Tarea_1_Joaquin_Zapata

April 30, 2025

[1]:
```python
import numpy as np
import pandas as pd
import matplotlib.pyplot as plt
import statsmodels.api as sm
import statsmodels.formula.api as smf
import sklearn
import scipy
from scipy.stats import nbinom
import seaborn as sns
from statsmodels.iolib.summary2 import summary_col

import warnings
warnings.filterwarnings("ignore")

%matplotlib inline
```

[2]:
```python
data = pd.read_csv("C:
↪\\Users\\joako\\Desktop\\python\\Tarea1_\\data\\machine_failure_data.csv")
data['Failure_today'] = data['Failure_today'].apply(lambda x: 0 if x in ['No']␣
↪else 1)
Grados = {
    'N': 0, 'NNE': 22.5, 'NE': 45, 'ENE': 67.5, 'E': 90,
    'ESE': 112.5, 'SE': 135, 'SSE': 157.5, 'S': 180,
    'SSW': 202.5, 'SW': 225, 'WSW': 247.5, 'W': 270,
    'WNW': 292.5, 'NW': 315, 'NNW': 337.5
}

data['Parameter1_Dir'] = data['Parameter1_Dir'].map(Grados)
data['Parameter2_9am'] = data['Parameter2_9am'].map(Grados)
data['Parameter2_3pm'] = data['Parameter2_3pm'].map(Grados)
data['Date'] = pd.to_datetime(data['Date'], format='mixed', dayfirst=False,␣
↪errors='coerce')

for i in data.columns:
    if data[i].dtype in ['float64', 'int64']:
        media = data[i].mean()
        data[i] = data[i].fillna(media)
```

```
corr = data.corr()
```

[3]:
```
data.describe()
```

[3]:

	Date	Location	Min_Temp	\
count	142193	142193.000000	142193.000000	
mean	2013-04-01 00:28:51.730816512	24.740655	12.186400	
min	2007-11-01 00:00:00	1.000000	-8.500000	
25%	2011-01-06 00:00:00	12.000000	7.600000	
50%	2013-05-27 00:00:00	25.000000	12.000000	
75%	2015-06-12 00:00:00	37.000000	16.800000	
max	2017-06-25 00:00:00	49.000000	33.900000	
std	NaN	14.237503	6.388924	

	Max_Temp	Leakage	Evaporation	Electricity	\
count	142193.000000	142193.000000	142193.000000	142193.000000	
mean	23.226784	2.349974	5.469824	7.624853	
min	-4.800000	0.000000	0.000000	0.000000	
25%	17.900000	0.000000	4.000000	7.624853	
50%	22.700000	0.000000	5.469824	7.624853	
75%	28.200000	0.800000	5.469824	8.700000	
max	48.100000	371.000000	145.000000	14.500000	
std	7.109554	8.423217	3.168114	2.734927	

	Parameter1_Dir	Parameter1_Speed	Parameter2_9am	…	Parameter3_3pm	\
count	142193.000000	142193.000000	142193.000000	…	142193.000000	
mean	169.987675	39.984292	163.484340	…	18.637576	
min	0.000000	6.000000	0.000000	…	0.000000	
25%	90.000000	31.000000	90.000000	…	13.000000	
50%	169.987675	39.000000	163.484340	…	18.637576	
75%	247.500000	46.000000	247.500000	…	24.000000	
max	337.500000	135.000000	337.500000	…	87.000000	
std	97.494047	13.138385	101.186501	…	8.721551	

	Parameter4_9am	Parameter4_3pm	Parameter5_9am	Parameter5_3pm	\
count	142193.000000	142193.000000	142193.000000	142193.000000	
mean	68.843810	51.482606	1017.653758	1015.258204	
min	0.000000	0.000000	980.500000	977.100000	
25%	57.000000	37.000000	1013.500000	1011.000000	
50%	70.000000	51.482606	1017.653758	1015.258204	
75%	83.000000	65.000000	1021.800000	1019.400000	
max	100.000000	100.000000	1041.000000	1039.600000	
std	18.932077	20.532065	6.746248	6.681788	

	Parameter6_9am	Parameter6_3pm	Parameter7_9am	Parameter7_3pm	\
count	142193.000000	142193.000000	142193.000000	142193.000000	

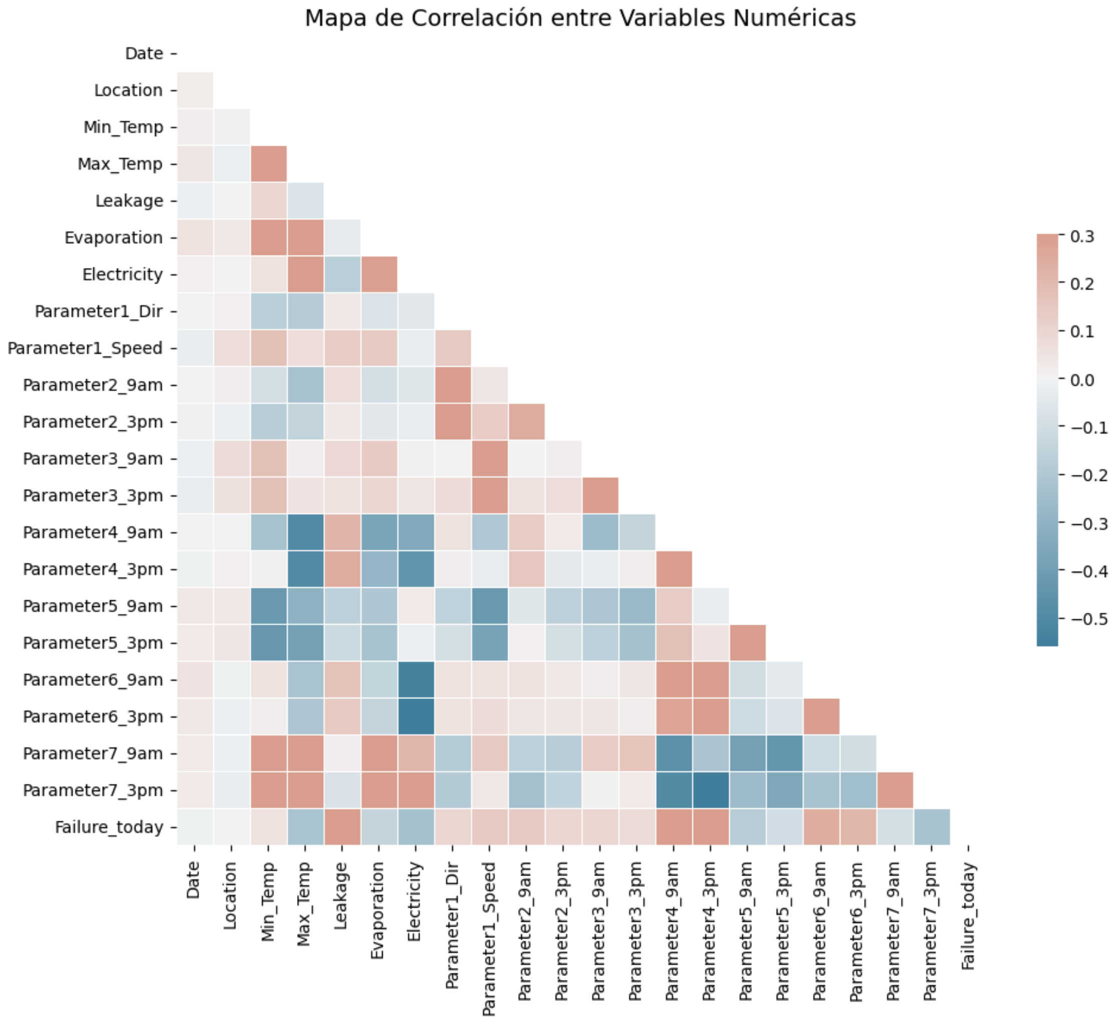
```
mean      4.437189      4.503167      16.987509      21.687235
min       0.000000      0.000000      -7.200000      -5.400000
25%       3.000000      4.000000      12.300000      16.700000
50%       4.437189      4.503167      16.800000      21.300000
75%       6.000000      6.000000      21.500000      26.300000
max       9.000000      9.000000      40.200000      46.700000
std       2.278080      2.104709       6.472166       6.870771

       Failure_today
count  142193.000000
mean        0.231101
min         0.000000
25%         0.000000
50%         0.000000
75%         0.000000
max         1.000000
std         0.421539

[8 rows x 22 columns]
```

[4]:

```
mask = np.triu(np.ones_like(corr, dtype=bool))
f, ax = plt.subplots(figsize=(11, 9))
cmap = sns.diverging_palette(230, 20, as_cmap=True)
sns.heatmap(corr, mask=mask, cmap=cmap, vmax=.3, center=0,
            square=True, linewidths=.5, cbar_kws={"shrink": .5})
plt.title("Mapa de Correlación entre Variables Numéricas", fontsize=14)
plt.show()
```



1 Pregunta 1

Cargar la base de datos en el ambiente. Identifique los tipos de datos que se encuentran en la base, realice estadisticas descriptivas sobre las variables importantes (Hint: Revisar la distribuciones, datos faltantes, outliers, etc.) y limpie las variables cuando sea necesario. R: Cargue los datos, vizualice y trabaje algunas columnas ya que no todas se podian trabajar de inmediato al no ser int o float, ademas realice el siguiente cambio en la variable 'Failure_today' 1 : fallo 0 : no fallo En vez de eliminar los valores nulos, reemplace estos por la media de la columna a la que corresponde este valor nulo. Podemos ver la estadistica descriptiva y la matriz de correlacion.

[5]:
```
#Ejecute
y = data['Failure_today']
x = data[['Leakage',
    'Parameter4_3pm',
```

```python
    'Parameter6_9am',
    'Parameter6_3pm',
    'Electricity',
    'Max_Temp'
]]

x = sm.add_constant(x)
model = sm.OLS(y,x)
results = model.fit(cov_type='HC0')
print(results.summary())
```

```
                            OLS Regression Results
==============================================================================
Dep. Variable:          Failure_today   R-squared:                       0.318
Model:                            OLS   Adj. R-squared:                  0.318
Method:                 Least Squares   F-statistic:                     5399.
Date:                Sat, 26 Apr 2025   Prob (F-statistic):               0.00
Time:                        04:19:57   Log-Likelihood:                -51756.
No. Observations:              142193   AIC:                         1.035e+05
Df Residuals:                  142186   BIC:                         1.036e+05
Df Model:                           6
Covariance Type:                  HC0
================================================================================
==
                     coef    std err          z      P>|z|      [0.025
0.975]
--------------------------------------------------------------------------------
--
const              0.0409      0.008      5.381      0.000       0.026
0.056
Leakage            0.0213      0.001     31.584      0.000       0.020
0.023
Parameter4_3pm     0.0038    7.4e-05     51.307      0.000       0.004
0.004
Parameter6_9am     0.0121      0.001     23.024      0.000       0.011
0.013
Parameter6_3pm     0.0032      0.001      5.758      0.000       0.002
0.004
Electricity       -0.0017      0.000     -3.585      0.000      -0.003
-0.001
Max_Temp          -0.0047      0.000    -30.127      0.000      -0.005
-0.004
==============================================================================
Omnibus:                    24695.581   Durbin-Watson:                   1.746
Prob(Omnibus):                  0.000   Jarque-Bera (JB):           249044.048
Skew:                           0.539   Prob(JB):                         0.00
Kurtosis:                       9.393   Cond. No.                         482.
==============================================================================
```

```
Notes:
[1] Standard Errors are heteroscedasticity robust (HC0)
```

2 Pregunta 2

Ejecute un modelo de probabilidad lineal (MCO) que permita explicar la probabilidad de que un dia se reporte fallo medido por sensor, a partir de las informacion disponible. Seleccione las variables dependientes a incluir en el modelo final e interprete su significado. R: Gracias a la matriz de correlacion pude ver que las variables que mas se destacaban (positiva o negativamente) con 'Failure_today' eran 'Leakage', 'electricity', 'max_temp' y los parametros 4 y 6. Por esto decidi incluir estas variables en el modelo. obteniendo que un 32.9% de la vairabilidad de 'Failure_today' es esxplicada por el modelo. Ademas por los valores p podemos ver que los coeficientes son estadisticamente significativos.

[6]:
```python
#Ejecute Probit
x_probit = data[['Leakage',
    'Parameter4_3pm',
    'Electricity',
    'Max_Temp'
]]
model_probit = sm.Probit(y,x_probit)
probit_model = model_probit.fit(cov_type='HC0')
print(probit_model.summary())
mfxp = probit_model.get_margeff()
print(mfxp.summary())
```

```
Optimization terminated successfully.
         Current function value: 0.015199
         Iterations 15
                          Probit Regression Results
==============================================================================
Dep. Variable:          Failure_today   No. Observations:               142193
Model:                         Probit   Df Residuals:                   142189
Method:                           MLE   Df Model:                            3
Date:                Sat, 26 Apr 2025   Pseudo R-squ.:                  0.9719
Time:                        04:19:58   Log-Likelihood:                -2161.1
converged:                       True   LL-Null:                       -76870.
Covariance Type:                  HC0   LLR p-value:                     0.000
================================================================================
==
                     coef    std err          z      P>|z|      [0.025
0.975]
--------------------------------------------------------------------------------
--
Leakage            7.1389      0.130     54.929      0.000       6.884
7.394
Parameter4_3pm    -0.0616      0.001    -46.404      0.000      -0.064
```

```
-0.059
Electricity       -0.2360      0.008    -29.004      0.000      -0.252
-0.220
Max_Temp          -0.1213      0.004    -34.322      0.000      -0.128
-0.114
================================================================================
==

Possibly complete quasi-separation: A fraction 0.93 of observations can be
perfectly predicted. This might indicate that there is complete
quasi-separation. In this case some parameters will not be identified.
       Probit Marginal Effects
=====================================
Dep. Variable:          Failure_today
Method:                          dydx
At:                           overall
================================================================================
==
                    dy/dx    std err          z      P>|z|      [0.025
0.975]
--------------------------------------------------------------------------------
--
Leakage            0.0598      0.000    408.604      0.000       0.059
0.060
Parameter4_3pm    -0.0005   6.04e-06    -85.386      0.000      -0.001
-0.001
Electricity       -0.0020   5.76e-05    -34.303      0.000      -0.002
-0.002
Max_Temp          -0.0010   2.26e-05    -44.931      0.000      -0.001
-0.001
================================================================================
==
```

3 Pregunta 3

Ejecute un modelo probit para responder a la pregunta 2. Seleccione las variables dependientes a incluir en el modelo final e interprete su significado. R: Para este modelo solo me quede con las variables 'Leakage', 'Parameter4_3pm', 'Electricity', 'Max_Temp'. Se obtuvo un PseudoRcudadrado bastante alto (0.97) En lo personal lo mas relevante que nos entrego el modelo probit es ver el gran impacto que tiene 'Leakage' sobre la ocurrencia de fallas.

[7]:
```
#Ejecute Logit
x_logit = data[['Leakage',
    'Parameter4_3pm',
    'Parameter6_9am',
    'Parameter6_3pm',
    'Electricity',
```

```python
    'Max_Temp'
]]
model_logit = sm.Logit(y, x_logit)
logit_model = model_logit.fit(cov_type='HC0')
print(logit_model.summary())

mfxl = logit_model.get_margeff()
print(mfxl.summary())

# Odds Ratios (Logit)
params = logit_model.params
conf = logit_model.conf_int()
conf['Odds Ratio'] = params
conf.columns = ['5%', '95%', 'Odds Ratio']
print("Odds Ratios")
print(np.exp(conf))
```

```
Optimization terminated successfully.
         Current function value: 0.012998
         Iterations 16
                           Logit Regression Results
==============================================================================
Dep. Variable:          Failure_today   No. Observations:               142193
Model:                          Logit   Df Residuals:                   142187
Method:                           MLE   Df Model:                            5
Date:                Sat, 26 Apr 2025   Pseudo R-squ.:                  0.9760
Time:                        04:19:59   Log-Likelihood:                -1848.3
converged:                       True   LL-Null:                       -76870.
Covariance Type:                  HC0   LLR p-value:                     0.000
================================================================================
==
                     coef    std err          z      P>|z|      [0.025
0.975]
--------------------------------------------------------------------------------
--
Leakage           15.0011      0.308     48.653      0.000      14.397
15.605
Parameter4_3pm    -0.0825      0.003    -28.884      0.000      -0.088
-0.077
Parameter6_9am    -0.3553      0.024    -14.841      0.000      -0.402
-0.308
Parameter6_3pm    -0.3529      0.028    -12.670      0.000      -0.407
-0.298
Electricity       -0.5912      0.019    -31.181      0.000      -0.628
-0.554
Max_Temp          -0.1853      0.007    -25.303      0.000      -0.200
-0.171
================================================================================
```

```
==

Possibly complete quasi-separation: A fraction 0.92 of observations can be
perfectly predicted. This might indicate that there is complete
quasi-separation. In this case some parameters will not be identified.
        Logit Marginal Effects
=====================================
Dep. Variable:          Failure_today
Method:                          dydx
At:                           overall
================================================================================
==
                    dy/dx    std err          z      P>|z|      [0.025
0.975]
--------------------------------------------------------------------------------
--
Leakage            0.0590      0.000    380.442      0.000       0.059
0.059
Parameter4_3pm    -0.0003    9.4e-06    -34.492      0.000      -0.000
-0.000
Parameter6_9am    -0.0014   8.97e-05    -15.572      0.000      -0.002
-0.001
Parameter6_3pm    -0.0014      0.000    -13.500      0.000      -0.002
-0.001
Electricity       -0.0023   5.59e-05    -41.584      0.000      -0.002
-0.002
Max_Temp          -0.0007   2.54e-05    -28.679      0.000      -0.001
-0.001
================================================================================
==
Odds Ratios
                           5%           95%    Odds Ratio
Leakage         1.788380e+06  5.989062e+06  3.272724e+06
Parameter4_3pm  9.156694e-01  9.259792e-01  9.208099e-01
Parameter6_9am  6.688101e-01  7.346208e-01  7.009435e-01
Parameter6_3pm  6.653329e-01  7.420823e-01  7.026605e-01
Electricity     5.334789e-01  5.746375e-01  5.536759e-01
Max_Temp        8.190080e-01  8.428606e-01  8.308487e-01
```

4 Pregunta 4

Ejecute un modelo logit para responder a la pregunta 2. Seleccione las variables dependientes a incluir en el modelo final e interprete su significado. R: Como podemos ver el modelo logit permite explicar la probabilidad de que se reporte un fallo. Una vez mas Leakage es el factor principal de los fallos.

5 Pregunta 5

Comente los resultados obtenidos en 2, 3 y 4. ¿Cuáles y por qué existen las diferencias entre los resultados?. En su opinión, ¿Cuál sería el más adecuado para responder la pregunta de investgación y por qué? ¿Qué variables resultaron ser robustas a la especificación? R: Los modelos Probit y Logitestan diseñados para trabajar con variables binarias, caso contrario el de MCO. Ademas comparando los resultados obtenidos Tanto probit como logit logramos valor bastante altos en el Pseudo R Cuadrado. Siendo este ultimo modelo el que a mi parecer es el mas adecuado para la pregunta de investigacion ya que interpreta de forma clara como cambian las probabilidades. Las variables mas robustas fueron 'Leakage', 'Parameter4_3pm', 'Electricity', 'Max_Temp'.

[8]:
```python
data['Mes'] = data['Date'].dt.to_period('M')
PromedioxMes = data.groupby('Mes').mean(numeric_only=True)
fallosxMes = data.groupby('Mes')['Failure_today'].sum()
PromedioxMes['conteo_de_fallos'] = fallosxMes
PromedioxMes['conteo_de_fallos'] = PromedioxMes['conteo_de_fallos'].fillna(0)
x_poisson = ['Leakage',
    'Parameter4_3pm',
    'Electricity',
    'Max_Temp']

x10 = sm.add_constant(PromedioxMes[x_poisson])

y_poisson = PromedioxMes['conteo_de_fallos']
poisson_model = sm.GLM(y_poisson, x10, family=sm.families.Poisson())
poisson_results = poisson_model.fit()
print(poisson_results.summary())
```

```
                 Generalized Linear Model Regression Results
==============================================================================
Dep. Variable:       conteo_de_fallos   No. Observations:                  113
Model:                            GLM   Df Residuals:                      108
Model Family:                 Poisson   Df Model:                            4
Link Function:                    Log   Scale:                          1.0000
Method:                          IRLS   Log-Likelihood:                -3119.0
Date:                Sat, 26 Apr 2025   Deviance:                       5415.8
Time:                        04:19:59   Pearson chi2:                 3.82e+03
No. Iterations:                     4   Pseudo R-squ. (CS):              1.000
Covariance Type:            nonrobust
================================================================================
==
                     coef    std err          z      P>|z|      [0.025
0.975]
--------------------------------------------------------------------------------
--
const             -0.8937      0.238     -3.749      0.000      -1.361
-0.426
```

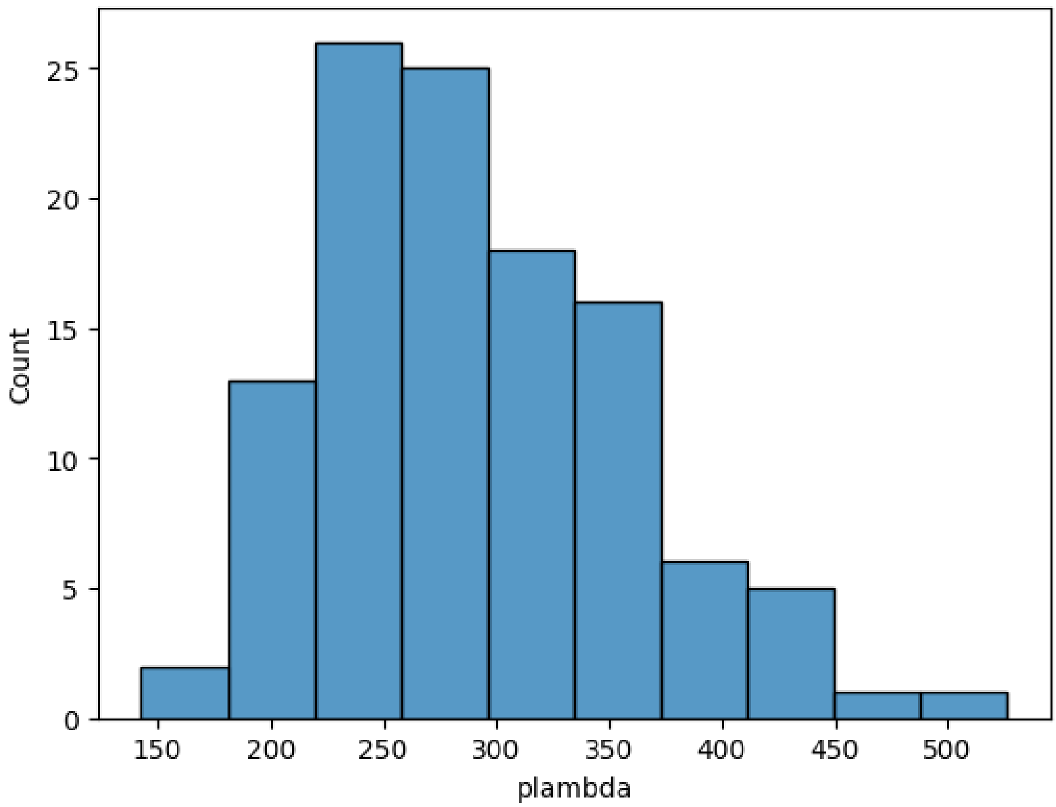
```
Leakage            -0.0407      0.009     -4.627      0.000      -0.058
-0.023
Parameter4_3pm      0.0829      0.003     31.225      0.000       0.078
0.088
Electricity         0.2602      0.017     15.258      0.000       0.227
0.294
Max_Temp            0.0175      0.003      6.467      0.000       0.012
0.023
================================================================================
==
```

6 Pregunta 6

Agregue la data a nivel mensual, usando la data promedio de las variables (ignorando aquellas categoricas, como la direccion del viento). En particular, genere una variable que cuente la cantidad de fallos observados en un mes, utilice un valor de 0 si en ese mes no se reporto fallos en ningun dia. Use un modelo Poisson para explicar el numero de fallas por mes. Seleccione las variables dependientes a incluir en el modelo final e interprete su significado. R: como podemos ver el modelo es altamente significativo segun los valores entregados. Personalmente me causa ruido que en este modelo entregue coeficiente negativo para Leakage y positivo para el resto de las variables, lo cual me hace dudar de mi interpretacion.

[9]:
```
PromedioxMes['plambda'] = poisson_model.mu
sns.histplot(data=PromedioxMes, x="plambda")
```

[9]:
```
<Axes: xlabel='plambda', ylabel='Count'>
```



[10]:
```
alpha = (y.var() - y.mean()) / (y.mean() ** 2)
print(f"Alpha estimado: {alpha}")
```

```
Alpha estimado: -0.9999766013201932
```

[11]:
```
negbin=sm.GLM(y_poisson,x10,family=sm.families.NegativeBinomial(alpha=0.8)).
  ↪fit()
print(negbin.summary())
```

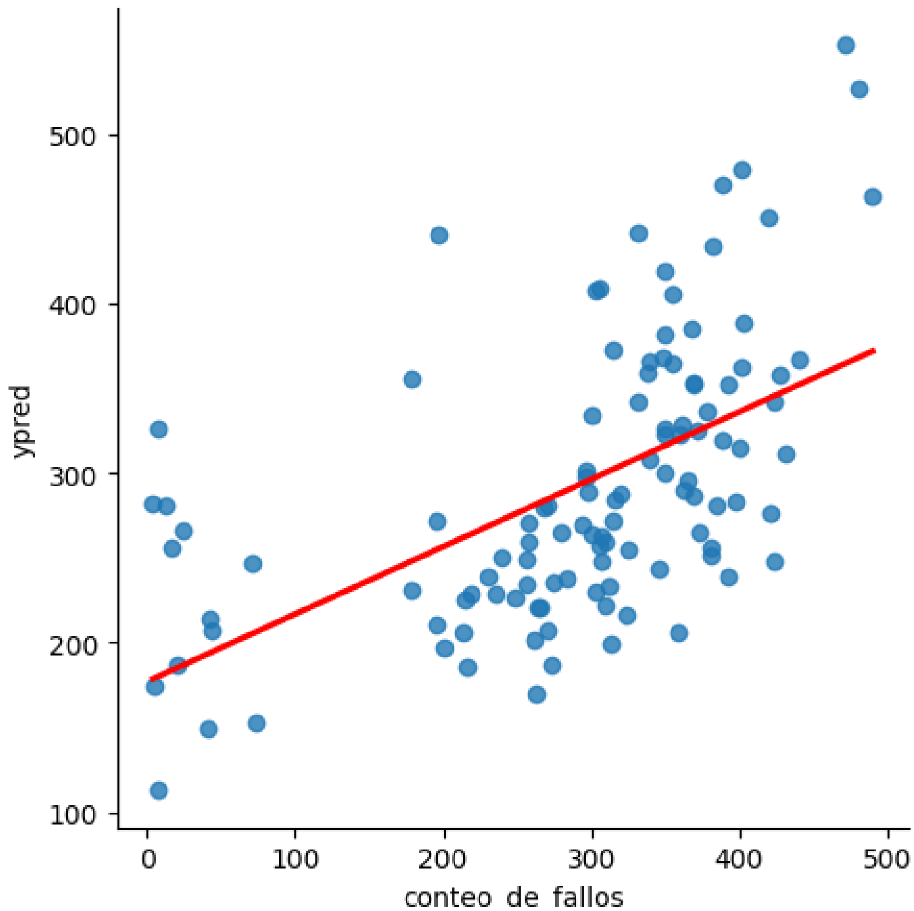
```
                 Generalized Linear Model Regression Results
==============================================================================
Dep. Variable:       conteo_de_fallos   No. Observations:                  113
Model:                            GLM   Df Residuals:                      108
Model Family:        NegativeBinomial   Df Model:                            4
Link Function:                    Log   Scale:                          1.0000
Method:                          IRLS   Log-Likelihood:                -741.91
Date:                Sat, 26 Apr 2025   Deviance:                       56.461
Time:                        04:19:59   Pearson chi2:                     20.7
No. Iterations:                    10   Pseudo R-squ. (CS):            0.07689
Covariance Type:            nonrobust
================================================================================
==
```

```
                        coef    std err          z      P>|z|      [0.025
0.975]
--------------------------------------------------------------------------------
--
const            -3.0738      3.475     -0.885      0.376      -9.885
3.737
Leakage          -0.0956      0.133     -0.719      0.472      -0.356
0.165
Parameter4_3pm    0.1085      0.039      2.809      0.005       0.033
0.184
Electricity       0.3538      0.259      1.367      0.171      -0.153
0.861
Max_Temp          0.0296      0.040      0.737      0.461      -0.049
0.108
================================================================================
==
```

7 Pregunta 8

Usando la informacion anterior, ejecute un modelo Binomial Negativa para responder a la pregunta 6. Seleccione las variables dependientes a incluir en el modelo final e interprete su significado. R: El parametro 4_3opm es el que mejor explica las fallas mensuales y en este caso el modelo binomial negativo entrega mejores resultados que el modelo de poisson.

[12]:
```
PromedioxMes['ypred'] = negbin.predict(x10)
sns.lmplot(data=PromedioxMes, x='conteo_de_fallos', y = 'ypred', ci= None,␣
  ↪line_kws={'color': 'red'})
plt.show()
```



8 Pregunta 9

Comente los resultados obtenidos en 6, 7 y 8. ¿Cuáles y por qué existen las diferencias entre los resultados?. En su opinión, ¿Cuál sería el más adecuado para responder la pregunta de investgación y por qué? ¿Qué variables resultaron ser robustas a la especificación? R: En mi opinion el modelo binomial negativo es el mas adeucado para responder este trabajo, ya que modela correctamente los datos de conteo con sobredispersion y ofrece estimaciones mas robustas y confiables.