

# Proyecto 1, Modelos de Gestión Financiera

Sebastian Puerto

25 de septiembre de 2019

```
In [1]: import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
import csv
from tabulate import tabulate
np.set_printoptions(precision=6) #Mostrar numeros con maximo seis digitos
np.set_printoptions(suppress=True) # Suprimir uso de notacion cientifica
```

```
In [2]: N = 23 # Numero de periodos
mYah = 0 # Numero de acciones extraidas de Yahoo
mFin = 6 # Numero de acciones extraidas de Finance.com
M = mYah + mFin # Numero de acciones

precios = np.zeros((M, N+1))
retornos = np.zeros((M, N))
```

Extrayendo columnas de los archivos de Yahoo Finance:

```
In [3]: archivosYahoo = ['csvs/EC.csv', 'csvs/CIB.csv']
```

```
In [4]: for k in range(mYah):
    archivo = archivosYahoo[k]
    lector = csv.reader(open(archivo))
    lector.__next__() #Ignorar primer renglon

    for i in range(N+1):
        precios[k, i] = lector.__next__()[5] #Extraer la 5ta columna: precio
        if (i > 0):
            retornos[k, i-1] = (precios[k, i] - precios[k, i-1])/precios[k, i-1]
```

Extrayendo columnas de los archivos de Investing.com

```
In [5]: archivosFin = [ 'csvs/CFV-2.csv', 'csvs/FTSE-2.csv', 'csvs/IMI-2.csv',
```

```
In [6]: for k in range(mYah, mYah + mFin):
        archivo = archivosFin[k - mYah]
        lector = csv.reader(open(archivo))
        lector.__next__() #Ignorar primer renglon

        for i in range(N, -1, -1):
            precios[k, i] = lector.__next__()[1] #Extraer la 1era columna: /
            if (i < N):
                retornos[k, i] = (precios[k, i+1] - precios[k, i])/precios[k, i+1]
```

```
In [7]: np.shape(retornos)
```

```
Out[7]: (6, 23)
```

TODO: Explicar, a la luz de la lectura 1, la naturaleza de esos activos.

### 3

Vector de Rendimientos promedio

```
In [8]: retProm = np.mean(retornos, 1, keepdims = True) # Hallar el promedio de
        print("Tamaño de matriz de rentabilidades:", np.shape(retProm)) # En efe
        print("Retornos promedio:\n", retProm)
```

```
Tamaño de matriz de rentabilidades: (6, 1)
Retornos promedio:
[[0.001484]
 [0.010866]
 [0.005016]
 [0.019599]
 [0.018384]
 [0.003606]]
```

Matriz de Covarianzas

```
In [9]: S = np.zeros((M,M)) # Inicializacion en 0's

for k in range(M): # Iterar con k sobre activos
    for l in range(M): # Iterar con l sobre activos
        for i in range(N): # Iterar sobre el tiempo con i
            # Para la combinacion de activos k y l se suma la contribucion
            S[k, l] += (retornos[k, i] - retProm[k])*(retornos[l, i] - retProm[l])

S = S/N

print("Matriz de covarianzas:\n", S)
```

```
Matriz de covarianzas:
[[ 0.008515  0.003032  0.00307   0.002884  0.00071  -0.001638]
 [ 0.003032  0.00234   0.001852  0.002165  0.000496 -0.000257]
 [ 0.00307   0.001852  0.003651  0.00176   0.001199 -0.000463]
 [ 0.002884  0.002165  0.00176   0.003089  0.000381 -0.00086 ]
 [ 0.00071   0.000496  0.001199  0.000381  0.006055 -0.00046 ]
 [-0.001638 -0.000257 -0.000463 -0.00086  -0.00046  0.007506]]
```

```
In [10]: varianzas = np.array([S[i, i] for i in range(M)]).reshape((M, 1))
desvs = np.sqrt(varianzas)

print("\nVarianzas:\n", varianzas)

def varPort(x): # Funcion de calculo de varianza de un portafolio  $x^T S x$ 
    return x.T.dot(S).dot(x)[0,0]

print(varPort(np.array([1,0,0,0,0,0]).reshape(M,1))) # Verificacion de
print(varPort(np.array([0,0,0,1,0,0]).reshape(M,1))) # Verificacion de
```

```
Varianzas:
[[0.008515]
 [0.00234 ]
 [0.003651]
 [0.003089]
 [0.006055]
 [0.007506]]
0.008514831703589519
0.0030887769402972985
```

## Matriz de Covarianzas es Definida Positiva

### Matriz Cuadrada

```
In [11]: np.shape(S)
```

```
Out[11]: (6, 6)
```

### Simétrica

```
In [12]: S - S.transpose() # Debería ser igual a su transpuesta, y lo es pues sí
```

```
Out[12]: array([[0., 0., 0., 0., 0., 0.],
               [0., 0., 0., 0., 0., 0.],
               [0., 0., 0., 0., 0., 0.],
               [0., 0., 0., 0., 0., 0.],
               [0., 0., 0., 0., 0., 0.],
               [0., 0., 0., 0., 0., 0.]])
```

## Definida Positiva

Usamos la caracterización vista en clase: los subdeterminantes en línea son positivos. En particular vemos que el determinante de la matriz es distinto de 0.

```
In [13]: for k in range(1,M):
          submatPpal = S[:k, :k]
          detp = np.linalg.det(submatPpal)
          print("El determinante de la submatriz de tamaño ", np.shape(submatPpal), " es ", detp, " != 0")
```

El determinante de la submatriz de tamaño (1, 1) que contiene la entrada 1,1, es decir la matriz  
[[0.008515]] es 0.008514831703589522 != 0

El determinante de la submatriz de tamaño (2, 2) que contiene la entrada 1,1, es decir la matriz  
[[0.008515 0.003032]  
[0.003032 0.00234 ]] es 1.073195456246791e-05 != 0

El determinante de la submatriz de tamaño (3, 3) que contiene la entrada 1,1, es decir la matriz  
[[0.008515 0.003032 0.00307 ]  
[0.003032 0.00234 0.001852]  
[0.00307 0.001852 0.003651]] es 2.240673462900374e-08 != 0

El determinante de la submatriz de tamaño (4, 4) que contiene la entrada 1,1, es decir la matriz  
[[0.008515 0.003032 0.00307 0.002884]  
[0.003032 0.00234 0.001852 0.002165]  
[0.00307 0.001852 0.003651 0.00176 ]  
[0.002884 0.002165 0.00176 0.003089]] es 2.4269164187072262e-11 != 0

El determinante de la submatriz de tamaño (5, 5) que contiene la entrada 1,1, es decir la matriz  
[[0.008515 0.003032 0.00307 0.002884 0.00071 ]  
[0.003032 0.00234 0.001852 0.002165 0.000496]  
[0.00307 0.001852 0.003651 0.00176 0.001199]  
[0.002884 0.002165 0.00176 0.003089 0.000381]  
[0.00071 0.000496 0.001199 0.000381 0.006055]] es 1.368181804054773e-13 != 0

```
In [14]: Sinv = np.linalg.inv(S)
print(Sinv)

[[ 239.905682 -260.093503 -72.693514   9.855839  10.037876  40.682
241]
 [-260.093503 1792.633235 -271.221102 -889.34298  -15.336563 -114.821
325]
 [ -72.693514 -271.221102  505.248761 -21.704035 -67.987994  -0.643
032]
 [   9.855839 -889.34298  -21.704035  970.796515  21.156713  82.809
258]
 [  10.037876 -15.336563 -67.987994  21.156713 178.171117  10.812
737]
 [  40.682241 -114.821325  -0.643032  82.809258  10.812737 148.271
907]]
```

```
In [15]: S.dot(Sinv)
```

```
Out[15]: array([[ 1.,  0.,  0.,  0., -0.,  0.],
 [-0.,  1.,  0., -0.,  0., -0.],
 [ 0.,  0.,  1., -0.,  0., -0.],
 [-0., -0.,  0.,  1.,  0., -0.],
 [ 0., -0.,  0., -0.,  1., -0.],
 [-0.,  0.,  0., -0.,  0.,  1.]])
```

## 4

Parámetros de la teoría

```
In [16]: u = np.ones((M, 1))

A = u.T.dot(Sinv.dot(u))[0,0]
B = u.T.dot(Sinv.dot(retProm))[0,0]
C = retProm.T.dot(Sinv.dot(retProm))[0,0]
D = A*C - B**2

print("A =", A, "\t B =", B, "\t C =", C, ", entonces D =", D)

A = 758.0484469476713   B = 9.45611444074225   C = 0.240103968678626
46 , entonces D = 92.59234024639102
```

## 5

Ecuación general de los portafolios óptimos dados los parámetros de la teoría  $A, B, C$  y el parámetro  $\mu$ :  $x * (\mu) = (\frac{C-B\mu}{D})S^{-1}\hat{u} + (\frac{A\mu-B}{D})S^{-1}\bar{r}$ .

La varianza de estos portafolios, dada como función de  $\mu$  tiene la fórmula  $\sigma^2(\mu) = \frac{A\mu^2 - 2B\mu + C}{D}$ , la cual llamamos la frontera eficiente.

En nuestro caso, como:

```
In [17]: def xOptMu(mu): # Funcion para calculo del portafolio optimo dado param
        return ((C - B*mu)/D) * Sinv.dot(u) + ((A*mu - B)/D) * Sinv.dot(retl

#Test para ver que xOptMu funciona bien: comprobar que en mu = B/A se ha
#print(xOptMu(B/A)) # Portafolio calculado
#print(1/A * Sinv.dot(u)) # Portafolio optimo teorico
# print(varPort(xOptMu(B/A)), 1/A) # Varianzas calculadas y teorica

rentDeseadas = np.linspace(0., 0.03, 9)

portOptMu = np.zeros( (M, len(rentDeseadas)) )

for i in range(len(rentDeseadas)):
    portOptMu[:,i] = xOptMu(rentDeseadas[i]).flatten()

print("\t\t PORTAFOLIOS EFICIENTES")
print("Cada fila corresponde a un activo y cada columna a un valo de mu
print(tabulate(portOptMu, rentDeseadas))
```

#### PORTAFOLIOS EFICIENTES

Cada fila corresponde a un activo y cada columna a un valo de mu distinto

	0.0	0.00375	0.0075	0.01125	0.015	0.01875
0.0225	0.02625		0.03			
-----	-----	-----	-----	-----	-----	-----
-----	-----	-----	-----	-----	-----	-----
0.15218	0.0936206	0.0350612	-0.0234982	-0.0820576	-0.140617	
-0.199176	-0.257736	-0.316295				
0.667353	0.562632	0.457911	0.353189	0.248468	0.143747	
0.0390256	-0.0656957	-0.170417				
0.40858	0.313909	0.219239	0.124568	0.0298975	-0.0647732	
-0.159444	-0.254114	-0.348785				
-0.566745	-0.327538	-0.0883313	0.150876	0.390083	0.62929	
0.868497	1.1077	1.34691				
0.0243601	0.071309	0.118258	0.165207	0.212156	0.259105	
0.306053	0.353002	0.399951				
0.314272	0.286067	0.257863	0.229658	0.201454	0.173249	
0.145044	0.11684	0.0886353				

En todos los portafolios hay posiciones en corto para al menos un activo.

Escogeremos los siguientes 4 portafolios eficientes:

```
In [18]: musElegidos = [rentDeseadas[2], rentDeseadas[4], rentDeseadas[6], rentD
# Matriz cuya entrada i sera el portafolio i de tamaño Mx1
portElegidos = [xOptMu(mu).reshape(M,1) for mu in musElegidos]
varElegidos = [varPort(xOptMu(mu)) for mu in musElegidos]
```

```
In [19]: mus = np.linspace(-0.005, 2.5*np.max(retProm), 200)
varFront = (A*mus**2 - 2*mus*B + C)/D

plt.figure(figsize = (10,10))
plt.title("Riesgo-Retorno ( $\sigma^2$ ) para ciertos portafolios")

plt.xlabel("Riesgo: Varianza  $\sigma^2$ ")
plt.ylabel("Retorno Promedio  $\mu$ ")

plt.xlim(left = 0, right = max(varFront))
plt.ylim(bottom = 0, top = max(mus))

# Frontera eficiente
plt.plot(varFront, mus)

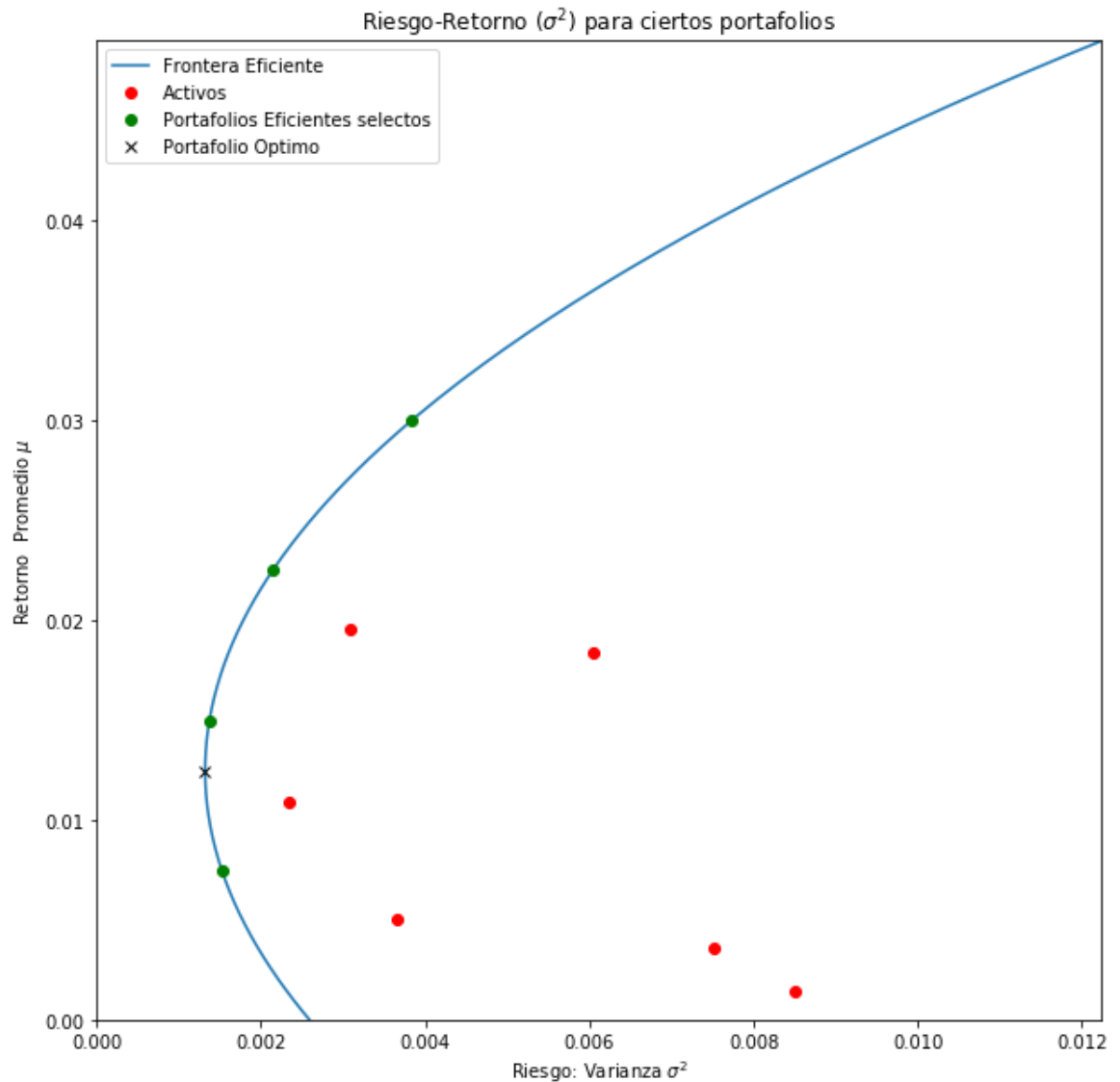
# Activos elegidos
plt.plot(varianzas, retProm, 'ro')

# 4 Portafolios Eficientes
plt.plot(varElegidos, musElegidos, 'go')

plt.plot(1/A, B/A, 'kx')

plt.legend(("Frontera Eficiente", "Activos", "Portafolios Eficientes se"))
```

Out[19]: <matplotlib.legend.Legend at 0x7fee18fbaef0>



## 7

**Calculo de la tasa libre de riesgo correspondiente a cada portafolio eficiente, es decir el corte de su linea de mercado con el eje de rentabilidad.**

Funciones Ayudantes

La rentabilidad promedio del portafolio  $x$  se halla como  $\bar{r}_x = \bar{r}^T x$ .

La línea de mercado de capital correspondiente a un portafolio eficiente es la línea tangente a la frontera eficiente que que pasa por este portafolio. Para calcular su fórmula basta diferenciar implícitamente la fórmula de la frontera eficiente  $\sigma^2(\mu) = \frac{A\mu^2 - 2B\mu + C}{D}$ . Primero pasamos la  $D$  a multiplicar, así que obtenemos:  $D\sigma^2 = A\mu^2 - 2B\mu + C$ . Al derivar implícitamente respecto a  $\sigma$  (coordenada  $x$ ) obtenemos  $2D\sigma = 2A\mu\mu' - 2B\mu'$ . De aquí se deduce que la pendiente de la línea de mercado de capital tiene pendiente  $\mu' = \frac{2D\sigma^*}{2A\mu^* - 2B}$  (dados  $\sigma^*, \mu^*$  de la frontera eficiente). Esto significa que la linea de mercado de capital tenga



una ecuación de la forma  $\mu = \tau + \mu'_{\sigma^*, \mu^*} \sigma$ ; como  $(\sigma^*, \mu^*)$  pertenece a esta recta, se deduce que el punto de corte  $\tau$  es  $\tau = \frac{2A(\mu^*)^2 - 2B\mu^* - 2\sigma^2 D}{2A\mu^* - 2B}$ . En el punto 10 usamos la formula hallada del problema de optimización de pendiente y comprobamos que estas 2 formulas coinciden, al menos para los portafolios escogidos.

```
In [20]: def muPort(port): # Funcion que calcula la rentabilidad promedio de un portafolio
        return port.T.dot(retProm)[0,0]

# Funcion que calcula el punto de corte de la linea de mercado de capitales para un portafolio
# de rentabilidad mu
def corteMu(mu):
    var = varPort(xOptMu(mu))
    return (2*A*mu**2 - 2*B*mu - 2*var*D)/(2*A*mu - 2*B)

# Verificacion de que la funcion que calcula el rendimiento de un portafolio es correcta
#print(muPort(np.array([1, 0, 0, 0, 0, 0]).reshape(m, 1))) #0.0014838
#print(muPort(np.array([0, 0, 0, 0, 1, 0]).reshape(m, 1))) #0.018384

# Verificacion de que tauMu es calculado correctamente
#print(tauMu(muPort(portOptMu[:,8].reshape(m, 1))), corteMu(muPort(portOptMu[:,8].reshape(m, 1))))
#print(tauMu(100))
#print(B/A)
```

Cálculo de los  $\tau$ s correspondientes a los valores de  $\mu$  escogidos:

```
In [21]: tausCalculados = [corteMu(mu) for mu in musElegidos]
print("mu's: \t", musElegidos)
print("tau's: \t", tausCalculados)

mu's:      [0.0075, 0.015, 0.0225, 0.03]
tau's:      [0.04486721780257211, -0.05132227236926794, -0.003597563353476338, 0.003280267417311185]
```

Calculo de la frontera eficiente para una región buena

```
In [22]: muMax = 2.5*np.max(retProm) # Mu maximo para el cual se calcula la frontera eficiente
sigMax = np.sqrt((A*muMax**2 - 2*muMax*B + C)/D) #Limite derecho del intervalo de mu

mus = np.linspace(-0.0025, muMax, 200)
stdFront = np.sqrt((A*mus**2 - 2*mus*B + C)/D)
```

## PRIMER PORTAFOLIO EFICIENTE

In [23]:

```

# PRIMER PORTAFOLIO

#Indice para el portafolio actual
# UNICO PARAMETRO QUE SE CAMBIA PARA LAS GRAFICAS SIGUIENTES
i = 0

#####
mu = musElegidos[i]
port = portElegidos[i]
var = varPort(port)
std = np.sqrt(var)
tau = corteMu(mu)

# Pendiente de la linea de mercado de capital
m = (mu - tau)/(std-0)

print("El portafolio eficiente para el cual se está graficando su línea
      xOptMu(musElegidos[i]))
print("El cual tiene un rendimiento promedio de: ", mu,
      "una varianza de", var,
      "y le corresponde una tasa libre de riesgo de", tau)

plt.figure(figsize = (10,10))
plt.title("Riesgo-Retorno ( $\sigma$ ) y linea de mercado \npara portafol")

plt.xlabel("Riesgo: DSTD  $\sigma$ ")
plt.ylabel("Retorno Promedio  $\mu$ ")

plt.xlim(left = 0, right = sigMax)
plt.ylim(bottom = -0.055, top = muMax)

# Frontera eficiente
plt.plot(stdFront, mus)

# Activos elegidos
plt.plot(np.sqrt(varianzas), retProm, 'ro')

# 4 Portafolios Eficientes
plt.plot(np.sqrt(varElegidos), musElegidos, 'go')

# LINEA DE MERCADO Y CORTE CON EL EJE DE RENDIMIENTOS: TASA LIBRE DE RI
plt.plot([0], [tau], 'ko')
xs = np.linspace(0, sigMax, 100)
ys = m*xs + tau
plt.plot(xs, ys)

plt.legend(("Frontera Eficiente", "Activos", "Portafolios Eficientes se",
          "Tasa Libre de Riesgo (0," + str(tau)+")", "Linea de Mercado

```

El portafolio eficiente para el cual se está graficando su línea de me  
rcado y tasa libre de riesgo es:

```

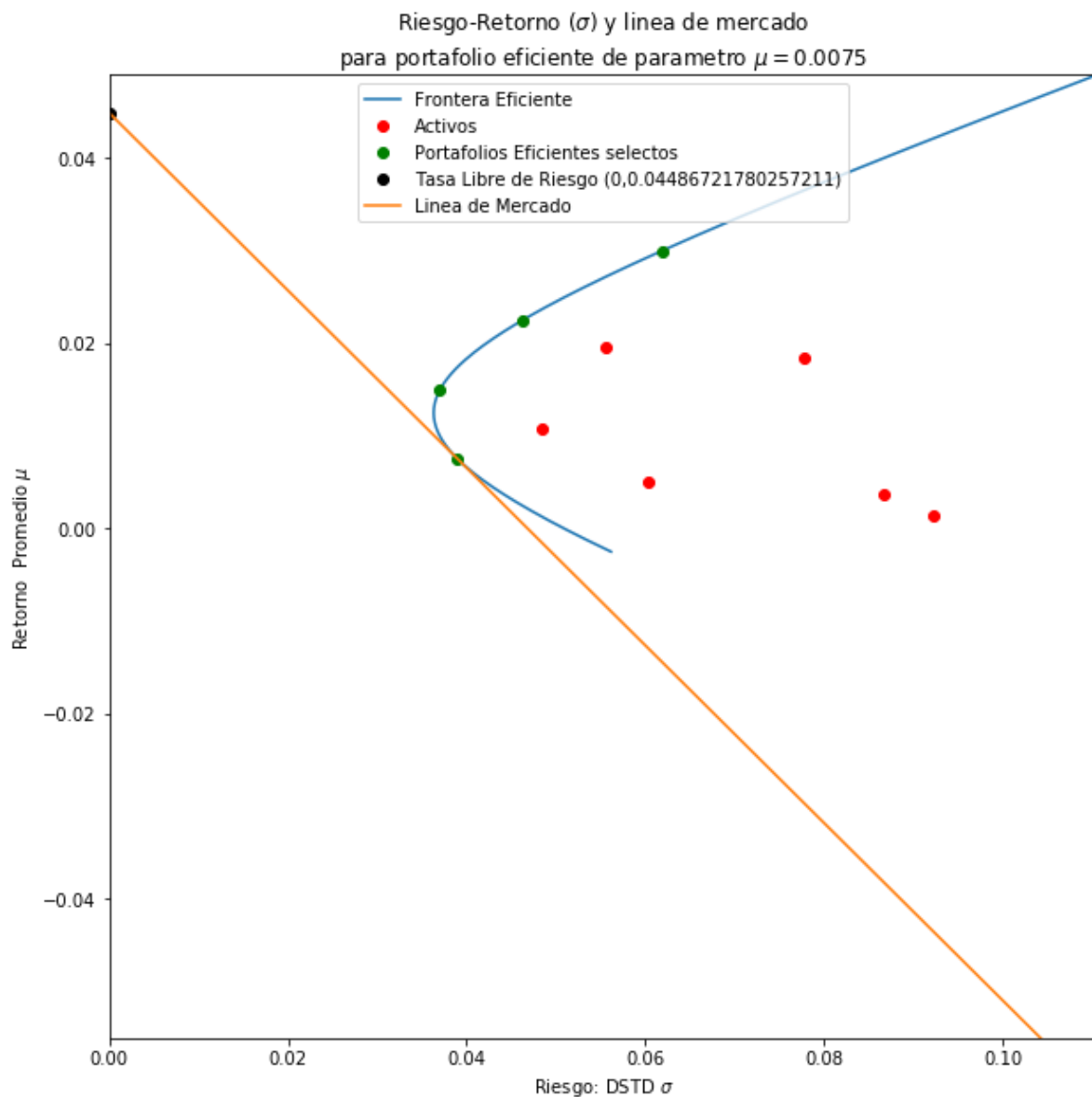
[[ 0.035061]
 [ 0.457911]]

```

```
[ 0.219239]
[-0.088331]
[ 0.118258]
[ 0.257863]]
```

El cual tiene un rendimiento promedio de: 0.0075 una varianza de 0.001521750901136676 y le corresponde una tasa libre de riesgo de 0.04486721780257211

Out[23]: <matplotlib.legend.Legend at 0x7fee184a7e48>



El portafolio optimo que se halla con este valor de  $\mu$  no es deseable, pues hay portafolios con mayores rendimientos y menores riesgos disponibles. Por lo tanto, la línea de mercado hallada

no es útil.

## **SEGUNDO PORTAFOLIO**

```

In [24]: # SEGUNDO PORTAFOLIO

#Indice para el portafolio actual
# UNICO PARAMETRO QUE SE CAMBIA PARA LAS GRAFICAS SIGUIENTES
i = 1

#####
mu = musElegidos[i]
port = portElegidos[i]
var = varPort(port)
std = np.sqrt(var)
tau = corteMu(mu)

# Pendiente de la linea de mercado de capital
m = (mu - tau)/(std-0)

print("El portafolio eficiente para el cual se está graficando su línea
      xOptMu(musElegidos[i]))
print("El cual tiene un rendimiento promedio de: ", mu,
      "una varianza de", var,
      "y le corresponde una tasa libre de riesgo de", tau)

plt.figure(figsize = (10,10))
plt.title("Riesgo-Retorno ( $\sigma$ ) y linea de mercado \npara portafol")

plt.xlabel("Riesgo: DSTD  $\sigma$ ")
plt.ylabel("Retorno Promedio  $\mu$ ")

plt.xlim(left = 0, right = sigMax)
plt.ylim(bottom = -0.055, top = muMax)

# Frontera eficiente
plt.plot(stdFront, mus)

# Activos elegidos
plt.plot(np.sqrt(varianzas), retProm, 'ro')

# 4 Portafolios Eficientes
plt.plot(np.sqrt(varElegidos), musElegidos, 'go')

# LINEA DE MERCADO Y CORTE CON EL EJE DE RENDIMIENTOS: TASA LIBRE DE RI
plt.plot([0], [tau], 'ko')
xs = np.linspace(0, sigMax, 100)
ys = m*xs + tau
plt.plot(xs, ys)

plt.legend(("Frontera Eficiente", "Activos", "Portafolios Eficientes se",
          "Tasa Libre de Riesgo (0," + str(tau)+")", "Linea de Mercado

```

El portafolio eficiente para el cual se está graficando su línea de m  
 ercado y tasa libre de riesgo es:

```

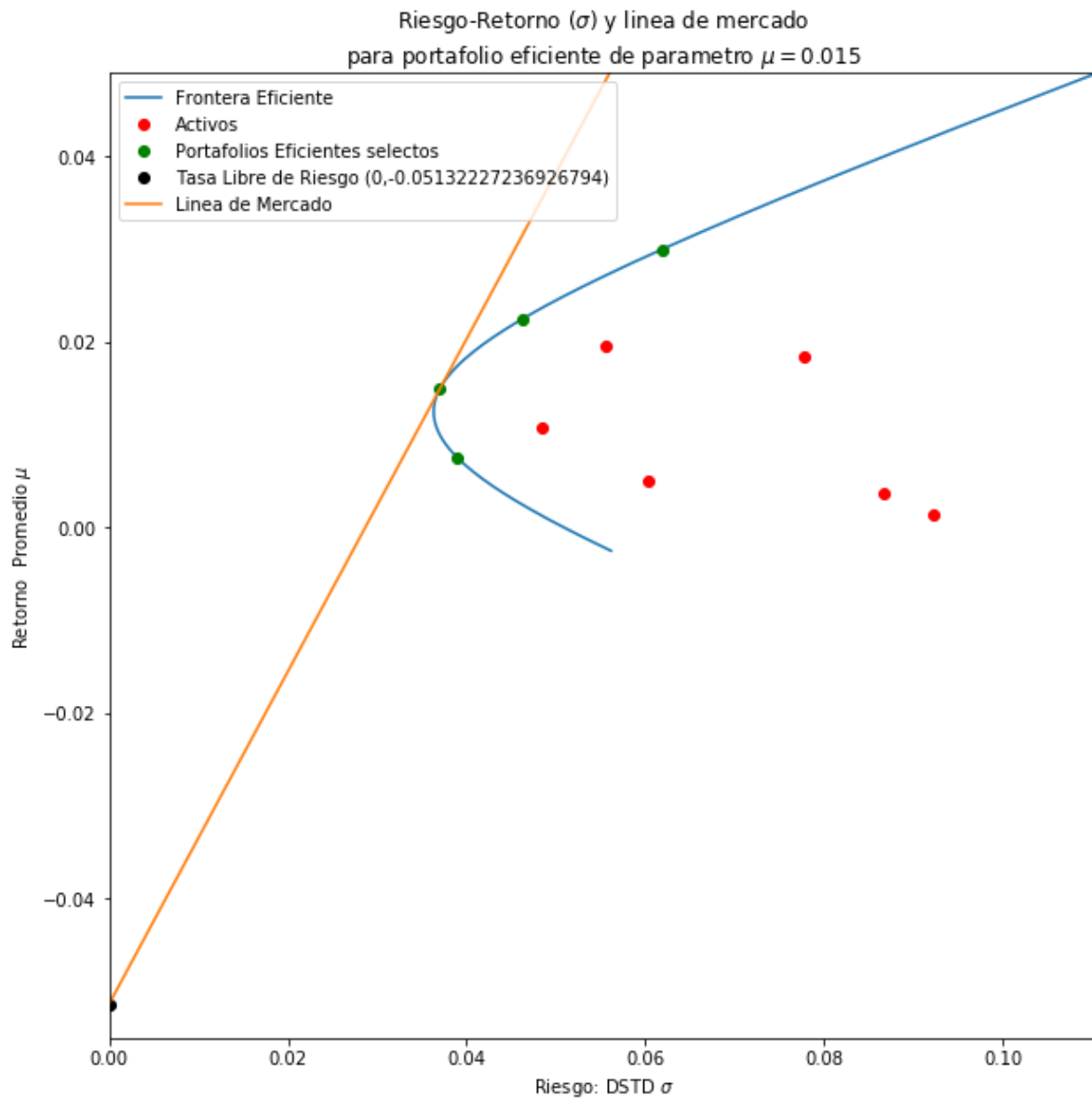
[[-0.082058]
 [ 0.248468]
 [ 0.029897]

```

```
[ 0.390083]
[ 0.212156]
[ 0.201454]]
```

El cual tiene un rendimiento promedio de: 0.015 una varianza de 0.0013714032465502388 y le corresponde una tasa libre de riesgo de -0.05132227236926794

Out[24]: <matplotlib.legend.Legend at 0x7fee18247f98>



### TERCER PORTAFOLIO

```

In [25]: # TERCER PORTAFOLIO

#Indice para el portafolio actual
# UNICO PARAMETRO QUE SE CAMBIA PARA LAS GRAFICAS SIGUIENTES
i = 2

#####
mu = musElegidos[i]
port = portElegidos[i]
var = varPort(port)
std = np.sqrt(var)
tau = corteMu(mu)

# Pendiente de la linea de mercado de capital
m = (mu - tau)/(std-0)

print("El portafolio eficiente para el cual se está graficando su línea
      xOptMu(musElegidos[i]))
print("El cual tiene un rendimiento promedio de: ", mu,
      "una varianza de", var,
      "y le corresponde una tasa libre de riesgo de", tau)

plt.figure(figsize = (10,10))
plt.title("Riesgo-Retorno ( $\sigma$ ) y linea de mercado \npara portafol")

plt.xlabel("Riesgo: DSTD  $\sigma$ ")
plt.ylabel("Retorno Promedio  $\mu$ ")

plt.xlim(left = 0, right = sigMax)
plt.ylim(bottom = -0.05, top = muMax)

# Frontera eficiente
plt.plot(stdFront, mus)

# Activos elegidos
plt.plot(np.sqrt(varianzas), retProm, 'ro')

# 4 Portafolios Eficientes
plt.plot(np.sqrt(varElegidos), musElegidos, 'go')

# LINEA DE MERCADO Y CORTE CON EL EJE DE RENDIMIENTOS: TASA LIBRE DE RI
plt.plot([0], [tau], 'ko')
xs = np.linspace(0, sigMax, 100)
ys = m*xs + tau
plt.plot(xs, ys)

plt.legend(("Frontera Eficiente", "Activos", "Portafolios Eficientes se",
          "Tasa Libre de Riesgo (0," + str(tau)+")", "Linea de Mercado"))

```

El portafolio eficiente para el cual se está graficando su línea de m  
ercado y tasa libre de riesgo es:

```

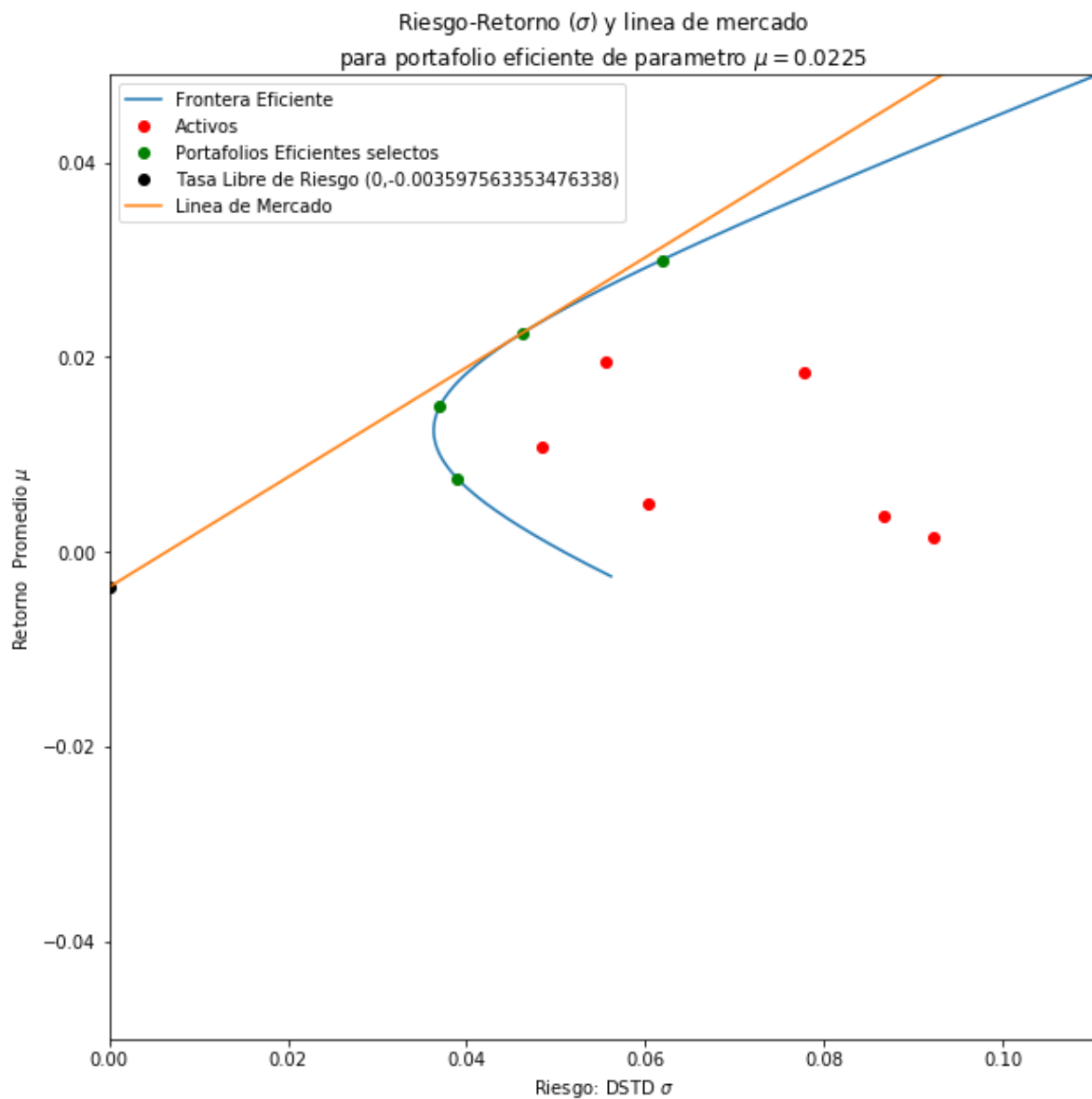
[[-0.199176]
 [ 0.039026]]

```

```
[-0.159444]
[ 0.868497]
[ 0.306053]
[ 0.145044]]
```

El cual tiene un rendimiento promedio de: 0.0225 una varianza de 0.0021420869651279212 y le corresponde una tasa libre de riesgo de -0.003597563353476338

Out[25]: <matplotlib.legend.Legend at 0x7fee17c62eb8>



## CUARTO PORTAFOLIO





In [26]:

```

# CUARTO PORTAFOLIO

#Indice para el portafolio actual
# UNICO PARAMETRO QUE SE CAMBIA PARA LAS GRAFICAS SIGUIENTES
i = 3

#####
mu = musElegidos[i]
port = portElegidos[i]
var = varPort(port)
std = np.sqrt(var)
tau = corteMu(mu)

# Pendiente de la linea de mercado de capital
m = (mu - tau)/(std-0)

print("El portafolio eficiente para el cual se está graficando su línea
      xOptMu(musElegidos[i]))
print("El cual tiene un rendimiento promedio de: ", mu,
      "una varianza de", var,
      "y le corresponde una tasa libre de riesgo de", tau)

plt.figure(figsize = (10,10))
plt.title("Riesgo-Retorno ( $\sigma$ ) y linea de mercado \npara portafol")

plt.xlabel("Riesgo: DSTD  $\sigma$ ")
plt.ylabel("Retorno Promedio  $\mu$ ")

plt.xlim(left = 0, right = sigMax)
plt.ylim(bottom = -0.055, top = muMax)

# Frontera eficiente
plt.plot(stdFront, mus)

# Activos elegidos
plt.plot(np.sqrt(varianzas), retProm, 'ro')

# 4 Portafolios Eficientes
plt.plot(np.sqrt(varElegidos), musElegidos, 'go')

# LINEA DE MERCADO Y CORTE CON EL EJE DE RENDIMIENTOS: TASA LIBRE DE RI
plt.plot([0], [tau], 'ko')
xs = np.linspace(0, sigMax, 100)
ys = m*xs + tau
plt.plot(xs, ys)

plt.legend(("Frontera Eficiente", "Activos", "Portafolios Eficientes se",
          "Tasa Libre de Riesgo (0," + str(tau)+")", "Linea de Mercado

```

El portafolio eficiente para el cual se está graficando su línea de m  
 ercado y tasa libre de riesgo es:

```

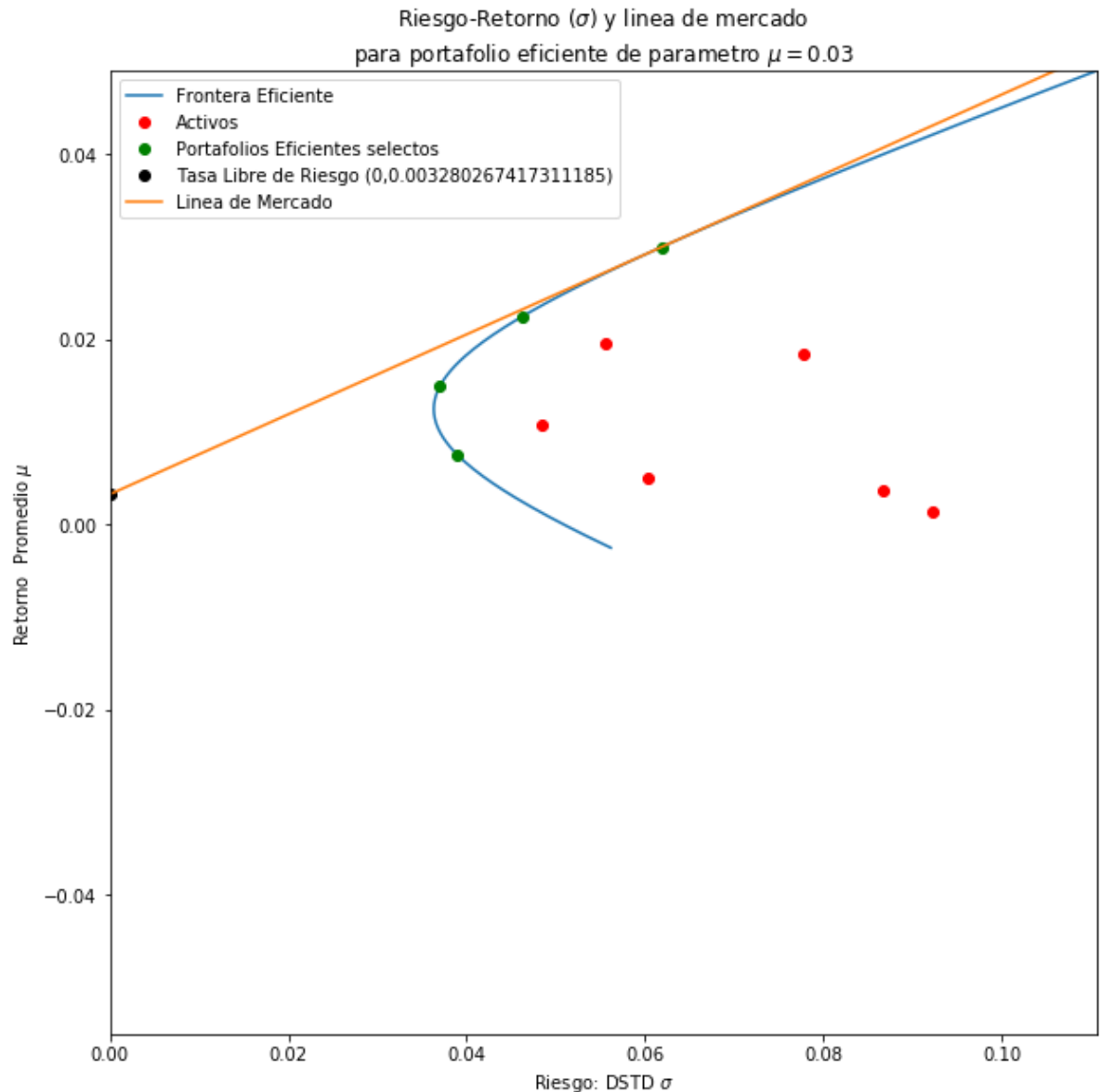
[[-0.316295]
 [-0.170417]
 [-0.348785]]

```

```
[ 1.346911]
[ 0.399951]
[ 0.088635]]
```

El cual tiene un rendimiento promedio de: 0.03 una varianza de 0.0038338020568697267 y le corresponde una tasa libre de riesgo de 0.003280267417311185

Out[26]: <matplotlib.legend.Legend at 0x7fee17a0a588>



## 8

Si la ecuación de la asíntota es  $\sigma = m' \mu + b'$ , hallando el  $\lim_{\mu \rightarrow \infty} \frac{\sigma_{x^*}(\mu)}{m\mu' + b'}$  concluimos que  $m' = \sqrt{A/D}$ . En ese caso  $b' = \lim_{\mu \rightarrow \infty} (\sigma_{x^*}(\mu) - \sqrt{A/D}\mu) = -\frac{B}{\sqrt{AD}}$ .

Despejando  $\mu$  como función de  $\sigma$ , la recta queda reescrita como  $\mu = \sqrt{\frac{D}{A}}\sigma + \frac{B}{A}$ , es decir que tiene pendiente  $m = \sqrt{\frac{D}{A}}$  e intercepto  $\tau^* = \frac{B}{A}$

```
In [27]: muMax = 4*np.max(retProm) # Mu maximo para el cual se calcula la frontera
sigMax = np.sqrt((A*muMax**2 - 2*muMax*B + C)/D) #Limite derecho del eje de rendimientos

mus = np.linspace(-0.0025, muMax, 200)
stdFront = np.sqrt((A*mus**2 - 2*mus*B + C)/D)
```

```
In [28]: m = np.sqrt(D/A)
tauOpt = B/A

print("El corte de la asintota con el eje de rendimientos, tau* =", tauOpt)
      "se interpreta como la tasa libre de riesgo máxima que es compatible con algún portafolio eficiente encontrado. La asintota, entonces, representa un límite a las posibles combinaciones de rendimientos y riesgos que son razonables en combinación con 'el portafolio eficiente' de rendimiento y riesgo infinito."
```

El corte de la asintota con el eje de rendimientos, tau\* = 0.012474287730313116 se interpreta como la tasa libre de riesgo máxima que es compatible con algún portafolio eficiente encontrado. La asintota, entonces, representa un límite a las posibles combinaciones de rendimientos y riesgos que son razonables en combinación con 'el portafolio eficiente' de rendimiento y riesgo infinito.

```

In [29]: plt.figure(figsize = (10,10))
plt.title("Riesgo-Retorno ( $\sigma$ ) y asíntota superior de la curva de

plt.xlabel("Riesgo: DSTD  $\sigma$ ")
plt.ylabel("Retorno Promedio  $\mu$ ")

plt.xlim(left = 0, right = sigMax)
plt.ylim(bottom = -0.055, top = muMax)

# Frontera eficiente
plt.plot(stdFront, mus)

# 4 Portafolios Eficientes
plt.plot(np.sqrt(varElegidos), musElegidos, 'go')

# ASINTOTA SUPERIOR
xs = np.linspace(0, sigMax, 100)
ys = m*xs + tau0pt
plt.plot(xs, ys)

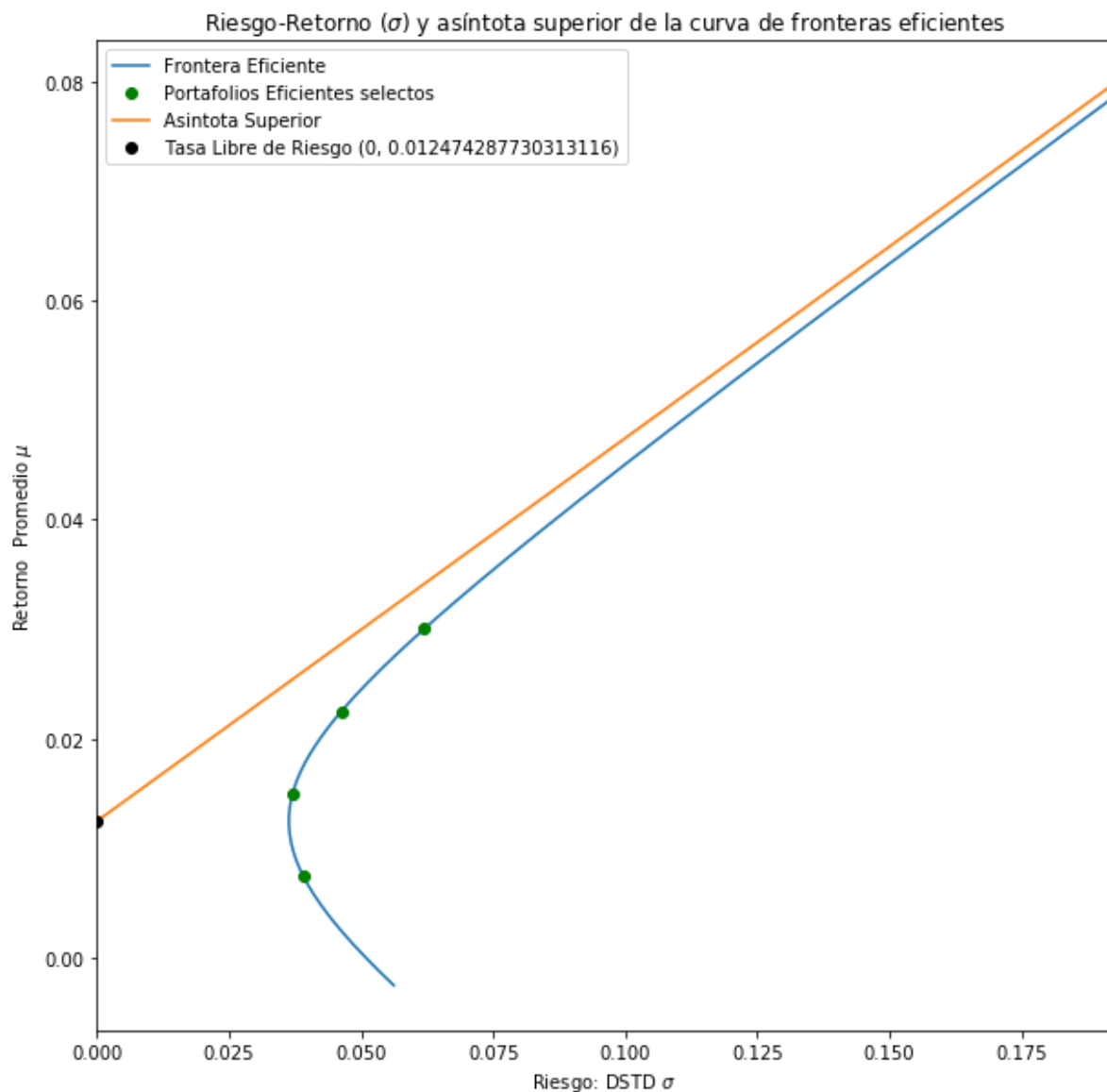
plt.plot([0], [tau0pt], 'ko')

#

plt.legend(("Frontera Eficiente", "Portafolios Eficientes selectos",
           "Asintota Superior", "Tasa Libre de Riesgo (0, " + str(tau0pt)

```

Out[29]: <matplotlib.legend.Legend at 0x7fee1781ad30>



## 9

La frontera eficiente esta descrita por la fórmula  $\sigma^2(\mu) = \frac{A\mu^2 - 2B\mu + C}{D}$ , la cual, al ser derivada e igualada a 0 respecto a  $\mu$  nos dice que el valor mínimo de riesgo (ya sea varianza o desviación estándar) se encuentra cuando  $\mu^{**} = \frac{B}{A} = \tau^*$ , para el cual la varianza del portafolio correspondiente será  $\sigma_{**}^2 = \frac{1}{A}$  y el portafolio estará dado, entonces, por  $x^{**} = \frac{1}{A} S^{-1} \hat{u}$ . En nuestro caso:

```
In [30]: muOpt = B/A
varOpt = 1/A
sigOpt = np.sqrt(varOpt)
portOpt = xOptMu(muOpt)

print("Rentabilidad Óptima:\t", muOpt)
print("Varianza Óptima:\t", varOpt)
print("Desviación estandar Óptima:\t", sigOpt)
print("Portafolio Óptimo:\n", portOpt)
```

```
Rentabilidad Óptima:      0.012474287730313116
Varianza Óptima:         0.0013191768996118408
Desviación estandar Óptima:      0.036320474936485075
Portafolio Óptimo:
[[-0.042617]
 [ 0.319    ]
 [ 0.09366  ]
 [ 0.228971]
 [ 0.180534]
 [ 0.22045  ]]
```

## 10

### Usando las fórmulas que definen a los valores

Para hallar el rendimiento promedio el portafolio  $x$  usamos  $\bar{r}_x = \bar{r}^T \cdot x$  (función muPort).

Para hallar su varianza usamos  $\sigma_x = x^T S x$  (función varPort).

La tasa libre de riesgo la hallamos como el punto de corte la línea de mercado de capital, es decir aquella línea tangente a la frontera eficiente que pasa por el portafolio, la cual vimos que tenía fórmula  $\tau = \frac{2A(\mu^*)^2 - 2B\mu^* - 2\sigma^2 D}{2A\mu^* - 2B}$  (función corteMu).

```
In [31]: datos = []

for i in range(len(musElegidos)):
    mu = muPort(portElegidos[i])
    var = varPort(portElegidos[i])
    std = np.sqrt(var)
    tau = corteMu(mu)
    datos.append([mu, var, std, tau])

print("TABLA CALCULADA CON FÓRMULAS DE DEFINICIÓN PARA LOS 4 PORTAFOLIOS EFICIENTES ELEGIDOS")
print(tabulate(datos, ["Rentabilidad Promedio", "Varianza", "Desv. Std.", "Tasa L.R compatible"])
```

TABLA CALCULADA CON FÓRMULAS DE DEFINICIÓN PARA LOS 4 PORTAFOLIOS EFICIENTES ELEGIDOS

	Rentabilidad Promedio	Varianza	Desv. Std.	Tasa L.R compatible
--	-----	-----	-----	-----
1	0.0075	0.00152175	0.0390096	0.044867
2	0.015	0.0013714	0.0370325	-0.051322
3	0.0225	0.00214209	0.0462827	-0.003597
56	0.03	0.0038338	0.0619177	0.003280
27				

## Usando las fórmulas halladas al optimizar respecto a $\mu$

Al resolver el problema de optimización de varianza de los portafolios dada la rentabilidad promedio  $\mu$ , se deduce que su varianza está dada por la fórmula  $\sigma^2(\mu) = \frac{A\mu^2 - 2B\mu + C}{D}$  (funcion varMu).

Utilizamos la misma formula de  $\tau$  que en la tabla anterior.



```
In [32]: def varMu(mu):
          return (A*mu**2 - 2*B*mu + C)/(D)

          datos = []

          for i in range(len(musElegidos)):
              mu = musElegidos[i]
              var = varMu(mu)
              std = np.sqrt(var)
              tau = corteMu(mu)
              datos.append([mu, var, std, tau])

          print("TABLA CALCULADA CON FÓRMULAS DEL PRIMER PROBLEMA DE OPTIMIZACION")
          print(tabulate(datos, ["Rentabilidad Promedio", "Varianza", "Desv. Std.",
```

TABLA CALCULADA CON FÓRMULAS DEL PRIMER PROBLEMA DE OPTIMIZACION PARA LOS 4 PORTAFOLIOS EFICIENTES ELEGIDOS

	Rentabilidad Promedio	Varianza	Desv. Std.	Tasa L.R compatible
--	-----	-----	-----	-----
1	0.0075	0.00152175	0.0390096	0.044867
2	0.015	0.0013714	0.0370325	-0.051322
3	0.0225	0.00214209	0.0462827	-0.003597
56	0.03	0.0038338	0.0619177	0.003280
27				

## Usando las fórmulas que se deducen al resolver el problema de optimización respecto a $\tau$

Ahora usamos las fórmulas halladas de la solución al problema de optimización convexo de la función  $Max \frac{\tilde{r}_x - \tau}{\sigma_x}$  para un parámetro  $\tau$  bajo la condición  $x \cdot \hat{u} = 1$ .

La rentabilidad promedio viene dada por la fórmula  $\mu(\tau) = \frac{C - \tau B}{B - \tau A}$  (funcion muTau).

La varianza del portafolio eficiente hallado viene dado por la fórmula  $\sigma^2(\tau) = \frac{\mu(\tau) - \tau}{B - \tau A}$  (funcion varTau).

```
In [33]: datos = []

def tauMu(mu):
    return (mu*B - C)/(mu*A - B)

def muTau(tau):
    return (C - tau*B)/(B - tau*A)

def varTau(tau):
    return (muTau(mu) - tau)/(B - tau * A)

for i in range(len(musElegidos)):
    mu = muTau(tausCalculados[i]) # Taus calculados son los valores calculados
    var = varMu(mu)
    std = np.sqrt(var)
    tau = tauMu(mu)
    datos.append([mu, var, std, tau])

print("TABLA CALCULADA CON FÓRMULAS DE DEFINICIÓN PARA LOS 4 PORTAFOLIOS EFICIENTES ELEGIDOS")
print(tabulate(datos, ["Rentabilidad Promedio", "Varianza", "Desv. Std.", "Tasa L.R compatible"])
```

TABLA CALCULADA CON FÓRMULAS DE DEFINICIÓN PARA LOS 4 PORTAFOLIOS EFICIENTES ELEGIDOS

	Rentabilidad Promedio	Varianza	Desv. Std.	Tasa L.R compatible
1	0.0075	0.00152175	0.0390096	0.044867
2	0.015	0.0013714	0.0370325	-0.051322
3	0.0225	0.00214209	0.0462827	-0.003597
56	0.03	0.0038338	0.0619177	0.003280
27				

Al comparar las 3 tablas, vemos que son en efecto todos los valores coinciden, a pesar de haberse usado fórmulas distintas.

## 11

Esogemos el portafolio con  $\mu = 0.03$ , para el cual  $\tau = 0.00328027$  y  $\sigma^2 = 0.0038338$

```
In [34]: portPM = portElegidos[3]
```

Podemos o no usar el hecho de que  $cov(r_x, r_y) = x^T S y$  para definir la función covarianza.

Funciones ayudantes:

```
In [35]: def covarianza(portX, portY):
#cov = 0
# Calculo de la rentabilidad promedio de los portafolios
#muX = muPort(portX)
#print(muX)
#muY = muPort(portY)
#print(muY)
#
#for k in range(M):
#    cov += (portX[k] - muX)*(portY[k] - muY)
#
#return cov[0]/M
return portX.T.dot(S).dot(portY)

# Test para comprobar que la funcion de covarianza funciona
#print(covarianza(portElegidos[1], portElegidos[1]))

def betal(portX, portPM):
    return (covarianza(portX, portPM)/covarianza(portPM, portPM))[0,0]

def beta2(portX, portPM):
    muX = muPort(portX)
    muPM = muPort(portPM)
    tau = tauMu(muPM)
    return (muX - tau)/(muPM - tau)
```

Representamos los activos como portafolios:

```
In [36]: # Matriz cuya entrada k sera el portafolio correspondiente al activo k
portActivos = np.zeros((M, M, 1))

for k in range(M):
    # El activo k se representa como el portafolio que tiene un 1 en la
    portActivos[k, k] = 1

print(portActivos[0])
print(portPM)
```

```
[[1.]
 [0.]
 [0.]
 [0.]
 [0.]
 [0.]]
[[-0.316295]
 [-0.170417]
 [-0.348785]
 [ 1.346911]
 [ 0.399951]
 [ 0.088635]]
```

Tabulamos el resultado de las 2 formulas para beta:

```
In [37]: datos = []

betas1 = []
betas2 = []
for k in range(M):
    betas1.append(beta1(portActivos[k], portPM))
    betas2.append(beta2(portActivos[k], portPM))

# Para tabular
datos.append(betas1)
datos.append(betas2)

print("BETAS DE CADA ACTIVO RESPECTO A PORTAFOLIO PM ESCOGIDO, SEGUN LAS 2 FORMULAS")
print(tabulate(datos, ["Activo " + str(k) for k in range(1, M+1)]))
```

BETAS DE CADA ACTIVO RESPECTO A PORTAFOLIO PM ESCOGIDO, SEGUN LAS 2 FORMULAS

Activo 1	Activo 2	Activo 3	Activo 4	Activo 5	Activo 6
-0.0672316	0.283891	0.0649758	0.610742	0.565275	0.0121788
-0.0672316	0.283891	0.0649758	0.610742	0.565275	0.0121788

Como los 2 renglones son iguales, concluimos que las 2 formulas son equivalentes.

## Referencias

- <https://finance.yahoo.com/quote/CIB/history?period1=1505883600&period2=1568955600&interval=1mo&filter=history&frequency=1mo>  
(<https://finance.yahoo.com/quote/CIB/history?period1=1505883600&period2=1568955600&interval=1mo&filter=history&frequency=1mo>)
- <https://finance.yahoo.com/quote/AVH/history?period1=1505883600&period2=1568955600&interval=1mo&filter=history&frequency=1mo>  
(<https://finance.yahoo.com/quote/AVH/history?period1=1505883600&period2=1568955600&interval=1mo&filter=history&frequency=1mo>)
- <https://finance.yahoo.com/quote/CIB/history?p=CIB&.tsrc=fin-srch>  
(<https://finance.yahoo.com/quote/CIB/history?p=CIB&.tsrc=fin-srch>)
- <https://es.investing.com/equities/exito-historical-data>  
(<https://es.investing.com/equities/exito-historical-data>)
- <https://es.investing.com/equities/grupoargos-historical-data>  
(<https://es.investing.com/equities/grupoargos-historical-data>)
- <https://es.investing.com/indices/ftse-colombia-historical-data>  
(<https://es.investing.com/indices/ftse-colombia-historical-data>)
- <https://es.investing.com/equities/carton-de-colombia-sa-historical-data>  
(<https://es.investing.com/equities/carton-de-colombia-sa-historical-data>)
- <https://www.investing.com/equities/mineros-sa-historical-data>  
(<https://www.investing.com/equities/mineros-sa-historical-data>)

