

Algorithmes quantiques

Optimisation quantique

19-05-2021

Frédéric Magniez

Professeur invité sur la chaire Informatique et sciences numériques En partenariat avec Inria Année académique 2020-2021

frederic.magniez@college-de-france.fr

Presentation du cours 2/3

Partie 2 - Les bases algorithmiques

- Concepts du calcul et principales méthodes algorithmiques
- Mise en évidence de propriétés algébriques (déchiffrement)
- Optimisation et applications algorithmiques
- 05 mai 2021Cours : Circuits quantiques, premiers algorithmes : portes universelles, algorithmes
de Deutsch-Jozsa et Bernstein-Vazirani, supériorité des algorithmes quantiquesSéminaire : Langages graphiques pour programmer et raisonner en informatique quantique
Simon PERDRIX, CNRS, Nancy
- 12 mai 2021
 Cours : Transformée de Fourier quantique : réalisation, estimation de phase, algorithmes de Simon et de Shor (recherche de période et factorisation) et généralisations récentes
 Séminaire : Le problème du sous-groupe caché, Miklos SANTHA, CNRS, Paris et CQT, Singapour



Cours : Optimisation quantique : algorithme de Grover, estimateurs quantiques, chaînes de Markov quantiques, heuristiques quantiques **Séminaire :** A Unified Framework for Quantum Walk Search, Stacey JEFFERY, *CWI*, *Amsterdam*







Algorithme de Grover [1995] et extensions

- Recherche/optimisation par essais successifs
- Recherche/optimisation par exploration (par ex marche aléatoire)

T essais/étapes probabilistes $\rightarrow \sqrt{T}$ essais/étapes quantiques

Heuristiques

Parcours arborescents

Type Branch and bound, Backtracking éventuellement stochastique T étapes probabilistes $\rightarrow \sqrt{T}$ étapes quantiques

- Applications : SAT solver

Monte Carlo

- Utilisation d'estimateurs statistiques
 - T échantillons probabilistes $\rightarrow \sqrt{T}$ échantillons quantiques

Calcul du gradient

- Le calcul quantique du gradient n'utilise qu'une étape au lieu d'un nombre linéaire en la dimension en classique [Jordan 2005]

Applications algorithmiques

- Optimisation convexe
- Descente de gradient
- Programmation linéaire, semi-définie



Challenge

 Trouver une application industrielle compétitive avec les heuristiques actuelles

Algorithme de Grover

Problème de Grover

- Oracle: $f:[N] = \{0, 1, ..., N-1\} \rightarrow \{0, 1\}$
- Output : Trouver x tel que f(x)=1, s'il en existe un

Elements solutions/marqués $M = \{x : f(x) = I\}$



Complexité : nombre de requêtes à f (et temps/espace)

Solution

- Classique (probabiliste) : $\Omega(N)$ requêtes
- Quantique [Grover 1995] : $O(\sqrt{N})$ requêtes \rightarrow CE RESULTAT EST OPTIMAL (cours 7) temps $O(\sqrt{N} \log N) = \tilde{O}(\sqrt{N})$ (sans compter l'oracle) espace $O(\log N)$ qubits (sans compter l'oracle)



Réalisation de la symétrie par rapport à $|s\rangle$ (N=2ⁿ)

Symétrie par rapport à $|s\rangle$

- En utilisant les portes de Hadamard et une fonction de référence Deconstruction avec $H^{\otimes^n} : |s\rangle \mapsto |0...0\rangle$ Phase flip S défini par : $|0...0\rangle \mapsto |0...0\rangle$ et $|x \neq 0...0\rangle \mapsto - |x\rangle$ Reconstruction avec $H^{\otimes^n} : |0...0\rangle \mapsto |s\rangle$
- Remarque : S correspond à l'appel de fonction

 $\delta_0: 0...0 \mapsto 1, \quad x \neq 0...0 \mapsto 1$

donc $S = -S_{\delta_0}$

Complexité : O(n) portes



Angle de rotation

- $|t\rangle = \frac{1}{\sqrt{k}} \sum_{x: f(x)=1} |x\rangle$
- $\sin \phi = \langle t | s \rangle = \sqrt{k/N}$
- Donc $\approx \sqrt{N/k}$ rotations suffisent
- Mais trop tourner n'est pas bon !

k inconnu, mais $k \ge k_0$ ou k=0

- Prendre T au hasard dans $[100\sqrt{N/k_0}]$
- Exécuter Grover avec T itérations → Probabilité de succès constante !

k inconnu

- Executer l'algorithme de Grover avec T itérations (initialement T=I)
- Si l'élément observé n'est pas solution,
 Multiplier T par 8/7
 Recommencer
- S'arrêter quand le nombre d'itérations dépasse $100\sqrt{N}$

 \rightarrow Temps moyen = $\sqrt{N/k}$



Cas booléen

- Entrée : Suite de *m* contraintes définies par *k* variables 0/1 parmis *n* Exemple : $x_1=x_2$, IF $x_3=1$ THEN $x_4=x_5$, OR(x_1 ,NOT(x_3), x_5)=1
- Sortie : <u>Une</u> solution $x=(x_1,x_2,...,x_n)$ qui satisfait <u>toutes</u> les contraintes

Réduction à Grover

- Définir f(x)=1 si x satisfait <u>toutes</u> les contraintes, et f(x)=0 sinon
- Nombre de candidats : $N = 2^n$
- Complexité du calcul de f:

Circuit (quantique) de taille $O(m2^k)$ sur $O(m + 2^k)$ qubits

Solution quantique

- Temps $O(\sqrt{N}((m2^k) + \log N)) = O((m2^k + n)2^{n/2}) = \tilde{O}(2^{n/2})$
- Espace $O(m + 2^k + \log N) = O(m + n)$ (quand k constant)

Solutions classiques

- Complexités théoriques meilleures : mais Grover peut aussi être utilisé
- Complexités pratiques encore plus rapides : des accélérations quadratiques basées sur l'études des marches quantiques

Principe

- I. Décomposer un problème algorithmique en sous-problèmes,
- 2. Puis résoudre les sous-problèmes, des plus petits aux plus grands en stockant les résultats intermédiaires.

Version quantique [Ambainis et al 2019]

Principe

I. Précalculer des solutions pour une partie des sous-ensembles à l'aide de la programmation dynamique

2. Puis utiliser la recherche de Grover sur le reste des sous-ensembles pour trouver la réponse au problème.

 Voyageur de commerce : calculer un plus court circuit qui passe une et une seule fois par *n* villes

Temps quantique $\tilde{O}(1.728^n)$ vs $\tilde{O}(2^n)$ en classique

Quantum RA(Q)M [Giovannetti, Lloyd, Maccone 2008]

- Accès en superposition à une mémoire (quantique) de taille N en temps O(log N)
- Modèle accepté en classique, mais débattu en quantique...



Amplification d'amplitudes

Problème

- <u>Etant donné</u> un algorithme (probabiliste/quantique) A qui trouve une solution (x tq f(x)=1) avec probabilité ≥ ε (s'il en existe une)
- <u>Construire</u> un algorithme qui trouve une solution (x tq f(x)=1) avec <u>grande</u> probabilité (en pratique ≥ 2/3)

Modélisation

- Probabiliste : A retourne x avec probabilité p_x telle que $\sum p_x \ge \varepsilon$

- Quantique : A retourne $\sum_{x} \alpha_{x} |x\rangle |\psi_{x}\rangle$ telle que $\sum_{x:f(x)=1}^{x:f(x)=1} |\alpha_{x}|^{2} \ge \varepsilon$

Amplification classique

- Effectuer $1/\epsilon \times [\text{exécutions de } A \text{ et vérifications (requêtes à } f)]$

Amplification quantique [Brassard, Høyer, Mosca, Tapp 2000]

- Effectuer $I/\sqrt{\epsilon} \times [exécutions quantiques de A et vérifications quantiques]$

Etat de départ

$$|s\rangle = \sum_{x \in X} \alpha_x |x\rangle = A |0...0\rangle : \text{ construit par la version quantique de } A$$
Etat cible
Simplification :

$$|t\rangle = \frac{1}{\sqrt{\varepsilon}} \sum_{x:f(x)=1} \alpha_x |x\rangle : \text{projection de } |s\rangle \text{ sur les solutions}$$

$$|t\rangle$$

valeur exacte

Alternance de symétries

- $-\sin\phi = \langle t \, | \, s \rangle = \sqrt{\varepsilon}$
- Opérateur de Grover : Rotation d'angle 2ϕ

 S_f : Symétrie par rapport à $|t\rangle^{\perp}$ puis

Symétrie par rapport à $|s\rangle$

- Après $\Theta(1/\sqrt{\varepsilon})$ iterations

Etat final proche de la projection de l'état initial sur les solutions



Symétrie par rapport à $|s\rangle$

- En utilisant l'algorithme A et une fonction de référence Deconstruction avec $A^{-1} : |s\rangle \mapsto |0...0\rangle$ Phase flip S défini par : $|0...0\rangle \mapsto |0...0\rangle$ et $|x \neq 0...0\rangle \mapsto - |x\rangle$ Reconstruction avec $A : |0...0\rangle \mapsto |s\rangle$
- Remarque (bis) : S correspond à l'appel de fonction

 $\delta_0: 0...0 \mapsto 1, \quad x \neq 0...0 \mapsto 1$

donc $S = -S_{\delta_0}$

- Complexité : O(log N) portes en plus de A



Amplification quantique [Brassard, Høyer, Mosca, Tapp 2000]

- Effectuer $1/\sqrt{\epsilon} \times [exécutions <u>quantiques</u> de A et vérifications <u>quantiques</u>]$
- Remarque : la solution fournie (si elle est correcte) suit la distribution initiale projetée sur les solutions

Circuit complet

- A : création d'une superposition uniforme sur $N=2^n$ éléments
- = δ_0 : fonction qui faut I en 0...0 et 0 sinon



Analyse de sécurité des fonctions de hachage

pris de Hash functions: Theory, attacks, and applications [Mironov'05]

Contexte

- Fonction $H : [N] \rightarrow [R]$ se comportant comme une fonction aléatoire
- Complexité : Nb d'évaluations de H (mais aussi temps, espace, nb de processeurs...)

Niveaux de résistance

- Préimage

Pour une valeur z

Trouver x tel que H(x)=z

Seconde préimage

Pour une entrée x

Trouver $y \neq x$ tel que H(x)=H(y)

Collision

Trouver x et $y \neq x$ tel que H(x)=H(y)

Attaques standard

- Recherche exhaustive
- Paradoxe des anniversaires (et ses variantes itératives)

Algorithme de Grover \sqrt{N} requêtes quantiques

Algorithme de Grover \sqrt{N} requêtes quantiques

Algorithme de Grover \sqrt{N} à N requêtes quantiques

Recherche de collision

- Entrée : une fonction $H : [N] \rightarrow [N]$ <u>aléatoire</u>
- Sortie : une paire (x,y) telle que H(x)=H(y) et $x\neq y$
- Hypothèse H aléatoire garantit que

pour chaque la plupart des x il existe $y \neq x$ tq H(x)=H(y)

Solution quantique [Brassard, Høyer, Tapp 1998]

- Précalcul

Evaluer et trier $H(0), H(1), \ldots, H(k-1)$

O(k) requêtes, temps $\tilde{O}(k)$

- Algorithme

Renvoyer un entier *i* au hasard dans $\{k, k+1, ..., N-1\}$

- Vérification : | requête
- Probabilité de succès : $\varepsilon \ge k/N$
- Amplification : $O(k + \sqrt{N/k})$ requêtes, temps $\tilde{O}(k + \sqrt{N/k})$ (si QRAM)
- Optimisation $(k = \sqrt[3]{N}) : O(\sqrt[3]{N})$ requêtes, temps $\tilde{O}(\sqrt[3]{N})$ (si QRAM)

CE RESULTAT EST OPTIMAL (cours 7)

Recherche de collision

- Entrée : une fonction $H : [N] \rightarrow [N^2]$ <u>aléatoire</u>
- Sortie : une paire (x,y) telle que H(x)=H(y) et $x\neq y$
- Hypothèse H aléatoire garantit qu'il existe sans doute une collision...

Solution quantique [Buhrman et al 2001]

- Algorithme

Choisir <u>au hasard</u> $a_1, a_2, ..., a_k$, évaluer et trier $H(a_1), H(a_2), ..., H(a_k)$

O(k) requêtes

Chercher une collision avec l'un des $a_1, a_2, ..., a_k$

 $O(\sqrt{N})$ requêtes

- Vérification : | requête
- Probabilité de succès : $\varepsilon \ge k/N$
- Amplification : $O(\sqrt{N/k})$ itérations

Au total $O(\sqrt{N/k} \times (k + \sqrt{N}))$ requêtes

- Optimisation $(k = \sqrt{N}) : O(N^{3/4})$ requêtes, temps $\tilde{O}(N^{3/4})$ (si QRAQM)

CE RESULTAT N'EST OPTIMAL...

Extensions

Recherche de minimum

- Entrée : une fonction $f : [N] \rightarrow [R]$
- Sortie : x tel que f(x) est minimale

Solution itérative [Dürr, Høyer 1996]

- Choisir au hasard x dans [N]
- Chercher avec l'algorithme de Grover y tel que f(y) < f(x)
- Si y est trouvé : Remplacer x par y et recommencer l'étape précédente
- Sinon renvoyer x

Analyse

- Chaque nouveau x est uniformément au hasard parmi les éléments ayant une image plus petite par f
- En moyenne, au début N/2 nouveaux candidats, puis N/4, N/8...
- Complexité en moyenne

 $\sqrt{N/2} + \sqrt{N/4} + \sqrt{N/8} + \ldots + 1 = O(\sqrt{N})$ évaluations de f temps $\tilde{O}(\sqrt{N})$

Estimation d'amplitude et comptage

 La rotation possède un angle 2¢ directement relié à la probabilité que l'Algorithme initial renvoie une solution

sin $\phi = \langle t | s \rangle = (\Pr[Algorithme initial A renvoie une solution])^{1/2}$

- Cas particulier, Algorithme A renvoie un élément au hasard parmi N $\sin \phi = \sqrt{\frac{K}{N}}$

Solution quantique

- Approximation de $\langle t | s \rangle$ avec erreur relative ε en $O(\frac{1}{\varepsilon \langle t | s \rangle})$ échantillons et vérifications
- **De même K avec** $O(\frac{1}{\varepsilon}\sqrt{\frac{N}{K}})$ échantillons et vérifications

Deux approches

- Analyse spectrale et Estimation de phase (cours 4) [Brassard, Høyer, Mosca, Tapp 2000]
- De proche en proche [Aaronson, Rall 2020]

Un exemple

- Oracle qui produit un échantillon d'une variable aléatoire $X = (x, p_x)$ disponible aussi en superposition quantique : $\sum_x \sqrt{p_x} |x\rangle |\psi_x\rangle$
- Output : la moyenne $\mu = \sum_{x} p_{x} x$ de X avec erreur relative ε
- Question : Combien d'échantillons sont-ils nécessaires ?

Cas X=0/I

- Classique : $1/(\varepsilon^2 \mu)$
- Quantique : $1/(\epsilon \sqrt{\mu})$ (généralisation du comptage)

Cas général

- Inégalité de Chebyshev classique : $(\sigma/(\epsilon\mu))^2$ où σ^2 est la variance de X
- Inégalité de Chebyshev quantique : σ/(εμ)
 [Montanaro 2015][Hamoudi M 2020]

Nombreuses applications

- Accélération d'algorithmes classiques
- Calcul numérique : dont le calcul de volume d'enveloppe convexes

Marches quantiques

Définition

- G = (V,E) un graphe (non orienté) de sommets V et d'arêtes E
- Une marche aléatoire est un déplacement aléatoire

sur les sommets V de G

en suivant les arêtes E de G

tel que $\Pr[u \rightarrow v] = 1/\deg(u)$



Application typique

- Rechercher un chemin de s à t, mélanger
- Modéliser, analyser
- Concevoir des algorithmes

Problème de Grover

- Oracle : $f: V \rightarrow \{0, I\}$
- Output : Trouver x tel que f(x)=1, s'il en existe un

Elements marqués/solutions $M = \{x : f(x) = I\}$

Contrainte "spatiale" : Pour évaluer f(x) il faut se rendre en x en suivant les arêtes de G



Exemples avec accélération quadratique

- Graphe complet [Grover'95]
- Hypercube [Shenvi, Kempe, Whaley'03]
- Grille 2D [Ambainis, Kempe, Rivosh'05] [Tulsi'08]





Problème de Grover

- Oracle : $f: V \rightarrow \{0, I\}$
- Output : Trouver x tel que f(x)=1, s'il en existe un

Elements marqués/solutions $M = \{x : f(x) = I\}$

Contrainte "spatiale" : Pour évaluer f(x) il faut se rendre en x en suivant les arêtes de G

Complexités des opérations élémentaires

- Setup : Préparation de la distribution/superposition initiale
- Checking :Vérification (requête à f)
- Update : Déplacement sur G

Paramètres importants

- Propriétés spectrale de la matrice $P : P_{uv} = \Pr[u \rightarrow v]$ (= $1/\deg(u)$) Distribution stationnaire π (valeur propre I) : uniforme si degré constant L'écart entre I et la deuxième valeur propre est au moins δ
- **ε** = probabilité qu'un élément pris selon la distribution π soit solution



Recherche par marche aléatoire

- Mélange I. Partir d'un sommet au hasard
- Amplification 2. Répéter I/ϵ fois
 - a. Vérifier si le sommet courant est solution
- Mélange b. Effectuer I/δ déplacements aléatoires sur G
 - 3. Si aucune solution n'a été trouvée, renvoyer "aucune solution"

Théorème

 L'algorithme "Recherche par marche aléatoire" trouve une solution, si elle existe, avec complexité

Setup + $1/\epsilon \times (Checking + 1/\delta \times Update)$

Théorème

L'analogue quantique dû à [Ambainis'04][MNayakRolandSantha'07]
 trouve une solution, si elle existe, avec complexité

Setup + $I/\sqrt{\epsilon} \times (Checking + I/\sqrt{\delta} \times Update)$

- Preuve : Amplification d'amplitude avec $R_{|s\rangle}$ implémentée à l'aide de $1/\sqrt{\delta}$ déplacements quantiques selon *P*

ε = probabilité qu'un élt au hasard soit marqué

 δ = écart spectral de la marche aléatoire sur *G*

Etudes

Quantum random walks

[Aharonov, Davidovich, Zagury 1993]

- Quantum walks on graphs

[Aharonov, Ambainis, Kempe, Vazirani 2001]

- Exponential algorithmic speedup by quantum walk
 [Childs, Cleve, Deotto, Farhi 2003]
- Quantum speed-up of Markov chain based algorithms, [Szegedy 2004]
- Universal computation by quantum walk, [Childs 2008]

Applications

Technique algorithmique majeure

Utilisée pour simuler les systèmes quantiques

- Au cœur de la complexité quantique

Toute formule logique read-once à N variables s'évalue quantiquement en \sqrt{N} requêtes (optimal)



Marche quantique W sur G

– Depuis l'état $|x\rangle|y\rangle$



I. Symétrie R: Effectuer sur $|y\rangle$ la symétrie $R_{|s_x\rangle}$ par rapport à la superposition uniforme $|s_x\rangle$ des voisins de $|x\rangle$

$$R = \sum_{x \in V} |x\rangle \langle x| \otimes R_{|s_x\rangle}$$

 \sqrt{u}

 $|s_x\rangle = \frac{1}{\sqrt{d(x)}} \sum_{y:(xy)\in G} |y\rangle$

2. SWAP : Echanger les deux registres (se déplacer)

Propriétés de W

- Superposition stationnaire (valeur propre I) déduite de la distribution stationnaire π de *P*

 $|s\rangle = \sum_{x} \sqrt{\pi_x} |x\rangle |s_x\rangle$

- L'écart de phase entre $1 = e^{i0}$ et celle de la plus proche valeur propre est $\Delta(W) \approx \sqrt{\delta(P)}$ [Szegedy 2004]

Nouvelle implémentation de la symétrie de Grover

Symétrie par rapport à $|s\rangle$ l'aide de W

Propriétés de la marche quantique W



W opérateur unitaire $|s\rangle$ vecteur stationnaire isolé $\Delta \approx \sqrt{\delta}$ écart de phase [Szegedy 2004]

- Algorithme

Utiliser l'estimation de phase (cours 3)

sur W sur l'état courant et precision $\Delta/2$

Effectuer un Phase flip si la phase estimée est à distance $\geq \Delta$ de 0 Inverser l'estimation de phase

- Rappel : Estimation de phase avec précision 1/T nécessite T itérations
- Coût total : $I/\Delta \times Update = I/\sqrt{\delta} \times Update$

Recherche de collision

- Entrée : une fonction $H : [N] \rightarrow [N^2]$ <u>aléatoire</u>
- Sortie : une paire (x,y) telle que H(x)=H(y) et $x\neq y$
- Hypothèse H aléatoire garantit qu'il existe sans doute une collision...

Rappel de la solution de [Buhrman et al 2001]

- Algorithme

Choisir <u>au hasard</u> $a_1, a_2, ..., a_k$, évaluer et trier $H(a_1), H(a_2), ..., H(a_k)$

O(k) requêtes

Chercher une collision avec l'un des $a_1, a_2, ..., a_k$

 $O(\sqrt{N})$ requêtes

- Probabilité de succès : $\varepsilon \ge k/N \rightarrow$ Amplification : $O(\sqrt{N/k})$ itérations Au total $O(\sqrt{N/k} \times (k + \sqrt{N}))$ requêtes

Idée

- Il y a déjà une proba $\approx (k/n)^2$ d'avoir des collisions parmi $a_1, a_2, ..., a_k$
- Supprimons la recherche de Grover, et amplifions la le étape en modifiant
 I à l les éléments choisis...

Recherche d'un sous-ensemble avec collision

- Graphe de Johnson J(N,k)
 - Nœuds : $\{S\}$ sous-ensemble S de taille k de [N]
 - Arêtes : {S, T} est une arête ssi S, T diffèrent exactement de 2 éléments
- Marcher sur J(N,k) en maintenant les valeurs de H sur S
- Solutions M = {S avec une collision}



- Ecart spectral: $\delta \approx 1/k$
- Probabilité de succès : $\varepsilon = \Pr[S \text{ a une collision}] \ge (k/N)^2$

- Complexité:
$$k + (N^2/k^2)^{1/2} (0 + k^{1/2} \times 1) \rightarrow n^{2/3}$$
 évaluations de f
setup checking update Temps/Epace: $n^{2/3}$ polylog n
(si QRAQM)

CE RESULTAT EST OPTIMAL (cours 7)

Articles

- Quantum query complexity of some graph problems [Dürr, Heiligman, Høyer, Mhalla 2004]
- Quantum algorithm for tree size estimation, with applications to backtracking and 2-player games [Ambainis, Kokainis 2017]
- Quantum speedup of branch-and-bound algorithms [Montanaro 2020]
- Quantum Speedups for Exponential-Time Dynamic Programming Algorithms [Ambainis et al 2019]
- Quantum Speedup for Graph Sparsification, Cut Approximation and Laplacian Solving [Apers, de Wolf 2020]

Thèses

- Frameworks for Quantum Algorithms [Jeffery 2014]
- Classical and Quantum Cryptanalysis for Euclidean Lattices and Subset Sums [Shen 2021]
- Quantum Algorithms for the Monte Carlo Method [Hamoudi 2021]

Séminaire du cours !

 A Unified Framework for Quantum Walk Search avec Stacey Jeffery, CWI, Amsterdam