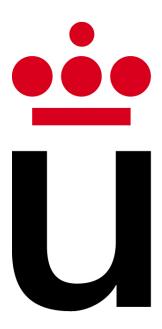
CASO PRÁCTICO IV Simulación y Metaheurísticas

Planificación de resultados

José Ignacio Escribano



Móstoles, 22 de mayo de 2016

Índice de tablas

1	1	D l : l	1 _1	-1:::													-
J	L	Kesuitaa	o aei	algoritmo													
				()													

Índice de figuras

1.	Histograma de la muestra resultante					 							2
	Thistogramma de la midestra resultante	•	 •	•	•	 •	•	•	•	•	•	•	_

Índice

1.	Introducción	1
2.	Resolución del caso práctico	1
3.	Conclusiones	2
4.	Código R utilizado	3

1. Introducción

El coste C de un sistema se modeliza como

$$C = C_1 \cdot C_2 + C_3 \cdot C_4$$

donde

$$C_1 \sim \mathcal{N}(9, 1)$$

$$C_2|C_1 \sim \mathcal{P}ois(5 \cdot C_1)$$

$$C_3 \sim \mathcal{E}xp(1/8)$$

$$C_4 \sim \mathcal{E}xp(1/16)$$

2. Resolución del caso práctico

A continuación resolveremos cada una de las cuestiones planteadas.

Calculamos el intervalo de confianza del 95 % y amplitud 10 utilizando el algoritmo visto en clase. La Tabla 1 muestra cada una de las iteraciones el algoritmo, y los valores de la amplitud, el número de muestras y el coste medio.

Lote Media S Amplitud máxima **Amplitud** n 500.20 30 14916.8 0 10 10.67 $34 \cdot 10^6$ 538.14 60954.56 10 40.972 1 2 $570 \cdot 10^6$ 541.45 65186.06 10 10.008 3 $6.52 \cdot 10^{8}$ 538.91 61049.33 10 9.372

Tabla 1: Resultado del algoritmo

Vemos que el algoritmo converge tras cuatro iteraciones llegando a una amplitud de 9.372. Por tanto, el intervalo de confianza al 95 % es [538.91 - 4.686, 538.91 + 4.686] = [534.224, 543.596].

El histograma de la muestra resultante se puede ver en la Figura 1.

Se puede observar que la distribución es muy asimétrica, con media 538.91 y una asimetría de 3.770. El valor mínimo es 78.89 y el máximo 9706.00. El primer cuartil es 394.40 y el tercero es 610.10, por lo que el rango intercuartílico es de 215.70. Además, el valor mediano se sitúa en 487.30.

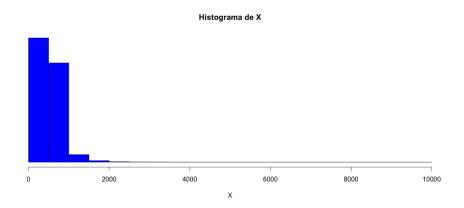


Figura 1: Histograma de la muestra resultante

3. Conclusiones

En este caso práctico, hemos visto cómo aplicar un algoritmo para estimar el tamaño muestral en función de la varianza de una muestra y la amplitud del intervalo que deseamos obtener. Esto puede ser muy útil cuando necesitamos estimar el número de muestras que nos serán necesarias para hacer una simulación y tener una precisión determinada.

4. Código R utilizado

A continuación se muestra el código utilizado para la realización de este caso práctico.

```
# Cuestión 1
# Generamos una simulación del coste
generateCost = function(){
 # Asiganamos los parámetros
 mu = 9
 sigma = 1
 lambda_3 = 1/8
 lambda_4 = 1/16
 # Simulamos cada variables aleatoria del coste
 C1 = rnorm(1, mean = mu, sd = sigma)
 lambda 2 = 5*C1
 C2 = rpois(1, lambda = lambda_2)
 C3 = rexp(1, rate = lambda_3)
 C4 = rexp(1, rate = lambda_4)
 # Calculamos el coste total
 C = C1*C2 + C3*C4
 return(C)
}
# Cuestión 2
estimateSampleVariance = function(alpha = 0.05, d = 10){
 i = 1
 n = array()
 n[i] = 30
```

```
# Guardamos las muestras del coste
 X = array()
 for(j in 1:n[1]){
   X[j] = generateCost()
 S = array()
 S[i] = var(X)
 while (2*qnorm(1-alpha/2)*S/sqrt(n[i]) > d){
   i = i + 1
   min i = which(n \ge (2*qnorm(1-alpha/2)*S[i-1]/d)^2)
   if(is.integer(min_i) && length(min_i) == 0){
     min_i = (2*qnorm(1-alpha/2)*S[i-1]/d)^2
    n[i] = min_i
   }else{
    n[i] = n[min_i]
   for(j in (n[i-1] +1):n[i]){
    X[j] = generateCost()
   S[i] = var(X)
 return(X)
}
# Cuestión 3
# Aplicamos la funcion implementada anteriormente
estimateSampleVariance()
hist(X, col="blue", main = "Histograma de X")
```