

# 2019302030053-胡哲-第二次作业

## 第四章习题

### H3 5-3

首先利用简单蒙特卡洛方法计算模拟值，对于指数分布方法,利用`rexp`函数生成服从指数分布的随机数，再根据其中 $\leq 0.5$ 的比例利用示性函数方法求估计值。

之后用SSE方法求其方差

```
#### 5-3 ####
m <- 1e4
# 均匀分布取样
estimate.unif <- function () {
  g <- function (y) {
    exp(-y)
  }
  xs <- g(runif(m, 0, 0.5))
  var <- var(xs)/m # 计算方差

  theta.hat <- mean(xs) * 1/2
  return(data.frame(theta.hat, var))
}
# 指数分布取样
estimate.exp <- function () {
  # theta.hat <- pexp(0.5, rate <- 1) - pexp(0, rate <- 1) - pexp(0.5, rate <- 1)
  y <- rexp(m, rate <- 1) <= 0.5
  var <- var(y)/m # 注意在对逻辑数据做数值运算时，R默认将其转换为01
```

```

theta.hat <- mean(y)
return(data.frame(theta.hat, var))
}

estimate.unif()
estimate.exp()
# 指数分布抽样方差更高 这里用的是SSE

```

输出结果分别为:

```

theta.hat      var
1 0.3927496 1.262505e-06 #均匀分布抽样
theta.hat      var
1 0.3914 2.382299e-05 #指数分布抽样

```

可见指数分布方法计算所得方差更多，原因应该是指数分布的取样范围是 $[0, 1]$ ，而均匀分布的取样范围是 $[0, 0.5]$

## H3 5-6

对偶变量法方差:

$$\begin{aligned}
 \text{Var}(e^U + e^{1-U}) &= \text{Var}(e^U) + \text{Var}(e^{1-U}) + 2\text{Cov}(e^U, e^{1-U}) \\
 &= \frac{e^2-1}{2} - (e-1)^2 + \frac{e^2-1}{2} - (e-1)^2 + 2(3e - e^2 - 1) \\
 &\approx 0.2420 + 0.2420 - 0.4684 \\
 &= 0.0156
 \end{aligned}$$

简单的蒙特卡洛模型的方差:

$$\text{Var}(g(U)) = \text{Var}(e^U) \approx 0.2420$$

所以方差减少的百分比为  $1 - 0.0156/0.2420 \approx 93.6\%$

### H3 5-7

```
#### 5-6, 5-7 ####  
m <- 1e4  
  
estimate.5_7 <- function(){  
  x <- runif(m, min=0, max=1)  
  theta.hat <- mean(exp(x)) # the simple Monte Carlo method  
  x1 <- runif(m/2, min=0, max=1)  
  theta_.hat <- (mean(exp(x1))+mean(exp(1-x1)))/2 # antithetic variate approach  
  true <- exp(1)-1  
  c(theta.hat,theta_.hat,true)  
}  
estimate.5_7()
```

接着5-6用普通方法和对偶变量方法计算估计值，结果如下：

```
# 普通    对偶变量  #真值  
1.723539 1.718548 1.718282
```

对偶变量法距离真值更近

### H3 5-11

$\hat{\theta}_1$  和  $\hat{\theta}_2$  是对立的，所以  $Var(\hat{\theta}_1)=Var(\hat{\theta}_2)$ ， $Corr(\hat{\theta}_1,\hat{\theta}_2)=-1$ ，所以  $Cov(\hat{\theta}_1,\hat{\theta}_2)=-Var(\hat{\theta}_2)$

$$\hat{\theta}_c = c\hat{\theta}_1 + (1-c)\hat{\theta}_2$$

$$Var(\hat{\theta}_c) = c^2Var(\hat{\theta}_1) + (1-c^2)Var(\hat{\theta}_2) + 2c(1-c)Cov(\hat{\theta}_1,\hat{\theta}_2)$$

$$= 4c^2Var(\hat{\theta}_2) - 4cVar(\hat{\theta}_2) + Var(\hat{\theta}_2)$$

$$= (4c^2 - 4c + 1)Var(\hat{\theta}_2)$$

所以，当  $c = \frac{1}{2}$  时，方差最小，原命题得证

### H3 5-13

分别生成参数为1.5的瑞利分布密度函数 $f_1(X)$ 和正态分布 $f_2(X)$ 作为近似的重要函数，绘制密度曲线图象查看哪个距离 $f(x)$ 更近

```
#### 5-13 ####
library(bayesmeta) # 这个包可以生成瑞利分布
g = function (x) {
  x ^ 2 / sqrt(2*pi) * exp(-x^2/2)
}

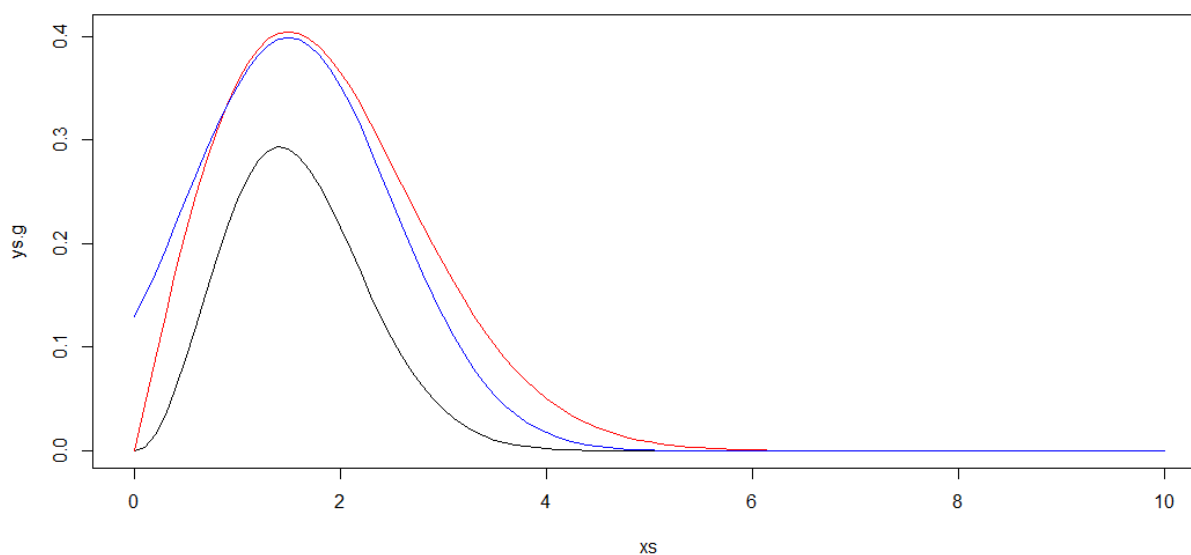
xs = seq(0,10,0.1)

ys.g = g(xs)
ys.rayleigh = drayleigh(xs, scale = 1.5)
ys.norm = dnorm(xs, mean = 1.5)
lim = max(c(ys.g, ys.rayleigh, ys.norm))

plot(xs, ys.g, type = "l", ylim = c(0, lim))
lines(xs, ys.rayleigh, col="red", ylim = c(0, lim))
lines(xs, ys.norm, col="blue", ylim = c(0, lim))

# f1(x) = drayleigh(x, scale = 1.5)
# f2(x) = dnorm(x, mean = 1.5)

# f2 距离g更近，效果应该更好
```



上图中黑线是 $f(x)$ ,红线是 $f_1(X)$ , 蓝线是 $f_2(X)$ , 可见 $f_2(X)$ 距离 $f$ 更近, 效果应更好。

## H3 5-15

将 $[0,1]$  分成 $K$ 份。对每一个  $j=0,1,..k-1$ ,计算  $\hat{\theta}^j = \int_{j/k}^{j+1/k} e^{-x}/1+x^2 dx$   $\theta = \sum_0^k \hat{\theta}^j$ .

```
#### 5-15 ####
M<-1e4
N<-1000
k<-5
# 先利用逆变换方法生成密度函数为f_k (x) 的随机数
# 注意这里的(a,b)对应分不同层的密度函数
inv_fun<-function(n,a,b){
  u<-runif(n)
  x<-log(exp(-a)-(exp(-a)-exp(-b))*u)
  x
}

res3<-sapply(1:N,FUN = function(o){
  x<-inv_fun(M,0,1)
  M1<-mean((1-exp(-1))/(1+x^2)) #重要抽样
  M2<-numeric(k)
  for (j in 0:(k-1)){
    a<-j/k
    b<-(j+1)/k
    xj<-inv_fun(M/k,a,b) #生成随机数
    M2[j+1]<-mean((exp(-a)-exp(-b))/(1+xj^2)) #分层重要抽样, 注意此时f/g的形式
  }
  c(M1,sum(M2))
})

c(var(res3[,1]),var(res3[,2])) #ESE方法估计方差
```

具体细节见代码注释, 估计方差如下:

```
# 重要抽样    分层重要抽样
9.246587e-07  3.095436e-08
```

方差减小96.65%