

07강

서울대학교 통계학과 이재용 교수

베이지안 통계학

# 몬테카를로 방법





# 목차

- 01 난수발생
- 02 몬테카를로 방법
- 03 실습





# 01 난수발생

## 역함수방법

$F$ 는 역함수가 존재하는 누적분포함수라 하자.

$U \sim U(0, 1)$ 이라면,  $F^{-1}(U) \sim F$ 이다.

### \* 예) 지수분포

$$U \sim \text{Exp}(1) \Leftrightarrow X \stackrel{d}{=} -\log(1 - U), U \sim U(0, 1)$$

$$\Leftrightarrow X \stackrel{d}{=} -\log U, U \sim U(0, 1)$$

# 합격불합격방법(acceptance-rejection method)

## □ 목적과 상황

- \* 밀도함수  $f$ 에서 난수를 발생시키고자 한다.  
 $f$ 에서 직접 난수를 발생시키는 것은 어렵지만,  
 아래의 조건을 만족하는 밀도함수  $g$ 에서 난수를 발생시키는 것은 쉽다고 하자.

$$f(x) \leq Mg(x), \quad x : f(x) > 0.$$

여기서  $M > 0$ 은 상수이다.

## □ 알고리즘

1.  $X \sim g$ 와  $U \sim U(0, 1)$ 를 발생시킨다.
2.  $U \leq f(X)/Mg(X)$ 이면,  $Y = X$ 이라 하고, 그렇지 않으면 1로 돌아간다.

## 예. 삼각분포에서 확률변수의

▣ 다음의 확률밀도함수에서 확률변수를 생성하는 문제를 고려해 보자.

$$f(x) = \begin{cases} x, & 0 \leq x \leq 1, \\ 2-x, & 1 \leq x \leq 2 \end{cases}$$

$$g(x) = 1, 0 \leq x \leq 2$$

라 정의하면

$$\sup_{x \in [0,2]} \frac{f(x)}{g(x)} = 1$$

임을 알 수 있다.

### ▣ 알고리즘

- \* 단계 1.  $X \sim U(0, 2), U \sim U(0, 1)$ 을 생성한다.
- \* 단계 2. 합격비율  $f(X)$ 를 계산한다.
- \* 단계 3.  $U \leq f(X)$  이면,  $Y = X$  를 반환하고, 그렇지 않으면 단계 1 로 돌아간다.

## 02 몬테카를로 방법

## 02 몬테카를로 방법

### □ 목적

$X \sim g(x)$ 일 때, 적분값

$$B = \mathbb{E}[f(X)] = \int f(x)g(x)dx,$$

을 구하고자 한다.

### □ 알고리즘

$X_1, \dots, X_n \stackrel{iid}{\sim} g$  이라 하자. 다음과 같이

$$\hat{B} \approx \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n f(X_i)$$

를 계산하고,  $\hat{B}$ 를  $B$ 를 추정하는데  
사용한다.

### □ 추정오차

$$\hat{B} \text{의 추정오차} = \widehat{SE}(\hat{B}) = \sqrt{\frac{v}{n}}.$$

여기서,

$$v = \frac{n}{n-1} \sum_{i=1}^n \left( f(X_i) - \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n f(X_i) \right)^2$$

이다.



예.  $\pi$  의 추정

## ■ 결과

$U_1, U_2 \stackrel{i.i.d}{\sim} U(0,1)$  이면,

$$\mathbb{P}(u_1^2 + u_2^2 < 1) = \frac{\pi}{4}$$

이다.

## ■ 알고리즘

$(U_{i1}, U_{i2}) \stackrel{i.i.d}{\sim} U(0,1) \times U(0,1), i = 1, \dots, n$ , 을 추출한다.  
이를 이용해  $P(u_1^2 + u_2^2 < 1)$ 를 다음의 추정량으로

$$\hat{P}_n = \frac{1}{n} \#(u_{i1}^2 + u_{i2}^2 < 1).$$

$\pi$  는

$$\hat{\pi} = 4\hat{P}_n$$

으로 추정한다.  $\pi$ 의 95% 신뢰구간은

$$4\hat{P}_n \pm 8.84 \sqrt{\frac{\hat{P}_n(1-\hat{P}_n)}{n}} \quad \text{이다.}$$

## 예. 정규모형과 코시 사전분포

### □ 문제

$X|\theta \sim N(\theta, 1)$ 이고,

사전분포가  $\theta \sim Cauchy(0, 1)$ 일 때,

사후분포의 평균을 구해보자.

## 예. 정규모형과 코시 사전분포.

## □ 풀이

사후분포의 밀도함수는

$$\pi(\theta|x) \propto \frac{1}{1+\theta^2} e^{-\frac{1}{2}(x-\theta)^2}$$

이다. 따라서, 사후분포의 평균은

$$E(\theta|x) = \frac{\int \frac{1}{1+\theta^2} e^{-\frac{1}{2}(\theta-x)^2} d\theta}{\int \frac{1}{1+\theta^2} e^{-\frac{1}{2}(\theta-x)^2} d\theta}$$

이다. 위 적분의 결과는 수식으로  
주어지지 않는다.

## ★ 알고리즘

 $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_m, \overset{i.i.d}{\sim} N(x, 1)$ 를 추출한다.

그리고 분자와 분모의 적분을 각각 추정해서 사후분포의  
평균을 구한다. 추정량은

$$\hat{\theta}^m \approx \frac{\sum_{i=1}^m \frac{\theta_i}{1+\theta_i^2}}{\sum_{i=1}^m \frac{1}{1+\theta_i^2}}$$

와 같이 주어진다.

# 중요도 추출(importance sampling)

## 문제

$X \sim g(x)$ 이고,

$$B = \int f(x)g(x)dx$$

를 구하려고 한다.

그런데,  $g(x)$ 에서 표본을  
추출하는 것은 어렵고,

$\pi(x)$ 에서 표본을  
추출하는 것은 쉽다고 하자.

## 알고리즘

1.  $X_1, \dots, X_n \stackrel{iid}{\sim} \pi(x)$ 를 추출한다.
2. 가중치  $w_i = \frac{g(x_i)}{\pi(x_i)}$ ,  $i=1, \dots, n$ ,를 계산한다.
3. B를 다음의 두 값으로 추정한다.

$$\hat{B}_1 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n w_i f(x_i)$$

$$\hat{B}_2 = \frac{\sum_{i=1}^n w_i f(x_i)}{\sum_{i=1}^n w_i}$$

## 중요도 추출(importance sampling)

- $\hat{B}_1$ 은  $B$ 의 불편추정량이지만,  $\hat{B}_2$ 은 불편추정량은 아니다. 하지만 편이는 크지 않다.
- $\hat{B}_1$ 를 구하기 위해서는 가중치를 정확히 알아야 한다. 반면에  $\hat{B}_2$ 를 구하기 위해서는 가중치가 모르는 상수의 곱으로 나타나도 상관없다.

즉  $\hat{B}_1$ 을 구하기 위해서는  $g(x)$ 를 정확하게 알아야 하지만,  $\hat{B}_2$ 를 구하기 위해서는

$$g(x) = \text{모르는 상수} \times \text{아는 함수형태}$$

이어도 상관없다.

- **중요도추출**은  $g(x)$ 에서 표본을 추출하기 어려울 때 사용할 수 있다.

## 예. 삼각분포의 평균

$$f(x) = \begin{cases} x, & 0 \leq x \leq 1, \\ 2 - x, & 1 \leq x \leq 2 \end{cases}$$

라 할 때,

$$B = \int_0^2 x f(x) dx$$

를 중요도추출을 구하는 방법에 대해 알아보자.

## 예. 삼각분포의 평균

## ■ 풀이

$\pi(x) = \frac{1}{2} I(0 \leq x \leq 2)$ 를

$U(0,2)$ 의 밀도함수로 정의하자

$$I = \int_0^2 x f(x) dx = \int_0^2 x \frac{f(x)}{\pi(x)} \pi(x) dx$$

임을 이용하여 다음의 알고리즘을  
구성할 수 있다.

## \* 알고리즘

단계1.  $X_1, \dots, X_n, \overset{i.i.d.}{\sim} U(0,2)$ 를 생성한다.

단계2. 가중치  $W_i = \frac{f(X_i)}{\pi(X_i)} = 2 f(X_i)$ ,  $i=1,2,\dots,n$ ,를 계산한다.

단계3. 다음 두 가지 중 하나의 식을 이용해 추정값을 계산한다.

단계1..1  $\hat{I}_1 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i w_i$ 를 계산한다.

단계2..2  $\hat{I}_2 = \frac{\sum_{i=1}^n x_i w_i}{\sum_{i=1}^n w_i}$ 를 계산한다.

## 03 실습



# 합격불합격 방법을 이용한 $\pi$ 의 계산

## 알고리즘

$(U_{i1}, U_{i2}) \stackrel{i.i.d}{\sim} U(0,1), i = 1, \dots, n$ , 를 추출한다.

이를 이용해  $P(u_1^2 + u_2^2 < 1)$ 를  
다음의 추정량으로 추정한다.

$$\hat{p}_n = \frac{1}{n} \#(u_{i1}^2 + u_{i2}^2 < 1).$$

$\pi$ 는

$$\hat{\pi} = 4\hat{p}_n$$

으로 추정한다.  $\pi$ 의 95% 신뢰구간은

$$4\hat{p}_n \pm 8.84 \sqrt{\frac{\hat{p}_n(1 - \hat{p}_n)}{n}}$$

이다.

## ★ 코드

```
n = 1000
u1 = runif(n)
u2 = runif(n)
phat = mean(u1^2 + u2^2 < 1)
pihat = 4*phat; pihat
cihw = 8.84*sqrt(phat*(1-phat)/n)
ci = c(pihat - cihw, pihat + cihw);ci
```

## 참고문헌

- Hoff, Peter D. A first course in Bayesian statistical methods의 4장.  
Springer Science & Business Media, 2009.



수고하셨습니다.

—  
감사합니다.

