## Vamos a simular una cadena de Markov en un espacio con dos estados cuya matriz de transición viene dada por $P = \left(egin{array}{ccc} 0.175 & 0.825 \ 0.526 & 0.474 \end{array} ight)$

Y cuya distribución inicial es  $\mu_0 = (0.2, 0.8)$ . Lo primero que hacemos es definir la matriz de transición. P = matrix(CC, [[0.175, 0.825], [0.526, 0.474]])

Simulación de Cadenas de Markov-I

Phi plot(Phi(x),(x,0,1))

[0.175000000000000 0.8250000000000000] [0.52600000000000 0.474000000000000]

Phi=piecewise([(0,0.2),1],[(0.2,1),2]);

A continuación, definimos la función de inicialización

1.8 1.6

1.2 0.2 0.4 0.6 0.8 Ya podemos definir la función de actualización: def psi(n,x): if n==1 and 0 <= x < 0.175: return 1 if n==1 and 0.175 <= x <= 1: return 2 if n==2 and 0 <= x < 0.526: return 1 if n==2 and 0.526 <= x <= 1:

U[0:100]

list\_plot(U[1:5000])

0.2

def X(n):

if n==0:

else:

1.4

1.2

1.4

1.2

def Y(n):

else:

0.2

0.5

100

 $Y_n = 1$  (o lo que es lo mismo,  $X_n = 2$ )

 $list_plot([(k,S(k)/k) for k in range(1,50)])$ 

200

Ahora podemos pintar la frecuencia relativa con la que aparece el estado

if X(n)==1:

return 1

return 0

100

mejor pintar menos entradas de la sucesión:

 $list_plot([(k,X(k)) for k in range(1,100)])$ 

20

se ha estudiado en teoría:

return Phi(U[0])

1000

2000

Para poder generar la cadena es necesario generar antes una secuencia de valores aleatorios uniformemente distribuidos, que son los 
$$U_n$$
 que usamos para la actualización de los estados. Consideramos que basta generar 50000 de dichos valores y guardarlos en una única sucesión. (Aunque en realidad podríamos usar muchos menos valores... todo depende del experimento que vayamos a realizar)

import numpy as np U=np.random.uniform(0,1,50000)

array([0.40083746, 0.34835457, 0.82791346, 0.81265363, 0.24592586,

0.56637186, 0.06589405, 0.11238956, 0.35229126, 0.63509451, 0.31457454, 0.80275195, 0.67648502, 0.08938754, 0.19994731, 0.8358177 , 0.8651584 , 0.97309107, 0.61223356, 0.27768768, 0.39760514, 0.99053884, 0.62899497, 0.96493988, 0.97074842, 0.73180532, 0.60526306, 0.75091456, 0.7666011 , 0.68757348, 0.77862637, 0.25376806, 0.97411035, 0.10658911, 0.51654766,

0.21372431, 0.51079361, 0.9564458 , 0.79047488, 0.07380427, 0.68786802, 0.07634282, 0.48728061, 0.68317815, 0.50951518, 0.85263426, 0.17623457, 0.01099148, 0.61374985, 0.41928304, 0.62900189, 0.68700131, 0.41304873, 0.53957767, 0.27905101, 0.57188803, 0.94960847, 0.72396035, 0.7202713 , 0.58304391, 0.34136857, 0.05873661, 0.49491693, 0.12407519, 0.85878075, 0.22377223, 0.87735199, 0.65901561, 0.66421094, 0.12917705, 0.00957544, 0.26947027, 0.72470909, 0.69390444, 0.96242346, 0.23199632, 0.48313533, 0.34083276, 0.23007376, 0.6540411 , 0.32836486, 0.31655614, 0.22455553, 0.82357648, 0.21678286, 0.16214261, 0.32728472, 0.17354589, 0.71079305, 0.08778531, 0.15032938, 0.77877311, 0.87461913, 0.36241578, 0.57623361,

0.80728739, 0.27496268, 0.31287885, 0.7851691 , 0.56392331])

0.6

3000

Finalmente, definimos la cadena  $X_n$  de acuerdo con la ley de actualización que

 $X_n = egin{cases} \phi(U_0) & n=0 \ \psi(X_{n-1},U_n) & n>0 \end{cases}$ 

4000

5000

return psi(X(n-1),U[n]) Los primeros valores que obtenemos son: [X(0),X(1),X(2),X(3),X(50)][2, 1, 2, 2, 2] Dibujemos la secuencia de valores obtenidos por la cadena de Markov para, por ejemplo, los primeros 500 valores de n  $list_plot([(k,X(k)) for k in range(1,500)])$ 1.8 1.6

1.8 1.6

40

200

300

60

Con el ánimo de contabilizar la frecuencia con la que la cadena de Markov se

encuentra en cada estado (son dos), hacemos las siguientes transformaciones:

Como salen muy apelotonados (debido a que el gráfico es pequeño), quizás es

400

500

100

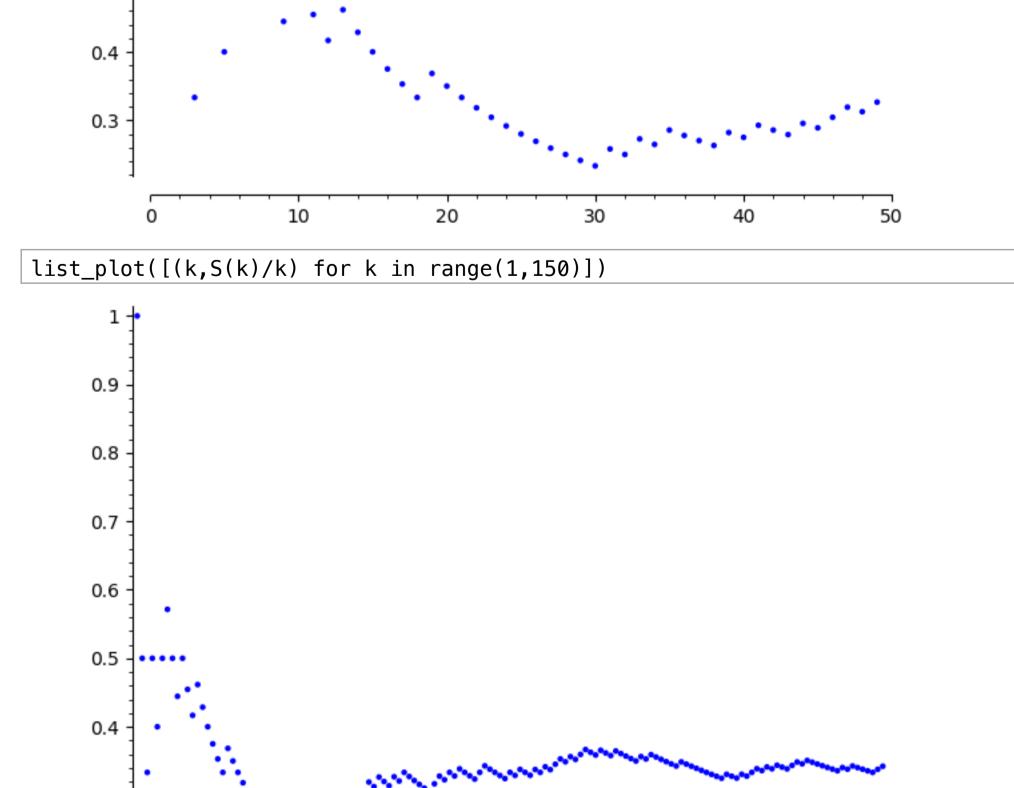
80

400

500

0.9 0.8 0.7 0.6

300



0.3 20 60 100 120 0 40 80 140  $list_plot([(k,S(k)/k) for k in range(1,250)])$ 0.9 0.8

0.7 0.6 0.5

0 50 100 150 200 250

Se observa claramente que dicha frecuencia relativa se estabiliza en torno a un valorcercano a 0.3, que debe ser la probabilidad con la que la cadena  $X_n$  vale 2

para n grande. (Una probabilidad estacionaria). De hecho, el cálculo teórico de la distribución estacionaria de

 $P = \left( egin{array}{ccc} 1-p & p \ a & 1-q \end{array} 
ight)$ 

Es decir,  $X_n = 2$  con probabilidad 0.389...para n grande (que es

es  $\mu_0 = (\frac{q}{p+q}, \frac{p}{p+q})$ , que en nuestro caso vale:

[0.610658771280533, 0.389341228719467]

[0.825/(0.526+0.825), 0.526/(0.526+0.825)]

aproximadamente lo que hemos obtenido)