

Modélisations de l'algorithme LLL et de ses entrées par des systèmes dynamiques

Loïck LHOTE

GREYC, ENSICAEN, CNRS-UMR 6072

Journées SDA 2

LORIA, Nancy, 9-10 avril 2014



Plan

1 Algorithme LLL

- GREYC
- Réduction des réseaux
- Problèmes SVP et CVP
- Exemples d'applications
 - Programmation linéaire entière
 - Approximation de fonctions irrationnelles
- Algorithme LLL

2 Modélisations de l'algorithme LLL et de ses entrées

- Modèles d'exécution (part 1)
- Modèles d'entrée

3 Résultats obtenus dans les différents modèles

- Modèle M1 : cfg/tas de sable
- Modèle M1 et modèles d'entrée
- Modèle M2 : système dynamique de \mathbb{R}^d
- Modèle M3 : systèmes dynamiques probabilistes de \mathbb{R}^d

4 Conclusion

Généralisations de l'algorithme d'Euclide

Une spécialité du GREYC : Analyse Dynamique d'algorithmes du PGCD



Généralisations de l'algorithme d'Euclide

Une spécialité du GREYC : Analyse Dynamique d'algorithmes du PGCD

PGCD
Approximation Rationnelle Simultanée

Problème :

Etant donné $\vec{y} \in \mathbb{R}^n$, trouver $q \in \mathbb{Z}$ avec $q \leq M$ et $\vec{p} \in \mathbb{Z}^n$ tels que $\|q \cdot \vec{y} - \vec{p}\|$ est petit.

Développement en fractions continues

$$\frac{u}{v} = \frac{1}{m_1 + \frac{1}{m_2 + \frac{1}{\ddots + \frac{1}{m_{p-1} + \frac{1}{m_p + 0}}}}}$$

Généralisations de l'algorithme d'Euclide

Une spécialité du GREYC : Analyse Dynamique d'algorithmes du PGCD

Réduction des réseaux

- Algorithmes LLL, HKZ, BKZ, ...
- Modélisation des algorithmes (tas de sable, CFG, etc.)
- Modélisation des entrées

PGCD

Approximation Rationnelle Simultanée

Problème :

Etant donné $\vec{y} \in \mathbb{R}^n$, trouver $q \in \mathbb{Z}$ avec $q \leq M$ et $\vec{p} \in \mathbb{Z}^n$ tels que $\|q \cdot \vec{y} - \vec{p}\|$ est petit.

Développement en fractions continues

$$\frac{u}{v} = \frac{1}{m_1 + \frac{1}{m_2 + \frac{1}{\ddots + \frac{1}{m_{p-1} + \frac{1}{m_p + 0}}}}}$$

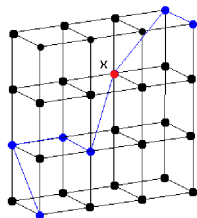
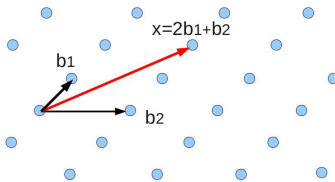
Réseaux euclidiens

Un **réseau** euclidien de \mathbb{R}^n est un sous-groupe discret de \mathbb{R}^n .

Si $B := (\mathbf{b}_1, \mathbf{b}_2, \dots, \mathbf{b}_d)$ est un système de d vecteurs linéairement indépendants de \mathbb{R}^n , le réseau engendré par B est

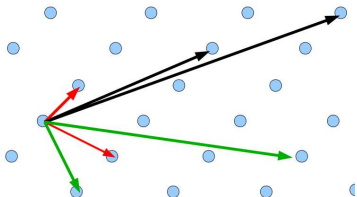
$$\mathcal{L} := \{ \mathbf{x} \in \mathbb{R}^n; \quad \mathbf{x} = \sum_{i=1}^d x_i \mathbf{b}_i, \quad x_i \in \mathbb{Z} \}$$

Le système $B := (\mathbf{b}_1, \mathbf{b}_2, \dots, \mathbf{b}_d)$ est une **base** du réseau \mathcal{L}
 d : **dimension** du réseau.



Réseaux euclidiens

Un réseau possède
une infinité de bases



Problème essentiel :

Trouver une “bonne base” du réseau \mathcal{L}
avec des vecteurs **assez courts** et **assez orthogonaux**
à partir d’une base quelconque de \mathcal{L} .

But de la réduction : trouver en un temps “raisonnable” une “assez bonne” base.

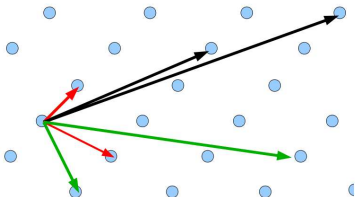
L’algorithme LLL conçu en 1982 par A. Lenstra, H. Lenstra et L. Lovász
trouve en **temps polynomial** une **assez bonne** base d’un réseau.

pour $d = 2$: l’algorithme de Gauss trouve la meilleure base

pour $d \geq 3$: l’algorithme LLL généralise l’algorithme de Gauss

Réseaux euclidiens

Un réseau possède
une infinité de bases



Problème essentiel :

Trouver une “bonne base” du réseau \mathcal{L}
avec des vecteurs **assez courts** et **assez orthogonaux**
à partir d'une base quelconque de \mathcal{L} .

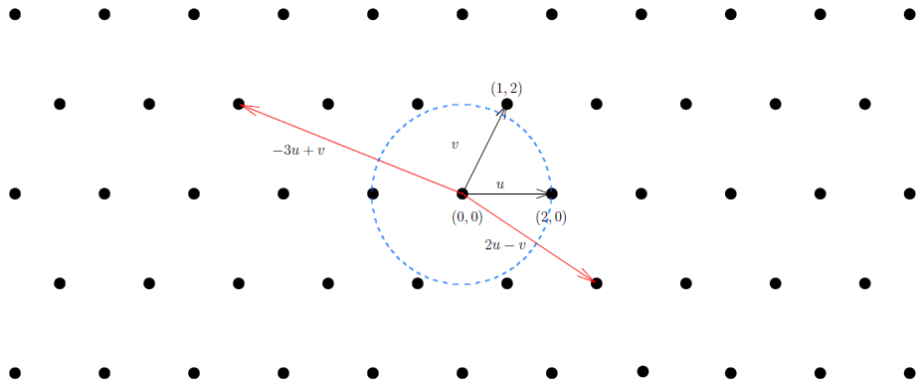
But de la réduction : trouver en un temps “raisonnable” une “assez bonne” base.

L'algorithme LLL conçu en 1982 par A. Lenstra, H. Lenstra et L. Lovász
trouve en **temps polynomial** une **assez bonne** base d'un réseau.

pour $d = 2$: l'algorithme de Gauss trouve la meilleure base

pour $d \geq 3$: l'algorithme LLL généralise l'algorithme de Gauss

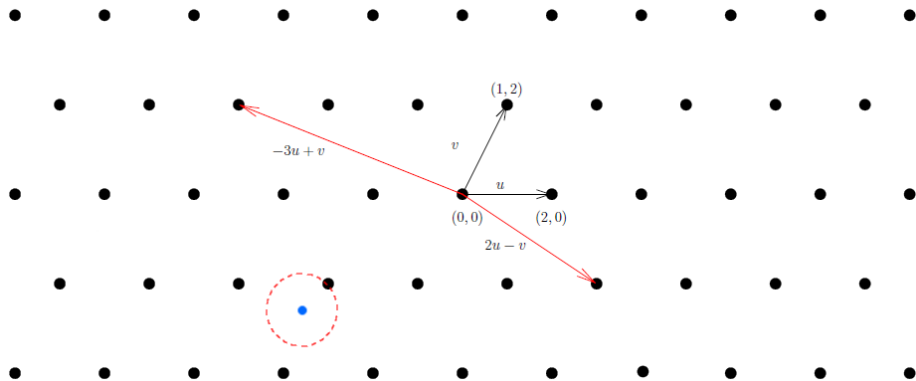
SVP : Shortest Vector Problem



Problème **SVP** : trouver un plus court vecteur non nul du réseau

Remarque : une base réduite donne une bonne approximation de la solution (pas toujours la solution).

CVP : Closest Vector Problem



Problème **CVP** : trouver un vecteur du réseau qui minimise la distance entre un vecteur et un réseau donnés.

Remarque : une base réduite donne "un bon domaine" où une solution peut être trouvée.

SVP et CVP

SVP (Shortest Vector Problem) et CVP (Closest Vector Problem) sont NP-difficiles.

L'algorithme LLL donne une solution approchée de SVP en temps polynômial.

L'algorithme de Babai (basée sur LLL) donne une solution approchée de CVP en temps polynômial.

Plan

1 Algorithme LLL

- GREYC
- Réduction des réseaux
- Problèmes SVP et CVP
- Exemples d'applications
 - Programmation linéaire entière
 - Approximation de fonctions irrationnelles
- Algorithme LLL

2 Modélisations de l'algorithme LLL et de ses entrées

- Modèles d'exécution (part 1)
- Modèles d'entrée

3 Résultats obtenus dans les différents modèles

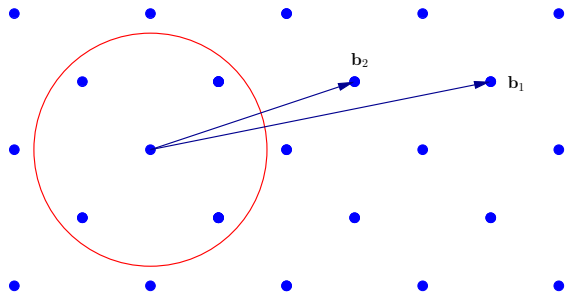
- Modèle M1 : cfg/tas de sable
- Modèle M1 et modèles d'entrée
- Modèle M2 : système dynamique de \mathbb{R}^d
- Modèle M3 : systèmes dynamiques probabilistes de \mathbb{R}^d

4 Conclusion

Programmation Linéaire Entière (H. Lenstra)

Une application importante pour utiliser une base réduite

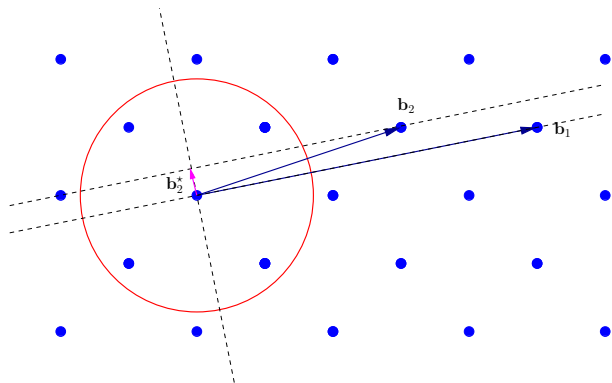
Problème : Énumérer tous les vecteurs d'un réseau \mathcal{L} à l'intérieur d'une boule.



Programmation Linéaire Entière (H. Lenstra)

Une application importante pour utiliser une base réduite

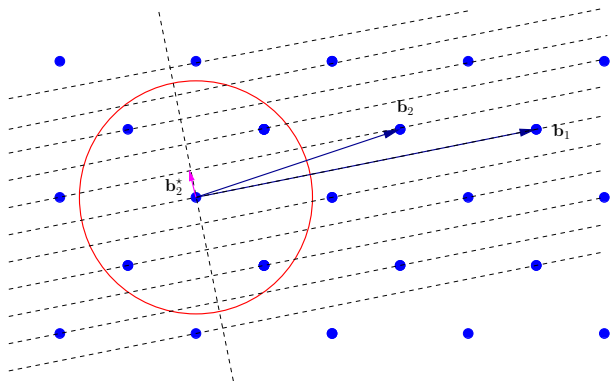
Problème : Énumérer tous les vecteurs d'un réseau \mathcal{L} à l'intérieur d'une boule.



Programmation Linéaire Entière (H. Lenstra)

Une application importante pour utiliser une base réduite

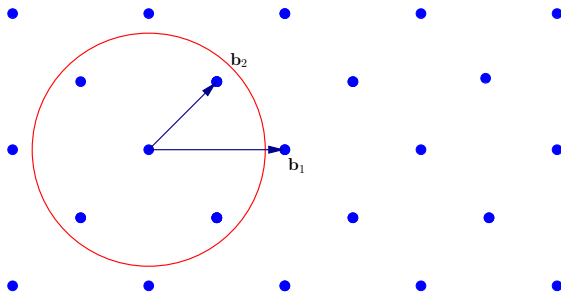
Problème : Énumérer tous les vecteurs d'un réseau \mathcal{L} à l'intérieur d'une boule.



Programmation Linéaire Entière (H. Lenstra)

Une application importante pour utiliser une base réduite

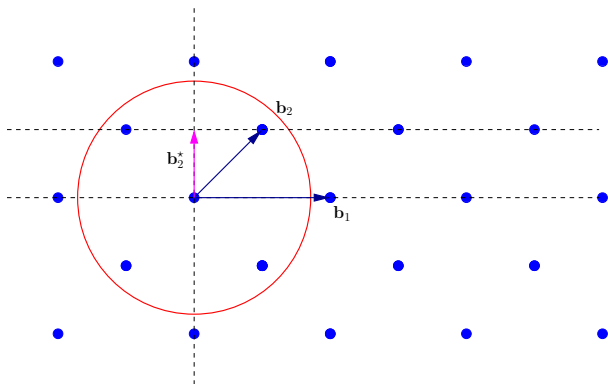
Problème : Énumérer tous les vecteurs d'un réseau \mathcal{L} à l'intérieur d'une boule.



Programmation Linéaire Entière (H. Lenstra)

Une application importante pour utiliser une base réduite

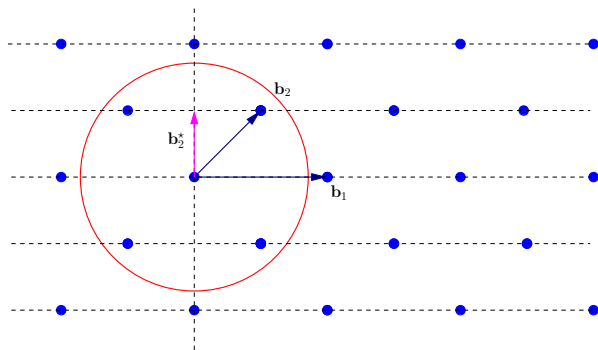
Problème : Énumérer tous les vecteurs d'un réseau \mathcal{L} à l'intérieur d'une boule.



Programmation Linéaire Entière (H. Lenstra)

Une application importante pour utiliser une base réduite

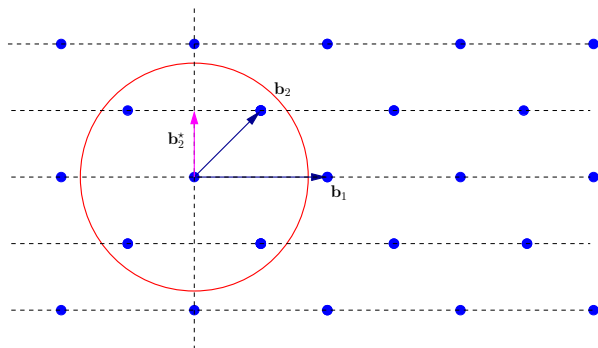
Problème : Énumérer tous les vecteurs d'un réseau \mathcal{L} à l'intérieur d'une boule.



Programmation Linéaire Entière (H. Lenstra)

Une application importante pour utiliser une base réduite

Problème : Énumérer tous les vecteurs d'un réseau \mathcal{L} à l'intérieur d'une boule.



Conclusion : utiliser une base réduite conduit à des calculs plus efficaces.

Remarque : \mathbf{b}_2^* doit être le plus long possible.

Absolute Error Problem

Évaluation d'une fonction f sur $[a, b]$ à une précision η donnée.

Méthode : Trouver un polynôme $p \in \mathcal{P}_{n,m}$ qui minimise $\|f - q\|$, $q \in \mathcal{P}_{n,m}$ où $m = (m_i)_{i=0..n}$ et

$$\mathcal{P}_{n,m} = \left\{ q = \frac{q_0}{2^{m_0}} + \frac{q_1}{2^{m_1}}X + \dots + \frac{q_n}{2^{m_n}}X^n \mid q_i \text{ entiers} \right\}$$

Méthodes naïves :

- Calculer le développement de Taylor et tronquer les coefficients
- Calculer le polynôme minimax et tronquer les coefficients

Absolute Error Problem

Idée : discrétiser le problème

Considérons x_1, \dots, x_d d points de $[a, b]$.

Calculons $q \in \mathcal{P}_{n,m}$ tel que pour tout $i = 1..d$,

$q(x_i)$ est aussi proche que possible de $f(x_i)$.

Absolute Error Problem

Idée : discrétiser le problème

Considérons x_1, \dots, x_d d points de $[a, b]$.

Calculons $q \in \mathcal{P}_{n,m}$ tel que pour tout $i = 1..d$,

$q(x_i)$ est aussi proche que possible de $f(x_i)$.

$$\Leftrightarrow \begin{pmatrix} \frac{q_0}{2^{m_0}} + \frac{q_1}{2^{m_1}} x_1 + \dots + \frac{q_n}{2^{m_n}} x_1^n \\ \frac{q_0}{2^{m_0}} + \frac{q_1}{2^{m_1}} x_2 + \dots + \frac{q_n}{2^{m_n}} x_2^n \\ \vdots \\ \frac{q_0}{2^{m_0}} + \frac{q_1}{2^{m_1}} x_d + \dots + \frac{q_n}{2^{m_n}} x_d^n \end{pmatrix} \text{ et } \begin{pmatrix} f(x_1) \\ f(x_2) \\ \vdots \\ f(x_d) \end{pmatrix} \quad \text{des vecteurs aussi proches que possible}$$

Absolute Error Problem

Idee : discrétiser le problème

Considérons x_1, \dots, x_d d points de $[a, b]$.

Calculons $q \in \mathcal{P}_{n,m}$ tel que pour tout $i = 1..d$,

$q(x_i)$ est aussi proche que possible de $f(x_i)$.

$$\begin{array}{c}
 \Leftrightarrow \\
 \left(\begin{array}{c} \frac{q_0}{2^{m_0}} + \frac{q_1}{2^{m_1}} x_1 + \dots + \frac{q_n}{2^{m_n}} x_1^n \\ \frac{q_0}{2^{m_0}} + \frac{q_1}{2^{m_1}} x_2 + \dots + \frac{q_n}{2^{m_n}} x_2^n \\ \vdots \\ \frac{q_0}{2^{m_0}} + \frac{q_1}{2^{m_1}} x_d + \dots + \frac{q_n}{2^{m_n}} x_d^n \end{array} \right) \text{ et } \left(\begin{array}{c} f(x_1) \\ f(x_2) \\ \vdots \\ f(x_d) \end{array} \right) \text{ des vecteurs aussi proches} \\
 \\
 \Leftrightarrow \\
 q_0 \cdot \vec{v}_0 + q_1 \cdot \vec{v}_1 + \dots + q_n \cdot \vec{v}_n \text{ and } \vec{y} = \left(\begin{array}{c} f(x_1) \\ f(x_2) \\ \vdots \\ f(x_d) \end{array} \right) \text{ des vecteurs aussi proches} \\
 \\
 \text{que possible}
 \end{array}$$

Absolute Error Problem

Il faut minimiser $\|q_0 \cdot \vec{v}_0 + q_1 \cdot \vec{v}_1 + \dots + q_n \cdot \vec{v}_n - \vec{y}\|$

En d'autres mots, il faut trouver le **plus proche vecteur** de \vec{y} dans le réseau $\mathcal{L}(\vec{v}_0, \vec{v}_1, \dots, \vec{v}_n)$.

Autres applications

- Approximation diophantienne simultanée
- Cryptanalyses de protocoles de type RSA ou Sac-à-dos
- Conception de protocoles homomorphes
- Codage et télécommunications
- Théorie de la complexité
- ...

Plan

1 Algorithmme LLL

- GREYC
- Réduction des réseaux
- Problèmes SVP et CVP
- Exemples d'applications
 - Programmation linéaire entière
 - Approximation de fonctions irrationnelles
- Algorithmme LLL

2 Modélisations de l'algorithme LLL et de ses entrées

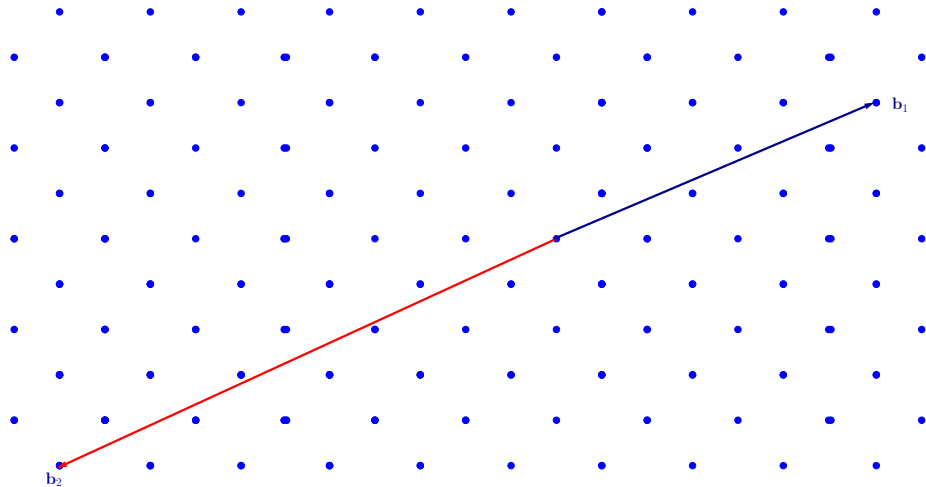
- Modèles d'exécution (part 1)
- Modèles d'entrée

3 Résultats obtenus dans les différents modèles

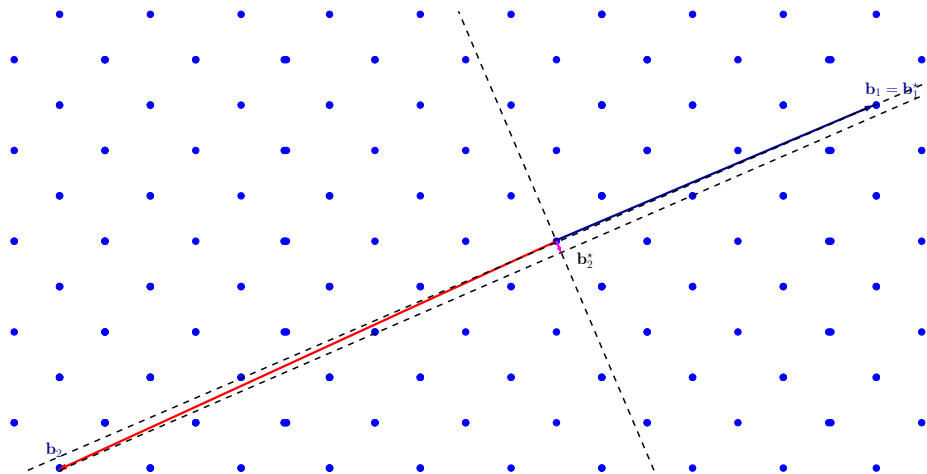
- Modèle M1 : cfg/tas de sable
- Modèle M1 et modèles d'entrée
- Modèle M2 : système dynamique de \mathbb{R}^d
- Modèle M3 : systèmes dynamiques probabilistes de \mathbb{R}^d

4 Conclusion

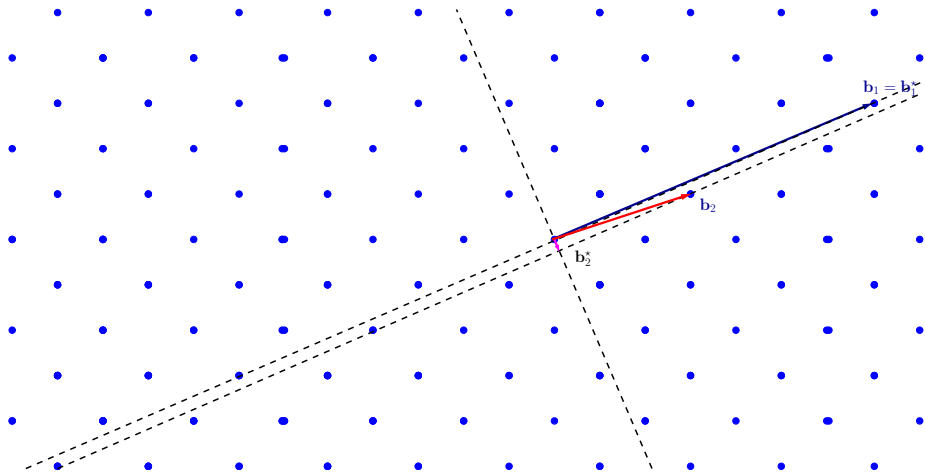
Principes de l'algorithme



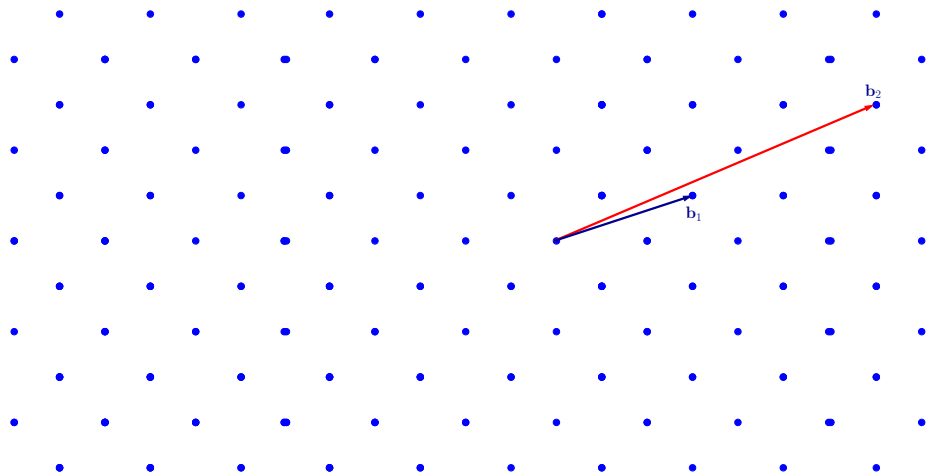
Principes de l'algorithme



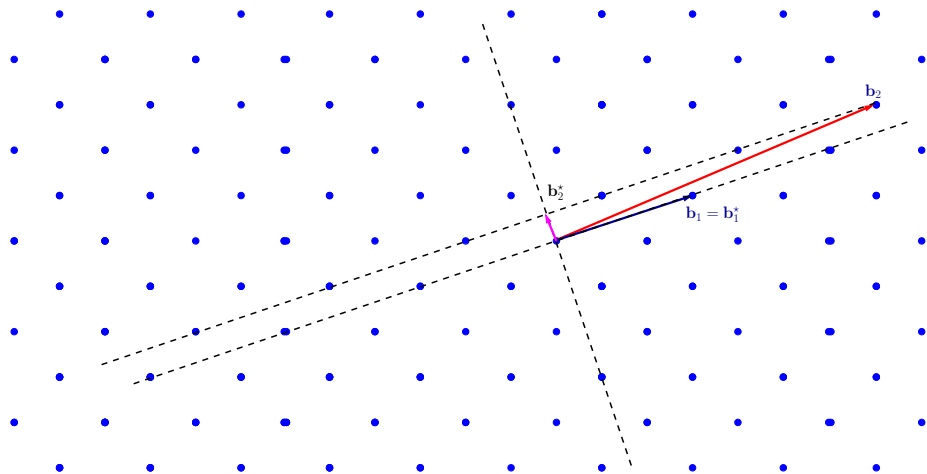
Principes de l'algorithme



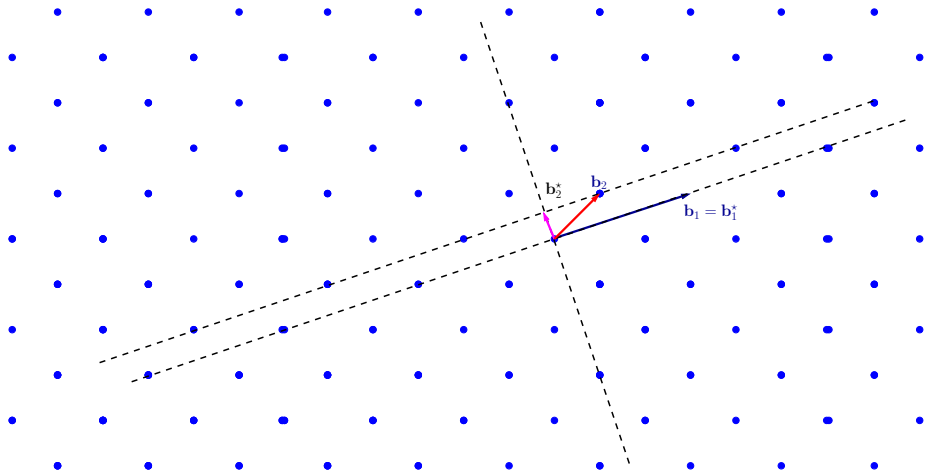
Principes de l'algorithme



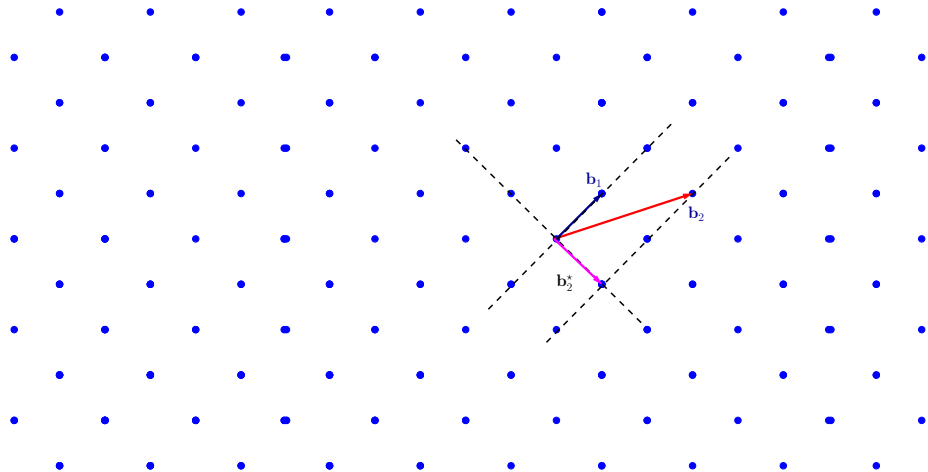
Principes de l'algorithme



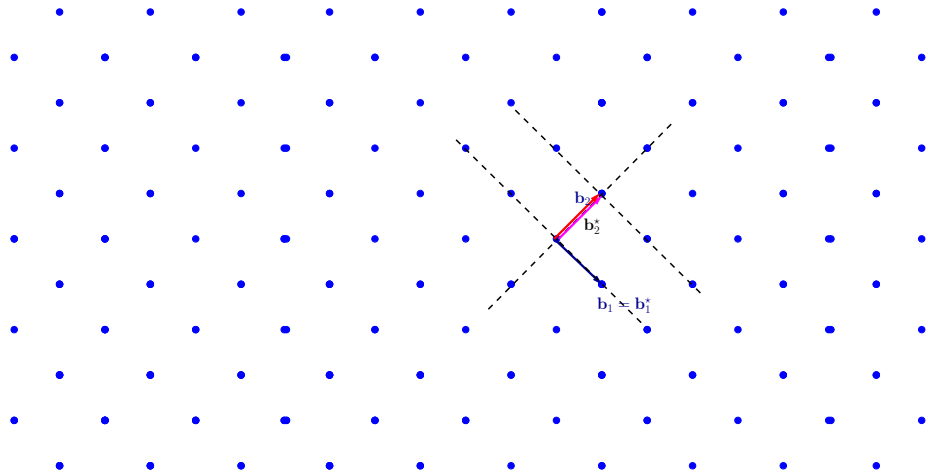
Principes de l'algorithme



Principes de l'algorithme



Principes de l'algorithme



$B^* = (\mathbf{b}_1^*, \dots, \mathbf{b}_d^*)$: la base des orthogonalisés
de Gram Schmidt

$\mathcal{P} : B \rightarrow B^*$ (la matrice de passage)

$$\begin{array}{c}
 \mathbf{b}_1 \\
 \mathbf{b}_2 \\
 \vdots \\
 \mathbf{b}_i \\
 \mathbf{b}_{i+1} \\
 \vdots \\
 \mathbf{b}_d
 \end{array}
 \begin{pmatrix}
 \mathbf{b}_1^* & \mathbf{b}_2^* & \dots & \mathbf{b}_i^* & \mathbf{b}_{i+1}^* & \dots & \mathbf{b}_d^* \\
 1 & 0 & \dots & \dots & \dots & \dots & 0 \\
 m_{2,1} & 1 & \ddots & & & & \vdots \\
 \dots & \ddots & \ddots & & & & \vdots \\
 \dots & \dots & \dots & 1 & 0 & & \vdots \\
 \dots & \dots & \dots & m_{i+1,i} & 1 & \ddots & \vdots \\
 \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & 0 \\
 m_{d,1} & m_{d,2} & \dots & \dots & \dots & \dots & 1
 \end{pmatrix}$$

$$B_i := \begin{array}{c} \mathbf{u}_i \\ \mathbf{v}_i \end{array} \begin{pmatrix} \mathbf{b}_i^* & \mathbf{b}_{i+1}^* \\ 1 & 0 \\ m_{i+1,i} & 1 \end{pmatrix}.$$

Les translations :

- diminuent la norme des vecteurs
- rendent la base propre

Une base B est dite propre
si la matrice de passage \mathcal{P} vérifie :

$$|m_{i,j}| \leq 1/2 \text{ pour } 1 \leq j < i \leq n$$

Les échanges :

(t paramètre de l'algorithme, $t > 1$)

- effectués si $\|\mathbf{v}_i\| < (1/t)\|\mathbf{u}_i\|$
- rendent la base plus orthogonale

$B^* = (\mathbf{b}_1^*, \dots, \mathbf{b}_d^*)$: la base des orthogonalisés
de Gram Schmidt

$\mathcal{P} : B \rightarrow B^*$ (la matrice de passage)

$$\begin{array}{c}
 \mathbf{b}_1 \\
 \mathbf{b}_2 \\
 \vdots \\
 \mathbf{b}_i \\
 \mathbf{b}_{i+1} \\
 \vdots \\
 \mathbf{b}_d
 \end{array}
 \begin{pmatrix}
 \mathbf{b}_1^* & \mathbf{b}_2^* & \dots & \mathbf{b}_i^* & \mathbf{b}_{i+1}^* & \dots & \mathbf{b}_d^* \\
 1 & 0 & \dots & \dots & \dots & \dots & 0 \\
 m_{2,1} & 1 & \ddots & & & & \vdots \\
 \dots & \ddots & \ddots & & & & \vdots \\
 \dots & \dots & \dots & 1 & 0 & & \vdots \\
 \dots & \dots & \dots & m_{i+1,i} & 1 & \ddots & \vdots \\
 \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & 0 \\
 m_{d,1} & m_{d,2} & \dots & \dots & \dots & \dots & 1
 \end{pmatrix}$$

$$B_i := \begin{array}{c} \mathbf{u}_i \\ \mathbf{v}_i \end{array} \begin{pmatrix} \mathbf{b}_i^* & \mathbf{b}_{i+1}^* \\ 1 & 0 \\ m_{i+1,i} & 1 \end{pmatrix}.$$

Les **translations** :

- diminuent la norme des vecteurs
- rendent **la base propre**

Une base B est dite **propre**
si la matrice de passage \mathcal{P} vérifie :

$$|m_{i,j}| \leq 1/2 \text{ pour } 1 \leq j < i \leq n$$

Les **échanges** :

(t paramètre de l'algorithme, $t > 1$)

- effectués si $\|\mathbf{v}_i\| < (1/t)\|\mathbf{u}_i\|$
- rendent la base plus orthogonale

$B^* = (\mathbf{b}_1^*, \dots, \mathbf{b}_d^*)$: la base des orthogonalisés
de Gram Schmidt

$\mathcal{P} : B \rightarrow B^*$ (la matrice de passage)

$$\begin{array}{c}
 \mathbf{b}_1 \\
 \mathbf{b}_2 \\
 \vdots \\
 \mathbf{b}_i \\
 \mathbf{b}_{i+1} \\
 \vdots \\
 \mathbf{b}_d
 \end{array}
 \begin{pmatrix}
 \mathbf{b}_1^* & \mathbf{b}_2^* & \dots & \mathbf{b}_i^* & \mathbf{b}_{i+1}^* & \dots & \mathbf{b}_d^* \\
 1 & 0 & \dots & \dots & \dots & \dots & 0 \\
 m_{2,1} & 1 & \ddots & & & & \vdots \\
 \dots & \ddots & \ddots & & & & \vdots \\
 \dots & \dots & \dots & 1 & 0 & & \vdots \\
 \dots & \dots & \dots & m_{i+1,i} & 1 & \ddots & \vdots \\
 \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & 0 \\
 m_{d,1} & m_{d,2} & \dots & \dots & \dots & \dots & 1
 \end{pmatrix}$$

$$B_i := \begin{array}{c} \mathbf{u}_i \\ \mathbf{v}_i \end{array} \begin{pmatrix} \mathbf{b}_i^* & \mathbf{b}_{i+1}^* \\ 1 & 0 \\ m_{i+1,i} & 1 \end{pmatrix}.$$

Les **translations** :

- diminuent la norme des vecteurs
- rendent **la base propre**

Une base B est dite **propre**
si la matrice de passage \mathcal{P} vérifie :

$$|m_{i,j}| \leq 1/2 \text{ pour } 1 \leq j < i \leq n$$

Les **échanges** :

(t paramètre de l'algorithme, $t > 1$)

- effectués si $\|\mathbf{v}_i\| < (1/t)\|\mathbf{u}_i\|$
- rendent la base plus orthogonale

$B^* = (\mathbf{b}_1^*, \dots, \mathbf{b}_d^*)$: la base des orthogonalisés
de Gram Schmidt

$\mathcal{P} : B \rightarrow B^*$ (la matrice de passage)

$$\begin{array}{c}
 \mathbf{b}_1 \\
 \mathbf{b}_2 \\
 \vdots \\
 \mathbf{b}_i \\
 \mathbf{b}_{i+1} \\
 \vdots \\
 \mathbf{b}_d
 \end{array}
 \begin{pmatrix}
 \mathbf{b}_1^* & \mathbf{b}_2^* & \dots & \mathbf{b}_i^* & \mathbf{b}_{i+1}^* & \dots & \mathbf{b}_d^* \\
 1 & 0 & \dots & \dots & \dots & \dots & 0 \\
 m_{2,1} & 1 & \ddots & & & & \vdots \\
 \dots & \ddots & \ddots & & & & \vdots \\
 \dots & \dots & \dots & 1 & 0 & & \vdots \\
 \dots & \dots & \dots & m_{i+1,i} & 1 & \ddots & \vdots \\
 \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & 0 \\
 m_{d,1} & m_{d,2} & \dots & \dots & \dots & \dots & 1
 \end{pmatrix}$$

$$B_i := \begin{array}{c} \mathbf{u}_i \\ \mathbf{v}_i \end{array} \begin{pmatrix} \mathbf{b}_i^* & \mathbf{b}_{i+1}^* \\ 1 & 0 \\ m_{i+1,i} & 1 \end{pmatrix}.$$

Les **translations** :

- diminuent la norme des vecteurs
- rendent **la base propre**

Une base B est dite **propre**
si la matrice de passage \mathcal{P} vérifie :

$$|m_{i,j}| \leq 1/2 \text{ pour } 1 \leq j < i \leq n$$

Les **échanges** :

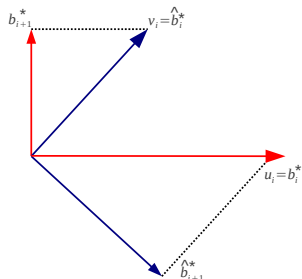
(t paramètre de l'algorithme, $t > 1$)

- effectués si $\|\mathbf{v}_i\| < (1/t)\|\mathbf{u}_i\|$
- rendent la base plus orthogonale

Les **échanges** rendent la base plus orthogonale

$$\ell_i := \|\mathbf{b}_i^*\|, \quad r_i := \frac{\ell_{i+1}}{\ell_i} \quad (\text{rapports de Siegel}) \quad \text{et} \quad \nu_i := \{m_{i+1,i}\} \\ (\text{partie fractionnelle centrée})$$

$$B_i = \begin{matrix} \mathbf{u}_i & \mathbf{b}_i^* & \mathbf{b}_{i+1}^* \\ \mathbf{v}_i & \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ m_{i+1,i} & 1 \end{pmatrix} \end{matrix}$$



Si la base B_i n'est pas réduite,
un échange modifie la base B_i^* .

Les nouveaux rapports de Siegel :

$$\tilde{r}_{i-1} = \rho \cdot r_{i-1}$$

$$\tilde{r}_i = \frac{1}{\rho^2} \cdot r_i$$

$$\tilde{r}_{i+1} = \rho \cdot r_{i+1}.$$

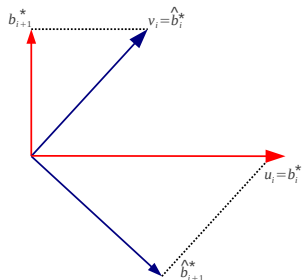
avec un **facteur de décroissance** ρ

$$\rho^2 = r_i^2 + \nu_i^2 \leq 1$$

Les **échanges** rendent la base plus orthogonale

$$\ell_i := \|\mathbf{b}_i^*\|, \quad r_i := \frac{\ell_{i+1}}{\ell_i} \quad (\text{rapports de Siegel}) \quad \text{et} \quad \nu_i := \{m_{i+1,i}\} \\ (\text{partie fractionnelle centrée})$$

$$B_i = \begin{matrix} \mathbf{u}_i \\ \mathbf{v}_i \end{matrix} \begin{pmatrix} \mathbf{b}_i^* & \mathbf{b}_{i+1}^* \\ 1 & 0 \\ m_{i+1,i} & 1 \end{pmatrix}$$



Si la base B_i n'est pas réduite, un échange modifie la base B_i^* .

Les nouveaux rapports de Siegel :

$$\check{r}_{i-1} = \rho \cdot r_{i-1}$$

$$\check{r}_i = \frac{1}{\rho^2} \cdot r_i$$

$$\check{r}_{i+1} = \rho \cdot r_{i+1}.$$

avec un **facteur de décroissance** ρ

$$\rho^2 = r_i^2 + \nu_i^2 \leq 1$$

Algorithme LLL(t), $t > 1$

Entrées: $B = (\mathbf{b}_1, \dots, \mathbf{b}_d)$

Résultat: $\hat{B} = (\hat{\mathbf{b}}_1, \dots, \hat{\mathbf{b}}_d)$ t -réduite.

Calculer (B^*, \mathcal{P}) ;

$i \leftarrow 1$;

tant que $i < d$ **faire**

Translator \mathbf{b}_{i+1} // \mathbf{b}_i

(t.q. $|m_{i+1,i}| \leq 1/2$);

Tester $\|\mathbf{v}_i\| > (1/t) \|\mathbf{u}_i\|$?

Si oui

Translator \mathbf{b}_{i+1} // \mathbf{b}_k

(t.q. $|m_{k,i}| \leq 1/2$);

$i \leftarrow i + 1$;

Sinon

Échanger \mathbf{b}_i et \mathbf{b}_{i+1} ;

Recalculer (B^*, \mathcal{P}) ;

Si $i \neq 1$ alors $i \leftarrow i - 1$;

fin

Condition de Lovász

$$\mathcal{L}(t) : \quad r_i^2 \geq \frac{1}{t^2} - \nu_i^2$$

$$\|\mathbf{v}_i\| \geq (1/t) \|\mathbf{u}_i\|$$

Condition de Siegel

$$\mathcal{S}(s) : \quad r_i \geq \frac{1}{s}$$

Une base B d'un réseau \mathcal{L} qui est propre est dite **réduite** au sens de t -Lovász (resp. s -Siegel) si vérifie la condition $\mathcal{L}(t)$ (resp. $\mathcal{S}(s)$)

si s et t vérifient

$$\frac{1}{s^2} = \frac{1}{t^2} - \frac{1}{4}, \text{ avec } s \geq \frac{2}{\sqrt{3}} \text{ et } t \geq 1$$

alors $\mathcal{L}(t) \Rightarrow \mathcal{S}(s)$

Algorithme LLL(t), $t > 1$

Entrées: $B = (\mathbf{b}_1, \dots, \mathbf{b}_d)$

Résultat: $\widehat{B} = (\widehat{\mathbf{b}}_1, \dots, \widehat{\mathbf{b}}_d)$ t -réduite.

Calculer (B^*, \mathcal{P}) ;

$i \leftarrow 1$;

tant que $i < d$ **faire**

Translator $\mathbf{b}_{i+1} // \mathbf{b}_i$

(t.q $|m_{i+1,i}| \leq 1/2$);

Tester $\|\mathbf{v}_i\| > (1/t) \|\mathbf{u}_i\|$?

Si oui

Translator $\mathbf{b}_{i+1} // \mathbf{b}_k$

(t.q $|m_{k,i}| \leq 1/2$);

$i \leftarrow i + 1$;

Sinon

Échanger \mathbf{b}_i et \mathbf{b}_{i+1} ;

Recalculer (B^*, \mathcal{P}) ;

Si $i \neq 1$ alors $i \leftarrow i - 1$;

fin

Condition de Lovász

$$\mathcal{L}(t) : \quad r_i^2 \geq \frac{1}{t^2} - \nu_i^2$$

$$\|\mathbf{v}_i\| \geq (1/t) \|\mathbf{u}_i\|$$

Condition de Siegel

$$\mathcal{S}(s) : \quad r_i \geq \frac{1}{s}$$

Une base B d'un réseau \mathcal{L} qui est propre est dite **réduite** au sens de t -Lovász (resp. s -Siegel) si vérifie la condition $\mathcal{L}(t)$ (resp. $\mathcal{S}(s)$)

si s et t vérifient

$$\frac{1}{s^2} = \frac{1}{t^2} - \frac{1}{4}, \text{ avec } s \geq \frac{2}{\sqrt{3}} \text{ et } t \geq 1$$

alors $\mathcal{L}(t) \Rightarrow \mathcal{S}(s)$

Potentiel d'une base : $\Delta(B) = \prod_{i=1}^d \ell_i^{(d-i)}$.

À chaque échange $\Delta(B)$ décroît d'un facteur ρ ($\rho^{(j)}$: ρ à l'étape j).

$$\rho \leq \frac{1}{t} = \left(\frac{1}{s^2} + \frac{1}{4} \right)^{1/2} \leq 1$$

Le nombre d'échanges :

$$K(B) = \frac{1}{|\log \bar{\rho}|} \log \frac{\Delta(B)}{\Delta(\hat{B})}, \quad \text{avec} \quad \log \bar{\rho} = \frac{1}{K} \sum_{j=1}^K \log \rho^{(j)}$$

Pire des cas (uniquement $t > 1$) :

$$K(B) \leq \frac{1}{\log t} \log \frac{\Delta(B)}{\Delta(\hat{B})},$$

Remarque :

- Le pire des cas peut être rarement atteint
- L'analyse probabiliste rend mieux compte du comportement "générique"

Potentiel d'une base : $\Delta(B) = \prod_{i=1}^d \ell_i^{(d-i)}$.

À chaque échange $\Delta(B)$ décroît d'un facteur ρ ($\rho^{(j)}$: ρ à l'étape j).

$$\rho \leq \frac{1}{t} = \left(\frac{1}{s^2} + \frac{1}{4} \right)^{1/2} \leq 1$$

Le nombre d'échanges :

$$K(B) = \frac{1}{|\log \bar{\rho}|} \log \frac{\Delta(B)}{\Delta(\widehat{B})}, \quad \text{avec} \quad \log \bar{\rho} = \frac{1}{K} \sum_{j=1}^K \log \rho^{(j)}$$

Pire des cas (uniquement $t > 1$) :

$$K(B) \leq \frac{1}{\log t} \log \frac{\Delta(B)}{\Delta(\widehat{B})},$$

Remarque :

- Le pire des cas peut être rarement atteint
- L'analyse probabiliste rend mieux compte du comportement "générique"

Potentiel d'une base : $\Delta(B) = \prod_{i=1}^d \ell_i^{(d-i)}$.

À chaque échange $\Delta(B)$ décroît d'un facteur ρ ($\rho^{(j)}$: ρ à l'étape j).

$$\rho \leq \frac{1}{t} = \left(\frac{1}{s^2} + \frac{1}{4} \right)^{1/2} \leq 1$$

Le nombre d'échanges :

$$K(B) = \frac{1}{|\log \bar{\rho}|} \log \frac{\Delta(B)}{\Delta(\widehat{B})}, \quad \text{avec} \quad \log \bar{\rho} = \frac{1}{K} \sum_{j=1}^K \log \rho^{(j)}$$

Pire des cas (uniquement $t > 1$) :

$$K(B) \leq \frac{1}{\log t} \log \frac{\Delta(B)}{\Delta(\widehat{B})},$$

Remarque :

- Le pire des cas peut être rarement atteint
- L'analyse probabiliste rend mieux compte du comportement "générique"

Potentiel d'une base : $\Delta(B) = \prod_{i=1}^d \ell_i^{(d-i)}$.

À chaque échange $\Delta(B)$ décroît d'un facteur ρ ($\rho^{(j)}$: ρ à l'étape j).

$$\rho \leq \frac{1}{t} = \left(\frac{1}{s^2} + \frac{1}{4} \right)^{1/2} \leq 1$$

Le nombre d'échanges :

$$K(B) = \frac{1}{|\log \bar{\rho}|} \log \frac{\Delta(B)}{\Delta(\widehat{B})}, \quad \text{avec} \quad \log \bar{\rho} = \frac{1}{K} \sum_{j=1}^K \log \rho^{(j)}$$

Pire des cas (uniquement $t > 1$) :

$$K(B) \leq \frac{1}{\log t} \log \frac{\Delta(B)}{\Delta(\widehat{B})},$$

Remarque :

- Le pire des cas peut être rarement atteint
- L'analyse probabiliste rend mieux compte du comportement "générique"

Plan

- 1 Algorithme LLL
 - GREYC
 - Réduction des réseaux
 - Problèmes SVP et CVP
 - Exemples d'applications
 - Programmation linéaire entière
 - Approximation de fonctions irrationnelles
 - Algorithme LLL
- 2 Modélisations de l'algorithme LLL et de ses entrées
 - Modèles d'exécution (part 1)
 - Modèles d'entrée
- 3 Résultats obtenus dans les différents modèles
 - Modèle M1 : cfg/tas de sable
 - Modèle M1 et modèles d'entrée
 - Modèle M2 : système dynamique de \mathbb{R}^d
 - Modèle M3 : systèmes dynamiques probabilistes de \mathbb{R}^d
- 4 Conclusion

Notre approche :

le rôle essentiel est joué par les rapports

$$r_i = \frac{\ell_{i+1}}{\ell_i}$$

les coefficients ν_i ont un rôle secondaire

si $r_i < 1/s$ alors

$$\tilde{T}_\rho^{(i)}(\mathbf{r}) = \begin{cases} \check{r}_{i-1} := \rho \cdot r_{i-1}; \\ \check{r}_i := \frac{1}{\rho^2} \cdot r_i; \\ \check{r}_{i+1} := \rho \cdot r_{i+1}; \end{cases}$$

Point de vue additif :

$$\mathbf{c} := (c_1, \dots, c_{d-1})$$

avec $c_i = -\log_s r_i$ et $\alpha = -\log_s \rho$

si $c_i > 1$ alors

$$T_\alpha^{(i)}(\mathbf{c}) = \begin{cases} \check{c}_{i-1} := c_{i-1} + \alpha \\ \check{c}_i := c_i - 2\alpha \\ \check{c}_{i+1} := c_{i+1} + \alpha \end{cases}$$

Notre approche :

le rôle essentiel est joué par les rapports

$$r_i = \frac{\ell_{i+1}}{\ell_i}$$

les coefficients ν_i ont un rôle secondaire

Point de vue additif :

$$\mathbf{c} := (c_1, \dots, c_{d-1})$$

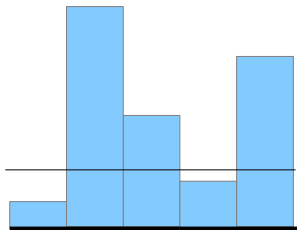
avec $c_i = -\log_s r_i$ et $\alpha = -\log_s \rho$

si $r_i < 1/s$ alors

$$\tilde{T}_\rho^{(i)}(\mathbf{r}) = \begin{cases} \check{r}_{i-1} := \rho \cdot r_{i-1}; \\ \check{r}_i := \frac{1}{\rho^2} \cdot r_i; \\ \check{r}_{i+1} := \rho \cdot r_{i+1}; \end{cases}$$

si $c_i > 1$ alors

$$T_\alpha^{(i)}(\mathbf{c}) = \begin{cases} \check{c}_{i-1} := c_{i-1} + \alpha \\ \check{c}_i := c_i - 2\alpha \\ \check{c}_{i+1} := c_{i+1} + \alpha \end{cases}$$



Notre approche :

le rôle essentiel est joué par les rapports

$$r_i = \frac{\ell_{i+1}}{\ell_i}$$

les coefficients ν_i ont un rôle secondaire

Point de vue additif :

$$\mathbf{c} := (c_1, \dots, c_{d-1})$$

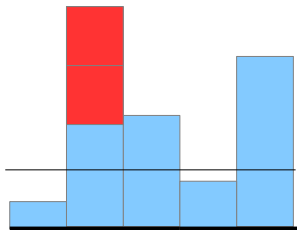
avec $c_i = -\log_s r_i$ et $\alpha = -\log_s \rho$

si $r_i < 1/s$ alors

$$\tilde{T}_\rho^{(i)}(\mathbf{r}) = \begin{cases} \check{r}_{i-1} := \rho \cdot r_{i-1}; \\ \check{r}_i := \frac{1}{\rho^2} \cdot r_i; \\ \check{r}_{i+1} := \rho \cdot r_{i+1}; \end{cases}$$

si $c_i > 1$ alors

$$T_\alpha^{(i)}(\mathbf{c}) = \begin{cases} \check{c}_{i-1} := c_{i-1} + \alpha \\ \check{c}_i := c_i - 2\alpha \\ \check{c}_{i+1} := c_{i+1} + \alpha \end{cases}$$



Notre approche :

le rôle essentiel est joué par les rapports

$$r_i = \frac{\ell_{i+1}}{\ell_i}$$

les coefficients ν_i ont un rôle secondaire

Point de vue additif :

$$\mathbf{c} := (c_1, \dots, c_{d-1})$$

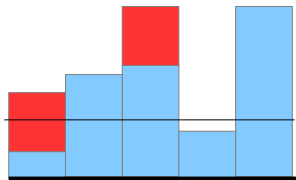
avec $c_i = -\log_s r_i$ et $\alpha = -\log_s \rho$

si $r_i < 1/s$ alors

$$\tilde{T}_\rho^{(i)}(\mathbf{r}) = \begin{cases} \check{r}_{i-1} := \rho \cdot r_{i-1}; \\ \check{r}_i := \frac{1}{\rho^2} \cdot r_i; \\ \check{r}_{i+1} := \rho \cdot r_{i+1}; \end{cases}$$

si $c_i > 1$ alors

$$T_\alpha^{(i)}(\mathbf{c}) = \begin{cases} \check{c}_{i-1} := c_{i-1} + \alpha \\ \check{c}_i := c_i - 2\alpha \\ \check{c}_{i+1} := c_{i+1} + \alpha \end{cases}$$



Notre approche :

le rôle essentiel est joué par les rapports

$$r_i = \frac{\ell_{i+1}}{\ell_i}$$

les coefficients ν_i ont un rôle secondaire

Point de vue additif :

$$\mathbf{c} := (c_1, \dots, c_{d-1})$$

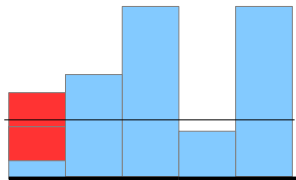
avec $c_i = -\log_s r_i$ et $\alpha = -\log_s \rho$

si $r_i < 1/s$ alors

$$\tilde{T}_\rho^{(i)}(\mathbf{r}) = \begin{cases} \check{r}_{i-1} := \rho \cdot r_{i-1}; \\ \check{r}_i := \frac{1}{\rho^2} \cdot r_i; \\ \check{r}_{i+1} := \rho \cdot r_{i+1}; \end{cases}$$

si $c_i > 1$ alors

$$T_\alpha^{(i)}(\mathbf{c}) = \begin{cases} \check{c}_{i-1} := c_{i-1} + \alpha \\ \check{c}_i := c_i - 2\alpha \\ \check{c}_{i+1} := c_{i+1} + \alpha \end{cases}$$



Notre approche :

le rôle essentiel est joué par les rapports

$$r_i = \frac{\ell_{i+1}}{\ell_i}$$

les coefficients ν_i ont un rôle secondaire

Point de vue additif :

$$\mathbf{c} := (c_1, \dots, c_{d-1})$$

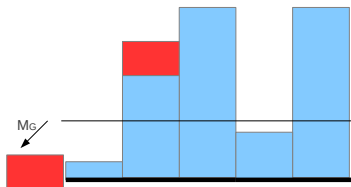
avec $c_i = -\log_s r_i$ et $\alpha = -\log_s \rho$

si $r_i < 1/s$ alors

$$\tilde{T}_\rho^{(i)}(\mathbf{r}) = \begin{cases} \check{r}_{i-1} := \rho \cdot r_{i-1}; \\ \check{r}_i := \frac{1}{\rho^2} \cdot r_i; \\ \check{r}_{i+1} := \rho \cdot r_{i+1}; \end{cases}$$

si $c_i > 1$ alors

$$T_\alpha^{(i)}(\mathbf{c}) = \begin{cases} \check{c}_{i-1} := c_{i-1} + \alpha \\ \check{c}_i := c_i - 2\alpha \\ \check{c}_{i+1} := c_{i+1} + \alpha \end{cases}$$



Notre approche :

le rôle essentiel est joué par les rapports

$$r_i = \frac{\ell_{i+1}}{\ell_i}$$

les coefficients ν_i ont un rôle secondaire

Point de vue additif :

$$\mathbf{c} := (c_1, \dots, c_{d-1})$$

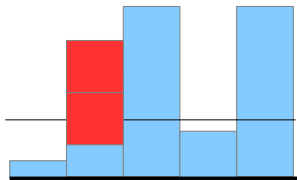
avec $c_i = -\log_s r_i$ et $\alpha = -\log_s \rho$

si $r_i < 1/s$ alors

$$\tilde{T}_\rho^{(i)}(\mathbf{r}) = \begin{cases} \check{r}_{i-1} := \rho \cdot r_{i-1}; \\ \check{r}_i := \frac{1}{\rho^2} \cdot r_i; \\ \check{r}_{i+1} := \rho \cdot r_{i+1}; \end{cases}$$

si $c_i > 1$ alors

$$T_\alpha^{(i)}(\mathbf{c}) = \begin{cases} \check{c}_{i-1} := c_{i-1} + \alpha \\ \check{c}_i := c_i - 2\alpha \\ \check{c}_{i+1} := c_{i+1} + \alpha \end{cases}$$



Notre approche :

le rôle essentiel est joué par les rapports

$$r_i = \frac{\ell_{i+1}}{\ell_i}$$

les coefficients ν_i ont un rôle secondaire

Point de vue additif :

$$\mathbf{c} := (c_1, \dots, c_{d-1})$$

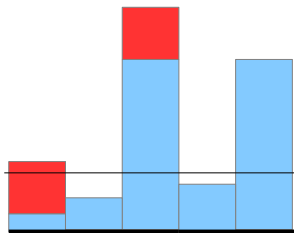
avec $c_i = -\log_s r_i$ et $\alpha = -\log_s \rho$

si $r_i < 1/s$ alors

$$\tilde{T}_\rho^{(i)}(\mathbf{r}) = \begin{cases} \check{r}_{i-1} := \rho \cdot r_{i-1}; \\ \check{r}_i := \frac{1}{\rho^2} \cdot r_i; \\ \check{r}_{i+1} := \rho \cdot r_{i+1}; \end{cases}$$

si $c_i > 1$ alors

$$T_\alpha^{(i)}(\mathbf{c}) = \begin{cases} \check{c}_{i-1} := c_{i-1} + \alpha \\ \check{c}_i := c_i - 2\alpha \\ \check{c}_{i+1} := c_{i+1} + \alpha \end{cases}$$



Notre approche :

le rôle essentiel est joué par les rapports

$$r_i = \frac{\ell_{i+1}}{\ell_i}$$

les coefficients ν_i ont un rôle secondaire

Point de vue additif :

$$\mathbf{c} := (c_1, \dots, c_{d-1})$$

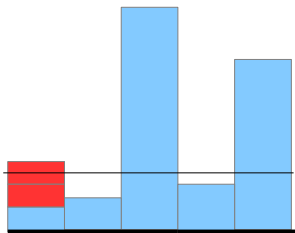
avec $c_i = -\log_s r_i$ et $\alpha = -\log_s \rho$

si $r_i < 1/s$ alors

$$\tilde{T}_\rho^{(i)}(\mathbf{r}) = \begin{cases} \check{r}_{i-1} := \rho \cdot r_{i-1}; \\ \check{r}_i := \frac{1}{\rho^2} \cdot r_i; \\ \check{r}_{i+1} := \rho \cdot r_{i+1}; \end{cases}$$

si $c_i > 1$ alors

$$T_\alpha^{(i)}(\mathbf{c}) = \begin{cases} \check{c}_{i-1} := c_{i-1} + \alpha \\ \check{c}_i := c_i - 2\alpha \\ \check{c}_{i+1} := c_{i+1} + \alpha \end{cases}$$



Notre approche :

le rôle essentiel est joué par les rapports

$$r_i = \frac{\ell_{i+1}}{\ell_i}$$

les coefficients ν_i ont un rôle secondaire

Point de vue additif :

$$\mathbf{c} := (c_1, \dots, c_{d-1})$$

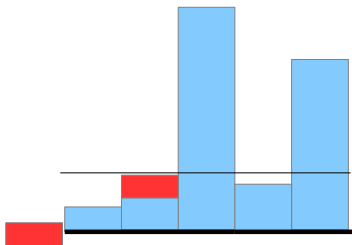
avec $c_i = -\log_s r_i$ et $\alpha = -\log_s \rho$

si $r_i < 1/s$ alors

$$\tilde{T}_\rho^{(i)}(\mathbf{r}) = \begin{cases} \check{r}_{i-1} := \rho \cdot r_{i-1}; \\ \check{r}_i := \frac{1}{\rho^2} \cdot r_i; \\ \check{r}_{i+1} := \rho \cdot r_{i+1}; \end{cases}$$

si $c_i > 1$ alors

$$T_\alpha^{(i)}(\mathbf{c}) = \begin{cases} \check{c}_{i-1} := c_{i-1} + \alpha \\ \check{c}_i := c_i - 2\alpha \\ \check{c}_{i+1} := c_{i+1} + \alpha \end{cases}$$



Notre approche :

le rôle essentiel est joué par les rapports

$$r_i = \frac{\ell_{i+1}}{\ell_i}$$

les coefficients ν_i ont un rôle secondaire

Point de vue additif :

$$\mathbf{c} := (c_1, \dots, c_{d-1})$$

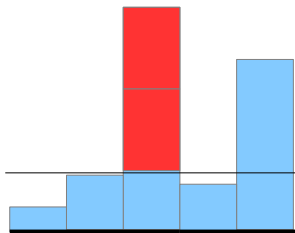
avec $c_i = -\log_s r_i$ et $\alpha = -\log_s \rho$

si $r_i < 1/s$ alors

$$\tilde{T}_\rho^{(i)}(\mathbf{r}) = \begin{cases} \check{r}_{i-1} := \rho \cdot r_{i-1}; \\ \check{r}_i := \frac{1}{\rho^2} \cdot r_i; \\ \check{r}_{i+1} := \rho \cdot r_{i+1}; \end{cases}$$

si $c_i > 1$ alors

$$T_\alpha^{(i)}(\mathbf{c}) = \begin{cases} \check{c}_{i-1} := c_{i-1} + \alpha \\ \check{c}_i := c_i - 2\alpha \\ \check{c}_{i+1} := c_{i+1} + \alpha \end{cases}$$



Notre approche :

le rôle essentiel est joué par les rapports

$$r_i = \frac{\ell_{i+1}}{\ell_i}$$

les coefficients ν_i ont un rôle secondaire

Point de vue additif :

$$\mathbf{c} := (c_1, \dots, c_{d-1})$$

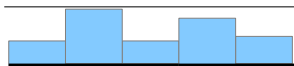
avec $c_i = -\log_s r_i$ et $\alpha = -\log_s \rho$

si $r_i < 1/s$ alors

$$\tilde{T}_\rho^{(i)}(\mathbf{r}) = \begin{cases} \check{r}_{i-1} := \rho \cdot r_{i-1}; \\ \check{r}_i := \frac{1}{\rho^2} \cdot r_i; \\ \check{r}_{i+1} := \rho \cdot r_{i+1}; \end{cases}$$

si $c_i > 1$ alors

$$T_\alpha^{(i)}(\mathbf{c}) = \begin{cases} \check{c}_{i-1} := c_{i-1} + \alpha \\ \check{c}_i := c_i - 2\alpha \\ \check{c}_{i+1} := c_{i+1} + \alpha \end{cases}$$



Entrées: $\mathbf{c} \in \mathcal{J}$

Sorties: $\mathbf{c} \in \mathcal{O} = \prod \mathcal{O}_i$

tant que $\mathbf{c} \notin \mathcal{O}$ **faire**

 Choisir i tel que $c_i \notin \mathcal{O}_i$;

 Choisir $\alpha \in \mathbb{R}^+$;

$\mathbf{c} \leftarrow T_\alpha^{(i)}(\mathbf{c})$;

fin

Renvoyer \mathbf{c}

Deux principaux choix :

Choisir i : la stratégie
classique, gloutonne, aléatoire...

Choisir α : calculé, fixé...

$$\alpha_i = -\frac{1}{2} \log_s (s^{-2c_i} + \nu_i^2)$$

M1 : $\alpha_i = \alpha$ est fixé au cours de l'algorithme

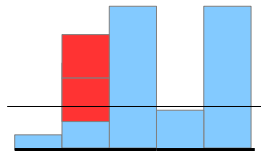
M2 : α_i est fonction de c_i , ν_i fixé dans $[-\frac{1}{2}, \frac{1}{2}]$

M3 : α_i est fonction de c_i , $\nu_i \in \mathcal{R} [-\frac{1}{2}, \frac{1}{2}]$

M4 : LLL avec la condition de Siegel ($c_i \leq 1$)

M5 : vrai LLL avec la condition de Lovász

$$c_i \leq \frac{1}{2} \log_s \left(\frac{1}{\nu_i^2} + \nu_i^2 \right)$$



Entrées: $\mathbf{c} \in \mathcal{J}$

Sorties: $\mathbf{c} \in \mathcal{O} = \prod \mathcal{O}_i$

tant que $\mathbf{c} \notin \mathcal{O}$ **faire**

 Choisir i tel que $c_i \notin \mathcal{O}_i$;

 Choisir $\alpha \in \mathbb{R}^+$;

$\mathbf{c} \leftarrow T_\alpha^{(i)}(\mathbf{c})$;

fin

Renvoyer \mathbf{c}

Deux principaux choix :

Choisir i : la stratégie

classique, gloutonne, aléatoire...

Choisir α : calculé, fixé...

$$\alpha_i = -\frac{1}{2} \log_s(s^{-2c_i} + \nu_i^2)$$

M1 : $\alpha_i = \alpha$ est fixé au cours de l'algorithme

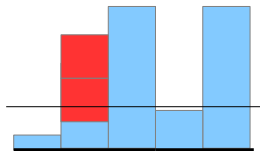
M2 : α_i est fonction de c_i , ν_i fixé dans $[-\frac{1}{2}, \frac{1}{2}]$

M3 : α_i est fonction de c_i , $\nu_i \in \mathcal{R}$ $[-\frac{1}{2}, \frac{1}{2}]$

M4 : LLL avec la condition de Siegel ($c_i \leq 1$)

M5 : vrai LLL avec la condition de Lovász

$$c_i \leq \frac{1}{2} \log_s \left(\frac{1}{i^2} + \nu_i^2 \right)$$



Entrées: $\mathbf{c} \in \mathcal{J}$

Sorties: $\mathbf{c} \in \mathcal{O} = \prod \mathcal{O}_i$

tant que $\mathbf{c} \notin \mathcal{O}$ **faire**

 Choisir i tel que $c_i \notin \mathcal{O}_i$;

 Choisir $\alpha \in \mathbb{R}^+$;

$\mathbf{c} \leftarrow T_\alpha^{(i)}(\mathbf{c})$;

fin

Renvoyer \mathbf{c}

Deux principaux choix :

Choisir i : la stratégie

classique, gloutonne, aléatoire...

Choisir α : calculé, fixé...

$$\alpha_i = -\frac{1}{2} \log_s (s^{-2c_i} + \nu_i^2)$$

M1 : $\alpha_i = \alpha$ est fixé au cours de l'algorithme

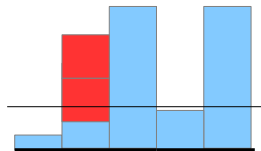
M2 : α_i est fonction de c_i , ν_i fixé dans $[-\frac{1}{2}, \frac{1}{2}]$

M3 : α_i est fonction de c_i , $\nu_i \in \mathcal{R}$ $[-\frac{1}{2}, \frac{1}{2}]$

M4 : LLL avec la condition de Siegel ($c_i \leq 1$)

M5 : vrai LLL avec la condition de Lovász

$$c_i \leq \frac{1}{2} \log_s \left(\frac{1}{i^2} + \nu_i^2 \right)$$



Entrées: $\mathbf{c} \in \mathcal{J}$

Sorties: $\mathbf{c} \in \mathcal{O} = \prod \mathcal{O}_i$

tant que $\mathbf{c} \notin \mathcal{O}$ **faire**

 Choisir i tel que $c_i \notin \mathcal{O}_i$;

 Choisir $\alpha \in \mathbb{R}^+$;

$\mathbf{c} \leftarrow T_\alpha^{(i)}(\mathbf{c})$;

fin

Renvoyer \mathbf{c}

Deux principaux choix :

Choisir i : la stratégie

classique, gloutonne, aléatoire...

Choisir α : calculé, fixé...

$$\alpha_i = -\frac{1}{2} \log_s (s^{-2c_i} + \nu_i^2)$$

M1 : $\alpha_i = \alpha$ est fixé au cours de l'algorithme

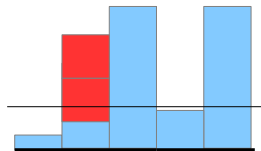
M2 : α_i est fonction de c_i , ν_i fixé dans $[-\frac{1}{2}, \frac{1}{2}]$

M3 : α_i est fonction de c_i , $\nu_i \in \mathcal{R}$ $[-\frac{1}{2}, \frac{1}{2}]$

M4 : LLL avec la condition de Siegel ($c_i \leq 1$)

M5 : vrai LLL avec la condition de Lovász

$$c_i \leq \frac{1}{2} \log_s \left(\frac{1}{i^2} + \nu_i^2 \right)$$



Entrées: $\mathbf{c} \in \mathcal{J}$

Sorties: $\mathbf{c} \in \mathcal{O} = \prod \mathcal{O}_i$

tant que $\mathbf{c} \notin \mathcal{O}$ **faire**

 Choisir i tel que $c_i \notin \mathcal{O}_i$;

 Choisir $\alpha \in \mathbb{R}^+$;

$\mathbf{c} \leftarrow T_\alpha^{(i)}(\mathbf{c})$;

fin

Renvoyer \mathbf{c}

Deux principaux choix :

Choisir i : la stratégie

classique, gloutonne, aléatoire...

Choisir α : calculé, fixé...

$$\alpha_i = -\frac{1}{2} \log_s(s^{-2c_i} + \nu_i^2)$$

M1 : $\alpha_i = \alpha$ est fixé au cours de l'algorithme

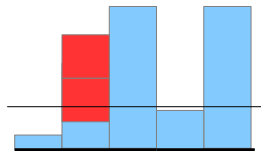
M2 : α_i est fonction de c_i , ν_i fixé dans $[-\frac{1}{2}, \frac{1}{2}]$

M3 : α_i est fonction de c_i , $\nu_i \in \mathcal{R}$ $[-\frac{1}{2}, \frac{1}{2}]$

M4 : LLL avec la condition de Siegel ($c_i \leq 1$)

M5 : vrai LLL avec la condition de Lovász

$$c_i \leq \frac{1}{2} \log_s \left(\frac{1}{i^2} + \nu_i^2 \right)$$



Entrées: $\mathbf{c} \in \mathcal{J}$

Sorties: $\mathbf{c} \in \mathcal{O} = \prod \mathcal{O}_i$

tant que $\mathbf{c} \notin \mathcal{O}$ **faire**

 Choisir i tel que $c_i \notin \mathcal{O}_i$;

 Choisir $\alpha \in \mathbb{R}^+$;

$\mathbf{c} \leftarrow T_\alpha^{(i)}(\mathbf{c})$;

fin

Renvoyer \mathbf{c}

Deux principaux choix :

Choisir i : la stratégie

classique, gloutonne, aléatoire...

Choisir α : calculé, fixé...

$$\alpha_i = -\frac{1}{2} \log_s (s^{-2c_i} + \nu_i^2)$$

M1 : $\alpha_i = \alpha$ est fixé au cours de l'algorithme

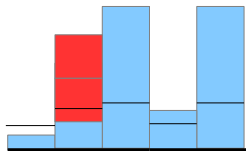
M2 : α_i est fonction de c_i , ν_i fixé dans $[-\frac{1}{2}, \frac{1}{2}]$

M3 : α_i est fonction de c_i , $\nu_i \in \mathcal{R}$ $[-\frac{1}{2}, \frac{1}{2}]$

M4 : LLL avec la condition de Siegel ($c_i \leq 1$)

M5 : vrai LLL avec la condition de Lovász

$$c_i \leq \frac{1}{2} \log_s \left(\frac{1}{t^2} + \nu_i^2 \right)$$



1 Algorithme LLL

- GREYC
- Réduction des réseaux
- Problèmes SVP et CVP
- Exemples d'applications
 - Programmation linéaire entière
 - Approximation de fonctions irrationnelles
- Algorithme LLL

2 Modélisations de l'algorithme LLL et de ses entrées

- Modèles d'exécution (part 1)
- Modèles d'entrée

3 Résultats obtenus dans les différents modèles

- Modèle M1 : cfg/tas de sable
- Modèle M1 et modèles d'entrée
- Modèle M2 : système dynamique de \mathbb{R}^d
- Modèle M3 : systèmes dynamiques probabilistes de \mathbb{R}^d

4 Conclusion

Approche générale

$$B = \begin{pmatrix} \ell_1 & 0 & \cdots & 0 \\ * & \ell_2 & \ddots & \vdots \\ \vdots & \ddots & \ddots & 0 \\ * & \cdots & * & \ell_d \end{pmatrix}.$$

La longueur des orthogonalisés se lit sur la diagonale

Trois paramètres : (Υ, d, g)

- d : dimension du réseau
- densité g strictement positive définie sur $[0, 1]$ qui vérifie donc $\int_0^1 g(t)dt = 1$
- Υ : masse moyenne totale du cfg

$$\mathbb{E}[c_i] = \frac{1}{d-1} \Upsilon g\left(\frac{i}{d}\right) \quad \text{et} \quad \mathbb{E}[\mathcal{M}] \approx \Upsilon$$

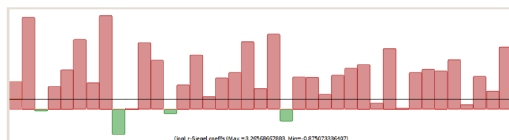
L'énergie moyenne vérifie

$$\mathbb{E}[\mathcal{E}] \sim d^2 \mathbb{E}[\mathcal{M}] \int_0^1 x(1-x)g(x)dx.$$

Les entrées "grand tas" (Ajtai)

Applications

- Preuve de la connection entre le pire des cas/le cas moyen (Ajtai '96)
- Les bases d'Ajtai modélisent des instances difficiles en moyenne, vis-à-vis du problème SVP



$\mathcal{A}(\Upsilon, d, g)$: des *cfg* défini par une densité g strictement positive définie sur $[0, 1]$ et de classe \mathcal{C}^1 qui vérifie donc $\int_0^1 g(t)dt = 1$.

$$\mathbb{E}[c_i] = \frac{1}{d-1} \Upsilon g\left(\frac{i}{d}\right) \quad \text{et} \quad \mathbb{E}[\mathcal{M}] \approx \Upsilon$$

Réseaux uni-tas

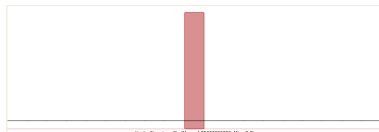
Applications

- Cryptanalyse des protocoles de type **sac à dos**
- Factorisation des entiers par la méthode de **Schnorr**
- Cryptosystème **NTRU**

$$\mathcal{B} = \left(\begin{array}{c|c} X \cdot I_i & 0 \\ \hline A & Y \cdot I_{d-i} \end{array} \right).$$

(i) $d \in \mathbb{N}$, un réel $\beta \in [0, 1]$ et l'entier $i \in [1 \dots d - 1]$ est défini par $i := \lfloor \beta d \rfloor$,

(iii) X et Y str. positives, avec $X \gg Y$,



$$\mathcal{U}(\Upsilon, d, \beta)$$

$$\mathbb{E}[c_i] = \Upsilon \quad \text{et} \quad \mathbb{E}[c_j] = 0 \quad j \neq i$$

L'énergie vérifie, pour $d \rightarrow \infty$,

$$\mathbb{E}[\mathcal{E}] = \sum_{i=1}^{d-1} i(d-i)\mathbb{E}[c_i] \sim \begin{cases} d^2 \beta(1-\beta) \Upsilon & \text{si } \beta \in]0, 1[\\ d \Upsilon & \text{si } \beta \in \{0, 1\} \end{cases}.$$

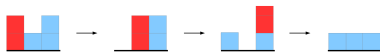
Plan

- 1 Algorithme LLL
 - GREYC
 - Réduction des réseaux
 - Problèmes SVP et CVP
 - Exemples d'applications
 - Programmation linéaire entière
 - Approximation de fonctions irrationnelles
 - Algorithme LLL
- 2 Modélisations de l'algorithme LLL et de ses entrées
 - Modèles d'exécution (part 1)
 - Modèles d'entrée
- 3 Résultats obtenus dans les différents modèles
 - Modèle M1 : cfg/tas de sable
 - Modèle M1 et modèles d'entrée
 - Modèle M2 : système dynamique de \mathbb{R}^d
 - Modèle M3 : systèmes dynamiques probabilistes de \mathbb{R}^d
- 4 Conclusion

Chip Firing Game (M1) : α fixé

Chip Firing Game : le modèle $\mathcal{C}_d(\mathbf{c}, H, \alpha)$

si $c_i > H$ alors $\check{c}_{i-1} := c_{i-1} + \alpha$ $\check{c}_i := c_i - 2\alpha$ $\check{c}_{i+1} := c_{i+1} + \alpha$



$K(\mathbf{c} \mapsto \hat{\mathbf{c}})$ est **indépendante** du chemin

Énergie d'un cfg : $\mathcal{E}(\mathbf{c}) := \sum_{i=1}^{d-1} i(d-i)c_i$
 $\mathcal{E}(\hat{\mathbf{c}}) = \mathcal{E}(\mathbf{c}) - 2\alpha$

La configuration finale est **unique**
 et **ne dépend** pas de la stratégie.

$$K(\mathbf{c}) = \frac{1}{2\alpha} [\mathcal{E}(\mathbf{c}) - \mathcal{E}(\hat{\mathbf{c}})] = \frac{1}{2\alpha} \sum_{i=1}^{d-1} i(d-i)(c_i - \hat{c}_i).$$

Déterminer

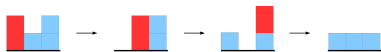
- le nombre d'itérations
- la configuration finale et son énergie

deux problèmes très liés

Chip Firing Game (M1) : α fixé

Chip Firing Game : le modèle $\mathcal{C}_d(\mathbf{c}, H, \alpha)$

si $c_i > H$ alors $\check{c}_{i-1} := c_{i-1} + \alpha$ $\check{c}_i := c_i - 2\alpha$ $\check{c}_{i+1} := c_{i+1} + \alpha$



La configuration finale est **unique**
et **ne dépend** pas de la stratégie.

$K(\mathbf{c} \mapsto \hat{\mathbf{c}})$ est **indépendante** du chemin

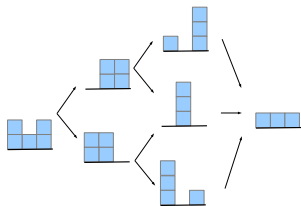
Énergie d'un cfg : $\mathcal{E}(\mathbf{c}) := \sum_{i=1}^{d-1} i(d-i)c_i$
 $\mathcal{E}(\hat{\mathbf{c}}) = \mathcal{E}(\mathbf{c}) - 2\alpha$

$$K(\mathbf{c}) = \frac{1}{2\alpha} [\mathcal{E}(\mathbf{c}) - \mathcal{E}(\hat{\mathbf{c}})] = \frac{1}{2\alpha} \sum_{i=1}^{d-1} i(d-i)(c_i - \hat{c}_i).$$

Déterminer

- le nombre d'itérations
- la configuration finale et son énergie

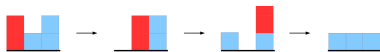
deux problèmes très liés



Chip Firing Game (M1) : α fixé

Chip Firing Game : le modèle $\mathcal{C}_d(\mathbf{c}, H, \alpha)$

si $c_i > H$ alors $\check{c}_{i-1} := c_{i-1} + \alpha$ $\check{c}_i := c_i - 2\alpha$ $\check{c}_{i+1} := c_{i+1} + \alpha$

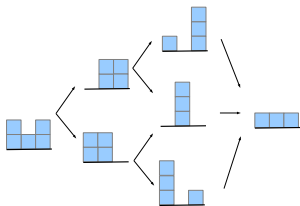


La configuration finale est **unique**
et **ne dépend** pas de la stratégie.

$K(\mathbf{c} \mapsto \hat{\mathbf{c}})$ est **indépendante** du chemin

Énergie d'un cfg : $\mathcal{E}(\mathbf{c}) := \sum_{i=1}^{d-1} i(d-i)c_i$
 $\mathcal{E}(\check{\mathbf{c}}) = \mathcal{E}(\mathbf{c}) - 2\alpha$

$$K(\mathbf{c}) = \frac{1}{2\alpha} [\mathcal{E}(\mathbf{c}) - \mathcal{E}(\hat{\mathbf{c}})] = \frac{1}{2\alpha} \sum_{i=1}^{d-1} i(d-i)(c_i - \hat{c}_i).$$



Déterminer

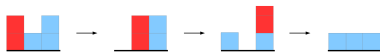
- le nombre d'itérations
- la configuration finale et son énergie

deux problèmes très liés

Chip Firing Game (M1) : α fixé

Chip Firing Game : le modèle $\mathcal{C}_d(\mathbf{c}, H, \alpha)$

si $c_i > H$ alors $\check{c}_{i-1} := c_{i-1} + \alpha$ $\check{c}_i := c_i - 2\alpha$ $\check{c}_{i+1} := c_{i+1} + \alpha$

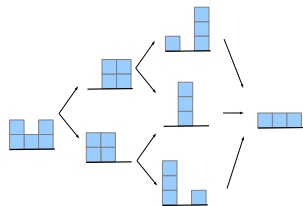


La configuration finale est **unique**
et **ne dépend** pas de la stratégie.

$K(\mathbf{c} \mapsto \hat{\mathbf{c}})$ est **indépendante** du chemin

Énergie d'un cfg : $\mathcal{E}(\mathbf{c}) := \sum_{i=1}^{d-1} i(d-i)c_i$
 $\mathcal{E}(\check{\mathbf{c}}) = \mathcal{E}(\mathbf{c}) - 2\alpha$

$$K(\mathbf{c}) = \frac{1}{2\alpha} [\mathcal{E}(\mathbf{c}) - \mathcal{E}(\hat{\mathbf{c}})] = \frac{1}{2\alpha} \sum_{i=1}^{d-1} i(d-i)(c_i - \hat{c}_i).$$



Déterminer

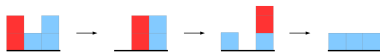
- le nombre d'itérations
- la configuration finale et son énergie

deux problèmes très liés

Chip Firing Game (M1) : α fixé

Chip Firing Game : le modèle $\mathcal{C}_d(\mathbf{c}, H, \alpha)$

si $c_i > H$ alors $\check{c}_{i-1} := c_{i-1} + \alpha$ $\check{c}_i := c_i - 2\alpha$ $\check{c}_{i+1} := c_{i+1} + \alpha$

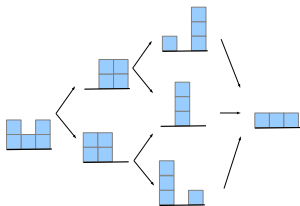


La configuration finale est **unique**
et **ne dépend** pas de la stratégie.

$K(\mathbf{c} \mapsto \hat{\mathbf{c}})$ est **indépendante** du chemin

Énergie d'un cfg : $\mathcal{E}(\mathbf{c}) := \sum_{i=1}^{d-1} i(d-i)c_i$
 $\mathcal{E}(\check{\mathbf{c}}) = \mathcal{E}(\mathbf{c}) - 2\alpha$

$$K(\mathbf{c}) = \frac{1}{2\alpha} [\mathcal{E}(\mathbf{c}) - \mathcal{E}(\hat{\mathbf{c}})] = \frac{1}{2\alpha} \sum_{i=1}^{d-1} i(d-i)(c_i - \hat{c}_i).$$



Déterminer

- le nombre d'itérations
- la configuration finale et son énergie

deux problèmes très liés

1 Algorithme LLL

- GREYC
- Réduction des réseaux
- Problèmes SVP et CVP
- Exemples d'applications
 - Programmation linéaire entière
 - Approximation de fonctions irrationnelles
- Algorithme LLL

2 Modélisations de l'algorithme LLL et de ses entrées

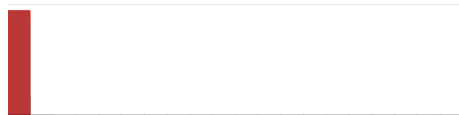
- Modèles d'exécution (part 1)
- Modèles d'entrée

3 Résultats obtenus dans les différents modèles

- Modèle M1 : cfg/tas de sable
- **Modèle M1 et modèles d'entrée**
- Modèle M2 : système dynamique de \mathbb{R}^d
- Modèle M3 : systèmes dynamiques probabilistes de \mathbb{R}^d

4 Conclusion

Réseaux uni-tas



Pour un cfg $\mathcal{C}_d(c, h, H)$ avec une seule pile en position i de hauteur $\Upsilon = \Theta(d^a)$.

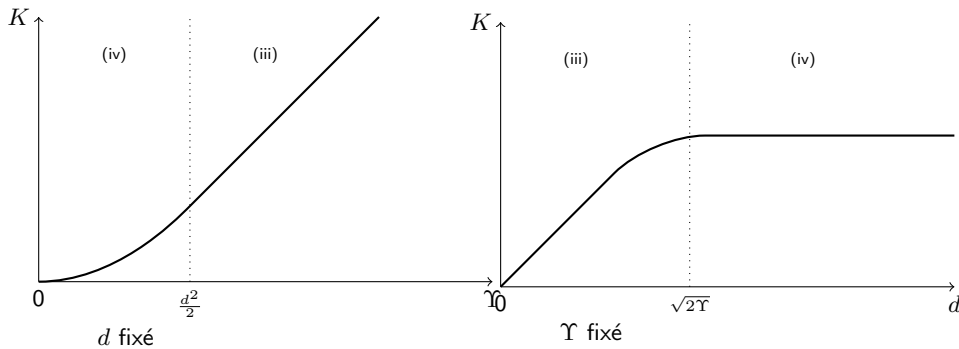
Si **la pile n'est pas sur les bords**, i.e., $i = \beta d$ avec $\beta \in]0, 1[$

- Si $0 < a \leq 1$ (ne s'étale pas jusqu'au bord), alors $K = O(d^3)$
- Si $a > 1$ (s'étale jusqu'au bord), alors $K = \Theta(d^{2+a})$

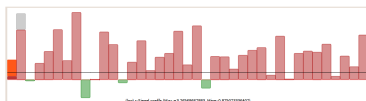
Si **la pile est sur les bords**, en position $i \in \{1, d - 1\}$:

- Si $a \leq 2$ (ne s'étale pas jusqu'à l'autre bord), alors on a $K = O(d^3)$
- Si $a > 2$ (s'étale complètement), alors on a $K = \Theta(d^{a+1})$

"uni-tas" au début



Entrées "grand-tas" et cfg



Nombre d'itérations : dans le modèle $\mathcal{A}(\Upsilon, d, g)$, la masse moyenne Υ est une fonction au moins linéaire de d , et l'énergie initiale $\mathcal{E} = \mathcal{E}(c)$ moyenne vérifie

$$\mathbb{E}[\mathcal{E}] \sim d^2 \Upsilon I(g), \quad \text{avec} \quad I(g) = \int_0^1 x(1-x)g(x)dx.$$

Il y a deux cas principaux :

Cas où la masse moyenne Υ vérifie $\Upsilon = \Theta(d^a)$ avec $a > 1$.

$$\mathbb{E}[K] = \Theta(d^{a+2})$$

Cas où la masse moyenne Υ est linéaire en d et asymptotique à $C \cdot d$, avec $C > 1$.

$$\mathbb{E}[K] = \Theta(d^3)$$

$$\tilde{\Upsilon} = \log \prod r_i = \frac{1}{\log s} \Upsilon \quad s = \text{paramètre condition de Siegel}$$

Modèles	K pire des cas	K pour M1(α)	K pour M2(μ)	K exp.
$\mathcal{A}(\tilde{\Upsilon}, d)$	$\frac{1}{12 \log t} d(d+1) \tilde{\Upsilon}$	$\frac{1}{12\alpha} d(d+1) \tilde{\Upsilon}$		$\Theta(d^2 \tilde{\Upsilon})$
$\mathcal{N}(\tilde{\Upsilon}, d)$	$\frac{1}{8 \log t} d^2 \tilde{\Upsilon}$	$\frac{1}{8\alpha} d^2 \tilde{\Upsilon}$		$\Theta(d^2 \tilde{\Upsilon})$
$\mathcal{K}(\tilde{\Upsilon}, d)$	$\frac{1}{2 \log t} d \tilde{\Upsilon}$	$\frac{1}{2\alpha} d \tilde{\Upsilon}$		$\Theta(d \tilde{\Upsilon})$

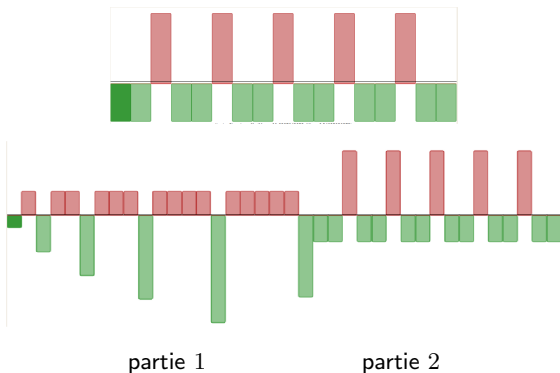
TABLE: La réduction est supposée difficile : $\tilde{\Upsilon}/d^a \rightarrow \infty$ avec $a = 1$ pour les modèles \mathcal{A}, \mathcal{N} et $a = 2$ pour le modèle \mathcal{K} .

\mathcal{A} =Ajtai (grands-tas), \mathcal{N} =NTRU (uni-tas au milieu),
 \mathcal{K} =Sac-à-dos (uni-tas au début)

CFG à trous : réseaux de Coppersmith

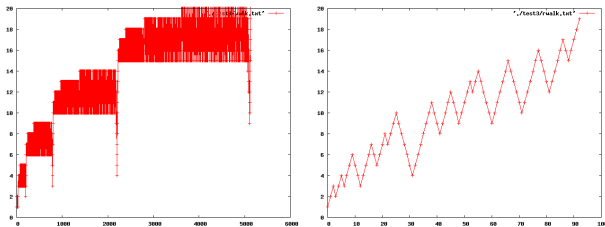
Interviennent dans la méthode de **Coppersmith**

- qui permet de calculer les **petites racines** de polynômes multivariés modulo un entier
- utiliser dans les attaques de RSA

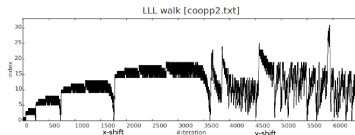
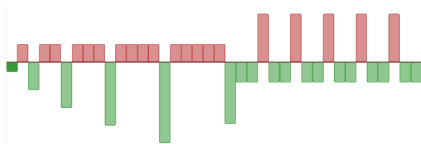


Les entrées "à trous"

Marche aléatoire de l'indice sur le réseau de Coppersmith



Une grande partie de la réduction peut être effectuée indépendamment sur les blocs



CFG à trous : indépendance

\mathbf{c}_g et \mathbf{c}_d : deux *cfg* avec des piles strictement positives à gauche et à droite, avec des configurations finales $\hat{\mathbf{c}}_g$ et $\hat{\mathbf{c}}_d$

\mathbf{c}_m : un *cfg* avec des piles négatives ou nulles au milieu

Indépendance

Les \mathbf{c}_g et \mathbf{c}_d sont indépendants dans le *cfg* composé des trois blocs s'il existe une configuration $\hat{\mathbf{c}}_m$ réduite telle que la configuration finale du *cfg* total est $\hat{\mathbf{c}}_g \cdot \hat{\mathbf{c}}_m \cdot \hat{\mathbf{c}}_d$

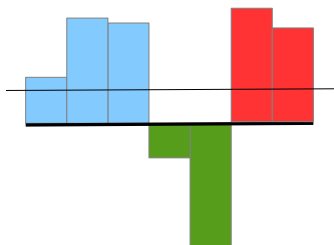
Des conditions suffisantes pour l'indépendance et la dépendance :

pour l'indépendance :

$$\mathcal{M}_D + \mathcal{M}_G \leq \mathcal{M}$$

pour la dépendance :

$$\mathcal{M}_D + \mathcal{M}_G > \mathcal{M}$$



CFG à trous : indépendance

\mathbf{c}_g et \mathbf{c}_d : deux *cfg* avec des piles strictement positives à gauche et à droite, avec des configurations finales $\hat{\mathbf{c}}_g$ et $\hat{\mathbf{c}}_d$

\mathbf{c}_m : un *cfg* avec des piles négatives ou nulles au milieu

Indépendance

Les \mathbf{c}_g et \mathbf{c}_d sont indépendants dans le *cfg* composé des trois blocs s'il existe une configuration $\hat{\mathbf{c}}_m$ réduite telle que la configuration finale du *cfg* total est $\hat{\mathbf{c}}_g \cdot \hat{\mathbf{c}}_m \cdot \hat{\mathbf{c}}_d$

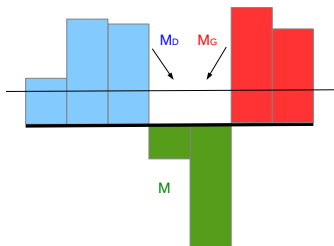
Des conditions suffisantes pour l'indépendance et la dépendance :

pour l'indépendance :

$$\mathcal{M}_D + \mathcal{M}_G \leq \mathcal{M}$$

pour la dépendance :

$$\mathcal{M}_D + \mathcal{M}_G > \mathcal{M}$$



CFG à trous : indépendance

\mathbf{c}_g et \mathbf{c}_d : deux *cfg* avec des piles strictement positives à gauche et à droite, avec des configurations finales $\hat{\mathbf{c}}_g$ et $\hat{\mathbf{c}}_d$

\mathbf{c}_m : un *cfg* avec des piles négatives ou nulles au milieu

Indépendance

Les \mathbf{c}_g et \mathbf{c}_d sont indépendants dans le *cfg* composé des trois blocs s'il existe une configuration $\hat{\mathbf{c}}_m$ réduite telle que la configuration finale du *cfg* total est $\hat{\mathbf{c}}_g \cdot \hat{\mathbf{c}}_m \cdot \hat{\mathbf{c}}_d$

Des conditions suffisantes pour l'indépendance et la dépendance :

pour l'indépendance :

$$\mathcal{M}_D + \mathcal{M}_G \leq \mathcal{M}$$

pour la dépendance :

$$\mathcal{M}_D + \mathcal{M}_G > \mathcal{M}$$



CFG à trous : indépendance

c_g et c_d : deux *cfg* avec des piles strictement positives à gauche et à droite, avec des configurations finales \hat{c}_g et \hat{c}_d

c_m : un *cfg* avec des piles négatives ou nulles au milieu

Indépendance

Les c_g et c_d sont indépendants dans le *cfg* composé des trois blocs s'il existe une configuration \hat{c}_m réduite telle que la configuration finale du *cfg* total est $\hat{c}_g \cdot \hat{c}_m \cdot \hat{c}_d$

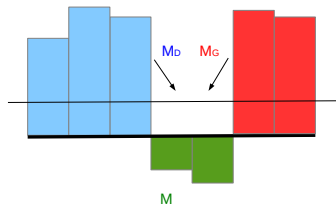
Des conditions suffisantes pour l'indépendance et la dépendance :

pour l'indépendance :

$$M_D + M_G \leq M$$

pour la dépendance :

$$M_D + M_G > M$$



CFG à trous : indépendance

\mathbf{c}_g et \mathbf{c}_d : deux *cfg* avec des piles strictement positives à gauche et à droite,
avec des configurations finales $\hat{\mathbf{c}}_g$ et $\hat{\mathbf{c}}_d$

\mathbf{c}_m : un *cfg* avec des piles négatives ou nulles au milieu

Indépendance

Les \mathbf{c}_g et \mathbf{c}_d sont indépendants dans le *cfg* composé des trois blocs s'il existe une configuration $\hat{\mathbf{c}}_m$ réduite telle que la configuration finale du *cfg* total est $\hat{\mathbf{c}}_g \cdot \hat{\mathbf{c}}_m \cdot \hat{\mathbf{c}}_d$

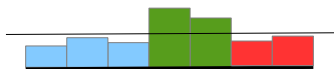
Des conditions suffisantes pour l'indépendance et la dépendance :

pour l'indépendance :

$$\mathcal{M}_D + \mathcal{M}_G \leq \mathcal{M}$$

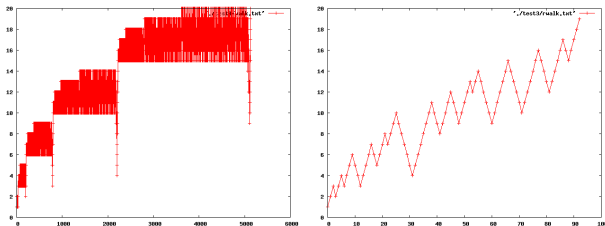
pour la dépendance :

$$\mathcal{M}_D + \mathcal{M}_G > \mathcal{M}$$

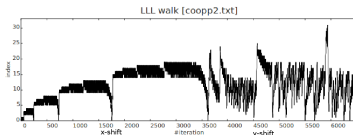
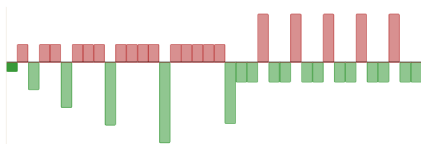


Les entrées "à trous"

Marche aléatoire de l'indice sur le réseau de Coppersmith



Une grande partie de la réduction peut être effectuée indépendamment sur les blocs



1 Algorithme LLL

- GREYC
- Réduction des réseaux
- Problèmes SVP et CVP
- Exemples d'applications
 - Programmation linéaire entière
 - Approximation de fonctions irrationnelles
- Algorithme LLL

2 Modélisations de l'algorithme LLL et de ses entrées

- Modèles d'exécution (part 1)
- Modèles d'entrée

3 Résultats obtenus dans les différents modèles

- Modèle M1 : cfg/tas de sable
- Modèle M1 et modèles d'entrée
- **Modèle M2 : système dynamique de \mathbb{R}^d**
- Modèle M3 : systèmes dynamiques probabilistes de \mathbb{R}^d

4 Conclusion

Modèle M2 : systèmes dynamiques de \mathbb{R}^{d-1}

ρ est fonction de r_i , ν_i fixé dans $[-\frac{1}{2}, \frac{1}{2}]$

On pose :

$$x_i := r_i^2 = \frac{\ell_{i+1}^2}{\ell_i^2} \leftarrow \text{variable}, \quad \check{x}_i := \check{r}_i^2 = \frac{\check{\ell}_{i+1}^2}{\check{\ell}_i^2}, \quad \mu := \nu_i^2 \leftarrow \text{constant}$$

Le facteur de décroissance : $\rho = x_i + \mu$

M2(t, μ)

$$\text{Si } r_i^2 < \frac{1}{t^2} - \mu$$

$$\check{r}_{i-1} = \rho r_{i-1}$$

$$\check{r}_i = \frac{1}{\rho^2} r_i$$

$$\check{r}_{i+1} = \rho r_{i+1}.$$

$$\text{Si } x_i < \frac{1}{t^2} - \mu$$

$$\check{x}_{i-1} = x_{i-1}(x_i + \mu)$$

$$\check{x}_i = \frac{x_i}{(x_i + \mu)^2}$$

$$\check{x}_{i+1} = x_{i+1}(x_i + \mu)$$

M2(t, μ) modélise et analyse l'algorithme LLL(t) (également pour $t = 1$)

Le trou du système M2(t, μ) (condition d'arrêt) est $(x_1, \dots, x_{d-1}) \in [\frac{1}{t^2} - \mu, +\infty[^{d-1}$.

Modèle M2 : systèmes dynamiques de \mathbb{R}^{d-1}

ρ est fonction de r_i , ν_i fixé dans $[-\frac{1}{2}, \frac{1}{2}]$

On pose :

$$x_i := r_i^2 = \frac{\ell_{i+1}^2}{\ell_i^2} \leftarrow \text{variable}, \quad \check{x}_i := \check{r}_i^2 = \frac{\check{\ell}_{i+1}^2}{\check{\ell}_i^2}, \quad \mu := \nu_i^2 \leftarrow \text{constant}$$

Le facteur de décroissance : $\rho = x_i + \mu$

M2(t, μ)

$$\text{Si } r_i^2 < \frac{1}{t^2} - \mu$$

$$\check{r}_{i-1} = \rho r_{i-1}$$

$$\check{r}_i = \frac{1}{\rho^2} r_i$$

$$\check{r}_{i+1} = \rho r_{i+1}.$$

$$\text{Si } x_i < \frac{1}{t^2} - \mu$$

$$\check{x}_{i-1} = x_{i-1}(x_i + \mu)$$

$$\check{x}_i = \frac{x_i}{(x_i + \mu)^2}$$

$$\check{x}_{i+1} = x_{i+1}(x_i + \mu)$$

M2(t, μ) modélise et analyse l'algorithme LLL(t) (également pour $t = 1$)

Le trou du système M2(t, μ) (condition d'arrêt) est $(x_1, \dots, x_{d-1}) \in [\frac{1}{t^2} - \mu, +\infty[^{d-1}$.

Modèle M2 : systèmes dynamiques de \mathbb{R}^{d-1}

ρ est fonction de r_i , ν_i fixé dans $[-\frac{1}{2}, \frac{1}{2}]$

On pose :

$$x_i := r_i^2 = \frac{\ell_{i+1}^2}{\ell_i^2} \leftarrow \text{variable}, \quad \check{x}_i := \check{r}_i^2 = \frac{\check{\ell}_{i+1}^2}{\check{\ell}_i^2}, \quad \mu := \nu_i^2 \leftarrow \text{constant}$$

Le facteur de décroissance : $\rho = x_i + \mu$

M2(t, μ)

$$\text{Si } r_i^2 < \frac{1}{t^2} - \mu$$

$$\check{r}_{i-1} = \rho r_{i-1}$$

$$\check{r}_i = \frac{1}{\rho^2} r_i$$

$$\check{r}_{i+1} = \rho r_{i+1}.$$

$$\text{Si } x_i < \frac{1}{t^2} - \mu$$

$$\check{x}_{i-1} = x_{i-1}(x_i + \mu)$$

$$\check{x}_i = \frac{x_i}{(x_i + \mu)^2}$$

$$\check{x}_{i+1} = x_{i+1}(x_i + \mu)$$

M2(t, μ) modélise et analyse l'algorithme LLL(t) (également pour $t = 1$)

Le trou du système M2(t, μ) (condition d'arrêt) est $(x_1, \dots, x_{d-1}) \in [\frac{1}{t^2} - \mu, +\infty[^{d-1}$.

Modèle M2 : systèmes dynamiques de \mathbb{R}^{d-1}

ρ est fonction de r_i , ν_i fixé dans $[-\frac{1}{2}, \frac{1}{2}]$

On pose :

$$x_i := r_i^2 = \frac{\ell_{i+1}^2}{\ell_i^2} \leftarrow \text{variable}, \quad \check{x}_i := \check{r}_i^2 = \frac{\check{\ell}_{i+1}^2}{\check{\ell}_i^2}, \quad \mu := \nu_i^2 \leftarrow \text{constant}$$

Le facteur de décroissance : $\rho = x_i + \mu$

M2(t, μ)

$$\text{Si } r_i^2 < \frac{1}{t^2} - \mu$$

$$\check{r}_{i-1} = \rho r_{i-1}$$

$$\check{r}_i = \frac{1}{\rho^2} r_i$$

$$\check{r}_{i+1} = \rho r_{i+1}.$$

$$\text{Si } x_i < \frac{1}{t^2} - \mu$$

$$\check{x}_{i-1} = x_{i-1}(x_i + \mu)$$

$$\check{x}_i = \frac{x_i}{(x_i + \mu)^2}$$

$$\check{x}_{i+1} = x_{i+1}(x_i + \mu)$$

M2(t, μ) modélise et analyse l'algorithme LLL(t) (également pour $t = 1$)

Le trou du système M2(t, μ) (condition d'arrêt) est $(x_1, \dots, x_{d-1}) \in [\frac{1}{t^2} - \mu, +\infty[^{d-1}$.

Étude du modèle M2

M2 n'est plus un tas de sable : c'est un système dynamique général, "à trou"

Nous analysons ce modèle avec $\mu \leq 1/4$:

- en dimension 2 : pour $t \geq 1$
 - des résultats similaires à ceux connus sur l'algorithme de Gauss
 - une distribution géométrique pour le nombre d'itérations
- en dimension 3 : (le premier cas où l'algorithme $LLL(t)$ n'est pas bien connu)
 - pour $t \geq 1$: le nombre d'étapes suit toujours une loi géométrique sauf pour des densités particulières
- en dimension d :
 - pour $t > 1$: l'asymptotique du nombre d'itérations du modèle $M2(t, \mu)$, ce résultat n'étant pas connu pour $LLL(t)$
 - le passage entre $LLL(t)$ et $LLL(1)$ est conjecturé.

$$\tilde{\Upsilon} = \log \prod r_i = \frac{1}{\log s} \Upsilon \quad s = \text{paramètre condition de Siegel}$$

Modèles	K pire des cas	K pour M1(α)	K pour M2(μ)	K exp.
$\mathcal{A}(\tilde{\Upsilon}, d)$	$\frac{1}{12 \log t} d(d+1) \tilde{\Upsilon}$	$\frac{1}{12\alpha} d(d+1) \tilde{\Upsilon}$	$\frac{1}{6 \log \mu } d(d+1) \tilde{\Upsilon}$	$\Theta(d^2 \tilde{\Upsilon})$
$\mathcal{N}(\tilde{\Upsilon}, d)$	$\frac{1}{8 \log t} d^2 \tilde{\Upsilon}$	$\frac{1}{8\alpha} d^2 \tilde{\Upsilon}$	$\frac{1}{4 \log \mu } d^2 \tilde{\Upsilon}$	$\Theta(d^2 \tilde{\Upsilon})$
$\mathcal{K}(\tilde{\Upsilon}, d)$	$\frac{1}{2 \log t} d \tilde{\Upsilon}$	$\frac{1}{2\alpha} d \tilde{\Upsilon}$	$\frac{1}{ \log \mu } d \tilde{\Upsilon}$	$\Theta(d \tilde{\Upsilon})$

TABLE: La réduction est supposée difficile : $\tilde{\Upsilon}/d^a \rightarrow \infty$ avec $a = 1$ pour les modèles \mathcal{A}, \mathcal{N} et $a = 2$ pour le modèle \mathcal{K} .

\mathcal{A} =Ajtai (grands-tas), \mathcal{N} =NTRU (uni-tas au milieu),
 \mathcal{K} =Sac-à-dos (uni-tas au début)

1 Algorithme LLL

- GREYC
- Réduction des réseaux
- Problèmes SVP et CVP
- Exemples d'applications
 - Programmation linéaire entière
 - Approximation de fonctions irrationnelles
- Algorithme LLL

2 Modélisations de l'algorithme LLL et de ses entrées

- Modèles d'exécution (part 1)
- Modèles d'entrée

3 Résultats obtenus dans les différents modèles

- Modèle M1 : cfg/tas de sable
- Modèle M1 et modèles d'entrée
- Modèle M2 : système dynamique de \mathbb{R}^d
- **Modèle M3 : systèmes dynamiques probabilistes de \mathbb{R}^d**

4 Conclusion

Modèle M3 : systèmes dynamiques probabilistes

ρ est fonction de r_i , ν_i est uniforme dans $[-\frac{1}{2}, \frac{1}{2}]$

On pose :

$$x_i := r_i^2 = \frac{\ell_{i+1}^2}{\ell_i^2} \leftarrow \text{variable}, \quad \tilde{x}_i := \tilde{r}_i^2 = \frac{\tilde{\ell}_{i+1}^2}{\tilde{\ell}_i^2}, \quad \mu_i := \nu_i^2 \quad \text{avec} \quad \nu_i \in_{\mathbb{R}} \left[-\frac{1}{2}, \frac{1}{2}\right]$$

M3(t)

$$\text{Si } x_i < \frac{1}{t^2} - \mu_i$$

$$\tilde{x}_{i-1} = x_{i-1}(x_i + \mu_i)$$

$$\tilde{x}_i = \frac{x_i}{(x_i + \mu_i)^2}$$

$$\tilde{x}_{i+1} = x_{i+1}(x_i + \mu_i)$$

Générer un nouveau μ_i

- Le facteur de décroissance : $\rho = x_i + \mu_i$
- M3(t) modélise et analyse l'algorithme LLL(t) (également pour $t = 1$)
- Le trou du système M3(t) (condition d'arrêt) est

$(x_1, \dots, x_{d-1}), (\mu_1, \dots, \mu_{d-1})$ tels que

$$\forall i = 1, \dots, d-1, \quad x_i \in \left[\frac{1}{t^2} - \mu_i, +\infty \right[.$$

C'est un système dynamique probabiliste dans \mathbb{R}^{d-1} , à trou, chaque transformation ayant un point fixe attractif

Modèle M3 : systèmes dynamiques probabilistes

ρ est fonction de r_i , ν_i est uniforme dans $[-\frac{1}{2}, \frac{1}{2}]$

On pose :

$$x_i := r_i^2 = \frac{\ell_{i+1}^2}{\ell_i^2} \leftarrow \text{variable}, \quad \tilde{x}_i := \tilde{r}_i^2 = \frac{\tilde{\ell}_{i+1}^2}{\tilde{\ell}_i^2}, \quad \mu_i := \nu_i^2 \quad \text{avec} \quad \nu_i \in_{\mathcal{R}} \left[-\frac{1}{2}, \frac{1}{2}\right]$$

M3(t)

$$\text{Si } x_i < \frac{1}{t^2} - \mu_i$$

$$\tilde{x}_{i-1} = x_{i-1}(x_i + \mu_i)$$

$$\tilde{x}_i = \frac{x_i}{(x_i + \mu_i)^2}$$

$$\tilde{x}_{i+1} = x_{i+1}(x_i + \mu_i)$$

Générer un nouveau μ_i

- Le facteur de décroissance : $\rho = x_i + \mu_i$
- M3(t) modélise et analyse l'algorithme LLL(t) (également pour $t = 1$)
- Le trou du système M3(t) (condition d'arrêt) est

$(x_1, \dots, x_{d-1}), (\mu_1, \dots, \mu_{d_1})$ tels que

$$\forall i = 1, \dots, d-1, \quad x_i \in \left[\frac{1}{t^2} - \mu_i, +\infty \right[.$$

C'est un système dynamique probabiliste dans \mathbb{R}^{d-1} , à trou, chaque transformation ayant un point fixe attractif

Modèle M3 : systèmes dynamiques probabilistes

ρ est fonction de r_i , ν_i est uniforme dans $[-\frac{1}{2}, \frac{1}{2}]$

On pose :

$$x_i := r_i^2 = \frac{\ell_{i+1}^2}{\ell_i^2} \leftarrow \text{variable}, \quad \tilde{x}_i := \tilde{r}_i^2 = \frac{\tilde{\ell}_{i+1}^2}{\tilde{\ell}_i^2}, \quad \mu_i := \nu_i^2 \quad \text{avec} \quad \nu_i \in_{\mathbb{R}} \left[-\frac{1}{2}, \frac{1}{2}\right]$$

M3(t)

$$\text{Si } x_i < \frac{1}{t^2} - \mu_i$$

$$\tilde{x}_{i-1} = x_{i-1}(x_i + \mu_i)$$

$$\tilde{x}_i = \frac{x_i}{(x_i + \mu_i)^2}$$

$$\tilde{x}_{i+1} = x_{i+1}(x_i + \mu_i)$$

Générer un nouveau μ_i

- Le facteur de décroissance : $\rho = x_i + \mu_i$
- M3(t) modélise et analyse l'algorithme LLL(t) (également pour $t = 1$)
- Le trou du système M3(t) (condition d'arrêt) est

$(x_1, \dots, x_{d-1}), (\mu_1, \dots, \mu_{d-1})$ tels que

$$\forall i = 1, \dots, d-1, \quad x_i \in \left[\frac{1}{t^2} - \mu_i, +\infty \right[.$$

C'est un système dynamique probabiliste dans \mathbb{R}^{d-1} , à trou, chaque transformation ayant un point fixe attractif

Modèle M3 : résultats

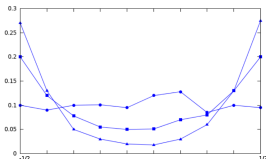
Aucun !

Conclusion

- Une classe de modèles simplifiés pour l'exécution de l'algorithme :
 - du plus simple : cfg
 - au plus compliqué : l'algorithme LLL
- Étude d'un modèle semi-simplifié d'exécution :
 - une analyse totale pour $d = 3$
où l'analyse du véritable algorithme LLL est déjà mal comprise
 - analyse partielle en dimension générale.
- Modélisation des familles de réseaux cryptographiques, dans le cadre d'un cfg
 - “tas plein” : dit réseaux d'Ajtai
 - “uni-tas” : sac-à-dos ou réseaux NTRU
 - “tas à trous” : de Coppersmith :

Perspectives

- Modélisation d'autres algorithmes de réduction de réseaux (DeepLLL)
- Pour le modèle M2, prouver la conjecture, qui permettrait d'avoir un modèle simplifié pour l'algorithme LLL associé au paramètre $t = 1$
- Analyser le modèle M3
- Modèle de l'évolution du coefficient sous diagonal (Brigitte?)



Merci pour votre attention !