Intelligence Artificielle

basé sur "Artificial Intelligence : A modern approach" de Russel et Nowig

ENSISA 2A

D'après le cours de Jonathan Weber

Hiver 2022

Jeux

Plan du chapitre

Jeux

Définition

Jeux

- Environnement multi-agents concurrents
- Il y a un ou plusieurs adversaires jouant contre nous
- Jeu vs. problème de recherche :
  - Solution optimale n'est pas une suite d'actions mais une stratégie qui dépend des coups de l'adversaire
  - Si opposant fait a alors faire b sinon si opposant fait c alors faire d, ...
- Fastidieux et fragile si codé en dur
  - par exemple en utilisant des règles
- Bonne nouvelle : jeux sont modélisés comme des problèmes de recherche et utilisent des heuristiques

Intérêt des jeux pour l'IA

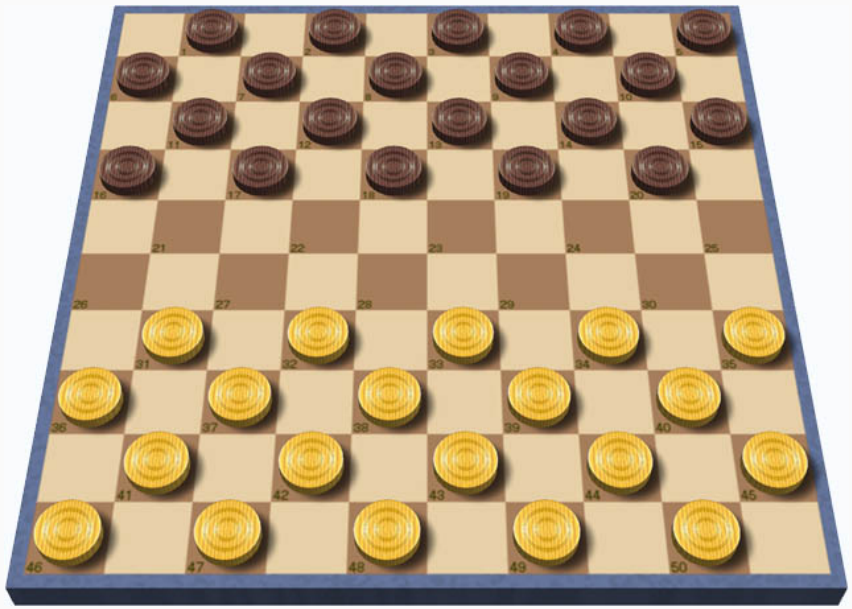
- ▷ Les jeux sont très importants en IA
- ▷ Ils sont difficiles à résoudre
- ▷ Ils impliquent de prendre des décisions même quand la décision optimale n'est pas atteignable
- ▷ Ils impliquent des problèmes combinatoires :
  - ▷ Échecs = facteur de branchement moyen de 35
  - ▷ Une partie = 50 mouvements par joueur en moyenne
  - ▷ Soit 35^{100} ($=10^{154}$) nœuds possibles (rappel : univers $\simeq 10^{80}$ atomes)
  - ▷ Mais, il n'y a "que" 10^{40} nœuds possibles environ
- ▷ Ils doivent prendre en compte l'imprévisibilité de l'adversaire
- ▷ Si limite de temps : peut-être impossible d'atteindre solution optimale donc nécessité de l'approximer

$\Rightarrow$ Les jeux sont à l'IA ce que les grands prix sont à la conception des voitures

Exemple : Dames

- ▷ Chinook a mis fin à 40 ans de règne du champion mondial Marion Tinsley en 1994
- ▷ Utilisait une base de données définissant le coup parfait pour toutes les configurations impliquant 8 pièces ou moins sur le plateau

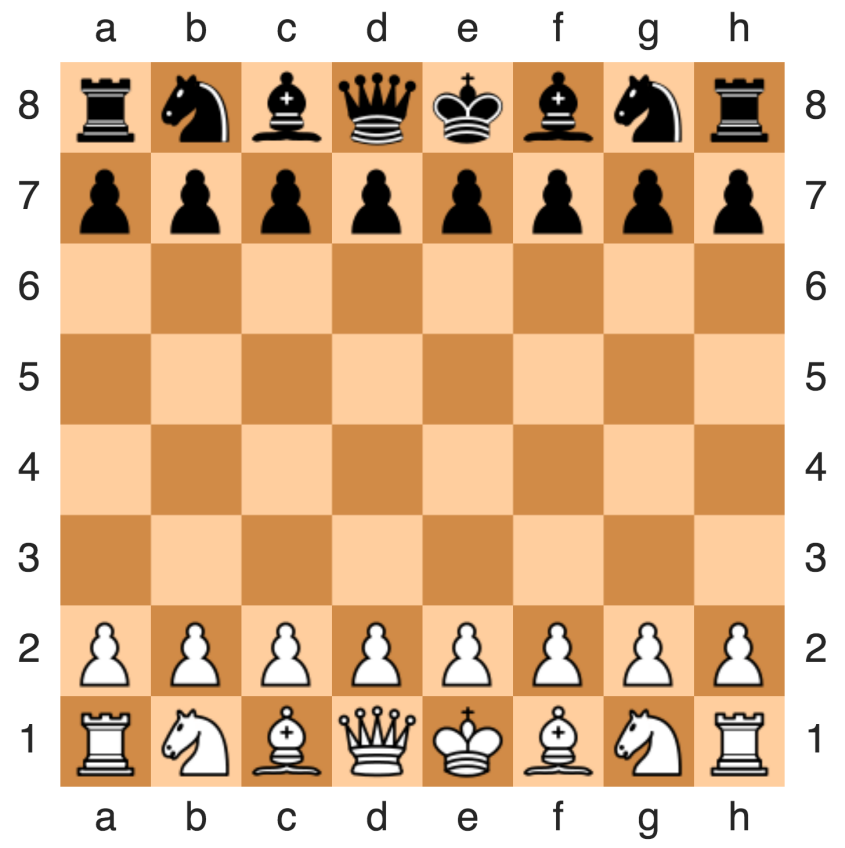
⇒ 443 748 401 247 configurations



©Michel32NI, Wikipedia

Exemple : Échecs

- Deep Blue bat Gary Kasparov, le champion du monde, en 6 parties en 1997
- Deep Fritz bat 4-2 Vladmir Kramnik, le champion du monde, en 2006
  - Deep Fritz tournait sur un PC avec 2 Xeon bi-cœur 5160 à 3,0 GHz
  - évaluation de 8 millions de coups par seconde
  - grâce aux heuristiques, profondeur évaluée de 17 ou 18 coups



©Wikipedia

Exemple : Go

- $b > 300$!
- En 2016, AlphaGo bat Fan Hui, champion européen et Lee Sedol, meilleur joueur mondial (de 2001 à 2010)
- Pour la recherche en IA, c'est la fin de l'intérêt des jeux de plateau
- L'intérêt se porte maintenant sur les jeux vidéo comme Starcraft 2

Les types de jeux

information	déterministe	hasard
totale	échecs, dames, go, othello, ...	backgammon, monopoly, ...
partielle	bataille navale, ...	bridge, poker, scrabble, ...

- ▷ Historiquement en IA, on s'intéresse surtout aux jeux déterministes, totalement observable, à somme nulle où deux agents jouent à tour de rôle.
- ▷ C'est moins vrai depuis la victoire d'AlphaGo

Formalisation

- s_0 : l'état initial
- `Player(s)` : définit quel joueur doit jouer dans l'état s
- `Action(s)` : retourne l'ensemble d'actions possibles dans l'état s
- `Result(s; a)` : fonction de transition, qui définit quel est le résultat de l'action a dans un état s
- `Terminal-Test(s)` : test de terminaison. Vrai si le jeu est fini dans l'état s, faux sinon. Les états dans lesquels le jeu est terminé sont appelés états terminaux.
- `Utility(s; p)` : une fonction d'utilité associe une valeur numérique à chaque état terminal s pour un joueur p

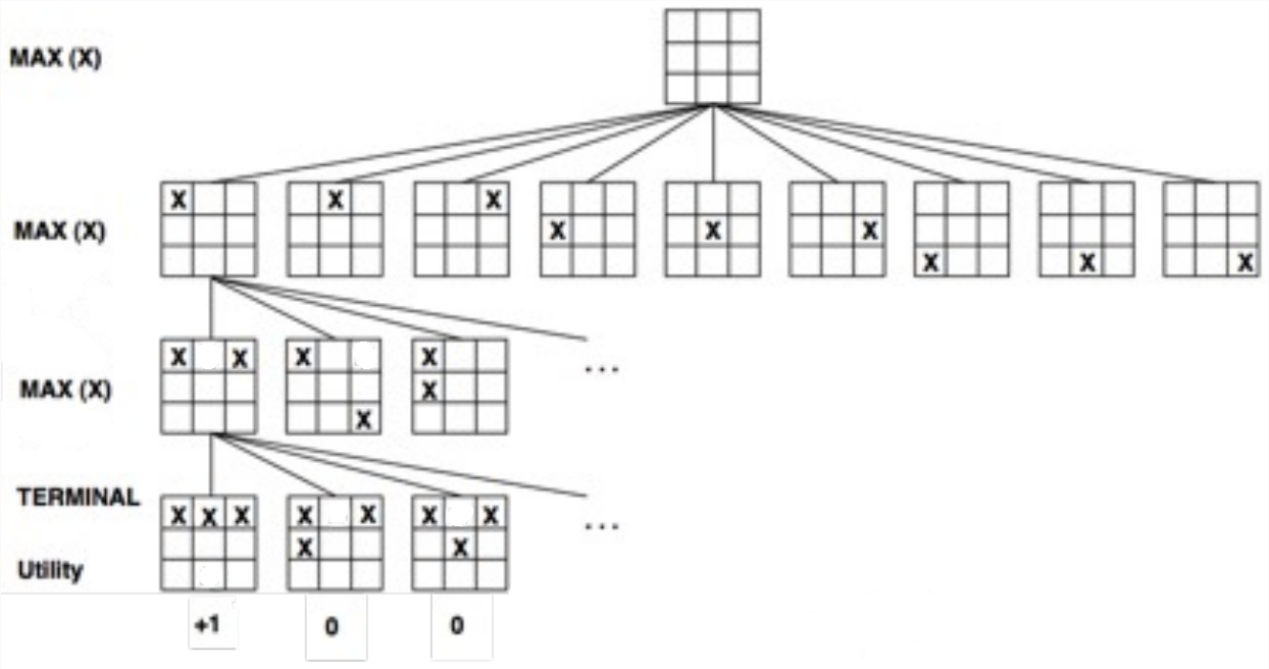
Jeu à somme nulle

- Un jeu à somme nulle (*zero-sum game*) est un jeu pour lequel la somme des utilités de tous les joueurs est la même, quelle que soit l'issue du jeu : le gain de l'un constitue une perte équivalente de l'autre
- Par exemple, le jeu d'échecs est un jeu à somme nulle :
  - Victoire p2 : `Utility(s; p1)=-1` ; `Utility(s; p2)=1` ⇒ somme = 0
  - Victoire p1 :`Utility(s; p1)=1` ; `Utility(s; p2)=-1` ⇒ somme = 0
  - Nul : `Utility(s; p1)=0` ; `Utility(s; p2)=0` ⇒ somme = 0
- Dans un jeu à somme nulle, on peut formaliser en disant que :
  - Un joueur cherche à maximiser son utilité
  - L'autre joueur cherche à minimiser l'utilité de son adversaire

    ⇒ Ce qui revient à maximiser la sienne !

Un seul joueur

- Imaginons une partie de Morpion à un seul joueur
- Appelons-le Max et faisons le jouer 3 coups



- À un joueur, rien ne peut empêcher Max de gagner (à part lui-même) en choisissant le chemin menant vers une utilité finale de 1
- Mais un autre joueur fera tout pour minimiser l'utilité des chemins de Max, nous l'appellerons astucieusement Min

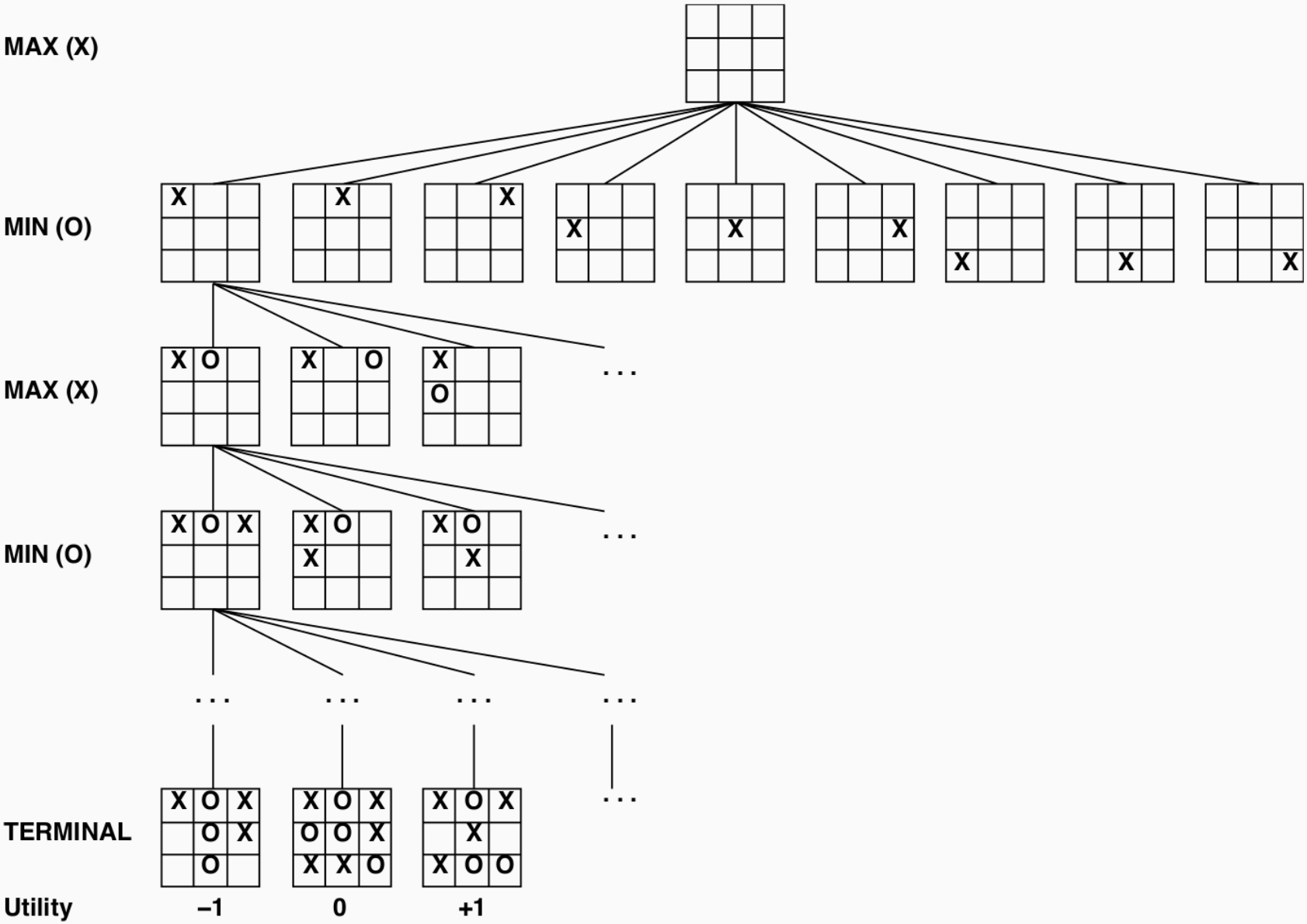
Jeux

Algorithme Min-Max

Principes de Minimax

- Jeu à somme nulle
- Deux joueurs : Min et Max
- Joueurs jouent alternativement
- Max maximise son utilité
- Min minimise l'utilité de Max
- Calcule pour chaque nœud minimax la plus haute utilité atteignable contre un adversaire optimal
- Valeur minimax = meilleur score atteignable contre le meilleur jeu de l'adversaire

Minimax - morpion



Minimax

- Donne le coup parfait pour un jeu déterministe à information parfaite
- **Idée** : choisir le coup qui mène vers l'état qui a la meilleure valeur minimax = meilleure valeur possible contre le meilleur jeu de l'adversaire
- Trouver la meilleure stratégie pour Max :
  - Parcours en profondeur de l'arbre de jeu
  - Un nœud peut apparaitre à n'importe quelle profondeur
  - Calculer l'utilité d'un état part du principe que les deux joueurs jouent de façon optimale depuis cet état jusqu'à la fin du jeu
  - Propagation de la valeur minimax vers le haut de l'arbre dès que les nœuds terminaux sont découverts
- Valeur des nœuds :
  - Nœud terminal : utilité de l'état terminal
  - Nœud Max : valeur maximum des nœuds précédents
  - Nœud Min : valeur minimum des nœuds précédents

Minimax - algorithme

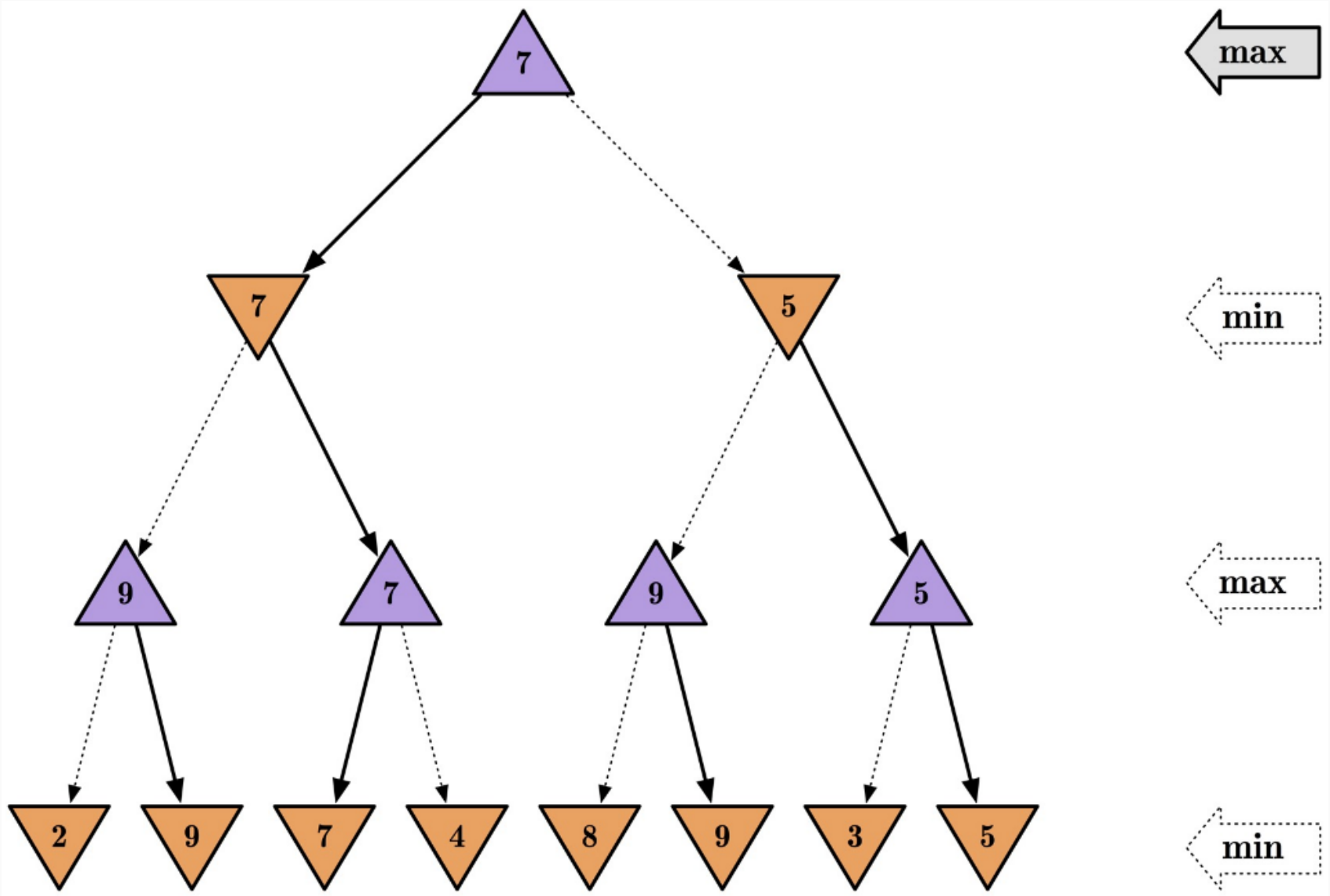
```
function MINIMAX-DECISION(state) returns an action
    inputs: state, current state in game

    return the a in ACTIONS(state) maximizing MIN-VALUE(RESULT(a, state))

function MAX-VALUE(state) returns a utility value
    if TERMINAL-TEST(state) then return UTILITY(state)
    v ← −∞
    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 ← ∞
    for a, s in SUCCESSORS(state) do v ← MIN(v, MAX-VALUE(s))
    return v
```

Minimax - exemple



Minimax

- complétude : Oui (sauf si l'arbre de jeu est infini)
- complexité en temps : $O(b^m)$
- complexité en mémoire : $O(bm)$
- optimalité : Oui (si l'adversaire joue de façon optimale)
- Morpion :
  - $b \simeq 5$ en moyenne
  - $d = 9$
  - $5^9 = 1953125$
- Échecs :
  - $b \simeq 35$ en moyenne
  - $d \simeq 100$ en moyenne
  - $35^{100} = 10^{154}$
  - minimax pas adapté aux échecs ...
- Go :
  - $b \simeq 300$ en moyenne ....

$\Rightarrow$ Est-il nécessaire d'explorer toutes les possibilités ?

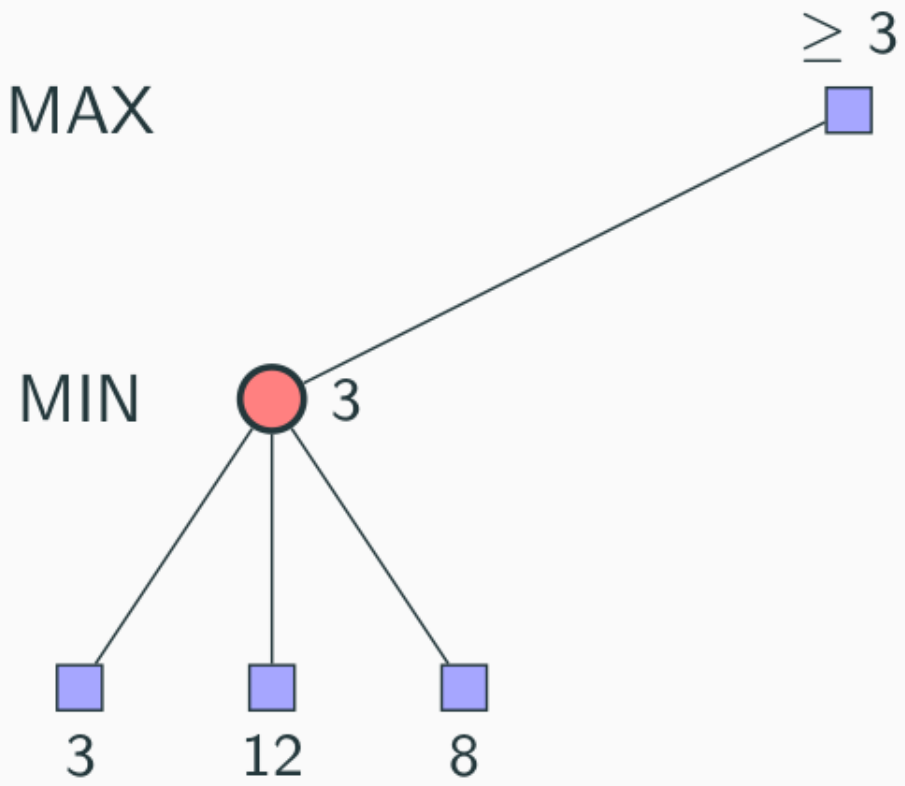
Ressources limitées

- Dans les jeux réels, il y a une limite de temps, on ne peut donc pas explorer tout l'arbre de jeu
- Pour s'exécuter dans un temps raisonnable, minimax devrait limiter la profondeur de recherche
- Mais chaque "coup" exploré améliore/renseigne la stratégie, les choix.
- Possibilités :
  1. Remplacer l'utilité terminale par une fonction d'évaluation des états non-terminaux
  2. Utiliser le parcours itératif en profondeur
  3. Élaguer l'arbre de recherche

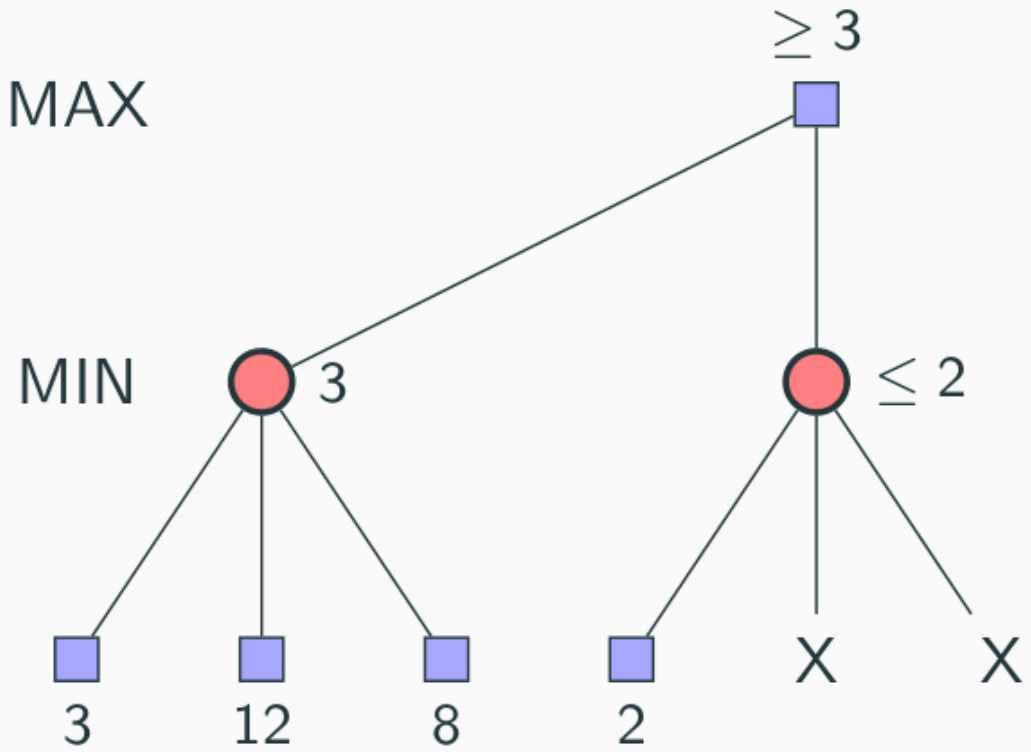
Jeux

Élagage $\alpha - \beta$

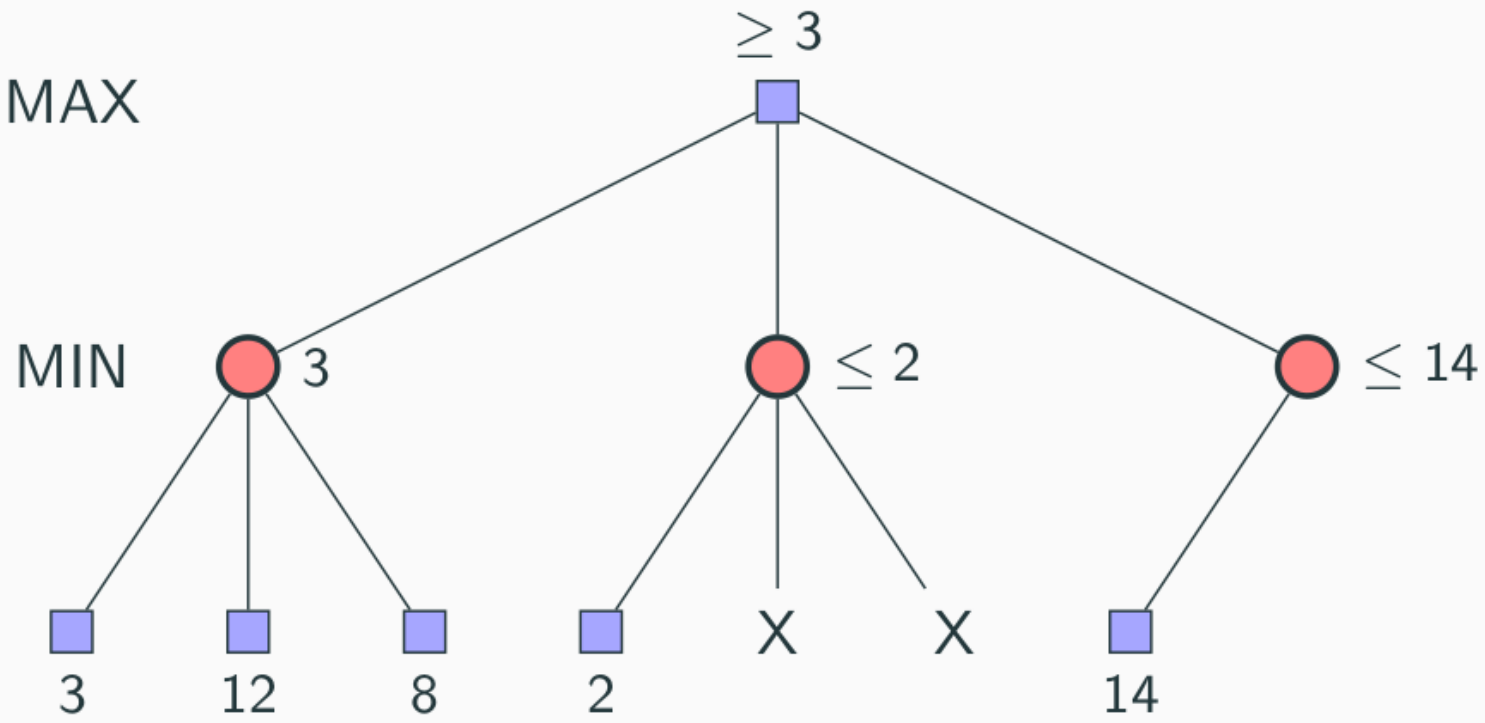
$\alpha - \beta$ par l'exemple



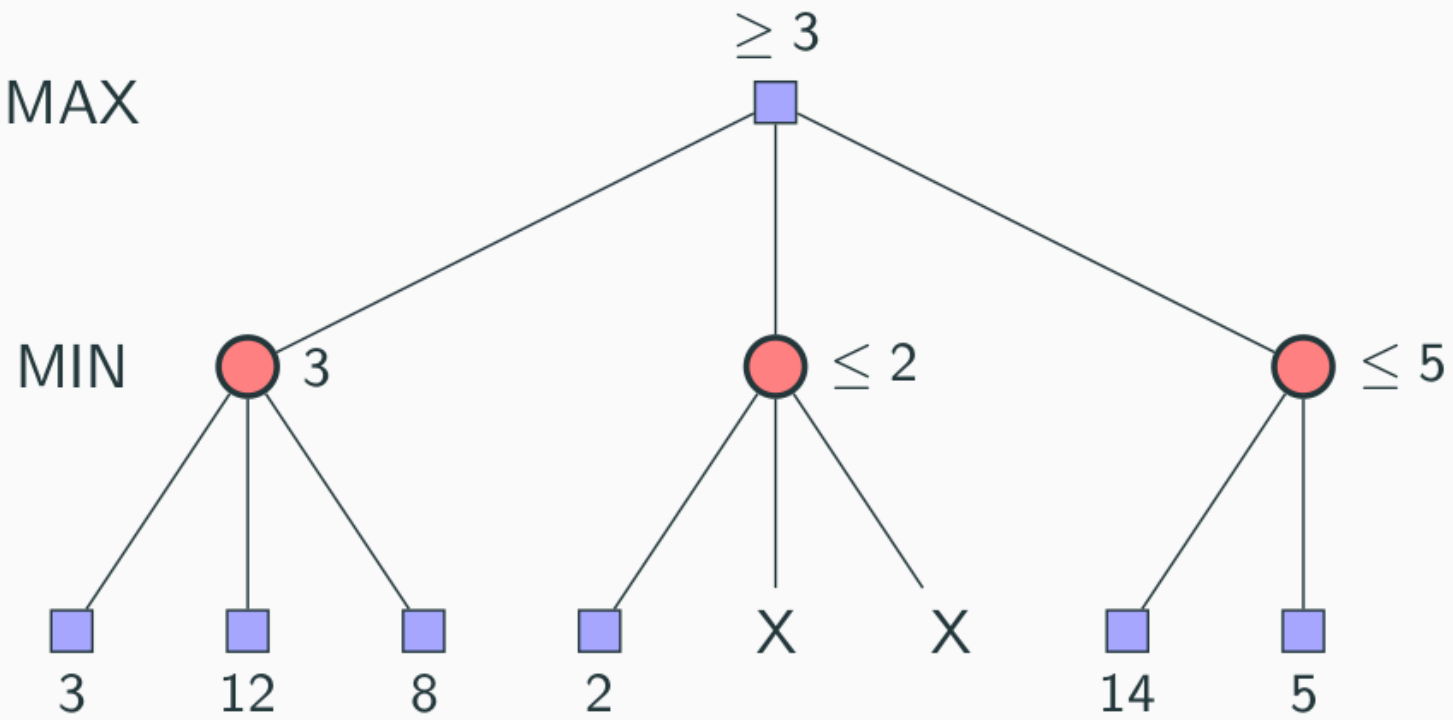
$\alpha - \beta$ par l'exemple



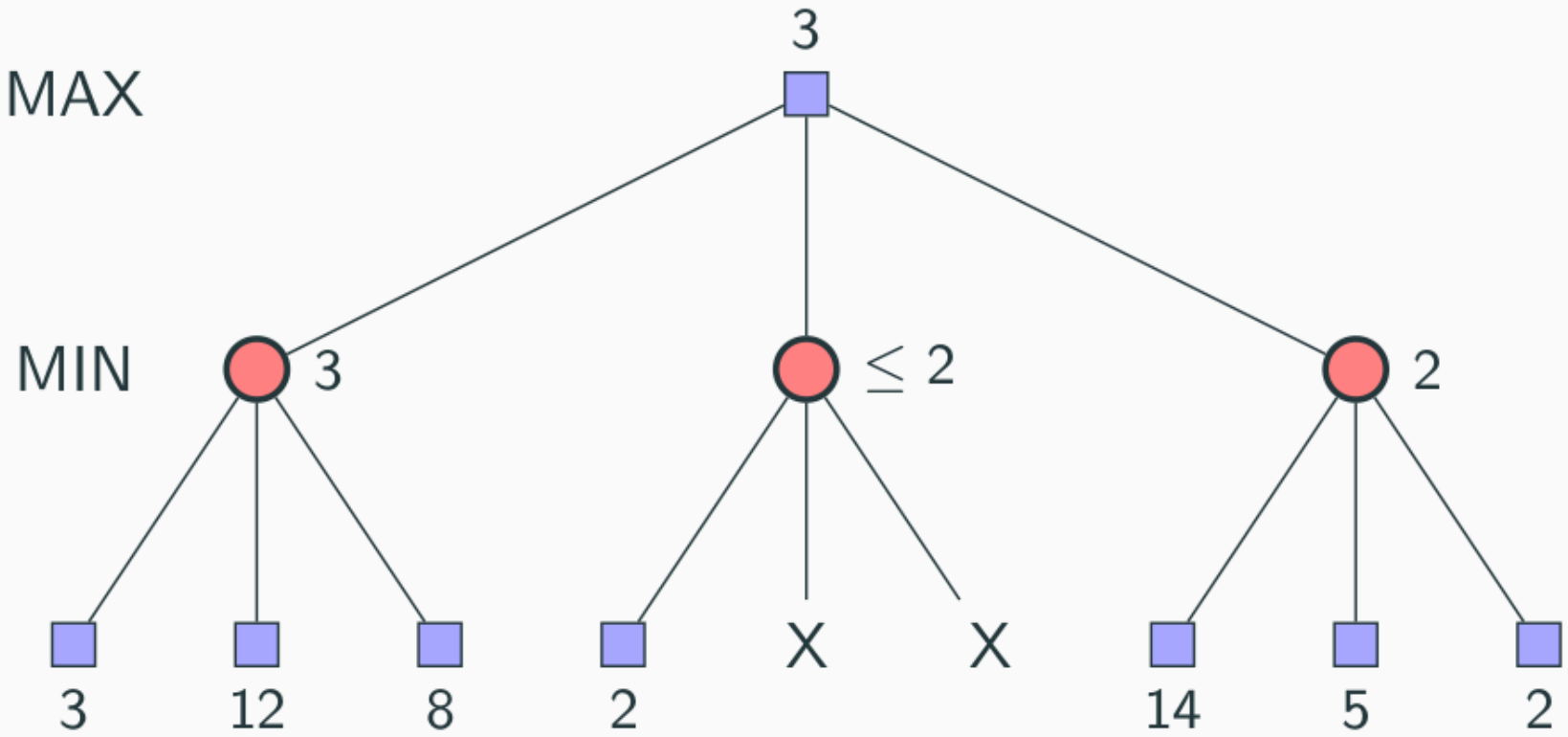
$\alpha - \beta$ par l'exemple



$\alpha - \beta$ par l'exemple



$\alpha - \beta$ par l'exemple



Élagage $\alpha - \beta$

- Comme minimax, parcours en profondeur
- Paramètres :
  - α : plus grande valeur pour MAX parmi les successeurs développés (limite inférieure des valeurs de MAX)
  - β : plus petite valeur pour MIN parmi les successeurs développés (limite supérieure des valeurs de MIN)
- Initialisation : $\alpha = -\infty, \beta = +\infty$
- Propagation :
  - Envoyer α, β vers les feuilles de l'arbre pour l'élagage
  - Mise à jour des α, β en remontant les valeurs des nœuds terminaux
  - Mise à jour d'α dans les nœuds MAX et de β dans les nœuds MIN
- Élagage :
  - Si $v \leqslant \alpha$ pour un noeud Min : élagage alpha.
  - Si $v \geqslant \beta$ pour un noeud Max : élagage bêta.

Algorithme $\alpha - \beta$

function ALPHA-BETA-DECISION($state$) **returns** an action
  return the a in ACTIONS($state$) maximizing MIN-VALUE(RESULT($a, state$))

---

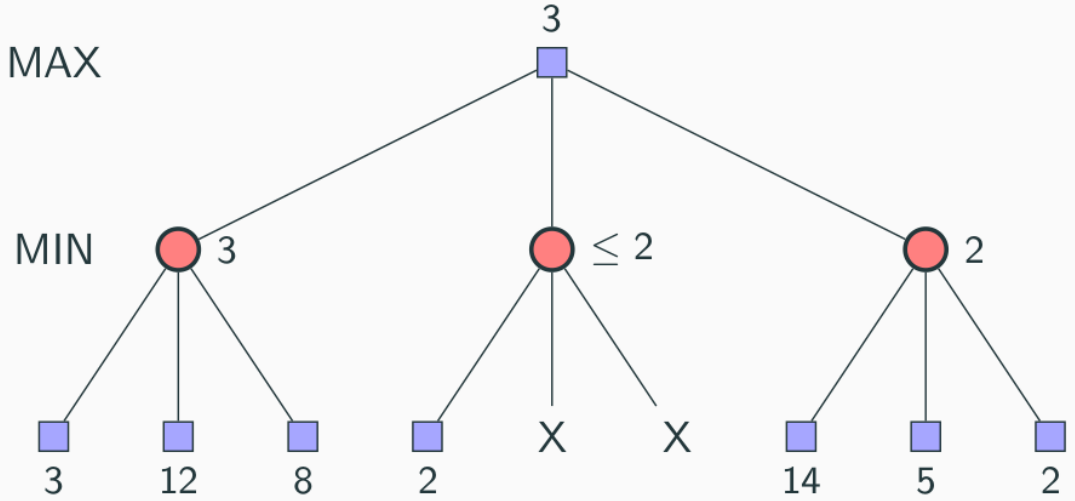
function MAX-VALUE($state, \alpha, \beta$) **returns** *a utility value*
  inputs: $state$, current state in game
    α, the value of the best alternative for MAX along the path to $state$
    β, the value of the best alternative for MIN along the path to $state$
  if TERMINAL-TEST($state$) **then return** UTILITY($state$)
  $v \leftarrow -\infty$
  for a, s in SUCCESSORS($state$) **do**
    $v \leftarrow$ MAX(v, MIN-VALUE(s, α, β))
    if $v \geq \beta$ **then return** v
    $\alpha \leftarrow$ MAX(α, v)
  return v

---

function MIN-VALUE($state, \alpha, \beta$) **returns** *a utility value*
  same as MAX-VALUE but with roles of α, β reversed

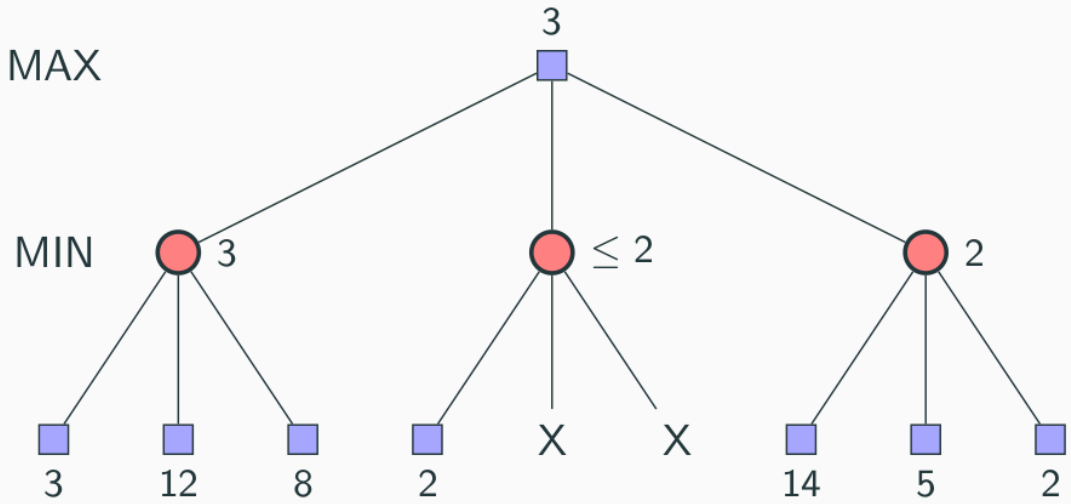
Propriétés de $\alpha - \beta$

- ▷ L'élagage n'affecte pas le résultat final
- ⚠ Ordre de parcours affecte l'élagage !



- ▷ Pire ordre :
  - ▷ aucun élagage (meilleurs coups toujours à droite dans l'arbre de jeu)
  - ▷ Complexité toujours en $O(b^m)$

Propriétés de $\alpha - \beta$



- Ordre parfait :
  - Complexité en $O(b^{\frac{m}{2}})$
  - double la profondeur de recherche par rapport à minimax
  - mais toujours impossible de trouver la solution exacte pour les échecs avec une complexité de 35^{50}
- Cependant :
  - pour un ordinateur capable d'examiner 10^6 coups par seconde et qui disposerait d'une seconde de calcul
  - nous pouvons évaluer 10^6 coups soit environ $35^{\frac{8}{2}}$
  - $\alpha - \beta$ peut donc "élaborer" des stratégies à 8 coups
  - déjà un bon programme d'échec

Ressources limitées v.2

- ▷ Minimax : explore tout l'arbre de jeu
- ▷ $\alpha - \beta$: élague une grande partie de l'arbre de jeu
- ▷ MAIS $\alpha - \beta$ doit toujours aller jusqu'aux nœuds terminaux
- ▷ Impossible en temps réel ou limité

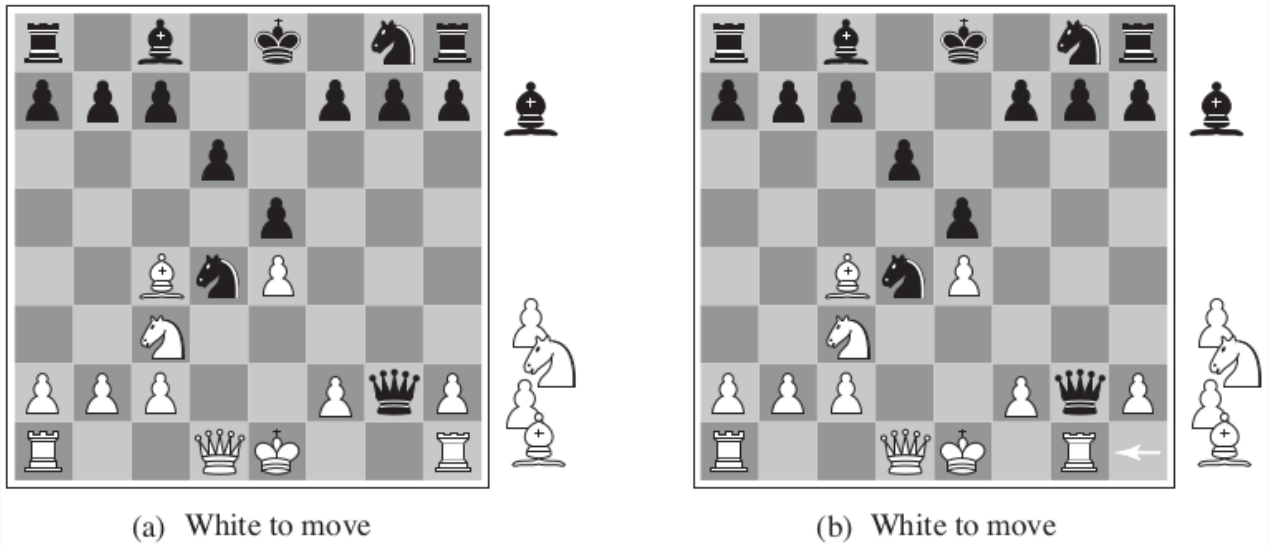
⇒ Solution :

- ▷ Limiter profondeur de la recherche
- ▷ Remplacer l'utilité par une fonction d'évaluation pour estimer la valeur de l'état courant

Ressources limitées v.2

- ▷ `eval(s)` une heuristique pour l'état s :
  - ▷ Ex. Dames : pièces blanches - pièces noires
  - ▷ Ex. Échecs : valeur des pièces blanches - valeur des pièces noires
  - ▷ Transforme les nœuds non-terminaux en feuilles
- ▷ Une évaluation idéale classerait les états terminaux de la même façon que l'utilité mais doit être rapide
- ▷ Conception classique : somme linéaire de différentes caractéristiques
- ▷ Apport de la connaissance du domaine pour concevoir les meilleurs caractéristiques

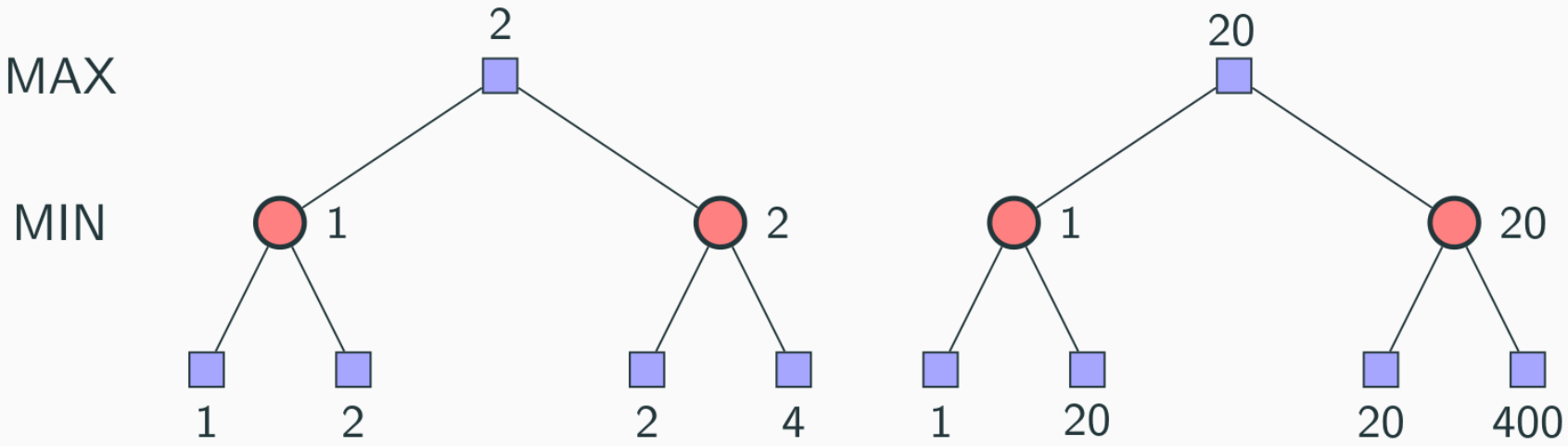
Ressources limitées v.2



(a) White to move (b) White to move

- ▷ Aux échecs, on choisit par exemple une somme linéaire pondérée de caractéristiques
- ▷ $eval(s) = w_1 f_1(s) + w_2 f_2(s) + ... + w_n f_n(s) = \sum_{i=1}^{n} w_i f_i(s)$
- ▷ Exemple : $w_1 = 10$ et
  $f_1 =$ nombre de dames blanches $-$ nombre de dames noires
- ▷ Apprentissage des valeurs de w_i à partir d'exemples
- ▷ Deep Blue utilisait environ 6 000 caractéristiques

Ressources limitées v.2



- Pour $\alpha - \beta$, la valeur exacte des nœuds n'est pas importante :
  - Seul l'ordre dans lequel on visite les nœuds est important
  - Le comportement est préservé pour chaque transformation monotone de la fonction `eval`
  - Pour les jeux déterministes, la fonction de résultat se comporte comme une fonction d'utilité ordinale

$\alpha - \beta$: Stratégies

- L'ordre dans lequel on visite les nœuds fils est important
- Si on trouve rapidement une bonne valeur, on élague plus de nœuds
- On peut trier les fils par leur utilité
- D'autres améliorations sont possibles
- Aux échecs on utilise :
  1. au début du jeu des bases de données d'ouverture
  2. au milieu $\alpha - \beta$
  3. à la fin des algorithmes spéciaux

Jeux

Quelques conseils

Quelques conseils

- Appropriez vous la théorie de l'algorithme $\alpha - \beta$.
- Codez ensuite un adversaire basique, même s'il joue aléatoirement...
- ...puis rendez le intelligent :
  1. faites lui choisir le coup qui maximise son utilité (minimax avec profondeur 1),
  2. puis augmentez la profondeur,
  3. implémentez ensuite $\alpha - \beta$,
  4. avant de terminer par une fonction d'évaluation.
- Ne pas hésiter à ajouter des opérations d'affichage pour contrôler votre code !