β) **returns** a utility value
if TERMINAL-TEST(*state*) **then return** UTILITY(*state*)
 $v \leftarrow +\infty$
for each *a* **in** ACTIONS(*state*) **do**
 $v \leftarrow \text{MIN}(v, \text{MAX-VALUE}(\text{RESULT}(s, a), \alpha, \beta))$
if $v \leq \alpha$ **then return** *v*
 $\beta \leftarrow \text{MIN}(\beta, v)$
return *v*

Referencia

- S. Russel and P. Norvig. Inteligencia Artificial un enfoque moderno. 2ª edición, Pearson, España (2004).