

# Acquisition de contraintes par requêtes de généralisation

Christian Bessiere<sup>1</sup>, Remi Coletta<sup>1</sup>, **Abderrazak Daoudi**<sup>1,2</sup>  
Nadjib Lazaar<sup>1</sup>, Younes Mechqrane<sup>1</sup> et El Houssine Bouyakhf<sup>1</sup>

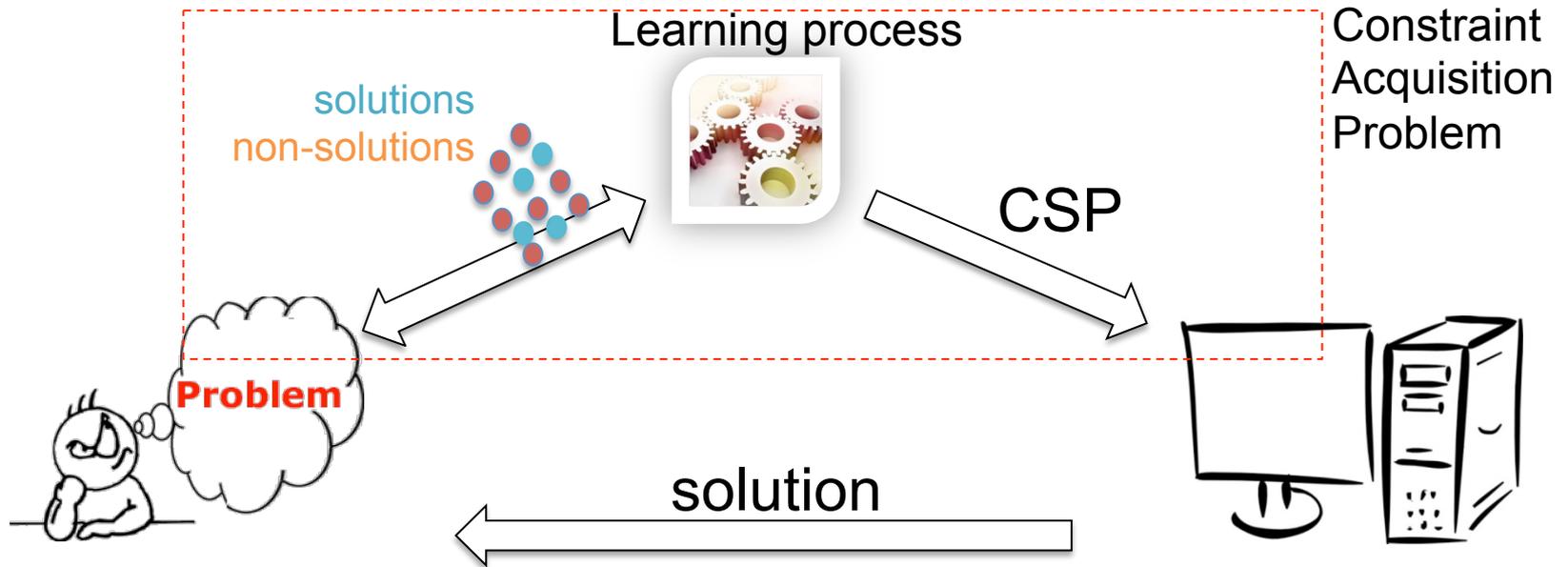
1 CNRS, Université Montpellier 2, France

2 LIMARF/FSR, Université Mohammed V-Agdal, Maroc.

# Plan

- Acquisition de contraintes
- Généralisation de contraintes
  - Types de variables
  - Requête de généralisation
  - Algorithme GENACQ
  - Stratégies
  - Algorithme G-QUACQ
- Résultats
- Conclusion

# Acquisition de contraintes



- **Objectif** : aider un novice à modéliser son problème

# Acquisition de contraintes

- **Entrée :**
  - $(X,D)$  : Vocabulaire
  - $B$  : Biais (catalogue de contraintes )
  - $C_T$  : Réseau cible
  - $E+, E-$  : Ensembles d'exemples positifs et négatifs
- **Sortie :**
  - $C_L$  : Réseau appris
  - $(C_L \subseteq B) \wedge (C_L \equiv C_T)$

# Etat de l'art

- Conacq
    - Conacq.1 (apprentissage passif) [Bessiere et al. ECML05]
    - Conacq.2 (apprentissage actif) [Bessiere et al. IJCAI07]
    - Contraintes d'arité bornée dans un langage prédéfini
  - ModelSeeker [Beldiceanu et Simonis, CP12]
    - Apprentissage passif
    - Basé sur le catalogue des contraintes globales (365 contraintes)
- Le nombre de requêtes nécessaire pour converger vers le réseau de contraintes cible peut être exponentiel [Bessiere&Koriche2012]

# Etat de l'art

- QUACQ [Bessiere et al. IJCAI13]
  - Apprentissage actif
  - Requêtes partielles à partir d'exemples négatifs
  - Le nombre de requêtes nécessaire pour apprendre une contrainte est logarithmique en la taille de l'exemple
  - Converge toujours vers le réseau cible en un nombre polynomial de requêtes

# Faiblesses

- Si le problème a beaucoup de contraintes, un grand nombre de requêtes est nécessaire pour les apprendre toutes
  - > 8000 requêtes pour apprendre le modèle du Sudoku

# Généralisation de contraintes

- **Requête de généralisation** basée sur une agrégation des variables sous forme de types
- **Algorithme de généralisation** de contraintes qui peut être intégré dans n'importe quel système d'acquisition de contraintes
- **Stratégies** pour rendre notre approche plus efficace en terme de nombre de requêtes

# Types de variables

- Dans les problèmes réels, les variables représentent souvent des composants qui peuvent être classées en différents types
  - Problème d'emploi du temps scolaire :
    - les variables :
      - enseignants
      - des étudiants
      - des salles
      - ...
- Ces types sont souvent connus par l'utilisateur

# Requête de généralisation

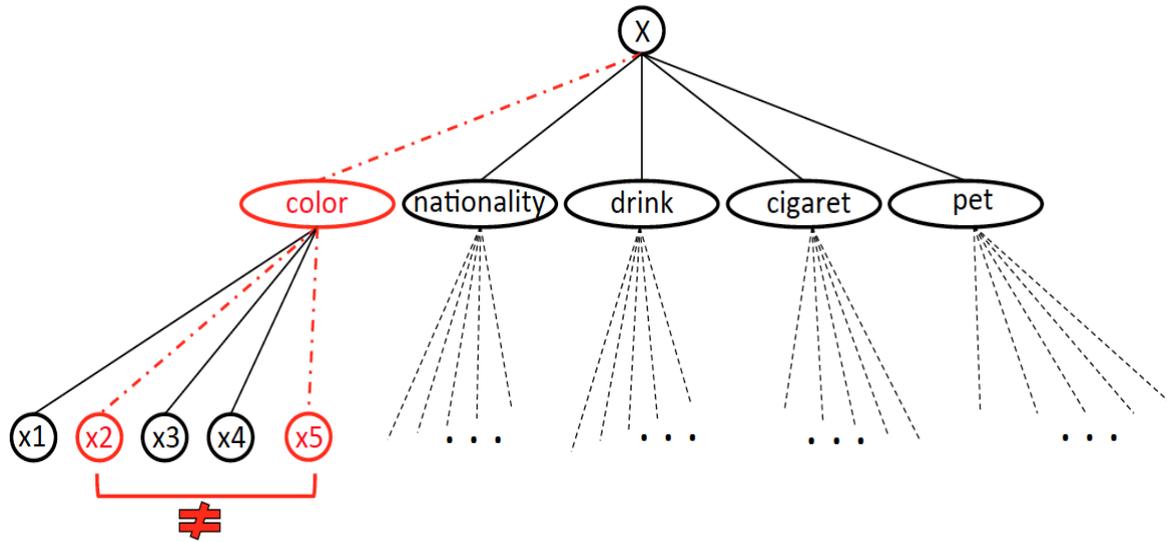
- Demande à l'utilisateur si une contrainte apprise peut être généralisée à d'autres portées de variables du même type que ceux de la contrainte apprise
  - Pr. X et Pr. Y ne peuvent pas être dans la même salle en même temps
  - Est-ce vrai pour toute paire d'enseignants ?

# Algorithme GENACQ

- **GENACQ** demande à l'utilisateur de classer les requêtes de généralisation à chaque fois qu'une contrainte est apprise

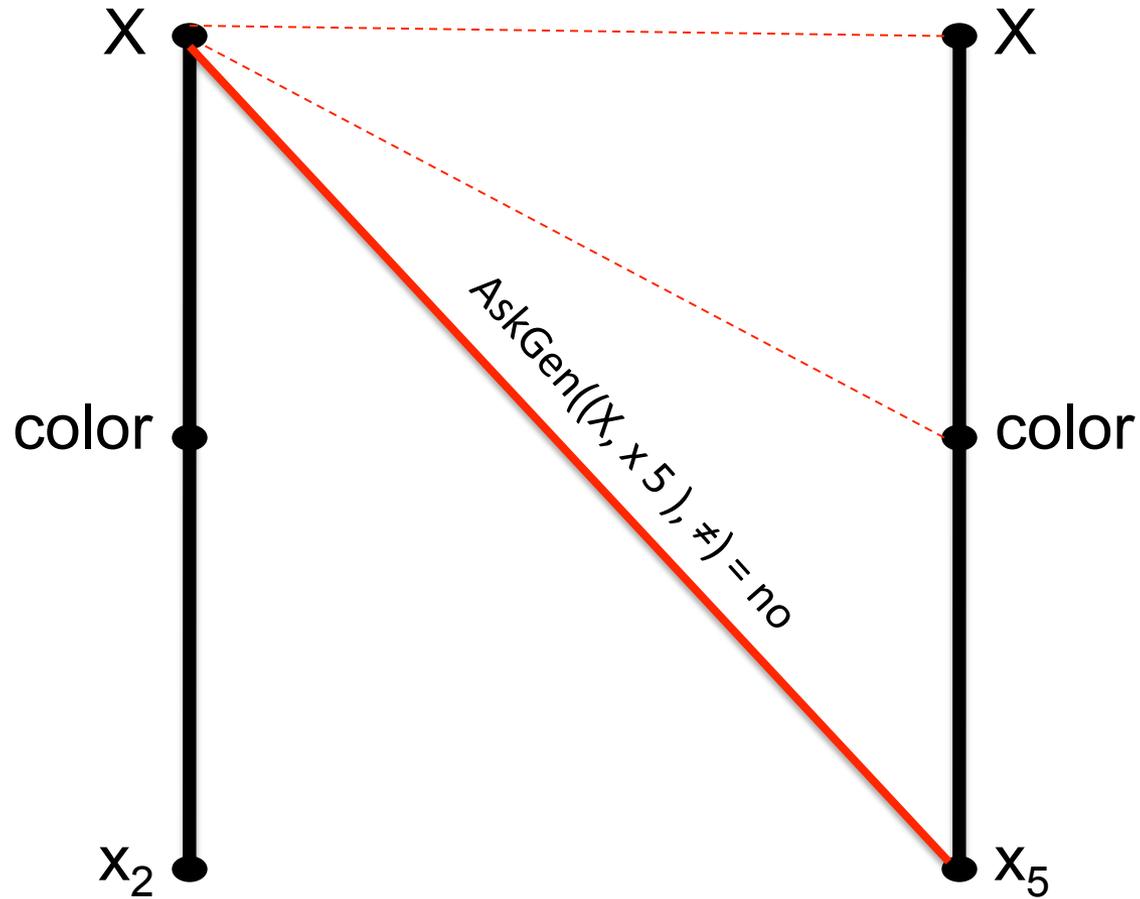
# Exemple

- Problème de zèbre
- $x2 \neq x5$  → contrainte apprise

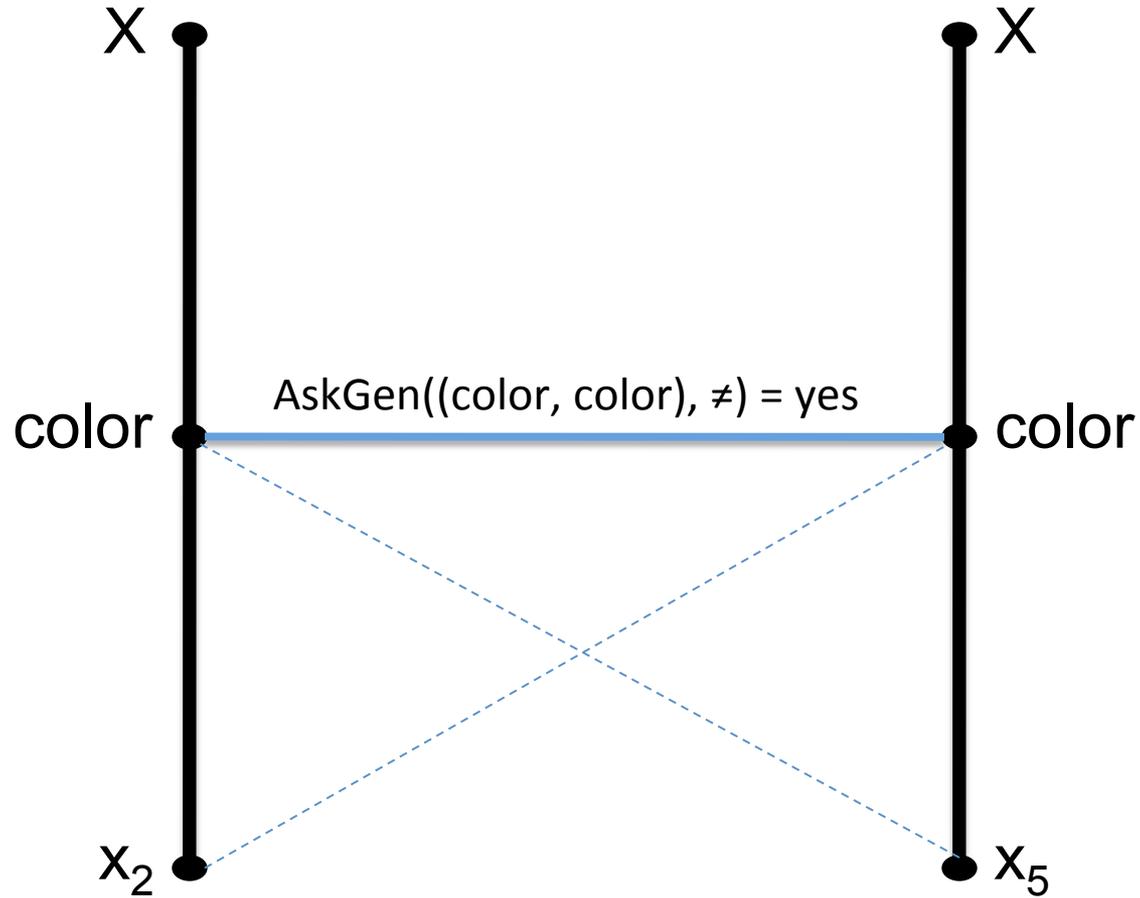


Variables et types pour le problème de zèbre

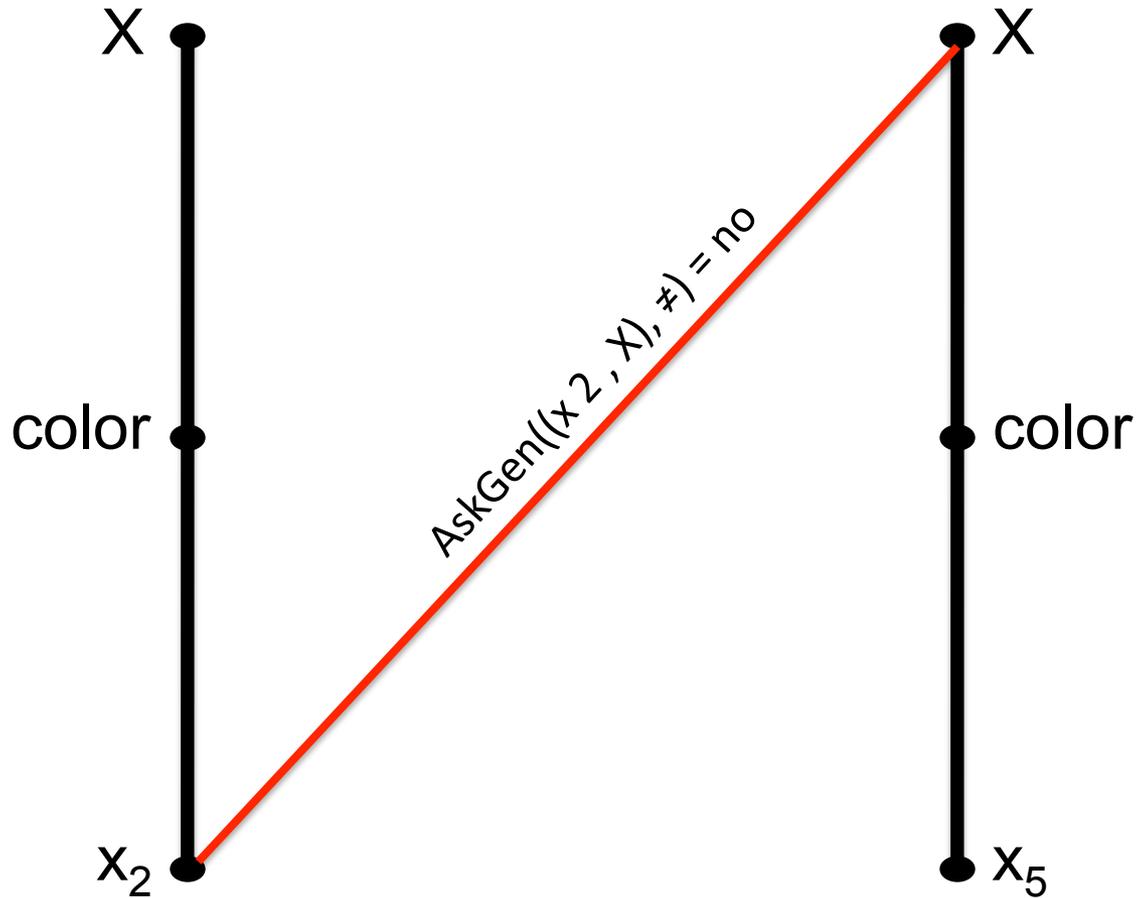
# Exemple



# Exemple



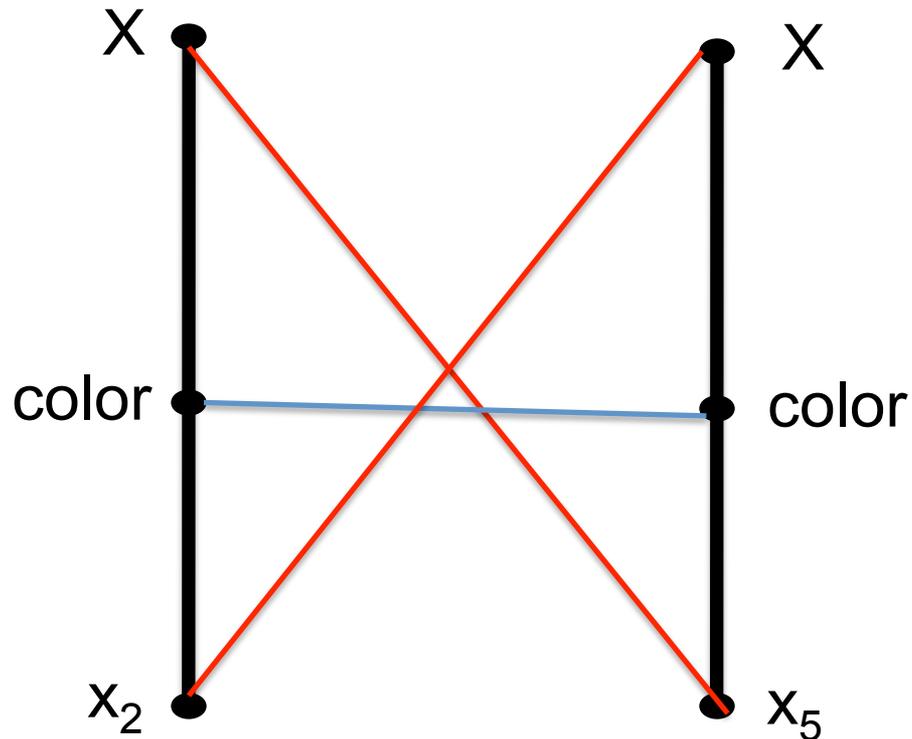
# Exemple



→  $x_2 \neq x_5$  peut être généralisée sur toutes les paires de variables couverte par la séquence (color, color)

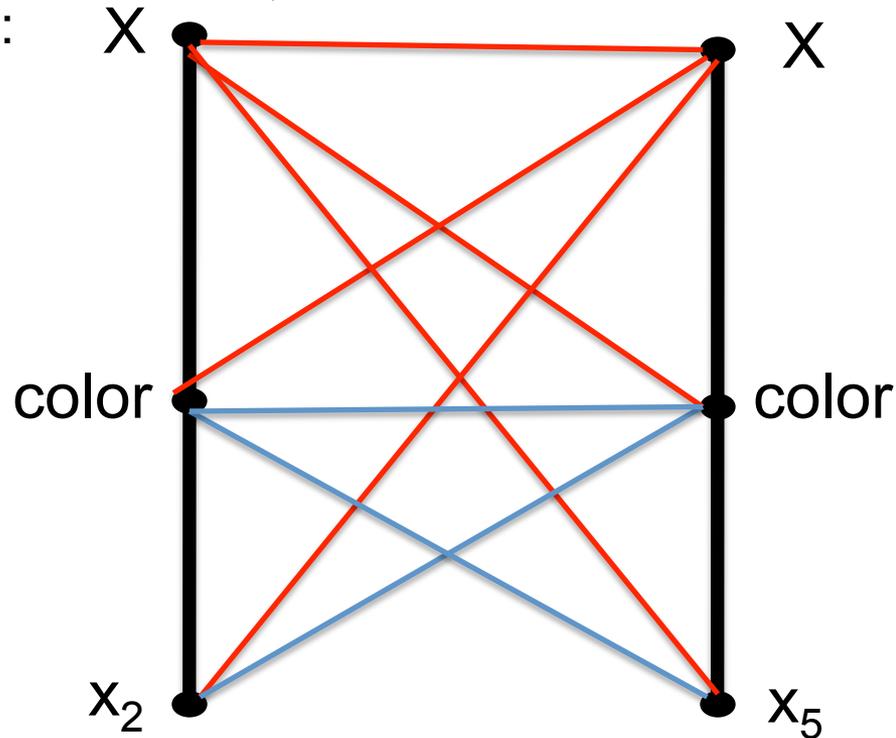
# Stratégies

- Dans l'exemple précédent nous avons eu besoin de seulement 3 requêtes de généralisation pour converger sur la séquence maximale (color, color) sur laquelle  $\neq$  s'applique



# Stratégies

- En utilisant un autre ordre, GENACQ aura besoin de 8 requêtes de généralisation :



- Si l'on veut réduire le nombre de requêtes de généralisation, on peut se demander quelle stratégie utiliser ?

# Stratégies

- **max VAR** → sélectionne une séquence  $s$  impliquant un nombre maximal de variables
- **min VAR** → sélectionne une séquence  $s$  impliquant un nombre minimal de variables
- **max CST** → sélectionne la séquence  $s$  maximisant le nombre de contraintes possibles ( $var, r$ ) dans le biais
- **min CST** → sélectionne une séquence  $s$  minimisant le nombre de contraintes possibles ( $var, r$ ) dans le biais
- **Random** → Il choisit au hasard une séquence

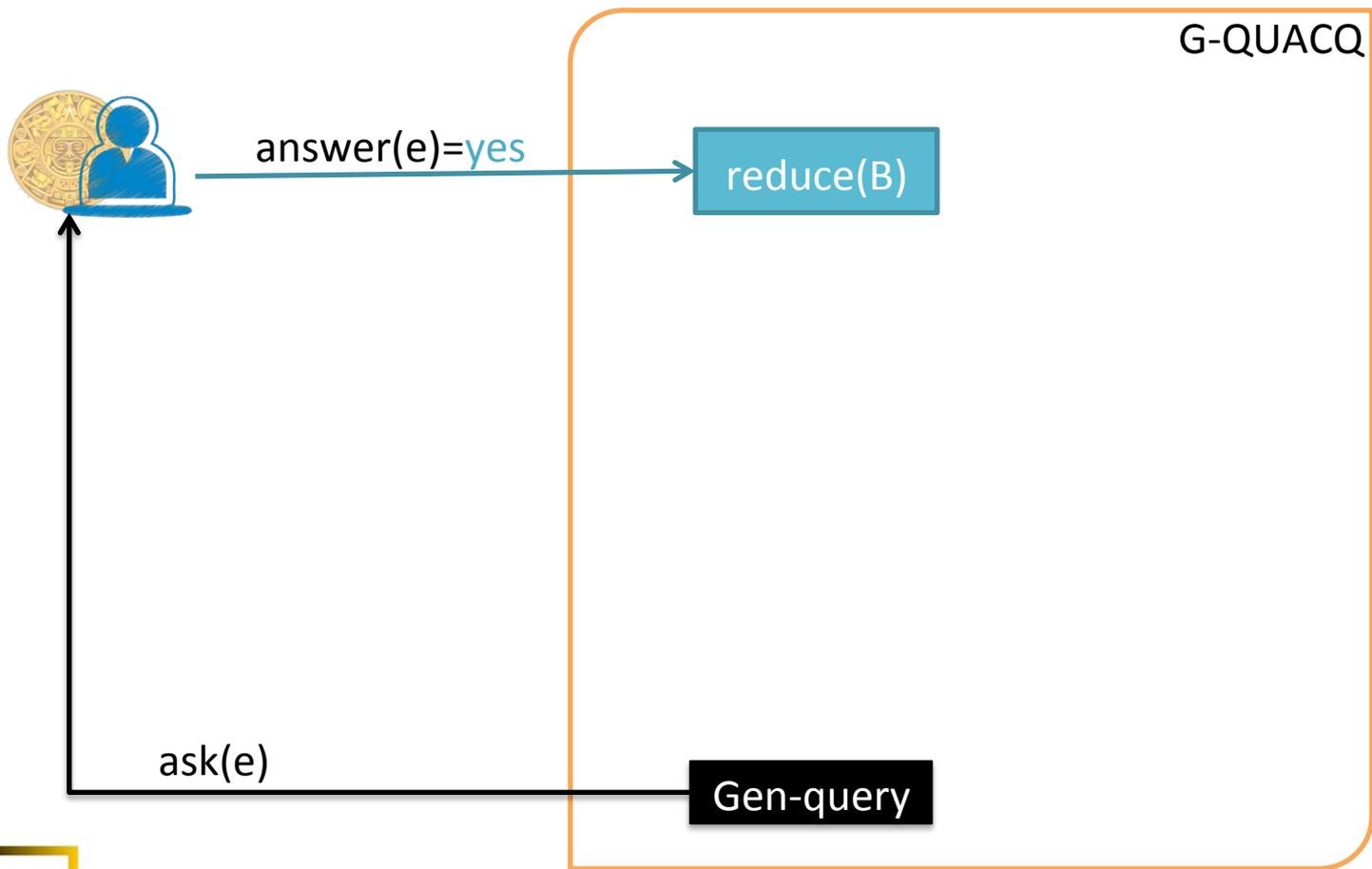
# Stratégies

- **Utilisation des Cutoffs** → Nous mettons un seuil sur le nombre de réponses négatives consécutives afin d'éviter de vérifier des séquences peu prometteuses

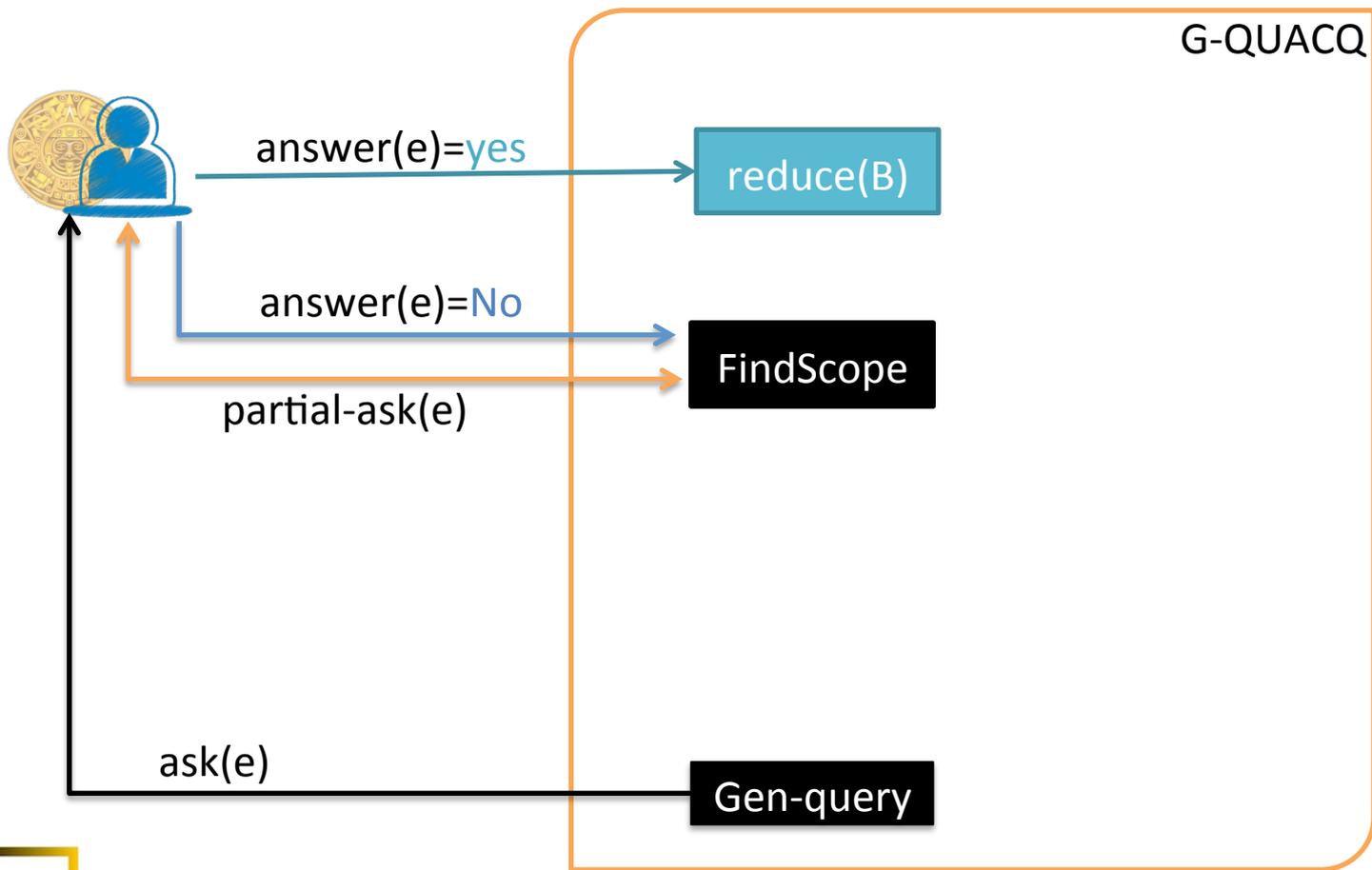
# G-QUACQ

- **GENACQ** → une technique générique qui peut être intégrée dans n'importe quel système d'acquisition de contraintes
- **G-QUACQ** → un algorithme d'acquisition de contraintes obtenu en intégrant GENACQ dans QUACQ

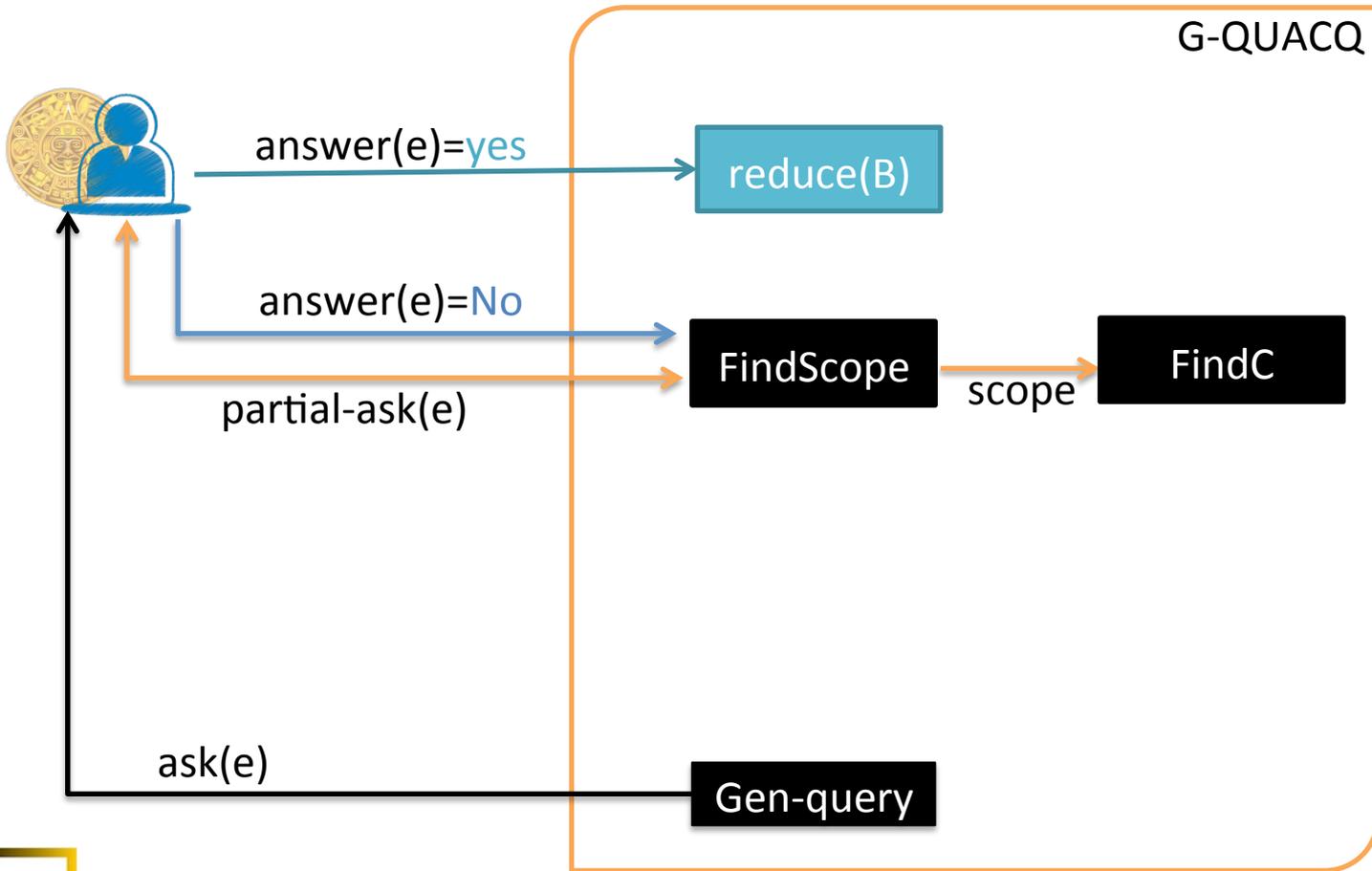
# G-QUACQ



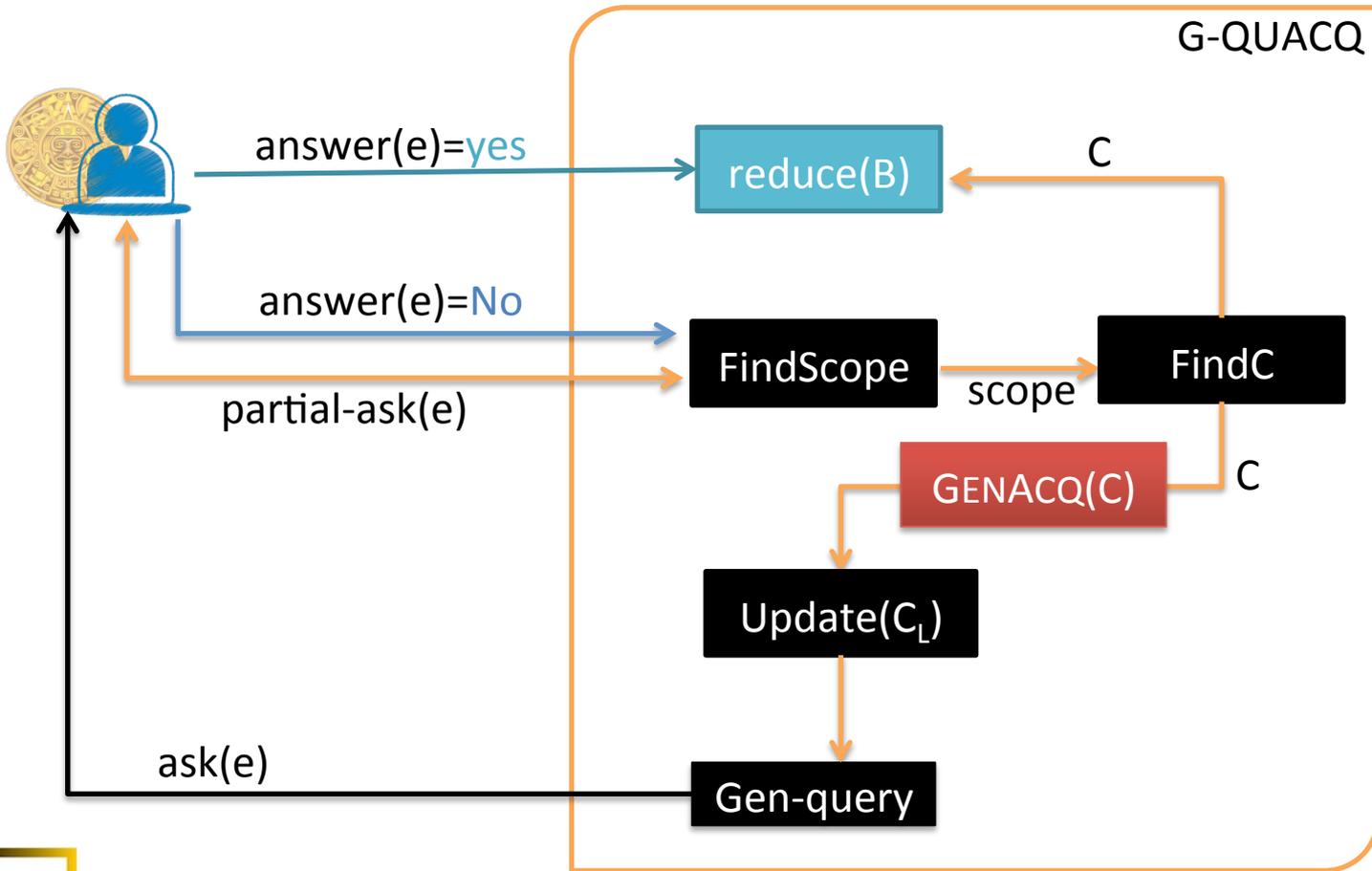
# G-QUACQ



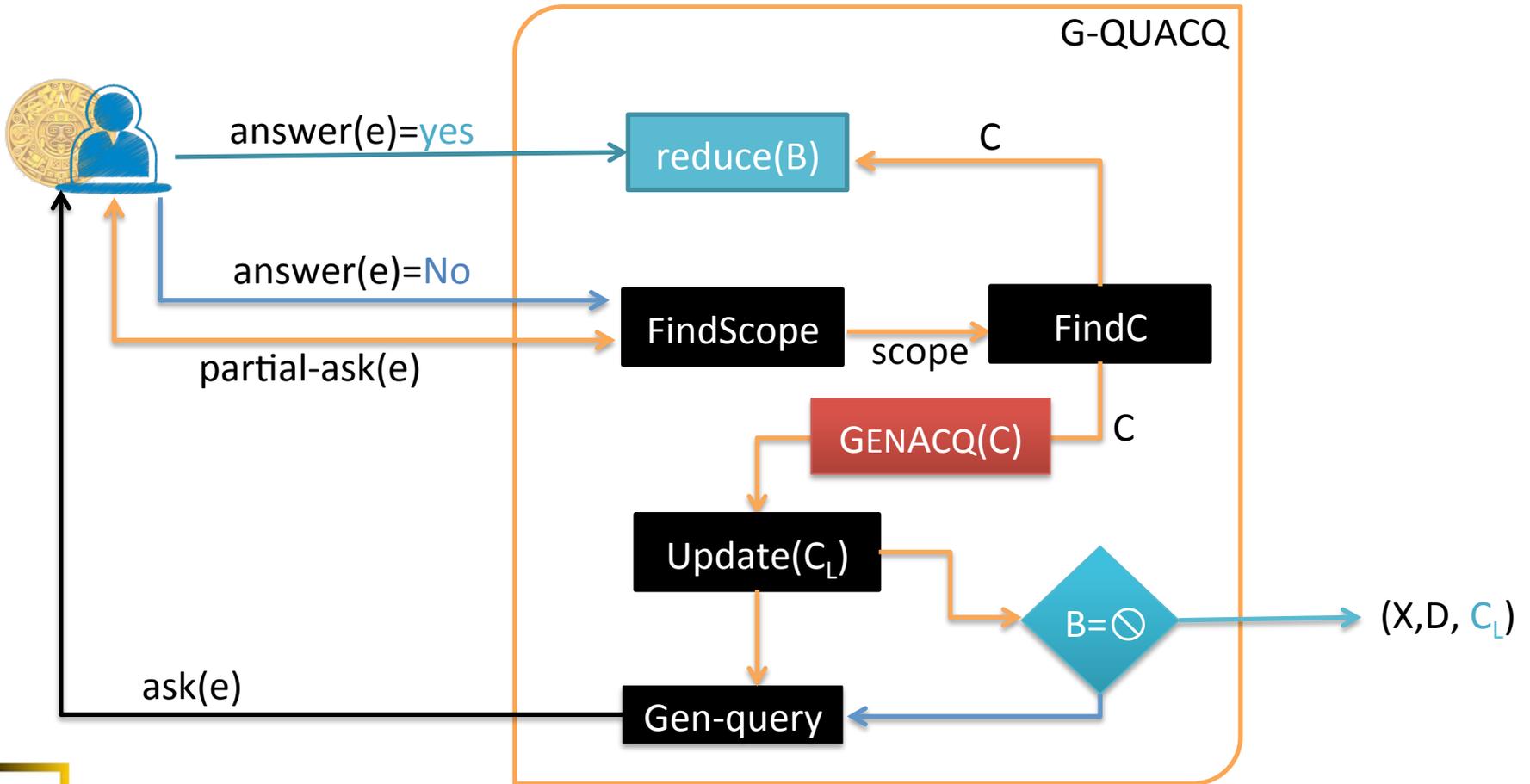
# G-QUACQ



# G-QUACQ



# G-QUACQ



# Résultats

## QUACQ vs G-QUACQ

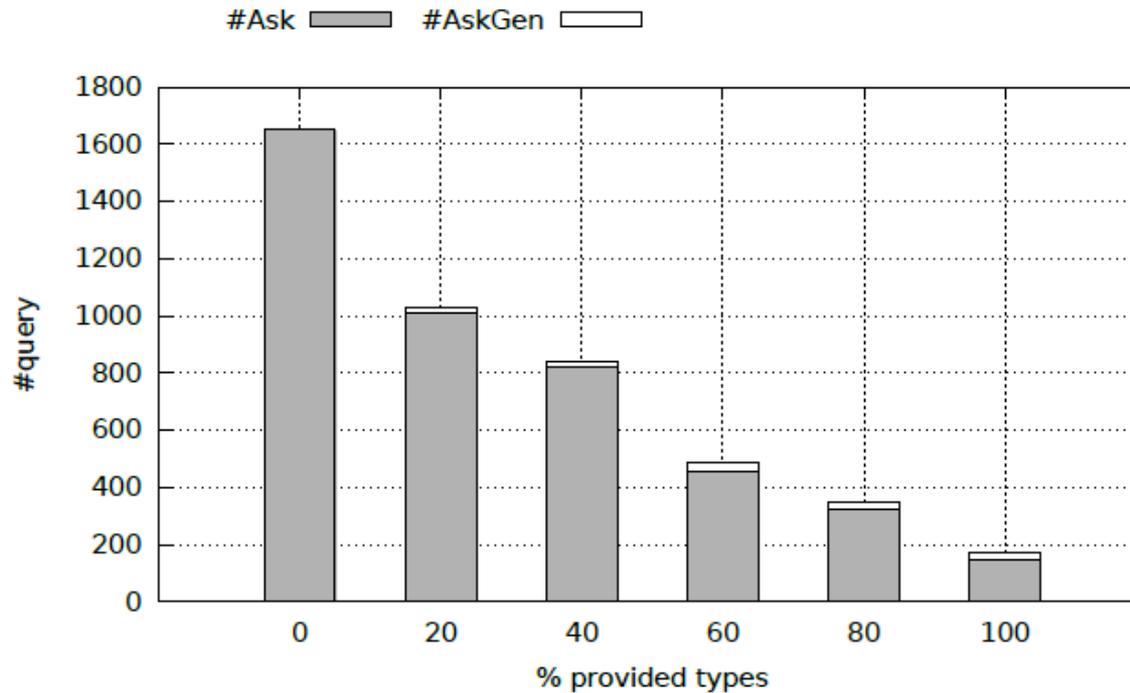
	QUACQ	G-QUACQ +random	
	<i>#Ask</i>	<i>#Ask</i>	<i>#AskGen</i>
Zebra	638	257	67
Sudoku	8645	260	166
Latin square	1129	117	60
RFLAP	1653	151	37
Purdey	173	82	31

# Résultats

G-QUACQ avec les heuristiques et la stratégie cutoff sur le Sudoku

	cutoff	#Ask	#AskGen	#yes	#no
<b>random</b>	+∞	260	166	42	124
<b>min_VAR</b>			90	21	69
<b>min_CST</b>			132	63	69
<b>max_VAR</b>			263	63	200
<b>max_CST</b>			247	21	226
<b>min_VAR</b>	3	260	75	21	54
	2		57	21	36
	1		39	21	18
<b>min_CST</b>	3	626	238	112	126
	2	679	231	132	99
	1	837	213	153	60

# Résultats



G-QUACQ sur RLFAP lorsque le pourcentage de types fourni augmente.

# Conclusion

- Nous avons proposé une nouvelle technique pour rendre l'acquisition de contraintes plus efficace en utilisant des informations sur les types des variables
- Nous avons introduit les requêtes de généralisation
- Algorithme GENACQ
- Nous avons proposé plusieurs heuristiques et stratégies pour sélectionner la requête de généralisation la plus prometteuse
- Algorithme G-QUACQ

# Questions ?