

Notes de Cours INF 8215

Olivier Sirois

2017-10-10

0.1 Introduction

Ce cours est une introduction aux concepts d'intelligence artificielle. On commence d'abord par aborder comment on définirait une intelligence et comment on pourrait la quantifier.

L'intelligence n'est pas unidimensionnelle. On peut remarquer certains types comme:

- raisonnement déductif
- intelligence émotionnelle
- intelligence spatiale

Ces types sont de différentes amplitudes pour chaque personne. C'est un peu ce qui rend les gens uniques

Le génie en IA, c'est de rendre nos créations intelligentes en se basant sur ces concepts. On joue avec ces différents types pour que nos créations puissent faire ce que l'on désire, c-à-d un comportement intelligent.

ex: Nos calculatrices sont fortes en math, GPS en navigations spatiales, etc.

L'intelligence artificielle s'est attribuée différentes définitions à travers le temps...

McCarthy 1955 Le but d'AI est de développer des machines qui se comportent comme si elles étaient intelligentes.

Brittanica 1991 IA est la capacité d'un ordinateur numérique ou d'un robot d'effectuer des tâches associées, à date, à des êtres intelligents.

Rich 1983 L'IA est l'étude de comment faire que les ordinateurs réalisent de tâches pour lesquelles les gens, à date, les réalisent mieux.

Véhicule Braitenberg Un concept émis par Braitenberg qui dit qu'on peut incorporer des comportements très intelligents avec des commandes très simples.

Ex: voir 1

On peut voir à travers les âges, que plusieurs civilisations (Grecques, Chine, Égypte) ont modélisé leurs technologies comme leurs esprits. Horloges, Systèmes hydrauliques, systèmes téléphoniques, hologrammes, ordinateurs analogues sont tous des métaphores de l'intelligence humaine.

Braitenberg véhicules

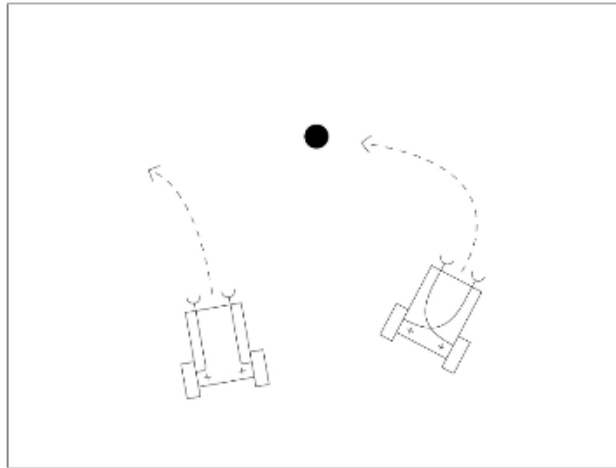


Figure 1: Véhicule Braitenberg.

Voici plusieurs événements en ordres chronologiques qui sont très importants à l'IA avec une petite description.

- **Hobbes, 1588-1679** 'Grand-Père' de l'IA. la pensée est un raisonnement symbolique. Ces idées ont été poussées par Descartes, Spinoza, Leibniz
- **Babbage, 1792-1871** Machine analytique, premier design d'ordinateur general-purpose
- **Thèse Church-Turing** Toute fonction arithmétique peut être faite sur une machine de Turing ou en calculus lambda ou formes équivalentes. n'a pas encore été prouvé mais a été testé par le temps..
- **McCulloch et Pitts, 1943** on prouve qu'un thresholding simple pouvait être interprété comme un neurone. Ce qui pourrait être une base pour une machine Turing-complète.
- **Samuel, 1952** Programme qui joue aux checkers
- **Minsky, 1952** apparition du concept de réseaux de neurones
- **Newell et Simon, 1956** Programme qui trouve des preuves en logique propositionnelle.
- **Rosenblatt, 1958** Premiers travaux significatifs sur le perceptron

- **Bobrow, 1967** STUDENT, programme qui peut résoudre de l'algèbre de niveau secondaire en langage naturel
- **1970-1980** Beaucoup d'effort dans les **Systèmes experts**, qui ont pour but d'avoir beaucoup de connaissances de pointes dans un domaine en particulier, pour qu'un ordinateur puisse faire des tâches de manière autonomes.
- **Winograd, 1972** SHRDLU, système qui peut faire une discussion et faire des actions intelligentes dans un monde simulé en utilisant que du langage naturel.
- **Warren et Pereira, 1982** CHAT-80, peut répondre a des questions de nature géographiques en langage naturel.
- **Buchanan et Feigenbaum, 1965-1983** DENDRAL, programme qui propose des structure atomique plausibles pour des nouveau composés organiques
- **Buchanan et Shortliffe, 1984** MYCIN, programme qui fait le diagnostique de maladie infectieuse du sang, prescrit le médicament requis et explique sont raisonnement
- **1980 plus ou moins** arrivé du prolog

0.2 Agents Intelligents

l'IA sert a utiliser un raisonnement pour faire un action. Une amalgamation d'une méthode de perception, d'un raisonnement et d'un mécanisme d'action est un **agent**. Un agent agit dans un **environnement**, les deux se trouvant dans un **monde**.

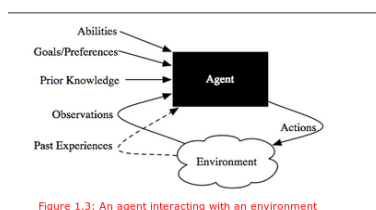


Figure 1.3: An agent interacting with an environment

Figure 2: version generale d'un agent.

Par exemple, un agent peut être un robot, son système de perception sont ces capteurs, son processeur serait sa méthode de raisonnement et ses actuateurs seraient sa méthode de mécanisme d'action. Son environnement serait son emplacement physique. Voici les différents types d'agents:

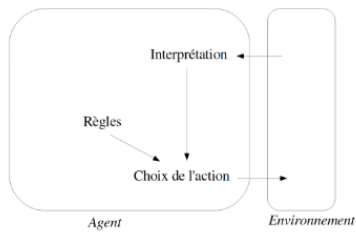


Figure 3: Agent Réflexe

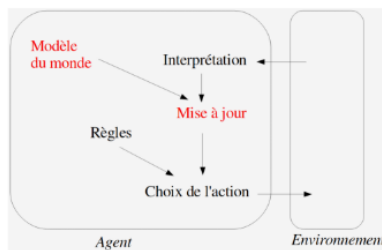


Figure 4: Agent Mémoire

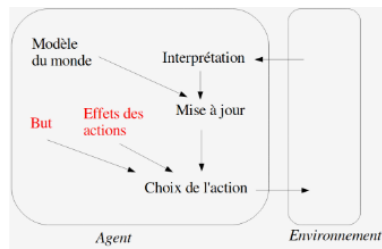


Figure 5: Agent Mémoire avec Buts

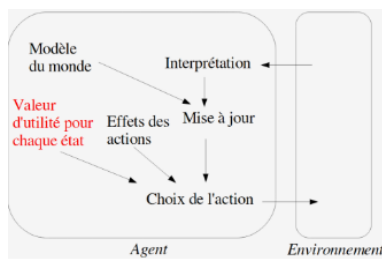


Figure 6: Agent avec Théorie de la décision

Les agents qui peuvent apprendre sont d'un intérêt particulier. Ils peuvent eux-même changer leur comportement en fonction des échantillons d'entraînement

grâces à des rétroactions positives et négatives.

0.3 Méthodes de Recherche dans un Espace États

État ou dans le monde se retrouve l'agent dans sa recherche pour la solution. C'est en fonction de chaque problème. On utilise souvent une forme arborescent pour représenter sa position.

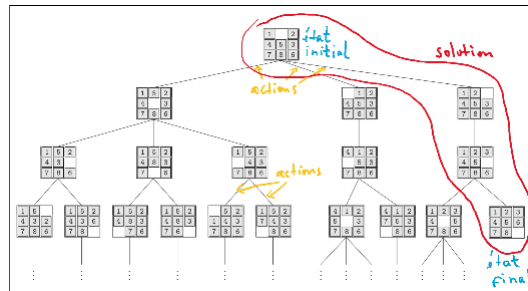


Figure 7: Représentation d'un État

Fonction de Cout Normalement, on ne s'intéresse pas seulement à trouver une solution. On s'intéresse aussi à la qualité de la solution. On représente cela avec une fonction de cout. La convention est que le plus faible est la fonction de cout, le meilleur est la solution. Cette fonction associe une valeur à chaque action.

Méthode de recherche On définit une méthode de recherche comme étant le guideline qu'on utilise dans notre algorithme pour se déplacer dans notre espace d'états

0.3.1 Méthodes de Recherche non informée

Méthode de Recherche en largeur

La méthode de recherche en largeur cible à explorer toutes les noeuds possible de notre espace d'états sans prendre en considération la fonction de cout. Et en explorant toute les états de chaques étages de notre Arbre. Voir 8 et 9

Avantages on est sur d'avoir une solution. Et si tous les actions on le même cout, la solution sera optimale

Désavantages Le nombre d'état dans la frontière est très élevés.. Très grand temps de calculs et beaucoup de mémoire requis. On peut aider le problème de mémoire en prenant en considération les états déjà explorés

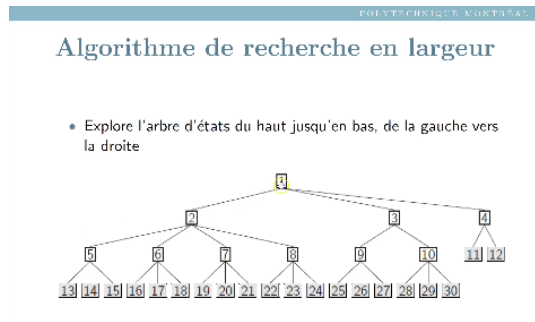


Figure 8: Ordre d'exploration de la recherche en largeur.

Algorithme de recherche en largeur

```
def breadthfirst_search(initialState):
    frontier = [Node(initialState)]
    while frontier:
        node = frontier.pop(0)
        if node.state.isGoal():
            return node
        else:
            frontier = frontier + node.expand()
    return None
```

On ajoute la fonction de recherche en largeur dans le module search.

Les nouveaux nœuds sont ajoutés à la fin de la frontière.

On utilise une liste pour la frontière.

Figure 9: Algorithme de Recherche en Largeur.

Méthode de Recherche en profondeur

La méthode de recherche en profondeur cible a expandre un noeud jusqu'à ce que l'état ne produit plus de nouvelle état ou qu'on trouve la solution. Si on arrive au fond. On change de branche et on commence a explorer un peu plus en largeur. Voir10 et 11

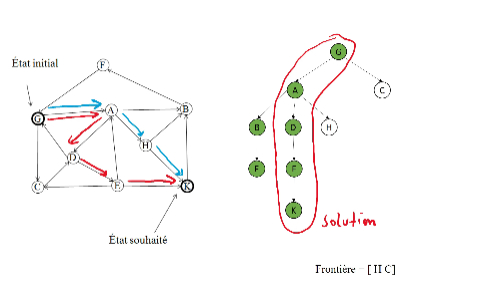


Figure 10: Recherche en Profondeur

Algorithme de recherche en profondeur

```
def depthfirst_search(initialState):
    frontier = [Node(initialState)]
    visited = set()
    while frontier:
        node = frontier.pop(0)
        visited.add(node.state)
        if node.state.isGoal():
            return node
        else:
            frontier = [child for child in node.expand()
                        if child.state not in visited]
            + frontier
    return None
```

Figure 11: Algorithme de Recherche en Profondeur

Variantes Incrémentales On peut modifier l'algorithme de recherche en profondeur pour rectifier certains problèmes. Un des problèmes principales qu'on veut résoudre est que la recherche en profondeur peut se perdre dans une mauvaise ramification. On peut résoudre sa avec une approche incrémentale. C'est à dire, qu'on limite les solution qu'on explore en fonction de leur niveau.

Principale, on applique la recherche en profondeur avec des limites de profondeur de 1,2,3..n jusqu'à temps qu'on réussisse a trouver notre solution. Sa évite que dans l'occurence qu'un problème à une très grande profondeur, qu'on se perd dans une super grande branche qui risque de ne pas donner de solution.

Cette solution n'est pas inefficace comme on l'imaginerait.. Cela est du au fait que la grande majorité du travail est fait lors du dernier niveau de l'arbre. Voir formule ci-dessous

$$N_b(D) = \sum_{d=0}^D b^d = \frac{b^{D+1} - 1}{b - 1}$$

- b est le facteur de ramification
- D est la profondeur de l'arbre
- Nb est le nombre total de noeuds

Algorithme de Recherche a cout uniforme

Les méthode de recherches en profondeur et en largeur ont tous les deux de grands désavantages qui rendent ces méthodes inutiles pour certains problèmes spécifiques. De plus, les deux algorithmes ne trouvent pas nécessairement la solution optimale.

L'algorithme de recherche à cout uniforme, malgré son nom un peu confusant, prend en compte de la fonction de cout. Fonction qui n'a pas nécessairement un cout uniforme..

l'algorithme va toujours vouloir chercher les noeuds ayant une somme de couts minimales. Cette méthode va toujours donner une solution optimale. Par contre, elle risque d'explorer autant de noeuds que les méthodes de recherche en profondeur et en largeur. On peut considérer la recherche en largeur comme étant un cas particulier de la recherche a cout uniforme, si et seulement si la fonction de cout est égale pour chaque actions. Voir 13 et 12

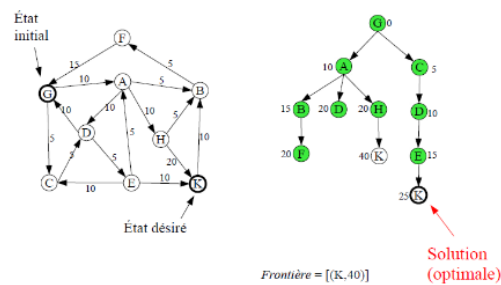


Figure 12: Recherche à cout Uniforme

```
def lowestcost_search(initialState):
    frontier = [Node(initialState)]
    visited = set()
    while frontier:
        node = frontier.pop(0)
        visited.add(node.state)
        if node.state.isGoal():
            return node
        else:
            frontier = frontier + [child for child in node.expand()
                                   if child.state not in visited]
            frontier.sort()
    return None
```

La frontière est mise à jour à chaque itération

Figure 13: Algorithme de Recherche a cout Uniforme

Recherche Bidirectionnel

N'étant pas nécessairement un algorithme de recherche, la recherche bidirectionnel est une façon de réduire le temps de recherche si on respect certain critères.

- Si on a une solution possible.
- Si c'est possible de se rendre a la solution à partir de notre état d'origine, sinon notre solution et nos état initiale ne vont jamais converger.

L'idée derrière la recherche bidirectionnel est qu'on utilise notre algorithme de recherche dans les deux sens. Une fois en partant de l'origine pour se rendre jusqu'à la solution connus. La deuxième en partant de la solution pour essayer de se rendre jusqu'à l'état d'origine.

Normalement, on utilise une combinaison d'algorithme de recherche en profondeur partant de la solution et d'algorithme de recherche en largeur qui part de l'origine. Notre algorithme d'origine cherche à approfondir la frontière de noeud le plus large possible tandis que l'algorithme de notre solution cherche à la traverser.

Dans certains cas, nous allons avoir une amélioration. On peut la modéliser comme étant:

$$O_{initiale} = b^k$$
$$O_{bidirectionel} = 2b^{\frac{k}{2}}$$

ou b est le facteur de branchement et k la profondeur

Cependant, on assume toujours que nous sommes capables de rejoindre les frontières, ce qui n'est pas toujours le cas....

0.3.2 Méthode de Recherche Informée

Heuristique Une heuristique est une fonction qui essaie d'évaluer le potentiel d'un état donné en fonction de caractéristiques distinctes à cet état. Ne pas confondre avec la fonction de coût, Celle-ci calcule le coût de l'état d'origine jusqu'à l'état actuel tandis que l'heuristique essaie d'estimer le coût de l'état actuel jusqu'à la solution.

par contre..

- Ce n'est pas garantie
- Il faut que l'heuristique soit valide

On va s'en servir en l'incorporant dans notre algorithme de recherche, on va utiliser la fonction d'évaluation heuristique avec notre fonction de coût.

Pour trouver une bonne fonction heuristique, on peut soit parler avec un expert pour savoir quel sont les paramètres les plus importants/qui peuvent être exploités.

encore mieux, on peut aussi se servir de **l'apprentissage machine** pour pouvoir trouver nos paramètres les plus statistiquement significatifs. Notre algorithme pourrait même ajuster son heuristique en fonction de sa.

Heuristique Glutone

Cet algorithme ne prend que l'heuristique en considération. On va s'en servir comme l'algorithme de recherche a cout uniforme sauf qu'au lieu de minimiser la fonction de cout, on va changer de voisins en prenant le voisins ayant l'heuristique la plus faible. Voir 15 et 14

Exemple - heuristique glutone

- Solution : Plus court chemin d'une ville s à Ulm
- $h(s)$: distance *en avion* de la ville s à Ulm
- On fait $f = h$

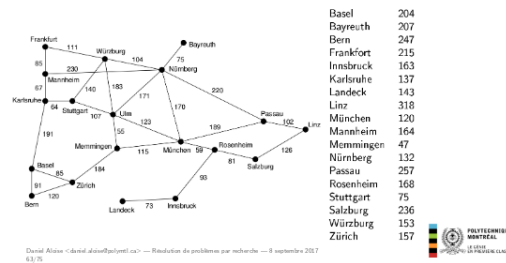


Figure 14: Problème d'heuristique glutone

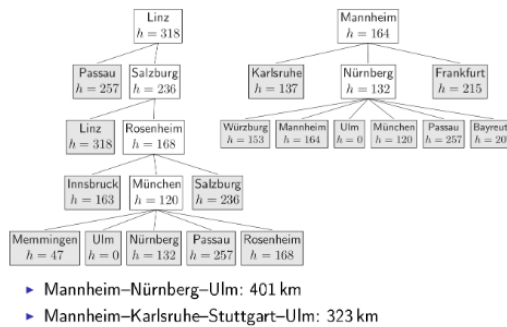


Figure 15: Prise de Décision de notre Heuristique Glutone

Algorithme A*

C'est algorithme ressemble grandement à l'algorithme de Recherche à cout uniforme. Cependant. Nous n'allons pas optimiser la fonction de cout, mais une fonction f que nous allons définir comme étant

$$f(n) = g(n) + h(n)$$

ou g est notre fonction de cout défini dans la méthode de recherche a cout uniforme et h comme étant notre heuristique.

On peut alors déduire, qu'avec $h(n) = 0$ nous avons une recherche a cout uniforme et qu'avec $g(n) = 0$ nous avons une heuristique glutone. Voir fig.

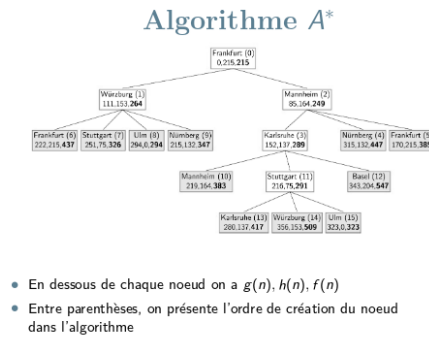


Figure 16: Algorithme A*

Par contre, pour que notre algorithme trouve une solution optimale, il faut que notre heuristique soit admissible. Soit:

$$\begin{aligned}
 g(x) &= g(x) + h(x) \\
 f(x) &\leq f(z) \\
 &= f(x) \\
 &\leq f(z) \\
 &\leq g(z) + h(z) \leq g(y)
 \end{aligned}$$

pour fig17

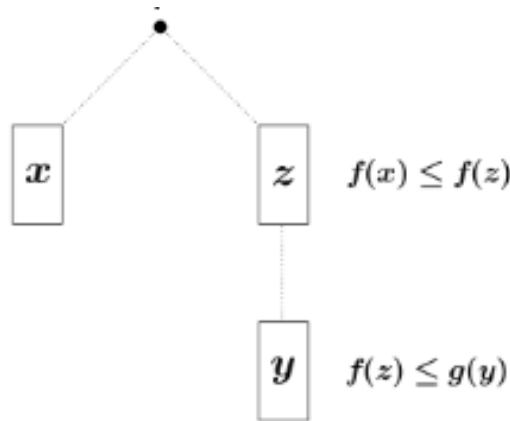


Figure 17: Notre preuve pour A*

Les faiblesses de l'algorithme A* sont

- On peut avoir un grand nombre de noeuds à stocker
- On doit les trier en plus à chaque itération (beaucoup de temps de calculs)

Pour régler ce problème, nous allons utiliser une recherche incrémentales.

Variante A* incrémentale

Cette variante est comme la recherche en profondeur incrémentale sauf qu'au lieu de limiter la profondeur, nous allons limiter la valeur de la fonction $f(n)$. Voir les figures

Exemple

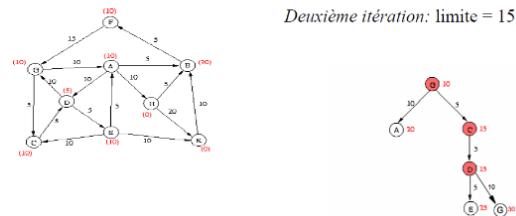


Figure 18: Limite de 15 dans l'approche incrémentale

Exemple

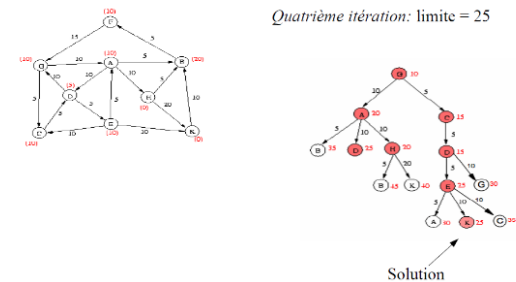


Figure 19: Limite de 25 dans l'approche incrémentale

0.3.3 Méthode de Recherche Locale

Voisinage On appelle un voisinage tous les noeuds qui peuvent être un successeur de l'état en question. pour revenir à notre analogie arborescente, le

voisinage de l'état initiale serait l'étage en dessous. Le voisinage de tous les états du première étage serait les états du deuxième étage.. ainsi de suite.

Les méthodes de recherche locales ne conservent qu'un seul noeud en mémoire, celui ou nous sommes. En générale, avec une méthode de recherche locale on cherche seulement à trouver une solution, et non pas comment se rendre à la solution selon notre origine.

À chaque itération de notre algorithme, on remplace par notre meilleur noeuds jusqu'à temps qu'on a une solution. Normalement, on essaie de concevoir l'algorithme de sorte qu'il essaie de minimiser les conflits. Ou la solution possible est une solution sans conflit.

Pour un voisinage étant défini comme un voisinage n-opt, cette fonction décrit l'ordre de complexité du voisinage.

$$O(n^k)$$

ou k est égale au nombre d'opérations permis

Randomisation Si on peut trouver un bon optimum local avec un prob de p , une solution sera trouver en faisant $O(1/p)$ exécutions.

Recuit Stimulé

Le problème avec les méthodes généraliste de recherche locale est qu'il n'ont pas de notions de max-min local. C'est à dire, lorsqu'il va trouver un max ou un min, il ne sera pas si c'est le max-min globale, ou si c'est juste une max-min ordinaire(locale)

Fait empirique: Les bon optima locaux sont souvent près les uns des autres.

L'objectif de l'algorithme de recuit sitmulé est de laisser des solution mauvaise passer. Tout sa pour pouvoir sortir des différents max-min locale (voir fig 20

Au fur et à la mesure que le problème augmente en taille, le rapport entre les mauvais et les bons optima locaux augmente (exponentiel). Ce qui rend le redémarrage de l'algorithme avec un départ différent futile. C'est la raison pourquoi on se sert du Recuit Stimulé. voir fig. pour algorithme.

La difficulté avec le recuit stimulé est de trouver un bon régime de refroidissement pour T. Cet algorithme est rendu obsolete comparer a l'algorithme génétique.

Algorithme Génétique

L'algorithme génétique est très flexible. Dans le cours, il est considéré comme une recherche local tandis que certains expert le considère comme une recherche

Paysage de l'espace

- Considérons un problème de maximisation

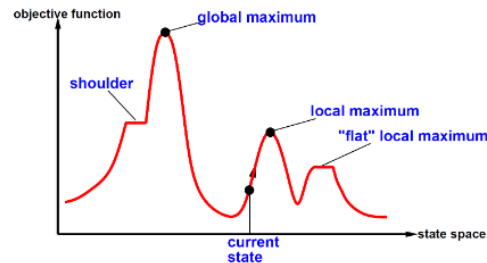


Figure 20: Exemple de Paysage de l'Espace. On cherche à trouver le maximum global sans rester pris dans un max locale

```
let  $s$  be any starting solution
repeat
  randomly choose a solution  $s'$  in the neighborhood of  $s$ 
  if  $\Delta = \text{cost}(s') - \text{cost}(s)$  is negative:
    replace  $s$  by  $s'$ 
  else:
    replace  $s$  by  $s'$  with probability  $e^{-\Delta/T}$ .
```

Figure 21: Algorithme de Recuit Stimulé

globale.

Le principe de l'algorithme génétique est de représenter ton problème/état comme étant une chaîne de symbole (une entité). Nous avons besoin d'une quantité de solution possible, que nous allons appeler **population**. Nous essayer de répliquer la théorie de l'évolution sur cette population en appliquant des **croisements** et des **mutations**. Nous allons ensuite répéter le processus n fois jusqu'à temps qu'un individu dans notre populations soit une solution qu'on désigne comme acceptable.

Voici les ligne directrice de l'algorithme génétique. (fig. 22 et fig 23)

L'algorithme génétique est très flexible. On peut nous même déterminer notre processus de sélection des solutions optimales après avoir fait notre croisements et mutations. On peut sélectionner pour vraiment avoir une bonne diversité génétique dans notre population ou on peut s'assurer de vraiment choisir les solutions optimales. Par contre, il faut réaliser qu'il est difficile de générer de meilleurs solutions si notre populations est hétérogènes. Alors il faut quand même s'assurer d'avoir des solutions qui ne sont pas nécessairement optimale, mais différent au point de vue du génotype.

- On crée une nouvelle population de n états de la manière suivante :
 - on choisit aléatoirement deux individus (la probabilité qu'un individu soit choisi est fonction de sa valeur de *fitness*)
 - on crée un nouvel individu par croisement
 - avec une faible probabilité, on applique une mutation à cet individu
 - on ajoute l'individu à la nouvelle population
 - on arrête le processus quand on a n individus dans la population

Figure 22: Ligne directrice de l'algo génétique

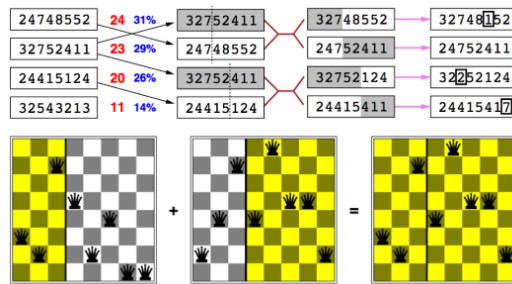


Figure 23: Exemple visuel d'algorithme génétique

voici sur la prochaine page quelques exemples d'opérateur de croisement et de mutations.

0.4 Problème de Satisfaction de Contraintes

Quoique très courte, cette section reste quand même très importante. On formule un problème de satisfaction de contraintes comme suit:

un état est défini par n variables $X_i, i = 1 \dots n$
Ces valeurs appartiennent à un domaine D_i

Cette formulation mène à la création d'algorithme généraliste. Le principe est de trouver une solution qui satisfait toutes les contraintes appliquées sur les variables $X_{i \rightarrow n}$. Par contre, ça peut être utile d'analyser le problème à l'aide d'un graphe de contraintes.

On peut classer les contraintes par type. Ou:

unaire \rightarrow s'applique à une seule variable

binaire \rightarrow s'applique à deux variables

ordre supérieur \rightarrow s'applique à plusieurs variables... très simple



Figure 24: Exemple d'opérateurs génétiques

subsectionRecherche Standard On défini la recherche standard comme:

état initiale: l'affectation vide

C'est très self-explanatory. Le principe c'est de regarder le domaine de chaque variable instancié, et que pour chaque valeur qu'on attribuerait, on regarde si

on viole une contrainte.

Si c'est le cas, on la retire du domaine. on s'arrête quand le domaine d'une variable est vide. Par contre, on ne peut pas détecter toutes les violations (Pour pouvoir détecter toutes les violations, il faudrait faire du forward checking d'ordre du nombre de variable dans notre domaine, ce qui reviendrait à faire une recherche en largeur..) voir fig 26

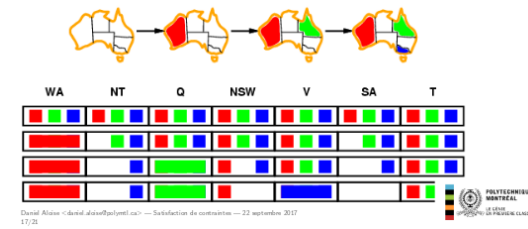


Figure 26: Exemple de Forward Checking

Cohérence d'arc

La dernière méthode de backtracking est la cohérence d'arc. Cette méthode en principe, regarde toutes les variables et les compare avec toutes les autres variables. On compare toutes les attributions de domaine, et on enlève toutes les valeurs possibles qui génèrent un conflit avec les autres valeurs de la variable à laquelle tu la compares. On fait une comparaison avec toutes les permutations de variables. voir fig 27, 28, 29

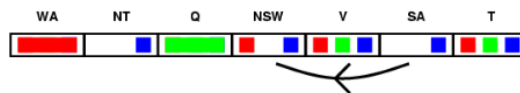


Figure 27: Step1 GAC



Figure 28: Step2 GAC

0.5 Logique Propositionnelle

Apparemment, en tant qu'humain on sait des choses. C'est chose pour être interpréter comme étant des connaissances sur le monde. On opère en fonction de

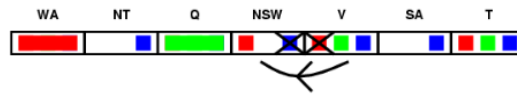


Figure 29: Step3 GAC

ces connaissances et non en fonction d'un pure réflexe (voir Réseau de Neurones). On utilise un **raisonnement** basé sur nos **connaissances**. Jusqu'à date, nos méthodes de recherches sont basées sur des problèmes très spécifiques.

Un Agent logique suit un framework comme suit:

```

function AGENT-BC(input) retourne une action
  static: KB. une base de connaissances
           t, un compteur, initialement = 0

  AJOUTER(KB, CREER-FORMULE(input, t))
  action ← REQUETE(KB, CREER-REQUETE-ACTION(t))
  AJOUTER(KB, CREER-FORMULE(action, t))
  t ← t + 1
  retourner action

```

Figure 30: Framework d'un agent Logique

Le principe est que tu envoies la perception de ton agent dans sa base de connaissances. Ensuite en utilisant une méthode de référence, tu peux déduire certaines affirmations sur le monde. Ensuite, l'agent finit par redemander certaines affirmations sur le monde. Affirmations auxquelles la base de connaissances répond par un oui ou un non.

Un agent logique utilise:

- un **langage formel** qui lui permet de représenter de façon compacte plusieurs situations différentes (logique propositionnelle et logique de premier ordre)
- une **base de connaissances** pour stocker les faits connus spécifiques aux problèmes
- des **algorithmes d'inférence généraux** pour déduire des nouveaux faits.

0.5.1 Conséquence Logique

On définit une conséquence logique comme une chose conséquence d'une autre

$$KB \models \alpha$$

est vraie si seulement si α est vrai dans tous les monde ou KB est vrai aussi.

Exemple: $KB = (x = 3), KB \models (x + 2 = 5)$

On dit que KB est un modèle de α dans la condition d'en haut.. On pourrait élaborer et dire qu'un modèle d'un affirmation α serait en fait une possibilité de représentation du monde.. voir fig

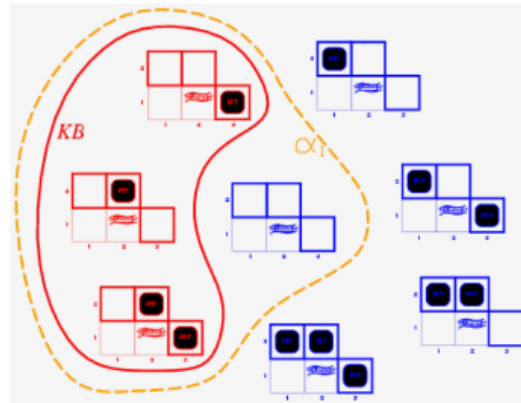


Figure 31: Exemple d'un model

0.5.2 Syntaxe de la Logique

la logique propositionnelle suit des règle très spécifique avec sa propre famille d'opérateur. En voici des exemples.

- Le connecteurs : $\wedge, \vee, \Rightarrow, \Leftrightarrow, \neg$ ont tous des fonctions spécifiques
- pour S , nous avons $\neg S$ qui donne sont inverse (negation) implique $\neg S$ est vraie si S est faux
- pour S_1 et S_2 , on a $S_1 \wedge S_2$ si S_1 est vraie et S_2 est vraie
- pour S_1 et S_2 , on a $S_1 \vee S_2$ si S_1 est vraie ou S_2 est vraie
- pour S_1 et S_2 , on a $S_1 \Rightarrow S_2$ si S_1 est faux ou S_1 est vrai, ie. c'est faux si S_1 est vraie et S_2 est faux
- pour S_1 et S_2 , on a $S_1 \Leftrightarrow S_2$ qui est equivalent a $S_1 \Rightarrow S_2$ et $S_2 \Rightarrow S_1$

Notre base de connaissance va être former d'une multitude de statements sous forme $X_1 \vee X_2 \wedge \neg X_3$ ou les variables X sont des variable qui représente certains aspects du monde. Comme par exemple sa pourrait représenter l'état d'une switch dans un circuit ou *True* serait égale à un courant qui passe dans la switch et que *False* serait lorsque rien ne passe dans la switch.

à l'aide de la syntaxe de la logique et de notre base de connaissance composés d'une multitude de statements sur le monde. Il est possible de faire des déductions sur le monde basé que sur les statements dans notre base de connaissances.

On peut déduire une affirmation α de KB et l'écrire sous la forme :

$$KB \vdash \alpha$$

voici quelques règles d'inférence qui est valable:

$$\neg(A \vee B) \vdash (\neg A \wedge \neg B) \text{ **Loi de de Morgan**} \quad (1)$$

$$\neg(A \wedge B) \vdash (\neg A \vee \neg B) \text{ **Loi de de Morgan**} \quad (2)$$

$$[(A \Rightarrow B), A] \vdash B \text{ **Modus Ponens**} \quad (3)$$

$$[(A \Rightarrow B), \neg B] \vdash \neg A \text{ **Modus Tolens**} \quad (4)$$

$$(A \wedge B) \vdash A \text{ **Élimination du } \wedge \text{ } \quad (5)**$$

$$(A \Leftrightarrow B) \vdash (A \Rightarrow B) \wedge (B \Rightarrow A) \quad (6)$$

$$[(A \vee B), \neg A] \vdash B \quad (7)$$

0.5.3 Inférence

Pour faire de l'inférence, nous n'avons qu'à appliquer les formules vu ci-haut. On définit:

Algorithme de résolution : Les formules sont normalisé et on applique une règles de résolution que nous allons voir plus bas

Formes Normale Conjonctive Une formule est en FNC si et seulement si elle consiste d'une conjonction de clauses ou une clauses est une disjonction de littéraux. Un littéraux peut être vraie ou faux.

$$FNC = K_1 \wedge K_2 \wedge K_m \quad (8)$$

$$K \text{ est une clause} \rightarrow K_i = L_1 \vee L_2 \vee L_m \quad (9)$$

$$\text{ou } L \text{ est un littéraux, vraie ou faux} \quad (10)$$

$$\text{forme finale} = (L_{11} \vee L_{12}) \wedge (L_{21} \vee L_{22}) \quad (11)$$

Toute base de connaissance en Logique Propositionnelle peut être traduite en
Forme normale conjonction à l'aide de:

$$(A \Rightarrow B) \vdash \neg A \vee B$$

On utilise ensuite la loi de De Morgan pour rendre les statements en une combinatoire de \vee et de \wedge . voir fig.32

Exemple

$P \Rightarrow Q \vee R$
 $\neg P \vee Q \vee R$
 $Q \vee S \Rightarrow T$
 $\neg(Q \vee S) \vee T$
 $(\neg Q \wedge \neg S) \vee T$
 $(\neg Q \vee T) \wedge (\neg S \vee T)$
 $\neg Q \vee T$
 $\neg S \vee T$
 $R \Rightarrow S$
 $\neg R \vee S$
 $P \vee R$

Figure 32: Exemple d'une traduction de statements en FNC

La base de connaissance KB doit toujours être consistante. c-à-d quelle ne se contredit pas elle dans ses statements. Exemple avoir un statement S_1 et de vouloir rajouter $\neg S_1$

Nos algorithmes d'inférence peut être classifiés de deux manières:

- **Algorithme Complet** Si un fait est une conséquence logique de la base de connaissance, notre algorithme doit être capable de déduire ce fait.
Si $KB \models \alpha$ alors $KB \vdash \alpha$
- **Algorithme Correct** Si l'algorithme d'inférence déduit un fait. Celui-ci doit être nécessairement une conséquence logique de la base de connaissance, c-à-d, qu'il n'invente pas des faussetés.
Si $KB \vdash \alpha$ alors $KB \models \alpha$

Clause de Horn

On peut être encore plus spécifique dans notre définition d'une clause. Les **clauses de horné** est un ensemble de clauses il y a au plus un littéral positif. voir fig 33

- Possibles Formes :
 - $(\neg A_1 \vee \dots \vee \neg A_m \vee B)$,
 - $(\neg A_1 \vee \dots \vee \neg A_m)$, ou
 - B
- c.a.d.,
 - $A_1 \wedge \dots \wedge A_m \Rightarrow B$,
 - $A_1 \wedge \dots \wedge A_m \Rightarrow \text{faux}$, ou
 - B

Figure 33: Formulation d'une clause de Horn

C'est important car en prolog, tout doit être défini par des clauses de horn.

Chaînage Avant

le premier algorithme d'inférence que nous allons voir est l'algorithme de chaînage avant. Le principe de l'algorithme est pouvoir déduire tout ce que nous pouvons avec notre base de connaissance, et ensuite de vérifier si nous pouvons déduire le statement que nous voulons, c-à-d α . voir fig.34 et 35

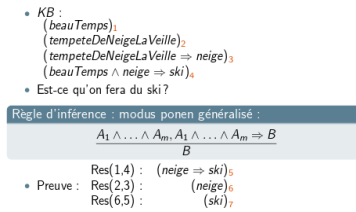


Figure 34: Exemple de chaînage avant

Algorithme - chaînage avant

```

function PL-FC-ENTAILS?(KB, q) returns true or false
inputs: KB, the knowledge base, a set of propositional Horn clauses
       q, the query, a proposition symbol
local variables: count, a table, indexed by clause, initially the number of premises
               inferred, a table, indexed by symbol, each entry initially false
               agenda, a list of symbols, initially the symbols known in KB

while agenda is not empty do
  p ← POP(agenda)
  unless inferred[p] do
    inferred[p] ← true
    for each Horn clause c in whose premise p appears do
      decrement count[c]
      if count[c] = 0 then do
        if HEAD[c] = q then return true
        PUSH(HEAD[c], agenda)
  return false
  
```

Figure 35: Algorithme de chaînage avant

Chaînage Arrière

Le deuxième algorithme d'inférence que nous allons voir est le chaînage arrière. cet algorithme essaie d'ajouter la négation du fait à prouver dans la base de connaissance. Si on fini avec une clause vide, sa veut dire que le fait qu'on essaie de prouver est faux (fig 36). Il faut prendre garde. Car l'algorithme de chaînage passe les statements un à un de haut en bas. Il se peut que notre algorithme rentre dans une boucle infini si certains statements se font références (fig ??).

WalkSat

Le troisième algorithme est le WalkSat. C'est en fait un algorithme très probabiliste. Sont principe est qu'on attribue aléatoirement des valeurs (vraie ou

Exemple - chaînage arrière

```

• KB :
  (beauTemps)1
  (tempesteDeNeigeLaVeille)2
  (tempesteDeNeigeLaVeille ⇒ neige)3
  (beauTemps ∧ neige ⇒ ski)4
  (ski ⇒ faux)5
• Preuve :
  Res(5,4) : (beauTemps ∧ neige ⇒ faux)6
  Res(6,1) : (neige ⇒ faux)7
  Res(7,3) : (tempesteDeNeigeLaVeille ⇒ faux)8
  Res(8,2) : ()

```

Figure 36: Exemple d'un chaînage arrière

faux) à tous les littéraux présent dans notre base de connaissance qui pourrait faire matcher notre base de connaissance avec le statement à prouver α .

Par contre, le désavantage avec sa, c'est qu'on peut 'tomber' dans un minimum local.. et qu'on ne peut jamais avoir une certitude que α est vraie.. En plus, le temps requis pour appliquer WalkSat peut être très grand étant donnée sa nature purement aléatoire.

0.6 Logique Prédicat du Premier Ordre

La logique de Prédicat du Premier Ordre est très similaire à la Logique propositionnelle. Par contre, il y a des différences notables. Le principe est qu'on fait une différence entre un objet et ses caractéristique et parfois même le contexte (une fonction genre père, mère..) .

On retrouve aussi la présence de quantificateur. Les quantificateurs sert à représenter les variables qu'on place dans nos prédicat. Voici quelques exemple:

$$\forall X \rightarrow \text{veut dire : Pour tous les X, c'est absolue} \quad (12)$$

$$\exists X \rightarrow \text{veut dire : Il existe un X pour lequel la condition s'applique} \quad (13)$$

$$(14)$$

On retrouve aussi tous les opérateurs qu'on avait dans la logique propositionnelle avec les mêmes signification, c'est à dire: $\neg, \wedge, \vee, \Rightarrow, \Leftrightarrow, =$ Voici quelques exemples de fonctions de prédicats avec leur significations

Tous les élèves sont intelligents $\forall x[\text{eleve}(x) \Rightarrow \text{intelligent}(x)]$

Il existe un professeur intelligent $\exists x[\text{professeur}(x) \Rightarrow \text{intelligent}(x)]$

Si un prof enseigne l'IA, il est intelligent $\forall x[\text{professeur}(x) \wedge \text{enseigne}(x, IA) \Rightarrow \text{intelligent}(x)]$

Tout le monde aime tout le monde $\forall x \forall y [aime(x, y)]$

Tout le monde aime quelqu'un $\forall x \exists y [aime(x, y)]$

Quelqu'un aime tout le monde $\exists x \forall y [aime(x, y)]$

Quelqu'un aime quelqu'un $\exists x \exists y [y aime(x, y)]$

Quelqu'un aime tous les prof d'IA $\exists y \forall x [enseigne(x, IA) \wedge professeur(x) \Rightarrow aime(y, x)]$

Paul est un barbier qui rase tous cex qui ne se rasent pas $barbier(Paul)$
 $\forall x [\neg rase(x, x) \Rightarrow rase(Paul, x)]$

Les brésiliens ne dansent pas tous la samba $\neg \forall x [bresilien(x) \Rightarrow danser(x, samba)]$
ou
 $\exists x [bresilien(x) \wedge \neg danser(x, samba)]$

0.6.1 Résolution

Pour faire la résolution de problème en Logique de prédicat, on applique exactement les mêmes règles qu'avec la logique propositionnelle. On peut faire du chaînage avant en déduisant ce que l'on peut et on peut faire du chaînage arrière en plaçant l'inverse de notre statement dans notre base de connaissance. Évidemment, étant donné la quantification qui se rajoute, certaines modifications devront avoir lieu pour que tous puisse marcher normalement. C'est pour sa qu'on utilisera la **skolémisation** pour pouvoir résoudre ces problèmes.

0.6.2 Skolémisation

Le but de la skolémisation est d'éliminer les quantificateurs existentiel. En faisant sa, on change notre problème de sorte qu'on puisse les régler de la même manière que la logique propositionnelle.

Voici un exemple de skolémisation pour résoudre un problème.

KB:

$\forall x [professeur(x) \Rightarrow \exists y cours(y) \wedge enseigne(x, y)]$

$\forall x [cours(x) \Rightarrow \exists y siteweb(y) \wedge associe(x, y)]$

$professeur(michel)$

On veut d  duire $\exists y \textit{ siteweb}(y)$ Voici les   tapes requis pour faire la d  duction

$$\textit{professeur}(x) \Rightarrow \textit{cours}(C_1(x)) \wedge \textit{enseigne}(xC_1(x)) \quad (1)$$

$$\textit{cours}(x) \Rightarrow \textit{siteweb}(C_2(x)) \wedge \textit{associe}(x, C_2(x)) \quad (2)$$

$$\textit{professeur}(\textit{michel}) \quad (3)$$

$$\textit{cours}(C_1(\textit{michel})) \quad (4)$$

$$\textit{enseigne}(\textit{michel}, C_1(\textit{michel})) \quad (5)$$

$$\mathbf{siteweb(C_2(C_1(michel)))} \quad (6)$$

$$\textit{associe}(C_1(\textit{michel}), C_2(C_1(\textit{michel}))) \quad (7)$$

On peut voir qu'on vient de prouver ce qu'on voulait, c-  -d. qu'il y a un quelconque siteweb y qui existe