Proyecto final Probabilidad Honores

Departamento de Matemáticas, Universidad de los Andes Colombia

Nombre del estudiante: Luis Alejandro Rubiano

Código de estudiante: 202013482

Dirección de correo electrónico: la.rubiano@uniandes.edu.co Clase: Probabilidad Honores MATE2510

Profesor: Mauricio Junca

1 Introducción

Hay m clientes que se mueven entre k nodos de una red (estaciones de servicio), la red es cerrada por lo tanto no entran ni salen nuevos clientes. La forma en la que los clientes se mueven dentro de la red está dada por una matriz $P = (P_{ij})$ en donde un cliente que sale del nodo i tiene probabilidad P_{ij} de ir al nodo j; La probabilidad de que un cliente vaya de nuevo al mismo nodo es 0, es decir las entradas de la diagonal principal de la matriz son 0. Para que esto sea un espacio de probabilidad, las filas de la matriz P suman 1. El tiempo de servicio en un nodo j tiene una distribución Exponencial (β_j) y es independiente del servicio de otros nodos y de los tiempos de servicio anteriores.

En este proyecto se discutirán aspectos de los cambios en las configuraciones de la red, se llevarán a cabo simulaciones de esta red para estimar algunas de sus propiedades, y se estudiarán propiedades adicionales de la matriz de movimiento dentro de la red.

2 Preguntas teóricas

Sea

$$S = \left\{ n = (n_1, ..., n_k) : 0 \le n_i \in \mathbb{N}, 1 \le i \le k, \sum_{i=1}^k n_i = m \right\}$$

Entonces S es el conjunto de configuraciones distintas que puede haber en la red. Se define el proceso

$$Q(t) = (Q_1(t), ..., Q_k(t)) \in S,$$

donde $Q_i(t)$ es la cantidad de clientes en el nodo i en el instante t (tanto en servicio como en cola).

- 1. Suponga que en algún momento el estado de la red es $n=(n_1,...,n_k) \in S$
 - a Diga que distribución tiene el tiempo que dura la red en el estado n. Considere el caso que algún nodo no tenga clientes:

Por la propiedad de perdida de memoria de la distribución exponencial, esto es igual a la probabilidad de que los tiempos de servicio de cada nodo sea menor o igual a t.

Sea T_j el tiempo de servicio en un nodo j, sabemos que $T_j \sim \text{Exponencial}(\beta_j)$, entonces $min\{T_1, ..., T_k\} \sim \text{Exponencial}(\sum_{i=1}^k \beta_i \mathbb{1}_{n_i})$, donde $\mathbb{1}_{n_i} = 1$ si hay personas en n_i y 0 si no.

Prueba:

Sin perdida de generalidad asumimos que $n_j>0$ para cada $n_j\in n$ $F_{T_i}(t)=\mathbb{P}(T_i< t)=1-e^{-\beta_j t}$

Sea $T = min\{T_1, ..., T_k\}$

$$\begin{split} F_T(t) &= \mathbb{P}(T \leq t) = 1 - \mathbb{P}(T \geq t) = 1 - \mathbb{P}(\min\{T_1,...,T_k\} \geq t) = 1 - \mathbb{P}(T_1 \geq t,...T_k \geq t) = 1 - (\mathbb{P}(T_1 \geq t) \cdot ... \cdot \mathbb{P}(T_k \geq t)) = 1 - e^{-\beta_1 t}... \ e^{-\beta_k t} = 1 - e^{-t \sum_{i=1}^k \beta_i}. \end{split}$$

Por lo tanto, T ~ Exponencial($\sum_{i=1}^{k} \beta_i \mathbb{1}_{n_i}$)

b Suponga que $n_i > 0$. Calcule la probabilidad de que el siguiente estado de la red sea $(n_1, ..., n_i - 1, ..., n_i + 1, ..., n_k)$, para $1 \le j \le k$

Esto acaba siendo igual a la probabilidad de que el minimo de los tiempos de servicio sea igual al del i-ésimo nodo, multiplicado por P_{ij} (probabilidad de que vaya a j desde i)

Esta probabilidad es $P_{ij} \frac{\beta_i}{\sum_{l=1}^k \beta_l}$

Prueba:

Sin pérdida de generalidad, asumimos que i = 1 y que $n_i > 0$. Si $n_i = 0$, la probabilidad es 0 de manera trivial

Definimos $T_{2-k} = min\{T_2, ..., T_k\}$

Por el resultado del numeral anterior tenemos que $T_{2-k} \sim \text{Exponencial}(\sum_{l=2}^{k} \beta_l \mathbb{1}_{n_l})$

Por ley de probabilidad total e independencia de T_1 y T_{2-k} :

$$\mathbb{P}(T_1 < Z)P_{ij} = P_{ij} \int_0^\infty \mathbb{P}(T_1 < T_{2-k}|T_1 = t) \cdot f_{T_1}(t)dt = P_{ij} \int_0^\infty \mathbb{P}(t < T_{2-k}|T_1 = t) \cdot f_{T_1}(t)dt = P_{ij} \int_0^\infty (1 - \mathbb{P}(T_{2-k} \le t)) \cdot f_{T_1}(t)dt = P_{ij}\beta_1 \int_0^\infty e^{-t\sum_{l=2}^k \beta_l} e^{-\beta_1 t}dt = P_{ij}\beta_1 \int_0^\infty e^{-t\sum_{l=1}^k \beta_l} dt = P_{ij} \frac{\beta_i}{\sum_{l=1}^k \beta_i 1_{n_i}}$$

2. Use el teorema de Perron-Frobenius para mostrar que existe un vector $\pi \in \mathbb{R}^k_+$ tal que $\pi^T P = \pi^T$ y $\sum_{i=1}^k \pi_k = 1$. Calcule π para la matriz P que escogió y verifique que el nodo que más acumula clientes es el nodo cuya razón $\frac{\pi_j}{\beta_j}$ es mayor.

Usando el teorema, y software encontré que el valor-propio de Perron–Frobenius de la matriz P^T es el valor-propio 1. Ahora el vector propio asociado a este valor propio (aproximado) y normalizado es $\pi^T = (0.567996685153517, 0.471906437636160, 0.145730013080882, 0.445874830530333, 0.484399090171687),$ se puede verificar que $\pi^T P = \pi^T$.

El vector cociente $\frac{\pi_j}{\beta_j}$ para 1 < j < k es (4.54397348122814, 6.13478368927008, 0.728650065404408, 1.33762449159100, 1.93759636068675)

 $\frac{\pi_2}{\beta_2}$ es la componente más grande de este vector, más adelante se ve
 que el nodo 2 es el que acumula más clientes

3 Código y detalles de implementación

Código para generar simulación:

```
from numpy import random

def simulacion(n, P, betas, T):
    """
    n = Q_O, es la configuraci n de la red
    en el instante O, tiene estructura
    de lista de Python. A medida que toma
    lugar la simulaci n, n va cambiando

P, matriz cuya entrada ij representa
    la probabilidad de que al salir un cliente
    del nodo i, vaya al nodo j. Estructura
```

```
de lista de listas de Python.
13
14
      betas, son el parametro del tiempo de
15
      servicio para un nodo j, que toma
16
      distribuci n exponencial(b_j)
18
      T, tiempo final hasta el que se va a
19
      realizar la simulaci n. Esta inicia
20
      en el tiempo t = 0. int de Python
21
22
23
      Retorna: n final, integrales --> tupla (t,Q(t))
24
25
      k = len(n) #N mero de nodos
26
27
      m = sum(n) #N mero total de clientes
28
29
      assert len(P) == k, "Tama o de la matriz no coincide con k"
      assert len(P[0]) == k, "Tama o de la matriz no coincide con k" #Verifica que dim(P) = kxk
30
31
      assert len(betas) == k, "Tama o de betas no coincide con k" #Verifica que dim(betas) = k
32
33
      assert type(T) == int, "T no es un entero" #Verifica que T sea un entero positivo
34
      assert T>=0, "T es negativo"
35
36
      for i in P: #Verifica que las filas de P sumen 1
37
38
           assert sum(i) == 1, "Las filas de P no suman 1"
39
40
41
42
      esperas = [float('inf') for i in range(k)] #Crea lista con tiempos de espera para las
43
      personas en cada nodo
44
      suma = [0] * k #Suma Q para cada tiempo
45
46
47
      valores_integral = [] #Valores que toma la integral, lista de tuplas de tipo (t,Q(t))
48
49
      for t in range(T):
50
51
          for i in range(k):
54
               if esperas[i] != float('inf') and n[i] > 0: #Si hay tiempo de espera lo disminuye en
55
       1
56
                   esperas[i] = esperas[i] - 1
57
58
59
               elif esperas[i] == float('inf') and n[i]>0: #Si no hay tiempo de espera y hay
      personas, inicia el tiempo de espera
60
                   esperas[i] = random.exponential(1/betas[i]) #Toma como parametro el inverso de
61
       beta
62
63
               if esperas[i] <= 0 and n[i] > 0: #Si se acab el tiempo de espera
64
65
                   n[i] = n[i] - 1 #Disminuye en 1 la cantidad de personas en i
66
67
                   probabilidades = P[i]
68
69
                   j = random.choice([j for j in range(k)], p=probabilidades) #Selecciona el nodo
70
       j para enviar a la persona
71
                   n[j] = n[j] + 1 #Aumenta en 1 la cantidad de personas en j
72
73
                   esperas[i] = float('inf') #Pone en infinito el tiempo de espera para el nodo i
74
75
76
77
           suma = [x + y for x, y in zip(suma, n)] #Agrega a la suma el n mero de personas en n
      para t.
78
          if t !=0: #evita divisi n por 0
79
80
```

```
integral = [i/t for i in suma] #Calcula la integral del Teorema Erg dico, divide
por T la suma.

valores_integral.append((t, integral))

return n, valores_integral
```

Listing 1: main.py

Simulación punto 3 Aquí $n_0=[4,5,1,7,3]$ P es la matriz que se ve en el código, fue generada usando Numpy Dirichlet distribution Los betas son = [1/8,1/13,1/5,1/3,1/4] T = 50000 100 simulaciones

```
2 from main import *
  import matplotlib.pyplot as plt
n_0 = [4,5,1,7,3]
7 #P's tomadas usando Numpy Dirichlet distribution
P = [[0,0.37240585, 0.02273727, 0.49338616, 0.11147072],
        [0.27647299, 0, 0.05890617, 0.12458766, 0.54003318],
10
11
         \left[ 0.06716767 \,,\ 0.06858368 \,,\ 0,\ 0.22524363 \,,\ 0.63900502 \right] \,, \\
        [0.51885639, 0.31111651, 0.00604218, 0, 0.16398492], [0.40543961, 0.23052689, 0.21123723, 0.15279627, 0]]
12
13
ts = [] #Valores para t
x_1 = [] #Valores para Q_x1(t)
17 x_2 = []
18 x_3 = []
_{19} x_4 = []
20 x_5 = []
21
per betas = [1/8, 1/13, 1/5, 1/3, 1/4]
23
_{24} T = 50000
26 for _ in range(100):
27
       n, integrales = simulacion(n_0,P,betas,T)
28
29
30
       for t, Q in integrales:
31
            x_1.append(Q[0])
32
            x_2.append(Q[1])
           x_3.append(Q[2])
34
35
            x_4.append(Q[3])
            x_5.append(Q[4])
36
            ts.append(t)
37
38
       if _%10==0:
39
40
           print(_)
41
42 k = 0
43 for xi in [x_1,x_2,x_3,x_4,x_5]:
44
       plt.title(f'Valor medio de n_{k+1} vs t')
45
46
       plt.ylabel(f'Valor medio de n_{k+1}')
       plt.xlabel('t')
47
48
       plt.scatter(ts, xi, s = 1)
       plt.savefig(f'{k+1}.jpg')
50
51
       plt.clf()
       k+=1
```

Listing 2: pruebas p3.py

Aquí n_0 es proporcional a m para m = 50,100 y 200, en contraste a m = 20 para el punto anterior, P y betas son los mismos que antes

100 simulaciones

T = 100000

```
from main import *
 2 import matplotlib.pyplot as plt
 3 import numpy as np
 6 #P's tomadas usando Numpy Dirichlet distribution
 P = [[0,0.37240585, 0.02273727, 0.49338616, 0.11147072],
                 [0.27647299, 0, 0.05890617, 0.12458766, 0.54003318],
                 [0.06716767, 0.06858368, 0, 0.22524363, 0.63900502], [0.51885639, 0.31111651, 0.00604218, 0, 0.16398492],
10
                 [0.40543961, 0.23052689, 0.21123723, 0.15279627, 0]]
13
m50 = [] #Valores para m = 50
15 \text{ m} 100 = []
16 \text{ m} 200 = []
betas = [1/8, 1/13, 1/5, 1/3, 1/4]
_{20} T = 100000
21
n_0 = zip(([8,2,20,11,9], [16,4,40,22,18], [32,8,80,44,36]), [m50,m100,m200])
23
24 for n_0, m in n_0m:
25
             for _ in range(100):
26
27
                       n, integrales = simulacion(n_0,P,betas,T)
28
29
30
                       m.append(integrales[-1][1]) #Solo el valor
31
                       if _%10==0:
32
33
                               print(_)
34
35 \text{ m} = 50 \text{ m} = \frac{100}{100} = \frac{100}
m50x2 = sum(i[1] for i in m50)/len(m50)
m50x3 = sum(i[2] for i in m50)/len(m50)
m50x4 = sum(i[3] for i in m50)/len(m50)
m50x5 = sum(i[4] for i in m50)/len(m50)
m100x1 = sum(i[0] for i in m100)/len(m100)
m100x2 = sum(i[1] for i in m100)/len(m100)
m100x3 = sum(i[2] for i in m100)/len(m100)
m100x4 = sum(i[3] for i in m100)/len(m100)
m100x5 = sum(i[4] for i in m100)/len(m100)
m200x1 = sum(i[0] for i in m200)/len(m200)
m200x2 = sum(i[1] for i in m200)/len(m200)
m200x3 = sum(i[2] for i in m200)/len(m200)
m200x4 = sum(i[3] for i in m200)/len(m200)
m200x5 = sum(i[4] for i in m200)/len(m200)
x = np.array([50,100,200])
56 plt.title('Limite del valor medio de n_1 vs m')
plt.ylabel('Limite del valor medio de n_1')
58 plt.xlabel('m')
plt.scatter(x, [m50x1, m100x1, m200x1], s = 10)
61 a, b = np.polyfit(x, [m50x1,m100x1,m200x1], 1)
62 plt.plot(x, a*x + b)
63
64 print(a,b)
plt.savefig('limitesx1.jpg')
67 plt.clf()
69 plt.title('Limite del valor medio de n_2 vs m')
70 plt.ylabel('Limite del valor medio de n_2')
71 plt.xlabel('m')
_{72} plt.scatter(x, [m50x2,m100x2,m200x2], s = 10)
a, b = np.polyfit(x, [m50x2, m100x2, m200x2], 1)
75 plt.plot(x, a*x + b)
```

```
76
77 print(a,b)
79 plt.savefig('limitesx2.jpg')
80 plt.clf()
82 plt.title('Limite del valor medio de n_3 vs m')
plt.ylabel('Limite del valor medio de n_3')
84 plt.xlabel('m')
85 plt.scatter(x, [m50x3, m100x3, m200x3], s = 10)
a, b = np.polyfit(x, [m50x3, m100x3, m200x3], 1)
88 plt.plot(x, a*x + b)
90 print(a,b)
91
92 plt.savefig('limitesx3.jpg')
93 plt.clf()
plt.title('Limite del valor medio de n_4 vs m')
plt.ylabel('Limite del valor medio de n_4')
97 plt.xlabel('m')
98 plt.scatter(x, [m50x4, m100x4, m200x4], s = 10)
a, b = np.polyfit(x, [m50x4,m100x4,m200x4], 1)
plt.plot(x, a*x + b)
103 print(a,b)
104
plt.savefig('limitesx4.jpg')
106 plt.clf()
plt.title('Limite del valor medio de n_5 vs m')
plt.ylabel('Limite del valor medio de n_5')
plt.xlabel('m')
plt.scatter(x, [m50x5, m100x5, m200x5], s = 10)
a, b = np.polyfit(x, [m50x5, m100x5, m200x5], 1)
plt.plot(x, a*x + b)
116 print(a,b)
117
plt.savefig('limitesx5.jpg')
plt.clf()
```

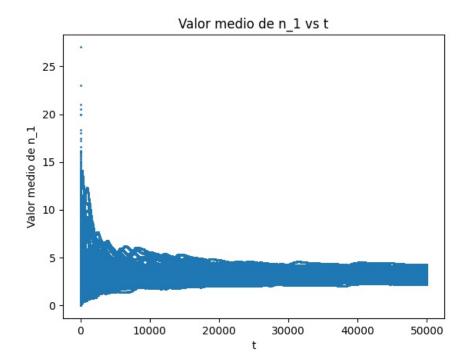
Listing 3: pruebas p3.py

Todos los códigos también se encuentran adjuntos

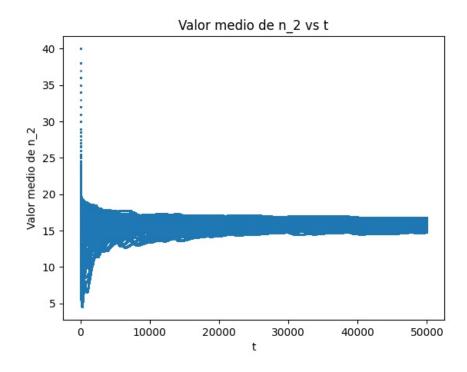
4 Resultados de las simulaciones

Primera simulación:

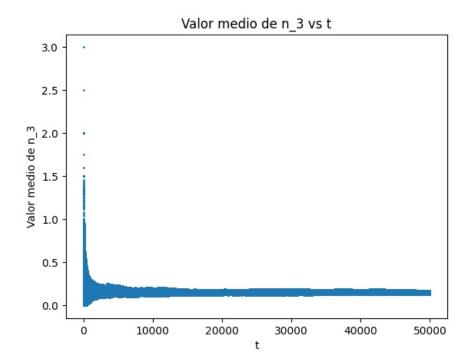
Para m = 20



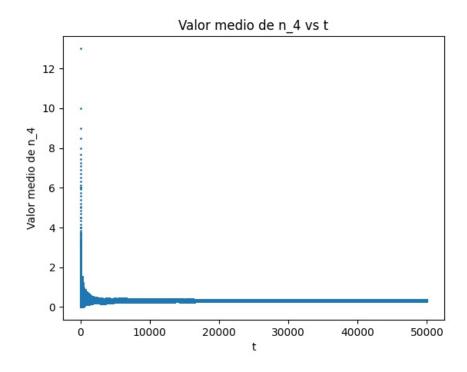
Parece que converge a un valor entre 3 y 5.



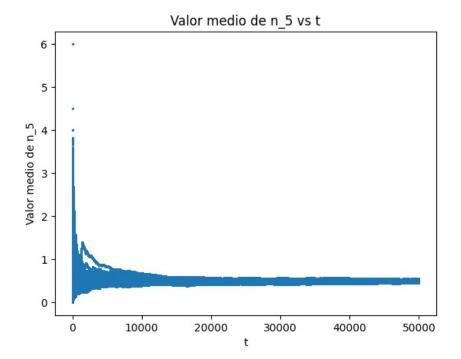
Parece que converge a un valor entre 14 y 16.



Parece que converge a un valor entre 1 y 3.



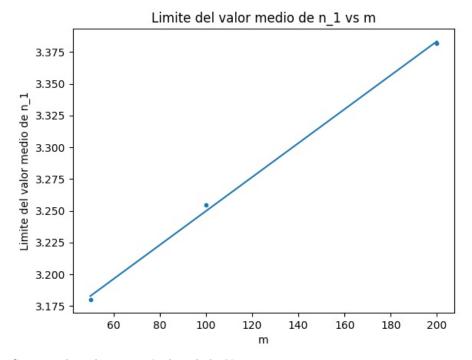
Parece que converge a 0.



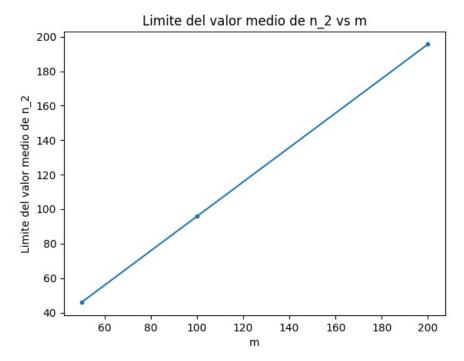
Parece converger a un valor entre 0 y 1.

Segunda simulación:

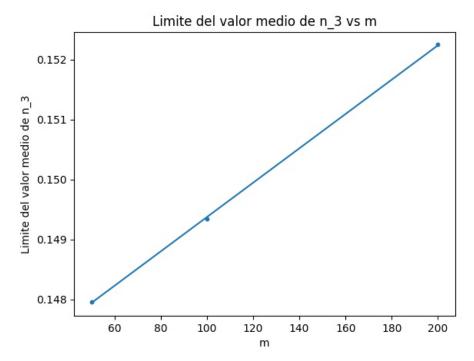
 ${\rm M}$ toma valores de 50, 100 y 200



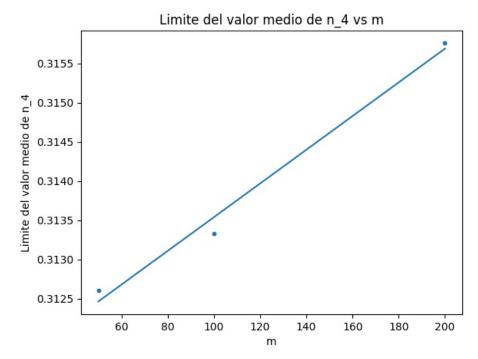
Se acuerdo a la regresión lineal de Numpy, n_1 converge a $0.001337\mathrm{m} + 3.11605586$, cuando T tiende a infinito



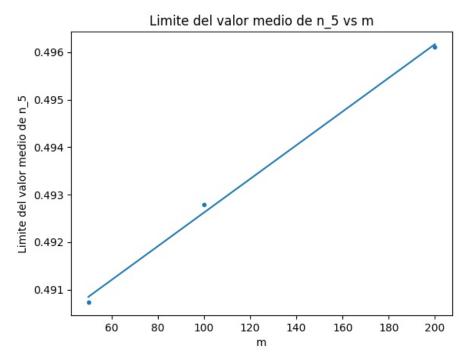
De acuerdo a la regresión lineal de Numpy, n_2 converge a 0.9985869m - 4.063027, cuando T tiende a infinito



De acuerdo a la regresión lineal de Numpy, n_3 converge a 2.868942975144093e-05m + 0.14650366503665035, cuando T tiende a infinito



De acuerdo a la regresión lineal de Numpy, n_4 converge a 2.150878651643697e-05m + 0.31138961389613895, cuando T tiende a infinito



De acuerdo a la regresión lineal de Numpy, n_5 converge a 3.544292585783255e-05 + 0.48907, cuando T tiende a infinito

5 Discusión de los resultados y conclusiones.

Se pueden extraer diferentes conclusiones de los resultados, primero pudimos ver que el $\lim_{T\to\infty}\frac{1}{T}\int_0^T f(Q(t))dt$ existe casi siempre, esto se puede ver en las primeras gráficas, en donde a medida que T se hacer más grande, el valor medio de n_j parece converger a un valor en todos los casos. En las primeras gráficas también se puede observar como el valor medio de n_2 es considerablemente mayor al de los demás, es aproximadamente 3/4 del valor de m, esto cumple la relación dada por el teorema de Perron-Froebenius, la cual nos dice que el j con

mayor $\frac{\pi_j}{\beta_j}$ es el nodo que más acumula clientes (en este caso el 2.)

Por otro lado, con las últimas gráficas logramos ver que límite del valor medio de cada n
 crece de manera lineal en m, esto lo logramos graficando los limites para
m=50, 100 y 200, y usando una regresión lineal de Numpy.