

전산통계

Chapter 3.3 표본평균법

표본평균법 (sample mean method)

- 모수 추정에 있어 불편성과 최소 분산을 갖는 추정량을 선호
- Hit or Miss 방법보다 분산이 작으며, 기댓값 개념을 이용하는 방법
- $I = \int_a^b g(x)dx, \int_a^b \frac{g(x)}{f(x)} f(x)dx = E \left[\frac{g(x)}{f(x)} \right], f(x)$ 는 $[a, b]$ 에서 정의된 확률변수 X 의 확률밀도함수
- 적당한 $f(x)$ 를 선택하고, $f(x)$ 를 따르는 N 개의 표본을 생성하여 $\frac{g(x)}{f(x)}$ 을 계산하고 이들의 평균을 구하여 I 의 추정값으로 사용한다. 즉, $\hat{I} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{g(x_i)}{f(x_i)}$

표준균일분포를 이용한 알고리즘

- 1단계 : 반복 단계 $i = 1, 2, \dots, N$
 - 난수 u_i 를 생성
 - $x_i = a + u_i(b - a)$ 를 계산
 - $g(x_i)$ 를 계산
- 2단계 : 종료 단계 $\hat{I} = (b - a) \times \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N g(x_i)$

- $X \sim U(a, b)$ 이므로, $I = (b - a)E[g(X)]$
- $\hat{I} = (b - a) \times \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N g(x_i)$, x_i 는 $U(a, b)$ 에서 생성된 표본
- \hat{I} 은 I 의 불편추정량

$$- E[\hat{I}] = (b - a) \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N E[g(X_i)] = (b - a) \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \int_a^b \frac{g(x_i)}{b-a} dx_i = I$$

$$\begin{aligned} \bullet \text{ } Var(\hat{I}) &= \frac{(b-a)^2}{N^2} \sum_{i=1}^N Var[g(X_i)] = \frac{(b-a)^2}{N} Var[g(X_1)] = \frac{(b-a)^2}{N} \left[\int_a^b \frac{g(x)^2}{b-a} dx - \frac{I^2}{(b-a)^2} \right] = \\ &\frac{1}{N} \left[(b-a) \int_a^b g(x)^2 dx - I^2 \right] \end{aligned}$$

- Hit or Miss 추정량보다 표본평균법의 추정량의 분산이 작다.

- Ex) $\int_0^1 4\sqrt{1-x^2} \, dx$

주표본기법 (importance sampling)

- 표본평균법의 일반화된 형태
- $I = \int_a^b g(x)dx, \int_a^b \frac{g(x)}{f(x)} f(x)dx = E \left[\frac{g(x)}{f(x)} \right], f(x)$ 는 $[a, b]$ 에서 정의된 확률변수 X 의 확률밀도함수
- 적당한 $f(x)$ 를 선택하고, $f(x)$ 를 따르는 N 개의 표본을 생성하여 $\frac{g(x)}{f(x)}$ 을 계산하고 이들의 평균을 구하여 I 의 추정값으로 사용한다. 즉, $\hat{I} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{g(x_i)}{f(x_i)}$

-
- 1단계 : 반복 단계 $i = 1, 2, \dots, N$
 - 난수 u_i 를 생성
 - $x_i = a + u_i(b - a)$ 를 계산
 - $\frac{g(x_i)}{f(x_i)}$ 를 계산
 - 2단계 : 종료 단계 $\hat{I} = \hat{I} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{g(x_i)}{f(x_i)}$

-
- \hat{I} 은 I 의 불편추정량

- $E[\hat{I}] = I$

- $Var(\hat{I}) = \frac{1}{N} \left[\int_a^b \frac{g(x)^2}{f(x)} dx - I^2 \right]$

-
- $Var(\hat{I})$ 을 가능한 작아지도록 $f(x)$ 를 선택한다. $f(x)$ 를 중요함수 (importance function)라고 한다.

- 코쉬-슈바르츠 (Cauchy-Schwarz) 부등식

- $\left[\int_a^b |g(x)| dx \right]^2 = \left[\int_a^b \frac{|g(x)|}{\sqrt{f(x)}} \sqrt{f(x)} dx \right]^2 \leq \int_a^b \frac{g(x)^2}{f(x)} dx \int_a^b f(x) dx = \int_a^b \frac{g(x)^2}{f(x)} dx$

- 분산의 최소값 $= \frac{1}{N} \left[\left\{ \int_a^b |g(x)| dx \right\}^2 - I^2 \right]$, 여기서 $f(x) = \frac{|g(x)|}{\int_a^b |g(x)| dx}$

- $f(x) \propto |g(x)|$ 인 형태이므로 $|g(x)|$ 에 비례하는 확률밀도함수를 선택하면 분산이 작아질 것으로 예상

- Ex) $\int_0^1 \sqrt{1-x^2} dx$

- $g(x) = \sqrt{1-x^2} = g(0) + g'(0)x + \frac{1}{2}g''(0)x^2 + \dots = 1 - \frac{1}{2}x^2 + \dots$

- $f(x) = \frac{6}{5}(1 - \frac{1}{2}x^2)$