

Chapter 1.3 Verifying Matrix Multiplication

행렬의 원소가 0 과 1 인 행렬 A, B 가 있다고 하자.

그리고 A 와 B 행렬 곱셈 결과를 C 라고 하자.

$$AB = C$$

위의 식이 참인지 확인하고 싶다면,

1.1 장에 나온 것과 마찬가지로 좌변의 두 행렬을 곱셈하여 우변처럼 하나의 행렬로 구해주는 프로그램을 구현한다.

그렇지만, 이 방법은 1.1 장과 마찬가지로 "버그"가 발생할 가능성이 높고, 속도가 느리다. (Deterministic 알고리즘의 최고 성능은 $O(n^{2.37})$ 이다.)

따라서, 이번에도 성능이 더 좋은 Randomized 알고리즘을 사용하여 체크하는 방법을 알아보자.

먼저 $\vec{r} = (r_1, r_2, r_3 \dots r_n) \in \{0,1\}^n$ 인 vector \vec{r} 을 랜덤하게 선택한다.

(각 원소 $r_1, r_2, r_3 \dots r_n$ 에 대해서 0, 1 을 랜덤하게 선택한다.)

그리고, $A(B\vec{r})$ 과 $C\vec{r}$ 을 계산한다. ($B\vec{r}$ 을 먼저 계산해야 시간복잡도가 늘지 않는다.)

만약, $A(B\vec{r}) \neq C\vec{r}$ 이라면 $AB \neq C$ 이다.

아니라면 $AB = C$ 이라고 판단한다.

위의 Randomized Algorithm 은 다음과 같은 특성을 갖는다.

1) 시간복잡도가 $O(n^2)$ 이다,

Deterministic 알고리즘이 최대 $O(n^{2.37})$ 이므로, Randomized 알고리즘이 Deterministic 보다 더 빠른 것을 알 수 있다.

2) 1.1 장 알고리즘과 마찬가지로 올바른 답을 주지 않는 경우가 있다.

$A(B\vec{r}) \neq C\vec{r}$ 이면, $AB \neq C$ 이지만, $A(B\vec{r}) = C\vec{r}$ 이라고 해서, 반드시 $AB=C$ 를 만족하는 것은 아니다.

알고리즘이 $AB \neq C$ 임에도 불구하고, $A(B\vec{r}) = C\vec{r}$ 인 벡터 \vec{r} 을 고를 확률은 다음과 같다.

$$\Pr(AB\bar{r} = C\bar{r}) \leq \frac{1}{2}$$

증명)

변수 $D = AB - C \neq 0$ 라 하자. 그렇다면, $A(B\bar{r}) = C\bar{r}$ 은 $D\bar{r} = 0$ 을 의미한다.

D 가 0 행렬이 아니기 때문에, D 에는 0 이 아닌 원소가 반드시 한 개는 존재한다.

W.L.G (without loss generality), d_{11} 이 0 이 아닌 원소라고 하자.

$D\bar{r} = 0$ 이므로, 다음과 같은 식이 성립한다.

$$\sum_{j=1}^n d_{1j} * r_j = 0$$

위 식을 r_1 에 대하여 정리하면,

$$r_1 = - \frac{\sum_{j=2}^n d_{1j} * r_j}{d_{11}}$$

식 $\sum_{j=2}^n d_{1j} * r_j = 0$ 이 될 확률을 구하지 말고,

r_1 을 제외한 나머지 원소들이 다 정의되어 있다고 가정하자.

그렇다면, r_1 이 위의 조건을 만족하게 될 확률은 $\frac{1}{2}$ 이다.

이와 같은 방식을 "*principle of deferred decisions*"이라고 한다.

위의 증명을 형식적으로 표현하기 위해서 "Law of Total Probability"을 소개한다.

Law of Total Probability)

각각 서로 관계없는(mutually disjoint) 이벤트 $E_1, E_2, E_3, \dots, E_n$ 가 있다고 하고,

$\bigcup_{i=1}^n E_i = \Omega$ 라고 하자. (Ω 는 sample space 이다.)

$$\Pr(B) = \sum_{i=1}^n \Pr(B \cap E_i) = \sum_{i=1}^n \Pr(B | E_i) * \Pr(E_i)$$

이다.

증명)

간단하게 설명해서, 모든 event 들의 합은 sample space 전체이기 때문에 좌변과 중간 식은 당연하다. 또한 우변의 식 또한 conditional probability 의 기본 정의에 따라 증명된다.

위의 법칙을 이용하여 다음과 같이 $\Pr(AB\bar{r} = C\bar{r})$ 을 구할 수 있다.

$$\begin{aligned} & \Pr(AB\bar{r} = C\bar{r}) \\ &= \sum_{(x_1, x_2, \dots, x_n) \in \{0,1\}^n} \Pr\left((AB\bar{r} = C\bar{r}) \cap ((r_2, r_3, \dots, r_n) = (x_2, x_3, \dots, x_n))\right) \\ &= \sum_{(x_1, x_2, \dots, x_n) \in \{0,1\}^n} \Pr\left(r_1 = -\frac{\sum_{j=2}^n d_{1j} r_j}{d_{11}} \cap ((r_2, r_3, \dots, r_n) = (x_2, x_3, \dots, x_n))\right) \\ &= \sum_{(x_1, x_2, \dots, x_n) \in \{0,1\}^n} \left(\Pr\left(r_1 = -\frac{\sum_{j=2}^n d_{1j} r_j}{d_{11}}\right) * \Pr((r_2, r_3, \dots, r_n) = (x_2, x_3, \dots, x_n))\right) \\ &\leq \sum_{(x_1, x_2, \dots, x_n) \in \{0,1\}^n} \frac{1}{2} * \Pr((r_2, r_3, \dots, r_n) = (x_2, x_3, \dots, x_n)) \\ &= \frac{1}{2} \end{aligned}$$