Se importa las librerías

In [1]:
```python
import pandas as pd
import statsmodels.formula.api as smf
import statsmodels.api as sm
import matplotlib.pyplot as plt
import seaborn as sns
import scipy.stats as st
import numpy as np
import scipy.stats as ss
from itertools import combinations
import re
```

In [2]:
```python
## preguntar por las funciones de la librería sm y smf
## https://yuasaavedraco.github.io/Docs/Regresi%C3%B3n_Lineal_Simple_con_Python.html
## https://localcoder.org/stepwise-regression-in-python
```

Pregunta 1:

Describa los datos, entregando gráficos y tablas que muestren las principales características de la base de datos. Ayuda: puede emplear el método .hist(bins=n_bins, figsize = (ancho, alto)) para graficar un resu- men de histogramas de los datos.

Se hace una transformación al archivo original para que pase a ser un csv

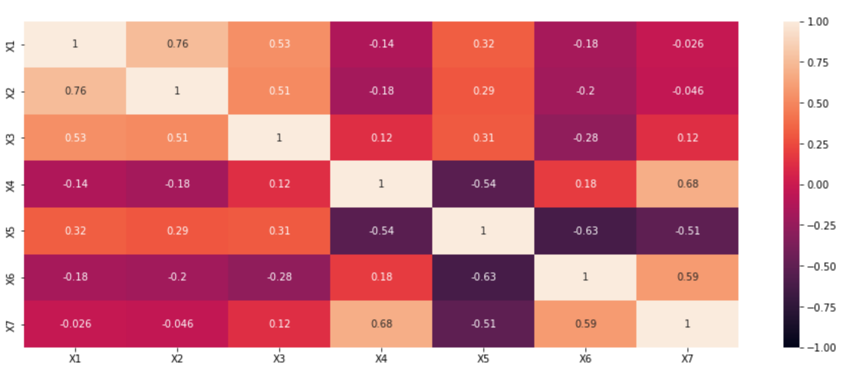
In [3]:
```python
df=pd.read_csv('/Users/milan/crime_usa.csv',sep=';')
df.shape
```

Out[3]:
```
(50, 7)
```

Se revisa las correlaciones iniciales de las columnas del dataset

In [4]:
```python
plt.figure(figsize=(16, 6))
sns.heatmap(df.corr(), vmin=-1, vmax=1, annot=True)
```

Out[4]:
```
<AxesSubplot:>
```



- Se muestra que las opciones X2,X3 y X5 tienen una correlación relativamente importante, por tanto estimo que serán significativas más adelante en el ejercicio

Se hace un modelo de regresión linear múltiple sin una limpieza previa para ver sus resultados generales

- Se ocupan 2 funciones para estimar regresión lineal a la espera de confirmar cual es la diferencia entre ambas

In [5]:
```python
x_corr=sm.add_constant(df[['X2','X3','X4','X5','X6','X7']])
y= df['X1']
regressor_OLS = sm.OLS(y,x_corr).fit()
regressor_OLS.summary()
```

```
C:\Users\milan\anaconda3\lib\site-packages\statsmodels\tsa\tsatools.py:142: FutureWarning: In a future version of pandas all arguments of concat except for the argument 'objs' will be keyword-only
  x = pd.concat(x[::order], 1)
```

Out[5]:

OLS Regression Results

Dep. Variable:	X1	**R-squared:**	0.613
Model:	OLS	**Adj. R-squared:**	0.559
Method:	Least Squares	**F-statistic:**	11.36
Date:	Sat, 14 May 2022	**Prob (F-statistic):**	1.42e-07
Time:	00:45:32	**Log-Likelihood:**	-330.87
No. Observations:	50	**AIC:**	675.7
Df Residuals:	43	**BIC:**	689.1
Df Model:	6		
Covariance Type:	nonrobust		

	coef	std err	t	P>|t|	[0.025	0.975]
const	100.3936	370.693	0.271	0.788	-647.180	847.968
X2	0.3323	0.060	5.574	0.000	0.212	0.453
X3	3.9982	2.682	1.490	0.143	-1.412	9.408
X4	1.8579	5.241	0.355	0.725	-8.711	12.427
X5	7.8389	7.760	1.010	0.318	-7.810	23.488
X6	2.5588	3.427	0.747	0.459	-4.352	9.470
X7	-3.2312	10.715	-0.302	0.764	-24.841	18.378

Omnibus:	23.696	**Durbin-Watson:**	1.860
Prob(Omnibus):	0.000	**Jarque-Bera (JB):**	43.825
Skew:	1.411	**Prob(JB):**	3.04e-10
Kurtosis:	6.615	**Cond. No.**	1.13e+04

Notes:
[1] Standard Errors assume that the covariance matrix of the errors is correctly specified.
[2] The condition number is large, 1.13e+04. This might indicate that there are
strong multicollinearity or other numerical problems.

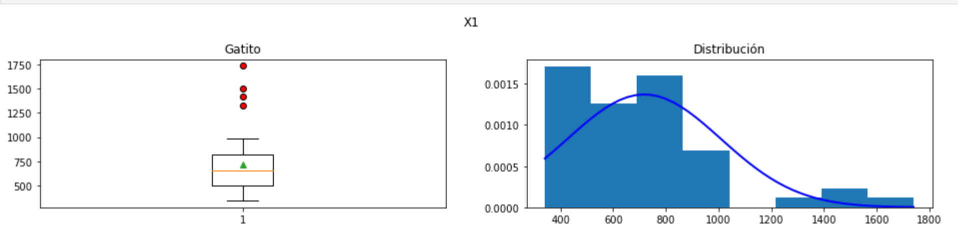
- Se obtiene que la R2 0.559 para la formula X1~X2+X3+X4+X5+X5+X7

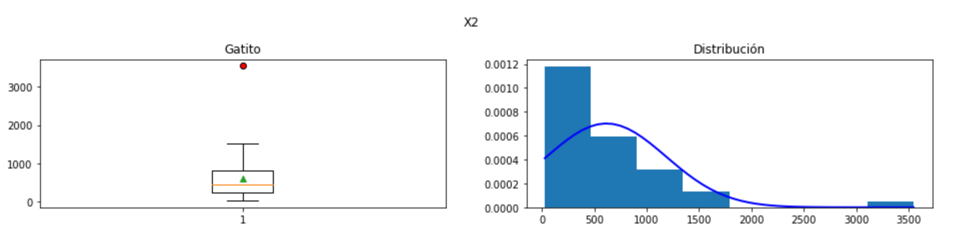
Se crea función para plotear rápidamente las columnas

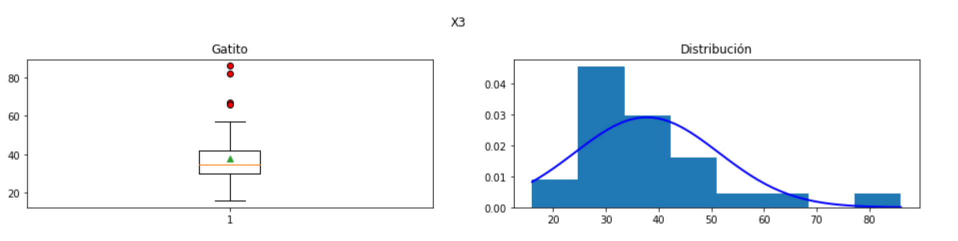
In [6]:
```python
def graficas_plot(nom,x):
    data_plt=x
    fig = plt.figure(figsize=(16, 6))
    fig.suptitle(nom)
    ax1 = fig.add_subplot(221)
    ax1.set_title('Gatito')
    ax1.boxplot(x, flierprops=dict(markerfacecolor='red', marker='o'), showmeans=True);
    ax2 = fig.add_subplot(222)

    ax2.hist(data_plt, density=True, bins=8, label="Data")
    mn = data_plt.min()
    mx = data_plt.max()
    rv = ss.norm(np.mean(data_plt), np.std(data_plt))
    x = np.linspace(mn,mx)
    ax2.set_title('Distribución')
    ax2.plot(x, rv.pdf(x), lw=2, color="blue");
```

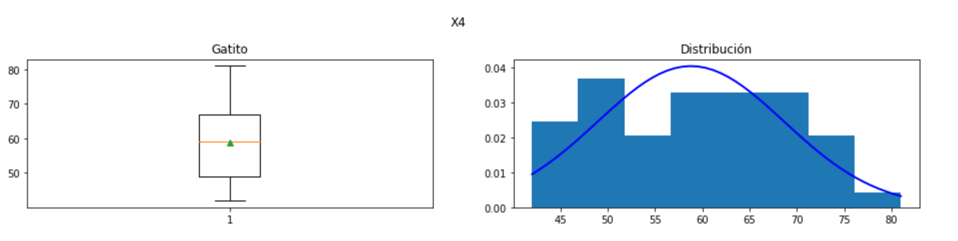
Se valida los valores de las columnas

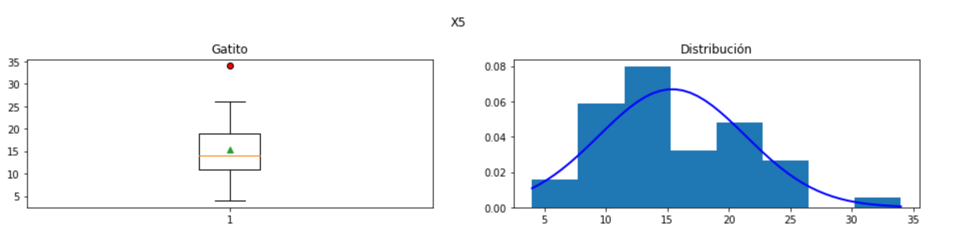
In [7]:
```python
graficas_plot("X1",df['X1'])
graficas_plot("X2",df['X2'])
graficas_plot("X3",df['X3'])
graficas_plot("X4",df['X4'])
graficas_plot("X5",df['X5'])
graficas_plot("X6",df['X6'])
graficas_plot("X7",df['X7'])
```

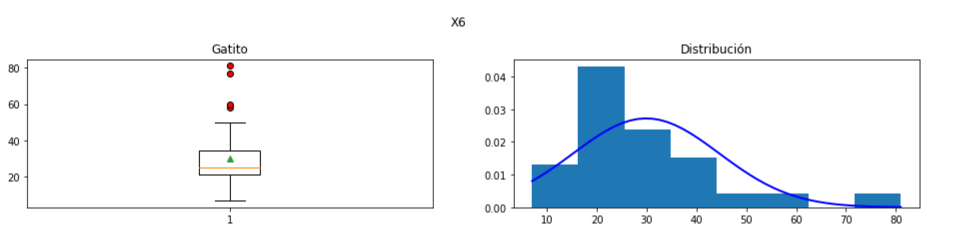


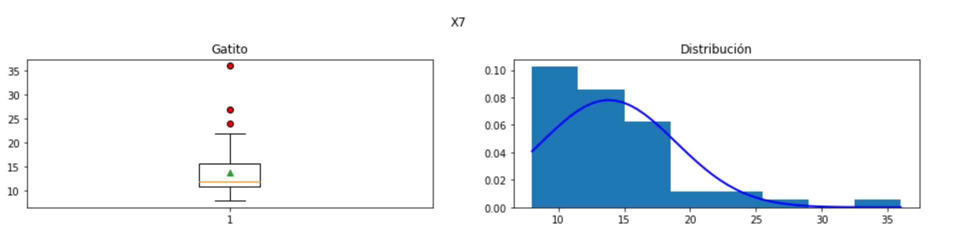












- Se presenta que la mayoría de las variables predictoras estudiados tienen a tener OUTLINER con número excesimante grandes a diferencia de otras variables, esto se debe expresar a que el crimen y la consecuente lucha que se lleva contra ellas en ciertas ciudades de estados unidos se encuentra disparada.

Se eliminó una sección del código donde validaba si era conveniente eliminar outliner, se llega a la conclusión de que quitar las outliner empeorá la calidad del modelo, esto puede estar causado por la poca cantidad de variables del modelo

In [8]:
```python
df[df['X2']>2000]
```

Out[8]:

	X1	X2	X3	X4	X5	X6	X7
40	1740	3545	86	62	22	18	15

- Por ejemplo, validando este registro con un OUTLINER en la columna "X2 - Crimen violento cada 100K" (Máximo APROX esperado:1700 / Valor real 3545), podemos ver que también presenta OUTLINER en "X1 - Crimen reportado cada 1M " (Máximo APROX esperado:1000 / Valor real 1740) y "X3 - "

Pregunta 2:

Efectúe un análisis de regresión lineal múltiple que explique la tasa de crímenes reportados totales por cada 1 millón de habitantes. Para esto, implemente la metodología de stepwise hacia atrás o hacia adelante, para encontrar la mejor combinación de variables explicatorias. Puede emplear cualquier métrica de desempeño de modelo: RMSE, R2, AIC, o BIC. Ayuda: Todas las métricas, parámetros, y otros resultados relevantes pueden ser revisados a partir del objeto ´model ´, en donde quedan almacenados al crear algún modelo de regresión

- Modelo de regresión sin parametros (M0), en esta parte no sabía si el modelo nulo debía ser X1 ~ PromedioY o X1 ~ 1+PromedioY, los intentos al usar esto dieron R2 0 o 1 dependiendo de la librería. por lo mismo la descarté de la conclusión que debía obtener

In [9]:
```python
df['y_mean']=np.mean(y)
y= df['X1']
m0 = sm.OLS(y,df['y_mean']).fit()
m0.summary()
```

Out[9]:

OLS Regression Results

Dep. Variable:	X1	**R-squared:**	0.000
Model:	OLS	**Adj. R-squared:**	0.000
Method:	Least Squares	**F-statistic:**	nan
Date:	Sat, 14 May 2022	**Prob (F-statistic):**	nan
Time:	00:45:33	**Log-Likelihood:**	-354.61
No. Observations:	50	**AIC:**	711.2
Df Residuals:	49	**BIC:**	713.1
Df Model:	0		
Covariance Type:	nonrobust		

	coef	std err	t	P>|t|	[0.025	0.975]
y_mean	1.0000	0.058	17.271	0.000	0.884	1.116

Omnibus:	21.722	**Durbin-Watson:**	1.178
Prob(Omnibus):	0.000	**Jarque-Bera (JB):**	31.319
Skew:	1.483	**Prob(JB):**	1.58e-07
Kurtosis:	5.498	**Cond. No.**	1.00

Notes:
[1] Standard Errors assume that the covariance matrix of the errors is correctly specified.

In [10]:
```python
mo_1 = sm.OLS(y,sm.add_constant(df['y_mean'])).fit()
mo_1.summary()
```

```
C:\Users\milan\anaconda3\lib\site-packages\statsmodels\tsa\tsatools.py:142: FutureWarning: In a future version of pandas all arguments of concat except for the argument 'objs' will be keyword-only
  x = pd.concat(x[::order], 1)
```

Out[10]:

OLS Regression Results

Dep. Variable:	X1	**R-squared:**	0.000
Model:	OLS	**Adj. R-squared:**	0.000
Method:	Least Squares	**F-statistic:**	nan
Date:	Sat, 14 May 2022	**Prob (F-statistic):**	nan
Time:	00:45:33	**Log-Likelihood:**	-354.61
No. Observations:	50	**AIC:**	711.2
Df Residuals:	49	**BIC:**	713.1
Df Model:	0		
Covariance Type:	nonrobust		

	coef	std err	t	P>|t|	[0.025	0.975]
y_mean	1.0000	0.058	17.271	0.000	0.884	1.116

Omnibus:	21.722	**Durbin-Watson:**	1.178
Prob(Omnibus):	0.000	**Jarque-Bera (JB):**	31.319
Skew:	1.483	**Prob(JB):**	1.58e-07
Kurtosis:	5.498	**Cond. No.**	1.00

Notes:
[1] Standard Errors assume that the covariance matrix of the errors is correctly specified.

Se trata de hacer stepwise con la siguiente página hacia adelante usando la siguiente función recuperada desde un sitio web

In [ ]:
```python
import statsmodels.formula.api as smf


def forward_selected(data, response):
    """Linear model designed by forward selection.

    Parameters:
    -----------
    data : pandas DataFrame with all possible predictors and response

    response: string, name of response column in data

    Returns:
    --------
    model: an "optimal" fitted statsmodels linear model
           with an intercept
           selected by forward selection
           evaluated by adjusted R-squared
    """
    remaining = set(data.columns)
    remaining.remove(response)
    selected = []
    current_score, best_new_score = 0.0, 0.0
    while remaining and current_score == best_new_score:
        scores_with_candidates = []
        for candidate in remaining:
            formula = "{} ~ {} + 1".format(response,
                                           ' + '.join(selected + [candidate]))
            score = smf.ols(formula, data).fit().rsquared_adj
            scores_with_candidates.append((score, candidate))
        scores_with_candidates.sort()
        best_new_score, best_candidate = scores_with_candidates.pop()
        if current_score < best_new_score:
            remaining.remove(best_candidate)
            selected.append(best_candidate)
            current_score = best_new_score
    formula = "{} ~ {} + 1".format(response,
                                   ' + '.join(selected))
    model = smf.ols(formula, data).fit()
    return model

model = forward_selected(df, 'X1')

print(model.model.formula)


print (model.rsquared_adj)
```

Por medio de la función se llego a las siguientes conclusiones

- La formula ideal es X1 ~ X2 + X3 + 1
- El R2 ajustado que se consigue es 0.5848856605529651

Siguiendo las lógicas explicadas en clases creé el siguiente código que termina generando un DataFrame con las formulas

In [ ]:
```python
x=df[['X2','X3','X4','X5','X6','X7']]
y=df['X1']
lista={}
r2={}
pos_f=0
for pos,oi in enumerate(x):
    temp = list(combinations(x, 1+pos))
    for posc,io in enumerate(temp):
        rt=[]
        for posh,ip in enumerate(io):
            rt.append(ip)
        apo = sm.OLS(y,sm.add_constant(x[rt])).fit()
        apo.model.endog_names
        apo.model.exog_names
        x_concat= ""
        for i in apo.model.exog_names:
            x_concat= x_concat+i+"+"
        lista[pos_f]=apo.model.endog_names+"~"+x_concat
        r2[pos_f]=apo.rsquared_adj
        pos_f=pos_f+1



d = {'Formula': lista, 'r2_adj': r2}

dg = pd.DataFrame(data=d)

dg.sort_values(by=['r2_adj'], ascending=False).head()
```

Por medio del ejercicio llegue a concluir que la formula y el R2 Ajustado propuestos por el código es correcto, consiguiendo exactamente el mismo resultado.

Pregunta 3

Muestre el resumen (summary()) del modelo escogido y describa sus principales características: - R2 - Esta- dístico F - Estadístico t

- A continuación se muestra el sumario de la formula ganadora:

In [ ]:
```python
fin = sm.OLS(y,sm.add_constant(df[['X2','X3']])).fit()
fin.summary()
```

Conclusiones

- El mejor R2_adj es 0.585
- EL estadístico F es los bastante bajo para no entregar preocupación por los parametros.
- Los estadístico t son adecuados, aunque para X3 esta un poco baja.
- El valor de P para X3 es un poco más alta que 0,05.

Pregunta 4:

Comente sus resultados en función del problema. ¿Cuáles son las variables que mejor explican el problema de la tasa de crimen en las ciudades de Estados Unidos?

- Me fijo que las variables del dataset las podríamos separar en 2 tipos:
  - las variables de "Abandono social" asociadas a factores de crimen y tasas de no educación en la población(X1,X2,X3,X5).
  - Las variables de "Diligencia social" asociadas principalmente a tasas sobre la educación en niveles medios y universitarios(X4,X6,X7).
- Habiendo una correlación alta entre X1 con las variables de abandono social (además que la combinación de variables en la regresión toman estas mismas variables) es claro que la falta de oportunidades para obtener una educación adecuada aumenta las tasas de criminalidad de las ciudades.
  - La falta de educación puede estar coartando las chances de superación de las personas.

In [ ]:
```python
df[df['X7']>30]
```

- Por ejemplo, en este registro donde vemos una tasa alta de personas de + de 25 años con estudios universitarios vemos que los valores de abandono social se encuentran dentro de los rangos esperados para su distribución, disponibles en el punto 1.
- Por el contrario puedo rescatar el mismo punto que vimos antes al inicio del documento y ver que los OUTLINER en variables de abandono social al ser altos dejan en rangos "aceptables/a la baja" en las variables de diligencia social.

In [ ]:
```python
df[df['X2']>2000]
```

- Sumado a que intente eliminar los OUTLINER dando como resultado el empobrecimiento del desempeño del dataset, da entender que estas variables son importantes.