EJ3

September 25, 2018

1 EJERCICIO 3:

Consideramos la red as-22july06.gml creada por Mark Newman que contiene la estructura de los sistemas autónomos de internet relevada a mediados de 2006.

```
In [1]: #paquetes
        import numpy as np
        import networkx as nx
        import matplotlib.pylab as plt
        %matplotlib inline
        import os
        #from random import shuffle
        import math
        import pandas as pd
        from scipy import optimize
```

Generamos el grafo

```
In [2]: G = nx.read_gml('as-22july06.gml')
```

Definimos algunos objetos de interes

```
In [3]: N = len(G.nodes())
        degree = [degree for node,degree in G.degree()]  #a partir de un diccionario nos quedamo
        set_degree = set(degree)                          #lo hacemos un set para quitarle las re
        len(degree), len(set_degree)                      #para tener una idea de cuantas repetic

Out[3]: (22963, 161)
```

2 a. BINEADO LINEAL

```
In [4]: #vamos a recorrer todo el set con k. Por ej: Para k = 1, P1 es un vector donde cada elem
        #que tiene las repeticiones. Entonces, el tamaño de ese vector es la cantidad de nodos q
        #asi es que P es un vector donde cada elemento es la cantidad de nodos con grado k norma

        P = []

        for k in set_degree:
            Pk = [d for d in degree if d==k]
            P.append(len(Pk)/N)
```

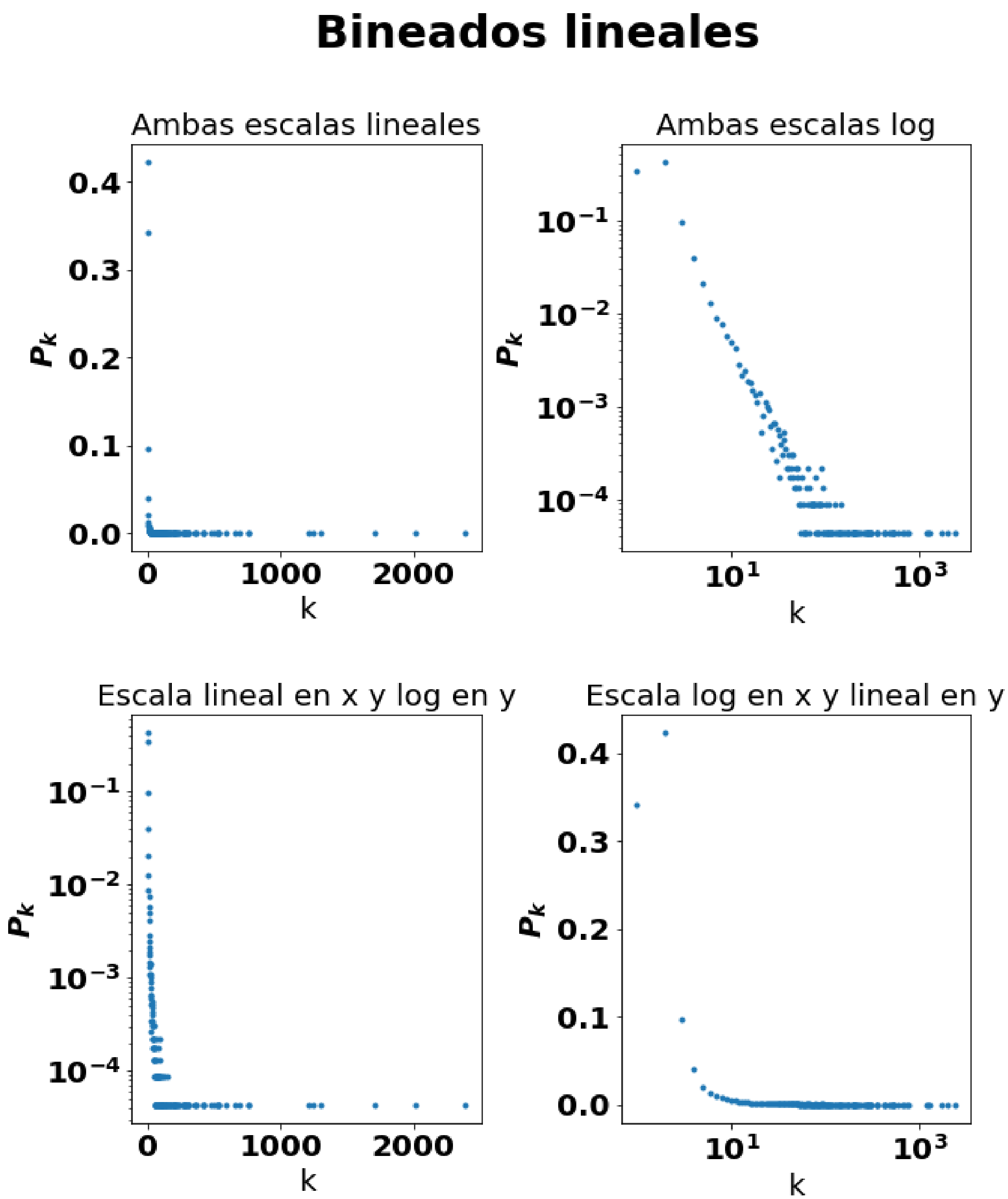
In [5]:
```
#chequeo que si sumo todos los elementos obtengo 1
sum(P)
```

Out[5]:
```
1.0000000000000036
```

In [6]:
```
ls_set_degree = list(set_degree)                                    #lo ponemos como una lista
                                                                    #se corresponda con el i-es

dict_distdg = {ls_set_degree[i]:P[i] for i in range(len(P))} #armamos un diccionario don
```

In [7]:
```
font = {'family' : 'Helvetica',
        'weight' : 'bold',
        'size'   : 20}

plt.rc('font', **font)

f = plt.figure(figsize = (10,12))
f.subplots_adjust(hspace=0.4, wspace=0.4)
f.suptitle('Bineados lineales',fontweight = "bold", size = 30)
sub1 = f.add_subplot(221)
plt.plot(ls_set_degree,P,'.')
#sub1.set_title('Ambas escalas lineales', size = 20)
#sub1.set_xlabel("k")
#sub1.set_ylabel("$P_k$")
sub2 = f.add_subplot(222)
plt.loglog(ls_set_degree,P,'.')
#sub2.set_title('Ambas escalas logaritmicas', size = 20)
#sub2.set_xlabel("k")
#sub2.set_ylabel("$P_k$")
sub3 = f.add_subplot(223)
plt.semilogy(ls_set_degree,P,'.')
#sub3.set_title('Escala lineal en x y logaritmica en y', size = 20)
sub4 = f.add_subplot(224)
plt.semilogx(ls_set_degree,P,'.')
#sub3.set_xlabel("k")
#sub3.set_ylabel("$P_k$")
###################################
sub1.set_title('Ambas escalas lineales', size = 20)
sub2.set_title('Ambas escalas log', size = 20)
sub3.set_title('Escala lineal en x y log en y', size = 20)
sub4.set_title('Escala log en x y lineal en y', size = 20)
sub1.set_xlabel("k")
sub1.set_ylabel("$P_k$")
sub2.set_xlabel("k")
sub2.set_ylabel("$P_k$")
sub3.set_xlabel("k")
sub3.set_ylabel("$P_k$")
sub4.set_xlabel("k")
sub4.set_ylabel("$P_k$")
```

```
Out[7]: Text(0,0.5,'$P_k$')

C:\Users\Elizabeth\Anaconda3\lib\site-packages\matplotlib\font_manager.py:1328: UserWarning: fin
  (prop.get_family(), self.defaultFamily[fontext]))
```



Dentro de los graficos hechos para el bineado lineal, en el que ambas escalas son logaritmicas se puede ver notoriamente que existe un rango de k tal que la distribucion es lineal decreciente.

Sin embargo, existe un problema. A medida que va creciendo k se ve que existen varios k para el mismo valor de P_k (apilamiento) produciendo que los puntos se organicen como lineas horizontales.

3 a. BINEADO LOGARITMICO EN BASE 2

$P_{k_i} = \frac{N_i}{\Delta b_i} = \frac{N_i}{2^i}$
$b = [0, 2^0, 2^1, 2^2, ..., 2^{i_{max}}], b_i = 2^i$

```
In [8]: #buscamos el i_max que tiene nuestra distribucion para hacer la serie
        imax = int(math.log(ls_set_degree[-1],2))+1
        print(imax)
        print(2**9)
```

```
9
512
```

```
In [9]: #armamos la serie b
        serie = []
        serie.append(0)

        for k in range(imax):
            serie.append(serie[k]+2**k)

        serie
```

```
Out[9]: [0, 1, 3, 7, 15, 31, 63, 127, 255, 511]
```

```
In [10]: #Iteramos sobre cada elemento de la serie y para plog iteramos sobre la lista de los gr
         #cada elemento es el grado. Va a haber un vector para cada elemento de la serie donde s
         #cada uno de los nodos que cumpla que el grado este contenido entre dos elementos suces
         #Entonces, Plog va guardando el tamano de cada uno de esos vectores (cantidad de nodos
         #por la cantidad total de nodos.

         Plog = []

         for i in range(len(serie)):
             plog = [d for d in degree if serie[i] < d <= serie[i] + 2**i]
             Plog.append(len(plog)/N)

         Plog
```

```
Out[10]: [0.34141880416321907,
          0.5190523886251797,
          0.08134825588990985,
          0.03165962635544136,
          0.014458041196707747,
```

```
 0.006314505944345251,
 0.003048382180028742,
 0.0012193528720114968,
 0.0008274180202935157,
 0.0003919348517179811]
```

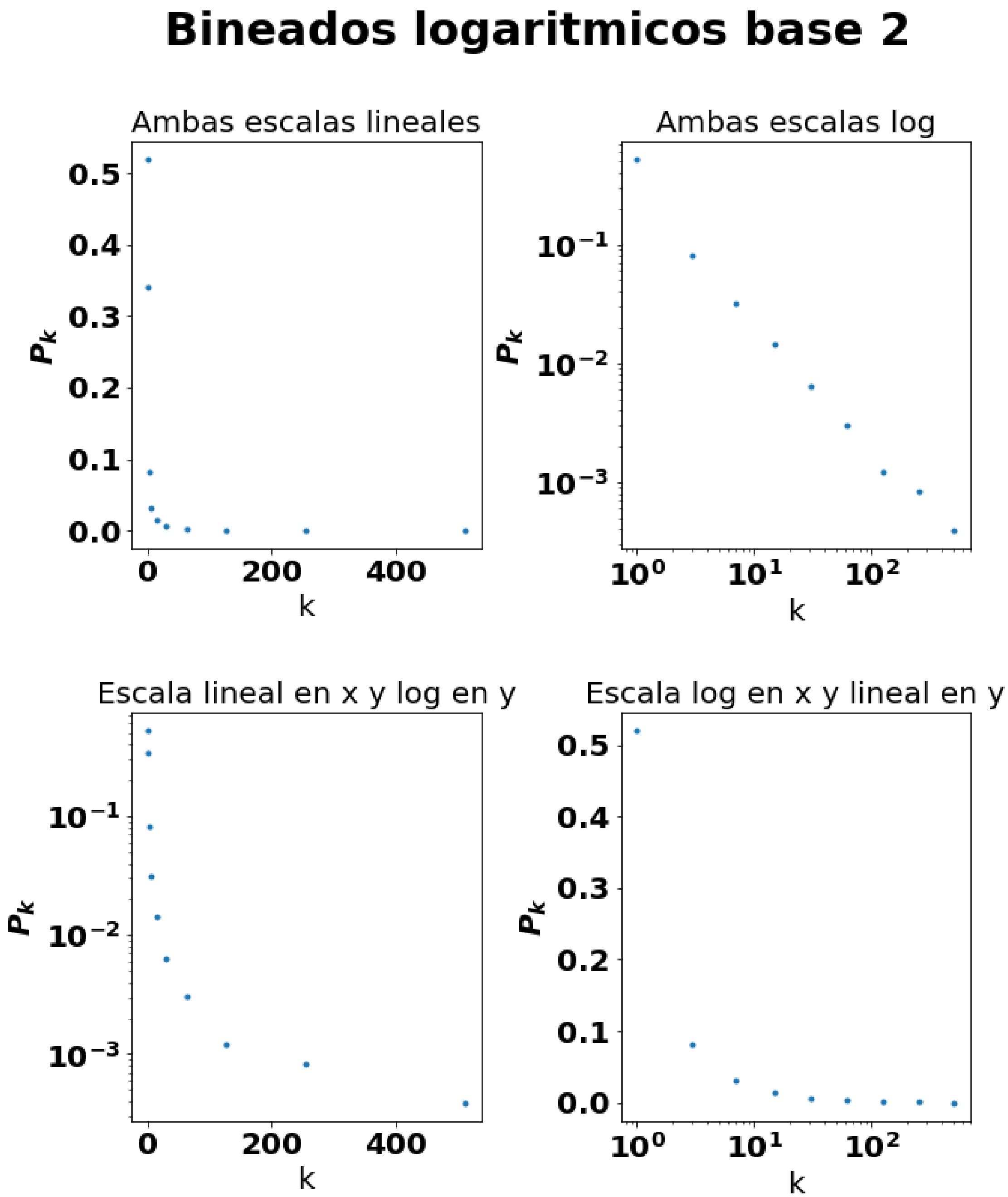
```
In [11]: #queremos ver que esta normalizada la distribucion.
         sum(Plog)
```

```
Out[11]: 0.9997387100988548
```

```
In [12]: font = {'family' : 'Helvetica',
                 'weight' : 'bold',
                 'size'   : 20}

         plt.rc('font', **font)

         f = plt.figure(figsize = (10,12))
         f.subplots_adjust(hspace=0.4, wspace=0.4)
         f.suptitle('Bineados logaritmicos base 2',fontweight = "bold", size = 30)
         sub1 = f.add_subplot(221)
         plt.plot(serie,Plog,'.')
         sub2 = f.add_subplot(222)
         plt.loglog(serie,Plog,'.')
         sub3 = f.add_subplot(223)
         plt.semilogy(serie,Plog,'.')
         sub4 = f.add_subplot(224)
         plt.semilogx(serie,Plog,'.')
         ###################################
         sub1.set_title('Ambas escalas lineales', size = 20)
         sub2.set_title('Ambas escalas log', size = 20)
         sub3.set_title('Escala lineal en x y log en y', size = 20)
         sub4.set_title('Escala log en x y lineal en y', size = 20)
         sub1.set_xlabel("k")
         sub1.set_ylabel("$P_k$")
         sub2.set_xlabel("k")
         sub2.set_ylabel("$P_k$")
         sub3.set_xlabel("k")
         sub3.set_ylabel("$P_k$")
         sub4.set_xlabel("k")
         sub4.set_ylabel("$P_k$")
```

```
Out[12]: Text(0,0.5,'$P_k$')
```

```
C:\Users\Elizabeth\Anaconda3\lib\site-packages\matplotlib\font_manager.py:1328: UserWarning: fin
  (prop.get_family(), self.defaultFamily[fontext]))
```



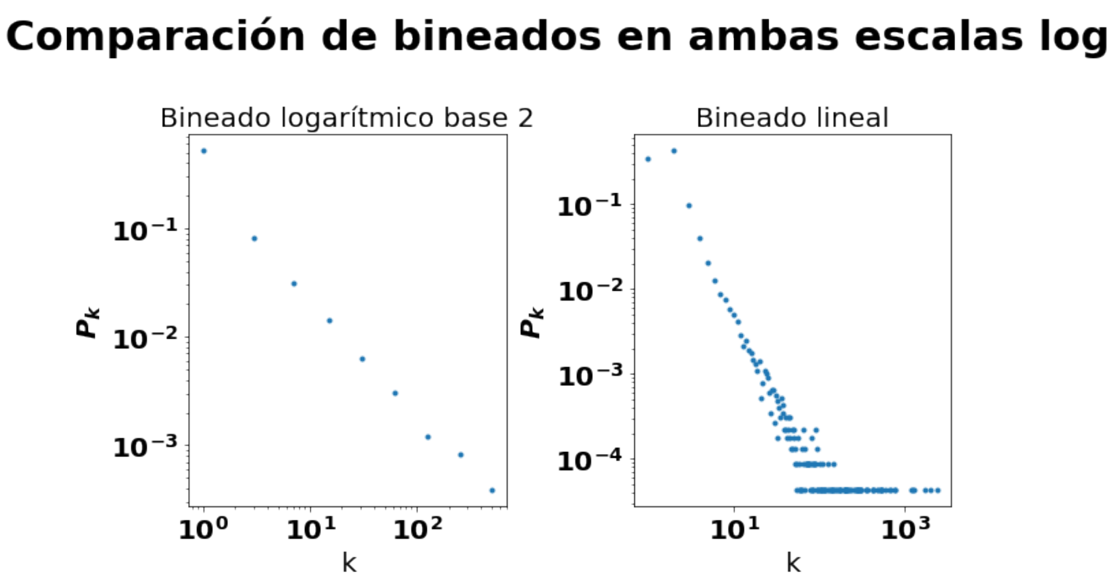
Dentro de los graficos hechos para el bineado logaritmico de base 2, en el que ambas escalas son logaritmicas se puede ver notoriamente que existe un rango de k tal que la distribucion es lineal.

```
In [13]: font = {'family' : 'Helvetica',
                 'weight' : 'bold',
                 'size'   : 20}
```

```
plt.rc('font', **font)

f = plt.figure(figsize = (10,12))
f.subplots_adjust(hspace=0.4, wspace=0.4)
f.suptitle('Comparación de bineados en ambas escalas log',fontweight = "bold", size = 3
sub1 = f.add_subplot(221)
plt.loglog(serie,Plog,'.')
sub2 = f.add_subplot(222)
plt.loglog(ls_set_degree,P,'.')
sub1.set_title('Bineado logarítmico base 2', size = 20)
sub2.set_title('Bineado lineal', size = 20)
sub1.set_xlabel("k")
sub1.set_ylabel("$P_k$")
sub2.set_xlabel("k")
sub2.set_ylabel("$P_k$")
```

```
Out[13]: Text(0,0.5,'$P_k$')
```

```
C:\Users\Elizabeth\Anaconda3\lib\site-packages\matplotlib\font_manager.py:1328: UserWarning: fin
  (prop.get_family(), self.defaultFamily[fontext]))
```



Poniendo ambas escalas log, es claro que en un ploteo de bineado logaritmico en base 2 se aprecia de forma mas clara el comportamiento de la red libre escala porque en el caso lineal se ve que para un mismo valor de P_k le corresponden distintos valores k lo cual no permite visualizar correctamente el comportamiento lineal. Al tomar un bineado logarítimico se agrupan los k en la serie $b = [0, 2^0, 2^1, 2^2, ..., 2^{i_{max}}], b_i = 2^i$ y se tiene un único valor del P_i que corresponde con ese elemento de la serie b_i tal que hace un promedio entonces es claro visualizar la relación lineal y hacer un ajuste sobre ese grafico en vez de en el bineado lineal.

4 b. EL AJUSTE PARA ENCONTRAR EL PARAMETRO DE ESCALA

In [14]:
```
##########
# Fitting the data -- Least Squares Method
##########

# Power-law fitting is best done by first converting
# to a linear equation and then fitting to a straight line.
# Note that the `logyerr` term here is ignoring a constant prefactor.
#
#  y = a * x^b
#  log(y) = log(a) + b*log(x)
#

#####################
#####################serie tiene su primer elemento que es cero.. entonces se lo sacamo
def recortar(x):
    xf = []
    for i in range(len(x)-1):
        xf.append(x[i+1])
    return xf

xdata = recortar(serie)
ydata = recortar(Plog)

####################
#esta es la funcion que queremos fitear
powerlaw = lambda x, amp, index: amp * (x**index)

###################
#es mejor fitear una lineal y despues volver a la powerlaw con los parametros que obten
from scipy import optimize

logx = np.log10(xdata)
logy = np.log10(ydata)


fitfunc = lambda p, x: p[0] + p[1] * x
errfunc = lambda p, x, y: (y - fitfunc(p, x))


pinit = [1.0, -1.0]
#elegimos unos valores ad hoc y vemos que funcionaron sino probariamos distintos

out = optimize.leastsq(errfunc, pinit,args=(logx, logy), full_output=1)


pfinal = out[0]
```

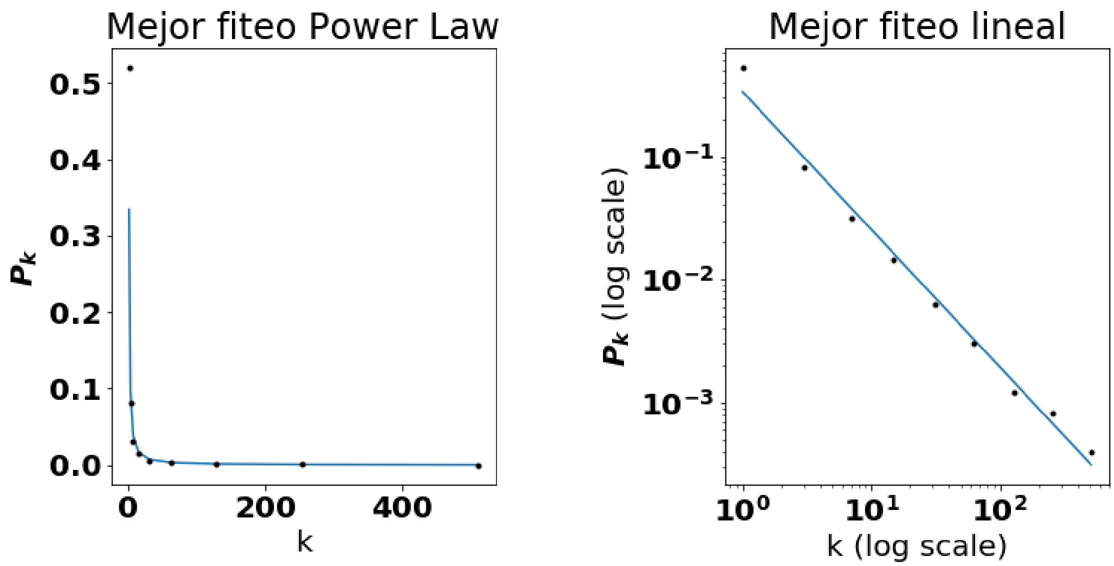
```
        covar = out[1]
        print(pfinal)
        print(covar)

        index = pfinal[1]
        amp = 10.0**pfinal[0]
```

```
[-0.47583394 -1.11854948]
[[ 0.43054041 -0.22101113]
 [-0.22101113  0.15291621]]
```

```
In [15]: font = { 'family' : '',
                  'weight' : 'bold',
                  'size'   : 20}

        plt.rc('font', **font)

        f = plt.figure(figsize = (12,14))
        f.subplots_adjust(hspace=0.6, wspace=0.6)
        sub1 = f.add_subplot(221)
        plt.plot(xdata, powerlaw(xdata, amp, index))                                # Fit
        plt.plot(xdata, ydata, 'k.')                                                # Data
        plt.title('Mejor fiteo Power Law')
        plt.xlabel('k')
        plt.ylabel('$P_k$')
        sub2 = f.add_subplot(222)
        plt.loglog(xdata, powerlaw(xdata, amp, index))
        plt.loglog(xdata, ydata, 'k.')  # Data
        plt.title('Mejor fiteo lineal')
        plt.xlabel('k (log scale)')
        plt.ylabel('$P_k$ (log scale)')


        print('parametro de orden de Power Law =', -index)
```

```
parametro de orden de Power Law = 1.1185494761412604
```

```
C:\Users\Elizabeth\Anaconda3\lib\site-packages\matplotlib\font_manager.py:1328: UserWarning: fin
  (prop.get_family(), self.defaultFamily[fontext]))
```

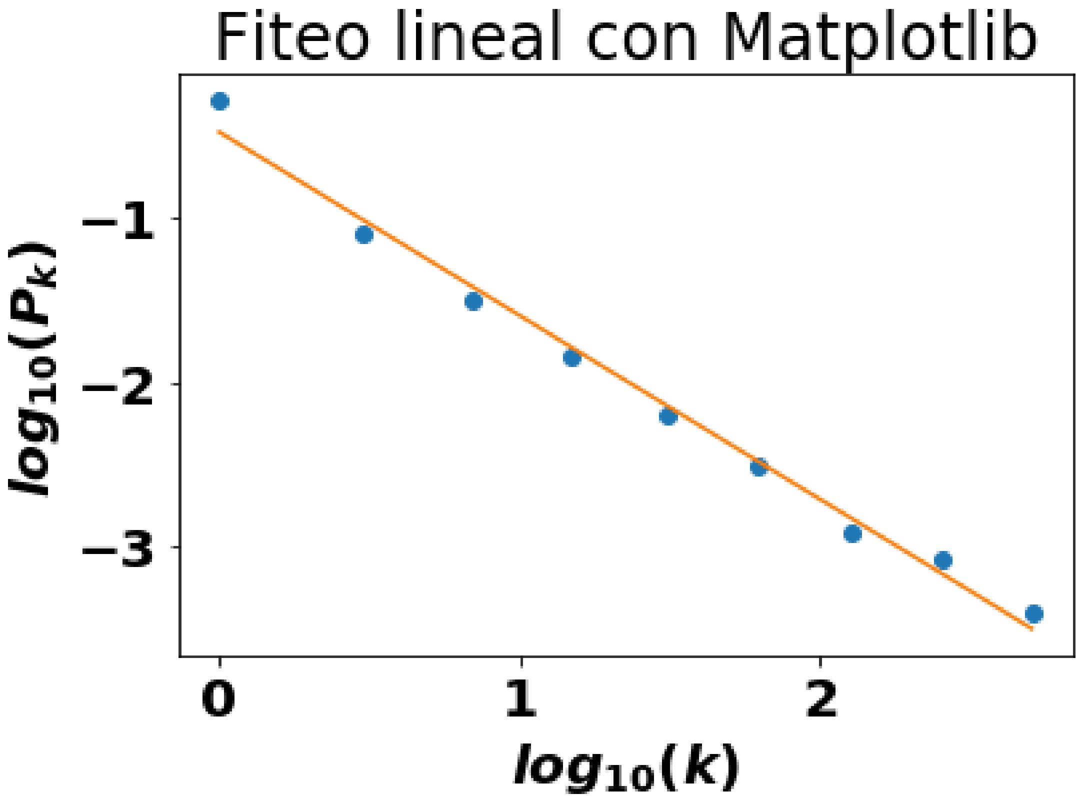


Para corroborar el valor del parametro de orden hacemos un fiteo lineal de matplotlib a los datos linealizados (haciendoles log10) pues vimos que en esa escala el comportamiento es lineal. Notese que no fue necesario hacer un cutoff a partir de un k o hasta un determinado k para considerar un comportamiento lineal.

```
In [16]: from scipy import stats

         # Generated linear fit
         slope, intercept, r_value, p_value, std_err = stats.linregress(logx,logy)
         line = [(slope * i + intercept) for i in logx]

         plt.plot(logx,logy,'o', logx, line)
         plt.title('Fiteo lineal con Matplotlib')
         plt.xlabel('$log_{10}(k)$')
         plt.ylabel('$log_{10}(P_k)$')
         print('parametro de orden de ajuste lineal', -slope)
```

```
parametro de orden de ajuste lineal 1.1185494765731623
```

```
C:\Users\Elizabeth\Anaconda3\lib\site-packages\matplotlib\font_manager.py:1328: UserWarning: fin
  (prop.get_family(), self.defaultFamily[fontext]))
```



Entonces, vemos que por ambos ajustes hallamos el mismo valor del parametro de orden $\gamma = 1.1$. El hecho de poder hallar dicho parametro nos esta diciendo que en efecto es una power law el comportamiento. Y que la mejor forma de apreciarlo es con el bindeado logaritico en base 2 en ambas escalas logaritmicas.