en resúmen...

Características:

- Implication graphs para BCP y análisis de conflictos
- Learning nuevas cláusulas
- Non-chronological backtracking

Heurísticas de decisión GRASP

- Procedure decide()
 - Qué variable modificar
 - Qué valor asignar
- Heurística por Default en GRASP:
 - Escoger la variable y asignación que satisface directamente el mayor número de cláusulas
- Existen otras posibilidades de heurísticas

Deducción GRASP

Boolean Constraint Propagation usando implication graphs

Ejem. para la cláusula $\omega = (x \ v \ \neg y)$, si y=1, entonces debemos tener x=1

- Para una variable x en una cláusula, asignar 0 a las demás literales es llamado antecedent assignment A(x)
 - Ejem. para $\omega = (x \ v \ y \ v \ \neg z),$ $A(x) = \{(y,0), \ (z,1)\}, \ A(y) = \{(x,0), (z,1)\}, \ A(z) = \{(x,0), \ (y,0)\}$
 - Las variables son directamente "responsables" para forzar el valor de x
 - Antecedentes de una asignación de una variable de decisión es vacío

Implication Graphs (IG)

- Cada nodo es una asignación de variable x=v(x) (decision o implied)
- Predecesores de x son asignaciones antecesoras A(x)
 - No predecesoras para asignaciones de decisión!
- Vértices de conflicto κ tienen $A(\kappa)$ = asignaciones a variables en cláusulas no satisfactibles
- Nivel de decisión para una asignación implicita es

$$\delta(x) = \max\{\delta(y)|(y,v(y)) \in A(x)\}$$

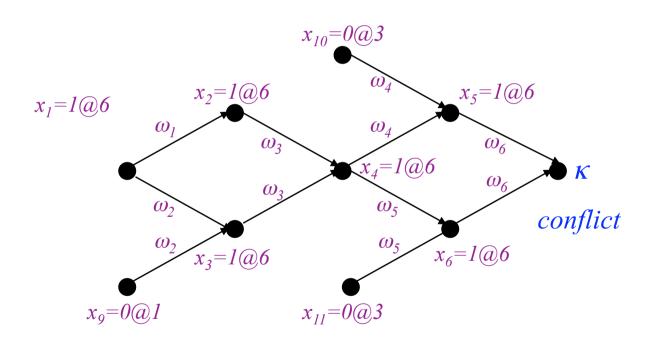
Análisis de conflictos en GRASP

- Después de un conflicto, analizar la gráfica de implicación en el nivel de decisión
- Agregar nuevas cláusulas que podrían prevenir la ocurrencia del mismo conflicto en el futuro ⇒ Learning
- Determinar el nivel de decisión a regresar, podría no ser el inmediato ⇒ Non-chronological backtracking

Aprendizaje

- Determinar la asignación que causó el conflicto en κ
 - Recorrido hacia atrás de la IG, encontrar la raíz de la IG en el transitive fanin de κ
 - La asignación es una condición necesaria para κ
- La Negación de esta asignación es llamada cláusula de conflictos inducidos $\omega_{C}(\kappa)$
 - Agregando $\omega_C(\kappa)$ a la base de datos de cláusulas prevendrá la ocurrencia de κ (de nuevo).

Aprendizaje



$$\omega_{C}(\kappa) = (\neg x_1 \lor x_9 \lor x_{10} \lor x_{11})$$

Aprendizaje

- Aprendizaje de nuevas cláusulas incrementa el tamaño de la base de datos de cláusulas
- El incremento puede ser exponencial
- Heuristicamente eliminar cláusulas basándose en parámetros dado por el usuario
 - Si el tamaño de la cláusula aprendida > parámetro,
 no incluirla

Backtracking

Failure driven assertions (FDA):

- Si $\omega_C(\kappa)$ implica la variable de decisión en curso, una diferente asignación para la variable actual es intentado.
- En nuestro IG, después de borrar la asignación en el nivel 6, $\omega_C(\kappa)$ se convierte en una cláusula $\neg x_1$
- Esto implica inmediatamente $x_1 = 0$

Ejemplo Implication Graph

Asignación actual: $\{x_9 = 0@1, x_{10} = 0@3, x_{11} = 0@3, x_{12} = 1@2, x_{13} = 1@2\}$

Última asignación: $\{x_1 = 1@6\}$

$$\omega_{l} = (\neg x_{1} \vee x_{2})$$

$$\omega_{2} = (\neg x_{1} \vee x_{3} \vee x_{9})$$

$$\omega_{3} = (\neg x_{2} \vee \neg x_{3} \vee x_{4})$$

$$\omega_{4} = (\neg x_{4} \vee x_{5} \vee x_{10})$$

$$\omega_{5} = (\neg x_{4} \vee x_{6} \vee x_{11})$$

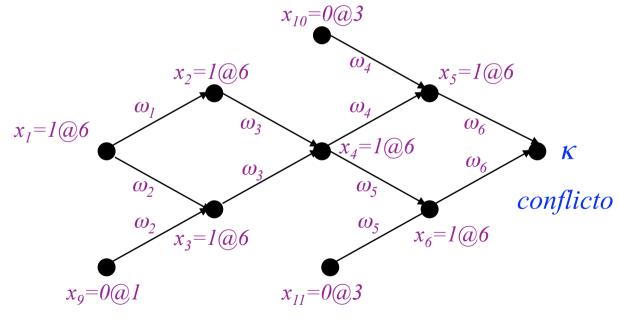
$$\omega_{6} = (\neg x_{5} \vee \neg x_{6})$$

$$\omega_{7} = (x_{1} \vee x_{7} \vee \neg x_{12})$$

$$\omega_{8} = (x_{1} \vee x_{8})$$

$$\omega_{9} = (\neg x_{7} \vee \neg x_{8} \vee \neg x_{13})$$

$$\omega_{C}(\kappa) = (\neg x_{1} \vee x_{9} \vee x_{10} \vee x_{11})$$



Ejemplo Implication Graph

Asignación actual: $\{x_9 = 0@1, x_{10} = 0@3, x_{11} = 0@3, x_{12} = 1@2, x_{13} = 1@2\}$

Última asignación: $\{x_1 = 0@6\}$

$$\omega_{l} = (\neg x_{1} \vee x_{2})$$

$$\omega_{2} = (\neg x_{1} \vee x_{3} \vee x_{9})$$

$$\omega_{3} = (\neg x_{2} \vee \neg x_{3} \vee x_{4})$$

$$\omega_{4} = (\neg x_{4} \vee x_{5} \vee x_{10})$$

$$\omega_{5} = (\neg x_{4} \vee x_{6} \vee x_{11})$$

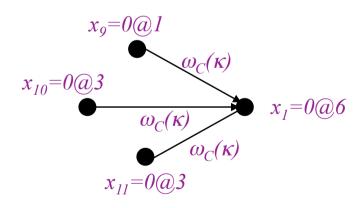
$$\omega_{6} = (\neg x_{5} \vee x_{6})$$

$$\omega_{7} = (x_{1} \vee x_{7} \vee \neg x_{12})$$

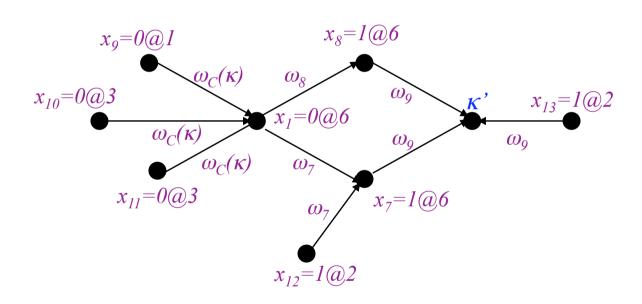
$$\omega_{8} = (x_{1} \vee x_{8})$$

$$\omega_{9} = (\neg x_{7} \vee \neg x_{8} \vee \neg x_{13})$$

$$\omega_{C}(\kappa) = (\neg x_{1} \vee x_{9} \vee x_{10} \vee x_{11})$$

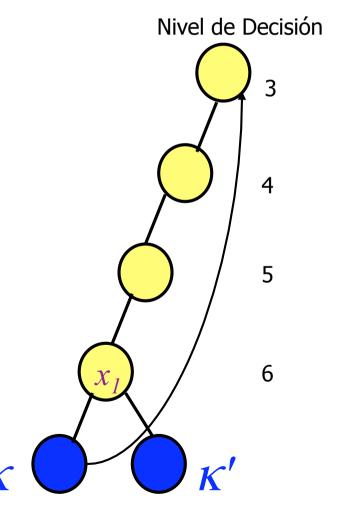


Non-chronological backtracking



$$A_{C}(\kappa') = \{x_{9} = 0 @ 1, x_{10} = 0 @ 3, x_{11} = 0 @ 3, x_{12} = 1 @ 2, x_{13} = 1 @ 2\}$$

$$\omega_{C}(\kappa) = (x_{9} \vee x_{10} \vee x_{11} \vee \neg x_{12} \vee \neg x_{13})$$



Ejemplo

$$\omega_1 = (x_1 \vee x_2 \vee x_4 \vee x_5)$$

$$\omega_2 = (x_1 \vee x_2 \vee x_4 \vee \neg x_5)$$

$$\omega_3 = (\neg x_3 \lor x_6)$$

$$\omega_4 = (x_1 \vee \neg x_4 \vee x_7)$$

$$\omega_4 = (x_1 \vee \neg x_4 \vee x_7)$$

$$\omega_5 = (x_2 \vee \neg x_4 \vee \neg x_7)$$

$$x_1 = 0 @ 1$$

$$x_{I} = 0$$

$$x_2 = 0$$
 @ 2

$$x_3 = 0@3 \longrightarrow x_6 = 1@3$$

Implication Graph

- Una gráfica de implicaciones mantiene la pista de por qué las variables son asignadas al valor que tienen.
- Cada variable asignada tiene un nodo.
- Las variables forzan a otra variable a tener cierto valor.

Ejemplo

$$\omega_1 = (x_1 \vee x_2 \vee x_4 \vee x_5) \mathbf{x}$$

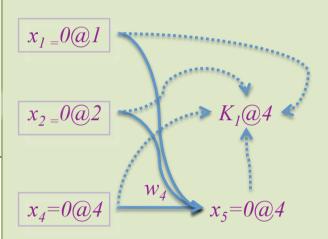
$$\omega_2 = (x_1 \vee x_2 \vee x_4 \vee \neg x_5)$$

$$\omega_3 = (\neg x_3 \lor x_6)$$

$$\omega_4 = (x_1 \vee \neg x_4 \vee x_7)$$

$$\omega_5 = (x_2 \vee \neg x_4 \vee \neg x_7)$$

$$\omega(k_1) = (x_1 \vee x_2 \vee x_4)$$



$$x_3 = 0@3 \longrightarrow x_6 = 1@3$$

Cláusulas De Conflicto

- k_1 fue causada por $\neg x_1 \& \neg x_2 \& \neg x_4$
- Para evitar k₁, forzamos a esta que no sea verdadera
- Agregamos una cláusula de conflicto

$$w(k_1) = \neg(\neg x_1 \& \neg x_2 \& \neg x_4)$$

= $x_1 + x_2 + x_4$

Ejemplo

$$\omega_1 = (x_1 \vee x_2 \vee x_4 \vee x_5)$$

$$\omega_2 = (x_1 \vee x_2 \vee x_4 \vee \neg x_5)$$

$$\omega_3 = (\neg x_3 \lor x_6)$$

$$\omega_4 = (x_1 \vee \neg x_4 \vee x_7)$$

$$\omega_5 = (x_2 \vee \neg x_4 \vee \neg x_7)$$

$$\omega(k_1) = (x_1 \vee x_2 \vee x_4)$$

$$x_{1} = 0@1$$
 $x_{2} = 0@2$
 $x_{1} = 0@4$

$$x_3 = 0@3 \longrightarrow x_6 = 1@3$$

 $x_4 = 0 @ 4$

Ejemplo

$$\omega_1 = (x_1 \vee x_2 \vee x_4 \vee x_5)$$

$$\omega_2 = (x_1 \vee x_2 \vee x_4 \vee \neg x_5)$$

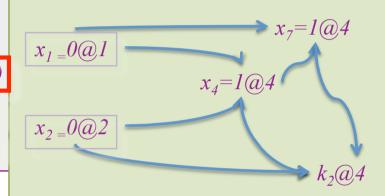
$$\omega_3 = (\neg x_3 \lor x_6)$$

$$\omega_4 = (x_1 \vee \neg x_4 \vee x_7)$$

$$\omega_5 = (x_2 \vee \neg x_4 \vee \neg x_7)$$

$$\omega(k_1) = (x_1 \vee x_2 \vee x_4)$$

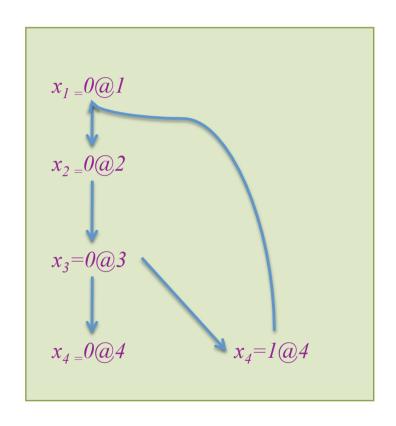
$$\omega(k_2) = (x_1 \vee x_2)$$



$$x_3 = 0@3 \longrightarrow x_6 = 1@3$$

Non-Chronological Backtracking

 GRASP es nonchronological backtracking: saltará puntos de asignación hasta el punto de decisión del árbol que afecta la asignación.



Non-Chronological Backtracking

- GRASP permite saber que asignaciones no afectan en el conflicto.
- GRASP salta a la última asignación que afecta el conflicto.

$$\omega_{1} = (x_{1} \vee x_{2} \vee x_{4} \vee x_{5})$$

$$\omega_{2} = (x_{1} \vee x_{2} \vee x_{4} \vee \neg x_{5})$$

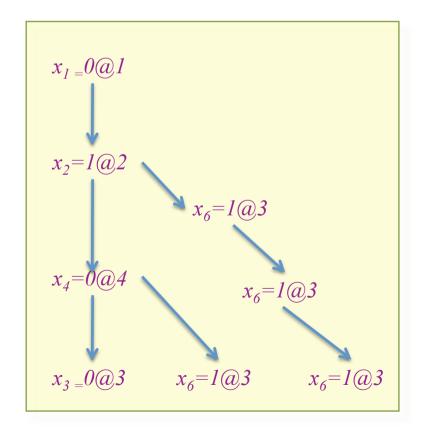
$$\omega_{3} = (\neg x_{3} \vee x_{6})$$

$$\omega_{4} = (x_{1} \vee \neg x_{4} \vee x_{7})$$

$$\omega_{5} = (x_{2} \vee \neg x_{4} \vee \neg x_{7})$$

$$\omega(k_{1}) = (x_{1} \vee x_{2} \vee x_{4})$$

$$\omega(k_{2}) = (x_{1} \vee x_{2})$$



$$x_{1} = 0@1$$
 $x_{2} = 1@2$
 $x_{4} = 0@4$
 $x_{3} = 0@3 \xrightarrow{w_{3}} x_{6} = 1@3$

Davis-Putnam Algorithm

- Algoritmo recursivo que realiza una búsquda de árbol haciendo asignaciones a las variables restantes en cada etapa del algoritmo
- Tiene un mejor rendimiento en promedio que una búsqueda exhaustiva

Davis-Putnam Algorithm

• Ejemplo del algoritmo Davis-Putnam:

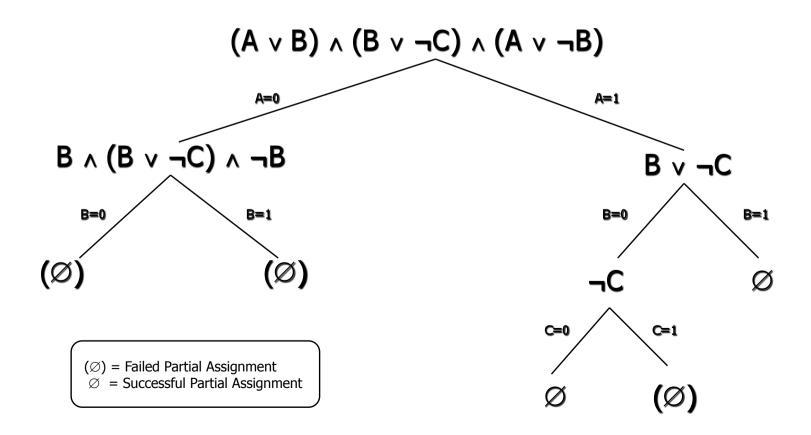
```
(A \lor B) \land (B \lor \neg C) \land (A \lor \neg B)
```

Davis-Putnam Algorithm:

```
procedure split(E) { if \ E \ has \ an \ empty \ clause, \ then \ return \\ if \ E \ has \ no \ clauses, \ then \ exit \ with \ current \ partial \ assignment \\ select \ next \ unassigned \ variable, \ x_i \ in \ E \\ split(E(x_i=0)) \\ split(E(x_i=1)) \\ }
```

Algoritmo Davis-Putnam

Aplicación a: $(A \lor B) \land (B \lor \neg C) \land (A \lor \neg B)$



Algoritmo Davis-Putnam

- Desafortunadamente, en el peor de los casos el algoritmo Davis-Putnam es exponencial
- Actualmente no hay solución que provea un mejor rendimiento en el peor de los casos que no sea exponencial.

Algoritmo Davis-Putnam

 Reslvedores SAT como Davis-Putnam modifican asignaciones hechas en reserva del orden en el cual son realizadas y siempre realiza la misma asignación.