# Intelligence Artificielle Contraintes

# Bruno Bouzy

http://web.mi.parisdescartes.fr/~bouzy bruno.bouzy@parisdescartes.fr

Licence 3 Informatique
UFR Mathématiques et Informatique
Université Paris Descartes



#### Problèmes de satisfaction de contraintes

- Exemples de CSP
- Recherche en arrière pour les CSPs (backtracking search)
- Structure des problèmes
- CSP et recherche locale



#### Problèmes de satisfaction de contraintes

- Exemples de CSP
- Recherche en arrière pour les CSPs (backtracking search)
- Structure des problèmes
- CSP et recherche locale



# Problèmes de satisfaction de contraintes (CSP)

- Problèmes de recherche "classiques" :
  - Un état est une "boite noire"
  - N'importe quelle structure de données qui contient un test pour le but, une fonction d'évaluation, une fonction successeur

#### CSP :

- Un état est défini par un ensemble de variables X<sub>i</sub>, dont les valeurs appartiennent au domaine D<sub>i</sub>
- Le test pour le but est un ensemble de contraintes qui spécifient les combinaisons autorisées pour les valeurs sur des sous-ensembles de variables
- Exemple simple d'un langage formel de représentation
- Permet d'utiliser des algorithmes généraux plus efficaces que les algorithmes de recherche standards



#### Exemple : coloriage de carte



- Variables: WA, NT, SA, Q, NSW, V, T
- Domaines :  $D_i = \{rouge, vert, bleu\}$
- Contraintes : les régions adjacentes doivent être de couleurs différentes
  - Par exemple,  $WA \neq NT$  (si le langage le permet)
  - Ou (WA, NT) ∈ {(rouge, vert), (rouge, bleu), (vert, rouge), (vert, bleu)...}



### Exemple : coloriage de carte

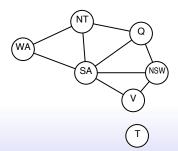


- Les solutions sont des affectations qui satisfont toutes les contraintes
- Par exemple, {WA = rouge, NT = vert, Q = rouge, NSW = vert, V = rouge, SA = bleu, T = vert}



#### Graphe de contraintes

- CSP binaires : chaque contrainte lie au maximum deux variables
- Graphe de contraintes : les nœuds sont des variables, les arcs représentent les contraintes



- Les algorithmes CSP utilisent les graphes de contraintes
- Permet d'accélerer la recherche : par exemple, colorier la Tasmanie est un sous-problème indépendant



#### Variétés de CSPs

#### Variables discrètes

- Domaines finis : si de taille d, il y a  $O(d^n)$  affectations complètes
  - Par exemple, CSPs booléens
- Domaines infinis (entiers, caractères...)
  - Par exemple, mise en place d'un planning, avec date de début/de fin pour chaque tâche
  - Nécessite un langage de contraintes. Eg StartJob<sub>1</sub> + 5 < StartJob<sub>5</sub>
  - Si les contraintes sont linéaires, le problème est soluble
  - Si les contraintes sont non linéaires, problème indécidable

#### Variable continues

- Par exemple, temps de début/fin pour les observations du télescope de Hubble
- Contraintes linéaires solubles en temps polynomial en utilisant des méthodes de programmation linéaire



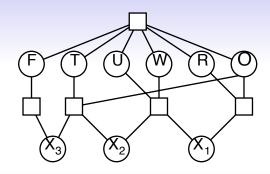
#### Variétés de contraintes

- Contraintes unaires, ne concernent qu'une seule variable
  - Par exemple,  $SA \neq vert$
- Contraintes binaires, concernent une paire de variables
  - Par exemple,  $SA \neq WA$
- Contraintes d'ordre plus élevé, concernent 3 variables ou plus
  - Par exemple, contraintes sur les puzzles cryptarithmétiques
- Préférences (ou contraintes souples)
  - Par exemple, rouge est mieux que vert
  - Souvent représentable par un coût associé à chaque affectation de variable
  - ⇒ Problèmes d'optimisation de variables



#### **Exemple:** puzzle cryptarithmétique





- Variables : F, T, U, W, R, O, X<sub>1</sub>, X<sub>2</sub>, X<sub>3</sub>
- Domaines : {0, 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9}
- Contraintes :
  - Alldiff(F, T, U, W, R, O)
  - $O + O = R + 10X_1$
  - $X_1 + W + W = U + 10X_2$
  - o . . .



#### Problèmes CSPs du monde réel

- Problèmes d'affectation (eg. qui enseigne quel cours?)
- Problèmes d'emploi du temps
- Configuration de matériels
- Planification pour les transports
- Planification dans les usines
- Allocation de salles
- . . .
- Note: beaucoup de problèmes du mondé réel impliquent des variables à valeurs réelles



# Formulation de la recherche standard (recherche incrémentale)

- Les états sont définis par les valeurs des variables déjà affectées
- Etat initial: un ensemble d'affectations vides {}
- Fonction successeur : attribuer une valeur à une variable non encore affectée, de façon cohérente (vis à vis des contraintes) à l'affectation actuelle
- Test du but : toutes les variables sont affectées



## Formulation de la recherche standard (recherche incrémentale)

- Cet algorithme de recherche marche pour tous les CSPs
- Chaque solution apparait à une profondeur de n s'il y a n variables
  - → Utiliser la recherche en profondeur d'abord
- n: nombre de variables; d: taille du domaine des variables; b: facteur de branchement
- b = (n p)d à profondeur p
  - $\rightarrow n!d^n$  feuilles
  - $\rightarrow$  alors qu'il n'y a que  $d^n$  affectations possible!!



#### Problèmes de satisfaction de contraintes

- Exemples de CSP
- Recherche en arrière pour les CSPs (backtracking search)
- Structure des problèmes
- CSP et recherche locale



#### **Backtracking search**

- L'affectation des variables est commutative
  - L'ordre dans lequel on affecte les variables n'a pas d'importance
  - WA = rouge puis NT = vert est la même chose que NT = vert puis WA = rouge
- Il n'y a donc besoin de ne considérer qu'une seule variable par nœud de l'arbre de recherche
  - $\rightarrow b = d$ . et donc  $d^n$  feuilles
- Recherche en profondeur d'abord avec l'affectation d'une variable à la fois est appelée recherche par retour arrière (backtracking search)
- Algorithme de recherche basique pour les CSPs
- Permet de résoudre le problème des n reines pour  $n \sim 25$



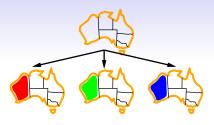
# Algorithme de recherche par retour arrière

```
function BACKTRACKING-SEARCH(csp) returns solution/failure
  return Recursive-Backtracking({ }, csp)
function RECURSIVE-BACKTRACKING (assignment, csp) returns soln/failure
  if assignment is complete then return assignment
  var \leftarrow \text{Select-Unassigned-Variables}[csp], assignment, csp)
  for each value in Order-Domain-Values(var, assignment, csp) do
       if value is consistent with assignment given Constraints[csp] then
           add \{var = value\} to assignment
           result \leftarrow Recursive-Backtracking(assignment, csp)
           if result \neq failure then return result
           remove \{var = value\} from assignment
  return failure
```

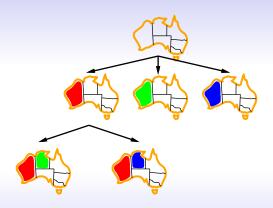




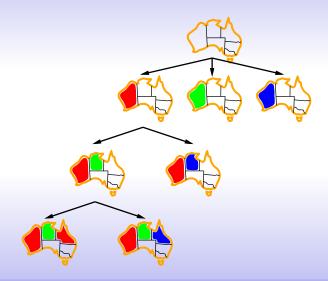














# Améliorer l'efficacité du la recherche par backtrack

- Comment choisir la variable à affecter ensuite? (Select-Unassigned-Variable)
- 2. Comment ordonner les valeurs des variables? (Order-Domain-Values)
- 3. Est-il possible de détecter un échec inévitable plus tôt?
- 4. Comment tirer avantage de la structure du problème?



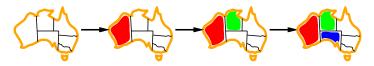
# Améliorer l'efficacité du la recherche par backtrack

- Comment choisir la variable à affecter ensuite? (Select-Unassigned-Variable)
- 2. Comment ordonner les valeurs des variables? (Order-Domain-Values)
- 3. Est-il possible de détecter un échec inévitable plus tôt?
- 4. Comment tirer avantage de la structure du problème?



## Valeurs minimum restantes (MRV)

- Heuristique des valeurs minimum restantes (MRV)
  - ⇒ choisir une des variables ayant le moins de valeur "légale" possible





### Heuristique du degré

- Si plusieurs variables ne peuvent pas être départagées par l'heuristique MRV
- Heuristique du degré
  - ⇒ choisir la variable qui a le plus de contraintes à respecter parmi les variables restantes





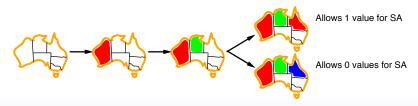
# Améliorer l'efficacité du la recherche par backtrack

- Comment choisir la variable à affecter ensuite? (Select-Unassigned-Variable)
- 2. Comment ordonner les valeurs des variables? (Order-Domain-Values)
- 3. Est-il possible de détecter un échec inévitable plus tôt?
- 4. Comment tirer avantage de la structure du problème?



## Valeur la moins contraignante

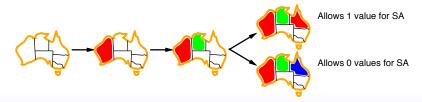
- Etant donné une variable, choisir celle qui a la valeur la moins contraignante
  - ⇒ la variable qui empêche le moins d'affectations possibles sur les variables restantes





## Valeur la moins contraignante

- Etant donné une variable, choisir celle qui a la valeur la moins contraignante
  - ⇒ la variable qui empêche le moins d'affectations possibles sur les variables restantes



• Combiner ces heuristiques permet de résoudre le problème des n reines, avec n = 1000



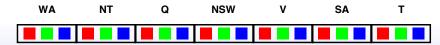
# Améliorer l'efficacité du la recherche par backtrack

- Comment choisir la variable à affecter ensuite? (Select-Unassigned-Variable)
- 2. Comment ordonner les valeurs des variables? (Order-Domain-Values)
- 3. Est-il possible de détecter un échec inévitable plus tôt?
- 4. Comment tirer avantage de la structure du problème?



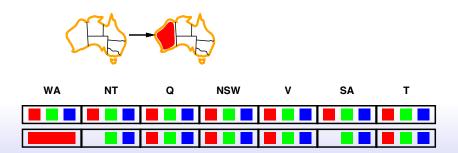
- Idée : garder en mémoire les valeurs autorisée pour les variables qu'il reste à affecter
- Arrête la recherche lorsqu'une variable n'a plus de valeur "légale" possible





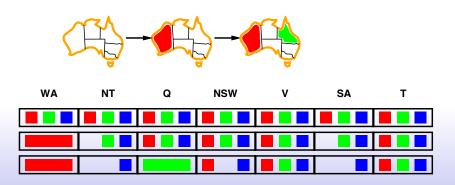


- Idée : garder en mémoire les valeurs autorisée pour les variables qu'il reste à affecter
- Arrête la recherche lorsqu'une variable n'a plus de valeur "légale" possible



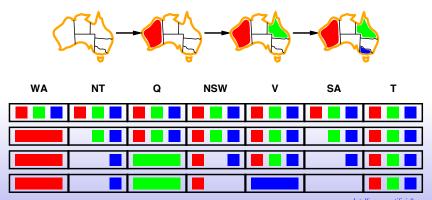


- Idée : garder en mémoire les valeurs autorisée pour les variables qu'il reste à affecter
- Arrête la recherche lorsqu'une variable n'a plus de valeur "légale" possible





- Idée : garder en mémoire les valeurs autorisée pour les variables qu'il reste à affecter
- Arrête la recherche lorsqu'une variable n'a plus de valeur "légale" possible





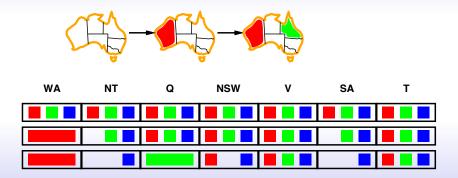
## Propagation de contraintes

 La vérification en avant permet de propager l'information des variables affectées aux variables non affectées, mais ne permet pas de détecter tous les échecs



#### Propagation de contraintes

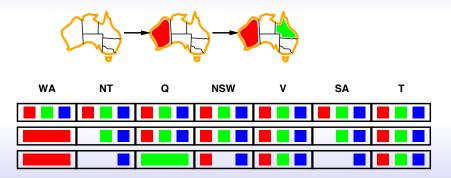
 La vérification en avant permet de propager l'information des variables affectées aux variables non affectées, mais ne permet pas de détecter tous les échecs





#### Propagation de contraintes

 La vérification en avant permet de propager l'information des variables affectées aux variables non affectées, mais ne permet pas de détecter tous les échecs

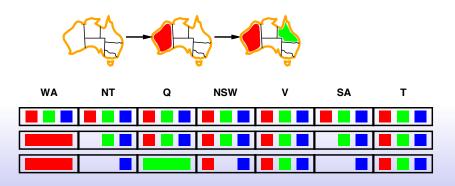


- NT et SA ne peuvent pas être tous les deux bleus!
- La propagation de contraintes permet de vérifier les contraintes localement



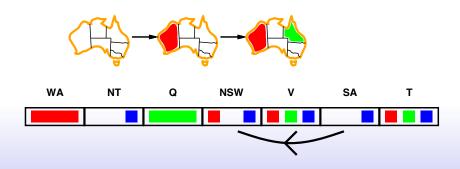
#### Consistence des arcs

- La forme la plus simple de propagation est de rendre les arcs consistents
- X → Y est consistant ssi pour toute valeur x de X, il y a au moins un y autorisé



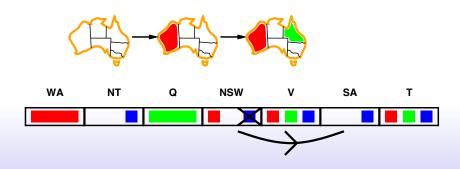


- La forme la plus simple de propagation est de rendre les arcs consistents
- $X \to Y$  est consisistant ssi pour **toute** valeur x de X, il y a **au moins un** y autorisé



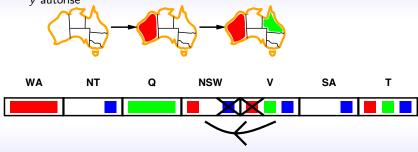


- La forme la plus simple de propagation est de rendre les arcs consistents
- $X \to Y$  est consisistant ssi pour **toute** valeur x de X, il y a **au moins un** y autorisé





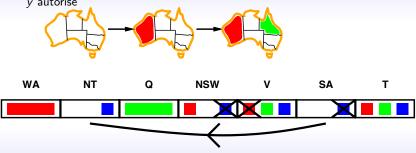
- La forme la plus simple de propagation est de rendre les arcs consistents
- X → Y est consisistant ssi pour toute valeur x de X, il y a au moins un y autorisé



• Si X perd une valeur, les voisins de X doivent être revérifiés



- La forme la plus simple de propagation est de rendre les arcs consistents
- X → Y est consisistant ssi pour toute valeur x de X, il y a au moins un y autorisé



- Si X perd une valeur, les voisins de X doivent être revérifiés
- Repère un échec avant la vérification en avant
- Peut être lancé comme un pré-processeur ou après chaque affectation intelligence artificielle



# Algorithme de vérification de consistence d'arcs

```
function AC-3( csp) returns the CSP, possibly with reduced domains inputs: csp, a binary CSP with variables \{X_1, X_2, \ldots, X_n\} local variables: queue, a queue of arcs, initially all the arcs in csp while queue is not empty do (X_i, X_j) \leftarrow \text{REMOVE-FIRST}(queue) if REMOVE-INCONSISTENT-VALUES(X_i, X_j) then for each X_k in NEIGHBORS[X_i] do add (X_k, X_i) to queue
```

function Remove-Inconsistent-Values  $(X_i, X_j)$  returns true iff succeeds  $removed \leftarrow false$  for each x in Domain  $[X_i]$  do

if no value y in Domain  $[X_j]$  allows (x,y) to satisfy the constraint  $X_i \leftrightarrow X_j$  then delete x from Domain  $[X_i]$ ;  $removed \leftarrow true$  return removed.

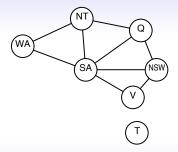


### Problèmes de satisfaction de contraintes

- Exemples de CSP
- Recherche en arrière pour les CSPs (backtracking search)
- Structure des problèmes
- CSP et recherche locale



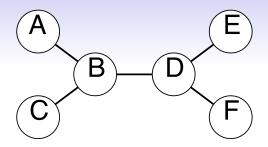
## Structure des problèmes



- La Tasmanie est un sous-problème indépendant
- Identifiables comme étant des composants connexes du graphe de contraintes



#### CSPs structurés sous forme d'arbre



#### **Theorem**

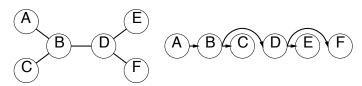
Si le graphe de contraintes ne contient pas de cycles, le CSP a une complexité en temps de  $O(nd^2)$ 

Cas général: complexité en temps de  $O(d^n)$ 



# Algorithme pour les CSPs structurés sous forme d'arbre

 Choisir une variable comme étant la racine, et ordonner les variables de la racine aux feuilles, de façon à ce que le parent de chaque nœud le précède

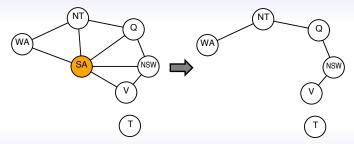


- 2. Pour j de n à 2, appliquer Removelnconsistent( $Parent(X_i), X_i$ )
- Pour j de 1 à n, affecter X<sub>j</sub> de façon à ce qu'il soit consistent avec Parent(X<sub>j</sub>)



# CSPs quasiment structurés sous forme d'arbre

 Conditionnement : instancier une variable, restreindre les domaines de ses voisins



- Conditionnement du coupe-cycle : instancier (de toutes les façons possibles) un ensemble de variables de façon à ce que le graphe de contraintes restant soit un arbre
- Cycle coupé de taille  $c \Rightarrow$  complexité en  $O(d^c \times (n-c)d^2)$
- Très rapide pour c petit



### Problèmes de satisfaction de contraintes

- Exemples de CSP
- Recherche en arrière pour les CSPs (backtracking search)
- Structure des problèmes
- CSP et recherche locale



#### CSP et recherche locale

- Les algorithmes de recherche locale fonctionnent avec des états "complets", c'est à dire dans lesquels toutes les variables sont affectées.
- Pour appliquer ces algorithmes aux CSPs :
  - Permettre d'avoir des états avec des contraintes non satisfaites
  - Les opérateurs permettent de réaffecter la valeur d'une variable
- Sélection des variables : n'importe quelle variable en conflit
- Sélection d'une valeur grace à l'heuristice min-conflict
  - choisir une valeur qui enfreint le moins de contraintes
  - par exemple, hillclimb avec h(n) = nombre total de contraintes non respectées



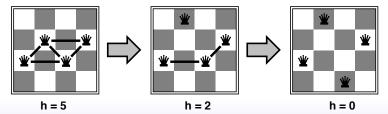
### **Exemple**: les *n* reines

• Etats: 4 reines sur 4 colonnes (4<sup>4</sup> = 256 états)

• Actions : déplacer une reine dans sa colonne

• Test du but : pas d'attaque entre les reines

• Evaluation : h(n) est le nombre d'attaques sur le plateau



 Etant donné un état initial aléatoire, cet algorithme peut résoudre avec une grande probabilité le problème des *n*-reines pour tout *n* en temps presque constant (e.g., n = 10000000)