

TỐI ƯU LẬP KẾ HOẠCH

Quy hoạch ràng buộc

Nội dung

- Tổng quan phương pháp quy hoạch ràng buộc
- Thành phần trong quy hoạch ràng buộc
- Thu hẹp không gian tìm kiếm
- Phân nhánh và tìm kiếm quay lui
- Ví dụ minh họa bài toán N-queens
- Bài toán Sudoku
- Bài toán phân bổ môn học



Tổng quan Quy hoạch ràng buộc

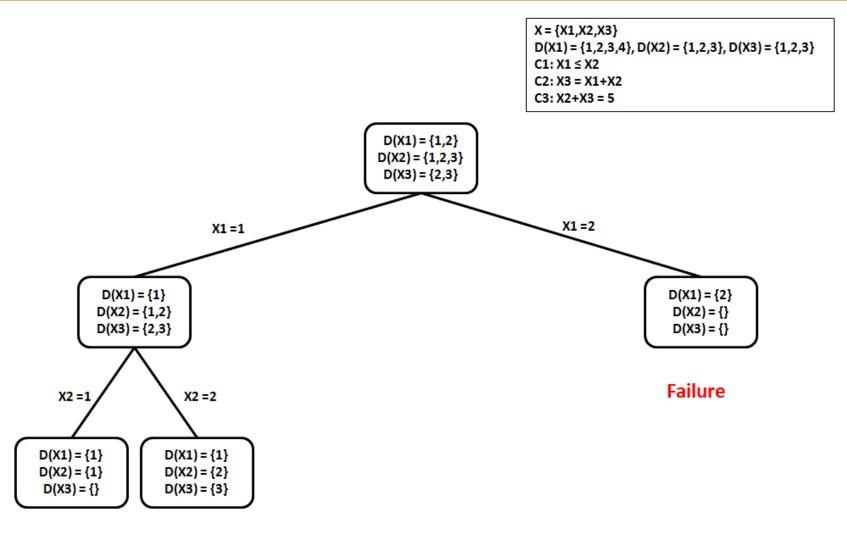
- Quy hoạch ràng buộc: Constraint Programming (hay CP)
- Bài toán tối ưu COP = (X, D, C, f)
 - $X = \{X_1, ..., X_N\}$: tập các biến
 - $D = \{D_1, \ldots, D_N\}$: miền giá trị của các biến
 - $C = \{C_1, \ldots, C_K\}$: tập các ràng buộc
 - f: hàm mục tiêu
- CP: Một phương pháp giải đúng bài toán tối ưu tổ hợp
 - Dùng các ràng buộc để tỉa không gian tìm kiếm: loại bỏ các giá trị thừa ra khỏi miền giá trị của các biến
 - Phân nhánh và tìm kiếm quay lui: Chia không gian tìm kiếm thành các không gian con
 - Liệt kê các giá trị cho biến được lựa chọn
 - Phân hoạch tập giá trị của mỗi biến được lựa chọn thành 2 hoặc nhiều tập con



Tổng quan Quy hoạch ràng buộc

- Biến
 - $X = \{X_0, X_1, X_2, X_3, X_4\}$
- Miền giá trị
 - $X_0, X_1, X_2, X_3, X_4 \in \{1,2,3,4,5\}$
- Ràng buộc
 - $C_1: X_2 + 3 \neq X_1$
 - $C_2: X_3 \le X_4$
 - C_3 : $X_2 + X_3 = X_0 + 1$
 - C_4 : $X_4 \le 3$
 - C_5 : $X_1 + X_4 = 7$
 - $C_6: X_2 = 1 \Rightarrow X_4 \neq 2$

Tổng quan Quy hoạch ràng buộc





Solution



Constraint Programming in a Nutshell

SEND

MORE

MONEY



Constraint Programming in a Nutshell

SEND + MORE = MONEY



SEND + MORE = MONEY

Assign distinct digits to the letters

$$= M O N E Y$$

holds.



SEND + MORE = MONEY

Assign distinct digits to the letters

$$= M O N E Y$$

holds.

Solution

$$= 1 0 6 5 2$$



A Model for **MONEY**

- number of variables: 8
- constraints:

```
c_1 = \{ (S,E,N,D,M,O,R,Y) \in Z^8 \mid 0 \le S,...,Y \le 9 \}
c_2 = \{ (S,E,N,D,M,O,R,Y) \in Z^8 \mid 1000*S + 100*E + 10*N + D + 1000*M + 100*O + 10*R + E = 10000*M + 1000*O + 100*N + 10*E + Y \}
```



A Model for MONEY (continued)

• more constraints

```
c_3 = \{ (S,E,N,D,M,O,R,Y) \in Z^8 \mid S \neq 0 \}
c_4 = \{ (S,E,N,D,M,O,R,Y) \in Z^8 \mid M \neq 0 \}
c_5 = \{ (S,E,N,D,M,O,R,Y) \in Z^8 \mid S...Y \text{ all different} \}
```



Solution for MONEY

```
c_{1} = \{ (S,E,N,D,M,O,R,Y) \in Z^{8} \mid 0 \leq S,...,Y \leq 9 \} 
c_{2} = \{ (S,E,N,D,M,O,R,Y) \in Z^{8} \mid 1000*S + 100*E + 10*N + D + 1000*M + 100*O + 10*R + E 
= 10000*M + 1000*O + 100*N + 10*E + Y \} 
c_{3} = \{ (S,E,N,D,M,O,R,Y) \in Z^{8} \mid S \neq 0 \} 
c_{4} = \{ (S,E,N,D,M,O,R,Y) \in Z^{8} \mid M \neq 0 \} 
c_{5} = \{ (S,E,N,D,M,O,R,Y) \in Z^{8} \mid S...Y \text{ all different} \}
```

Solution: $(9,5,6,7,1,0,8,2) \in \mathbb{Z}^8$

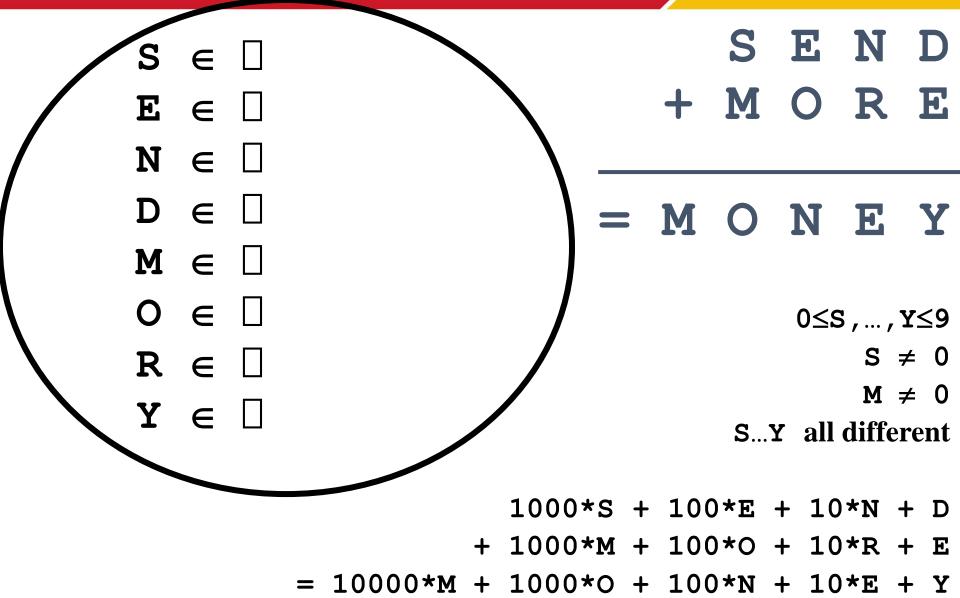


Elements of Constraint Programming

Exploiting constraints during tree search

- Use propagation algorithms for constraints
- Employ branching algorithm
- Execute exploration algorithm







Propagate SEND + MORE $S \in \{0..9\}$ $E \in \{0..9\}$ = M O N E Y $N \in \{0..9\}$ $D \in \{0..9\}$ $0 \le S, \dots, Y \le 9$ $M \in \{0..9\}$ $S \neq 0$ $0 \in \{0..9\}$ $M \neq 0$ S...Y all different $R \in \{0...9\}$ $Y \in \{0..9\}$ 1000*S + 100*E + 10*N + D 1000*M + 100*O + 10*R + E

10000*M + 1000*O + 100*N + 10*E + Y



Propagate SEND + MORE $S \in \{1..9\}$ $E \in \{0..9\}$ = M O N E Y $N \in \{0..9\}$ $D \in \{0..9\}$ $0 \le S, \dots, Y \le 9$ $M \in \{1..9\}$ $S \neq 0$ $0 \in \{0..9\}$ $\mathbf{M} \neq \mathbf{0}$ S...Y all different $R \in \{0...9\}$ $Y \in \{0..9\}$ 1000*S + 100*E + 10*N + D1000*M + 100*O + 10*R + E

10000*M + 1000*O + 100*N + 10*E + Y



Propagate SEND + MORE $S \in \{9\}$ $E \in \{4...7\}$ = M O N E Y $N \in \{5..8\}$ $D \in \{2..8\}$ $0 \le S, \dots, Y \le 9$ $M \in \{1\}$ $S \neq 0$ $0 \in \{0\}$ $M \neq 0$ S...Y all different $R \in \{2..8\}$ $Y \in \{2..8\}$ 1000*S + 100*E + 10*N + D1000*M + 100*O + 10*R + E

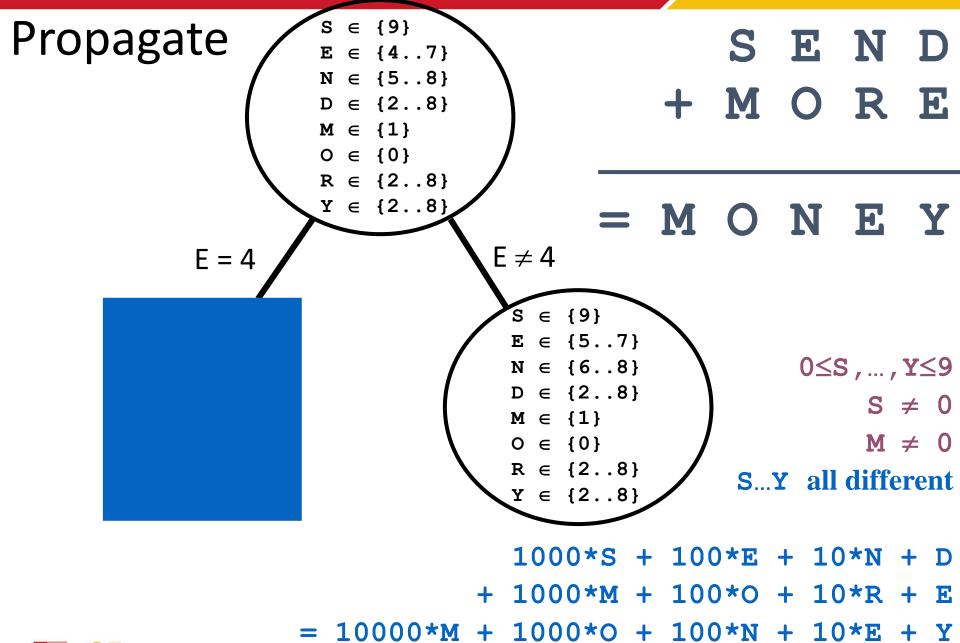
10000*M + 1000*O + 100*N + 10*E + Y



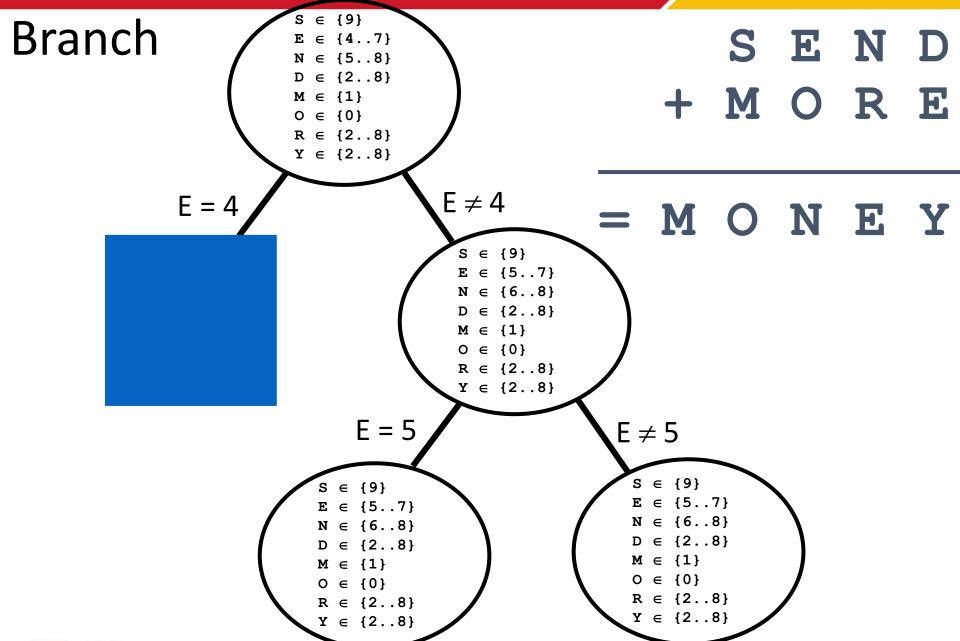
$S \in \{9\}$ Branch SEND $E \in \{4..7\}$ $N \in \{5..8\}$ + MORE $D \in \{2..8\}$ $M \in \{1\}$ $0 \in \{0\}$ $R \in \{2...8\}$ $Y \in \{2..8\}$ = M O N E Y $E \neq 4$ E = 4 $S \in \{9\}$ $S \in \{9\}$ $E \in \{4...7\}$ $E \in \{4..7\}$ $N \in \{5..8\}$ $N \in \{5...8\}$ 0≤S,...,Y≤9 $D \in \{2..8\}$ $D \in \{2..8\}$ $S \neq 0$ $M \in \{1\}$ $M \in \{1\}$ $0 \in \{0\}$ $0 \in \{0\}$ $\mathbf{M} \neq \mathbf{0}$ $R \in \{2..8\}$ $R \in \{2..8\}$ S...Y all different $Y \in \{2..8\}$ $Y \in \{2..8\}$ 1000*S + 100*E + 10*N + D+ 1000*M + 100*O + 10*R + E

= 10000*M + 1000*O + 100*N + 10*E + Y

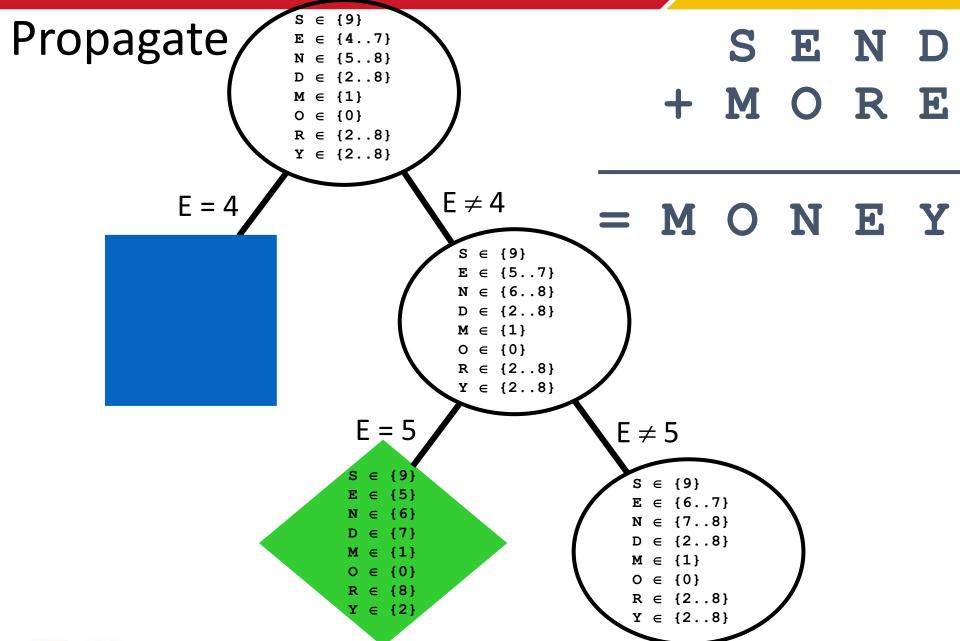




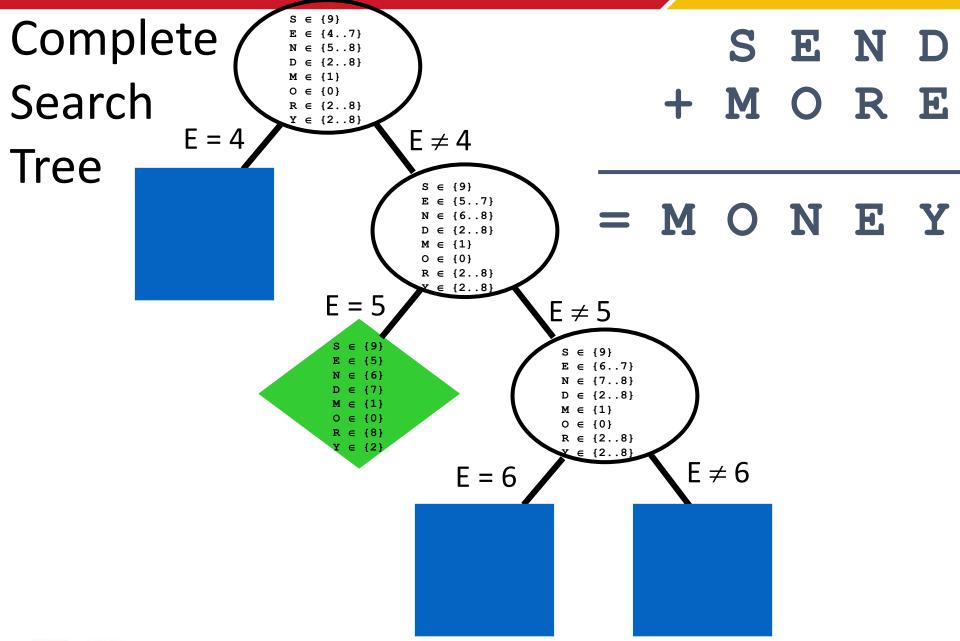














Constraint Programming Systems

Role: support elements of constraint programming

- Provide propagation algorithms for constraints
 - all different (e.g. wait for fixing)
 - summation (e.g. interval consistency)
- Allow choice of branching algorithm (e.g. first-fail)
- Allow choice of exploration algorithm (e.g. depth-first search)



The Art of Constraint Programming

- Choose model
- Choose propagation algorithms
- Choose branching algorithm
- Choose exploration algorithm



Nội dung

- Tổng quan phương pháp quy hoạch ràng buộc
- Thành phần trong quy hoạch ràng buộc
- Thu hẹp không gian tìm kiếm
- Phân nhánh và tìm kiếm quay lui
- Ví dụ minh họa bài toán N-queens
- Bài toán Sudoku
- Bài toán phân bổ môn học



Constraint Problems

A finite domain constraint problem consists of:

- number of variables: n
- constraints: $c_1, ..., c_m \subseteq Z^n$

The problem is to find

$$\mathbf{a} = (\mathbf{v}_1, \dots, \mathbf{v}_n) \in \mathbb{Z}^n$$
 such that

$$a \in c_i$$
, for all $1 \le i \le m$



Constraints

Constraint programming separates constraints into

- basic constraints: complete constraint solving
- non-basic constraints: propagation (incomplete); search needed

```
1000*S + 100*E + 10*N + D
all different(S,E,N,D,
                                             + 1000*M + 100*O + 10*R + E
                M,O,R,Y)
                                 = 10000*M + 1000*O + 100*N + 10*E + Y
                            \in \{1..9\}
                         E \in \{0...9\}
                         N \in \{0...9\}
                         D \in \{0..9\}
                         M \in \{1...9\}
                         0 \in \{0..9\}
                         R \in \{0...9\}
                          Y \in \{0..9\}
```



```
1000*S + 100*E + 10*N + D
all different(S,E,N,D,
                                             + 1000*M + 100*O + 10*R + E
                M,O,R,Y)
                                 = 10000*M + 1000*O + 100*N + 10*E + Y
                            \in \{1..9\}
                         E \in \{0...9\}
                         N \in \{0...9\}
                         D \in \{0..9\}
                         M \in \{1\}
                         0 \in \{0...9\}
                         R \in \{0...9\}
                          Y \in \{0..9\}
```



```
1000*S + 100*E + 10*N + D
all different(S,E,N,D,
                                             + 1000*M + 100*O + 10*R + E
                M,O,R,Y)
                                 = 10000*M + 1000*O + 100*N + 10*E + Y
                            \in \{2..9\}
                         E \in \{0,2..9\}
                         N \in \{0, 2...9\}
                         D \in \{0, 2...9\}
                         M \in \{1\}
                         0 \in \{0,2..9\}
                         R \in \{0,2..9\}
                         Y \in \{0,2..9\}
```



```
1000*S + 100*E + 10*N + D
all different(S,E,N,D,
                                            + 1000*M + 100*O + 10*R + E
                M,O,R,Y)
                                = 10000*M + 1000*O + 100*N + 10*E + Y
                           \in \{2..9\}
                         E \in \{0,2..9\}
                         N \in \{0, 2...9\}
                         D \in \{0, 2...9\}
                         M \in \{1\}
                         0 \in \{0\}
                         R \in \{0,2..9\}
                         Y \in \{0,2..9\}
                                               and so on and so on
```



```
1000*S + 100*E + 10*N + D
all different(S,E,N,D,
                                               + 1000*M + 100*O + 10*R + E
                 M,O,R,Y)
                                  = 10000*M + 1000*O + 100*N + 10*E + Y
                          S \in \{9\}
                          \mathbf{E} \in \{5...7\}
                          N \in \{6..8\}
                          D \in \{2..8\}
                          M \in \{1\}
                          0 \in \{0\}
                          R \in \{2..8\}
                           Y \in \{2..8\}
```



Issues in Propagation

- Completeness: What behavior can be expected from propagation?
- Efficiency: How much computational resources does propagation consume?



Completeness of Propagation

- Given: Basic constraint C and propagator P.
- Propagation is complete, if for every variable **x** and every value **v** in the domain of **x**, there is an assignment in which **x=v** that satisfies C and P.
- Complete propagation is also called domain-consistency or arc-consistency.

Completeness of Propagation

- General arithmetic constraints are undecidable (Hilbert's Tenth Problem).
- Propagation cannot always exhibit all inconsistencies.
- Example:

```
c_1: n > 2
```

$$c_2$$
: $a^n + b^n = c^n$



Example: Complete All Different

```
C: w ∈ {1,2,3,4}
x ∈ { 2,3,4}
y ∈ { 2,3,4}
z ∈ { 2,3,4}
P: all_different(w,x,y,z)
```



Example: Complete All Different

```
• C: w \in \{1, 2, 3, 4\}

x \in \{2, 3, 4\}

y \in \{2, 3, 4\}

z \in \{2, 3, 4\}
```

- P: all_different(w,x,y,z)
- Most efficient known algorithm: $O(|X|^2 d_{max}^2)$ Regin [1994], using graph matching



Basic Constraints vs. Propagators

- Basic constraints
 - are conjunctions of constraints of the form
 X ∈ S, where S is a finite set of integers
 - Enjoy complete constraint solving
- Propagators
 - can be arbitrarily expressive (arithmetic, symbolic)
 - implementation typically fast but incomplete



Propagation vs Branching

Obvious trade-off:

Complex propagation algorithms result in fewer, but more expensive nodes in the search tree.

Example: MONEY with

alldiff and sum: only test fixed assignment alldiff: wait
for fixed variables
sum: interval cons.

alldiff and sum:
domain
consistency

MSORM 2000

Constraint Programming



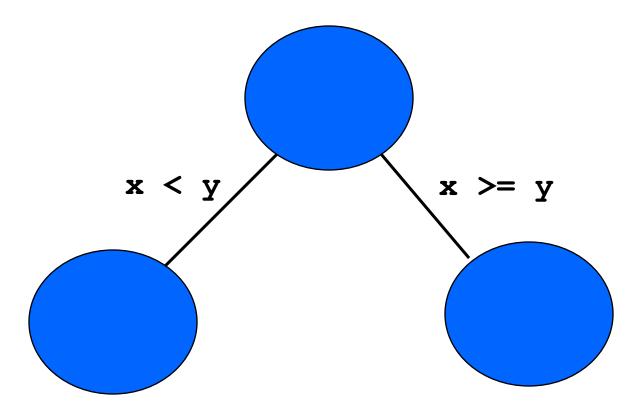
Branching Algorithms

Constraint programming systems provide

- libraries of predefined branching algorithms
- programming support for user-defined branching algorithms

Basic Choice Points

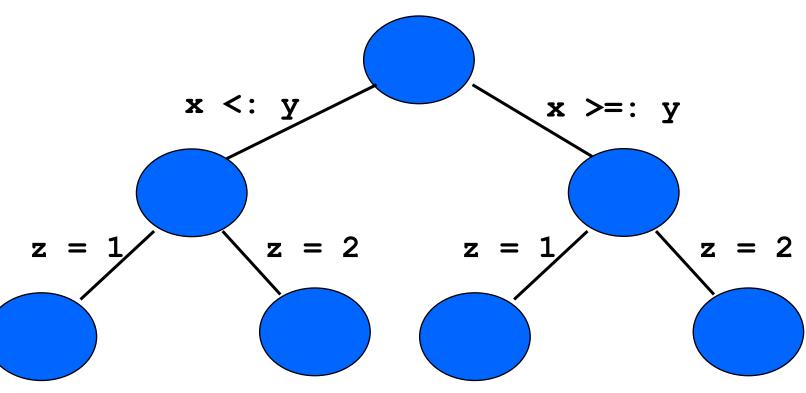
choice x <: y [] x >=: y end





Choice Point Sequences

```
choice x <: y [] x >=: y end
choice z = 1 [] z = 2 end
```





Examples of Branching Algorithms

- Enumeration: Choose variable, choose value
 - naive enumeration: choose variables and values in a fixed sequence
 - first-fail enumeration: choose a variable with minimal domain size
- Domain-splitting:

```
choice X <: Mid [] X >=: Mid end
```

Task sequencing for scheduling (later)



Order of Exploration

- Depth-first search
- Iterative Deepening



Optimization

- Branch-and-bound
- Restart optimization



- Đinh nghĩa: Bài toán CSP = (X,D,C), trong đó:
 - $X = \{X_1, ..., X_N\}$ tập các biến
 - D = $\{D(X_1),...,D(X_N)\}$ tập miền giá trị của các biến
 - $C = \{C_1, ..., C_K\}$ tập các ràng buộc
 - Ký hiệu X(c) tập các biến tham gia vào ràng buộc c



- Domain consistency (DC)
 - Cho bài toán thỏa mãn ràng buộc CSP = (X,D,C), một ràng buộc c ∈ C được gọi là domain consistent nếu với mỗi biến X_i ∈ X(c), mỗi giá trị v∈D(X_i), tồn tại bộ giá trị cho các biến ∈ X(c) \ {X_i} sao cho ràng buộc c được thỏa mãn
 - Bài toán CSP được gọi là domain consistent nếu c là domain consistent với mọi ràng buộc c ∈ C
- Thuật toán DC là thuật toán nhằm loại bỏ các giá trị dư thừa khỏi miền giá trị của các biến để đưa bài toán CSP ban đầu về bài toán CSP domain consistent tương đương

- Ví dụ: CSP = (X,D,C) trong đó:
 - $X = \{X_1, X_2, X_3, X_4\}$
 - $D(X_1) = \{1,2,3,4\}, D(X_2) = \{1,2,3,4,5,6,7\}, D(X_3) = \{2,3,4,5\}, D(X_4) = \{1,2,3,4,5,6\}$
 - $C = \{c_1, c_2, c_3\}$ với
 - $c_1 \equiv X_1 + X_2 \ge 5$
 - $c_2 \equiv X_1 + X_3 \ge X_4$
 - $c_3 \equiv X_1 + 3 \ge X_3$
 - → CSP này là domain consistent
 - Khi phân nhánh, xét $X_1 = 1$, thuật toán DC sẽ đưa CSP đã cho về CSP¹ tương đương các là domain consistent với miền giá trị được thu hẹp như sau : $D^1(X_1) = \{1\}$, $D^1(X_2) = \{4,5,6,7\}$, $D^1(X_3) = \{2,3,4\}$, $D^1(X_4) = \{1,2,3,4,5\}$



- Một bài toán CSP là domain consistent chưa đảm bảo luôn có lời giải,
- Ví dụ xét CSP sau:
 - $X = \{X_1, X_2, X_3\}$
 - $D(X_1) = D(X_2) = D(X_3) = \{0,1\}$
 - $c_1 \equiv X_1 \neq X_2$, $c_2 \equiv X_1 \neq X_3$, $c_3 \equiv X_2 \neq X_3$
 - → Rõ ràng CSP này là domain consistent nhưng lại không có lời giải chấp nhận được (lời giải thỏa mãn ràng buộc)



```
Algorithm AC3(X,D,C){
 Q = \{(x,c) \mid c \in C \land x \in X(c)\};
 while(Q not empty){
   select and remove (x,c) from Q;
   if ReviseAC3(x,c) then{
    if D(x) = \{\} then
       return false;
    else
       Q = Q \cup \{(x',c') \mid c' \in C \setminus \{c\} \land x,x' \in X(c') \land x \neq x'\}
 return true;
```

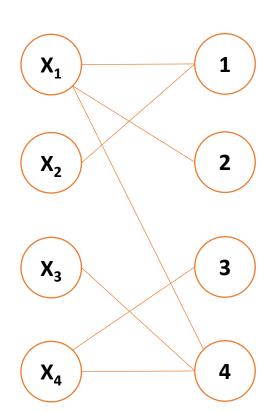
```
Algorithm ReviseAC3(x,c){
 CHANGE = false;
 for v \in D(x) do{
  if there does not exists other values
   of X(c) \setminus \{x\} such that c
      is satisfied then{
     remove v from D(x);
     CHANGE = true;
 return CHANGE;
```



- Một số ràng buộc, ví dụ ràng buộc nhị phân (ràng buộc giữa 2 biến) → thuật toán DC hiệu quả
- Ràng buộc AllDifferent(X₁,X₂,...,X_N), thuật toán DC dựa trên thuật toán hiệu quả cặp ghép cực đại (Max-Matching)
 - Tập đỉnh bên phải là các biến, tập đỉnh bên trái là các giá trị
 - Với mỗi cạnh (X_i, v), (với v ∈ D(X_i)), nếu không tồn tại phương án cặp ghép kích thước N trong đó (X_i, v) là một thành phần của phương án thì có thể loại bỏ v khỏi D(X_i)

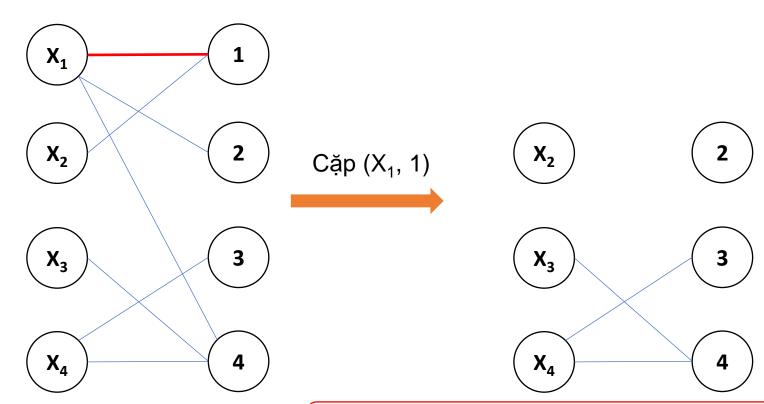


- $X = \{X_1, X_2, X_3, X_4\}$
- $D(X_1) = \{1,2,4\}, D(X_2) = \{1\}, D(X_3) = \{4\}, D(X_4) = \{3,4\}$





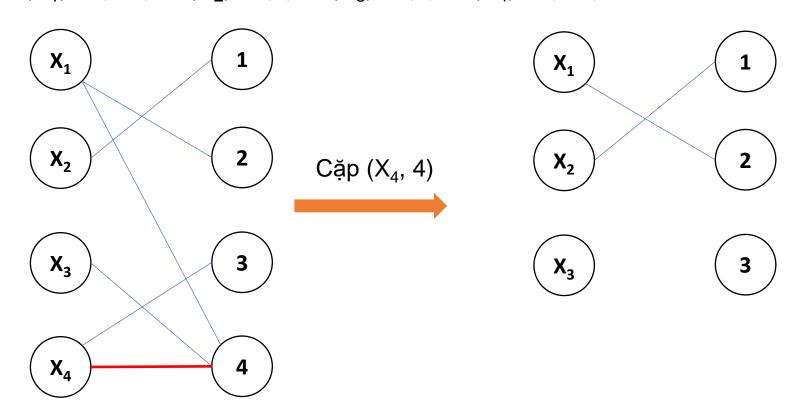
- $X = \{X_1, X_2, X_3, X_4\}$
- $D(X_1) = \{1,2,4\}, D(X_2) = \{1\}, D(X_3) = \{4\}, D(X_4) = \{3,4\}$





Không tồn tại cặp ghép kích thước 3 → loại bỏ được 1 khởi miền giá trị của X₁

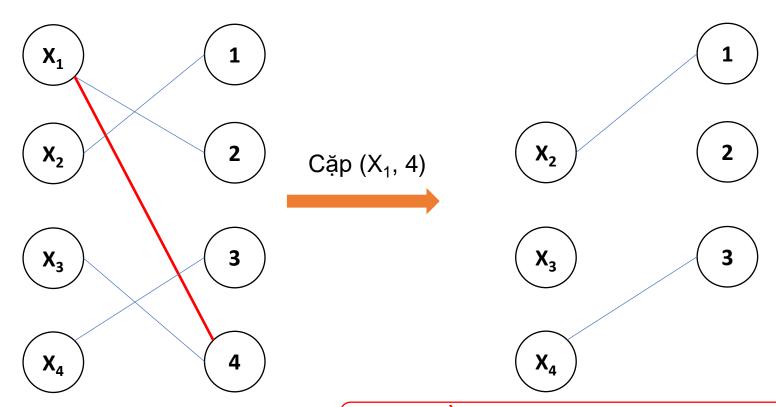
- $X = \{X_1, X_2, X_3, X_4\}$
- $D(X_1) = \{2,4\}, D(X_2) = \{1\}, D(X_3) = \{4\}, D(X_4) = \{3,4\}$





Không tồn tại cặp ghép kích thước 3 → loại bỏ được 4 khởi miền giá trị của X₄ ₅₄

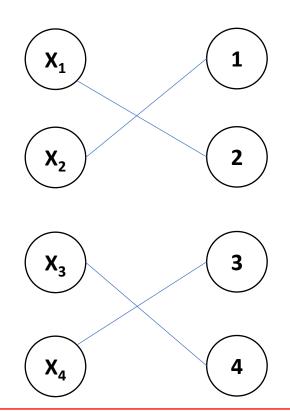
- $X = \{X_1, X_2, X_3, X_4\}$
- $D(X_1) = \{2,4\}, D(X_2) = \{1\}, D(X_3) = \{4\}, D(X_4) = \{3\}$





Không tồn tại cặp ghép kích thước 3 → loại bỏ được 4 khỏi miền giá trị của X₁ ₅₅

- $X = \{X_1, X_2, X_3, X_4\}$
- $D(X_1) = \{2\}, D(X_2) = \{1\}, D(X_3) = \{4\}, D(X_4) = \{3\}$



Phương án chấp nhận được



- Việc tỉa không gian tìm kiếm (Propagation) không đủ để tìm ra lời giải tối ưu thỏa mãn ràng buộc
- Cần thiết phải kết hợp giữa tỉa không gian tìm kiếm với phân nhánh và tìm kiếm quay lui

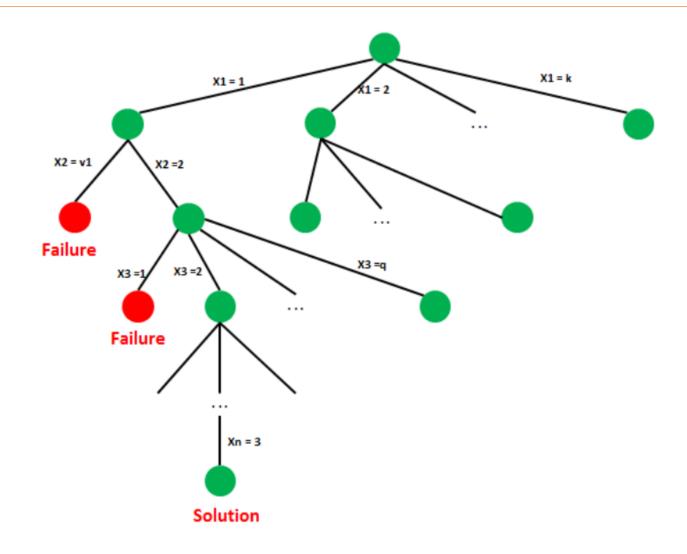


- Việc tỉa không gian tìm kiếm (Propagation) không đủ để tìm ra lời giải tối ưu thỏa mãn ràng buộc
- Cần thiết phải kết hợp giữa tỉa không gian tìm kiếm với phân nhánh và tìm kiếm quay lui
 - Phân ra bài toán CSP P_0 ban đầu thành các CSP $P_1,...,P_M$
 - Tập các lời giải của P_0 bằng hợp của tập các lời giải của P_1, \dots, P_M
 - Miền giá trị mỗi biến trong P_1, \dots, P_M không lớn hơn miền giá trị P_0

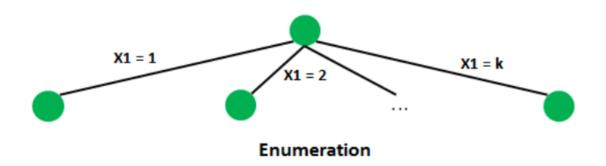


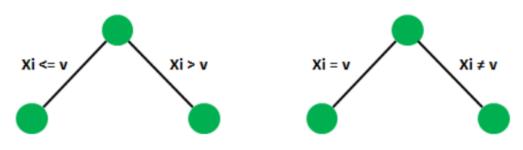
- Việc tỉa không gian tìm kiếm (Propagation) không đủ để tìm ra lời giải tối ưu thỏa mãn ràng buộc
- Cần thiết phải kết hợp giữa tỉa không gian tìm kiếm với phân nhánh và tìm kiếm quay lui
 - Phân ra bài toán CSP P_0 ban đầu thành các CSP $P_1,...,P_M$
 - Tập các lời giải của P_0 bằng hợp của tập các lời giải của P_1, \dots, P_M
 - Miền giá trị mỗi biến trong P_1, \dots, P_M không lớn hơn miền giá trị P_0
 - Cây tìm kiếm (Search Tree)
 - Nút gốc là CSP P₀ ban đầu
 - Mỗi nút của cây là 1 CSP
 - Nếu $P_1,...,P_M$ là các nút con của P_0 thì tập các lời giải của P_0 sẽ bằng với hợp của tập các lời giải của $P_1,...,P_M$
 - Nút lá
 - Một lời giải thỏa mãn ràng buộc
 - Failure (tồn tại biến của miền giá trị rỗng)













- Một số chiến lược tìm kiếm
 - Chọn biến
 - dom heuristic: chọn biến có miền giá trị nhỏ nhất
 - deg heuristic: chọn biến tham gia vào nhiều ràng buộc nhất
 - dom+deg heuristic: áp dụng dom trước, sau đó áp dụng deg khi có nhiều biến có cùng kích thước miền giá trị nhỏ nhất
 - dom/deg: chọn biến có tỉ số dom/deg nhỏ nhất (kích thước miền giá trị/số ràng buộc mà biến tham gia vào)
 - Chọn giá trị
 - Chọn giá trị theo thứ tự tăng dần
 - Chọn giá trị theo thứ tự giảm dần
 - Chọn giá trị ở giữa miền giá trị nhất



Một số thư viện

- Gecode: https://www.gecode.org/
- Minizinc: https://www.minizinc.org/
- Google OR-tools: https://developers.google.com/optimization
- CHOCO: https://github.com/chocoteam/choco-solver



Ví dụ

- Biến
 - $X = \{X_0, X_1, X_2, X_3, X_4\}$
- Miền giá trị
 - $X_0, X_1, X_2, X_3, X_4 \in \{1,2,3,4,5\}$
- Ràng buộc
 - $C_1: X_2 + 3 \neq X_1$
 - $C_2: X_3 \le X_4$
 - C_3 : $X_2 + X_3 = X_0 + 1$
 - C_4 : $X_4 \le 3$
 - C_5 : $X_1 + X_4 = 7$
 - $C_6: X_2 = 1 \Rightarrow X_4 \neq 2$



Ví dụ

```
from ortools.sat.python import cp model
model = cp model.CpModel()
x0 = model.NewIntVar(1, 5, 'x0')
x1 = model.NewIntVar(1, 5, 'x1')
x2 = model.NewIntVar(1, 5, 'x2')
x3 = model.NewIntVar(1, 5, 'x3')
x4 = model.NewIntVar(1, 5, 'x4')
model.Add(x2 + 3 != x1)
model.Add(x3 <= x4)
model.Add(x2 + x3 == x0 + 1)
model.Add(x4 <= 3)
model.Add(x1 + x4 == 7)
b = model.NewBoolVar('b')
model.Add(x2 == 1).OnlyEnforceIf(b)
model.Add(x2 != 1).OnlyEnforceIf(b.Not())
model.Add(x4 != 2).OnlyEnforceIf(b)
solver = cp model.CpSolver()
status = solver.Solve(model)
if status == cp model.OPTIMAL:
    print('Maximum of objective function: %i' % solver.ObjectiveValue())
    print()
    print('x0 value: ', solver.Value(x0))
    print('x1 value: ', solver.Value(x1))
    print('x2 value: ', solver.Value(x2))
    print('x3 value: ', solver.Value(x3))
    print('x4 value: ', solver.Value(x4))
```



Ví dụ: CP + IS + FUN = TRUE

```
def CPIsFunSat():
    """Solve the CP+IS+FUN==TRUE cryptarithm."""
    # Constraint programming engine
   model = cp model.CpModel()
   base = 10
    c = model.NewIntVar(1, base - 1, 'C')
    p = model.NewIntVar(0, base - 1, 'P')
    i = model.NewIntVar(1, base - 1, 'I')
    s = model.NewIntVar(0, base - 1, 'S')
   f = model.NewIntVar(1, base - 1, 'F')
    u = model.NewIntVar(0, base - 1, 'U')
   n = model.NewIntVar(0, base - 1, 'N')
   t = model.NewIntVar(1, base - 1, 'T')
    r = model.NewIntVar(0, base - 1, 'R')
    e = model.NewIntVar(0, base - 1, 'E')
    # We need to group variables in a list to use the constraint AllDifferent.
    letters = [c, p, i, s, f, u, n, t, r, e]
```



Ví dụ: CP + IS + FUN = TRUE

```
# Verify that we have enough digits.
assert base >= len(letters)
# Define constraints.
model.AddAllDifferent(letters)
\# CP + IS + FUN = TRUE
model.Add(c * base + p + i * base + s + f * base * base + u * base +
         n == t * base * base * base + r * base * base + u * base + e)
### Solve model.
solver = cp model.CpSolver()
solution printer = VarArraySolutionPrinter(letters)
# Enumerate all solutions.
solver.parameters.enumerate all solutions = True
# Solve.
status = solver.Solve(model, solution printer)
print()
print('Statistics')
print(' - status : %s' % solver.StatusName(status))
print(' - conflicts : %i' % solver.NumConflicts())
print(' - branches : %i' % solver.NumBranches())
print(' - wall time : %f s' % solver.WallTime())
print(' - solutions found : %i' % solution printer.solution count())
```



Ví dụ: CP + IS + FUN = TRUE

```
class VarArraySolutionPrinter(cp_model.CpSolverSolutionCallback):
    """Print intermediate solutions."""
   def __init__(self, variables):
       cp model.CpSolverSolutionCallback. init (self)
       self. variables = variables
       self. solution count = 0
   def on_solution_callback(self):
       self. solution count += 1
       for v in self. variables:
           print('%s=%i' % (v, self.Value(v)), end=' ')
       print()
   def solution_count(self):
       return self.__solution_count
```





```
# The following sets the constraint that no two queens can be on
# the same diagonal.
for i in range(board_size):
 # Note: is not used in the inner loop.
 diag1 = []
 diag2 = []
 for j in range(board_size):
   # Create variable array for queens(j) + j.
    q1 = model.NewIntVar(0, 2 * board_size, 'diag1_%i' % i)
   diag1.append(q1)
   model.Add(q1 == queens[j] + j)
   # Create variable array for queens(j) - j.
    q2 = model.NewIntVar(-board_size, board_size, 'diag2 %i' % i)
   diag2.append(q2)
    model.Add(q2 == queens[j] - j)
 model.AddAllDifferent(diag1)
 model.AddAllDifferent(diag2)
```



```
# The following sets the constraint that no two queens can be on
# the same diagonal.
for i in range(board_size):
 # Note: is not used in the inner loop.
 diag1 = []
 diag2 = []
 for j in range(board_size):
   # Create variable array for queens(j) + j.
    q1 = model.NewIntVar(0, 2 * board_size, 'diag1_%i' % i)
   diag1.append(q1)
   model.Add(q1 == queens[j] + j)
   # Create variable array for queens(j) - j.
    q2 = model.NewIntVar(-board_size, board_size, 'diag2 %i' % i)
   diag2.append(q2)
    model.Add(q2 == queens[j] - j)
 model.AddAllDifferent(diag1)
 model.AddAllDifferent(diag2)
```



```
### Solve model.
 solver = cp_model.CpSolver()
 solution printer = SolutionPrinter(queens)
 status = solver.SearchForAllSolutions(model, solution printer)
 print()
 print('Solutions found : %i' % solution_printer.SolutionCount())
class SolutionPrinter(cp model.CpSolverSolutionCallback):
  """Print intermediate solutions."""
 def init (self, variables):
   cp_model.CpSolverSolutionCallback.__init__(self)
   self.__variables = variables
   self. solution count = 0
 def OnSolutionCallback(self):
   self. solution count += 1
   for v in self.__variables:
     print('%s = %i' % (v, self.Value(v)), end = ' ')
   print()
 def SolutionCount(self):
   return self. solution count
```



- Có N môn học 1, 2, ..., N cần được phân bổ vào P học kỳ 1, 2, ..., P
- Mỗi môn học i có số tín chỉ là credit(i)
- L = {(i, j)}: tập các cặp môn học (i, j) trong điều kiện tiên quyết (môn i phải được xếp và học kỳ trước học kỳ của môn j)
- Cho trước các hằng số α , β , λ , γ . Hãy tìm cách xếp N môn học vào P học kỳ sao cho
 - Tổng số môn học trong mỗi học kỳ phải lớn hơn hoặc bằng α và nhỏ hơn hoặc bằng β
 - Tổng số tín chỉ các môn học trong mỗi học kỳ phải lớn hơn hoặc bằng λ và nhỏ hơn hoặc bằng γ



Môn	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
Số tín chỉ	2	1	2	1	3	2	1	3	2	3	1	3



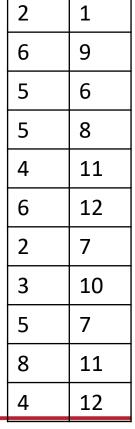
 $3 \le S \circ m \circ n$ học mỗi học kỳ ≤ 3

 $5 \le Số tín chỉ các môn học mỗi học kỳ <math>\le 7$

Phương án phân bổ



Học kỳ	1	2	3	4
Danh sách môn	2, 5, 3	1, 6,10	4,7,8	9,11,12





- Biến
 - X[p,i] = 1: môn i được phân vào học kỳ p
 - $D(X[p,i]) = \{0,1\}$
- Ràng buộc
 - $X[q,i] = 1 \rightarrow X[p,j] = 0$, $(i,j) \in L$, $1 \le p \le q \le P$
 - $\sum_{p=1}^{P} X[p,i] = 1$, với mọi i = 1,2,...,N
 - $\alpha \leq \sum_{i=1}^{N} X[p,i] \leq \beta$, với mọi p 1,2,.., P
 - $\lambda \leq \sum_{i=1}^{N} X[p,i] credit(i) \leq \gamma$, với mọi p = 1,2,.., P



```
N = 12
P = 4
credits = [2, 1, 2, 1, 3, 2, 1, 3, 2, 3, 1, 3]
orderCourseLst = [(0, 1), (1, 2)]
alpha = 3
beta = 3
lamb = 5
gamma = 7
model = cp_model.CpModel()
# Khai báo biến x[i,j] = 1 nếu môn học j được phân vào kỳ p
x = []
for i in range(P):
    t = []
   for j in range(N):
        t.append(model.NewIntVar(0, 1, x['+ str(i) + "," + str(j) + "]")
    x.append(t)
```

```
#Ràng buộc: Mỗi môn học chỉ được phân vào duy nhất 1 kỳ
for j in range(N):
    model.Add(sum(x[i][j] for i in range(P)) == 1)
#Ràng buộc: Số lượng môn học trong một kỳ phải nằm trong [alpha, beta]
for i in range(P):
    model.Add(sum(x[i][j] for j in range(N)) >= alpha)
    model.Add(sum(x[i][j] for j in range(N)) <= beta)</pre>
#Ràng buộc: Số tín chỉ trong một kỳ phải nằm trong [lambda, gamma]
for i in range(P):
    model.Add(sum(x[i][j]*credits[j] for j in range(N)) >= lamb)
    model.Add(sum(x[i][j]*credits[j] for j in range(N)) <= gamma)</pre>
```



```
#Ràng buộc: Thứ tự các môn học
for item in orderCourseLst:
    i = item[0]
   j = item[1]
    for q in range(P):
        for p in range(q+1):
            b = model.NewBoolVar('b')
            model.Add(x[q][i] == 1).OnlyEnforceIf(b)
            model.Add(x[q][i] != 1).OnlyEnforceIf(b.Not())
            model.Add(x[p][j] == 0).OnlyEnforceIf(b)
```



```
### Solve model.
solver = cp model.CpSolver()
status = solver.Solve(model)
if status == cp model.OPTIMAL or status == cp model.FEASIBLE:
    print(f'Total cost = {solver.ObjectiveValue()}')
    print()
    for i in range(P):
        for j in range(N):
            if solver.BooleanValue(x[i][j]):
                print(
                    f'Môn học \{j\} được phân cho kỳ \{i\}')
else:
    print('No solution found.')
```





VIỆN CÔNG NGHỆ THÔNG TIN VÀ TRUYỀN THÔNG

SCHOOL OF INFORMATION AND COMMUNICATION TECHNOLOGY

