

Нежное введение в криптоанализ систем на евклидовых решётках

Елена Киршанова

SIBECRYPT'19
Томский государственный университет, Россия
10 сентября 2019 г.



Балтийский
федеральный университет
имени Иммануила Канта

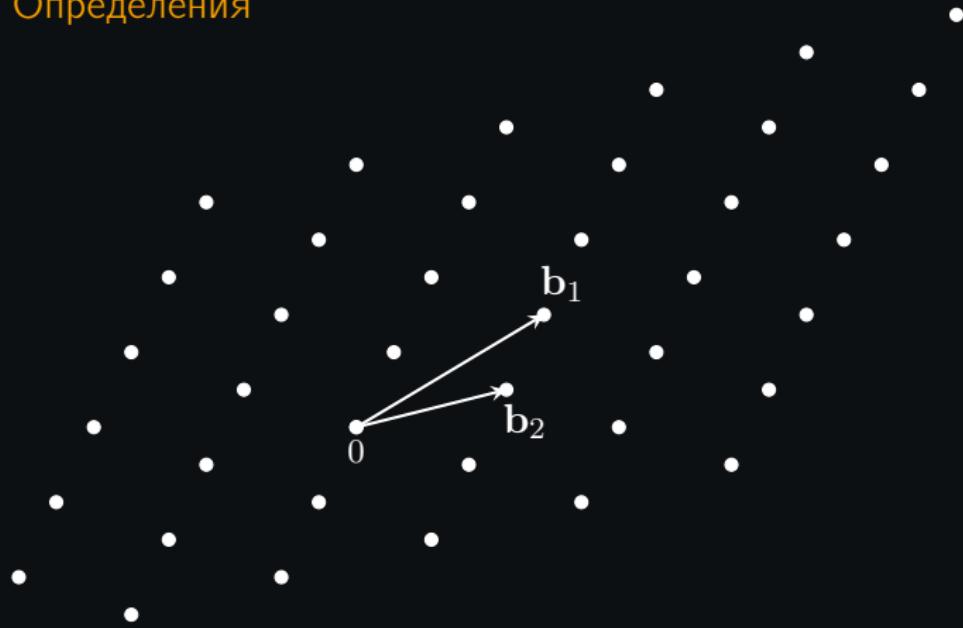
План

- Евклидовы решётки
- Задача обучения с ошибками
- Алгоритмы просеивания для нахождения короткого вектора
- Квантовые ускорения и открытые вопросы

Часть I

Евклидовы решётки

Определения



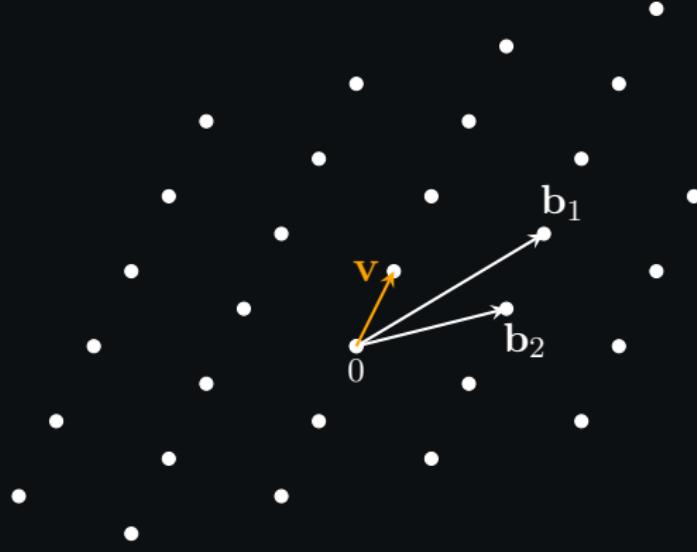
Решётка – это множество $\mathcal{L} = \{\sum_{i \leq n} x_i \mathbf{b}_i : x_i \in \mathbb{Z}\}$ для лин. независимых $\mathbf{b}_i \in \mathbb{R}^n$

$\{\mathbf{b}_i\}_i$ – базис \mathcal{L}

Определения

Минимум

$$\lambda_1(\mathcal{L}) = \min_{\mathbf{v} \in \mathcal{L} \setminus \mathbf{0}} \|\mathbf{v}\|$$



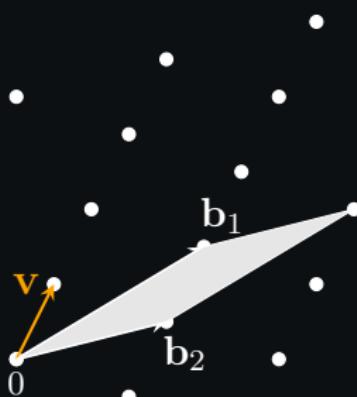
Решётка – это множество $\mathcal{L} = \{\sum_{i \leq n} x_i \mathbf{b}_i : x_i \in \mathbb{Z}\}$ для лин. независимых $\mathbf{b}_i \in \mathbb{R}^n$

$\{\mathbf{b}_i\}_i$ – базис \mathcal{L}

Определения

Минимум

$$\lambda_1(\mathcal{L}) = \min_{\mathbf{v} \in \mathcal{L} \setminus \mathbf{0}} \|\mathbf{v}\|$$



Определитель

$$\det(\mathcal{L}) = |\det(\mathbf{b}_i)_i|$$

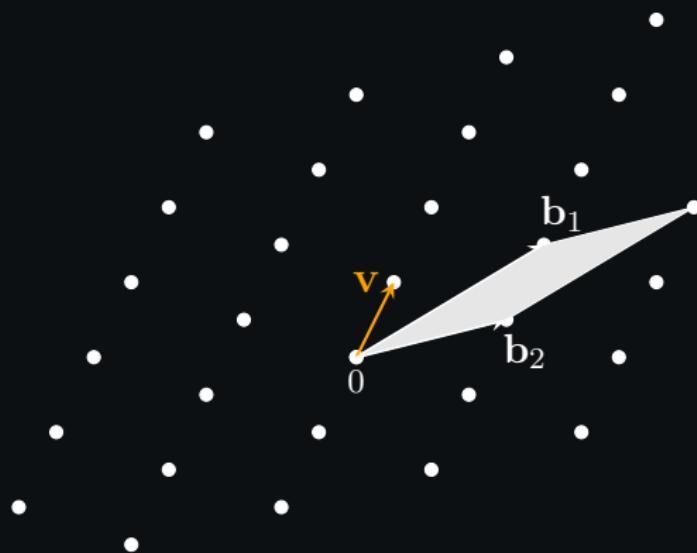
Решётка – это множество $\mathcal{L} = \{\sum_{i \leq n} x_i \mathbf{b}_i : x_i \in \mathbb{Z}\}$ для лин. независимых $\mathbf{b}_i \in \mathbb{R}^n$

$\{\mathbf{b}_i\}_i$ – базис \mathcal{L}

Определения

Минимум

$$\lambda_1(\mathcal{L}) = \min_{\mathbf{v} \in \mathcal{L} \setminus \mathbf{0}} \|\mathbf{v}\|$$



Определитель

$$\det(\mathcal{L}) = |\det(\mathbf{b}_i)_i|$$

Граница Минковского

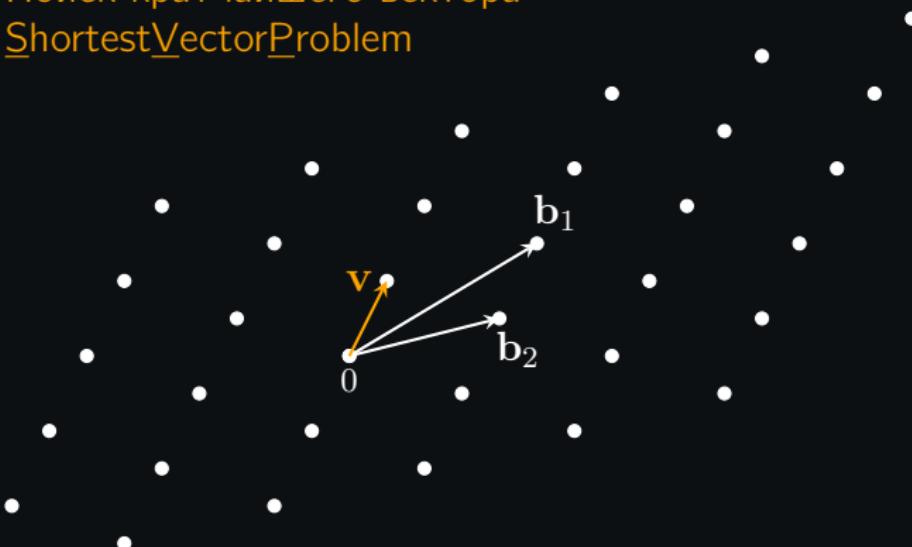
$$\lambda_1(\mathcal{L}) \leq \sqrt{n} \cdot \det(\mathcal{L})^{\frac{1}{n}}$$

Решётка – это множество $\mathcal{L} = \{\sum_{i \leq n} x_i \mathbf{b}_i : x_i \in \mathbb{Z}\}$ для лин. независимых $\mathbf{b}_i \in \mathbb{R}^n$

$\{\mathbf{b}_i\}_i$ – базис \mathcal{L}

Поиск кратчайшего вектора

ShortestVectorProblem

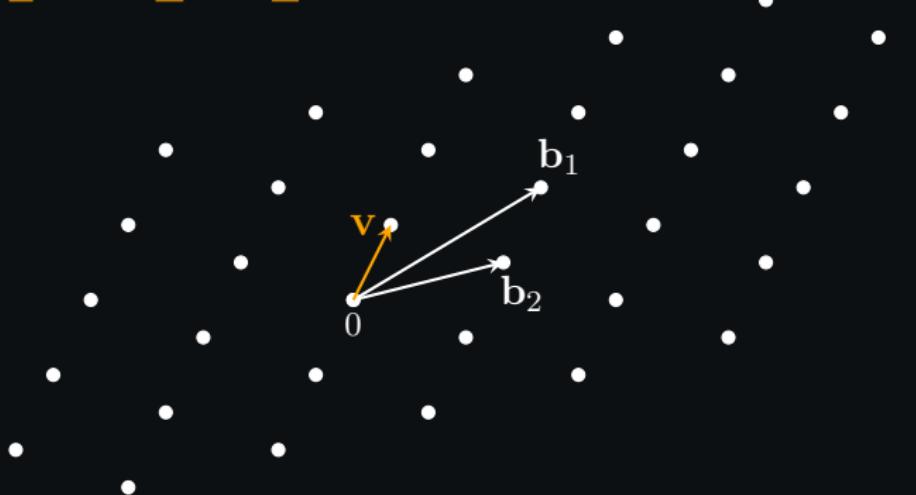


В задаче поиска кратчайшего вектора (SVP) требуется найти
 $\mathbf{v}_{\text{shortest}} \in \mathcal{L}$:

$$\|\mathbf{v}_{\text{shortest}}\| = \lambda_1(\mathcal{L})$$

Поиск кратчайшего вектора

ShortestVectorProblem



В задаче поиска кратчайшего вектора (SVP) требуется найти
 $\mathbf{v}_{\text{shortest}} \in \mathcal{L}$:

$$\|\mathbf{v}_{\text{shortest}}\| = \lambda_1(\mathcal{L})$$

Упрощение: поиск аппроксимации (γ -SVP) к $\mathbf{v}_{\text{shortest}}$:

$$\|\mathbf{v}_{\text{short}}\| \leq \gamma \cdot \lambda_1(\mathcal{L})$$

Поиск ближайшего вектора CVP /•BDD



В задаче поиска ближайшего вектора (CVP) для $t \notin \mathcal{L}$ требуется найти $v \in \mathcal{L}$:

$$\|v - t\| \text{ минимально для всех } v \in \mathcal{L}$$

Поиск ближайшего вектора CVP /•BDD

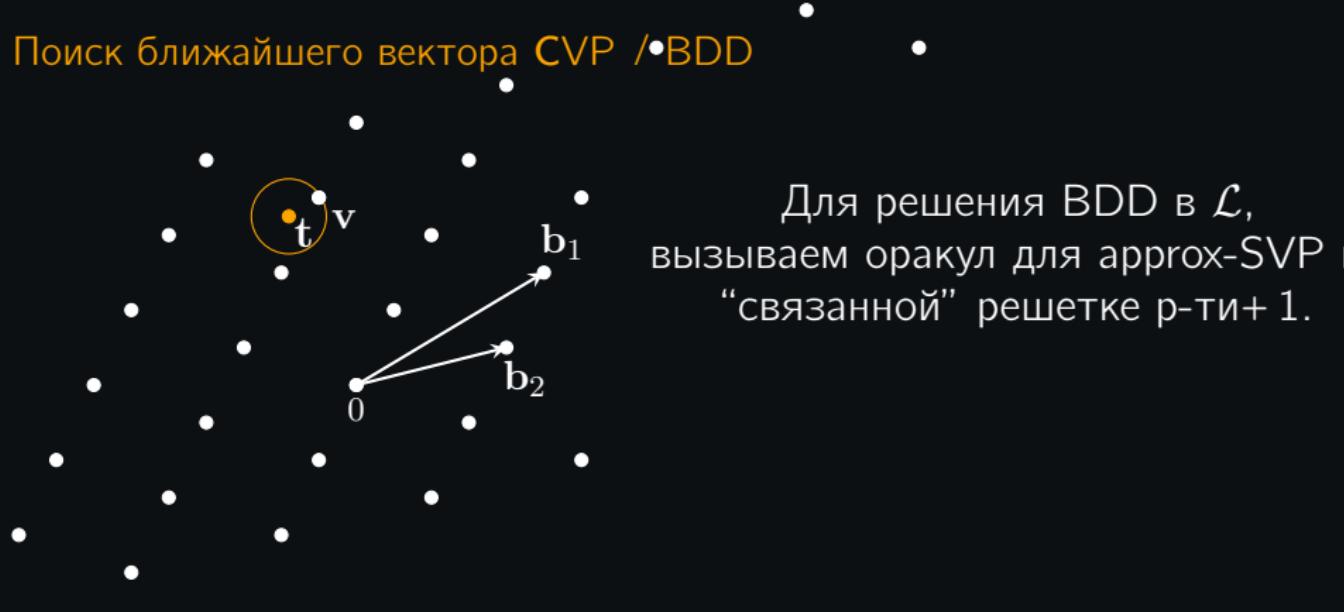


В задаче поиска ближайшего вектора (CVP) для $t \notin \mathcal{L}$ требуется найти $v \in \mathcal{L}$:

$$\|v - t\| \text{ минимально для всех } v \in \mathcal{L}$$

Часто: $\text{dist}(t, \mathcal{L}) \leq \frac{1}{\gamma} \lambda_1(\mathcal{L})$. Получаем задачу Декодирования с Ограниченым расстоянием, γ -BDD

Поиск ближайшего вектора CVP /•BDD



Для решения BDD в \mathcal{L} ,
вызываем оракул для approx-SVP
“связанной” решетке p -ти+1.

В задаче поиска ближайшего вектора (CVP) для $t \notin \mathcal{L}$ требуется найти $v \in \mathcal{L}$:

$$\|v - t\| \text{ минимально для всех } v \in \mathcal{L}$$

Часто: $\text{dist}(t, \mathcal{L}) \leq \frac{1}{\gamma} \lambda_1(\mathcal{L})$. Получаем задачу Декодирования с
Ограничением расстоянием, γ -BDD

От задачи BDD к approxSVP: вложение Каннана

Для задачи BDD $(\mathcal{L}, \mathbf{t})$, где \mathcal{L} имеет базис B , рассмотрим для константы c

$$B' = \begin{bmatrix} B & \mathbf{t} \\ \mathbf{0} & c \end{bmatrix}.$$

- столбцы B' лин. независимы
- Для “грамотно” выбранной c и \mathbf{t} - достаточно близкого к \mathcal{L} ,

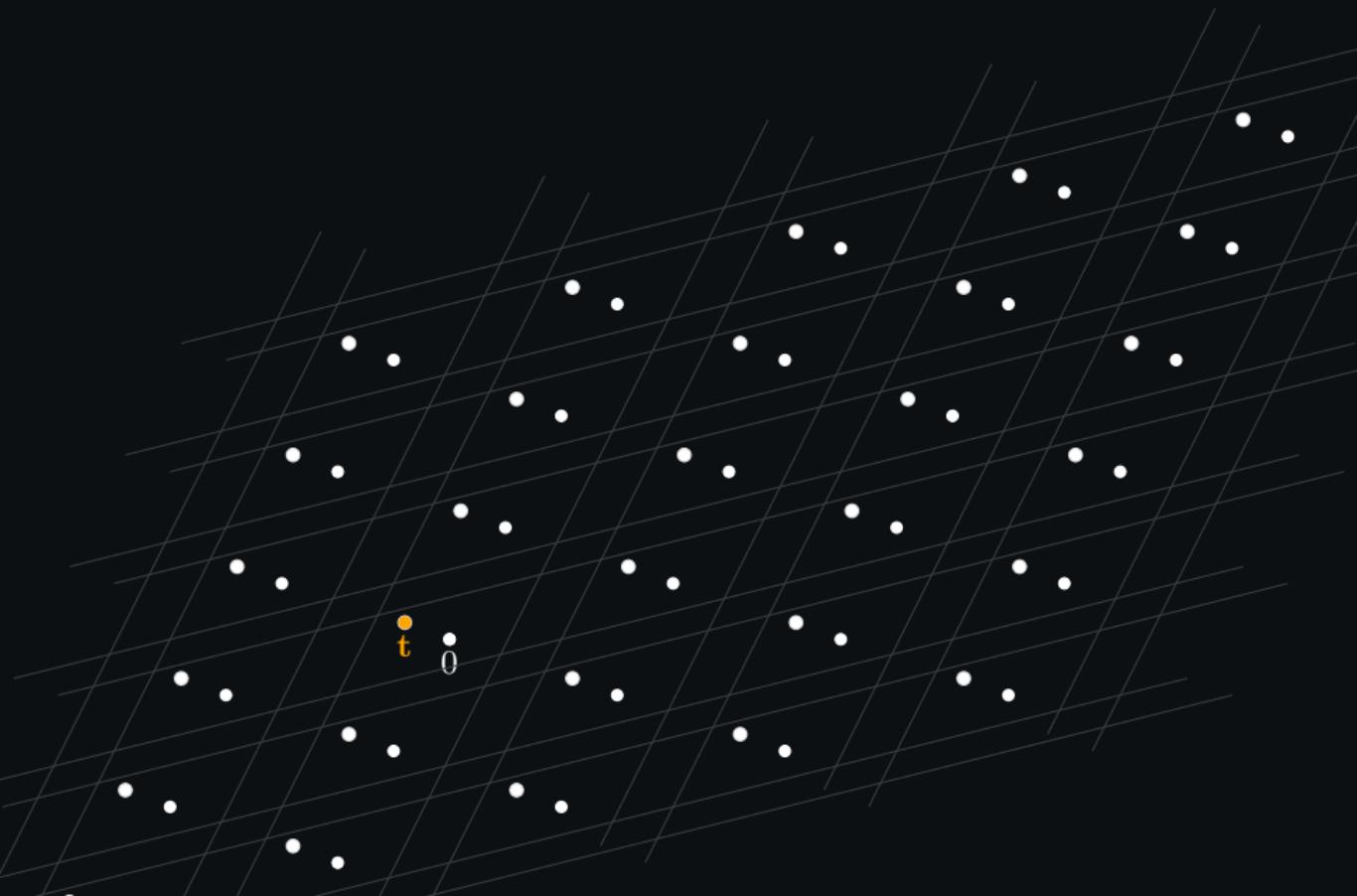
$$\begin{bmatrix} B & \mathbf{t} \\ \mathbf{0} & c \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \mathbf{x} \\ -1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} B\mathbf{x} - \mathbf{t} \\ c \end{bmatrix}$$

– короткий вектора в $\mathcal{L}(B')$ (немного короче, чем любой $\mathbf{v} \in \mathcal{L}(B')$ не параллельный ему).

От задачи BDD к approxSVP: вложение Каннана



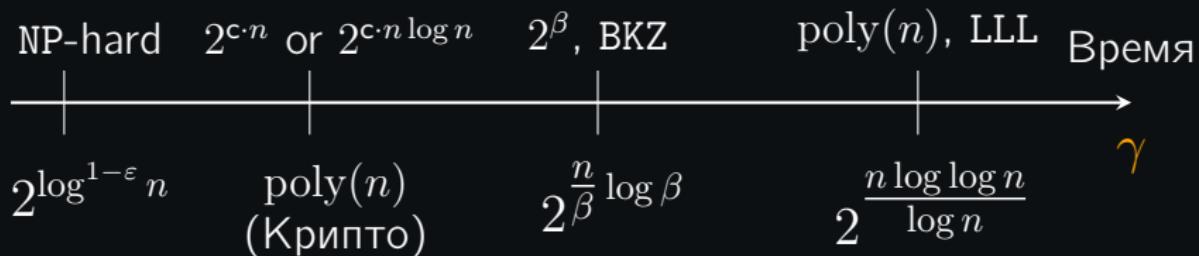
От задачи BDD к approxSVP: вложение Каннана



Асимптотическая сложность SVP ($o()$ опущены)

$$\|\mathbf{v}_{\text{shortest}}\| \leq \sqrt{n} \cdot \det(\mathcal{L})^{1/n}$$

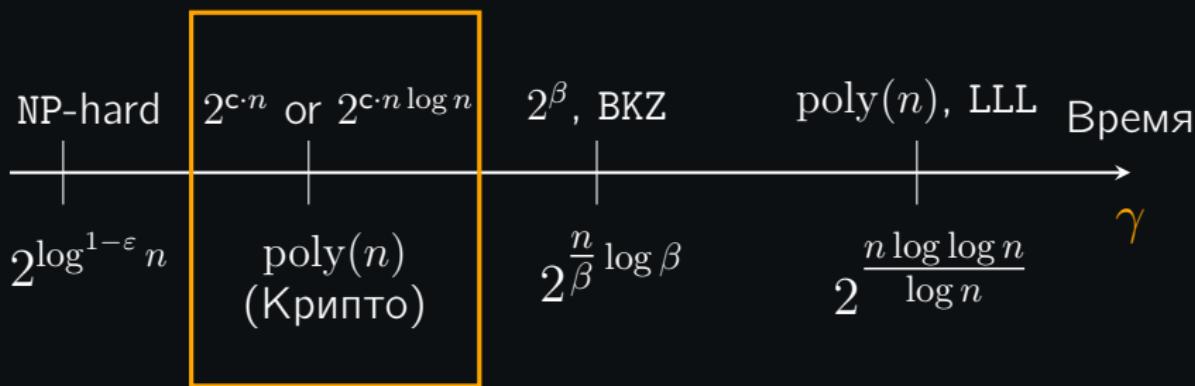
$$\|\mathbf{v}_{\text{short}}\| \leq \gamma \cdot \|\mathbf{v}_{\text{shortest}}\|$$



Асимптотическая сложность SVP ($o()$ опущены)

$$\|\mathbf{v}_{\text{shortest}}\| \leq \sqrt{n} \cdot \det(\mathcal{L})^{1/n}$$

$$\|\mathbf{v}_{\text{short}}\| \leq \gamma \cdot \|\mathbf{v}_{\text{shortest}}\|$$



- Просеивание (эвристический):

$$\text{Время(exactSVP)} = 2^{0.292n}$$

$$\text{Память} = 2^{0.2075n}$$

- Перечисление:

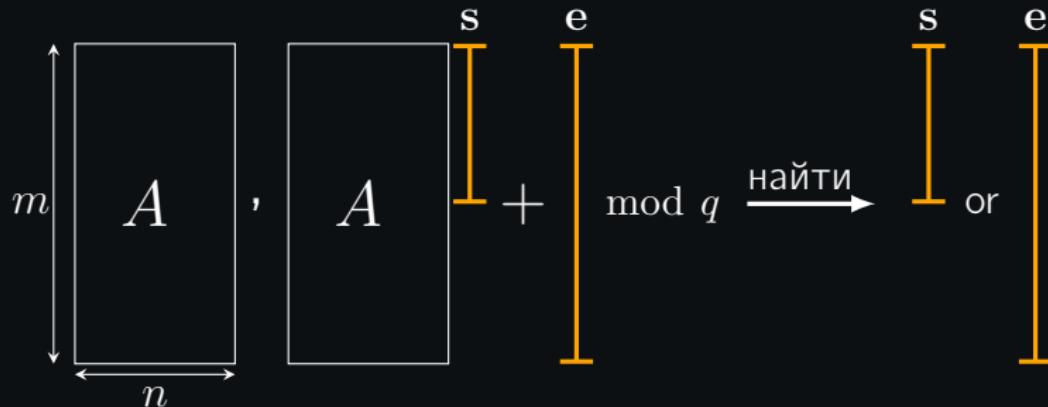
$$\text{Время(exactSVP)} = 2^{(1/2e)n \log n}$$

$$\text{Память} = \text{poly}(n)$$

Часть II

Задача обучения с ошибками
(The Learning with Errors problem, LWE)

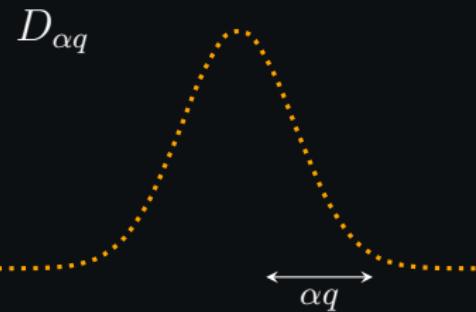
LWE (Regev'05)



$$A \xleftarrow{\$} \mathbb{Z}_q^{m \times n}$$

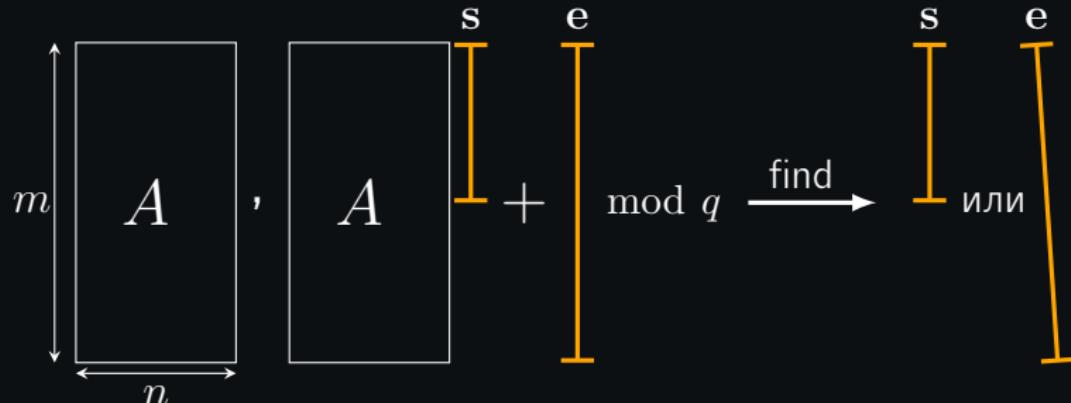
$$\mathbf{s} \xleftarrow{\$} \mathbb{Z}_q^n$$

$$\mathbf{e} \xleftarrow{\$} D_{\alpha q}^m$$



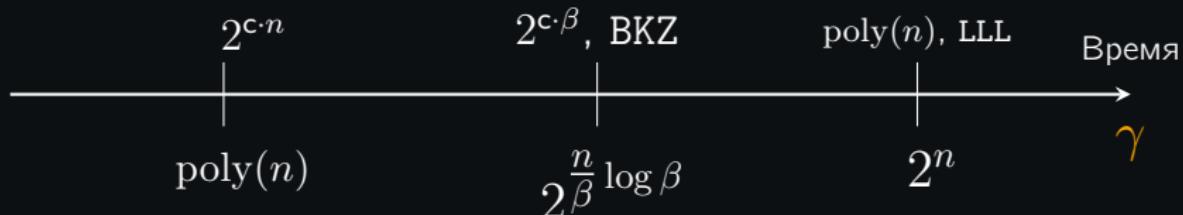
Часто: $n = \Theta(\text{bit security})$, $q = n^{\Theta(1)}$, $m = \Theta(n \log q)$,
 $\alpha = \sqrt{n}/q$.

LWE is BDD



- A задает решётку A-Конструкции (Construction-A)
$$\mathcal{L}_q(A) = A\mathbb{Z}_q^n + q\mathbb{Z}^m$$
- $\mathcal{L}_q(A)$ ранга m и $\det(\mathcal{L}_q(A)) = q^{m-n}$.
- $As + e \pmod{q}$ – вектор, на расстоянии $\Theta(\sqrt{m}\alpha q)$ от $\mathcal{L}_q(A)$
- $(A, As + e)$ – пример BDD задачи для $\mathcal{L}_q(A)$ с $\gamma = \frac{q^{1-n/m}}{\alpha q}$

Сложность LWE при атаках на решётках ($o()$ опущены),
[AGVW17, HKM17]



Для параметров LWE (n, m, q, α) , $\gamma = \frac{q^{1-n/m}}{\alpha q}$

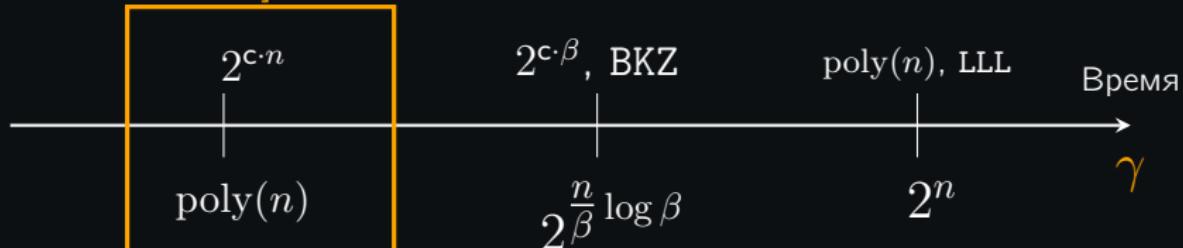
$$T(\text{LWE}) = \exp \left(c \cdot \frac{\lg q}{\lg^2 \alpha} \lg \left(\frac{n \lg q}{\lg^2 \alpha} \right) \cdot n \right)$$

Это выражение получено решением для β

$$2^{\frac{m}{\beta} \log \beta} = \frac{q^{1-n/m}}{\alpha q}$$

и выбором $m = \Omega(n)$, минимизирующим решение.

Сложность LWE при атаках на решётках ($o()$ опущены),
[AGVW17, HKM17]



Для параметров LWE (n, m, q, α) , $\gamma = \frac{q^{1-n/m}}{\alpha q}$

$$T(\text{LWE}) = \exp \left(c \cdot \frac{\lg q}{\lg^2 \alpha} \lg \left(\frac{n \lg q}{\lg^2 \alpha} \right) \cdot n \right)$$

Это выражение получено решением для β

$$2^{\frac{m}{\beta} \log \beta} = \frac{q^{1-n/m}}{\alpha q}$$

и выбором $m = \Omega(n)$, минимизирующим решение.

Часть III

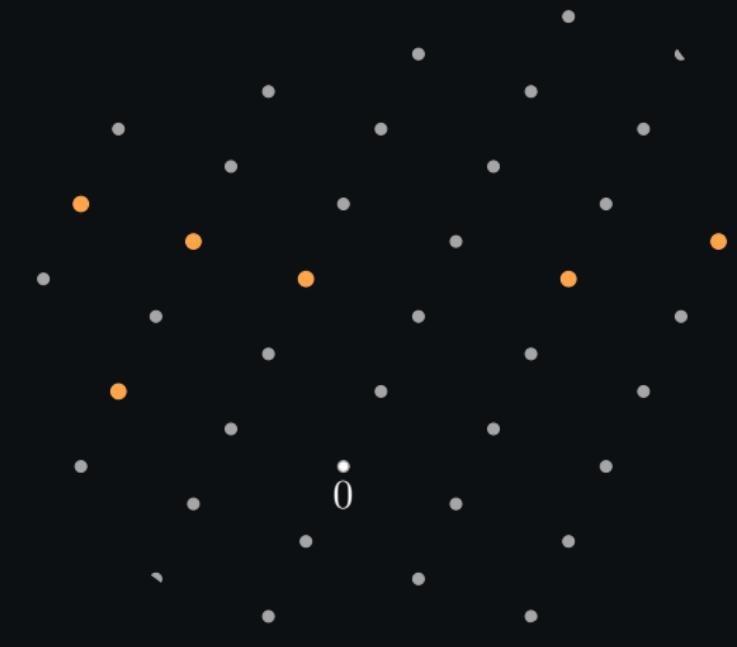
Алгоритмы просеивания



2-Просеивание (Nguyen-Vidick)

Идея: насыщать пространство векторами решётки так, чтобы суммы их пар давали короткие вектора

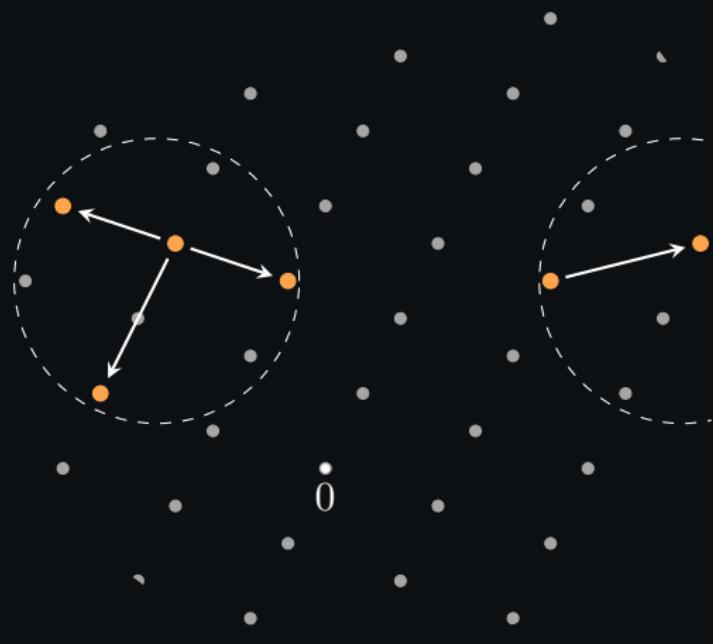
$$\boxed{L} = \boxed{L}$$



2-Просеивание (Nguyen-Vidick)

Идея: насыщать пространство векторами решётки так, чтобы суммы их пар давали короткие вектора

$$\boxed{L} = \boxed{L}$$

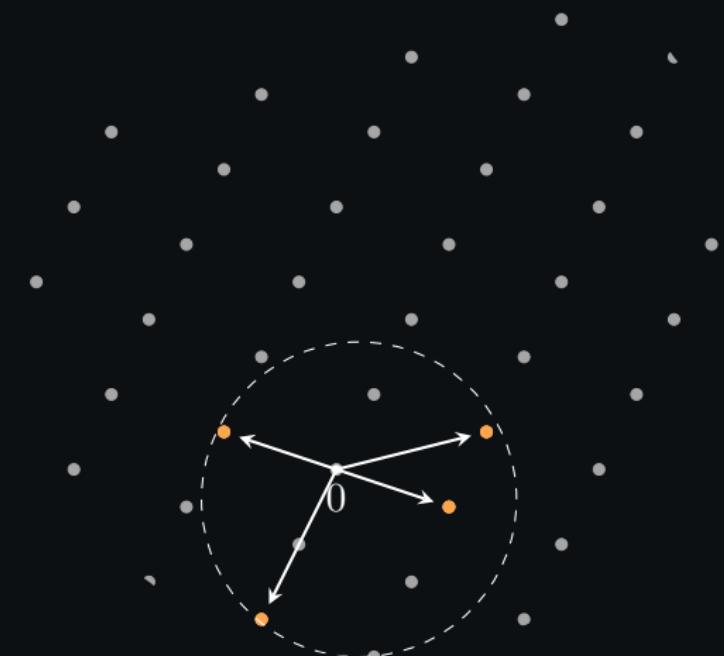


2-Просеивание (Nguyen-Vidick)

Идея: насыщать пространство векторами решётки так, чтобы суммы их пар давали короткие вектора

$$\begin{array}{c} L \\ \parallel \\ L' \end{array} = \begin{array}{c} L \\ \parallel \\ L' \end{array}$$

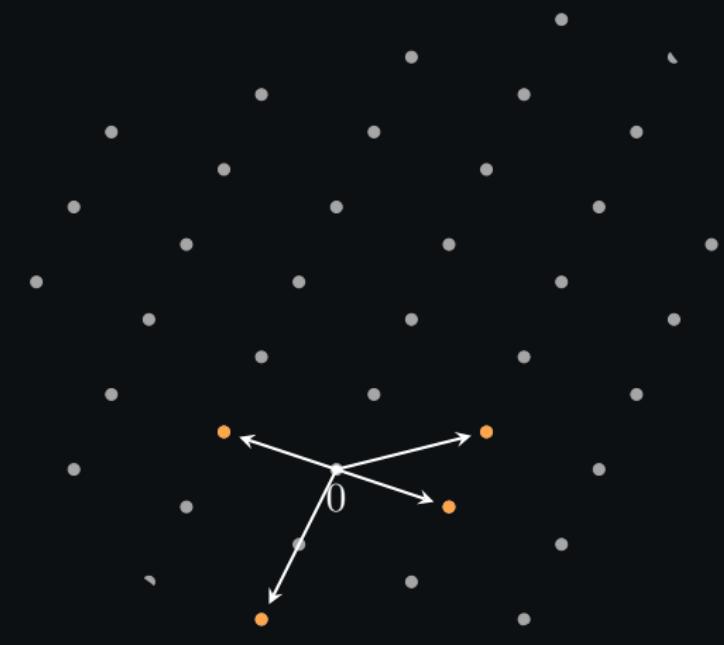
$\mathbf{x}_1 \pm \mathbf{x}_2$
 $||\mathbf{x}_1 \pm \mathbf{x}_2||$
— мало



2-Просеивание (Nguyen-Vidick)

Идея: насыщать пространство векторами решётки так, чтобы суммы их пар давали короткие вектора

$$\begin{array}{c} L \\ \boxed{} \end{array} = \begin{array}{c} L \\ \boxed{} \end{array}$$
$$\begin{array}{c} x_1 \pm x_2 \\ ||x_1 \pm x_2|| \\ - \text{мало} \end{array} \quad \begin{array}{c} L' \\ \boxed{} \end{array} = \begin{array}{c} L' \\ \boxed{} \end{array}$$



2-Просеивание (Nguyen-Vidick)

Идея: насыщать пространство векторами решётки так, чтобы суммы их пар давали короткие вектора

$$\begin{array}{c} L \\ \boxed{L} = \boxed{L} \\ \boxed{x_1 \pm x_2} \\ ||x_1 \pm x_2|| \\ - \text{ мало} \\ L' \\ \boxed{L'} = \boxed{L'} \\ \vdots \\ \text{poly}(n) \end{array}$$



Насколько большим должно быть $|L|$?

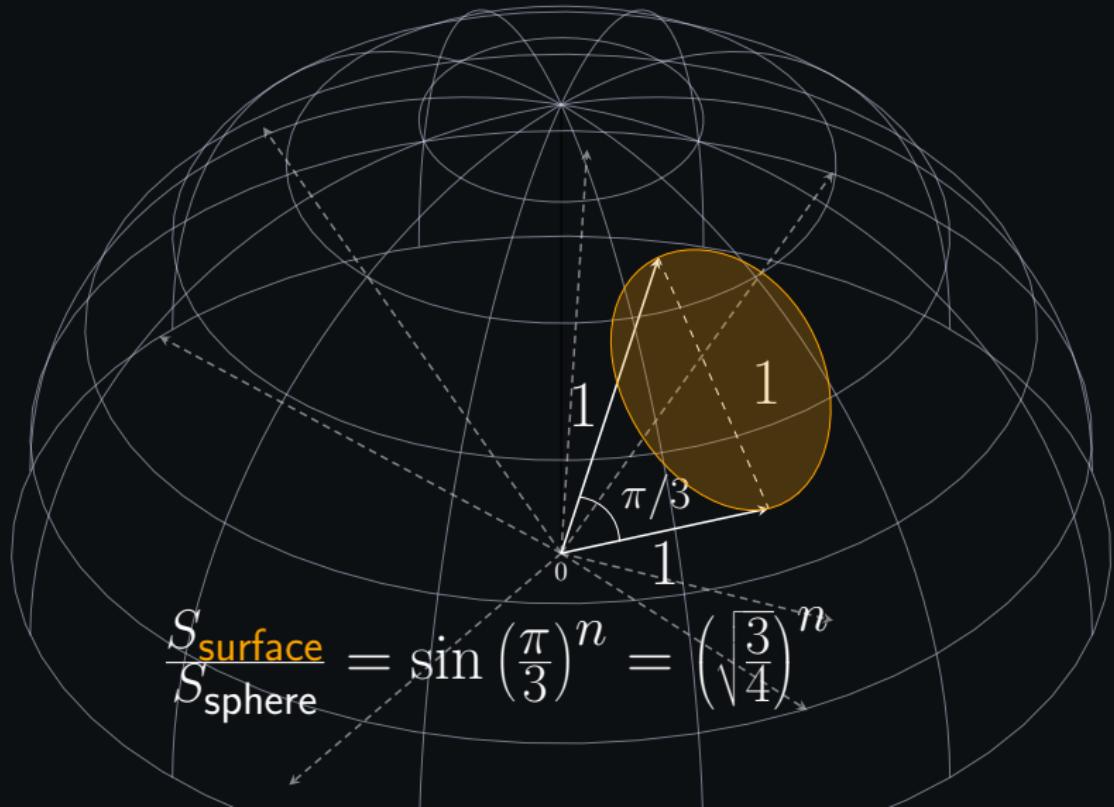
Насколько большим должно быть $|L|$?

Предположение: вектора (нормализованные) в $|L|$ равномерно независимо распределены в S^{n-1} .



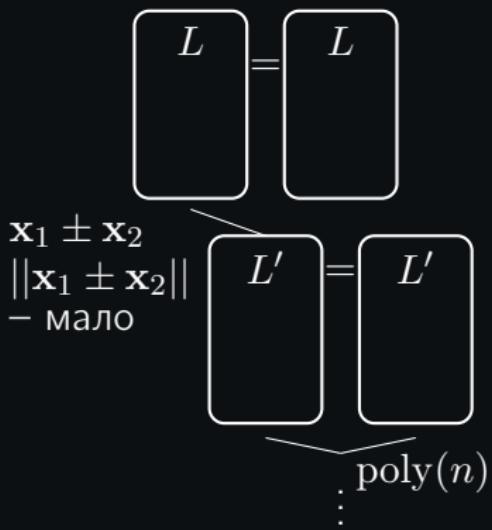
Насколько большим должно быть $|L|$?

Предположение: вектора (нормализованные) в $|L|$ равномерно независимо распределены в S^{n-1} .



2-Просеивание (Nguyen-Vidick)

Идея: насыщать пространство векторами решётки так, чтобы суммы их пар давали короткие вектора



The diagram shows a grid of points with dots above it, representing a lattice L . To the right, the size of the lattice is given by the formula $|L| = \left(\sqrt{\frac{3}{4}}\right)^{-n} = 2^{0.2075n}$. Below this, the time complexity of the sieve algorithm is given by $T(\text{2-Просеивания}) = |L|^2 = 2^{0.415n}$.

Улучшенное просеивание с хэшированием

Как достичь $T = 2^{0.292n+o(n)}$?

Использовать метод "Ближнего соседа" (Near Neighbour)!
(aka Locality-Sensitive techniques)

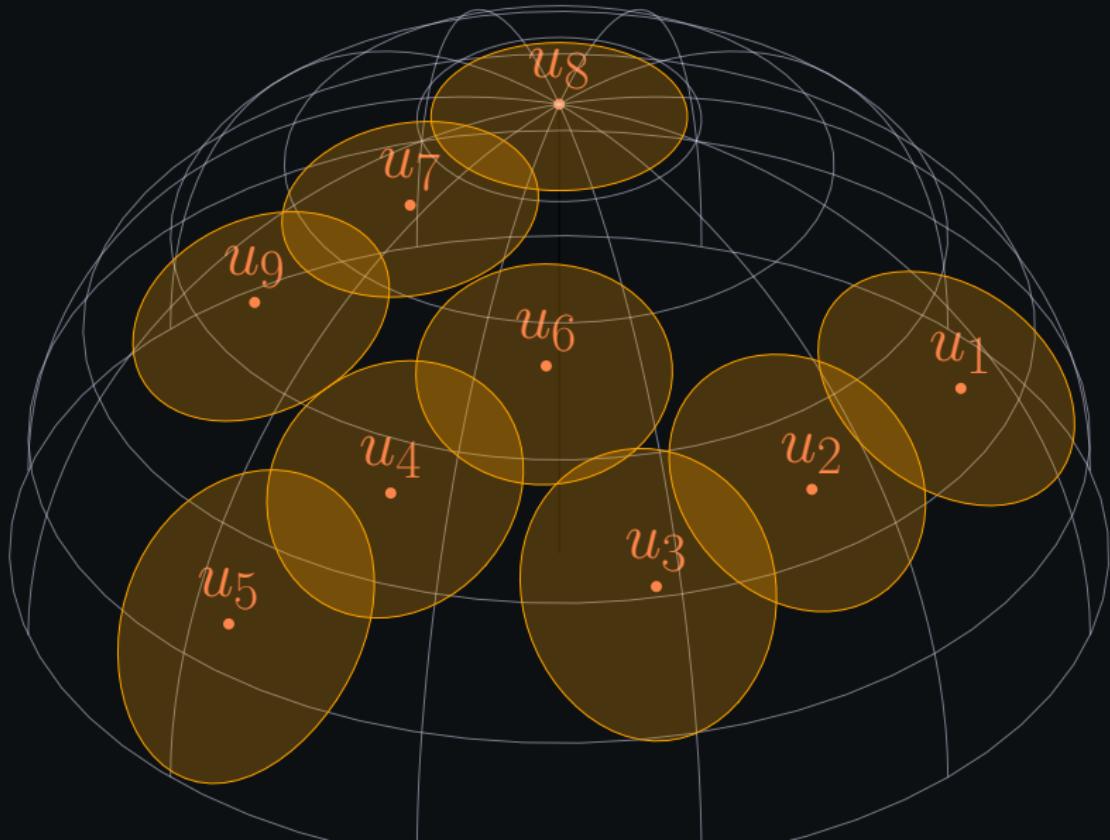
Улучшенное просеивание с хэшированием

Как достичь $T = 2^{0.292n+o(n)}$?

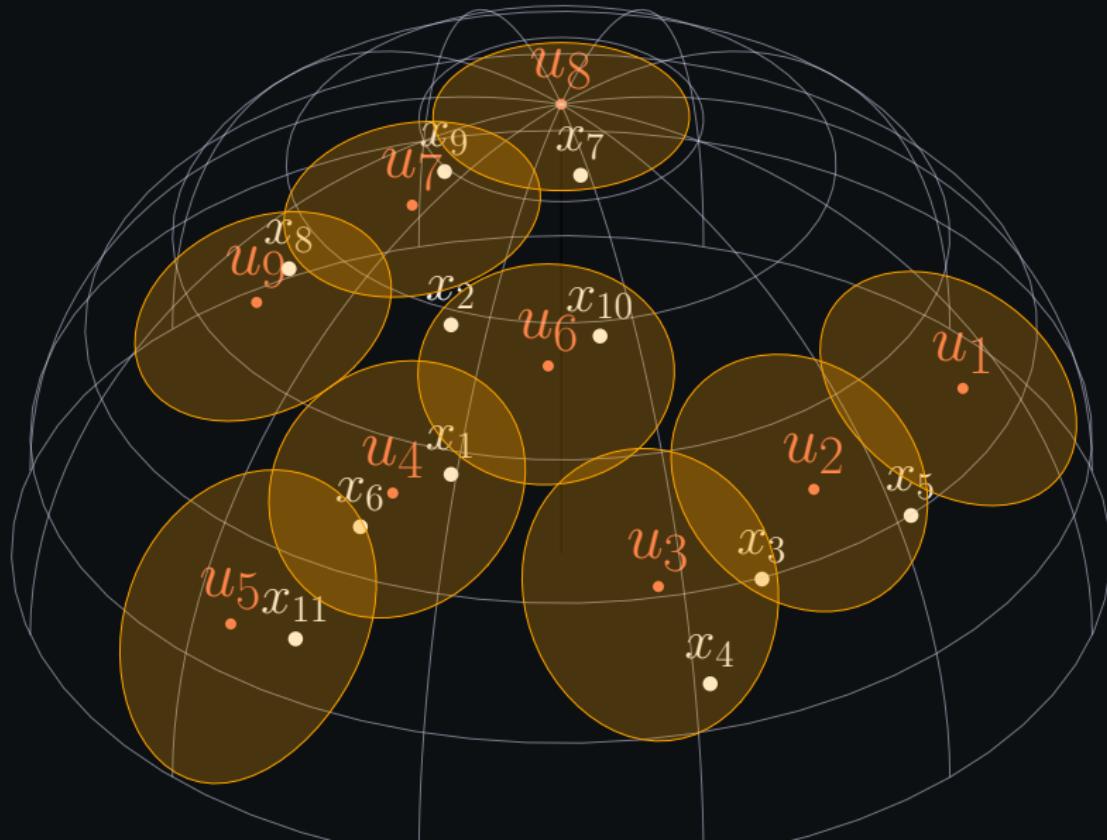
Использовать метод "Ближнего соседа" (Near Neighbour)!
(aka Locality-Sensitive techniques)

$$\begin{aligned} \|\mathbf{x}_1 - \mathbf{x}_2\| < \|\mathbf{x}_1\| &\iff \\ \|\mathbf{x}_1 - \mathbf{x}_2\|^2 < \|\mathbf{x}_1\|^2 &\iff \\ \|\mathbf{x}_1\|^2 - 2\langle \mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2 \rangle + \|\mathbf{x}_2\|^2 < \|\mathbf{x}_1\|^2 &\iff \\ \langle \mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2 \rangle > \frac{1}{2}\|\mathbf{x}_2\|^2 \end{aligned}$$

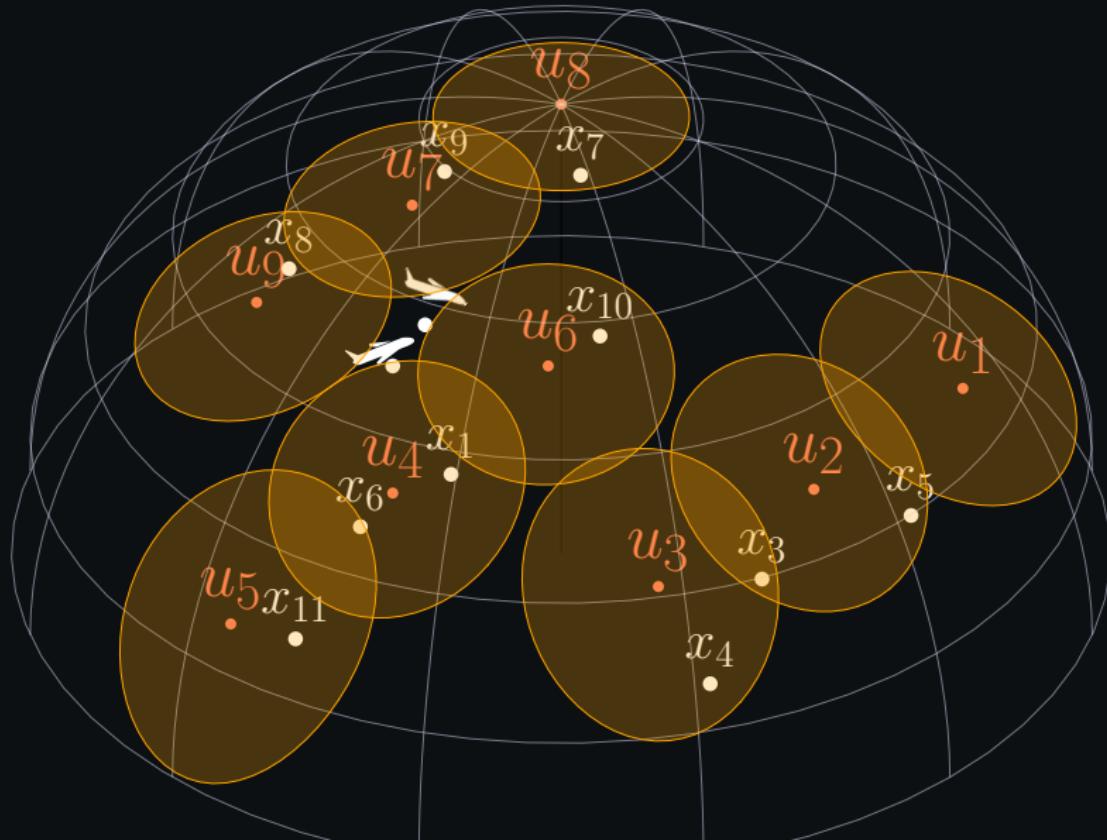
Locality-sensitive filtering (Фильтрация по расстоянию) [BGJ15, BDGL16]



Locality-sensitive filtering (Фильтрация по расстоянию)[BGJ15, BDGL16]



Locality-sensitive filtering (Фильтрация по расстоянию)[BGJ15, BDGL16]



Locality-sensitive filtering (Фильтрация по расстоянию)[BGJ15, BDGL16]

u_i – центры "корзин"

$x_i \in L$



Locality-sensitive filtering (Фильтрация по расстоянию)[BGJ15, BDGL16]

For all \mathbf{u}_i :

For all $\mathbf{x} \in L$

If $|\langle \mathbf{x}, \mathbf{u}_i \rangle|$ достаточно велико

добавить \mathbf{x} в Bucket(\mathbf{u}_i)



Locality-sensitive filtering (Фильтрация по расстоянию)[BGJ15, BDGL16]

For all \mathbf{u}_i :

For all $\mathbf{x} \in L$

If $|\langle \mathbf{x}, \mathbf{u}_i \rangle|$ достаточно велико
добавить \mathbf{x} в $\text{Bucket}(\mathbf{u}_i)$



For all \mathbf{u}_i :

For all $(\mathbf{x}, \mathbf{x}') \in \text{Bucket}(\mathbf{u}_i)$

Проверить если $||\mathbf{x} \pm \mathbf{x}'||$ – мало

Locality-sensitive filtering (Фильтрация по расстоянию)[BGJ15, BDGL16]

For all \mathbf{u}_i :

For all $\mathbf{x} \in L$

If $|\langle \mathbf{x}, \mathbf{u}_i \rangle|$ достаточно велико

добавить \mathbf{x} в $\text{Bucket}(\mathbf{u}_i)$



Для $2^{(0.142+o(1))n} \mathbf{u}_i$:

$$T = 2^{(0.349+o(1))n}$$

Если \mathbf{u}_i имеют особую форму

$$T = 2^{(0.292+o(1))n}$$

For all \mathbf{u}_i :

For all $(\mathbf{x}, \mathbf{x}') \in \text{Bucket}(\mathbf{u}_i)$

Проверить если $||\mathbf{x} \pm \mathbf{x}'||$ – мало

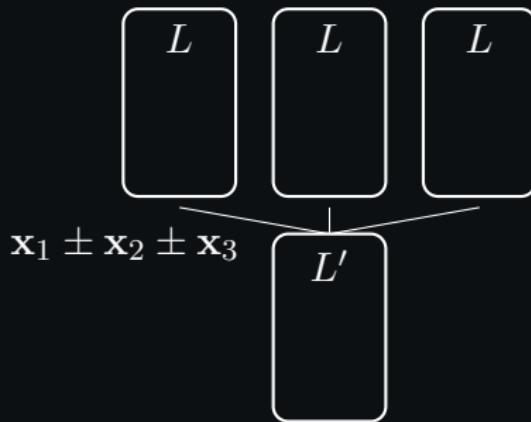
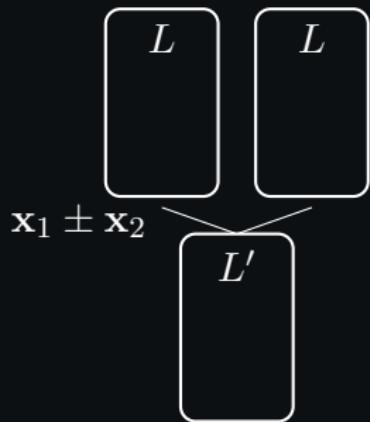


3-Просеивание [BLS16, HK17, HKL18]: уменьшение затрат памяти

Идея: насыщать пространство, пока тройки векторов не станут давать короткие суммы

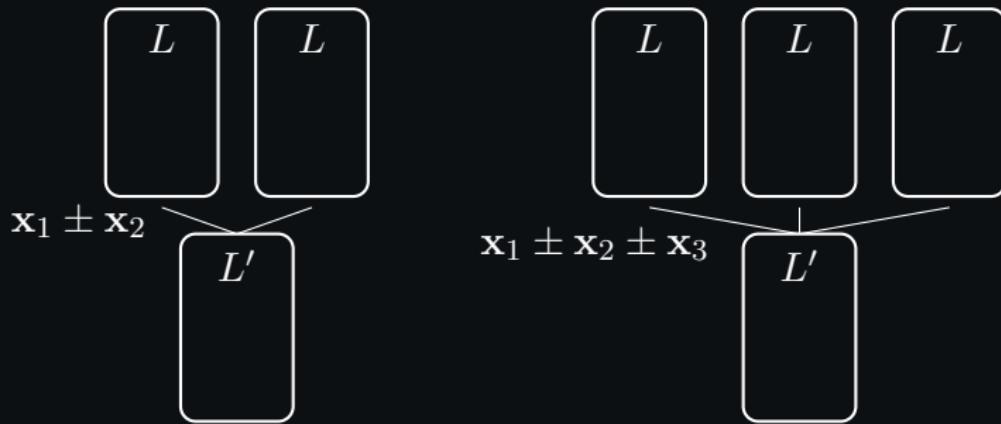
3-Просеивание [BLS16, HK17, HKL18]: уменьшение затрат памяти

Идея: насыщать пространство, пока тройки векторов не станут давать короткие суммы



3-Просеивание [BLS16, HK17, HKL18]: уменьшение затрат памяти

Идея: насыщать пространство, пока тройки векторов не станут давать короткие суммы



- Размер списка

$$|L| = |L|^3 \cdot \Pr[\|\mathbf{x}_1 + \mathbf{x}_2 + \mathbf{x}_3\| \text{ small}]$$

- Для 3-Просеивания имеем

$$|L| = 2^{0.179n}, \quad \text{cf. } 2^{0.208n} \text{ for 2-Sieve}$$

$$T = 2^{0.359n}, \quad \text{cf. } 2^{0.292n} \text{ for 2-Sieve}$$

Улучшенное 3-просеивание с хэшированием

For all \mathbf{u}_i :

For all $\mathbf{x} \in L$

If $|\langle \mathbf{x}, \mathbf{u}_i \rangle|$ – велико

Добавить \mathbf{x} в $\text{Bucket}(\mathbf{u}_i)$

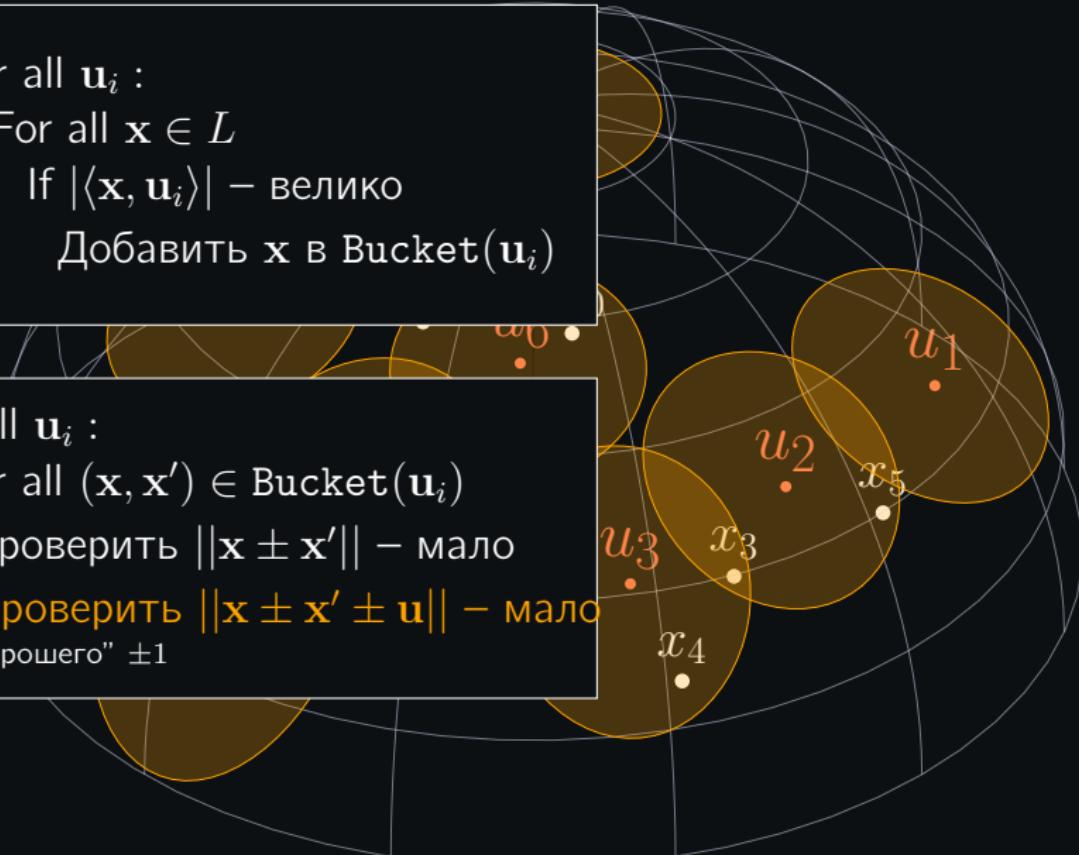
For all \mathbf{u}_i :

For all $(\mathbf{x}, \mathbf{x}') \in \text{Bucket}(\mathbf{u}_i)$

Проверить $\|\mathbf{x} \pm \mathbf{x}'\|$ – мало

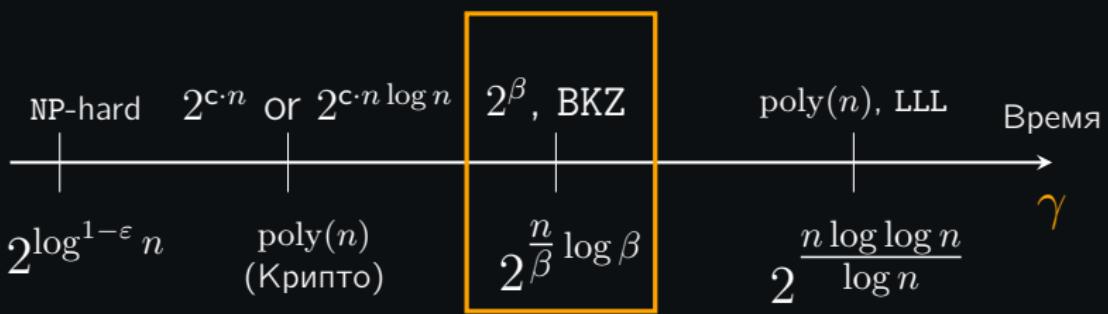
Проверить $\|\mathbf{x} \pm \mathbf{x}' \pm \mathbf{u}\|$ – мало

для “хорошего” ± 1



Часть III

Решение челленджей SVP алгоритмами просеивания¹



¹Основано на статье M. R. Albrecht, L. Ducas, G. Herold, E. Kirshanova, E. W. Postlethwaite, M. Stevens, EuroCrypt'19

Реальные SVP задачи

- TU Darmstadt предлагает решить задачу 1.05-SVP
- Для “случайных” решёток вида:

$$B = \begin{pmatrix} p & x_1 & \dots & x_{n-1} \\ 0 & 1 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & 1 \end{pmatrix}$$

- Рекорд (до 2019) принадлежал Teruya et al.: решение 1.05-SVP в решётке ранга 150-dim алгоритмом **перечисления** за 2^{22} core-часов

Решения 1.05-SVP с помощью алгоритма G6K²

SVP dim	γ	Sieve Wall time	Total CPU time	Memory usage
155	1.00803	14d 16h	1056d	246 GiB
153	1.02102	11d 15h	911d	139 GiB
151	1.04411	11d 19h	457.5d	160 GiB
149	0.98506	60h 7m	4.66kh	59 GiB
147	1.03863	123h 29m	4.79kh	67.0 GiB
145	1.04267	39h 3m	1496h	37.7 GiB

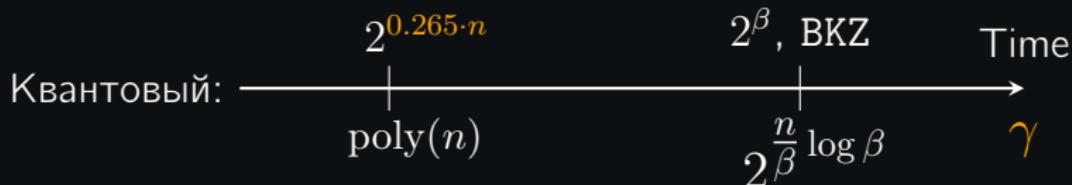
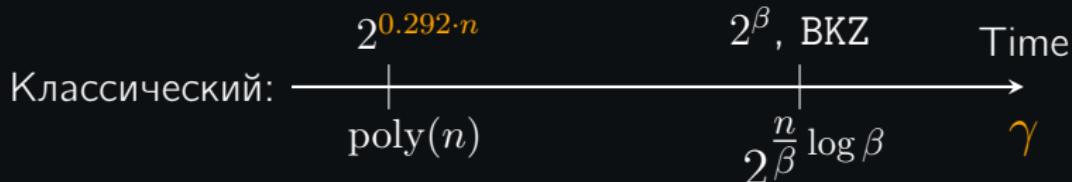
²<https://github.com/fplll/g6k>

Часть IV

Квантовые ускорения и открытые вопросы

Квантовые ускорения для SVP, [Laarhoven16, KMPR'19]

I. Незначительные ускорения для обычных решёток



- Для алгоритма с $0.265n$
- Существуют компромиссы время/память
 $T = 2^{0.2989 \cdot n}, M = 2^{0.1395n}$
- Существует алгоритм для “параллельного” квантового компьютера, решающий SVP с $T = 2^{0.1037 \cdot n}, M = 2^{0.2075 \cdot n}$

Открытые вопросы

1. Улучшенные алгоритмы для “идеальных” решёток
2. Практическая реализация асимптотически быстрых алгоритмов, распределенная версия просеивания
3. Алгоритмы для не ℓ_2 нормы (например, ℓ_∞)

Открытые вопросы

1. Улучшенные алгоритмы для “идеальных” решёток
2. Практическая реализация асимптотически быстрых алгоритмов, распределенная версия просеивания
3. Алгоритмы для не ℓ_2 нормы (например, ℓ_∞)

?