

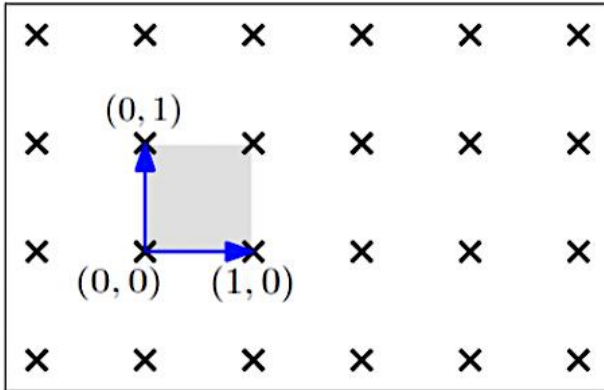
KISTI 과제 관련

: Lattice, NV Sieve, Grover

https://youtu.be/r97_lwUGXlc

Lattice

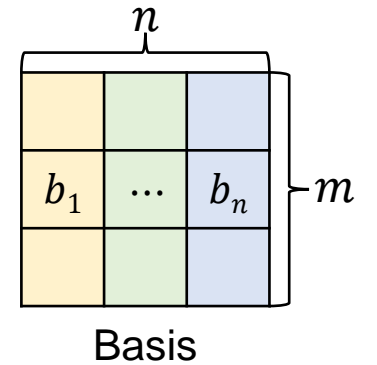
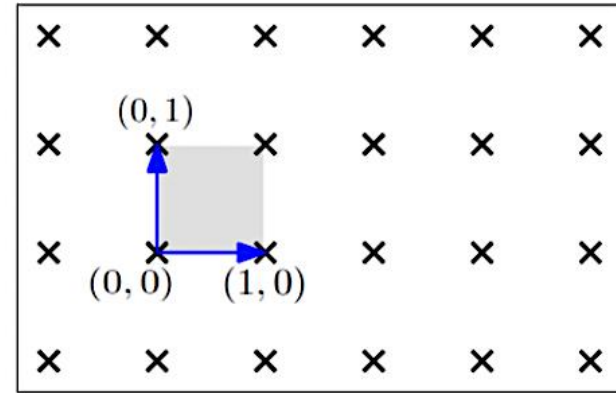
- $L(b_1, \dots, b_n) = \{\sum_{i=1}^n x_i \cdot b_i, x_i \in \mathbb{Z}\}$
 - x : 정수, (b_1, \dots, b_n) : 기저 벡터 (Basis)
 - **Basis의 선형 결합**으로 이루어지는 격자 L 의 포인트들
 - 격자는 점으로 이루어지므로 **가장 짧은 벡터 존재** (1개 이상)



Lattice basis

- **Basis (B)**

- 격자의 모든 점을 만들 수 있는 벡터의 집합
- Basis를 구성하는 각 벡터 b_i 는 길이가 m 이며, 총 n 개로 구성
- **Rank (n)** : basis를 구성하는 벡터의 수
- **Dimension (m)** : b_i 의 길이
- 일반적으로 **full-rank lattice** 사용 ($n = m$)



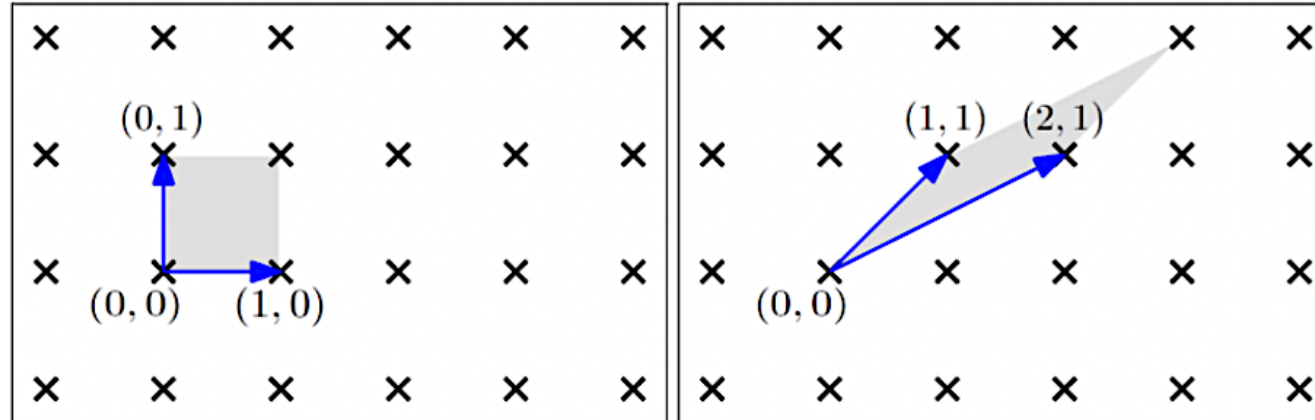
Lattice

- Lattice의 basis는 유일한가?

- 유일하지 않다.

- 같은 격자지만 기저가 다름 (아래 그림의 파란색 벡터)

- B_0 basis에 다른 벡터를 곱하여 B_1 basis를 만들 수 있다면, 두 basis는 같은 격자를 생성



Lattice

- 두 basis가 같은 격자를 생성하는지 알 수 있는 방법

- 두 basis가 같은 격자를 생성한다면, 아래의 수식을 만족함을 의미

- $B_0 = B_1 \Leftrightarrow B_0 = B_1 \cdot U, B_1 = B_0 \cdot V$

$B_0 = B_0 \cdot V \cdot U$; 여기서, $V \cdot U$ 가 단위 행렬 (I)이 나와야 함

→ 따라서, V 와 U 는 **역행렬 관계**이므로 $\det(V) \cdot \det(U) = 1$ 을 만족해야 함*

이때, V 와 U 가 정수이면서, 위의 수식을 만족하려면 행렬식이 ± 1 인 경우만 가능

이를 만족하는 행렬은 많으나, $U = \begin{pmatrix} 1 & c \\ 0 & 1 \end{pmatrix}$ **면 만족** 가능, 이를 unimodular matrix (U)*라고 함



- 행렬식 조건을 만족하는 수많은 행렬이 있음
- 하나의 기저에 U 를 곱하면 $L(B) = L(B \cdot U)$ 성립
- **따라서, 격자의 기저는 유일하지 않으며, 서로 다른 기저로 동일한 격자 생성 가능**

* $\det(A)$: A 에 대한 행렬식 (determinant)

* Unimodular matrix : 모든 요소가 정수이면서, 행렬식이 ± 1 을 만족

Lattice basis and Cryptography

- 하나의 격자를 생성하는 여러 기저가 있음을 확인하였음
- 더 나아가 기저에는 **Good basis, Bad basis**가 존재
 - **Good** basis (길이가 짧은 벡터로 구성됨, ex: HKZ*)
 - **Good basis** → **Bad basis** : **easy** ($B \cdot U^n$; Good basis에 U 를 여러 번 곱하여 **bad basis** 생성 가능)
 - **Bad basis** → **Good basis** : **hard** (축소 필요)
 - 공개키 암호에서 **개인키**로 **공개키**를 생성하고, **공개키**를 소인수 분해하여 **개인키**를 얻는 것과 유사
- 암호에서는 공개키로 **Bad basis**를 사용해야 풀기 어려워짐
 - **공개키** : **Bad** basis
 - **개인키** : **Good** basis (Bad basis로 생성된 격자와 **동일한 격자를 생성**하는 basis)

*HKZ (reduced form) : 크기가 작은 벡터들로 이루어진 표현법, 좋은 기저에 해당

Shortest Vector Problem (SVP)

- 격자 상에서 영벡터가 아닌 **가장 짧은 벡터를 찾는 문제**
- Basis를 입력으로 받아, 가장 짧은 벡터를 출력
 - 해가 유일하지 않음 (1개 이상 (ex: $-x, x \in L$), 해가 240개인 L 도 존재한다고 함)
- **SVP 해결이 어려워지는 경우**
 - **Bad basis가 입력**일 경우, 해결 어려움
 - **Good basis**가 입력될 경우, 해당 **basis** 자체에 가장 짧은 벡터가 포함될 가능성이 높음
 - **Rank (n , Basis의 벡터의 개수)가 커질수록** 어려움 (NP-hard)
 - 암호는 $n \geq 500$ 인 경우를 사용
 - 뒤에 나올 AKS, Sieve 등은 50~60을 타겟으로 함
- 정보의 비대칭성*으로 인해 해결이 어려워지는 경우를 **암호에 활용** 가능

*정보의 비대칭성 : 한 방향으로의 연산은 쉽지만, 반대 방향은 어려움

SVP와 격자 기반 암호의 관계

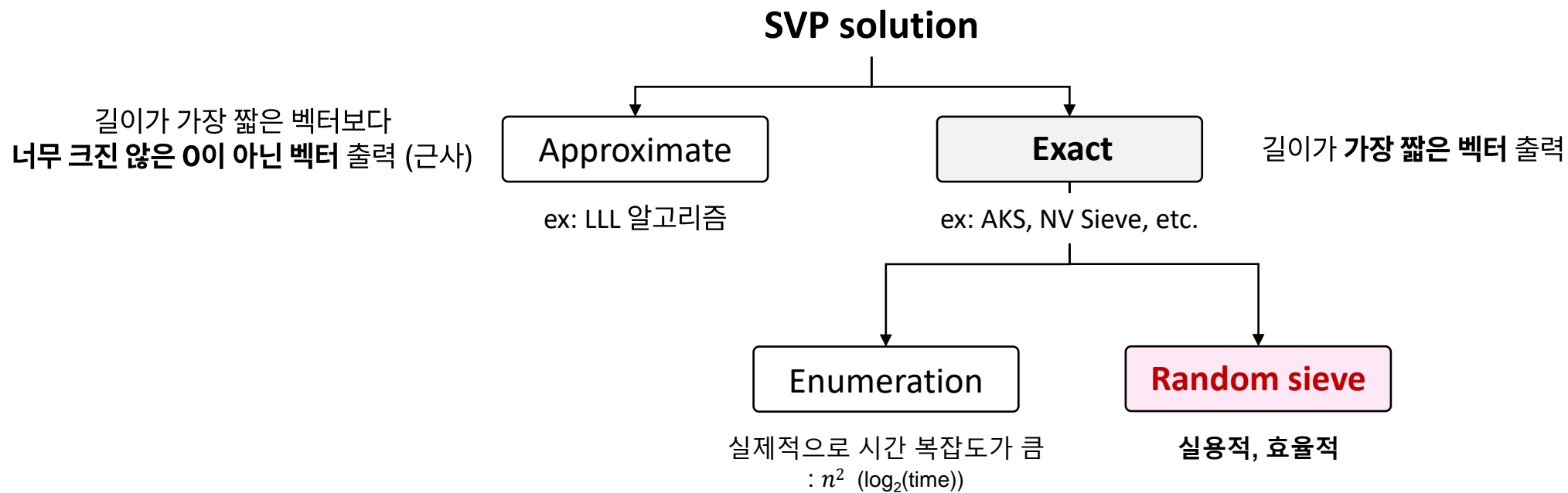
- **SVP와 같은 격자 문제는 격자 기반 암호에 활용됨**

- 격자 기반 암호화의 보안 강도는 격자 문제의 어려움에 기반 (ex: RSA-소인수분해)
- 정보의 비대칭성과 같은 **One-wayness**를 활용하여 격자 기반 암호 설계
- Worst case에서 SVP를 풀기 어렵다는 것을 활용

- **SVP 해결 → LWE와 같은 격자 기반 암호 체계 위협**

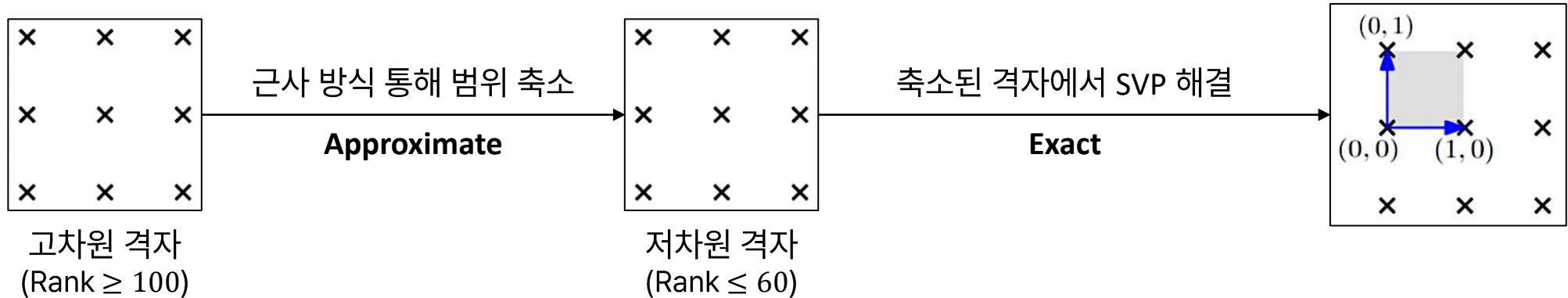
- 양자 컴퓨터를 사용하여 소인수 분해 문제를 풀 수 있게 되면 RSA가 위협 받는 것과 유사
- LWE 자체가 아닌 **SVP**를 해결하기 위한 알고리즘을 공격 대상으로 두어도 될 것으로 판단됨

SVP의 범주



SVP의 범주

고차원에서 **Approximate** 통해 **범위 축소** 후, 해당 벡터들을 입력으로 **Exact** 방식 수행하여 **SVP 해결**



- SVP를 위한 알고리즘 실행이 아닌 호출로 인한 **시간 오버헤드가 크게 발생**
- SV 찾기가 아닌 범위 축소를 위해 근사 방식 사용 즉, **고차원 격자 상의 벡터를 걸러내는 역할** (고차원에서는 근사 방식만 효율적)

- Exact 알고리즘을 집중적으로 사용
- **정확하게 가장 짧은 벡터** 찾아냄



- 고차원에서는 **범위 축소**를 위한 **Approximate** 방식 사용
- **정확한 가장 짧은 벡터**를 찾는 방식은 **Exact** 알고리즘
- 따라서, 최상의 **실용적/이론적 SVP 솔루션**은 **저차원에서 정확하게 효율적**이어야 함
- 낮은 차원에서의 SVP를 정확하게 해결한 후, **해결 가능한 가장 높은 차원을 결정**하는 것이 중요

AKS Sieve

- 가장 유명한 초기의 **Exact** 알고리즘
- 한계점
 - 많은 파라미터를 사용하지만, 최적 파라미터에 대한 언급 부재
 - 높은 시간 및 공간 복잡도
 - **Impractical**
 - 발표 이후, 실질적 구현 및 분석 부재

NV Sieve

- Practical하지 않은 **AKS의 단점을 보완**하기 위한 Exact 알고리즘 등장
 - AKS에 비해 **낮은 시간 및 공간 복잡도**
 - **실용적**이며 **실제 구현 및 평가** 가능
- **이후, 많은 Sieve 알고리즘들 등장**
 - 더 낮은 시간 및 공간 복잡도를 갖는 방식들도 존재

Algorithm Name[References]	$\log_2(\text{time})$	$\log_2(\text{space})$
AKS Sieve [4]	$5.9n$	$2.95n$
NV Sieve [65]	$0.415n$	$0.2075n$
2-level NV Sieve [80]	$0.3836n$	$0.2557n$
3-level NV Sieve [82]	$0.3778n$	$0.2833n$
List Sieve [79]	$3.199n$	$2.1325n$
List Sieve-Birthday [67]	$2.465n$	$1.233n$
Gauss Sieve [79]	$0.415n$	$0.2075n$
NV+angular LSH [44]	$0.3366n$	$0.2075n$
Hash Sieve [44]	$0.3366n$	$0.3366n$
Sphere Sieve [47]	$0.298n$	$0.2075n$
NV+sub-quadratic NNS [13]	$0.3112n$	$0.2075n$
CP Sieve [14]	$0.298n$	$0.298n$
LD Sieve [11]	$0.292n$	$0.2075n$
Overlattice Sieve [12]	$0.3774n$	$0.2925n$

NV Sieve 선택 이유

- AKS 보다 **실제적 / 효율적**이며, **Sieve의 가장 기초가 되는 알고리즘**
- 추가 구현이 들어가는 다른 sieve 알고리즘 구현 시, quantum 비용을 고려하여야 함
 - Classical에서 간단한 구현이 quantum에서는 큰 비용을 야기할 수 있음
- 또한, 더 나은 방식이라고 해서 quantum에서 무조건 효율적이지는 않음
반대로, 기초적인 방식이라고 해서 무조건 효율적이지는 않음

Algorithm Name[References]	$\log_2(\text{time})$	$\log_2(\text{space})$
AKS Sieve [4]	$5.9n$	$2.95n$
NV Sieve [65]	$0.415n$	$0.2075n$
2-level NV Sieve [80]	$0.3836n$	$0.2557n$
3-level NV Sieve [82]	$0.3778n$	$0.2833n$
List Sieve [79]	$3.199n$	$2.1325n$
List Sieve-Birthday [67]	$2.465n$	$1.233n$
Gauss Sieve [79]	$0.415n$	$0.2075n$
NV+angular LSH [44]	$0.3366n$	$0.2075n$
Hash Sieve [44]	$0.3366n$	$0.3366n$
Sphere Sieve [47]	$0.298n$	$0.2075n$
NV+sub-quadratic NNS [13]	$0.3112n$	$0.2075n$
CP Sieve [14]	$0.298n$	$0.298n$
LD Sieve [11]	$0.292n$	$0.2075n$
Overlattice Sieve [12]	$0.3774n$	$0.2925n$

NV Sieve 동작 과정

Algorithm 4 Finding short lattice vectors based on sieving

Input: An LLL-reduced basis $B = [\mathbf{b}_1, \dots, \mathbf{b}_n]$ of a lattice L , a sieve factor γ such that $2/3 < \gamma < 1$, and a number N .

Output: A short non-zero vector of L .

```
1:  $S \leftarrow \emptyset$ 
2: for  $j = 1$  to  $N$  do
3:    $S \leftarrow S \cup \text{sampling}(B)$  using algorithm  $\mathcal{K}$  described in Section 4.2.1.
4: end for
5: Remove all zero vectors from  $S$ .
6:  $S_0 \leftarrow S$ 
7: repeat
8:    $S_0 \leftarrow S$ 
9:    $S \leftarrow \text{latticesieve}(S, \gamma)$  using Algorithm 5.
10:  Remove all zero vectors from  $S$ .
11: until  $S = \emptyset$ 
12: Compute  $\mathbf{v}_0 \in S_0$  such that  $\|\mathbf{v}_0\| = \min\{\|\mathbf{v}\|, \mathbf{v} \in S_0\}$ 
13: return  $\mathbf{v}_0$ 
```

- **목적** : 너무 많은 벡터를 손실하지 않으면서, 가장 짧은 벡터 찾기 (영벡터 제외)
- **입력** : LLL 통해 리덕션 된 basis
- **출력** : 영벡터가 아닌 가장 짧은 벡터

- **Sieve factor γ**

- $\frac{2}{3} < \gamma < 1$
(1에 가까울수록 좋은 것으로 파악)
정해지는 방법에 대해선 추후 공부할 예정

- **전체 구조**

1. LLL 통해 리덕션 된 **basis**로부터 랜덤 샘플링 (κ)
2. 샘플링 통해 S 구성 후, 영벡터 제거 $\rightarrow S_0$
 - S_0 : 영벡터 제거된 + Sieve 적용 후 영벡터 제거된 출력 저장
3. S 가 공집합이 될 때까지 **반복 적용**
4. S_0 에 속하는 벡터 중 길이가 가장 짧은 벡터 반환

NV Sieve 동작 과정

Algorithm 5 The lattice sieve

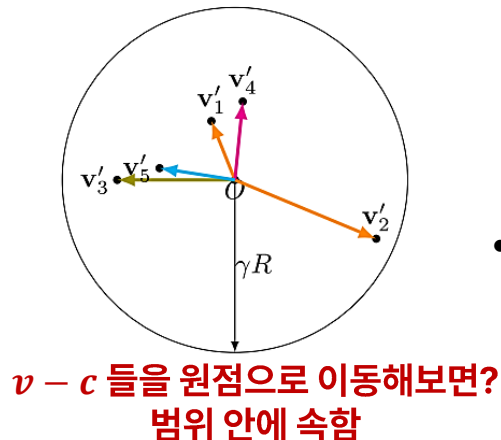
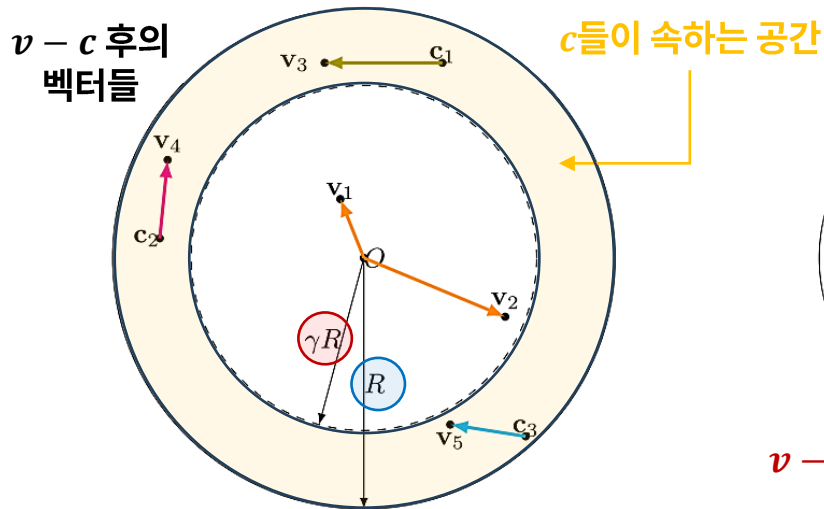
Input: A subset $S \subseteq B_n(R)$ of vectors in a lattice L and a sieve factor $2/3 < \gamma < 1$.

Output: A subset $S' \subseteq B_n(\gamma R) \cap L$.

```

1:  $R \leftarrow \max_{\mathbf{v} \in S} \|\mathbf{v}\|$ 
2:  $C \leftarrow \emptyset, S' \leftarrow \emptyset$ 
3: for  $\mathbf{v} \in S$  do
4:   if  $\|\mathbf{v}\| \leq \gamma R$  then
5:      $S' \leftarrow S' \cup \{\mathbf{v}\}$ 
6:   else
7:     if  $\exists \mathbf{c} \in C \|\mathbf{v} - \mathbf{c}\| \leq \gamma R$  then
8:        $S' \leftarrow S' \cup \{\mathbf{v} - \mathbf{c}\}$ 
9:     else
10:       $C \leftarrow C \cup \{\mathbf{v}\}$ 
11:    end if
12:  end if
13: end for
14: return  $S'$ 

```



- **목적** : 짧은 벡터에 대한 손실이 없게 하기 위해 \mathbf{c} 를 랜덤으로 선택하여 범위를 줄여 나가며 γR 보다 짧은 벡터 얻기
- **입력** : 최대 길이가 R 인 격자 상의 벡터
- **출력** : γR 보다 짧은 격자 상의 벡터
- **용어**
 - $B_n(R)$: 원점으로부터의 길이가 R 보다 작은 격자 상의 벡터
 - S' : 범위 내의 벡터들을 저장
 - $\mathbf{c} : \gamma R \leq \|\mathbf{c}\| \leq R$ 에 속하는 충분한 수의 격자 상의 점
- **동작 과정**
 1. S 에 속한 벡터들 중 최대 길이 $\rightarrow R$
 C, S' 초기화
 2. γR 보다 길이가 짧은 벡터들은 S' 에 저장
 3. γR 보다 길이가 긴 벡터들은 \mathbf{c} 라는 포인트와 뺄셈 한 후, 그 길이가 γR 보다 짧으면 S' 에 저장 / 길면 C 에 저장
 4. S' 반환 (γR 보다 길이가 짧은 벡터들)
- 해당 과정은 알고리즘 4의 line 9에 해당되므로 반복
 - 반복적으로 수행하여 충분히 짧은 벡터 집합들을 얻고, 그 중에서 가장 짧은 벡터를 찾아냄

NV Sieve 중요 포인트

- 알고리즘 복잡도에 영향을 미치는 결정적 부분

- c 의 포인트 수를 측정하는 부분

- 충분히 많은 포인트들이 있고 이를 이용하여 γR 보다 짧은 길이의 벡터를 만들 수 있는 점을 찾아야 함

- 처음 주어진 서브셋 S 의 크기가 클수록 좋지 않음

- S 의 rank가 커지면 c 의 개수도 많아짐
 - c 도 격자 상의 벡터이고, S 의 부분 집합이므로
 - 해당 부분이 c 의 포인트 수를 측정하는 것에 영향을 주므로 전체적인 Sieve 알고리즘 퀄리티에 중요

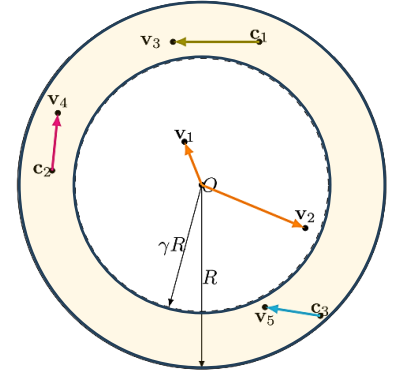
- 실제 구현

- 실제 구현 시, rank를 약 50으로 설정 ($30 \leq \text{rank} \leq 48$)
 - $\gamma = 0.97$ 사용
 - LLL 적용 후 축소된 8000개의 벡터를 입력으로 사용
 - 48 rank까지 700 MB RAM 사용 (많은 메모리 사용되지 않음)
 - C++의 long type vector 사용 (64-bit OS에서 64-bit)
- 구현 관련 부분은 추후 더 자세히 알아볼 예정

NV Sieve on Grover

- 적용 지점

- 우선, 고차원에서 벡터를 걸러내는 LLL은 classical로 구현
- Sieve (알고리즘 5)에서 c 를 찾기 위한 과정에 Grover 적용
- c 는 격자 상의 포인트 (노랑), 이를 중첩상태로 준비하여 γR 보다 짧은 길이의 벡터를 만들 수 있는 점을 찾아냄
→ 짧은 벡터를 찾기 위함



- 기대 효과

- 알고리즘의 시간 복잡도 감소 (공간 복잡도 감소 없음)*
 - $\log_2(\text{time}) : 0.415 \rightarrow 0.312$
 - $\log_2(\text{space}) : 0.2075 \rightarrow 0.2075$

- 그러나, 이론적 계산에 의한 결과이며, 실험에 의한 분석 및 평가는 없음

NV Sieve on Grover

- 실제 구현 시 예상되는 어려움들
 - **Solution 개수에 대한 고려**
 - Solution 개수에 따라 Grover iteration이 달라지므로 중요한 부분
 - SVP에서는 1개 이상의 해가 존재하지만, 랜덤 격자를 사용하므로 그 개수는 구현해봐야 알 수 있을 것으로 보임
 - Grover search 대상들인 **격자 상의 벡터들을 중첩 상태로 어떻게 준비할지**
 - 올바른 양자 회로 구현물이 나올지
 - 알고리즘 5의 **벡터 간의 뺄셈 및 범위 비교 로직을 올바르게 수행 가능할지**

관련 Library

- fplll (https://github.com/fplll/experimental_sieve/blob/ktuplenew/fplll/sieve/sieve_gauss.cpp)
- 입력으로 사용 가능한 **벡터 제공**
- 원하는 **격자 생성** 가능 (NV Sieve는 Random lattice 사용; 모든 벡터가 균일하게 분포한다고 가정)
- Gaussian Sieve 샘플 코드 제공
 - NV Sieve가 더 간단하므로 **불필요한 부분 제거** 및 **필요 부분 추가** 가능할 것으로 보임

향후 계획

- 구체적인 파라미터의 값과 이유 파악
- Grover 적용한 연구 동향 좀 더 조사
- 30 페이지 채우기
- 이후, 구현 위한 코드 분석

감사합니다.