

## Aide à la Décision

### Jeux (à deux joueurs)

© Hervé Barbot, 2005-2012

- Pourquoi ?
  - Tâches bien structurées
  - Abstraction
  - Mesure de performance
  - Pas toujours besoin de grandes quantités d'informations
  - Défi intellectuel
- Limites de l'étude
  - Jeux à 2 joueurs

(C) Hervé Barbot, 2005-2011

2

## Abstraction

- Espace d'états
  - Les situations de jeu
  - Un état initial :
    - Le début de partie
    - La position courante
  - Fonction « successeur »
    - Les règles du jeu
    - Connaissance parfaite (pas d'incertitude sur le résultat des actions)
  - Test solution
    - Fin de partie : gagné, perdu, nul
      - Fonction de score

(C) Hervé Barbot, 2005-2011

3

Mais, par rapport aux  
« recherches off-line dans un espace d'états »...

- Adversaire
  - Incertitude dans l'expansion d'un « arbre de recherche »
    - L'ordinateur ne contrôle pas tout
- Nécessité de faire face à l'imprévu
- Complexité : les solutions exhaustives sont vite trop complexes pour être envisagées
  - Ex. facteur de branchement pour un jeu d'échec de l'ordre de 35...
- Malgré l'incertitude, on cherche pas à pas à choisir le prochain « meilleur » coup à jouer

(C) Hervé Barbot, 2005-2011

4

## Quoi qu'il en soit ...

### ▪ Jeu de plateau

- État initial
- Transitions (règles de jeu, déplacement des pièces)
  - Donc une certaine « exploration » est possible
- État gagnant / perdant / nul
  - Test solution
- Possibilité de savoir si une situation est « meilleure » ou non qu'une autre
  - « évaluation » / « heuristique »
  - Mais dépend de nombreux paramètres, et notamment du jeu de l'adversaire !

(C) Hervé Barbot, 2005-2011

5

### ▪ Adversaire imprévisible

donc prendre en compte toutes les situations...

### ▪ Mais, par exemple aux échecs :

- Facteur de branchement = 35
- Nombre moyen de coups par joueur = 50
- Nombre total d'états =  $35^{100}$
- Nombre d'états dans l'espace d'analyse =  $10^{120}$

### ▪ Une exploration off-line est-elle envisageable ?

(C) Hervé Barbot, 2005-2011

6

## Composants de base

### ▪ Générateur de mouvements

- La fonction « successeur »

### ▪ Le test de terminaison

- Décision sur l'état courant
  - Gain, perte, nul, rien

### ▪ Fonction d'évaluation (gain / utilité)

- Qualité d'un état donné indépendamment des coups passés ou futurs
- Évaluation intrinsèque d'une situation de jeu

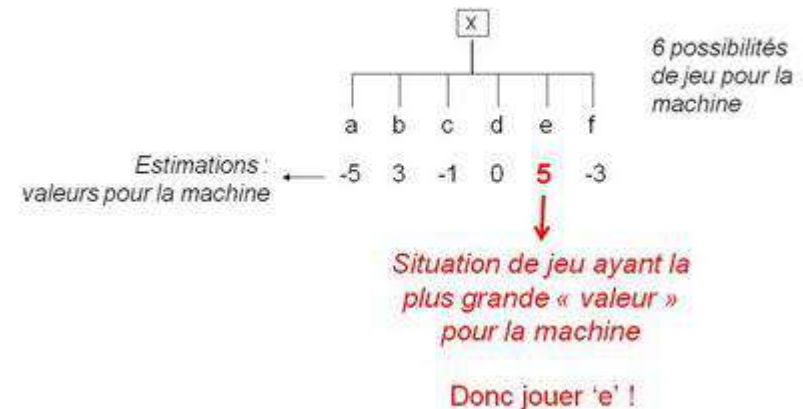
### ▪ Stratégie de contrôle

- Choix entre différentes options de jeu
  - Stratégie de jeu la plus prometteuse dans l'objectif de vaincre

(C) Hervé Barbot, 2005-2011

7

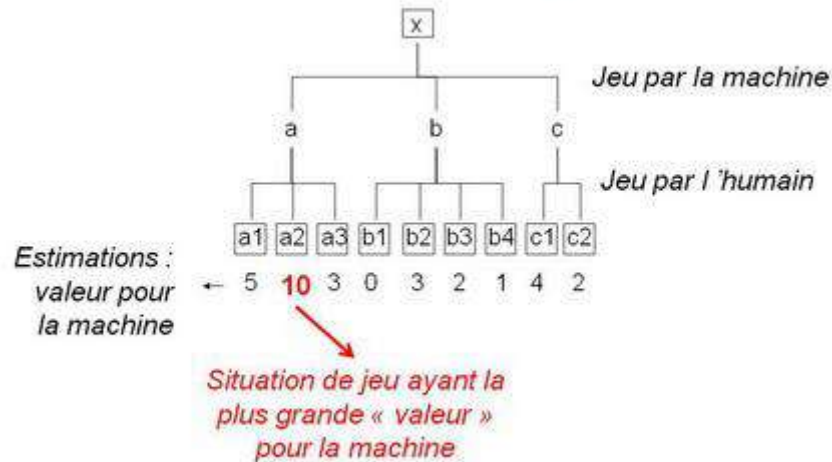
## Approche intuitive : analyse à 1 niveau



(C) Hervé Barbot, 2005-2011

10

## Analyse à 2 niveaux

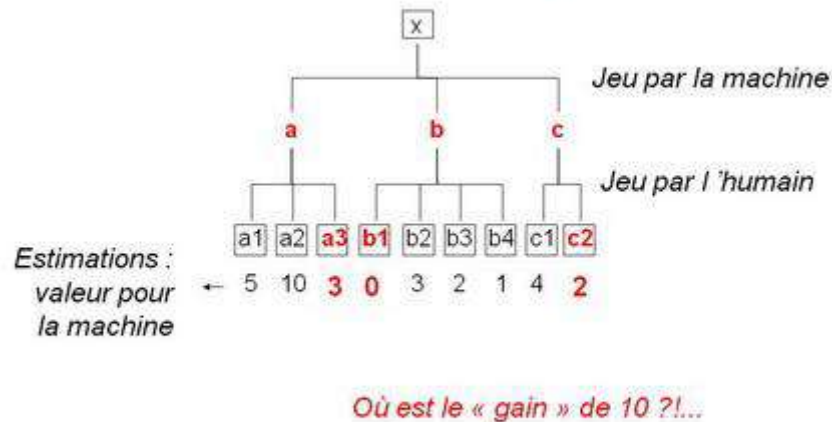


Mais...

(C) Hervé Barbot, 2005-2010

12

## Analyse à 2 niveaux



(C) Hervé Barbot, 2005-2010

15

## Fonction d'évaluation

- $e(s) = +\infty$  si gain pour « Max »
  - $e(s) = -\infty$  si gain pour « Min »
  - $e(s) = 0$  si égalité
- 
- Exemple tic-tac-toe :
    - $e(s) =$   
nombre de ligne / colonnes / diagonales 'ouvertes' pour « Max »
    - nombre de lignes / colonnes / diagonales 'ouvertes' pour « Min »

(C) Hervé Barbot, 2005-2010

16

- Principe (évident) de base :  
ce qui est bon pour « Max » ne l'est pas pour « Min »  
et vice-versa !
- La fonction d'évaluation doit être
  - statique,
  - capable de mesurer la « qualité » de n'importe quelle situation de jeu par rapport à un joueur,
  - sans nécessiter une exploration complète de l'arbre jusqu'à une situation « terminale » (jeu terminé).

(C) Hervé Barbot, 2005-2011

17

## Hypothèses

- Les objectifs des deux joueurs sont contradictoires
- La fonction d'évaluation de la qualité d'une situation symétrique par rapport à 0

(C) Hervé Barbot, 2005-2011

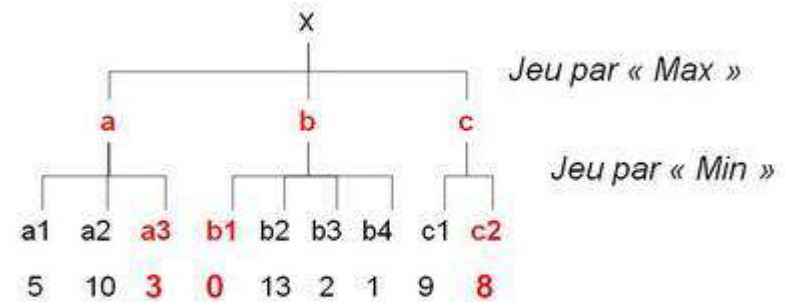
18

## MinMax

- Hypothèse pour « Max » :  
« Min » joue aussi bien que lui !
  - Et donc toute position que « Max » juge bonne pour lui sera jugée par « Min » comme « mauvaise »
    - Et vice-versa !... Mais ça je l'ai déjà dit.
- Principe de base :  
Supposons un arbre d'exploration fini, les valeurs sont « remontées » du bas (des feuilles) vers le haut (les successeurs directs de la position courante) pour permettre à « Max » de faire le meilleur choix

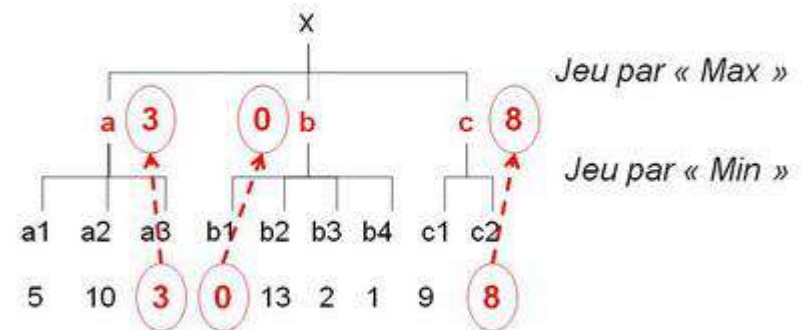
(C) Hervé Barbot, 2005-2011

19



(C) Hervé Barbot, 2005-2010

20



(C) Hervé Barbot, 2005-2010

22

## Généralisation de l'algorithme MinMax

- Nœuds « Max » et nœuds « Min »
- Remonter la valeur minimale des successeurs d'un nœud « Min »  
Remonter la valeur maximale des successeurs d'un nœud « Max »

(C) Hervé Barbot, 2005-2010

23

```
function MinMax ( nœud )
```

```
Le nœud est à la profondeur maximale d'analyse  
⇒ return e ( nœud )
```

```
Le nœud est « Max »  
⇒ return MAX [ MinMax(x) ]  
          x ∈ Γ(nœud)
```

```
Le nœud est « Min »  
⇒ return MIN [ MinMax(x) ]  
          x ∈ Γ(nœud)
```

(C) Hervé Barbot, 2005-2011

24

- Questions évidentes :

- Qu'est-ce que la « profondeur » ?
- Les branches d'exploration sont-elles toutes de même « profondeur » ?
  - Une branche peut amener plus rapidement qu'une autre à la fin de la partie...
  - Donc il faut pouvoir s'arrêter n'importe où ?...

(C) Hervé Barbot, 2005-2010

25

```
Function MinMax ( nœud )  
Returns a performance value
```

```
Partie terminée en 'nœud'  
⇒ return performance ( nœud )
```

```
¬ Partie terminée en 'nœud'  
∧ 'nœud' est « Max »  
⇒ return MAX [ MinMax(x) ]  
          x ∈ Γ(nœud)
```

```
¬ Partie terminée en 'nœud'  
∧ 'nœud' est « Min »  
⇒ return MIN [ MinMax(x) ]  
          x ∈ Γ(nœud)
```

(C) Hervé Barbot, 2005-2011

26

- Complétude

- Oui si l'arbre de jeu est fini

- Optimalité

- Oui si l'adversaire est aussi optimal

- Complexité en temps

- $\mathcal{O}(b^m)$

b = facteur de branchement

m = horizon de la recherche

aux échecs :

→ 35

→ 100

**Réaliste ?**

- Complexité en espace

- $\mathcal{O}(b \cdot m)$

(C) Hervé Barbot, 2005-2010

28

- Solution 1 : profondeur limitée

- Solution 2 : élagage alpha-béta

(C) Hervé Barbot, 2005-2011

29

## MinMax en profondeur limitée

- Explorer l'arbre sur une profondeur limitée

- Calculer les valeurs des feuilles

- Les remonter selon l'alternance Min/Max

- Nécessite une bonne fonction d'évaluation

- D'autant plus qu'on peut être encore loin de la fin de la partie...

- Ex. pondération de la valeur des pièces

- Mais cela peut être beaucoup plus compliqué

- Par exemple valeurs et pondérations différentes selon le moment de la partie...

(C) Hervé Barbot, 2005-2011

30

```
Function MinMax ( nœud , profondeur )  
Returns a performance value
```

```
partie terminée en 'nœud'
```

```
⇒ return performance ( nœud )
```

```
profondeur = 0 en 'nœud'
```

```
⇒ return performance ( nœud )
```

```
¬ Partie terminée en 'nœud'
```

```
∧ 'nœud' est « Max »
```

```
⇒ return MAX [ MinMax(x,profondeur-1) ]  
x ∈ Γ(nœud)
```

```
¬ Partie terminée en 'nœud'
```

```
∧ 'nœud' est « Min »
```

```
⇒ return MIN [ MinMax(x,profondeur-1) ]  
x ∈ Γ(nœud)
```

(C) Hervé Barbot, 2005-2011

32

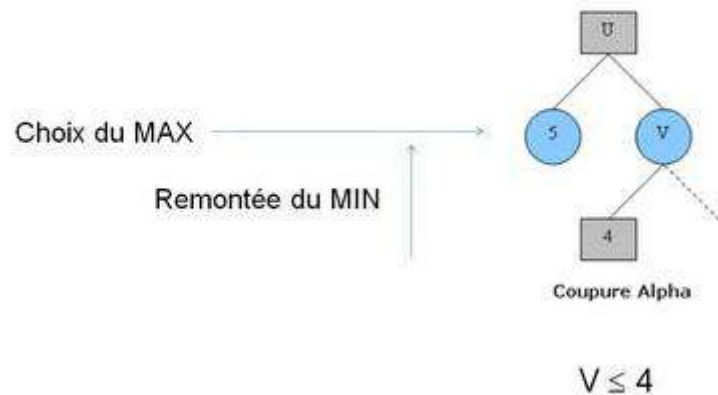
## Elagage

- Ne pas analyser certaines branches de l'arbre de recherche lorsqu'elles n'apporteront aucun bénéfice supérieur à, i.e. lorsqu'elles n'auront pas une meilleure « qualité » que ce que l'on a déjà analysé.
- Détection de « seuils » au-delà desquels il est inutile d'explorer
  - Calcul, mise à jour, propagation du « seuil »

(C) Hervé Barbot, 2005-2011

34

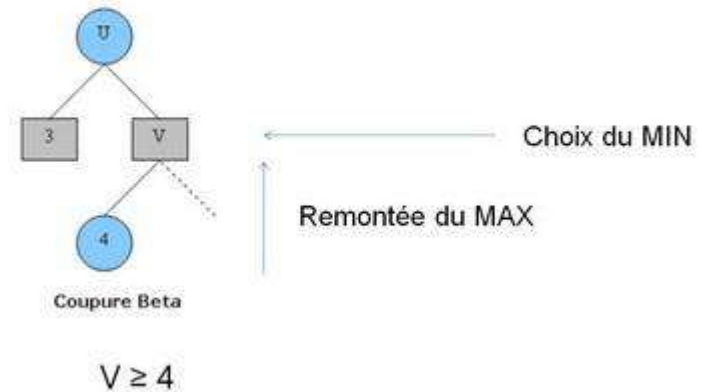
## MinMax et élagage $\alpha - \beta$



(C) Hervé Barbot, 2005-2011

37

## MinMax et élagage $\alpha - \beta$



(C) Hervé Barbot, 2005-2011

38

### ▪ Alpha

- Approximation vers le bas de la vraie valeur d'un nœud
- Initialisation =  $-\infty$

### ▪ Beta

- Approximation vers le haut de la vraie valeur d'un nœud
- Initialisation =  $+\infty$

(C) Hervé Barbot, 2005-2011

35

▪ Nœud « Max » :  $\alpha$ -valeur

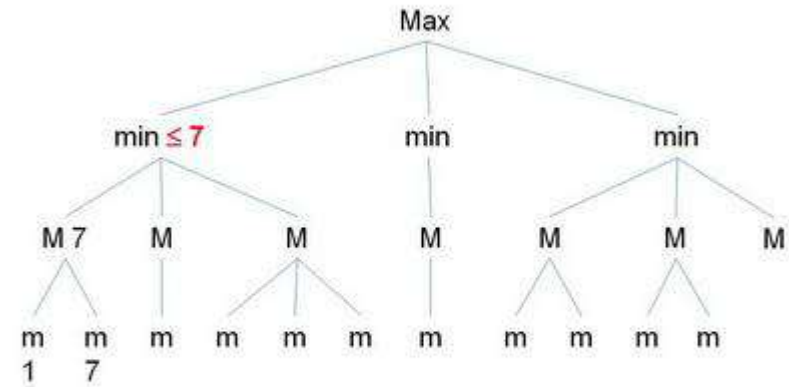
- Valeur de son « meilleur » successeur trouvé jusqu'à présent
- $\text{init} = -\infty$

▪ Nœud « Min » :  $\beta$ -valeur

- Valeur de son « plus mauvais » successeur trouvé jusqu'à présent
- $\text{init} = +\infty$

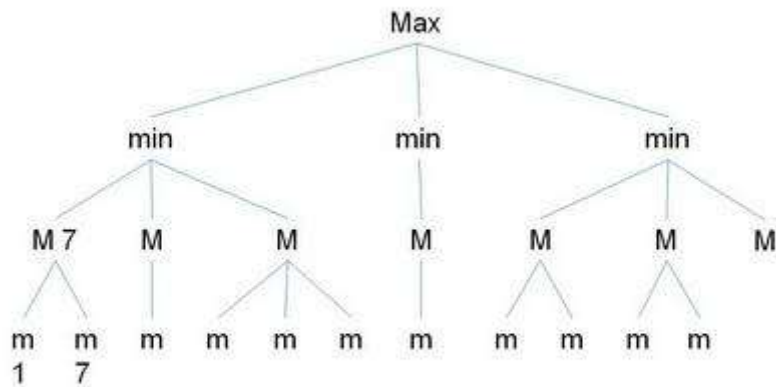
(C) Hervé Barbot, 2005-2010

39



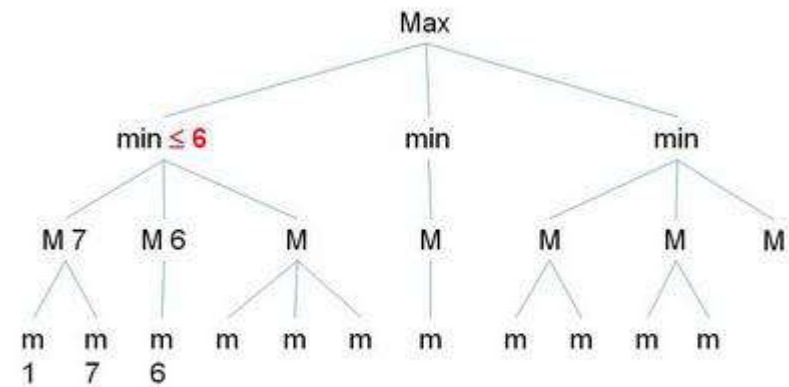
(C) Hervé Barbot, 2005-2010

42



(C) Hervé Barbot, 2005-2010

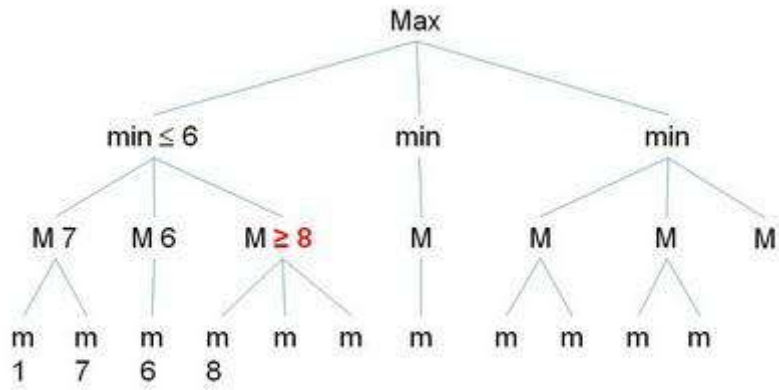
41



(C) Hervé Barbot, 2005-2010

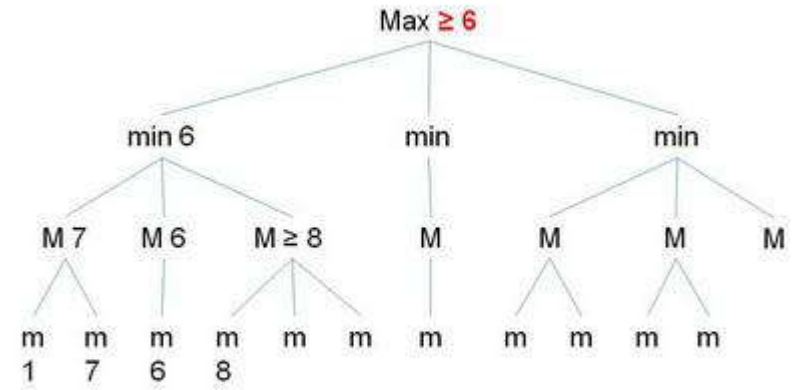
43





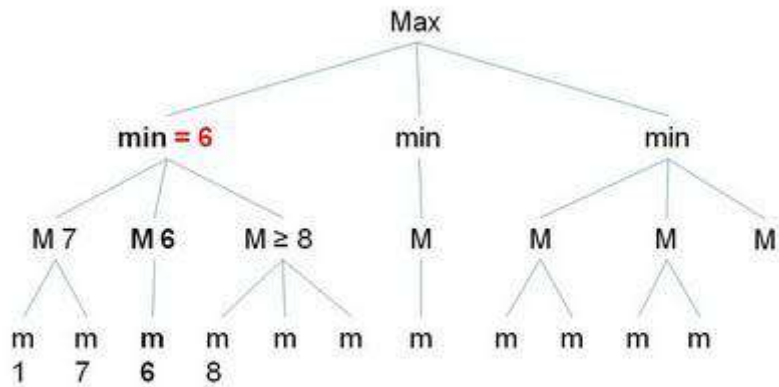
(C) Hervé Barbot, 2005-2010

44



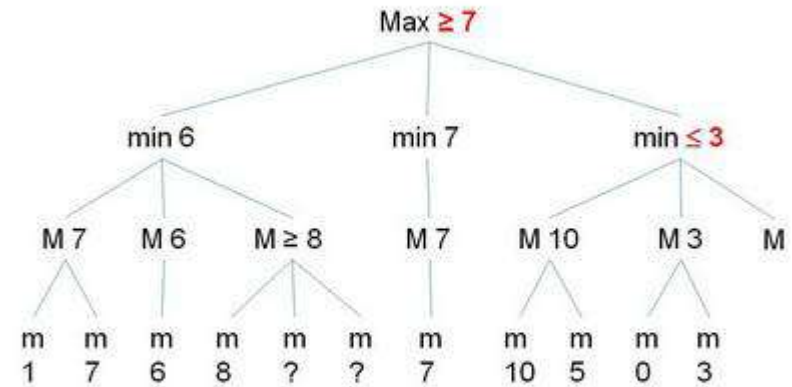
(C) Hervé Barbot, 2005-2010

46



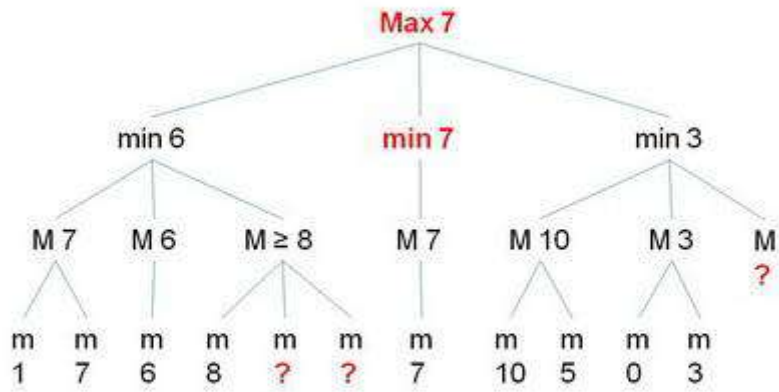
(C) Hervé Barbot, 2005-2010

45



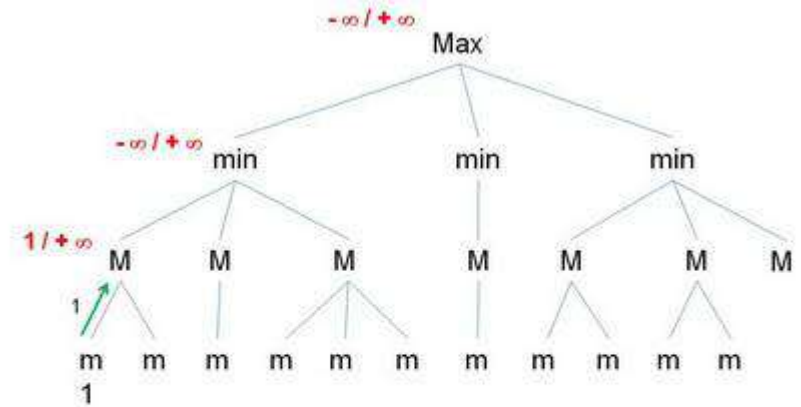
(C) Hervé Barbot, 2005-2010

47



(C) Hervé Barbot, 2005-2010

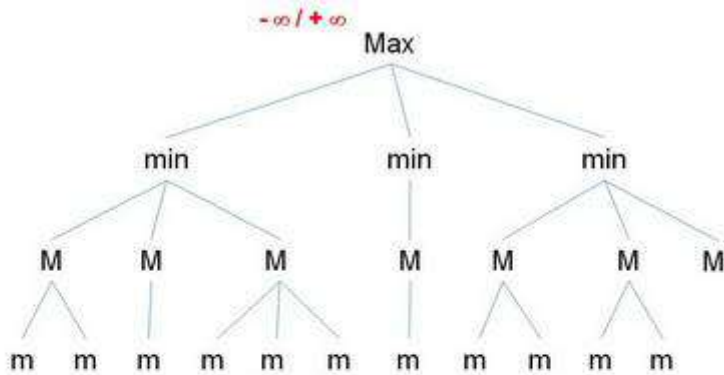
48



Noeud	Pour chaque descendant	Coupe si $\alpha \geq \beta$
Max	Max ( $\alpha$ , éval )	Retourner $\alpha$
Min	Min ( $\beta$ , éval )	Retourner $\beta$

(C) Hervé Barbot, 2005-2010

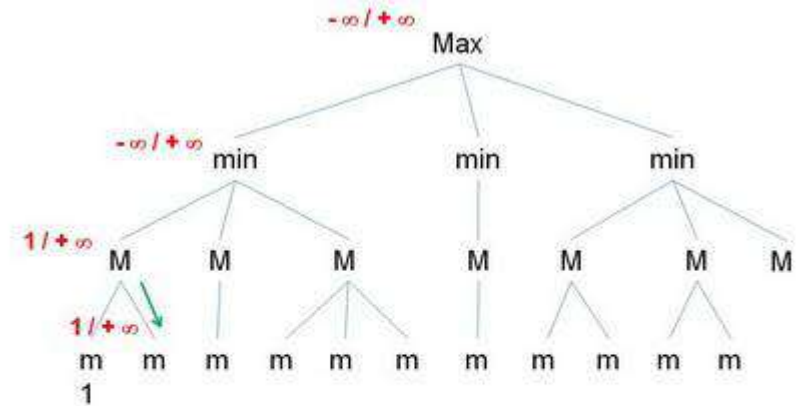
55



Noeud	Pour chaque descendant	Coupe si $\alpha \geq \beta$
Max	Max ( $\alpha$ , éval )	Retourner $\alpha$
Min	Min ( $\beta$ , éval )	Retourner $\beta$

(C) Hervé Barbot, 2005-2010

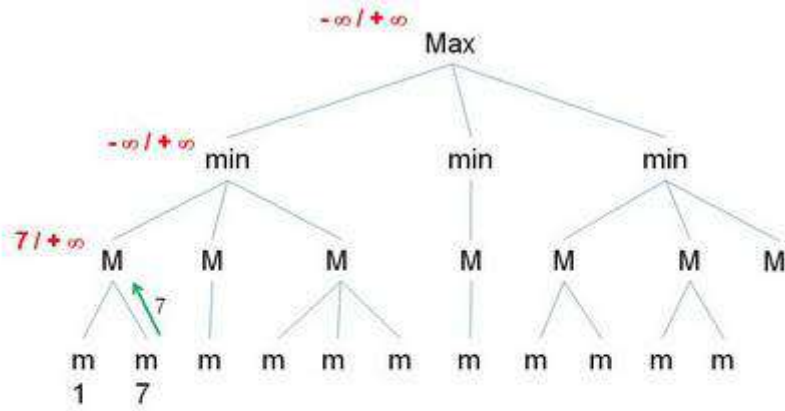
50



Noeud	Pour chaque descendant	Coupe si $\alpha \geq \beta$
Max	Max ( $\alpha$ , éval )	Retourner $\alpha$
Min	Min ( $\beta$ , éval )	Retourner $\beta$

(C) Hervé Barbot, 2005-2010

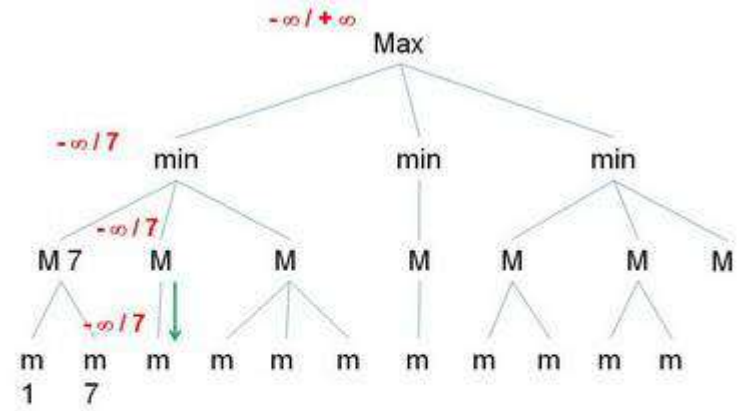
56



Noeud	Pour chaque descendant	Coupe si $\alpha \geq \beta$
Max	Max ( $\alpha$ , éval )	Retourner $\alpha$
Min	Min ( $\beta$ , éval )	Retourner $\beta$

(C) Hervé Barbot, 2005-2010

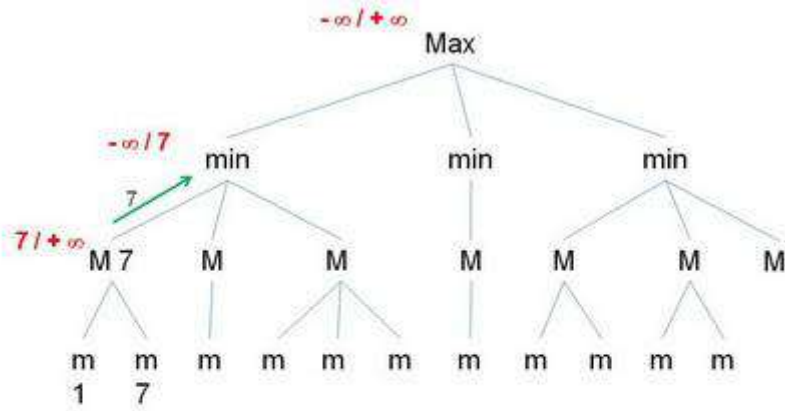
58



Noeud	Pour chaque descendant	Coupe si $\alpha \geq \beta$
Max	Max ( $\alpha$ , éval )	Retourner $\alpha$
Min	Min ( $\beta$ , éval )	Retourner $\beta$

(C) Hervé Barbot, 2005-2010

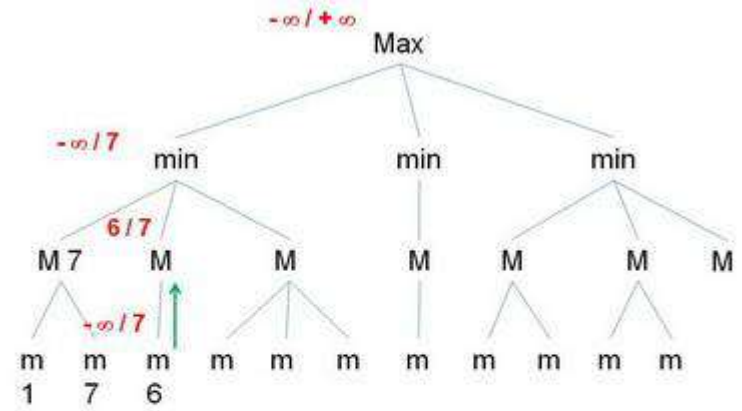
62



Noeud	Pour chaque descendant	Coupe si $\alpha \geq \beta$
Max	Max ( $\alpha$ , éval )	Retourner $\alpha$
Min	Min ( $\beta$ , éval )	Retourner $\beta$

(C) Hervé Barbot, 2005-2010

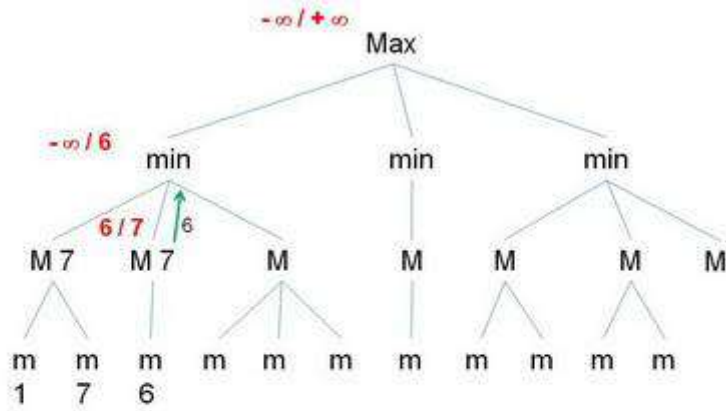
60



Noeud	Pour chaque descendant	Coupe si $\alpha \geq \beta$
Max	Max ( $\alpha$ , éval )	Retourner $\alpha$
Min	Min ( $\beta$ , éval )	Retourner $\beta$

(C) Hervé Barbot, 2005-2010

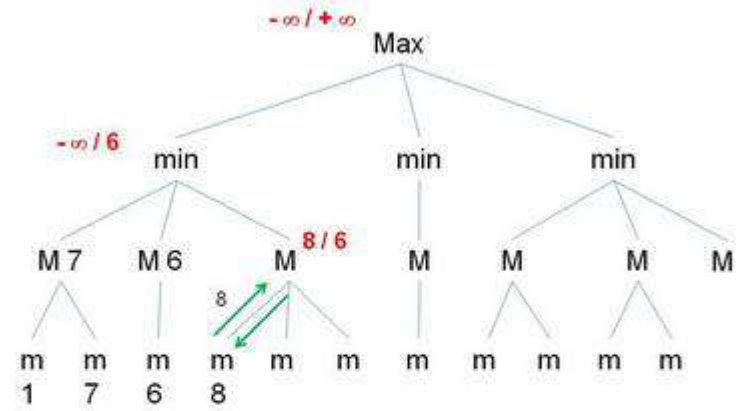
64



Noeud	Pour chaque descendant	Coupe si $\alpha \geq \beta$
Max	Max ( $\alpha$ , éval )	Retourner $\alpha$
Min	Min ( $\beta$ , éval )	Retourner $\beta$

(C) Hervé Barbot, 2005-2010

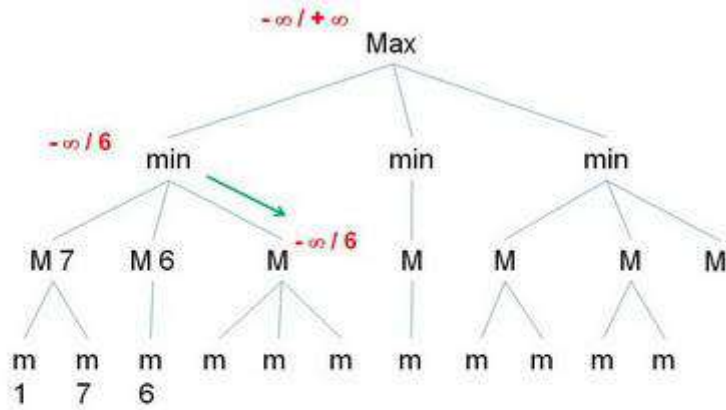
66



Noeud	Pour chaque descendant	Coupe si $\alpha \geq \beta$
Max	Max ( $\alpha$ , éval )	Retourner $\alpha$
Min	Min ( $\beta$ , éval )	Retourner $\beta$

(C) Hervé Barbot, 2005-2010

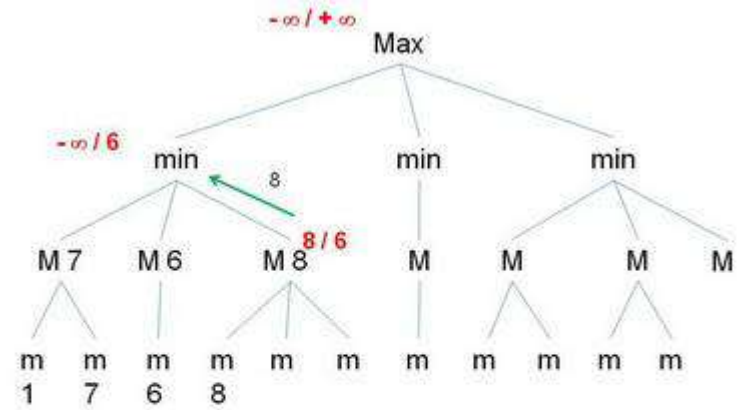
69



Noeud	Pour chaque descendant	Coupe si $\alpha \geq \beta$
Max	Max ( $\alpha$ , éval )	Retourner $\alpha$
Min	Min ( $\beta$ , éval )	Retourner $\beta$

(C) Hervé Barbot, 2005-2010

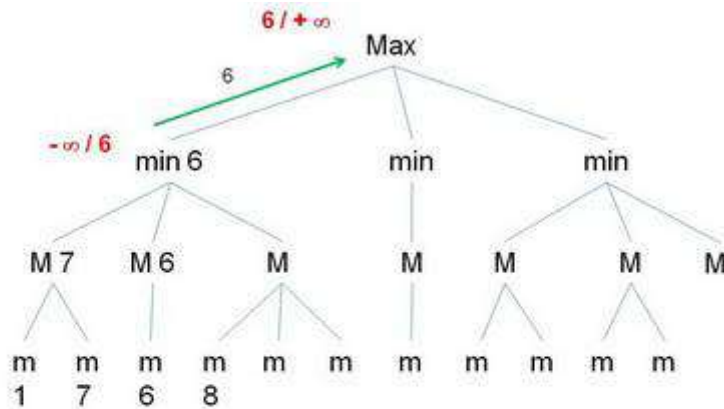
67



Noeud	Pour chaque descendant	Coupe si $\alpha \geq \beta$
Max	Max ( $\alpha$ , éval )	Retourner $\alpha$
Min	Min ( $\beta$ , éval )	Retourner $\beta$

(C) Hervé Barbot, 2005-2010

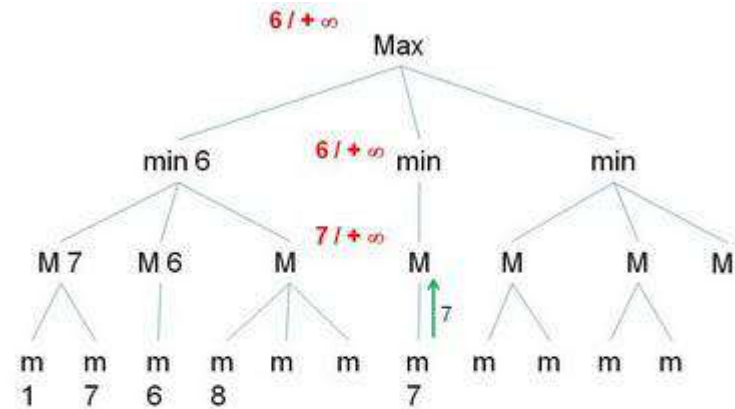
70



Noeud	Pour chaque descendant	Coupe si $\alpha \geq \beta$
Max	Max ( $\alpha$ , éval )	Retourner $\alpha$
Min	Min ( $\beta$ , éval )	Retourner $\beta$

(C) Hervé Barbot, 2005-2010

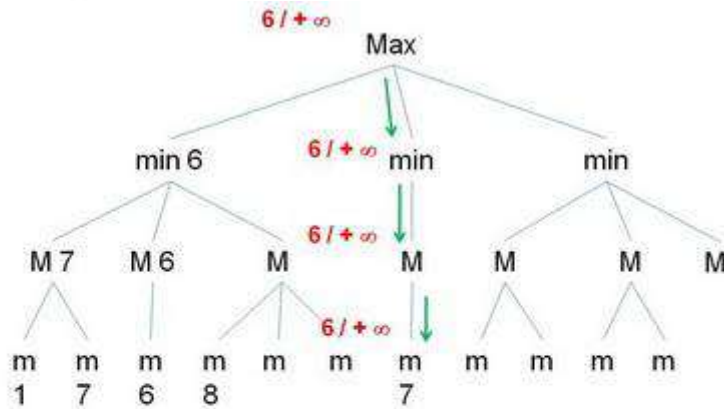
72



Noeud	Pour chaque descendant	Coupe si $\alpha \geq \beta$
Max	Max ( $\alpha$ , éval )	Retourner $\alpha$
Min	Min ( $\beta$ , éval )	Retourner $\beta$

(C) Hervé Barbot, 2005-2010

75



Noeud	Pour chaque descendant	Coupe si $\alpha \geq \beta$
Max	Max ( $\alpha$ , éval )	Retourner $\alpha$
Min	Min ( $\beta$ , éval )	Retourner $\beta$

(C) Hervé Barbot, 2005-2010

73

## Elagage et résultat

- L'élagage n'affecte pas le résultat final  
...ouff !!!
- L'efficacité de l'élagage est fonction de l'ordre d'apparition / prise en compte des positions « successeurs »
- Au pire, on fait du MinMax « normal »

(C) Hervé Barbot, 2005-2010

84

Quand on lance l'algo minmax on cherche à faire le choix sur les situations suivantes.

Pour chaque coup dans {a,b,c,d}

Jouer le coup

Evaluer la situation de jeu

Revenir en EC

Choisir la meilleure situation analysée

Jouer définitivement le coup

