

Motivació

- **Intenció:** atacar problemes complexos que es poden veure com a problemes de combinatòria (discrets).

Fonament i Orígens

La **Programació lògica amb Constraints** està basada en:

- Aspecte **declaratiu** de la programació lògica
- Eficiència de les tècniques de **consistència** per a l'assignació de valors a variables restringides: per mantenir consistència, *node*, *arc* o *path*-consistency i fusió amb algorismes de cerca (*backtracking*) resultant en tècniques com el *forward checking*.

Fonament i Orígens

La **Programació lògica amb Constraints** està basada en:

- Aspecte **declaratiu** de la programació lògica
- Eficiència de les tècniques de **consistència** per a l'assignació de valors a variables restringides: per mantenir consistència, *node*, *arc* o *path*-consistency i fusió amb algorismes de cerca (*backtracking*) resultant en tècniques com el *forward checking*.

Orígens:

- Pares: John Jaffar and Jean-Louis Lassez, and Colmerauer (finals 80's) **Prolog III**, European Computer-Industry Research Centre (ECRC) (finals 80's) **CHIP** (Constraint Handling in Prolog), ...

Resum

1 Introducció

- Motivació, Orígens i Fonaments

2 Resolució de Restriccions: algorismes

- Definició
- Backtracking
- Tècniques de Consistència
- Looking Ahead
- Optimització

3 Extenent PL amb Resolució de Restriccions

- La Integració
- SICSTUS: Indexicals, global constraints, reificació

4 Modelatge

Debilitats del Chronological Backtracking

- **Trashing:** no tenir en compte la rao del conflicte!
 - P.ex: $A, B, C, D, E \in \{1..10\}, A > E$. L'algorisme provarà totes les assignacions per a B, C i D abans de passar a $A = 2$. Solució: **Backjumping**

Debilitats del Chronological Backtracking

- **Trashing**: no tenir en compte la rao del conflicte!
 - P.ex: $A, B, C, D, E \in \{1..10\}, A > E$. L'algorisme provarà totes les assignacions per a B, C i D abans de passar a $A = 2$. Solució: **Backjumping**
- **Treball Redundant**: es repeteixen innecesàriament controls de consistència.
 - P.ex: $A, B, C, D, E \in \{1..10\}, B + 8 < D, C = 5 * E$. Quan es dona valors a C i E , els valors $1, \dots, 9$ es controlaran repetidament per a D . Solució: **Backchecking i Backmarking**

Debilitats del Chronological Backtracking

- **Trashing**: no tenir en compte la raó del conflicte!
 - P.ex: $A, B, C, D, E \in \{1..10\}, A > E$. L'algorisme provarà totes les assignacions per a B, C i D abans de passar a $A = 2$. Solució: **Backjumping**

- **Treball Redundant**: es repeteixen innecesàriament controls de consistència.
 - P.ex: $A, B, C, D, E \in \{1..10\}, B + 8 < D, C = 5 * E$. Quan es dona valors a C i E , els valors $1, \dots, 9$ es controlaran repetidament per a D . Solució: **Backchecking i Backmarking**

- **Detecció tardana del conflicte**: la violació de restriccions es detecta només quan es coneixen els valors.
 - P.ex: $A, B, C, D, E \in \{1..10\}, A = 3 * E$. Que A ha de ser > 2 només es detecta quan es dona valors a E . Solució: **Forward-Checking**



BackJumping (i)

Gaschnig's backjumping: Crida $BJ(\text{Vars}, \{\}, C, 0)$

algorisme $BJ(X:\text{vars}, A:\text{assign}, C:\text{constr}, PL:\text{int})$

si $X == \{\}$ **llavors retorna** A

$x :=$ tria la primera var d' X

$L := PL + 1;$ $Salt := 0$

percada $v \in \text{domini_de}(x)$ **fes**

$S := \text{consistent}(A + +(x, v, L), C, L)$

si $S == \text{fail}(J)$ **llavors**

$Salt := \max\{Salt, J\}$

sino

$Salt := PL$

$R := BJ(X - \{x\}, A + +(x, v, L), C, L)$

si $R \neq \text{fail}(L)$ **llavors retorna** R

fper

retorna $\text{fail}(Salt)$

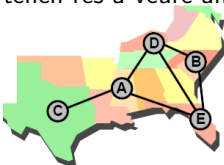
falgorisme

BackJumping (ii)

- La funció $\text{consistent}(A \cup \{(x, v), L\}, C, L)$ ens tornarà si l'assignació $A \cup \{(x, v), L\}$ és consistent amb C o el nivell "òptim" d'inconsistència. (per a cada constraint violat, el nivell més baix (més llunyà) amb qui s'ha trobat conflicte)
- si $S == \text{fail}(J)$ llavors $Salt := \max\{Salt, J\}$, anem recordant per a tots els valors de la variable que tractem, el nivell més proper de conflicte.
- si $R \neq \text{fail}(L)$ llavors retorna R , fa que es propagui cap endarrera el backtracking provocant un backjumping o propaga l'assignació correcta en cas d'encert.
- retorna $\text{fail}(Salt)$ provoca la primera crida endarrera del backjumping (Backtracking).

BackJumping (iii)

- Defecte del Gaschnig's backjumping:
 - El problema del "treball redundant" no s'estalvia amb el backjumping ja que s'ha de tornar a fer trossos que potser no tenen res a veure amb el conflicte...

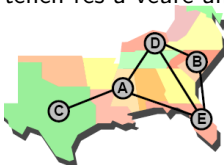


node	vertex
A	1
B	2
C	1 2
D	1 2 3
E	1 2 3



BackJumping (iii)

- Defecte del Gaschnig's backjumping:
 - El problema del "treball redundant" no s'estalvia amb el backjumping ja que s'ha de tornar a fer trossos que potser no tenen res a veure amb el conflicte...



node	vertex	
A	1	1
B	2	1
C	1 2	1 2
D	1 2 3	1 2
E	1 2 3	1 2 3

An arrow labeled "backjump" points from the '1 2' column of node D to the '1 2' column of node C.

- El **Backchecking** permet recordar que les assignacions (X, a) i (Y, b) són incompatibles, de manera que mentre sigui present l'assignació (X, a) , (Y, b) no es provarà mai.
- El **Backmarking** exten el Backchecking recordant incompatibilitats i compatibilitats.
- Altres opcions passen pel **Dynamic Backtracking** que permet "reordenar" les variables...

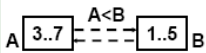
ARC Consistència

- La **Consistència d'arc (AC)**: *Un arc (X_i, X_j) és arc consistent si per a cada valor $v_i \in D_i$ existeix un valor $v_j \in D_j$ tal que $\langle (X_i, v_i), (X_j, v_j) \rangle$ satisfà el constraint binari entre X_i i X_j .*
- Un CSP és arc consistent si ho són tots els seus arcs en totes direccions: (X_i, X_j) i (X_j, X_i) .

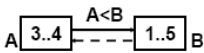
ARC Consistència

- La **Consistència d'arc (AC)**: Un arc (X_i, X_j) és arc consistent si i per a cada valor $v_i \in D_i$ existeix un valor $v_j \in D_j$ tal que $\langle (X_i, v_i), (X_j, v_j) \rangle$ satisfà el constraint binari entre X_i i X_j .
- Un CSP és arc consistent si ho són tots els seus arcs en totes direccions: (X_i, X_j) i (X_j, X_i) .

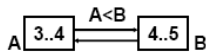
$A < B, A \in \{3, \dots, 7\}, B \in \{1, \dots, 5\}$



no arc is consistent



(A,B) is consistent



(A,B) and (B,A) are consistent

- l'arc-consistència d' (A, B) fa que el domini d' A sigui $\{3, 4\}$ (no toca el de B).
- l'arc-consistència d' (B, A) fa que el domini de B sigui $\{4, 5\}$ (no toca el d' A).
- al final tenim arc-consistència.

ARC Consistència

Algoritme AC-1

algorisme AC-1(G)

$Q := \{(X_i, X_j) \in \text{arcs}(G), i \neq j\}$

repeteix

$CANVIAT := FALS$

percada arc $(X_i, X_j) \in Q$ **fes**

$CANVIAT := REVISA(X_i, X_j)$ or $CANVIAT$

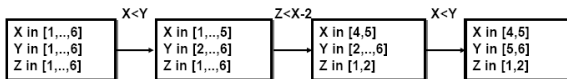
fper

finsque no $CANVIAT$

falgorisme

Un sol canvi implica la revisió de tots els arcs...

Example: $X \text{ in } [1, \dots, 6]$, $Y \text{ in } [1, \dots, 6]$, $Z \text{ in } [1, \dots, 6]$, $X < Y$, $Z < X-2$



ARC Consistència

Algoritme AC-1

algorisme AC-1(G)

$Q := \{(X_i, X_j) \in \text{arcs}(G), i \neq j\}$

repeteix

$CANVIAT := FALS$

percada arc $(X_i, X_j) \in Q$ **fes**

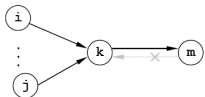
$CANVIAT := REVISA(X_i, X_j)$ or $CANVIAT$

fper

finsque no $CANVIAT$

falgorisme

- Canviar el domini de X_k només implica revisar arcs (X'_i, X_k)
- Si revisem (X_k, X_m) i canviem D_k no cal (re-)revisar (X_m, X_k)



ARC Consistència

Algoritme AC-3

algorisme AC-3(G)

$Q := \{(X_i, X_j) \in \text{arcs}(G), i \neq j\}$

mentre no buit Q **fes**

Treu algun arc $(X_k, X_m) \in Q$

si REVISAR(X_k, X_m) **llavors**

$Q := Q \cup \{(X_i, X_k) \in Q \mid i \neq k, i \neq m\}$

fsi

fmentre

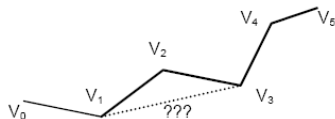
falgorisme

- Encara es poden evitar comprobacions de parells de valors ja que sovint es repeteixen
- AC-4, afegeix tècniques i eedd per a controlar-ho
- Si bé AC-3 és cúbic i AC-4 és quadràtic, el cost mitjà no és tant bo i requereix molta memòria.

PATH Consistència (i)

Definició

- El camí (X_0, X_1, \dots, X_m) és **camí (path) consistent** sii per a cada parell de valors $v_0 \in D_0$ i $v_m \in D_m$ satisfent totes les restriccions binaries entre X_0 i X_m , existeix una assignació de valors a les variables X_1, \dots, X_{m-1} tal que totes les restriccions binaries entre les variables veïnes X_i, X_{i+1} del camí es satisfan.
- Un CSP és path consistent sii cada camí ho és.



i els constraints entre V_1 i V_3 ?:

- només s'han de satisfer restriccions entre variables veïnes.
- n'hi ha prou amb explorar camins de llargada 2.

PATH Consistència (ii)

Relació entre AC i PC

- PC implica AC!
 - l'arc (i, j) és AC-consistent si el camí (i, j, i) és PC-consistent.
- PC és més potent que AC!
 - El constraint $X, Y, Z \in \{1, 2\}, X \neq Y, Y \neq Z, Z \neq X$ és AC però no és PC.
 - Pel camí (X, Y, Z) l'assignació $\langle (X, 1), (Z, 2) \rangle$ no permet trobar cap valor per Y ...
- AC esborra valors incompatibles dels dominis
 - PC esborra parells de valors
 - PC fa constraints explícits: $A < B, B < C \rightarrow A + 1 < C$
 - PC s'implementa amb operacions sobre matrius
 - hi ha moltes implementacions diferents: PC-1, ... PC-5, ...

PATH Consistència (iii)

Problemes:

- gasta molta memòria: matrius per a parells de valors!
- ratio potència/eficiència dolent (pitjor que AC)

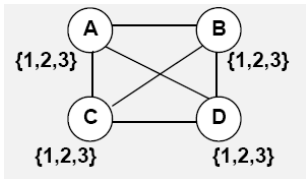
PATH Consistència (iii)

Problemes:

- **gasta molta memòria: matrius per a parells de valors!**
- **ratio potència/eficiència dolent (pitjor que AC)**

$A, B, C, D \in \{1, 2, 3\}$

$A \neq B, A \neq C, A \neq D, B \neq C, B \neq D, C \neq D$



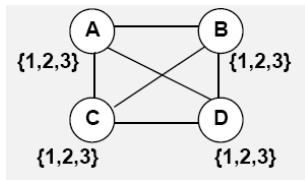
PATH Consistència (iii)

Problemes:

- **gasta molta memòria: matrius per a parells de valors!**
- **ratio potència/eficiència dolent (pitjor que AC)**

$A, B, C, D \in \{1, 2, 3\}$

$A \neq B, A \neq C, A \neq D, B \neq C, B \neq D, C \neq D$



- **no és complet** ja que aquest exemple és PC però no te solució.

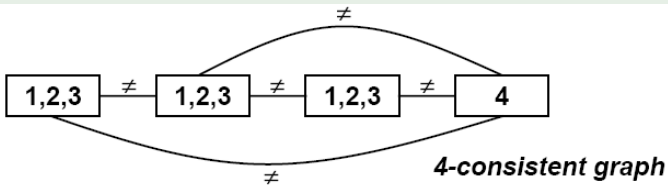
k -Consistència (i)

Formalisme comú:

- AC: un valor d'una variable es propaga a una altra variable
- PC: un parell de valors es propaguen a una altra variable
- ...

Definició

Un CSP és **k -consistent** si qualsevol assignació consistent de $(k - 1)$ variables es pot extendre a una assignació consistent amb una variable més.



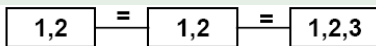
k -Consistència (i)

Formalisme comú:

- AC: un valor d'una variable es propaga a una altra variable
- PC: un parell de valors es propaguen a una altra variable
- ...

Definició

Un CSP és k -consistent si qualsevol assignació consistent de $(k - 1)$ variables es pot estendre a una assignació consistent amb una variable més.



3-consistent graph

but not 2-consistent graph!

k -Consistència (ii)

Propietats:

- Hi ha algorismes per a la strongly k -consistència per a $k > 2$ però són molt cars.
- La strongly k -consistència només és “completa” quan el graf te n nodes i $k = n$,
- si $k < n$ en general no evitem la cerca:
Per exemple un clicke amb desigualtats entre els nodes...

Com resoldre els CSPs? (i)

Hem vist dues propostes diferents:

- **Cerca sistemàtica**
 - són completes: troben la solució o demostren la seva inexistència
 - molt lentes (exponencial): exploren assignacions “visiblement” errònies
- **Tècniques de consistència**
 - incompletes: segueixen quedant valors inconsistents als dominis
 - prou ràpides (polinòmics)

Com resoldre els CSPs? (i)

Hem vist dues propostes diferents:

- **Cerca sistemàtica**
 - són completes: troben la solució o demostren la seva inexistència
 - **molt lentes (exponencial)**: exploren assignacions “visiblement” errònies
- **Tècniques de consistència**
 - **incompletes**: segueixen quedant valors inconsistents als dominis
 - prou ràpides (polinòmics)

Aprofitem els avantatges de les dues propostes:

- etiquetar les variables pas a pas
- mantenir consistència després de cada pas d'assignació

Com resoldre els CSPs? (ii)

Algorisme d'etiquetatge amb control de consistència

```
algorisme LBL( $G, va$ )
  si  $va > |nodes(G)|$  llavors retorna  $nodes(G)$ 
  percada  $v \in D_{va}$  fes
    si  $consistent(G, va)$  llavors
       $R := LBL(G, va + 1)$ 
      si  $R \neq fail$  llavors retorna  $R$ 
    fper
  retorna  $fail$ 
falgorisme
```

- La crida per a resoldre el **labelling** d'un CSP G seria:
LBL($G, 1$)
- $consistent(G, va)$ ens permetrà determinar com fer el control de consistència

Backtracking (revisited i)

Mantenim consistència amb els valors ja triats

Backtracking = bàsic “look-back”

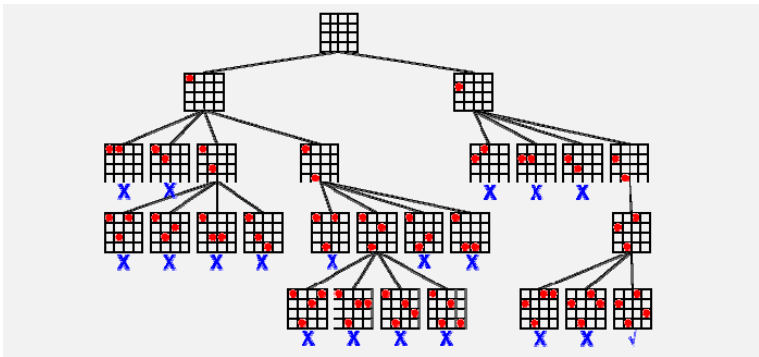
Algorisme AC-Backtracking

```
algorisme AC-Back( $G, va$ )  
   $Q := \{(X_i, X_{va}) \in \text{arcs}(G), i < va\}$   
   $CONSISTENT := CERT$   
  mentre  $CONSISTENT \wedge$  no buit  $Q$  fes  
    Treu algun arc  $(X_k, X_{va}) \in Q$   
     $CONSISTENT := \text{not REVISAR}(X_k, X_{va})$   
  fmentre  
  retorna  $CONSISTENT$   
falgorisme
```

Compte, les variables ja assignades tenen només un valor al domini, per tant si s'ha de revisar algun domini...

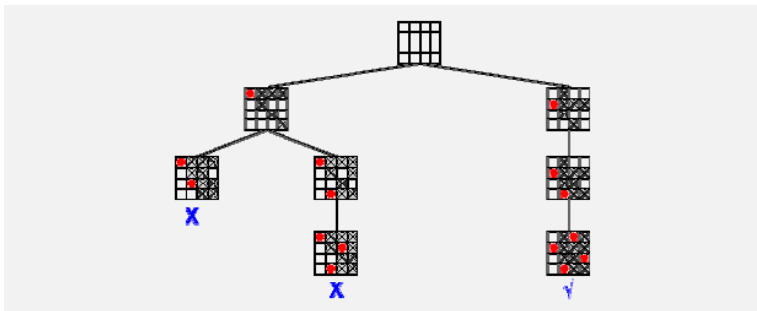
Backtracking (revisited ii)

El problema de les 4 reines que no s'amenacen amb backtraking, l'arbre de cerca:



Forward Checking ii

El problema de les 4 reines que no s'amenaquen amb forward-checking, l'arbre de cerca:



Partial look ahead i

Extenem també el control de consistència entre les variables “futures”.

Algorisme Partial look ahead

```

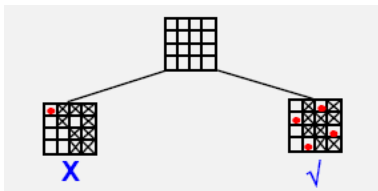
algorisme dAC-LA( $G, va$ )
  per  $i := va + 1$  fins  $n$  fes
    percada arc  $(X_i, X_j) \in arcs(G)$  tals que  $i > j \wedge j \geq va$  fes
      si REVISAR( $X_i, X_j$ ) llavors
        si esbuit( $D_j$ ) llavors retorna FAIL
    fper
  fper
  retorna CERT
falgorisme

```

- Per mantenir Directed Arc-consistency (DAC), suposem l'ordre invers al de l'etiquetatge.
- No cal mirar consistència amb variables passades...

Partial look-ahead ii

El problema de les 4 reines que no s'amenacen amb partial look-ahead, l'arbre de cerca:



Full look Ahead

Algoritme AC-3-Look Ahead

algorisme AC-3-LA(G, va)

$Q := \{(X_i, X_{va}) \in arcs(G), i > va\}$

$CONSISTENT := TRUE$

mentre no buit $Q \wedge CONSISTENT$ **fes**

Treu algun arc $(X_k, X_m) \in Q$

si REVISAR(X_k, X_m) **llavors**

$Q := Q \cup \{(X_i, X_k) \in arcs(G), i \neq k, i \neq m, i > va\}$

$CONSISTENT :=$ no buit D_k

fsi

fmentre

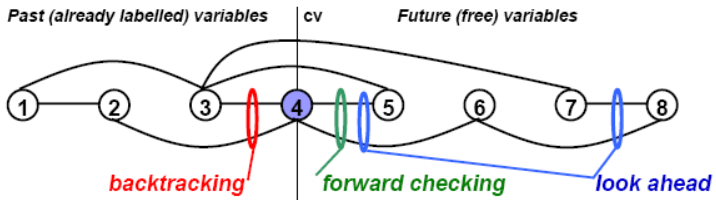
retorna $CONSISTENT$

falgorisme

- Els arcs que van a la variable actual es controlen només un cop
- Els arcs cap a variables passades no es checkegen

Comparativa

Les variables que s'estudien segons mètodes:



Optimització de restriccions

Problema d'optimització de restriccions (COP)

Un **Problema d'optimització de restriccions** és un CSP amb una funció objectiu f tal que f associa un valor a cada solució. L'objectiu és trobar una solució que sigui òptima en quant a la funció f (maximitzi o minimitzi).

La tècnica del **Branch & Bound** permet podar part de l'arbre de cerca segons una funció heurística que estima la funció objectiu per assignacions parcials, de manera que **si l'estimació ens permet veure que el camí actual no optimitza, llavors el podem tallar**

- bona heurística per poder podar quan més millor
- compte, sense passar-se!
- no sempre és fàcil trobar bones estimacions...

Branch and Bound

BOUND que te la cota superior actual (suposem que minimitzem)
i *BEST* que és la millor solució fins ara. Crida $BB(X, \{\}, C)$.

```

algorisme BB(X:vars, A:assignacio, C:constraints)
  si  $X == \{\}$  llavors
    si  $f(A) < BOUND$  llavors
       $BOUND := f(A)$ ;  $BEST := A$ 
    fsi
  sino
    x := tria una variable d'X
  percada  $v \in D_x$  fes
    si  $const(A ++ (x, v), C) \wedge h(A ++ (x, v)) < BOUND$  llavors
      BB( $X - \{x\}$ ,  $A ++ (x, v)$ , C)
    fsi
  fper
falgorisme

```

Resum

- 1 Introducció**
 - Motivació, Orígens i Fonaments
- 2 Resolució de Restriccions: algorismes**
 - Definició
 - Backtracking
 - Tècniques de Consistència
 - Looking Ahead
 - Optimització
- 3 Extenent PL amb Resolució de Restriccions**
 - La Integració
 - SICSTUS: Indexicals, global constraints, reificació
- 4 Modelatge**

Un exemple

Donada una carta on hi ha primers, segons i postres, juntament amb les seves calories, trobar un menú lleuger que no tingui un valor energètic superior a 10

```
pr(canalons,5).   pr(amanida,1).  pr(esparrecs,2).
sg(parrillada,6). sg(paella,5).   sg(dorada,3).
po(fruta,2).     po(flam,3).    po(pastis,4).
```

Algorisme amb PL: generate and test

```
menulight(P,S,D):- pr(P,I), sg(S,J), po(D,K),
                   T is I+J+K,
                   T < 10.
```

Un exemple

Donada una carta on hi ha primers, segons i postres, juntament amb les seves calories, trobar un menú lleuger que no tingui un valor energètic superior a 10

```
pr(canalons,5).   pr(amanida,1).   pr(esparrecs,2).
sg(parrillada,6). sg(paella,5).   sg(dorada,3).
po(fruinta,2).   po(flam,3).   po(pastis,4).
```

Algorisme amb PL: generate and test

```
menulight(P,S,D):- pr(P,I), sg(S,J), po(D,K),
                   T is I+J+K,
                   T < 10.
```

Algorisme amb CLP: test and generate

```
menulight(P,S,D):- I#>0, J#>0, K#>0,
                   I+J+K #=< 10,
                   pr(P,I), sg(S,J), po(D,K).
```

Un esquema algorísmic senzill

Del “*generate and test*” al “*constraint and generate*”:

L'esquema bàsic dels programes CLP

```
main(Vars):-  
    definir_dominis(Vars),  
    imposar_restriccions(Vars),  
    buscar_valors(Vars).
```


Un model senzill per a la semàntica operacional

- Representarem la noció d'estat del còmput actual mitjançant una tupla on hi haurà:
 - Els objectius pendents fins ara. Les clàusules que s'han de demostrar, tal com fèiem amb Prolog.
 - Les restriccions que s'han enviat fins al moment i queden per satisfer.

$$\langle O_1, \dots, O_n, C_1, \dots, C_m \rangle$$

- ara les “branques” poden fallar degut a que no es pot avançar en resolució o a que s'ha trobat que els constraints són inconsistents.

Un exemple (i)

Donada una carta on hi ha primers, segons i postres, juntament amb les seves calories, trobar un menú lleuger que no tingui un valor energètic superior a 10

Algorisme amb CLP

```
menulight(P,S,D):- I#>0, J#>0, K#>0,
                   I+J+K #=< 10,
                   pr(P,I), sg(S,J), po(D,K).
```

```
pr(canalons,5). pr(amanida,1). pr(esparrecs,2).
sg(parrillada,6). sg(paella,5). sg(dorada,3).
po(fruta,2). po(flam,3). po(pastis,4).
```

Un exemple (ii), la traça:

① Just abans de: $\text{pr}(P, I), \dots$

$\langle \text{pr}(P, I), \text{sg}(S, J), \text{po}(D, K), I > 0, J > 0, K > 0, I+J+K \leq 10 \rangle$

Un exemple (ii), la traça:

- Just abans de: $\text{pr}(P, I), \dots$

$$\langle \text{pr}(P, I), \text{sg}(S, J), \text{po}(D, K), I > 0, J > 0, K > 0, I + J + K \leq 10 \rangle$$

- resolem $\text{pr}(P, I)$ amb $\text{pr}(\text{canalons}, 5)$

$$\langle \text{sg}(S, J), \text{po}(D, K), 5 > 0, J > 0, K > 0, 5 + J + K \leq 10 \rangle$$

- resolem $\text{sg}(S, J)$ amb $\text{sg}(\text{parrillada}, 6)$ i fallem

$$\langle \text{po}(D, K), 6 > 0, K > 0, 5 + 6 + K \leq 10 \rangle$$

La implementació de SICSTUS

Basat en `library(clpfd)` (implementada amb C) que carrega el gestor de restriccions així com unes quantes restriccions globals ja definides.

- El resolador és bàsicament un planificador per a
 - **indexicals**: regles per a propagar restriccions i resoldre-les o detectar “entailment”,
 - **constraints globals**: propagadors generals que tenen algorismes especialitzats.

els constraints globals només “s’ataquen” quan no queden indexicals.

- combina l’aproximació “**black box**” amb constraints globals ja implementats i “**glass box**” permetent definir-ne a l’usuari i/o controlar opcions.

Built-in Constraints i Cerca

Constraints:

- De domini: `X in D, X in_set C, domain(Lvars, Inf, Sup)`
- Aritmètics: `X #= Y+2, X #\= Y, X #=<Y, ...`
- Combinatorics: `all_different, element, circuit, cumulative, disjoint1, count, sum, knapsack, ...`
- Lògics:
 - `C #/\ D, C #=> D, ...`
- Reified:
 - `C #<=> B ...`

Cerca:

- Predicats: `labeling, minimize, maximize, indomain`
- Opcions: `leftmost, min, max, ff, ffc, ...`

Primer tast d'indexicals i consistències d'interval

Considerem la següent restricció:

$$A \text{ in } 2000..5000, \quad B \text{ in } 1000..4000, \quad A \# \leq B.$$

Codificació de la consistència dels dominis:

- per l'exemple concret $A \# \leq B$ tindrem les regles (**indexicals**):

- el màxim del domini de A no ha de ser més gran que el màxim del domini de B,

$$\text{Domini d'A} = 2000 \dots 5000 \cap \text{inf} \dots \text{max(B)} \text{ o sigui,}$$

$$\text{max(A)} = \text{min}(5000, \text{max(B)}) = \text{max(B)}$$

- el mínim del domini de B no ha de ser més petit que el mínim del domini de A

$$\text{Domini de B} = 1000 \dots 4000 \cap \text{min(A)} \dots \text{sup} \text{ o sigui,}$$

$$\text{min(B)} = \text{max}(1000, \text{min(A)}) = \text{min(A)}$$

- indexicals **monòtons** mantenint **consistència d'interval**:

$$A \text{ in } 2000 \dots \underline{4000} \cap \text{inf} \dots \text{max(B)}$$

$$B \text{ in } \underline{2000} \dots 4000 \cap \text{min(A)} \dots \text{sup}$$

Primer tast d'indexicals i consistències d'interval (ii)

Considerem la següent restricció:

$$A \text{ in } 1..9, \quad B \text{ in } 3..3, \quad A \neq B.$$

Tindrem la següent traducció a indexicals:

$$A \text{ in } 1..9 \cap \setminus \text{dom}(B)$$

$$B \text{ in } 3..5 \cap \setminus \text{dom}(A)$$

que no són monòtons: quan el domini d'una variable decreix, creix el de l'altre!!!

Així, les operacions de complementari: \setminus es congelen fins que el que es complementa sigui un singleton: **Node consistència**.

```
?- A in 1..9, B in 3..3, A #\= B, B#=3, fd_dom(B,S).
```

```
    B = 3,
```

```
    S = {3},
```

```
    A in(1..2)\/(4..9) ?
```


Definir nous constraints mitjançant indexicals

El constraint $X \# = Y + C$ (C és una constant)

Versió *Domain consistent* i versió *Interval consistent*

eqcd(X, Y, C) +:

X in $\text{dom}(Y) + C$,
 Y in $\text{dom}(X) - C$.

eqcd(X, Y, C) +:

X in $\min(Y) + C .. \max(Y) + C$,
 Y in $\min(X) - C .. \max(X) - C$.

- cada indexical és una regla encarregada d'eliminar valors incompatibles d'un argument del constraint (X o Y).
- No són objectius Prolog.
- Un indexical pot fer un estat insatisfactible pels dominis (domini que queda buit) i provocar un backtracking.
- Es carrega quan s'invoca el constraint, s'invoca per al filtratge quan es toquen els dominis o els intervals dels rangs i desapareix quan ja no es poden variar els rangs i se'n determina la consistència.

Gramàtica dels indexicals

Consulteu el manuals del SICSTUS.

Expressions de Rang:

$R ::= T..T \mid R/\backslash R \mid R\backslash/R \mid \backslash R \mid R+T \mid R-T \mid R \text{ mod } T$
 $\mid \{T, \dots, T\} \mid \text{dom}(X)$

Termes:

$T ::= T+T \mid T-T \mid T*T \mid T/>T \mid T</T \mid T \text{ mod } T$
 $\mid \min(X) \mid \max(X) \mid \text{card}(X) \mid X \mid N$

$N ::= \text{integer} \mid \text{inf} \mid \text{sup}$

Implementació SICSTUS dels indexicals

El compilador de SICSTUS s'encarrega de les definicions amb indexicals amb: `user:term_expansion/2`:

```
user:term_expansion((Head+:Body), Expansion) :-  
    functor(Head, N, A),  
    Expansion = [:- clpfd:'$fd_install'(N/A, 1, Info)],  
    compile(Head, Body, Info).
```

se n'encarrega una Màquina Virtual.

Cost de la consistència d'interval i arc-consistència

Consistència d'interval:

```
plusi(X,Y,T) +:
```

```
  X in min(T)-max(Y)..max(T)-min(Y),
```

```
  Y in min(T)-max(X)..max(T)-min(X),
```

```
  T in min(X)+min(Y)..max(X)+max(Y).
```

```
?- X in 1..5, Y in 2..8, plusi(X,Y,T).
```

```
X in 1..5, Y in 2..8, T in 3..13
```

L'arc consistència és més costosa:

```
plused(X,Y,T) +:
```

```
  X in dom(T)-dom(Y),
```

```
  Y in dom(T)-dom(X),
```

```
  T in dom(X)+dom(Y).
```

```
?- X in {1}\/{3}, Y in {10}\/{20}, plused(X,Y,T).
```

```
X in {1}\/{3}, Y in {10}\/{20}, T in {11}\/{13}\/{21}\/{23}
```

Exemple/Exercici (i)

Definiu indexicals pel constraint: `ajusta(X,Z,K,N)` tal que per `ajusta(X,Z,5,10)` tenim:

Z	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
X	6	7	8	9	10	1	2	3	4	5

Així $X = (Z+K+N-1) \bmod N + 1$ i $Z = (X-K+N-1) \bmod N + 1$.
Podem expressar el constraint via indexicals... com?

Exemple/Exercici (i)

Definiu indexicals pel constraint: $\text{ajusta}(X,Z,K,N)$ tal que per $\text{ajusta}(X,Z,5,10)$ tenim:

Z	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
X	6	7	8	9	10	1	2	3	4	5

Així $X = (Z+K+N-1) \bmod N + 1$ i $Z = (X-K+N-1) \bmod N + 1$.
Podem expressar el constraint via indexicals... com?

Definició:

$\text{ajusta}(X,Z,K,N)+$:

$$X \text{ in } (\text{dom}(Z) + K) \setminus (\text{dom}(Z) + K - N),$$

$$Z \text{ in } (\text{dom}(X) - K) \setminus (\text{dom}(X) - K + N).$$

Exemple/Exercici (ii)

Definiu indexicals pel constraint: `no_attack(L1,C1,L2,C2)` tal que dues reines posades a les files L1 i L2 (constants) si les posem a les columnes C1 i C2 respectivament (variables), no s'ataquin...

Exemple/Exercici (ii)

Definiu indexicals pel constraint: `no_attack(L1,C1,L2,C2)` tal que dues reines posades a les files L1 i L2 (constants) si les posem a les columnes C1 i C2 respectivament (variables), no s'ataquin... Podem definir:

`no_attack(L1,C1,L2,C2)+:`

```
C1 in unionof(Y,dom(C2),\({Y}\\/{Y+L2-L1}\\/{Y+L1-L2})),
C2 in unionof(X,dom(C1),\({X}\\/{X+L1-L2}\\/{X+L2-L1})).
```

Obtenim **arc-consistència** permetent a una reina situar-se en una posició que no és atacada per com a mínim una possible posició de l'altra reina.

Reificació

Què és reificar?

Significa "cosificar". En el nostre cas serà per associar un valor de veritat a la satisfacció d'un constraint. **Compte, no tots els constraints són reificables!**

En SICSTUS:

```
?- domain([X,Y],1,2), X#>Y #<=>B.
```

Comptar ocurrències d'X a una llista de FD vars

```
exactly(_, [], 0).
exactly(X, [Y|L], N):-
    X #= Y #<=> B,
    N #= M+B,
    exactly(X,L,M).
```

Reificació amb indexicals

X = Y + C

?- eqcd(X,Y,5) <=> B.

eqcd(X,Y,C) +: %constraint solving positiu
X in dom(Y)+C,
Y in dom(X)-C.

eqcd(X,Y,C) -: %constraint solving negatiu
X in \{Y+C},
Y in \{X-C}.

eqcd(X,Y,C) +? %deteccio entailment
X in {Y+C}.

eqcd(X,Y,C) -? %deteccio disentailment
X in \dom(Y)+C.

Reificació i disjuncions

El problema d'evitar solapament entre dues tasques amb inicis I1, I2 i durada D1 i D2 es pot formular:

$$\text{disjoint}(I1, I2, D1, D2) :- I1 + D1 \#=< S2.$$

$$\text{disjoint}(I1, I2, D1, D2) :- I2 + D2 \#=< S1.$$

Backtracking... cerca exponencial!

Alternativa:

$$\begin{aligned} \text{disjoint}(I1, I2, D1, D2) :- \\ & (I1 + D1 \#=< I2) \#<=> B1, \\ & (I2 + D2 \#=< I1) \#<=> B2, \\ & B1 + B2 \#>= 1. \end{aligned}$$

Exemple/Exercici Reificació

Una llista $S=[S_0,S_1,\dots,S_n]$ és **màgica** si hi ha exactament S_i ocurrences de i a la seqüència S per a cada enter de 0 a n .
Per exemple:

$n = 3$: $[1,2,1,0]$ i $[2,0,2,0]$

$n = 4$: $[2,1,2,0,0]$

...

Defineix el predicat $\text{magica}(L,N)$ que per una N donada ens doni
Les màgiques (si es que en te...)

Arquitectura del SICSTUS: constraints globals

Alguns Built-in global constraints:

- `all_different(L)`: implementació eficient a base d'algorismes sobre grafs [Regi94].
- `element(I,L,Y)`: l' I -èsim element d' L ha de ser Y . Basat en AC-4.
- `cumulative(S,D,R,L)`: Modela tasques començant en temps S , durada S i requerint D recursos d'un màxim d' L . Basats en mètodes OR.
- ...

De **constraints globals** també s'en poden programar de nous per l'usuari, permetent controlar canvis de domini de variables i requeriment de filtratge de dominis. Vegeu capítol 10.34.8 del manual.

SICSTUS

Consideracions Finals

- És bo conèixer el model de còmput actualitzat amb els constraints per a fer-se una idea de la semàntica operacional del SICSTUS amb constraints.
- Habitualment en tindrem prou utilitzant els predicats "Built-in".
- Per si se'n necessita més: manual de SICSTUS, capítol CLP(FD).

Resum

- 1 **Introducció**
 - Motivació, Orígens i Fonaments
- 2 **Resolució de Restriccions: algorismes**
 - Definició
 - Backtracking
 - Tècniques de Consistència
 - Looking Ahead
 - Optimització
- 3 **Extenent PL amb Resolució de Restriccions**
 - La Integració
 - SICSTUS: Indexicals, global constraints, reificació
- 4 **Modelatge**

Què és Modelar un problema de Constraints?

En general podem dir que un **model** $M = \langle X, D, C \rangle$, en CLP consta de 3 parts:

- X , un conjunt de variables,
- D , un domini per a cada variable,
- C , un conjunt de restriccions a satisfer.

Propagació i cerca

Assumim que estem en un mecanisme de **cerca i propagació**.

- la cerca es fa a partir de *choice points* tal que cada “branca” aposta per una solució exclusiva i el conjunt de branques és exhaustiu.
- Un cop triat una branca, s’actualitza el conjunt de restriccions actuals i es propaga...
- Si es troba alguna inconsistència, es fa *backtrack* fins a la següent opció del choice point.

El tipus de consistència que s'utilitza, així com l'estratègia de cerca poden influir notablement en el rendiment, per tant condicionen la modelització!!!

Perspectiva (viewpoint) (i)

Un **viewpoint** és una tupla de variables i dominis $\langle X, D \rangle$.

- Per a un problema P , s'ha de poder associar un significat a cada assignació de valors del domini a les variables.
- Afegint un conjunt de restriccions C d'acord amb el problema P , ha de filtrar les assignacions vàlides.
- A partir de viewpoints diferents podem fer models diferents.

Perspectiva (viewpoint) (i)

Un **viewpoint** és una tupla de variables i dominis $\langle X, D \rangle$.

- Per a un problema P , s'ha de poder associar un significat a cada assignació de valors del domini a les variables.
- Afegint un conjunt de restriccions C d'acord amb el problema P , ha de filtrar les assignacions vàlides.
- A partir de viewpoints diferents podem fer models diferents.

Típicament el millor viewpoint ha de permetre expressar els constraints fàcilment i concisa!!!

Un bon viewpoint per les n reines?

Per les n -reines definim n variables amb domini $\{1..n^2\}$. Una assignació (q_i, a) significa que la reina i està a la casella a .

Perspectiva (viewpoint) (ii)

Example

El quadrat màgic Posar els números de l'1..9 en un quadrat de 3×3 tal que les sumes de cada fila, cada columna i les dos diagonals sumin el mateix.

4	3	8
9	5	1
2	7	6

Perspectiva (viewpoint) (ii)

Example

El quadrat màgic Posar els números de l'1..9 en un quadrat de 3×3 tal que les sumes de cada fila, cada columna i les dos diagonals sumin el mateix.

Dos viewpoints, quin és millor?

- ➊ Una variable per cada casella amb el domini d'1..9 indicant els valors que hi poden anar.
- ➋ Una variable per cada número amb el domini d'1..9 indicant a la casella on va.

La versió 1: $X_1 + X_2 + X_3 = X_4 + X_5 + X_6 = \dots = X_1 + X_4 + X_7 = \dots = X_1 + X_5 + X_9 = \dots$

Amb la versió 2...

Restriccions (i)

Un cop tenim el viewpoint, com escrivim els constraints?:

- $x = y, \quad x + y = z$

- $x = y, \quad 2y = z$ com el de dalt però sap que z és parell

Típicament caldrà saber coses com:

- els constraints que ens dona el solver
- quina consistència força cada constraint
- quina complexitat tenen els propagadors
- ...

Compromís entre el temps gastat en propagar i el temps estalviat en cercar...

Restriccions (ii)

- **Combinar constraints** per millorar la propagació. (cas reines i diferents tipus d'amenaça)
- **Reescriure constraints** eliminant variables. (cas eq. lineals)
- Us de **constraints globals** amb diferent tipus de consistència depenent de la naturalesa del problema. Han de **reduir cerca, poden reduir (o incrementar) runtime!**. (alldifferent si difícil)
- **Reificació**. (per disjuncions)
- **Definicions extensionals:**

Restriccions (ii)

- **Combinar constraints** per millorar la propagació. (cas reines i diferents tipus d'amenaça)
- **Reescriure constraints** eliminant variables. (cas eq. lineals)
- Us de **constraints globals** amb diferent tipus de consistència depenent de la naturalesa del problema. Han de **reduir cerca, poden reduir (o incrementar) runtime!**. (alldifferent si difícil)
- **Reificació**. (per disjuncions)
- **Definicions extensionals**:

El Black Hole Solitarie

Ordenar una seqüència de cartes de manera que cada carta estigui seguida d'una amb el número següent o amb el número anterior.

Restriccions (ii)

- **Combinar constraints** per millorar la propagació. (cas reines i diferents tipus d'amenaça)
- **Reescriure constraints** eliminant variables. (cas eq. lineals)
- Us de **constraints globals** amb diferent tipus de consistència depenent de la naturalesa del problema. Han de **reduir cerca, poden reduir (o incrementar) runtime!**. (alldifferent si difícil)
- **Reificació**. (per disjuncions)
- **Definicions extensionals**:

El Black Hole Solitarie

Ordenar una seqüència de cartes de manera que cada carta estigui seguida d'una amb el número següent o amb el número anterior.

Tenim 52 variables amb un domini de l'1 al 52.

De l'1 al 13 són de diamants, del 14 al 26 són de cors, etc.

Representar els constraints extensionalment: si x_i se li assigna el 15 (2 de cors) restringim el domini d' x_i a $\{1, 3, 14, 16, 27, 29, 40, 42\}$.

Variables Auxiliars (i)

Car Sequencing Problem

- S'han de fer una sèrie de cotxes en una línia de producció.
- Cada cotxe te unes opcions que s'han d'instal·lar en estacions especials amb menys capacitat que la línia de producció (p.ex: una estació podrà instal·lar un extra mentre surten dos cotxes de la línia.)
- S'ha de programar l'ordre de sortida dels cotxes de manera que les capacitats de les opcions no es sobrepassin.**

Classes	1	2	3	4	5	6	Capacitat
Opció 1	1	0	0	0	1	1	1/2
Opció 2	0	0	1	1	0	1	2/3
Opció 3	1	0	0	0	1	0	1/3
Opció 4	1	1	0	1	0	0	2/5
Opció 5	0	0	1	0	0	0	1/5
N. Cotxes	1	1	2	2	2	2	

Variables Auxiliars (ii)

Car Sequencing Problem

Model:

- Variables: x_1, \dots, x_{10}
- Dominis: $\{1, \dots, 6\}$ classe de cada cotxe per posició de la seq.
- Restriccions:
 - Cada classe apareix el número correcte de vegades. (fàcil)
 - Respectem les capacitats de les opcions...(???)

Variables Auxiliars (ii)

Car Sequencing Problem

Model:

- Variables: x_1, \dots, x_{10}
- Dominis: $\{1, \dots, 6\}$ classe de cada cotxe per posició de la seq.
- Restriccions:
 - Cada classe apareix el número correcte de vegades. (fàcil)
 - Respectem les capacitats de les opcions...(???)

Idea: Afegir variables auxiliars $o_{i,j}!!$

- $o_{i,j} = 1$ si el cotxe a la posició i de la seq. vol l'opció j .
- L'opció 1 té una capacitat 1/2, és a dir, un cotxe cada dos:

$$\forall_{1 \leq i < 10} \quad o_{i,1} + o_{i+1,1} \leq 1$$

- Relacionem les variables auxiliars amb les x_i :
 - $l_{j,k} = 1$ si la classe k requereix l'opció j
 - $o_{i,j} = l_{j,x_i}, 1 \leq i \leq 10, 1 \leq j \leq 5$

Restriccions Implicades (i)

- Les **restriccions implicades** són conseqüències lògiques del conjunt de restriccions existents. (restriccions redundants)
- No canvien el conjunt de solucions
- Han de servir per reduir l'espai de cerca \Rightarrow reduir run-time...

Restriccions Implicades (ii)

Car Sequencing

- Sabem i restringim que no s'excedeixin les capacitats de les opcions.
- Suposem que hi ha 30 cotxes i 12 volen l'opció 1 (capacitat 1/2), anem a afegir restriccions implicades:
 - Com a mínim un cotxe dels de la posició 1 a la 8 ha de requerir l'opció 1, altrament 12 cotxes del 9 al 30 ho requeriran i "no hi caben"!!
 - De l'1 al 10 hi ha d'haver 2 cotxes amb l'opció 1,... i de l'1 al 28 ha de tenir 11 cotxes amb opció 1..

Restriccions Implicades (ii)

Són útils quan redueixen la cerca:

- En algun moment de la cerca, una assignació parcial (que fallaria més endavant) fallarà degut a un constraint implicat.
- Sense el constraint implicat la cerca hagués seguit.

Car Sequencing

Les restriccions afegides controlen la infra-utilització d'estacions per opcions per tal d'evitar manca de recursos més endavant.

Quan no ho són?

- Si l'espai de cerca no es redueix... Per exemple dependent de l'ordre d'exploració de les solucions...
- Si afegim diverses implied constraints i realment només algunes redueixen l'espai de cerca i les altres afegixen sobrecàrrega...

Restriccions Implicades (iii)

- De vegades es poden fer **constraints globals** ad-hoc que inclouen restriccions implicades... (cal mirar-ho)
- De vegades aplicar constraints implicades a **subproblemes** permet fer-los més tractables...

Com trobar restriccions implicades?

- Identifiquem assignacions parcials òbviament errònies que no haurien d'ocórrer durant la cerca: **intuïció, observació de la cerca** (afegir variables per a tenir info de l'evolució de la cerca)
- comprovem que efectivament afegir les restriccions implicades funciona.

Trencament de simetries (ii)

Car Sequencing

- En un model on els cotxes no estan agrupats segons classes, sinó que cada cotxe indica les opcions que vol, afegim simetries entre cotxes que volen la mateixa opció.
- En el model amb classes de cotxes, hem d'afegir restriccions per a assegurar el número exacte de cotxes per cada classe.

Trencament de simetries (ii)

Social Golfers

32 golfistes volen jugar en 8 grups de 4 cada setmana de manera que 2 golfistes juguin junts (en el mateix grup) com a molt un cop. Trobar una planificació per n setmanes.

- Variables 0/1: $x_{i,j,k,l} = 1$ si el jugador i és el jugador j -èssim en el grup k de la setmana l , sino = 0.
- **Quines simetries hi ha?** Els jugadors de cada grup es poden permutar en qualsevol solució i donen solucions equivalents, els grups en respecte la setmana també i les setmanes respecte la planificació total també.

Trencament de simetries (ii)

Social Golfers

32 golfistes volen jugar en 8 grups de 4 cada setmana de manera que 2 golfistes juguin junts (en el mateix grup) com a molt un cop. Trobar una planificació per n setmanes.

Reformular per evitar simetries:

- Eliminar simetries entre jugadors en un grup utilitzant **set variables** per representar els grups:
 - $G_{k,l}$ representa el k -èssim grup de la setmana l
 - el valor de $G_{k,l}$ representa el conjunt de jugadors en el grup
- Els constraints a imposar són:
 - la cardinalitat de cada conjunt és 4
 - Els conjunts de cada setmana no es solapen: per a qualsevol l , els conjunts $G_{k,l}$ per $k = 1, \dots, 8$ tenen intersecció buida
 - qualsevols dos conjunts en setmanes diferents tenen com a molt un element en comú
- Calen resoladors de constraints que suportin set variables

Trencament de simetries (iii)

Molt sovint amb remodelació no n'hi ha prou i cal **afegir restriccions per a trencar simetries**

- a diferència de les restriccions implicades, **es canvia el conjunt de solucions**
- poden permetre més restriccions implicades...

El balancí

Posar 3 nens de 36, 32 i 16 Kg en un balancí de 5 seients per banda separats com a mínim per 2 seients de manera que estiguin en equilibri

Trencament de simetries (iii)

Molt sovint amb remodelació no n'hi ha prou i cal **afegir restriccions per a trencar simetries**

- a diferència de les restriccions implicades, **es canvia el conjunt de solucions**
- poden permetre més restriccions implicades...

El balancí

Posar 3 nens de 36, 32 i 16 Kg en un balancí de 5 seients per banda separats com a mínim per 2 seients de manera que estiguin en equilibri

- $A, B, C \in -5..5$
- $36 * A + 32 * B + 16 * C = 0$
- $|A - B| > 2, |A - C| > 2, |B - C| > 2$

Combinació de models (i)

- De vegades una perspectiva és clarament millor que cap altra.
- Pot passar que diferents perspectives permetin diferents maneres d'expressar els constraints i per tant surtin diferents constraints implicats. **Quina triem?**

Combinació de models (i)

- De vegades una perspectiva és clarament millor que cap altra.
- Pot passar que diferents perspectives permetin diferents maneres d'expressar els constraints i per tant surtin diferents constraints implicats. **Quina triem?**

No cal que escollim una perspectiva, en podem usar més d'una, només cal que les lliguem mitjançant **channelling constraints!**

Compte, de vegades pot afegir overhead innecessari...

Quines variables guien la cerca?

- Els channelling constraints fa que no sigui massa rellevant, estan interligades.
- Sol valer la pena començar pel conjunt més petit...

Combinació de models (ii)

Problemes de permutació

- Un **problema de permutacions** per a n variables x_i amb domini $v_1..v_n$ consisteix en assignacions que faci les n variables diferents. (Sol haver-hi altres constraints que filtren les solucions)
- La **perspectiva dual** es pot escriure: cada valor li toca a una variable.
- i es poden lligar:

$$x_i = j \equiv v_j = i$$

- l'alldifferent ve directe...

Combinació de models (iii)

Golomb Ruler

Una G-Ruler amb m marques consisteix en: $([0,1,4,10,12,17])$

- *un conjunt de m enters $0 = x_1 < x_2 < \dots < x_m$*
- *les $\frac{m(m-1)}{2}$ diferències $x_j - x_i$ són diferents*
- *Objectiu: trobar una G-ruler amb la x_m més petita*

Combinació de models (iii)

Golomb Ruler

Una G-Ruler amb m marques consisteix en: $([0,1,4,10,12,17])$

- *un conjunt de m enters $0 = x_1 < x_2 < \dots < x_m$*
- *les $\frac{m(m-1)}{2}$ diferències $x_j - x_i$ són diferents*
- *Objectiu: trobar una G-ruler amb la x_m més petita*

Perspectiva 1:

- *$x_j - x_i \neq x_l - x_k$ per a tots els parells diferents*
- *$x_1 < x_2 < \dots < x_m$*

Perspectiva 2:

- *alldifferent($[d_{1,2}, d_{1,3}, \dots, d_{m-1,m}]$)*
- *$d_{i,k} = d_{i,j} + d_{j,k}$ per a $1 \leq i < j < k \leq m$*

Combinació de models (iii)

Golomb Ruler

Una G-Ruler amb m marques consisteix en: $([0,1,4,10,12,17])$

- un conjunt de m enters $0 = x_1 < x_2 < \dots < x_m$
- les $\frac{m(m-1)}{2}$ diferències $x_j - x_i$ són diferents
- Objectiu: trobar una G-ruler amb la x_m més petita

Perspectiva 1:

- $x_j - x_i \neq x_l - x_k$ per a tots els parells diferents
- $x_1 < x_2 < \dots < x_m$

Perspectiva 2:

- alldifferent $([d_{1,2}, d_{1,3}, \dots, d_{m-1,m}])$
- $d_{i,k} = d_{i,j} + d_{j,k}$ per a $1 \leq i < j < k \leq m$

Channelling constraint:

$$d_{i,j} = x_j - x_i$$

Consideracions finals

- Reduir el número de variables. (però que propaguin bé)
- Reduir el número de constraints, per exemple us de constraints globals. (però que propaguin bé)
- Afegir més variables: Per a expressar constraints i/o per a permetre perspectives diferents
- Afegir més restriccions: implicades, trencament de simetries i channelling

