

Exploration et adversité

IA – Chapitre 5

Master IRAD - Université d'Orléans - Mars 2013

- 1 Introduction
- 2 Décision optimale
- 3 Décision imparfaite en temps réel
- 4 Jeux et hasard
- 5 (Une brève introduction à la) Théorie des jeux

(Bref) historique

- Les jeux constituent l'une des branches initiales de l'IA
- Premier sujet d'intérêt : les échecs
- Konrad Zuse, Claude Shannon, Alan Turing...
- Dans certains jeux, les algorithmes actuels surpassent les humains

Exemple : deep blue

- Projet développé à partir de 1985
- Deux matches : 1996 (4-2) et 1997 (2,5-3,5)
- Mensurations : 700kg, 2m (1996) ; 1,4 T, 1,80m (1997)
- Performances : de 100 à 300 millions de coups par seconde, jusqu'à 12 demi-coups de profondeur en moyenne.
- L'ordinateur a ensuite été démantelé et le projet arrêté

Exemple : deep blue



- Théorie des jeux
- Plusieurs participants (ou adversaires ou agents)
- Coopération et/ou rivalité
- En IA :
 - A la base : jeux alternés, déterministes, à somme nulle
 - Notion de gain
 - Solutions (et exploration) complexes
 - Contrainte de temps (en général)
 - Solution optimale non atteignable

- 1 Introduction
- 2 **Décision optimale**
- 3 Décision imparfaite en temps réel
- 4 Jeux et hasard
- 5 (Une brève introduction à la) Théorie des jeux

De quoi dispose-t-on ?

- Etat initial
- Fonction successeur : retourne (coup, état)
→ notion de coup légal
- Test de terminaison (→ états terminaux)
- Fonction d'utilité (ou objectif ou de gain)
 - associe un score à chaque e.t.
 - généralement associé au décompte des scores spécifique au jeu
- Arbre de jeu (état initial + suite de coups légaux)

- Les joueurs jouent à tour de rôle
- Un coup = l'enchaînement de deux $1/2$ coups (ou tours)
- Le score (utilité), à chaque niveau est donné pour un joueur
- Joueur MAX (objectif = score max) / joueur MIN (objectif = contrer MAX, donc obtenir un score min)
- Variante : Les deux joueurs cherchent à maximiser, mais l'un en positif, l'autre en négatif (négamax).

Algorithme du minimax

- Stratégie optimale, reposant sur une exploration complète
- Idée : trouver à chaque étape, le coup assurant un gain maximum (c'est à dire limitant les possibilités de gain de l'adversaire)
- Calcul récursif de l'arbre
- Remontée, depuis chaque feuille, des gains min et max (alternativement)

Valeur MINIMAX

- On donne un score à chaque nœud
- Ce score dépend du joueur cherchant à optimiser son score à ce niveau (c'est à dire le joueur ayant joué le coup).
- Joueur MAX : cherche à maximiser ; MIN : cherche à minimiser.
- $VALEUR-MINIMAX(n) =$
UTILITE(n) si n état terminal
 $\max_{s \in Successeurs(n)} VALEURMINIMAX(s)$ si n nœud MAX
 $\min_{s \in Successeurs(n)} VALEURMINIMAX(s)$ si n nœud MIN
- On remonte la valeur minimax depuis les feuilles
- On obtient, à la racine la *décision minimax*

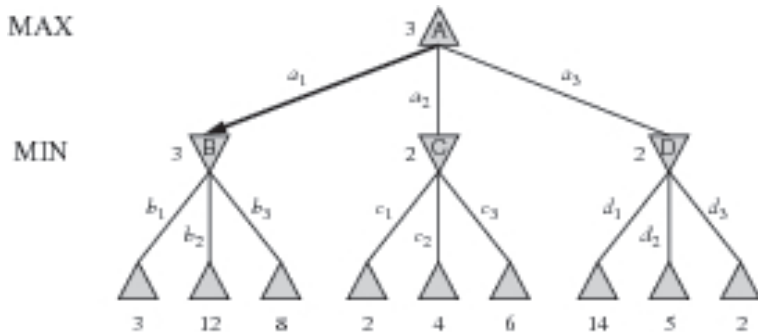
Algorithme de minimax

```
fonction DECISION_MINIMAX(etat)
  v <- VALEUR_MAX(etat)
  retourner l'action dans SUCESSEURS_ETAT(etat)
    ayant la valeur v

fonction VALEUR_MAX(etat)
  si TEST_TERMINAL(etat) alors retourner UTILITE(etat)
  v <- -∞
  pour a,s dans SUCESSEURS_ETAT(etat) faire
    v <- MAX(v, VALEUR_MIN(s))
  retourner v

fonction VALEUR_MIN(etat)
  si TEST_TERMINAL(etat) alors retourner UTILITE(etat)
  v <- ∞
  pour a,s dans SUCESSEURS_ETAT(etat) faire
    v <- MIN(v, VALEUR_MAX(s))
  retourner v
```

Exemple

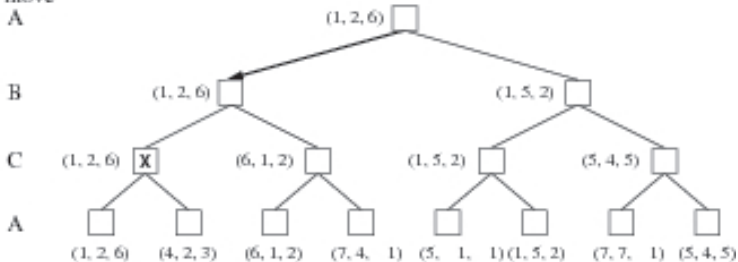


Minimax et jeux multijoueurs

- Notre joueur doit maintenant tenir compte des intérêts de plusieurs adversaires
- hyp : Pas de stratégie d'alliance, chacun tente de maximiser son gain.
- on ne peut plus se contenter d'une information alternée min ou max
- Méthode : UTILITE retourne un vecteur
- Remarque : le cas à deux joueurs est une spécialisation de ce cas
 - vecteur à deux éléments + jeu à somme nulle
→ un seul élément
- Etat non terminal : on choisit le vecteur de l'état successeur conduisant au meilleur gain pour le joueur courant

Exemple

to move



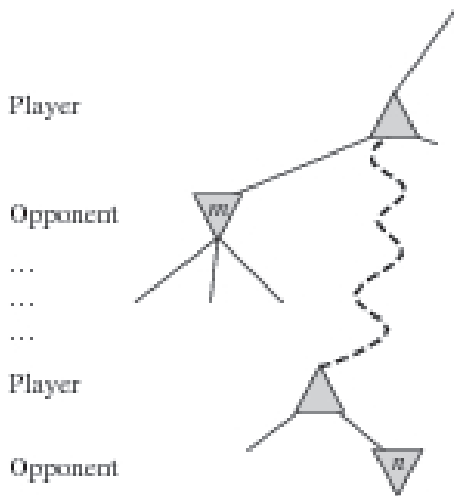
Bilan mimimax

- Exploration complète, DFS
- Coût (temps) en $O(b^m)$
- Coût espace en $O(bm)$ (tous successeurs en une fois) ou $O(m)$ (au besoin)
- Adapté à des problèmes (très) simples
- Peut-on éviter d'explorer certaines branches ?

Stratégie alpha-bêta

- Certains sous-arbres sont visiblement inintéressants pour le joueur courant
 - e.g. : on sait qu'il y existe une super opportunité pour l'adversaire...
- On décide de ne pas les explorer
- Technique d'élagage (ou *pruning*)
- Suppose d'avoir des certitudes sur l'intérêt d'une branche
→ génération d'au moins une feuille (DFS !)
- Evaluation de l'intérêt ?

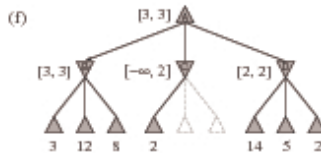
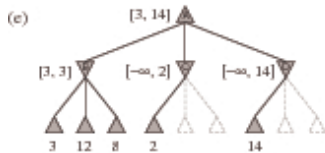
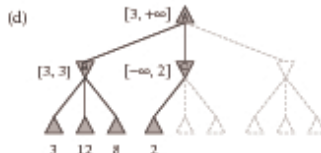
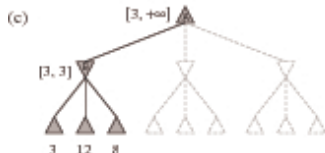
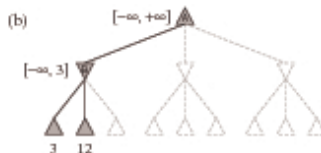
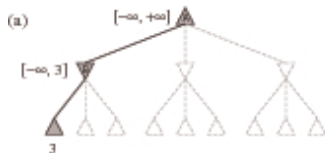
Principe général



Stratégie alpha-bêta : principe

- L'exploration se fait branche par branche (DFS)
- On connaît l'intérêt des branches déjà parcourues
- pour une branche en cours de parcours, on dispose d'une plage d'intérêt $[\beta, \alpha]$
 - α = meilleur choix pour joueur MAX
 - β = meilleur choix pour joueur MIN
- Suivant le joueur du niveau de profondeur n , on met à jour, à partir des successeurs, α ou β .

Exemple



Algorithme alpha-bêta

```
fonction RECHERCHE-ALPHA-BETA(etat)
  v ← VALEUR_MAX(etat, -∞, +∞)
  retourner l'action dans SUCCESEURS (etat) de valeur v

fonction VALEUR_MAX(etat, α, β)
  si TEST_TERMINAL(etat) alors retourner UTILITE(etat)
  v ← -∞
  pour a,s dans SUCCESEURS (etat) faire
    v ← MAX(v, VALEUR_MIN(s, α, β))
    si v ≥ β alors retourner v
    α ← MAX(α, v)
  retourner v

fonction VALEUR_MIN(etat, α, β)
  si TEST_TERMINAL(etat) alors retourner UTILITE(etat)
  v ← +∞
  pour a,s dans SUCCESEURS (etat) faire
    v ← MIN(v, VALEUR_MAX(s, α, β))
    si v ≤ β alors retourner v
    β ← MIN(β, v)
  retourner v
```

Bilan alpha-bêta

- Efficacité dépend de l'ordre des successeurs
- Cout (temps) de l'ordre de $O(b^{3m/4})$
- Avec ordonnancement $O(b^{m/2})$
 - facteur de branchement effectif : $\sqrt{b}!$
- Amélioration possible : table de transposition
 - Souvent, plusieurs chemins mènent à un même état
 - le premier passage permet de faire l'élagage !
 - Mémorisation des états (les plus intéressants) dans une table de hachage

- 1 Introduction
- 2 Décision optimale
- 3 **Décision imparfaite en temps réel**
- 4 Jeux et hasard
- 5 (Une brève introduction à la) Théorie des jeux

Des situations plus réalistes...

- Dans les jeux réels, les nœuds terminaux ne peuvent pas être atteints
- (Sauf lorsque l'on approche de la solution !)
- Il faut jouer le mieux possible en temps raisonnable
- Fonction d'évaluation
- Test d'arrêt

Fonction d'évaluation

- Fournit une estimation de l'utilité espérée pour une position donnée
- \sim fonctions heuristiques
- De telles fonctions sont utilisées implicitement depuis très longtemps
(Sur quelles bases ?)
- Caractéristiques
 - Les états terminaux doivent être ordonnés comme par la fonction d'utilité !
 - Temps de calcul maîtrisé
 - Pour les états non terminaux, l'estimation doit être satisfaisante

Fonction d'évaluation : principe

- Description de l'état : attributs (*features*)
- Première approche : classification
 - Etats \rightarrow classes (ou catégories) = indexation
 - Informations statistiques par classe (eg % de victoire, de défaite, de nul)
 - Valeur espérée = somme pondérée (pondération = score associé)
 - Risque : de nombreuses catégories
- Une approche plus réaliste
 - Score = fonction linéaire pondérée des attributs
 - $EVAL(s) = w_1 f_1(s) + w_2 f_2(s) + \dots + w_n f_n(s) = \sum_{i=1}^n w_i f_i(s)$

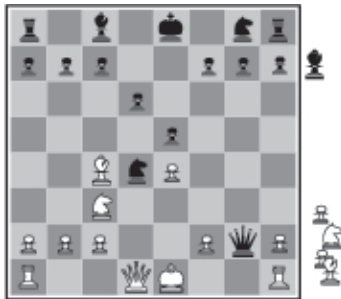
Fonction d'évaluation

- Dans cette dernière formule, on suppose l'indépendance des attributs
- Exemple aux échecs : w_i points associés à chaque pièce de type i
- Il est fréquent que la pondération (et plus généralement la fonction d'évaluation) dépende de l'avancement de la partie, ou qu'il y ait des interactions entre les attributs (exemple : coupe franche au tarot)
- Introduction de combinaisons non linéaires
- Comment pondérer ?
 - Expérience ?
 - Apprentissage ?

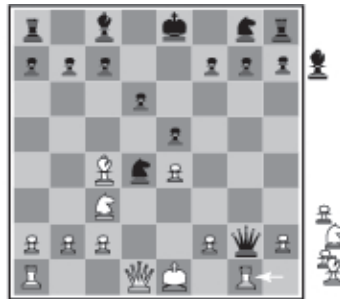
Test d'arrêt

- Reprise de l'approche alpha-bêta, en remplaçant le test d'état terminal par un test de cut off
- suppose de gérer la profondeur courante et de fixer la profondeur d de cut off
- Autre approche : exploration itérative (IDS)
 - Meilleure solution atteinte lorsque le temps est écoulé
→ plus robuste que l'estimation de d → risque de passer à côté d'un coup important

Exemple : échecs



(a) White to move

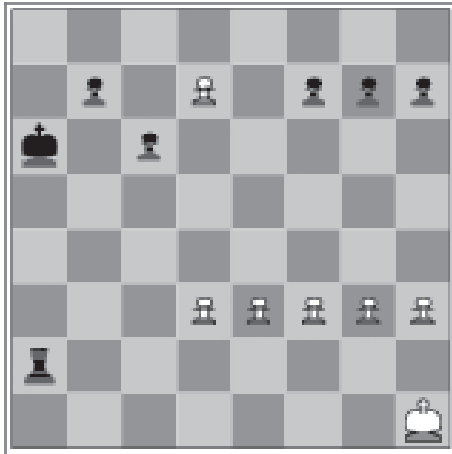


(b) White to move

Améliorations

- Recherche d'états stables (cut off)
→ éloignées de possibilités de renversement de valeur
- eg échecs : états ne débouchant pas sur une prise par l'adversaire
- Recherche de stabilité (*quiescence search*)
- Autre problème : effet d'horizon
 - Une action importante de l'adversaire est hors de portée de l'exploration
 - Solutions (partielles) :
 - Augmenter la profondeur (puissance brute)
 - Extensions singulières : n'approfondir que sous les coups clairement meilleurs (limite b)
 - de même, n'approfondir que les coups instables (au delà de la profondeur standard d'exploration).

Exemple : échecs



Black to move

Elagage en avant

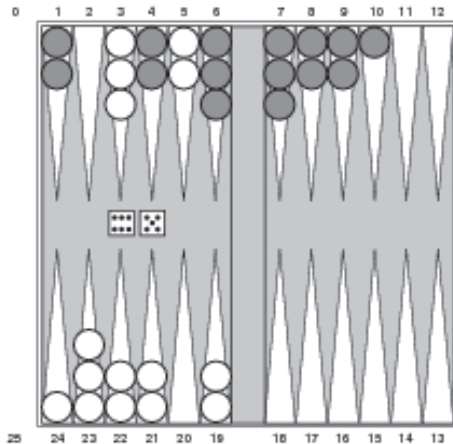
- Idée : choisir délibérément de ne pas explorer certains sous-arbres
- Avantage : gain de temps
- Inconvénient : risque d'erreurs grossières
- Un joueur humain n'explore, en général, qu'une partie des coups possibles
→ Pourquoi ? Sur quelle base ?
- Avec la machine : coups équivalents ou symétriques... (des choses plus subtiles ?)

- 1 Introduction
- 2 Décision optimale
- 3 Décision imparfaite en temps réel
- 4 Jeux et hasard**
- 5 (Une brève introduction à la) Théorie des jeux

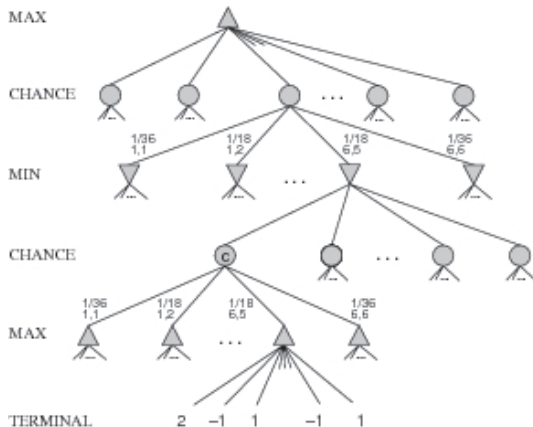
Ce qui change...

- Les possibilités de l'adversaire (et soi-même pour les coups futurs) ne sont pas déterministes
- Impossible de construire un arbre de type minimax !
- Il faut ajouter des niveaux intermédiaires : nœuds de hasard
 - Liste de tirages possibles
 - probabilité associée

Exemple : backgammon



Arbre associé



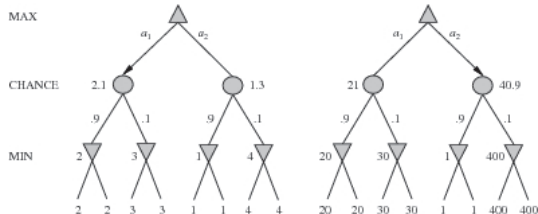
Hasard et prise de décision

- L'objectif est inchangé : aller vers la meilleure position
- Mais on ne dispose pas de valeurs minimax fixes...
- \rightarrow valeur minimax *espérée* (expectiminimax)
- $\text{EXPECTIMINIMAX}(n) =$
 $\text{UTILITE}(n)$ si n est un nœud terminal
 $\max_{s \in \text{Successeurs}(n)} \text{EXPECTIMINIMAX}(s)$ si n nœud MAX
 $\min_{s \in \text{Successeurs}(n)} \text{EXPECTIMINIMAX}(s)$ si n nœud MIN
 $\sum_{s \in \text{Successeurs}(n)} P(s) \cdot \text{EXPECTIMINIMAX}(s)$ si n nœud
 HASARD
- Complexité ? $O(b^m n^m)$

Evaluation des positions

- Atteindre les feuilles est en général impossible (sauf fin de partie)
- Comme précédemment, recours à une fonction d'évaluation
- Du choix de la fonction d'évaluation...
 - L'échelle des valeurs peut avoir une influence sur le choix, et donc sur le risque pris
 - Fct éval = transformation linéaire positive de la probabilité de victoire

Importance de la fonction d'évaluation



Jeux de cartes

- Le joueur sait que tout est fixé dès le départ...
- Mais il ne sait pas comment !
- Diffère beaucoup des jeux de hasard
 - On ne peut pas, dès le début, fonder son raisonnement sur une espérance moyenne (sur la clairvoyance)
 - La connaissance du jeu évolue au cours de la partie
- Apparition d'un espace de croyance

Petit retour sur deep blue

- 30 processeur RS/6000 + 480 proc. VLSI dédiés
- en moyenne 126 millions de nœuds / sec
- jusqu'à 30 milliards de positions / coup, prof. 14
- exploration alpha-bêta itérative en profondeur
- table de transpositions
- extensions singulières : jusqu'à prof 40
- fct évaluation : plus de 8000 attributs
- bibliothèque d'ouvertures (env 4000 positions)
- BD de 700 000 partie de haut niveau
- BD de toutes les fins de parties résolues à cinq pièces + bcp à 6 pièces...

Petit retour sur deep blue

- Le “tour de force” matériel est un peu limite...
- Les progrès des heuristiques d'élagage rendent un simple PC très performant
- eg : coup nul (on laisse l'adversaire enchaîner deux coups)
- eg : élagage des absurdités

Les autres jeux

- Dames, Othello : niveau champions (Chinook, Logistello)
- Backgammon, Bridge : idem (TD-Gammon, Bridge Baron)
- Go : le niveau a beaucoup progressé récemment. (victoires sur jeux 9*9, moins souvent sur 19*19) Pb : profondeur d'exploration. Pistes : reconnaissance de formes, stratégies "locales" ..

Aller plus loin...

- Minimax : évaluation et optimalité
 - S'il existe de forts écarts de valeur dans les évaluations des fils d'un noeud, faut-il en tenir compte ?
 - Utilisation de probabilités
 - coût ?
- Utilisation de méta raisonnement (intérêt d'une exploration) pour adapter à la volée l'algorithme d'exploration
- Utilisation d'un raisonnement orienté par les buts (priorités) + combinaison avec exploration avec fonction d'évaluation

- 1 Introduction
- 2 Décision optimale
- 3 Décision imparfaite en temps réel
- 4 Jeux et hasard
- 5 (Une brève introduction à la) Théorie des jeux

Théorie des jeux

- Etude mathématique des situations impliquant plusieurs agents
- notion de gain / profit pour chaque agent
- Choix de stratégie
- Application à de nombreux problèmes réels (optimisation, négociation...)

Éléments

- Joueurs
- Actions
- Matrice de gains
- Exemple : pair / impair (E gagne la somme si paire, O sinon)

	O : un	O : deux
E : un	E=2 ; O=-2	E=-3 ; O=3
E : deux	E=-3 ; O=3	E=4 ; O=-4

Autre exemple : dilemme du prisonnier

- Une bande est arrêtée et interrogée après un cambriolage...
- Score = durée d'enfermement

	A. témoigne	A. refuse
B. témoigne	A=-5 ; B=-5	A=-10 ; B=0
B. refuse	A=0 ; B=-10	A=-1 ; B=-1

Vocabulaire

- Stratégie
 - Stratégie pure : un seul choix pour chaque configuration (déterministe)
 - Stratégie mixte : plusieurs choix + probabilité (eg : $[p : a ; (1-p) : b]$)
- Solution : profil stratégique pour lequel chaque joueur adopte une stratégie rationnelle
 - rationnel ?

Concepts

- Stratégie dominante
 - Fortement dominante : s' domine fortement s (pour un joueur j) si son résultat est meilleur que celui de $s' \forall$ les stratégies adoptées par les autres joueurs.
 - Faiblement dominante : s meilleure dans au moins un cas et pas pire dans les autres.
- Stratégie Pareto - optimale
 - Pause culturelle : **Vilfredo Pareto (1848-1923)** Sociologue et économiste italien
 - Pause culturelle (bis) : **loi (empirique) de Pareto** 20% des causes sont à l'origine de 80% des effets
 - Stratégie P.O. : il n'existe aucun autre résultat que tous les joueurs préféreraient
 - Stratégie P. - dominé : tous les joueurs préfèrent un autre résultat

Concepts (2)

- Equilibre de stratégies
 - Aucun joueur ne peut adopter une meilleure stratégie (sachant que les autres n'en changent pas)
 - Equ. de stratégies dominantes : équilibre où chaque joueur a une stratégie dominante (i.e. "gagnant - gagnant!")
- Equilibre de Nash
 - Pause culturelle : **John F. Nash (1928)** Prix Nobel 1994 d'économie. Un (bon) film (assez romancé) lui est consacré ("Un homme d'exception").
 - Tout jeu possède un point d'équilibre (même en l'absence de stratégie dominante)
- Jeux de coordination : Les joueurs ont besoin de communiquer (pour maximiser leurs gains)
- Jeux à somme nulle : la somme des gain est nulle dans chaque case de la matrice.