practica

January 4, 2021

1 Práctica 2

Tipología y ciclo de vida de los datos

1.0.1 Isabel Cabezas Martín

1.0.2 Jorge Saura Fillat

En este repositorio: https://github.com/Jorge-Saura/UOC-Tipologia-Practica2/ Encontramos los siguientes archivos:

Dataset/EES_2018.csv - dataset descargado del INE con los resultados de la encuesta de estructura salarial.

dr_EES_2018.xlsx - fichero descargado también de la web del INe donde se explica el diseño del dataset con el que trabajamos.

practica.ipynb - Este fichero, la práctica en sí misma, con el análisis. Vemos el código, los comentarios e iremos comentando cada uno de los apartados / tareas a realizar expuestas en el enunciado de la práctica.

2 1. Descripción del dataset ¿Por qué es importante y que pregunta/problema pretende responder?

El dataset elegido se corresponde a la Encuesta de estructura salarial, hecha por el Insituto Nacional de Estadística.

En estas encuestas, encontramos la información (desde 1995) sobre la estructura y distribución de los salarios en España. Es una encuesta que se realiza por los diferentes paises a nivel europeo, y que está regulada de forma común, de forma que investiga en todos los estados miembros los salarios en función de una gran varidad de variables, como el sexo, la ocupación, la rama de la actividad, la antigüedad (o experiencia del trabajador), o el tamaño de la empresa (y muchos más, en total tenemos 56 campos diferentes, tal y como veremos más adelante).

Es una encuesta que se realiza bianualmente, y además, se obtiene de los ficheros de la Seguridad Socila y d ela Agencia Tributaria, además de la utilización de un cuestionario específico. Podemos consultar muchos más detalles sobre cómo se realiza esta encuesta, en la web del INE.

Existen numerosos datasets que comparan sueldos con otras variables en múltiples páginas de fuentes de datos libres. Podemos encontrar información parecida en Kaggle ([Employee Salary Dataset] (https://www.kaggle.com/varungitboi/employee-salary-dataset), Kaggle, SF Salaries |

Kaggle, Education, Languages and Salary | Kaggle, Where it Pays to Attend College) sobre la comparativa de salarios en diferentes paises del mundo, con respecto a la educación recibida por el trabajador, con respecto a los años de experiencia, e incluso según a qué universidad (estadounidense) asistieron.

Pero hemos decidido utilizar un dataset que refleje los datos nuestro pais, por cercanía, por interés personal, por lo completo del mismo (tenemos 56 columnas, comparadas con las 10 o 12 que hemos encontrado en otros parecidos), por la cantidad de datos que tenemos en él (216726 muestras), porque es más fácil sacar conclusiones conociendo nuestro día a día y nuestra cultura, pero sobre todo, porque es un dataset del "mundo real", más complejo sin duda, pero estamos seguros de que su estudio nos enriquecerá a nivel académico y personal.

Con este dataset, buscamos contestar **preguntas sobre la distribución de salarios en la población española**. Nos gustaría estudiar/averiguar si hay una correspondencia clara en cuanto a la experiencia/antigüedad y el salario (¿Son los trabajadores con más experiencia los que más cobran?), ¿cómo se distribuye el sueldo según el sexo? ¿tenemos una brecha de género con respecto al sexo en nuestro país?. Incluso haciendo zoom a nivel de actividad económica, ¿Cuales son las industrias mejores pagadas y las peores? ¿Y cuando al sexo de los trabajadores? ¿Cobran más los trabajadores con más estudios? ¿O es más importante el tipo de responsabilidad que el trabajador tiene en una empresa? ¿Hay diferencias de sueldo entre diferentes regiones del país?

Quedan fuera del ámbito de este estudio las características que son ajenas a la empresa y/o el trabajador como: días de baja, incapacidades, etc. No tendremos en cuenta en qué convenio o sector la seguridad social paga mejor en caso de baja (por ejemplo).

[1]:
```
import pandas as pd
import seaborn as sns
import matplotlib.pyplot as plt

import numpy as np
import statsmodels.api as sm
import scipy.stats as stats

from scipy.stats import wilcoxon
from scipy.stats import chi2_contingency


import warnings
warnings.filterwarnings("ignore")

%matplotlib inline

plt.style.use('bmh')
```

Añadimos el siguiente cambio de etilo para poder alinear las tablas a la izquierda.

[2]:
```
%%html
<style>
  table {margin-left: 0 !important;}
```

```
</style>
```

```
<IPython.core.display.HTML object>
```

Cargamos nuestro dataset extraido del INE.

[3]:
```
dfSueldos = pd.read_csv('./Dataset/EES_2018.csv', delimiter="\t")
dfSueldos.head()
```

[3]:

	IDENCCC	ORDENTRA	NUTS1	CNACE	ESTRATO2	CONTROL	MERCADO	REGULACION	\
0	25	1	1	H1	1	2	3	2	
1	25	2	1	H1	1	2	3	2	
2	25	3	1	H1	1	2	3	2	
3	25	4	1	H1	1	2	3	2	
4	25	5	1	H1	1	2	3	2	

	SEXO	TIPOPAIS	…	DSIESPA3	SIESPA4	DSIESPA4	RETRINOIN	RETRIIN	\
0	1	1	…	0	6	0	6128.65	0.0	
1	1	1	…	0	6	0	16509.97	0.0	
2	6	1	…	0	6	0	18284.40	0.0	
3	1	1	…	0	6	0	16549.97	0.0	
4	1	1	…	0	6	0	16554.71	0.0	

	GEXTRA	VESPNOIN	VESPIN	ANOS2	FACTOTAL
0	787.35	0.0	0.0	6	70.48
1	3127.50	0.0	0.0	6	70.48
2	3200.76	0.0	0.0	4	70.48
3	3127.77	0.0	0.0	6	70.48
4	3072.51	0.0	0.0	4	70.48

[5 rows x 56 columns]

[4]:
```
#mostramos la amplitud del dataset
dfSueldos.shape
```

[4]:
```
(216726, 56)
```

Vemos que para nuestro estudio tenemos un amplio dataset, formado por 216726 muestras y 56 características.

3 2. Integración y selección de los datos de interés a analizar.

Mostramos a continuación el detalle de todas las caracteríticas incluidas enel dataset. Acompañamos la documentación con el archivo "dr_EES_2018.xlsx" descargado de la página del INE junto al dataset original y que contiene la explicación detallada de cada una de ellas y a que se corresponden los valores categóricos almacenados.

Variable	Descripción
IDENCCC	CÓDIGO DE IDENTIFICACIÓN DEL CENTRO DE COTIZACIÓN
ORDENTRA	NÚMERO DE ORDEN DEL TRABAJADOR
NUTS1	NUTS1
CNACE	CÓDIGO ACTIVIDAD ECONOMICA (CNAE 2009)
ESTRATO2	TAMAÑO DE LA UNIDAD
CONTROL	PROPIEDAD O CONTROL
MERCADO	MERCADO
REGULACION	NORMA DE REGULACIÓN DE LAS RELACIONES LABORALES
SEXO	SEXO
TIPOPAIS	NACIONALIDAD
CNO1	CODIGO DE OCUPACION (GRUPO PRINCPAL CNO-11)
RESPONSA	RESPONSABILIDAD EN ORGANIZACIÓN Y/O SUPERVISION
ESTU	ESTUDIOS (CODIGO DE LA TITULACION)
ANOANTI	AÑOS DE ANTIGÜEDAD
MESANTI	MESES DE ANTIGÜEDAD
TIPOJOR	TIPO DE JORNADA
TIPOCON	DURACION DEL CONTRATO
FIJODISM	MESES DEL PERÍODO DE TRABAJO DEL TRABAJADOR FIJO DISCONTINUO
FIJODISD	DÍAS DEL PERÍODO DE TRABAJO DEL TRABAJADOR FIJO DISCONTINUO
VAL	DIAS DE VACACIONES ANUALES LABORABLES
VAN	DIAS DE VACACIONES ANUALES NATURALES
PUENTES	FIESTAS NO OFICIALES
JAP	JORNADA ANUAL PACTADA
JSP1	JORNADA SEMANAL PACTADA (HORAS)
JSP2	JORNADA SEMANAL PACTADA (MINUTOS)
HEXTRA	HORAS EXTRAORDINARIAS
DRELABM	DURACIÓN DE LA RELACIÓN LABORAL EN EL MES DE OCTUBRE
SIESPM1	SITUACIÓN ESPECIAL 1 EN EL MES DE OCTUBRE
DSIESPM1	DÍAS EN SITUACIÓN ESPECIAL 1 EN EL MES DE OCTUBRE
SIESPM2	SITUACIÓN ESPECIAL 2 EN EL MES DE OCTUBRE
DSIESPM2	DÍAS EN SITUACIÓN ESPECIAL 2 EN EL MES DE OCTUBRE
SALBASE	SALARIO BASE
EXTRAORM	PAGA EXTRAORDINARIA MENSUAL
PHEXTRA	PAGOS POR HORAS EXTRAORDINARIAS
COMSAL	COMPLEMENTOS SALARIALES
COMSALTT	COMPLEMENTOS SALARIALES POR TURNO DE TRABAJO
IRPFMES	RETENCIONES IRPF EN EL MES DE OCTUBRE
COTIZA	CONTRIBUCIONES A LA SEGURIDAD SOCIAL
BASE	BASE DE COTIZACIÓN A LA SEGURIDAD SOCIAL POR CONTINGENCIAS COMUNES DEL TRABAJADOR
DRELABAM	DURACIÓN DE LA RELACIÓN LABORAL EN EL AÑO (MESES)
DRELABAD	DURACIÓN DE LA RELACIÓN LABORAL EN EL AÑO (DÍAS)
SIESPA1	SITUACIÓN ESPECIAL 1 EN EL AÑO

Variable	Descripción
DSIESPA1	DÍAS EN SITUACIÓN ESPECIAL 1 EN AÑO
SIESPA2	SITUACIÓN ESPECIAL 2 EN EL AÑO
DSIESPA2	DÍAS EN SITUACIÓN ESPECIAL 2 EN AÑO
SIESPA3	SITUACIÓN ESPECIAL 3 EN EL AÑO
DSIESPA3	DÍAS EN SITUACIÓN ESPECIAL 3 EN AÑO
SIESPA4	SITUACIÓN ESPECIAL 4 EN EL AÑO
DSIESPA4	DÍAS EN SITUACIÓN ESPECIAL 4 EN AÑO
RETRINOIN	SALARIO BRUTO ANUAL NO DERIVADO DE IT
RETRIIN	SALARIO BRUTO ANUAL DERIVADO DE IT
GEXTRA	GRATIFICACIONES EXTRAORDINARIAS ABONADAS EN EL AÑO
VESPNOIN	VALORACIÓN EN ESPECIE NO DERIVADA DE IT
VESPIN	VALORACIÓN EN ESPECIE DERIVADA DE IT
ANOS2	EDAD
FACTOTAL	FACTOR DE ELEVACIÓN (12.2)

[5]:
```
#vemos información de las diferentes variables.

dfSueldos.info()
```

```
<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
RangeIndex: 216726 entries, 0 to 216725
Data columns (total 56 columns):
 #   Column      Non-Null Count   Dtype
---  ------      --------------   -----
 0   IDENCCC     216726 non-null  int64
 1   ORDENTRA    216726 non-null  int64
 2   NUTS1       216726 non-null  int64
 3   CNACE       216726 non-null  object
 4   ESTRATO2    216726 non-null  int64
 5   CONTROL     216726 non-null  int64
 6   MERCADO     216726 non-null  int64
 7   REGULACION  216726 non-null  int64
 8   SEXO        216726 non-null  int64
 9   TIPOPAIS    216726 non-null  int64
 10  CNO1        216726 non-null  object
 11  RESPONSA    216726 non-null  int64
 12  ESTU        216726 non-null  int64
 13  ANOANTI     216726 non-null  int64
 14  MESANTI     216726 non-null  int64
 15  TIPOJOR     216726 non-null  int64
 16  TIPOCON     216726 non-null  int64
 17  FIJODISM    216726 non-null  int64
 18  FIJODISD    216726 non-null  int64
 19  VAL         216726 non-null  int64
 20  VAN         216726 non-null  int64
```

```
 21  PUENTES     216726 non-null  int64
 22  JAP         216726 non-null  int64
 23  JSP1        216726 non-null  int64
 24  JSP2        216726 non-null  int64
 25  HEXTRA      216726 non-null  int64
 26  DRELABM     216726 non-null  int64
 27  SIESPM1     216726 non-null  int64
 28  DSIESPM1    216726 non-null  int64
 29  SIESPM2     216726 non-null  int64
 30  DSIESPM2    216726 non-null  int64
 31  SALBASE     216726 non-null  float64
 32  EXTRAORM    216726 non-null  float64
 33  PHEXTRA     216726 non-null  float64
 34  COMSAL      216726 non-null  float64
 35  COMSALTT    216726 non-null  float64
 36  IRPFMES     216726 non-null  float64
 37  COTIZA      216726 non-null  float64
 38  BASE        216726 non-null  float64
 39  DRELABAM    216726 non-null  int64
 40  DRELABAD    216726 non-null  int64
 41  SIESPA1     216726 non-null  int64
 42  DSIESPA1    216726 non-null  int64
 43  SIESPA2     216726 non-null  int64
 44  DSIESPA2    216726 non-null  int64
 45  SIESPA3     216726 non-null  int64
 46  DSIESPA3    216726 non-null  int64
 47  SIESPA4     216726 non-null  int64
 48  DSIESPA4    216726 non-null  int64
 49  RETRINOIN   216726 non-null  float64
 50  RETRIIN     216726 non-null  float64
 51  GEXTRA      216726 non-null  float64
 52  VESPNOIN    216726 non-null  float64
 53  VESPIN      216726 non-null  float64
 54  ANOS2       216726 non-null  int64
 55  FACTOTAL    216726 non-null  float64
dtypes: float64(14), int64(40), object(2)
memory usage: 92.6+ MB
```

[6]:
```
# Echamos un vistazo a los valores únicos existentes en cada variable

dfSueldos.nunique(axis=0)
```

[6]:
```
IDENCCC        24710
ORDENTRA          50
NUTS1              7
CNACE             27
ESTRATO2           5
```

CONTROL	2
MERCADO	4
REGULACION	5
SEXO	2
TIPOPAIS	2
CNO1	17
RESPONSA	2
ESTU	7
ANOANTI	53
MESANTI	13
TIPOJOR	2
TIPOCON	2
FIJODISM	11
FIJODISD	30
VAL	65
VAN	76
PUENTES	41
JAP	1824
JSP1	54
JSP2	60
HEXTRA	101
DRELABM	28
SIESPM1	2
DSIESPM1	32
SIESPM2	2
DSIESPM2	19
SALBASE	90367
EXTRAORM	6006
PHEXTRA	7292
COMSAL	97788
COMSALTT	18103
IRPFMES	78825
COTIZA	23862
BASE	124533
DRELABAM	12
DRELABAD	32
SIESPA1	2
DSIESPA1	366
SIESPA2	2
DSIESPA2	291
SIESPA3	2
DSIESPA3	346
SIESPA4	2
DSIESPA4	126
RETRINOIN	204717
RETRIIN	34764
GEXTRA	113146

```
VESPNOIN       28720
VESPIN           525
ANOS2              6
FACTOTAL        9580
dtype: int64
```

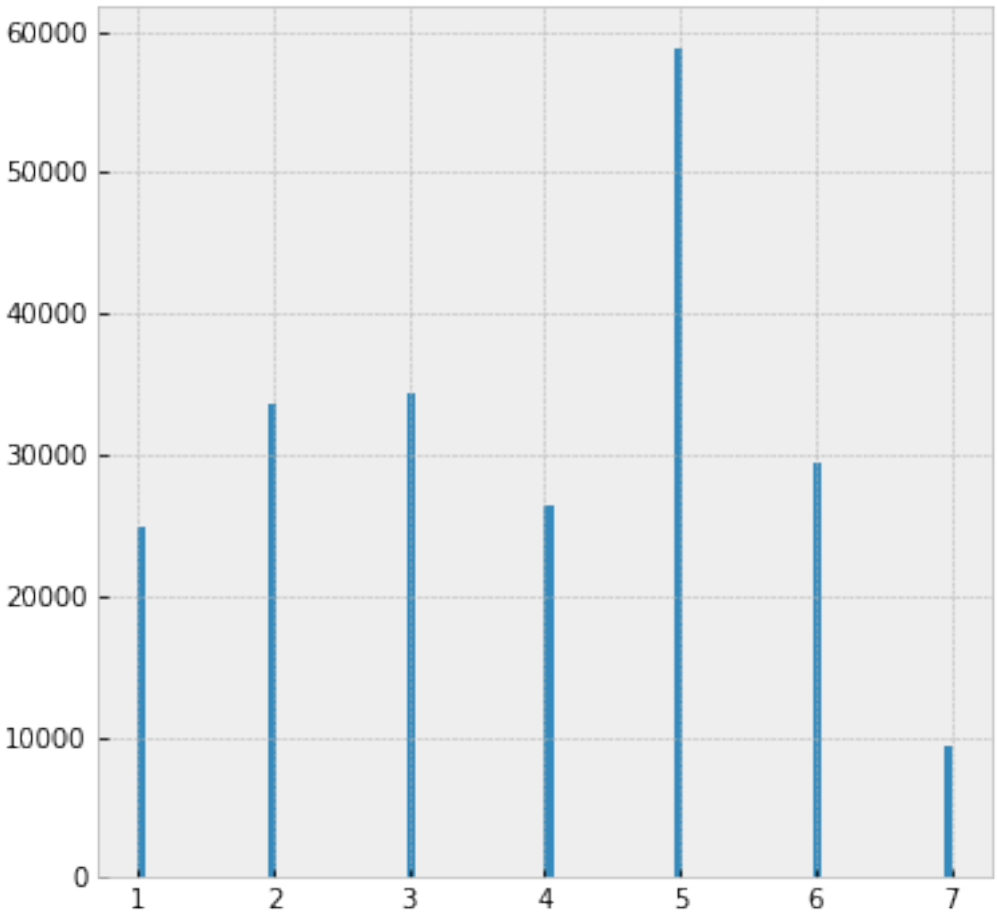
Vamos a fijarnos en algunas de las columnas, empezando por NUTS1 que se refiere a la región donde residen las personas del estudio.

Vemos los códigos de las regiones utilizadas

Código	Descripción
1	NOROESTE
2	NORESTE
3	COMUNIDAD DE MADRID
4	CENTRO
5	ESTE
6	SUR
7	CANARIAS

[7]:
```
#Siete regiones
columnName = 'NUTS1'

dfSueldos[columnName].hist(figsize=(6,6), bins=100)
```

[7]:
```
<matplotlib.axes._subplots.AxesSubplot at 0x23808c67f88>
```



Vamos a centrarnos en la variable sexo.

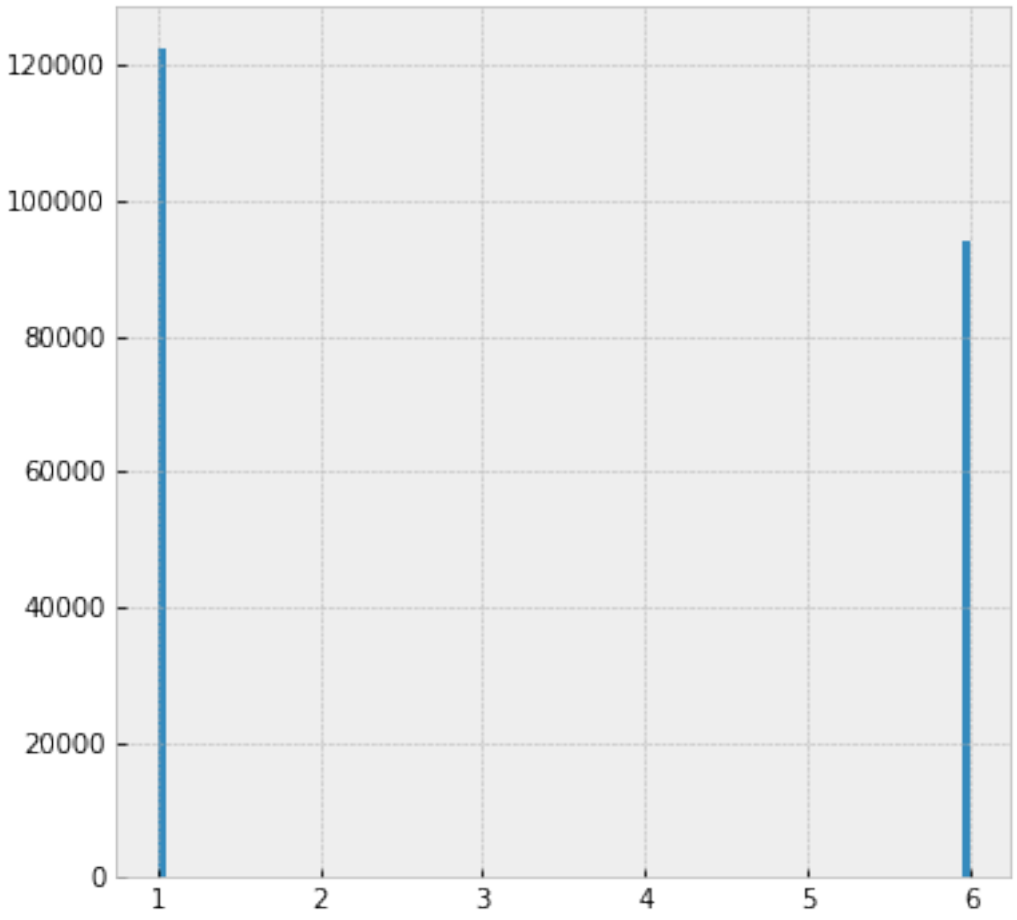
Código	Descripción
1	HOMBRE
6	MUJER

[8]:
```
dfSueldos['SEXO'].value_counts()
```

[8]:
```
1    122558
6     94168
Name: SEXO, dtype: int64
```

[9]:
```
columnName = 'SEXO'

dfSueldos[columnName].hist(figsize=(6,6), bins=100)
```

[9]:
```
<matplotlib.axes._subplots.AxesSubplot at 0x238095fb608>
```



4 3. Limpieza de los datos.

4.0.1 3.1. ¿Los datos contienen ceros o elementos vacíos? ¿Cómo gestionarías cada uno de estos casos?

[10]:
```
#comprobamos cuales son las que tienen menos datos.

df2 = dfSueldos[[column for column in dfSueldos if dfSueldos[column].count() /␣
 ↪len(dfSueldos) <= 0.3]]
df2.columns
```

[10]:
```
Index([], dtype='object')
```

Por lo que podemos ver los datos están completos y no encontramos variables con pocos datas registrados.

No hay columnas a las que les falten datos.

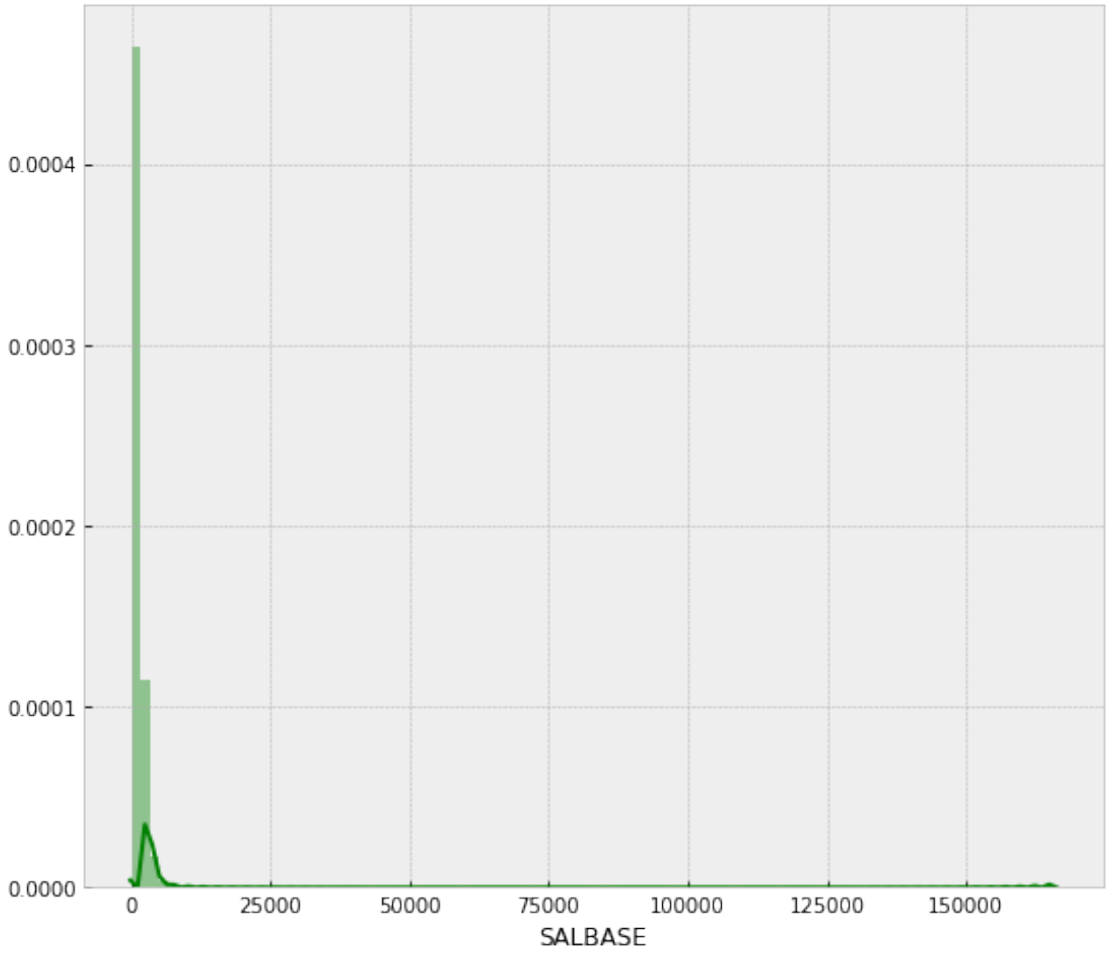
No es necesario imputar los datos que faltan.

No hay valores nulos en ninguno de los atributos.

Nota: A veces se utilizan ceros para indicar la ausencia de ciertos valores, sin embargo en el análisis de los datos, los campos y sus dominios, hemos visto que las columnas que tienen ceros, pertececen al dominio y tiene un significado: por ejemplo, en el campo ESTRATO2, el 0 significa "todos los estratos".

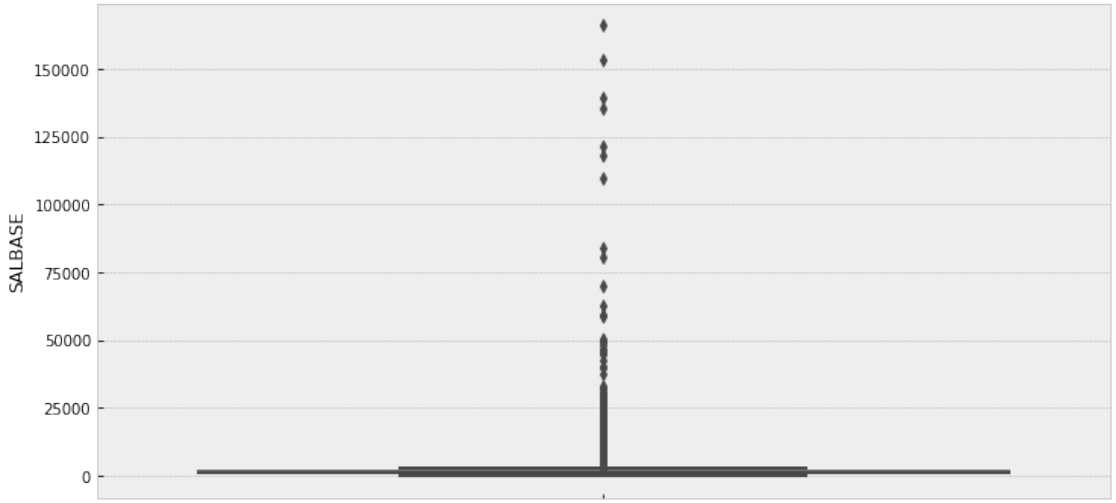
[11]:
```
#realizamos un estudio de nuestra variable objetivo

columnName = 'SALBASE'

print(dfSueldos[columnName].describe())
plt.figure(figsize=(9, 8))
sns.distplot(dfSueldos[columnName], color='g', bins=100, hist_kws={'alpha': 0.
↪4});
```

```
count    216726.000000
mean       1401.945641
std        1359.783859
min           0.000000
25%         900.000000
50%        1174.285000
75%        1602.175000
max      166084.020000
Name: SALBASE, dtype: float64
```



[12]:
```
#vamos a ver la distibución de los datos de Salario base
plt.figure(figsize = (12, 6))
ax = sns.boxplot(y='SALBASE',  data=dfSueldos)
plt.setp(ax.artists, alpha=.5, linewidth=2, edgecolor="k")
plt.xticks(rotation=45)
```

[12]: (array([0]), <a list of 1 Text xticklabel objects>)



[13]:
```
# Vemos que hay muchos valores por encima del limite superior de la␣
 ↪distribución de salarios
# lo que provoca dificultades en la visualización.
# Vamos a eliminar algunos de los registros para visualizar mejor la␣
 ↪distrubución de los datos
# luego resolveremos si debemos considerar estos datos como outliers

#en primer lugar calcularemos los percentiles de la distribución de los valores␣
 ↪de SALBASE
arr = dfSueldos[columnName]

print("percentil 5 : ",
       np.percentile(arr, 5))

print("percentil 50 : ",
       np.percentile(arr, 50))

print("percentil 95 : ",
       np.percentile(arr, 95))
```

```
percentil 5 :  427.94
percentil 50 :  1174.2849999999999
percentil 95 :  3013.265
```

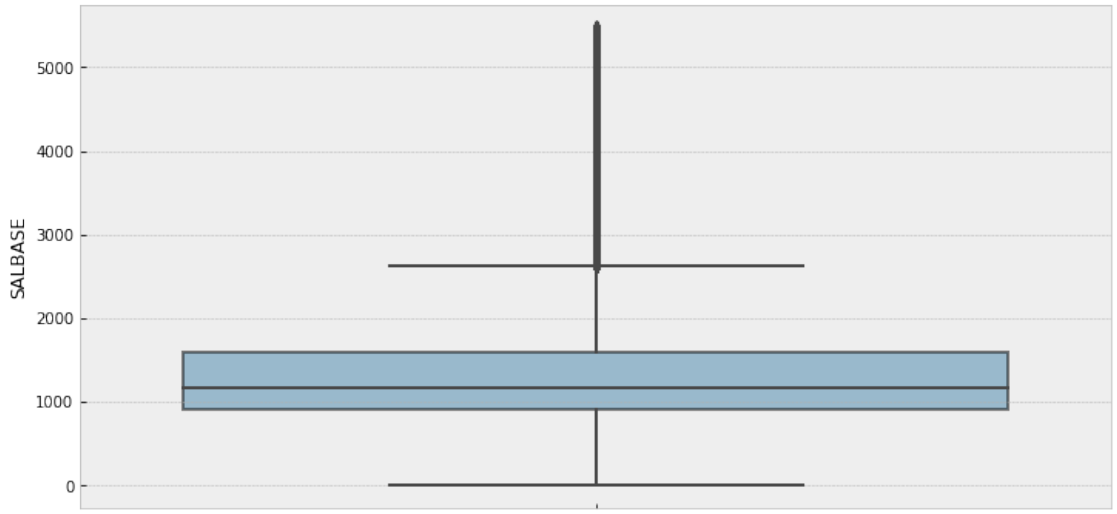
4.0.2 3.2. Identificación y tratamiento de valores extremos.

[14]:
```
#Eliminaremos los outliers (valores que se alejan tres veces la desviación␣
 ↪estándar)

# Para el salario:
```

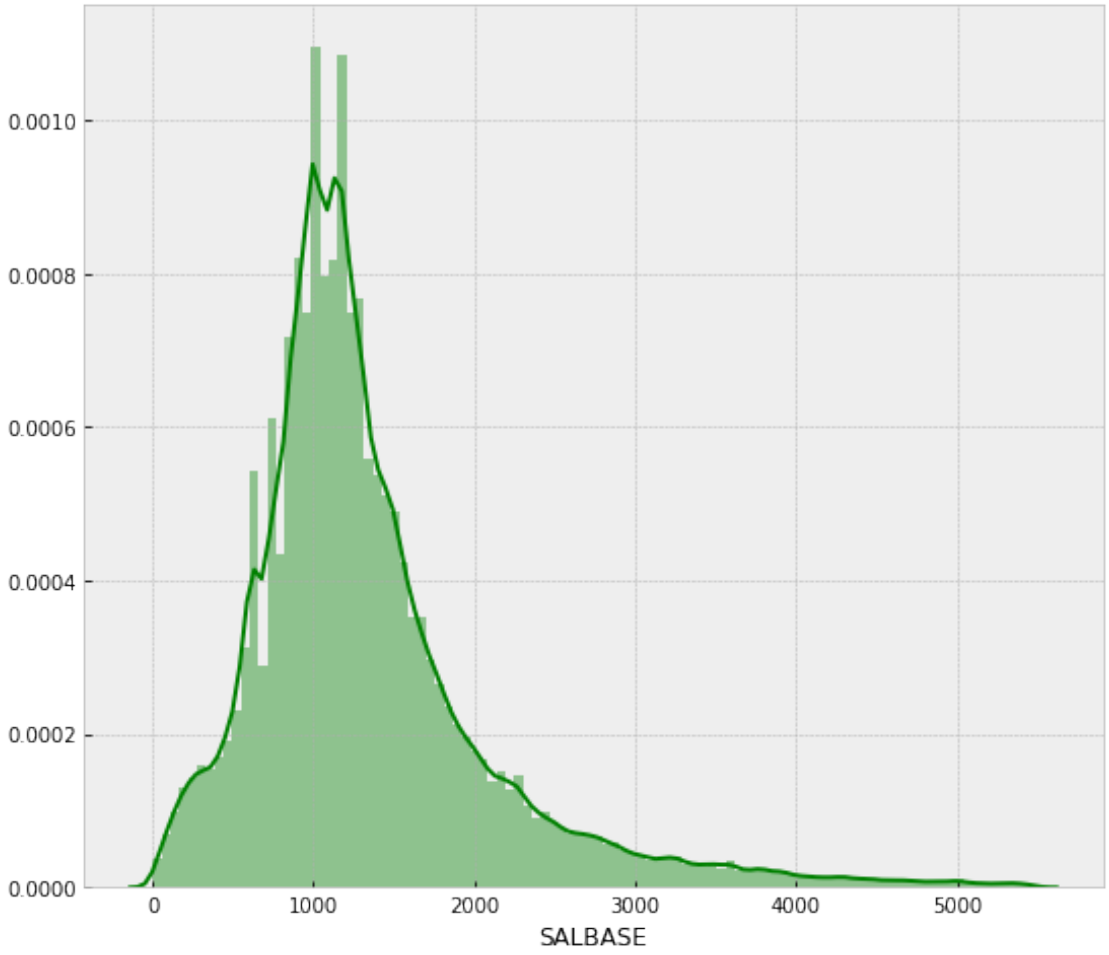
```
mean= dfSueldos['SALBASE'].mean()
std= dfSueldos['SALBASE'].std()
limit = mean + 3*std

dfSueldos[(dfSueldos.SALBASE > limit)]
#Hay 1668 personas cuyo sueldo es un valor extremo

#Eliminamos estos Outliers:
dfSueldos = dfSueldos[(dfSueldos.SALBASE < limit)]
```

[15]:
```
plt.figure(figsize = (12, 6))
ax = sns.boxplot(y='SALBASE',  data=dfSueldos)
plt.setp(ax.artists, alpha=.5, linewidth=2, edgecolor="k")
plt.xticks(rotation=45)
```

[15]: (array([0]), <a list of 1 Text xticklabel objects>)



[16]:
```
#Visualizamos mejor la distribución del Salario base

columnName = 'SALBASE'

plt.figure(figsize=(9, 8))
sns.distplot(dfSueldos[columnName], color='g', bins=100, hist_kws={'alpha': 0.
↪4}, hist=True);
```



[17]:
```
df_num = dfSueldos.select_dtypes(include = ['float64', 'int64'])
df_num.head()
```

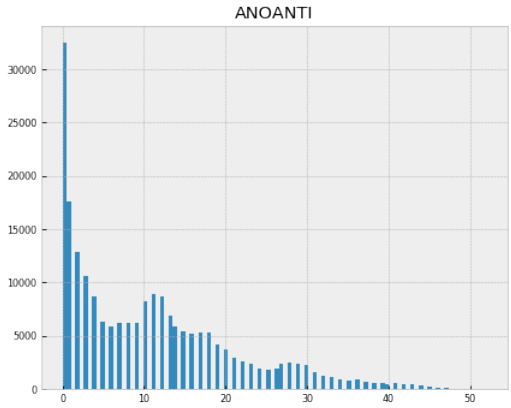
[17]:

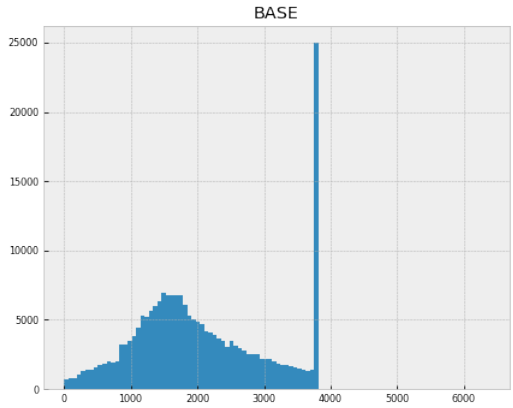
	IDENCCC	ORDENTRA	NUTS1	ESTRATO2	CONTROL	MERCADO	REGULACION	SEXO	\
0	25	1	1	1	2	3	2	1	
1	25	2	1	1	2	3	2	1	
2	25	3	1	1	2	3	2	6	
3	25	4	1	1	2	3	2	1	
4	25	5	1	1	2	3	2	1	

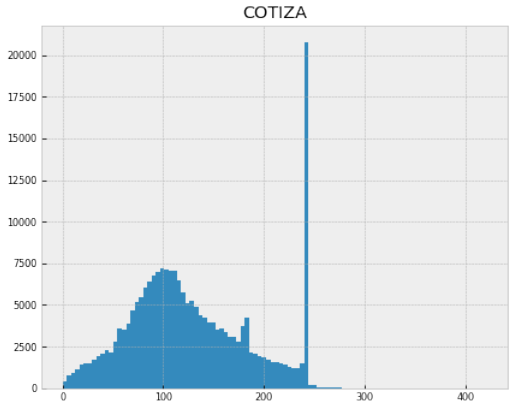
	TIPOPAIS	RESPONSA	…	DSIESPA3	SIESPA4	DSIESPA4	RETRINOIN	RETRIIN	\
0	1	0	…	0	6	0	6128.65	0.0	
1	1	0	…	0	6	0	16509.97	0.0	
2	1	0	…	0	6	0	18284.40	0.0	
3	1	0	…	0	6	0	16549.97	0.0	
4	1	0	…	0	6	0	16554.71	0.0	

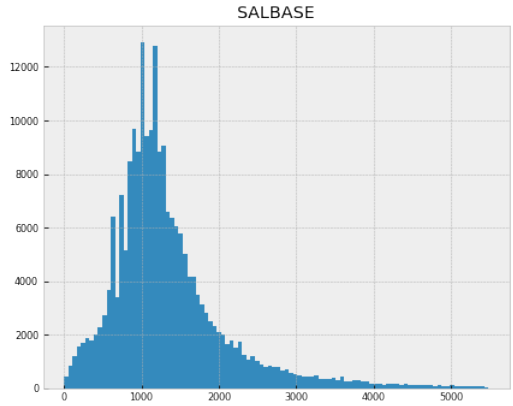
```
    GEXTRA  VESPNOIN  VESPIN  ANOS2  FACTOTAL
0   787.35       0.0     0.0      6     70.48
1  3127.50       0.0     0.0      6     70.48
2  3200.76       0.0     0.0      4     70.48
3  3127.77       0.0     0.0      6     70.48
4  3072.51       0.0     0.0      4     70.48

[5 rows x 54 columns]
```

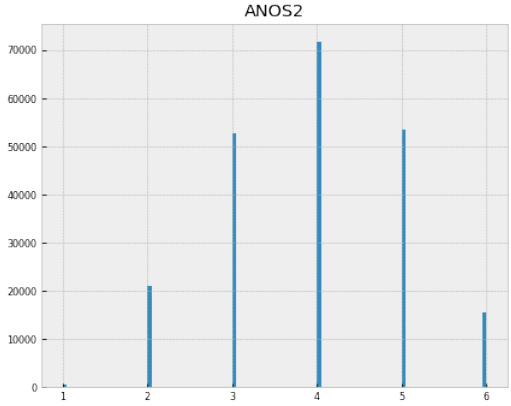
[18]:
```
numericColums = ['ANOANTI','BASE','COTIZA','SALBASE', 'ANOS2']

dfSueldos.hist(figsize=(16,20), bins=100, xlabelsize=8,␣
↪ylabelsize=8,column=numericColums);
```











La base de cotización máxima para la seguridad social en España, en 2018, era de 3751€. Por eso, aunque quitemos los outliers de salario, todas las personas de la muestra que cobren más de esa cantidad, como no pagan más de base, aparecen en esa columna en el histograma.

De igual forma ocurre con la característca que indica las contribuciones a la seguridad social, que son un porcentaje fijo de esa base de contización que hemos visto. Así que exatamente la misma columna aparece en esta gráfica, ya que es una variable totalmente dependiente.

[19]:
```
dfSueldos_corr = dfSueldos.corr()['SALBASE']
corr_features_list = dfSueldos_corr.sort_values(ascending=False)


print("Mostramos la correlación de las variables:")
print(corr_features_list[1:])
```

```
Mostramos la correlación de las variables:
COTIZA        0.682759
BASE          0.665110
RETRINOIN     0.510249
IRPFMES       0.491566
JSP1          0.399297
JAP           0.373218
ESTU          0.350257
RESPONSA      0.256395
MERCADO       0.217328
GEXTRA        0.216637
VAL           0.203136
ANOANTI       0.180501
RETRIIN       0.154888
DRELABAM      0.140991
VESPNOIN      0.134489
DSIESPM1      0.128118
ESTRATO2      0.092321
PUENTES       0.072012
DSIESPA1      0.069142
COMSAL        0.064092
ORDENTRA      0.063910
ANOS2         0.049008
SIESPA3       0.045717
EXTRAORM      0.042577
DSIESPA2      0.031286
DRELABM       0.022723
REGULACION    0.022318
MESANTI       0.022254
COMSALTT      0.019564
VESPIN        0.017308
CONTROL       0.013837
JSP2          0.008450
PHEXTRA       0.000273
DSIESPA4     -0.000563
IDENCCC      -0.001050
DSIESPM2     -0.001874
SIESPM2      -0.007484
HEXTRA       -0.023563
SIESPA4      -0.029745
TIPOPAIS     -0.033520
```

```
DSIESPA3     -0.049702
SIESPA2      -0.050428
NUTS1        -0.052568
FIJODISD     -0.061512
SIESPA1      -0.061513
FIJODISM     -0.085227
FACTOTAL     -0.089833
DRELABAD     -0.096994
SEXO         -0.138331
SIESPM1      -0.158128
VAN          -0.165431
TIPOCON      -0.191416
TIPOJOR      -0.387813
Name: SALBASE, dtype: float64
```

Hay variables que evidentemente tienen mucha correlación con el sueldo, básicamente porque son un cálculo de este. Aunque no sean 100% dependientes ya que la normativa española tiene excepciones, es obvio que la base de cotización, el IRPF, la cantidad aportada la seguridad social, el salario bruto anual, etc muestran mucha correlación.

En realidad no es que con estas variables podamos "predecir" el salario, es que estas variables se extraen del salario a través de cálculos (combinando con otros factores).

Por tanto, a la hora de elegir variables que nos ayuden a hacer una predicción, podemos apoyarnos en variables como "jornada semanal pactada" (es de sentido común que si trabajas más horas a la semana, cobrarás más que si tienes un trabajo de media joranada). También dejamos variables como responsabilidad y estudios, porque queremos estudiar cuánto influye el nivel de estudios o la responsabilidad de una persona en el salario final.

Pero debemos eliminar variables que son un cálculo directo del salario: base, cotización, sueldo bruto, IRPF, etc…

El siguiente apartado es donde realizamos la selección de los datos de interés.

4.1 Integración y selección de los datos de interés a analizar.

Hay determinados campos que no son de interés para el estudio que se quiere realizar:

Quitamos: - IDENCCC (0): Este código de identificación del centro de cotización no nos permite identificar ninguna información relevante sobre el trabajador. - ORDENTRA (1): No es - RESPONSA (11): Porque con el campo código de ocupación tenemos información más precisa de la responsabilidad del trabajador en su empresa. - FIJODISM (17), FIJODISD (18): El hecho de que sean fijos discontinuos no aportan más información que el número de días (jornada anual pactada) que trabaja. - VAL (19), VAN (20), PUENTES (21): Las vacaciones pagadas son beneficios que aporta la empresa que no están relacionados con el salario.

- (Campos calculados) IRPFMES (36), COTIZA (37), BASE (38), RETRINOIN : Los impuestos que cada persona paga dependen de su salario, combinados con sus circunstancias personales. Toda la información necesaria para nuestro estudio lo obtendremos del salario, no de su IRPF/cotizaciones. RETRINOIN es un cálculo a partir del salario (o al revés).
- No consideraremos los días en situaciones especiales, ya que se podrían considerar outliers.

Situaciones especiales, o extraordinarias, no son la norma y son ruido en nuestra muestra. SIESPM1, DSIESPM1, SIESPM2, DSIESPM2 SIESPA1, DSIESPA1, SIESPA2, DSIESPA2 SIESPA3, DSIESPA3, SIESPA4, DSIESPA4. Tampoco son campos que el trabajador "elija": si hay una incapacidad, una baja o algo así es un imprevisto contral el que no podemos hacer nada.

- RETRIIN: Queda fuera del ámbito del estudio los salarios brutos derivados de las incapacidades temporales.
- FACTOTAL: Es una variable estadística que no aporta nada en nuestro estudio.

[20]:
```
dfSueldos = dfSueldos.drop(["IDENCCC", "ORDENTRA", "RESPONSA", "FIJODISM",␣
 ↪"FIJODISD", "VAL", "VAN", "PUENTES", "IRPFMES" , "COTIZA", "BASE",
## Integración y selección de los datos de interés a analizar.
"SIESPM1", "DSIESPM1", "SIESPM2", "DSIESPM2", "SIESPA1", "DSIESPA1", "SIESPA2",␣
 ↪"DSIESPA2", "SIESPA3", "DSIESPA3", "SIESPA4", "DSIESPA4", "RETRINOIN",␣
 ↪"RETRIIN", "FACTOTAL"], axis=1)
```

4.2 COLUMNAS CALCULADAS

Cálculo de columnas

- Meses de antigüedad (tenemos dos campos para la antigüedad/experiencia-cotizado, años y meses, vamos a simplicarlo dejando sólo uno)
- Precio/hora (simplificamos el dataset, en lugar de considerar jornadas semanales pactadas y salario, unificamos el precio hora)
- Unificar Jornada semanal pactada (a horas)
- Salario: simplificamos salario, pagas extras, y decidiremos qué complementos consideramos "salario" y cuáles no. (por ejemplo: la cesta de navidad es un beneficio/complemento, pero … ¿debería ser considerado salario para nuestro estudio?)

Cálculo Tenemos una columna "años de antiguedad" y otra "meses de antiguedad". Vamos a pasarlo todo a meses, lo guardamos en la columna 'MESANTI' y borramos la columna años.

[21]:
```
dfSueldos['MESANTI']  = dfSueldos['MESANTI'] + dfSueldos['ANOANTI'] * 12
dfSueldos = dfSueldos.drop(["ANOANTI"], axis=1)
```

Cálculo Tenemos una columna "JORNADA SEMANAL PACTADA (HORAS)" y otra para los minutos. Vamos a pasarlo todo a horas, lo guardamos en la columna JSP1 y borramos la columna de minutos.

[22]:
```
dfSueldos['JSP1'] = dfSueldos['JSP1'] +dfSueldos['JSP2']/60
dfSueldos = dfSueldos.drop(["JSP2"], axis=1)
```

Estudio de las columnas asociadas a salario y complementos:

[23]:
```
print("Salario base")
print(dfSueldos['SALBASE'].describe(), "\n")
```

```
print("Paga extra")
print(dfSueldos['EXTRAORM'].describe(), "\n")

print("Pago por horas extras")
print(dfSueldos['PHEXTRA'].describe(),"\n"   )

print("Complementos salariales")
print(dfSueldos['COMSAL'].describe(),"\n")

print("COMPLEMENTOS SALARIALES POR TURNO DE TRABAJO")
print(dfSueldos['COMSALTT'].describe())
```

```
Salario base
count    215058.000000
mean       1342.060956
std         763.257873
min           0.000000
25%         897.555000
50%        1169.090000
75%        1586.210000
max        5481.180000
Name: SALBASE, dtype: float64

Paga extra
count    215058.000000
mean         45.956117
std         353.679755
min           0.000000
25%           0.000000
50%           0.000000
75%           0.000000
max       54693.930000
Name: EXTRAORM, dtype: float64

Pago por horas extras
count    215058.000000
mean         10.617753
std          84.837671
min           0.000000
25%           0.000000
50%           0.000000
75%           0.000000
max       11556.810000
Name: PHEXTRA, dtype: float64

Complementos salariales
count    215058.000000
mean        629.140661
```

```
std        1082.113730
min           0.000000
25%          24.150000
50%         294.965000
75%         849.737500
max       83468.990000
Name: COMSAL, dtype: float64

COMPLEMENTOS SALARIALES POR TURNO DE TRABAJO
count    215058.000000
mean         35.853156
std         168.708559
min           0.000000
25%           0.000000
50%           0.000000
75%           0.000000
max        8513.000000
Name: COMSALTT, dtype: float64
```

Propuesta:

Sumamos el salario base + paga extra, para igualar las personas con 14 pagas o 12.

NO Añadimos los complementos salariales, ni valoaciones en especie, que forman parte del salario (coche, tickets restaurant, plan de pensiones, etc…), porque aunque se pueda pagar IRPF por eso, no es dinero "líquido" o "neto" que estamos recibiendo en la nómina. Ni tampoco los complementos salariales por turno de trabajo.(borramos las columnas)

NO añadimos el pago por horas extras, ya que el cálculo lo haremos con la "jornada semanal pactada" - para ver cuando cobran la hora. Si añadimos las horas extras, estamos "ruido" en el cálculo. Además, las horas extras no las cobra todo el mundo, no es un complemento en el sueldo estable, y lo mismo pasa con las gratificaciones extraordinarias (borramos la columna)

[24]:
```
dfSueldos['SALARIO'] = dfSueldos['SALBASE']+dfSueldos['EXTRAORM']
```

Quitamos los outliers de "salario". Estos datos desvirtuan el estudio.

[25]:
```
# Quitar outliers de salario


# Para el salario:

mean= dfSueldos['SALARIO'].mean()
std= dfSueldos['SALARIO'].std()
limit = mean + 3*std

dfSueldos[(dfSueldos.SALARIO > limit)]
#Hay 4095  personas cuyo sueldo es un valor extremo

#Eliminamos estos Outliers:
```

```
dfSueldos = dfSueldos[(dfSueldos.SALARIO < limit)]
```

[26]:
```
# En realidad para calcular el precio /hora que cobran los trabajadores, las␣
 ↪columnas que nos interesan son el salario y la duración de la jornada␣
 ↪laboral semanal pactada.
# vamos a obviar el dato de cúantos meses/días trabajan al año.
# Borramos las columnas DRELABAM y  DRELABAD

dfSueldos = dfSueldos.drop(["DRELABAM", "DRELABAD" ], axis=1)

# variables, bonos, y extras no "estables" también las desechamos para el␣
 ↪estudio.
# aunque estas columnas sí dependan del trabajador, no es algo que tienen todas␣
 ↪las empresas.
# igual que las valoraciones en especie.

dfSueldos = dfSueldos.drop(["GEXTRA", "VESPNOIN", "VESPIN" ], axis=1)
```

Cálculo del precio/hora:

horas trabajadas al mes = (jornada semanal pactada en horas *4) salario / horas trabajadas al mes

[27]:
```
dfSueldos['PRECIOHORA'] = dfSueldos['SALARIO'] / (dfSueldos['JSP1']*4)
```

Después de esta limpieza, volvamos a mirar las variables/correlación.

[28]:
```
#Quito las columnas calculadas, o que dependen del salario y que no ayudarán a␣
 ↪hacer la predicción.
dfSueldosReduced = dfSueldos.drop(["SALARIO", "SALBASE"], axis=1)
```

[29]:
```
dfSueldos_corr = dfSueldosReduced.corr()['PRECIOHORA']

corr_features_list = dfSueldos_corr.sort_values(ascending=False)
print("Mostramos la correlación de las variables:")
print(corr_features_list[1:])
```

```
Mostramos la correlación de las variables:
ESTU          0.297295
EXTRAORM      0.254397
MESANTI       0.180802
MERCADO       0.147426
ESTRATO2      0.085332
ANOS2         0.072171
DRELABM       0.019568
COMSAL        0.009294
COMSALTT      0.008489
REGULACION    0.007734
CONTROL       0.003143
PHEXTRA      -0.011482
```

```
HEXTRA       -0.034622
TIPOPAIS     -0.038410
TIPOJOR      -0.042955
JSP1         -0.046968
NUTS1        -0.051016
JAP          -0.055524
SEXO         -0.073423
TIPOCON      -0.080352
Name: PRECIOHORA, dtype: float64
```

Por una parte, teniendo en cuenta que tenemos variables que son categóricas, por ejemplo el nivel de estudios, no podemos esperar una correlación muy alta, ya que el nivel de estudio están enumerado del 1 al 7, siendo 1 menos que estudios básicos obligatorios, y 7 unos estudios de alto nivel: licenciados y doctorados. Pero aunque sea una variable categórica, estamos dandole un número al nivel de estudios. El hecho de que salga que la variable con más correlación del dataset es el nivel de estudios del trabajador nos parece significativo y coherente.

Después la experiencia del trabajador (en meses) y un poco menos la la edad (aunque la experiencia y la edad suelen ir relacionadas). De las variables que aparecen con cierta correlación son: el tipo de contrato (los trabajadores indefinidos cobran un poco más), el sexo también parece influir (el general, las mujeres cobran menos), o la región de la empresa (tal y como está el código numérico: cuanto más al sur esté la región, menos sueldo se percibe).

Otras variables que "pertenecen a la empresa" y que influyen: los saldos son más altos en empresas más grandes, con mercados mayores (mejor pagados los trabajadores de empresas internacionales, que los de comercio local). Pero por ejemplo, no parece que afecte si el control de la empresa es público o privado.

5 4. Análisis de los datos.

5.1 4.1 Selección de los grupos de datos que se quieren analizar/comparar (planificación de los análisis a aplicar).

Del dataset nos interesa hacer diferentes análisis en función de diferentes subconjuntos de datos:

- Edad (ANOS2)
- Experiencia (ANOANTI)
- Sexo (SEXO)
- Industria/tipo de actividad (CNACE)
- Españoles o migrantes (TIPOPAIS)
- Estudios (ESTU)
- Código de ocupación.
- Región (NUTS1)

¿Son los trabajadores con más años y/o experiencia los que más cobran? ¿Cobran menos las mujeres? ¿Cobran menos las mujeres en el mismo tipo de trabajo que los hombres? ¿Cual es la industria mejor pagada?¿Y la peor? ¿Cobran más los trabajadores con más estudios? ¿Cobran más los trabajadores con mayor responsabilidad /código de ocupación?

5.2 4.2 Comprobación de la normalidad y homogeneidad de la varianza.

Veamos la distrubición de la varianza en las siguientes variables numéricas: Aunque tengamos algunas variables cualitativas cuyo código es numérico, y por ejemplo, en el análisis hemos podido sacar algunas conclusiones, como no hablamos de variables contínuas, no las incluyo en este apartado.

- Meses de antigüedad (-> MESANTI)
- Jornada semanal (en horas) (-> JSP1)
- Precio /hora (-> PRECIOHORA)
- Salario (-> SALARIO)

Como hemos visto en teoría, las pruebas para la comprobación de la normalidad más habituales son Shapiro-Wilk y Kolmogorov-Smirnov.

Existe también otra prueba llamada de "Anderson-Darling" que comprueba si sigue otra distribución particular (no sólo la normal), como exponencia, logística o Gumbel.

En ellas asumiremos como hipótesis nula que la población sigue una distribución normal. Después de aplicar estas pruebas, si el pvalor obtenido es inferior al nivel de significancia (normalmente = 0,05) entonces se rechaza la hipótesis nula (y por tanto se concluye que los datos no vienen de una distribución normal). En cambio, si el p-valor es superior al nivel de significancia, entonces no se puede rechazar la hipótesis nula y se asume que los datos siguen una distribución normal.

Para aplciar estas pruebas en python hemos recurrido a la siguiente documentación:

Test de Shapiro-wilk ref: https://docs.scipy.org/doc/scipy/reference/generated/scipy.stats.shapiro.html

Test de Anderson-Darling ref: https://docs.scipy.org/doc/scipy/reference/generated/scipy.stats.anderson.html

Test de Kolmogorov-Smirnov ref: https://docs.scipy.org/doc/scipy/reference/generated/scipy.stats.kstest.htm

[30]:
```
varcontinuas = dfSueldos[['MESANTI', 'JSP1', 'PRECIOHORA', 'SALARIO']]
varcontinuas.head()

for column in varcontinuas:

    # Test de Shapiro-Wilk
    shapiro_test = stats.shapiro(dfSueldos[column] )
    print(column,": " , shapiro_test)

    # Test de Anderson-Darling
    anderson_test = stats.anderson(dfSueldos[column], dist='norm')
    print(column,": " , anderson_test)

    # Test Kolmogorov-Smirnov
    kolmo_test = stats.kstest(dfSueldos[column], 'norm')
    print(column,": " , kolmo_test)

    print("\n")
```

```
MESANTI :  (0.8888380527496338, 0.0)
MESANTI :  AndersonResult(statistic=6550.9104059937235,
critical_values=array([0.576, 0.656, 0.787, 0.918, 1.092]),
```

```
significance_level=array([15. , 10. ,  5. ,  2.5,  1. ]))
MESANTI :  KstestResult(statistic=0.9661467720005557, pvalue=0.0)


JSP1 :  (0.5738488435745239, 0.0)
JSP1 :  AndersonResult(statistic=37188.029671572905,
critical_values=array([0.576, 0.656, 0.787, 0.918, 1.092]),
significance_level=array([15. , 10. ,  5. ,  2.5,  1. ]))
JSP1 :  KstestResult(statistic=0.9948579678026631, pvalue=0.0)


PRECIOHORA :  (0.757660984992981, 0.0)
PRECIOHORA :  AndersonResult(statistic=9971.082675367012,
critical_values=array([0.576, 0.656, 0.787, 0.918, 1.092]),
significance_level=array([15. , 10. ,  5. ,  2.5,  1. ]))
PRECIOHORA :  KstestResult(statistic=0.9957514630494201, pvalue=0.0)


SALARIO :  (0.9199879765510559, 0.0)
SALARIO :  AndersonResult(statistic=4827.977608444839,
critical_values=array([0.576, 0.656, 0.787, 0.918, 1.092]),
significance_level=array([15. , 10. ,  5. ,  2.5,  1. ]))
SALARIO :  KstestResult(statistic=0.9998672288309095, pvalue=0.0)
```

El test de **Shapiro-Wilk**, comprueba la hipótesis nula que los datos dados siguen una distribución normal. Para que la hipótesis no sea rechazada, p-value debe tener un valor mayor a 0.05. En el caso del test de **Anderson-Darling**: buscamos que los "critial_values" sean mayores que los valores que da el array "significance_level", para que se cumpla la hipótesis nula. El test de **Kolmogorov-Smirnov**, cuando le damos sólo una distribución, compara este conjunto con otra distribución normal aleatoria. El valor de pvalue debe ser mayor a 0.05 para "no rechazarse" la hipótesis nula (es decir, que la muestra dada siga una distribución normal).

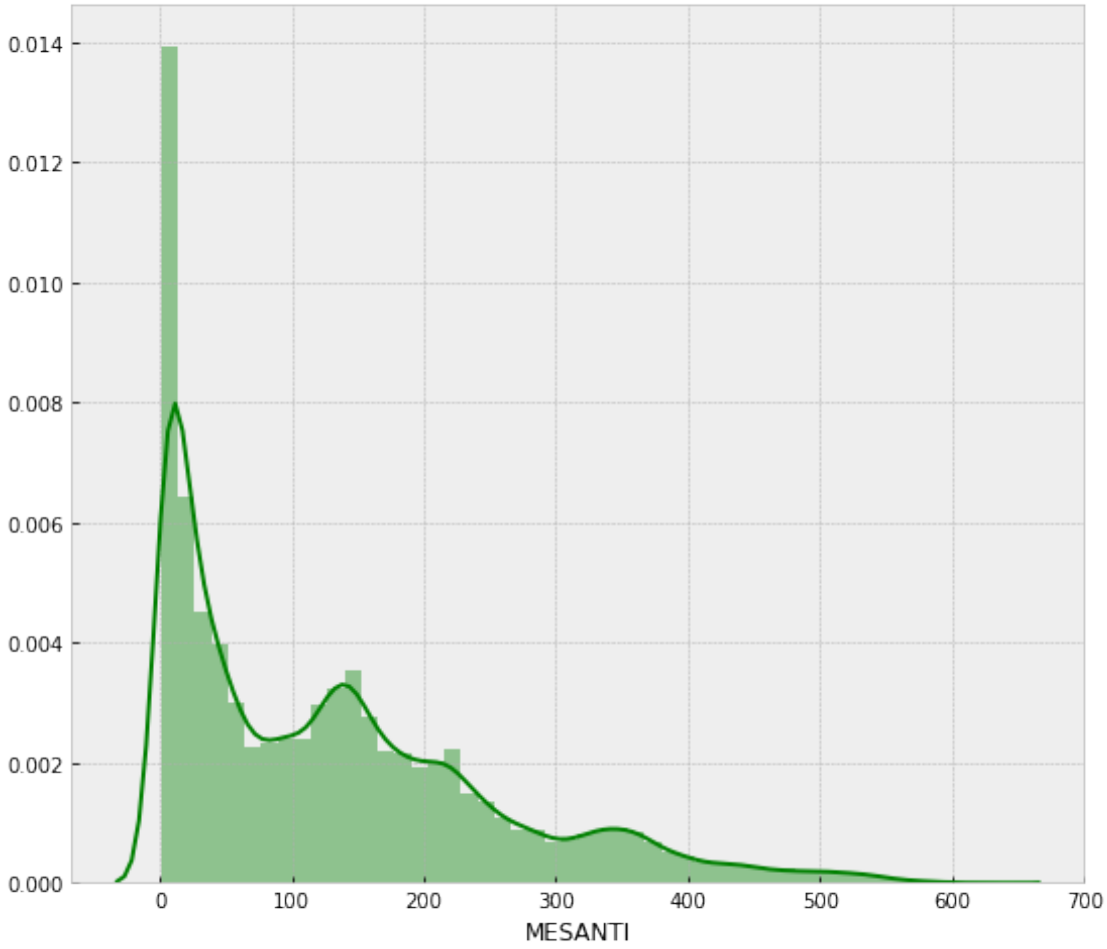
Con estos resultados se pude decir que ninguna de las 3 variables sigue una distribución normal, en todos los casos el p-value ha sido inferior a 0.05 y por tanto se han rechazado en los tres test la hipótesis nula.

Veamos gráficamente la distribución de cada una de las variables, a través de su histograma y de su curva de densidad.

[31]:
```
columnName = 'MESANTI'
print(dfSueldos[columnName].describe())
plt.figure(figsize=(9, 8))
sns.distplot(dfSueldos[columnName], color='g', bins=50, hist_kws={'alpha': 0.
 ↪4});
```

```
count    210963.000000
mean        130.807715
std         121.455341
```

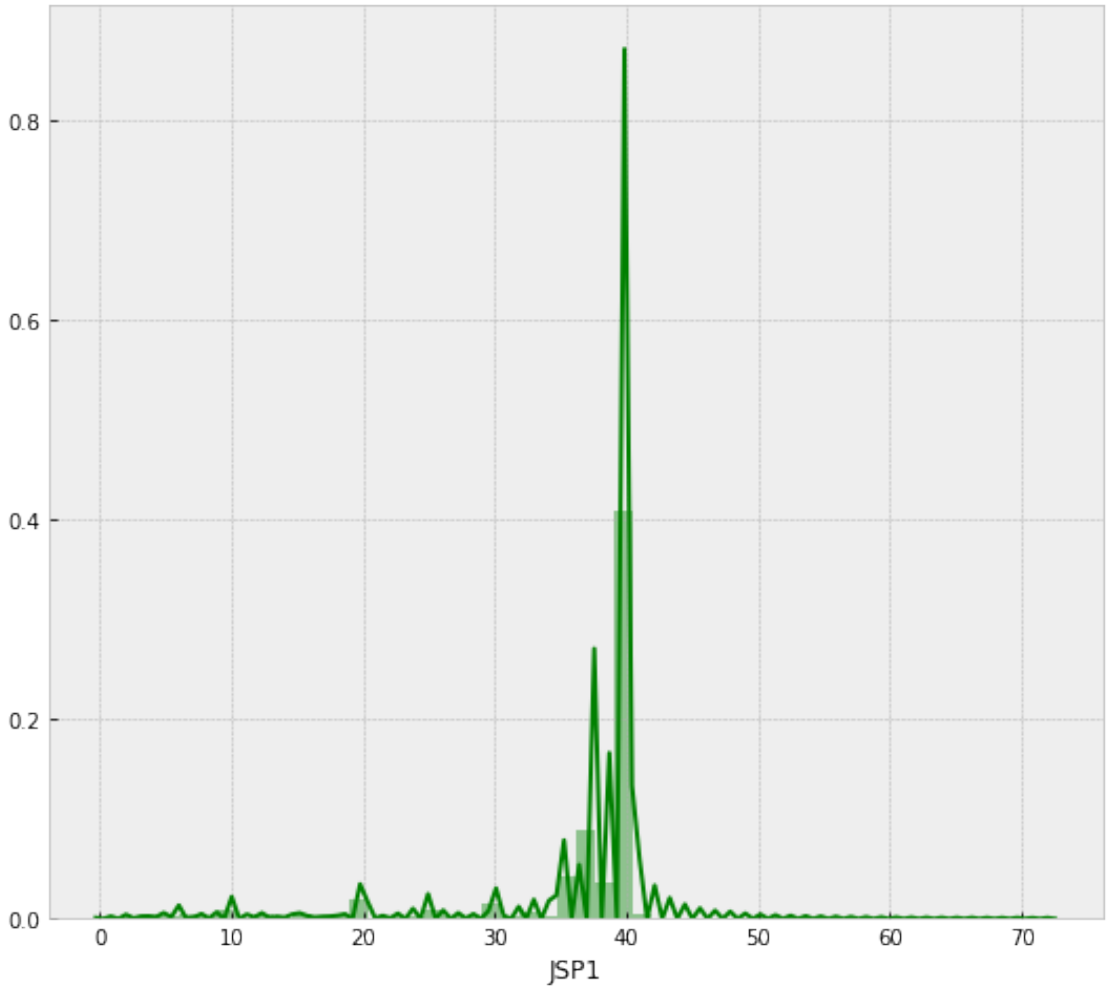
```
min            1.000000
25%           25.000000
50%          106.000000
75%          198.000000
max          632.000000
Name: MESANTI, dtype: float64
```



[32]:
```
columnName = 'JSP1'
print(dfSueldos[columnName].describe())
plt.figure(figsize=(9, 8))
sns.distplot(dfSueldos[columnName], color='g', bins=50, hist_kws={'alpha': 0.
↪4});
```

```
count    210963.000000
mean         35.930073
std           8.207350
min           0.250000
25%          37.500000
```

```
50%          40.000000
75%          40.000000
max          72.000000
Name: JSP1, dtype: float64
```

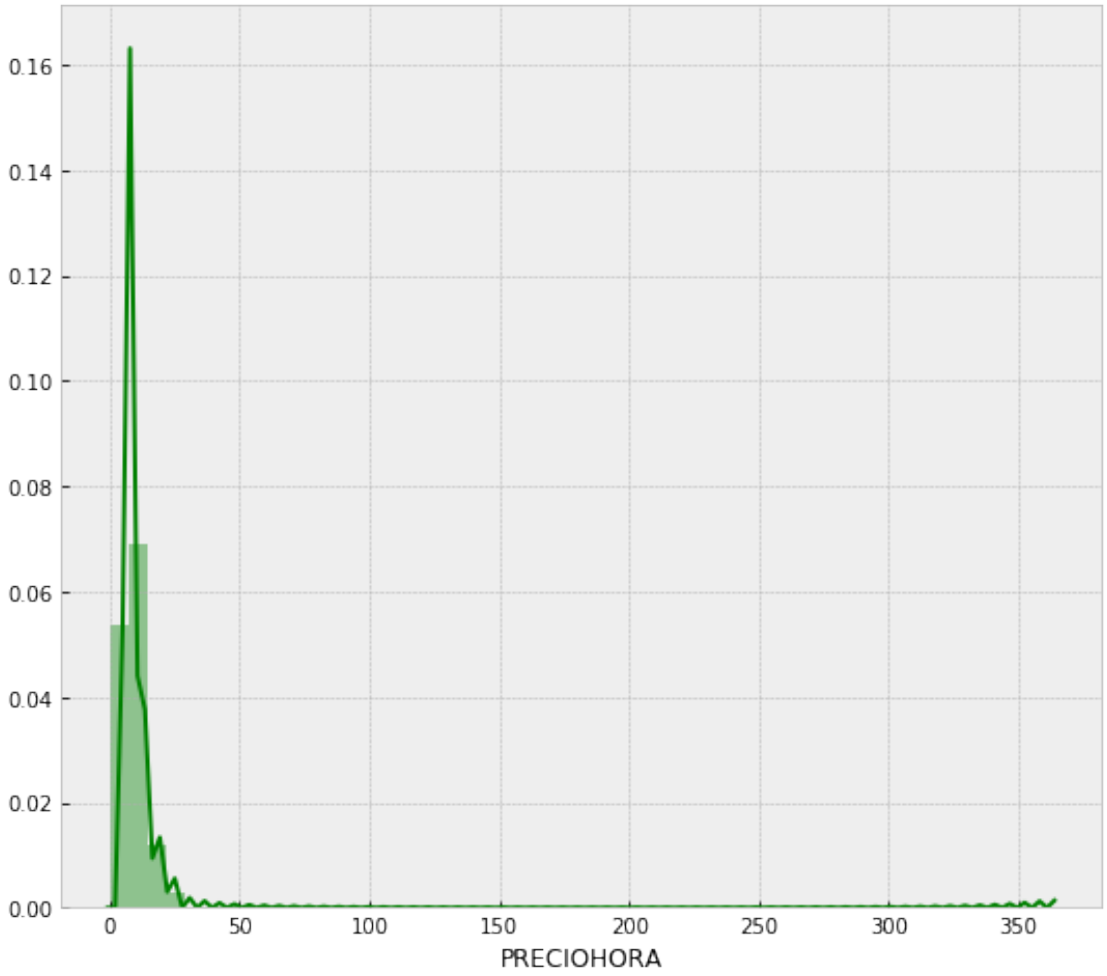


Legalmente el número máximo de horas (incluyendo las extra) que se pueden hacer a las semana son 80. Encontramos un máximo de 72 horas. Como era de esperar, la gran mayoría de los trabajadores tienen una jornada de 40 horas a la semana. Aunque encontramos casi un 10% en 35 horas, y también algunos (pero menos del 5%) en la media jornada (20 horas/semanales.)

Pero efectivamente, tal y como afirmaban los test anteriores, ninguna sigue una distribución normal.

[33]:
```
columnName = 'PRECIOHORA'
print(dfSueldos[columnName].describe())
plt.figure(figsize=(9, 8))
sns.distplot(dfSueldos[columnName], color='g', bins=50, hist_kws={'alpha': 0.
↪4});
```

```
count    210963.000000
mean          9.238699
std           4.697819
min           0.000000
25%           6.416563
50%           7.929038
75%          10.693812
max         362.962500
Name: PRECIOHORA, dtype: float64
```



Los outilers en este caso desvirtuan la gráfica muchísimo. Tenemos una varianza de 4.69, una media de 9.27 y un percentil 75% de 10 €/h. Sin embargo el máximo lo encontramos en 350€/h. En vista a esta gráfica, también vamos a quitar los outliers a esta columna, porque no es significativa los trabajadores que cobran tantísimo la hora.

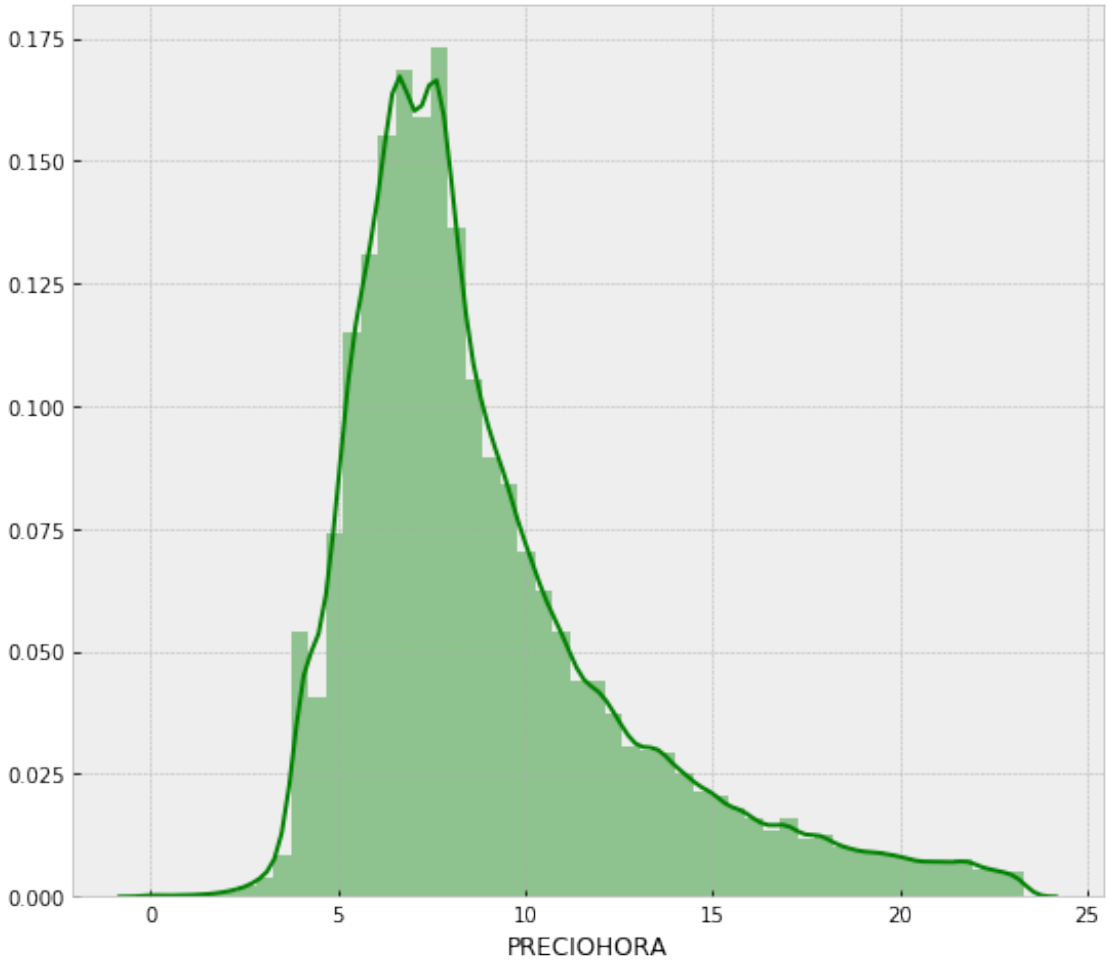
[34]:
```
# Quitar outliers de precio/hora.
```

```
mean= dfSueldos['PRECIOHORA'].mean()
std= dfSueldos['PRECIOHORA'].std()
limit = mean + 3*std

print(limit)

#Eliminamos estos Outliers:
dfSueldos = dfSueldos[(dfSueldos.PRECIOHORA < limit)]

#Hay 2971 personas cuyo precio hora está por encima de limite que hemos␣
↪establecido (23€/h)
```

```
23.33215531060908
```

[35]:
```
#y dibujamos la gráfica de nuevo:
columnName = 'PRECIOHORA'
print(dfSueldos[columnName].describe())
plt.figure(figsize=(9, 8))
sns.distplot(dfSueldos[columnName], color='g', bins=50, hist_kws={'alpha': 0.
↪4});
```

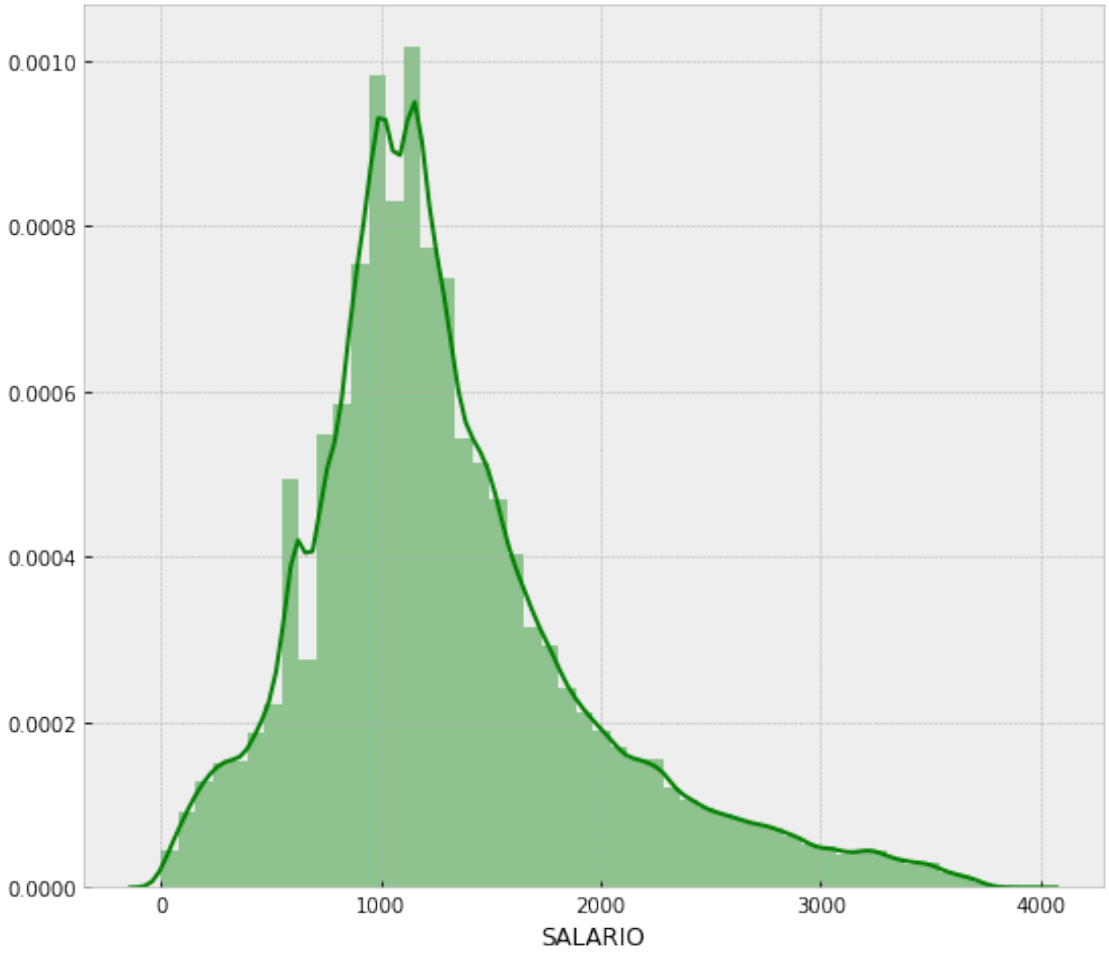
```
count    207992.000000
mean          8.965949
std           3.822664
min           0.000000
25%           6.392250
50%           7.880760
75%          10.511375
max          23.329071
Name: PRECIOHORA, dtype: float64
```



La columna sigue sin ser una distribución normal (estrictamente hablando) Pero la visualización es más clara. Tanto la media como la mediana de la gráfica, ronda los 9€/h.

[36]:
```
columnName = 'SALARIO'
print(dfSueldos[columnName].describe())
plt.figure(figsize=(9, 8))
sns.distplot(dfSueldos[columnName], color='g', bins=50, hist_kws={'alpha': 0.
 ↪4});
```

```
count    207992.000000
mean       1295.553388
std         638.557696
min           0.000000
25%         897.810000
50%        1168.975000
75%        1576.150000
max        3934.200000
Name: SALARIO, dtype: float64
```



Al igual que el precio hora, se parece a una distribución normal, pero como hemos vistos en los test anteriores no es así.

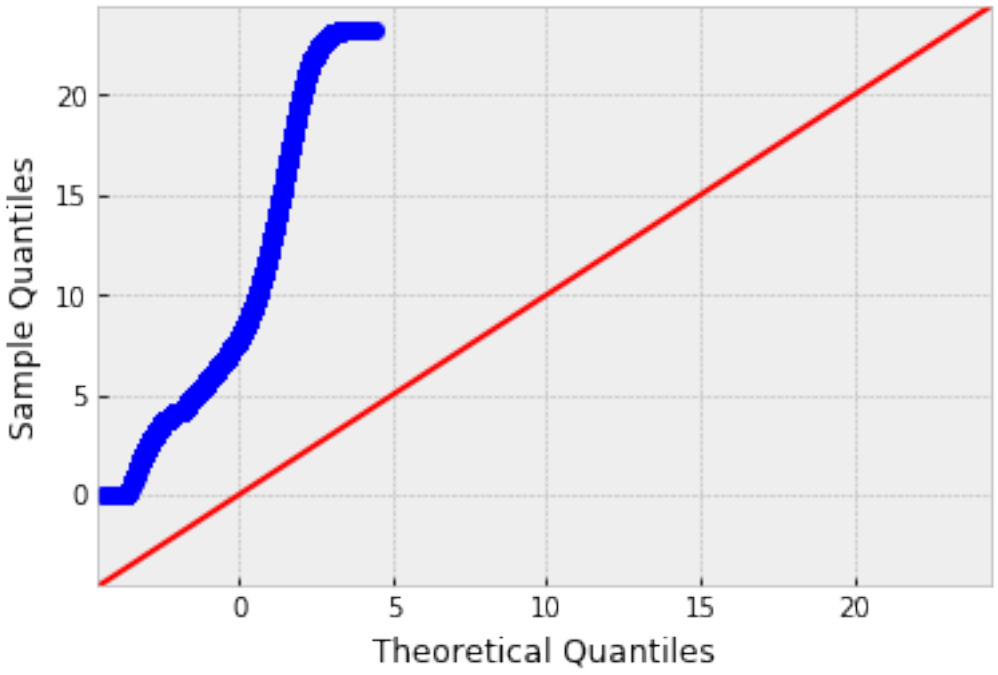
5.2.1 gráficas Q-Q

Aunque hayamos comprobado en los test anteriores que las distribuciones no son normales, parece interesante dibujar e interpretar las gráficas QQ de alguna de las anteriores variables.

ref: https://www.geeksforgeeks.org/qqplot-quantile-quantile-plot-in-python/ (hacer las gráficas en python) ref: https://boostedml.com/2019/03/linear-regression-plots-how-to-read-a-qq-plot.html (interpretación de las gráficas QQ)

En concreto "Precio /hora" cuya gráfica de densidad es parecida a una distribución normal:

[37]:
```
sm.qqplot(dfSueldos['PRECIOHORA'], line ='45');
```



La verticalidad de la gráfica en el centro, nos indica un crecimiento muy rápido (abrupto) de la gráfica de densidad. El principio, y el final, con los puntos horizontales, se pueden interpretar como colas ligeras: hay una gran mayoría que tiene el precio hora fijado en la mediana, casi un crecimiento expotencial, y en los extremos apenas hay población.

5.2.2 Homocedasticidad

Una vez probada la (no) normalidad de las distribuciones contínuas del dataset, vamos a comprobar sus varianzas para diferentes grupos de datos. Para la comprobación si varios grupos tienen la misma distribución en sus variables tenemos varios tests: por ejemplo el test de Levene, si los datos siguen una distribución nromal, o el de Fligner-Killeen cuando no. Como los datos, como hemos visto antes, no siguen la distribución normal, vamos a empezar haciendo el test de Fligner-Killeen para la comprobación de las varianzas de la variable salario, para hombres y mujeres.

[38]:
```
# Para hacer el test de levene, cogemos los registros en los que el trabajador␣
↪tiene sexo = hombre (1):
registroshombres =  dfSueldos[(dfSueldos.SEXO == 1)]
#y los  de las mujeres
registrosmujeres=dfSueldos[(dfSueldos.SEXO == 6)]
```

5.2.3 Test de Fligner Killen

La **hipótesis nula** dice que no hay diferencias significativas entre los sueldos de mujeres y hombres.

[39]:
```
from scipy.stats import fligner

print(fligner(registroshombres['SALARIO'], registrosmujeres['SALARIO']))
print(fligner(registroshombres['PRECIOHORA'], registrosmujeres['PRECIOHORA']))
```

```
FlignerResult(statistic=27.542164213474432, pvalue=1.537068213439582e-07)
FlignerResult(statistic=510.1102007780646, pvalue=6.001200488699651e-113)
```

Para el test de Fligner, se vuelve a confirmar que las varianzas del sueldo de hombres y mujeres NO son homogéneas (porque el pvalue es inferior a 0.05), luego se rechaza la hipótesis nula.

5.2.4 Test de Levene.

ref: https://aaronschlegel.me/levenes-test-equality-variances-python.html (El test de levene en Python)

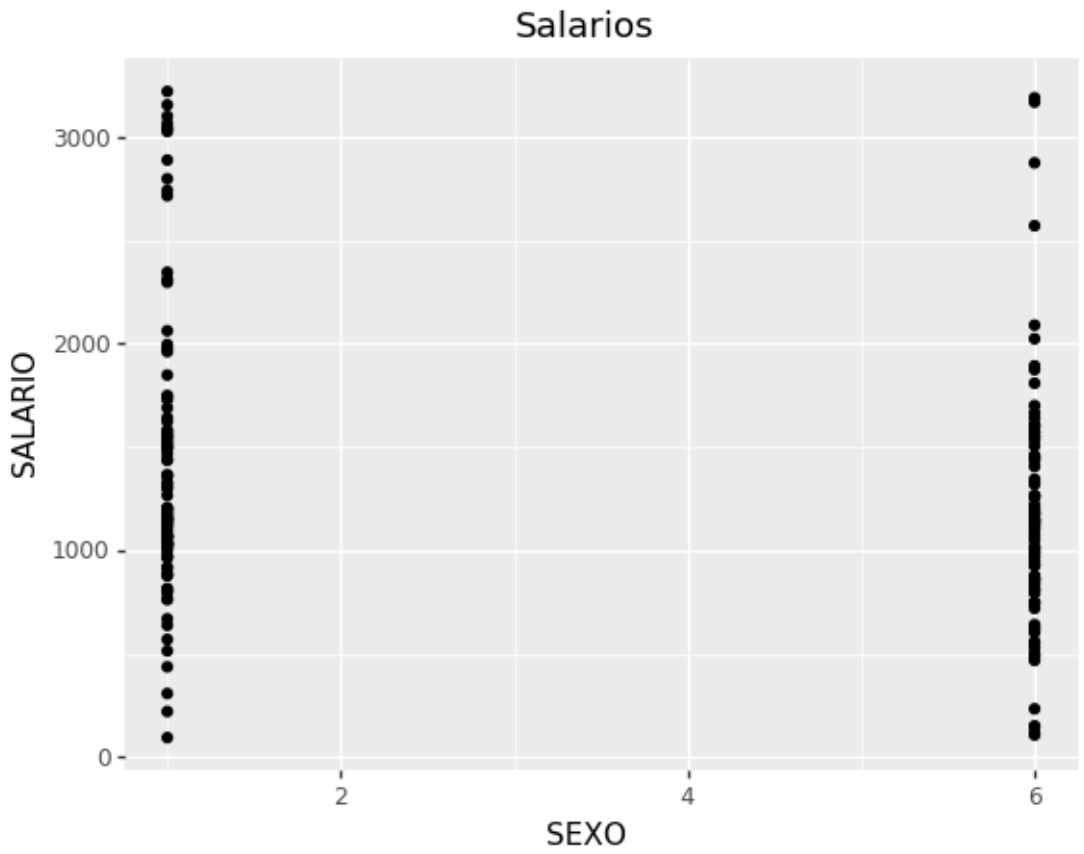
[40]:
```
print(stats.levene(registroshombres['SALARIO'], registrosmujeres['SALARIO'],␣
 ↪center='mean'))
print(stats.levene(registroshombres['PRECIOHORA'],␣
 ↪registrosmujeres['PRECIOHORA'], center='mean'))
```

```
LeveneResult(statistic=119.980905510717, pvalue=6.500558119450657e-28)
LeveneResult(statistic=525.2518123637237, pvalue=4.248882521278517e-116)
```

En ambos casos el p-value es INFERIOR a 0.05, tanto para el precio/hora, como para el salario. Por tanto asumimos que NO hay homogeneidad de varianzas entre los grupos.

Veamos si podemos visualizar gráficamente los resultados de estos tests con ggplot2: ref: https://ggplot2.tidyverse.org/reference/scale_manual.html

[41]:
```
from plotnine.data import economics
from plotnine import ggplot, aes, geom_point, scale_x_discrete, labs
# Tenemos tantas muestras en este dataset que hemos tenido que extraer 200␣
 ↪registros aleatorios para dibujarlos y que parezcan puntos y no una línea␣
 ↪continua que no podemos interprestar.
ggplot(dfSueldos.sample(200)) + aes(x="SEXO", y="SALARIO") + geom_point() +␣
 ↪labs(title="Salarios")
```

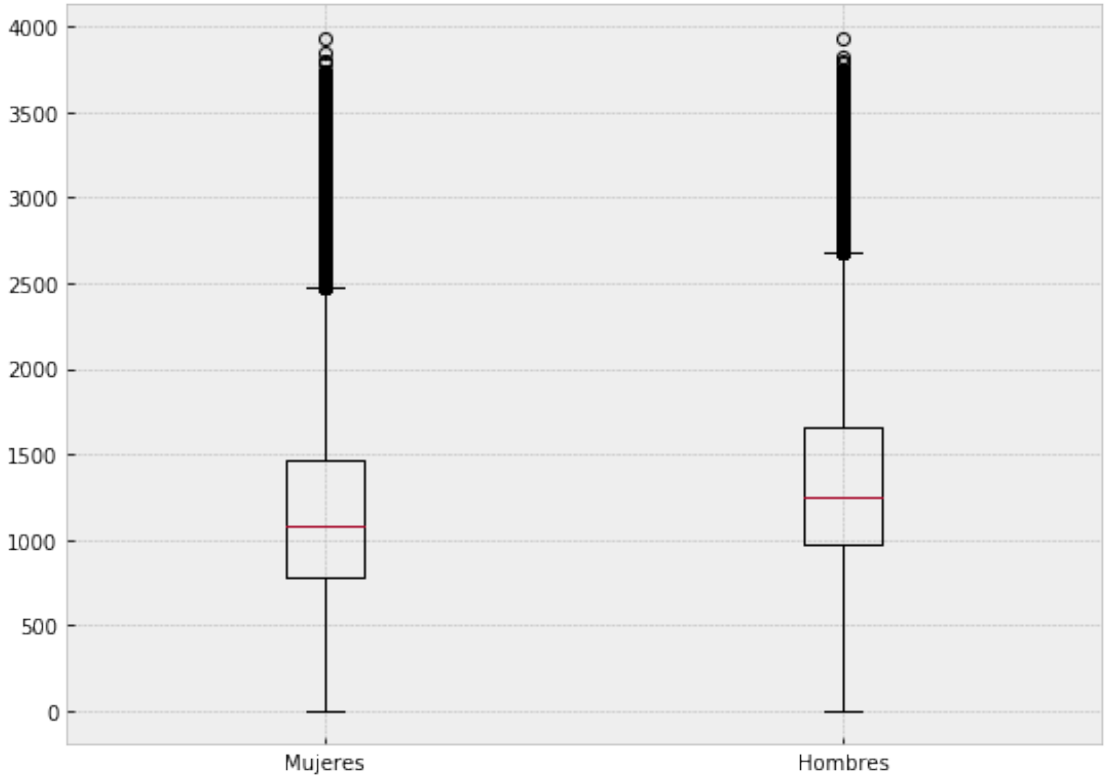


[41]: <ggplot: (-9223371884371183168)>

Parece que para el dataset que estamos viendo, esta gráfica no es la más adecuada. Vamos a probar a dibujar un plotbox donde veamos media, varianza y sus distribuciones en hombres y mujeres. ref: https://www.geeksforgeeks.org/box-plot-in-python-using-matplotlib

[42]:
```
salariomujeres = registrosmujeres['SALARIO']
salariohombres = registroshombres['SALARIO']

salarios = [salariomujeres, salariohombres]

fig = plt.figure(figsize =(7, 5))

# Creating axes instance
ax = fig.add_axes([0, 0, 1, 1])

# Creating plot
bp = ax.boxplot(salarios)

# x-axis labels
```

```
ax.set_xticklabels(['Mujeres', 'Hombres'])

# show plot
plt.show()
```



5.3 4.3. Aplicación de pruebas estadísticas para comparar los grupos de datos. En función de los datos y el objetivo del estudio, aplicar pruebas de contraste de hipótesis, correlaciones, regresiones, etc.

Podemos calcular si hay diferencias significativas entre la media de salario, de mujeres y de hombres. En este caso podemos aplicar el test paramétrico t-test de Student, que requiere que las muestras a comparar sigan una distribución normal.

Por un lado vimos que la variable "Salario", no sigue exactamente una distribución normal, pero aplicando el teorema del límite central con una muestra suficientemente grande (mayor de 30, y en este caso lo es de sobra) se puede asumir que la variable sigue una distribución normal.

Cuando la normalidad y la homocedasticidad se cumplan (p-valores mayores al nivel de significancia), se podrán aplicar pruebas por contraste de hipótesis de tipo paramétrico, como la prueba t de Student. En los casos en los que no se cumplan (como el nuestro), se deberán aplicar pruebas no paramétricas como Wilcoxon (cuando se comparen datos dependientes) o Mann-Whitney (cuando los grupos de datos sean independientes).

[43]:
```
# Tanto el test de Student como Wilcoxon necesita que los datasets tengan el␣
↪mismo número de registros.
# Así que vamos a coger 91417 registros de salarios de hombres al azar:
salariomujeres = registrosmujeres['SALARIO']
salariohombres = registroshombres['SALARIO'].sample(salariomujeres.shape[0])

#Igual con el precio hora (ph)
phmujeres = registrosmujeres['PRECIOHORA']
phhombres = registroshombres['PRECIOHORA'].sample(salariomujeres.shape[0])
```

5.3.1 test de Student

[44]:
```
# Vamos a comparar las medias de los dos grupos, con t-Test.
print(stats.ttest_rel(salariohombres, salariomujeres))
print(stats.ttest_rel(phhombres, phmujeres))
```

```
Ttest_relResult(statistic=64.90536717572644, pvalue=0.0)
Ttest_relResult(statistic=34.866496471939264, pvalue=1.3241119629729516e-264)
```

El resultado de la prueba de Student, en la variable pvalue en ambos casos es muy inferior a 0.05, así que rechazamos la hipótesis nula: *las medias de los sueldos de hombres y mujers no son iguales.*

Algo que teníamos bastante claro después de ver el boxplot dibujado anteriormente.

5.3.2 prueba de Wilcoxon

En python, la prueba de Wilcoxon se aplica mediante el método wilcoxon de la librería stats.

ref: https://docs.scipy.org/doc/scipy/reference/generated/scipy.stats.wilcoxon.html

La hipótesis nula dice que no hay diferencias entre la media de salarios de hombres y mujeres, así que vamos a hacer el test de wilcoxon indicando que las distribuciones en los grupos son iguales. Veamos si sale el mismo resultado que el test de Student.

[45]:
```
print(wilcoxon(salariohombres, salariomujeres))
print(wilcoxon(phhombres, phmujeres))
```

```
WilcoxonResult(statistic=1556367563.5, pvalue=0.0)
WilcoxonResult(statistic=1802434012.0, pvalue=8.589184820756134e-281)
```

De nuevo, al igual que la de Student, la variable pvalue sigue siendo muy inferior al limite que habíamos marcado.

Vamos a probar con esta hipótesis alternativa: "Los salarios de mujeres son menores que los de los hombres"

[46]:
```
print(wilcoxon(salariohombres, salariomujeres,  alternative='less', correction␣
↪='false'))
print(wilcoxon(phhombres, phmujeres,  alternative='less', correction ='false'))
```

```
WilcoxonResult(statistic=2617733832.5, pvalue=1.0)
WilcoxonResult(statistic=2373586343.0, pvalue=1.0)
```

Podemos aceptar la hipótesis alternativa.

5.3.3 Chi cuadrado

ref: https://python-bloggers.com/2020/09/how-to-run-chi-square-test-in-python

Queremos saber ahora la relación que existe entre la clase "Estudios" (ESTU) y el "sexo" (SEXO).

Al ser 2 variables categóricas vamos a aplicar por ejemplo el test Chi-Cuadrado. Aquí la hipótesis nula nos dice que las variables son independientes.

Vamos a comprobarlo:

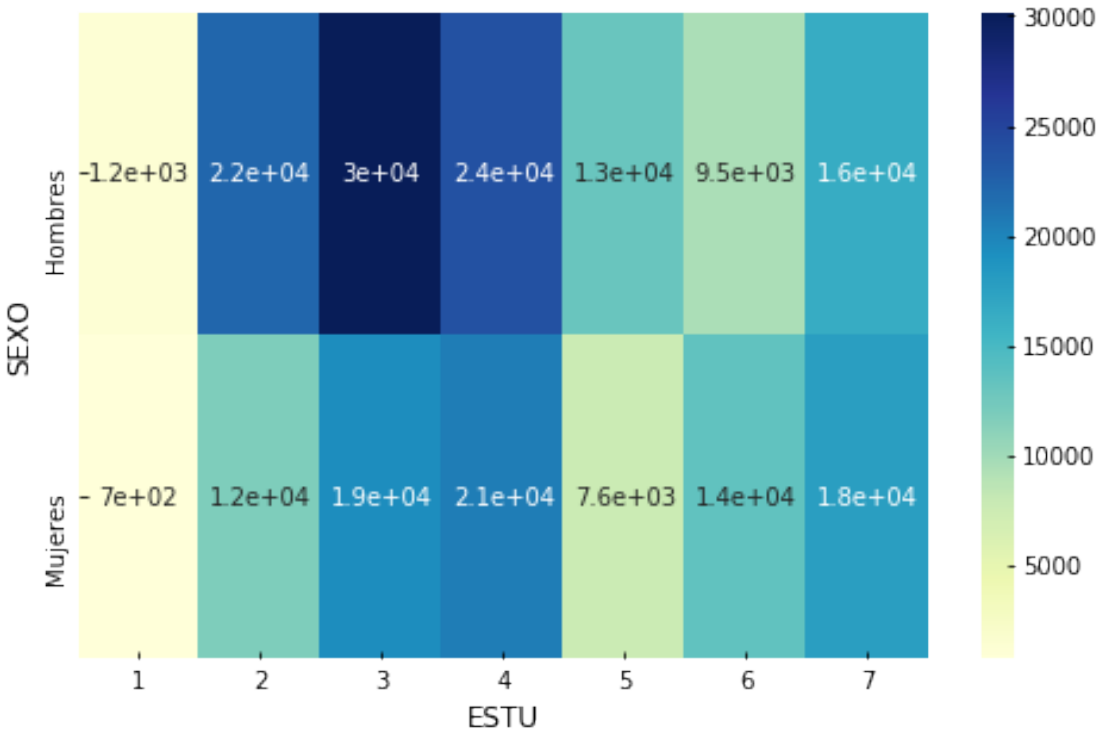
[47]:
```
#aislo el dataset estudios y sexo
estudiosporsexo = dfSueldos[['SEXO','ESTU']]

#creo la tabla de contingecia
tablecontigency= pd.crosstab(estudiosporsexo['SEXO'], estudiosporsexo['ESTU'])

#con esta tabla de contingencia pasamos el test de chi-cuadrado:
c, p, dof, expected = (chi2_contingency(tablecontigency))

print (p)
```

```
0.0
```

Rechazamos la hipótesis nula: Los estudios no son independientes al sexo. Para verlo de una forma gráfica, vamos a hacer un mapa de calor y observar gráficamente las distribuciones:

[48]:
```
plt.figure(figsize=(8,5))
y_axis_labels =[ "Hombres", "Mujeres"]
sns.heatmap(tablecontigency, yticklabels = y_axis_labels, annot=True,␣
 ↪cmap="YlGnBu")
```

[48]:
```
<matplotlib.axes._subplots.AxesSubplot at 0x23809c0b308>
```



En esta tabla podemos ver que aproximadamente los mismos hombres y mujeres no terminaron la educación primaria.

Pero a partir de ahí, muchos **más hombres terminaron su educación primaria y educación secundaria**.

Sin embargo, hay una clara diferencia en cuento a formaciones profesionales, y universitarios. Mientras que encontramos muchos **más hombres que optan por una FP**, o educación profesional, comparando, hay **más mujeres que terminan sus estudios universitarios**, tanto diplomados, como licenciados/postgrados.

Veamos otras condiciones diferenciadas por sexo, por ejemplo, el tipo de contrato.

5.3.4 Test exacto de Fisher

Para esto voy a aplicar el test de Fisher: ¿Tienen las mujeres y hombres el mismo tipo de contratos (definidos o indefinidos)?

[49]:
```
#aislo el dataset contrato y sexo
contratosporsexo = dfSueldos[['TIPOCON','SEXO']]

#creo la tabla de contingecia
contigencia= pd.crosstab(contratosporsexo['SEXO'], contratosporsexo['TIPOCON'])

print("Tabla de contingencia: ")
```

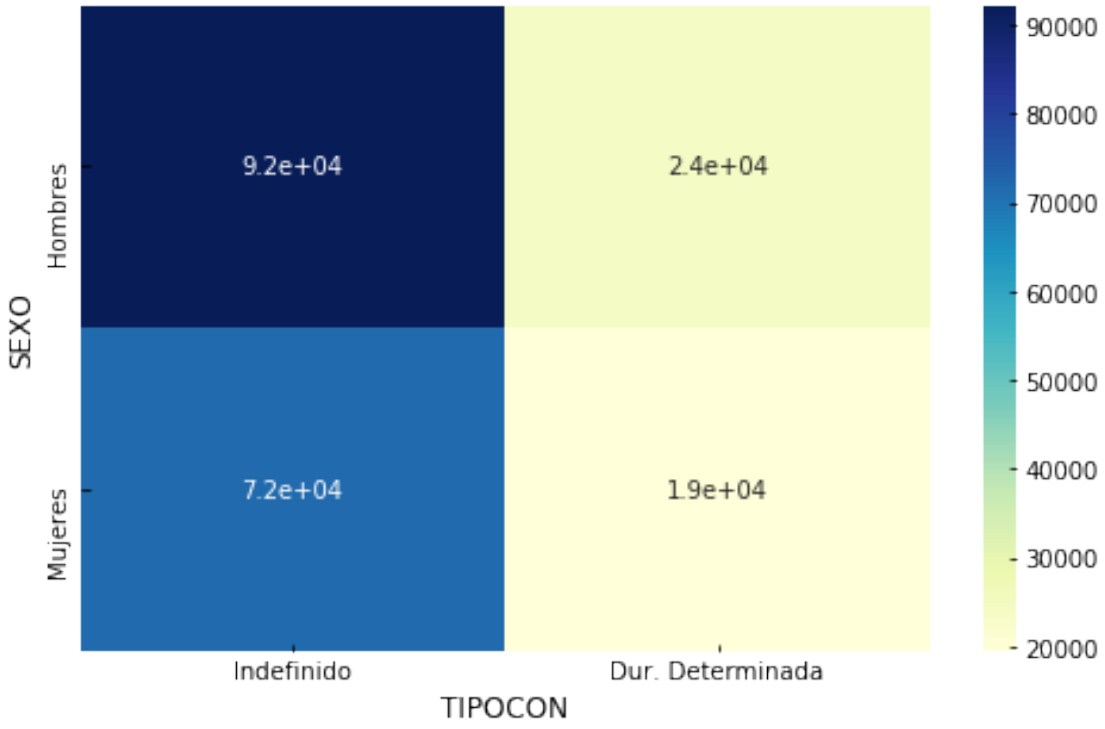
```
print(contigencia)

oddsratio, pvalue = stats.fisher_exact(contigencia)

print("Valor de pvalue: ", pvalue)
```

```
Tabla de contingencia:
TIPOCON      1      2
SEXO
1        92306  24269
6        72048  19369
Valor de pvalue:  0.040301110355900185
```

Pvalue ha salido menos de 5, que rechaza la hipótesis nula: sí que hay diferencia entre el tipo de contratos que hay en hombres y mujeres. Sin embargo, es el valor de pvalue más alto que hemos visto en el estudio. La diferencia no es abismal, y así podemos verlo en el siguiente heatmap:

[50]:
```
plt.figure(figsize=(8,5))
y_axis_labels =[ "Hombres", "Mujeres"]
x_axis_labels =[ "Indefinido", "Dur. Determinada"]
sns.heatmap(contigencia, yticklabels = y_axis_labels, xticklabels =␣
↪x_axis_labels, annot=True, cmap="YlGnBu")
```

[50]:
```
<matplotlib.axes._subplots.AxesSubplot at 0x2380bc0e9c8>
```



Repito el test de Fisher con otra variable: Quiero conocer la relación del tipo de jornadas partidas/completas, con respecto al sexo.

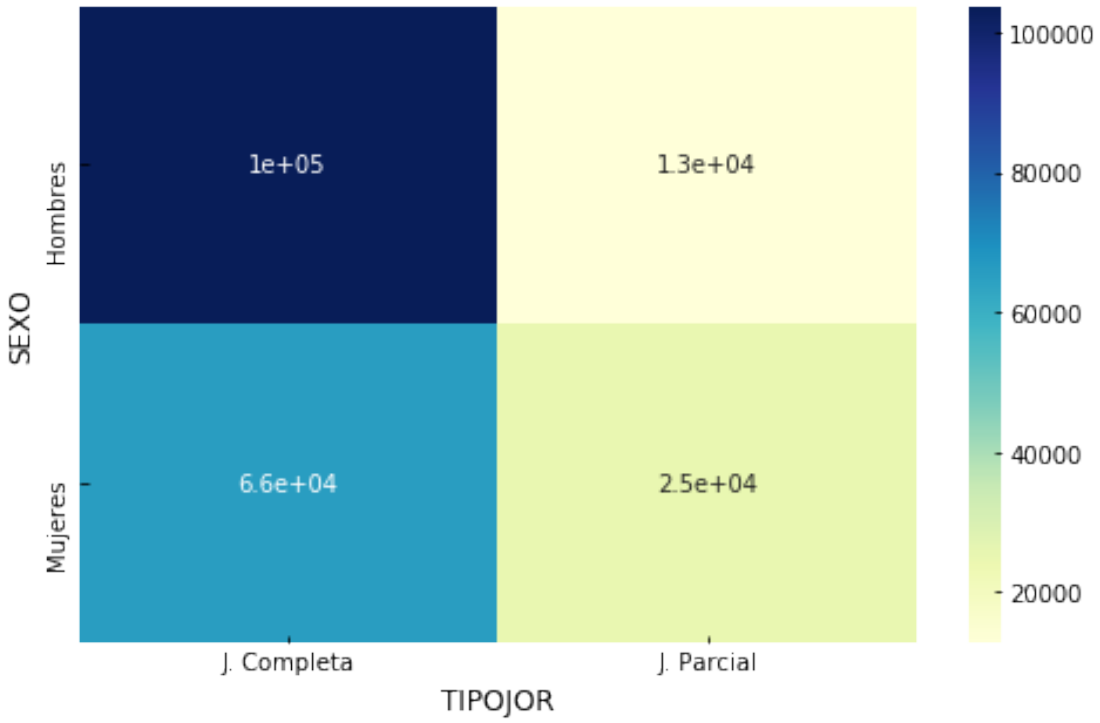
[51]:
```
#aislo el dataset jornada y sexo
jornadaporsexo = dfSueldos[['TIPOJOR','SEXO']]

#creo la tabla de contingecia
contigencia= pd.crosstab(jornadaporsexo['SEXO'], jornadaporsexo['TIPOJOR'])

print("Tabla de contingencia: ")
print(contigencia)

oddsratio, pvalue = stats.fisher_exact(contigencia)

print("Valor de pvalue: ", pvalue)
```

```
Tabla de contingencia:
TIPOJOR       1      2
SEXO
1        103949  12626
6         66017  25400
Valor de pvalue:  0.0
```

Por la tabla de contingencia ya se ve que hay bastante diferencia entre el número de mujeres y hombres y tipo de contratos. Veamos de nuevo el heatmap:

[52]:
```
plt.figure(figsize=(8,5))
y_axis_labels =[ "Hombres", "Mujeres"]
x_axis_labels =[ "J. Completa", "J. Parcial"]
sns.heatmap(contigencia, yticklabels = y_axis_labels, xticklabels =␣
 ↪x_axis_labels, annot=True, cmap="YlGnBu")
```

[52]:
```
<matplotlib.axes._subplots.AxesSubplot at 0x23812b4b348>
```



Aunque en el mercado existen menos contratos parciales que completos, sí que hay diferencia entre los que ocupan mujeres y hombres, como bien nos dice el Test de Fisher anterior: hay más hombres que mujeres que tienen jornadas completas y más mujeres que tienen jornadas parciales.

5.3.5 Regresión

RANDOM FOREST REGRESSOR Vamos ahora a generar un modelo que nos ayude a predecir el salario de una persona a partir de los datos introducidos.

Utilizaremos un Random Forest Regressor ya que la mayoría de nuestras variables son categóricas y este tipo de modelos funcionan mejor con este tipo de variables.

Tambien aprovecharemos para obtener información sobre que variables detecta nuestro modelo que influyen más sobre el salario.

En primer lugar realizaremos algunas trasnformaciones sobre nuetro dataset para para que los datos se ajusten a lo que nuestro modelo necesita.

[53]:
```
# Use numpy to convert to arrays
import numpy as np

################ REDUCIMOS TAMAÑO EN LAS PRUEBAS ################
features= dfSueldos.sample(frac=0.3, random_state = 1)

#features= dfSueldos
```

```
features_df = dfSueldos

#cambiamos las columnas CNACE y CNO1 a categorical
features['CNACE'] = features['CNACE'].astype('category')
features['CNO1'] = features['CNO1'].astype('category')

CNACE = features['CNACE'].astype('category')
CNO1 = features['CNO1'].astype('category')

features["CNACE"] = features["CNACE"].cat.codes
features["CNO1"] = features["CNO1"].cat.codes
```

Podemos realizar nuestro estudio sobre las variables **SALARIO** o **PRECIOHORA**. Vamos a utilizar **SALARIO** inicialmente.

[54]:
```
columnToStudy = 'SALARIO'

# almacenamos los datos de la colomuna a estudiar para poder realizar␣
 ↪comparaciones.
labels = np.array(features[columnToStudy])

#Quitamos las columnas que que no queremos qeu influyan en el modelo ya que␣
 ↪están relacionadas entre ellas.
columns = ['SALARIO','PRECIOHORA','SALBASE']
features = features.drop(columns, axis = 1)


#Vamos a transformar nuestro dataset a array, así que guardamos los nombres de␣
 ↪las columnas para más adelante.
feature_list = list(features.columns)
features = np.array(features)
```

[55]:
```
# Obtenemos conjuntos de entrenamiento y test

from sklearn.model_selection import train_test_split

train_features, test_features, train_labels, test_labels =␣
 ↪train_test_split(features, labels, test_size = 0.25, random_state = 42)
```

[56]:
```
# Aplicamos Random Forest Regresor

import time
from datetime import timedelta
from sklearn.ensemble import RandomForestRegressor
```

```
# Durante las pruebas hemos calculado los tiempos que costaba entrenar el␣
 ↪modelo para poder planificar mejor nuestras actuaciones
start = time.time()
print(f"Proceso iniciado a las: {timedelta(seconds=start)}")


# Instanciamos el modelo. Hemos probado con diferentes parámetros pero lo hemos␣
 ↪dejado con 1000.
# Esto hace que el entrenamiento del modelo tarde bastante más, pero creemos␣
 ↪que obtiene mejores resultados.
rf = RandomForestRegressor(n_estimators = 200, random_state = 0)
# Entrenamos el modelo con el conjunto de entrenamiento
rf.fit(train_features, train_labels);

# Tiempo final
end = time.time()

# Mostramos el tiempo transcurrido para entrenar el modelo.
print(f"Proceso finalizado a las: {timedelta(seconds=end)}")
print(f"Tiempo total: {timedelta(seconds=end - start)}")
```

```
Proceso iniciado a las: 18631 days, 21:10:33.556052
Proceso finalizado a las: 18631 days, 21:11:35.266621
Tiempo total: 0:01:01.710570
```

[57]:
```
# Ahora vamos a comprobar las predicciones realizadas
predictions = rf.predict(test_features)
```

[58]:
```
from sklearn.metrics import mean_squared_error, r2_score, mean_absolute_error

# Error absoluto medio (MAE)
mae = mean_absolute_error(test_labels.ravel(), predictions)

# Error cuadrático medio (MSE)
mse = mean_squared_error(test_labels.ravel(), predictions)

# R-squared scores
r2 = r2_score(test_labels.ravel(), predictions)

# Print metrics
print('Error absoluto medio (MAE):', round(mae, 2))
print('Error cuadrático medio (MSE):', round(mse, 2))
print('R-squared scores:', round(r2, 2))
```

```
Error absoluto medio (MAE): 242.3
Error cuadrático medio (MSE): 129751.19
R-squared scores: 0.68
```

Vemos que nuestro modelo no consigue unos datos espectaculares ya que su coeficiente de correlación

es de un 68%.

Una vez generado nuestro modelo de regresión, vamos a comprobar como le influyen las diferentes variables utilizadas.

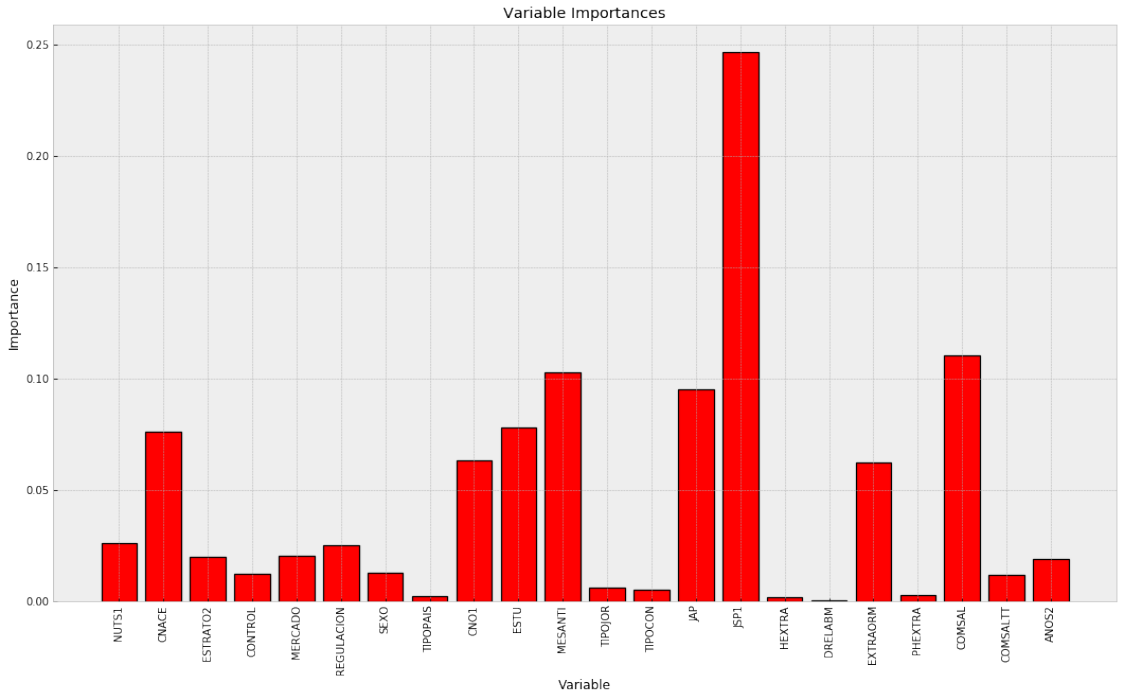
Vamos a comprobar la **Feature Importance** obtenida por nuestro modelo y vamos a representarla mediante un par de gráficas que nos ayude a entender mejor que variables están influyendo más.

[59]:
```
# Obtenemos la Feature Importance
importances = list(rf.feature_importances_)

# Les añadimos los nombres de columnas para hacerlas más entendibles
feature_importances = [(feature, round(importance, 4)) for feature, importance␣
 ↪in zip(feature_list, importances)]

# Ahora vamos a ordenar y mostrar los resultados
feature_importances = sorted(feature_importances, key = lambda x: x[1], reverse␣
 ↪= True)
[print('Variable: {:20} Importance: {}'.format(*pair)) for pair in␣
 ↪feature_importances];
```

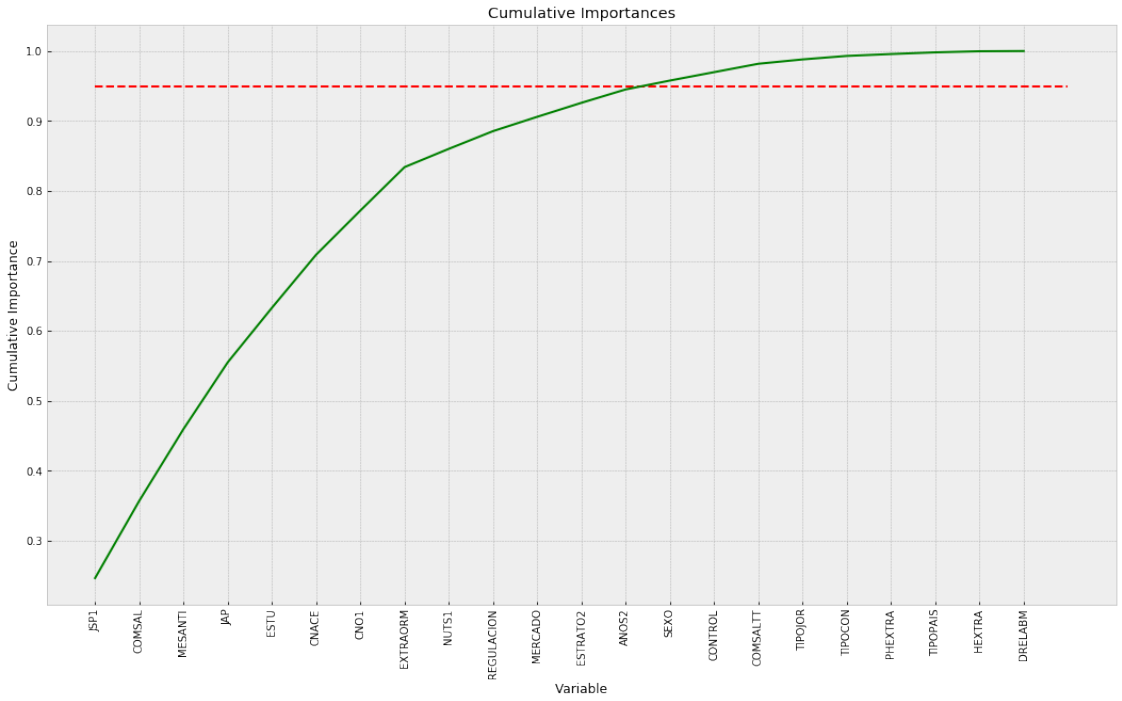
```
Variable: JSP1                 Importance: 0.2467
Variable: COMSAL               Importance: 0.1105
Variable: MESANTI              Importance: 0.1026
Variable: JAP                  Importance: 0.0953
Variable: ESTU                 Importance: 0.078
Variable: CNACE                Importance: 0.0759
Variable: CNO1                 Importance: 0.0631
Variable: EXTRAORM             Importance: 0.0621
Variable: NUTS1                Importance: 0.0261
Variable: REGULACION           Importance: 0.0253
Variable: MERCADO              Importance: 0.0205
Variable: ESTRATO2             Importance: 0.02
Variable: ANOS2                Importance: 0.0191
Variable: SEXO                 Importance: 0.0127
Variable: CONTROL              Importance: 0.012
Variable: COMSALTT             Importance: 0.012
Variable: TIPOJOR              Importance: 0.0062
Variable: TIPOCON              Importance: 0.005
Variable: PHEXTRA              Importance: 0.0027
Variable: TIPOPAIS             Importance: 0.0024
Variable: HEXTRA               Importance: 0.0016
Variable: DRELABM              Importance: 0.0003
```

[60]:
```
# Obtenemos las variables a mostrar en le gráfico
x_values = list(range(len(feature_importances)))

f, ax = plt.subplots(figsize=(18,10))
# Generamos un gráfico de barras
```

```
plt.bar(x_values, importances, orientation = 'vertical', color = 'r', edgecolor␣
 ↪= 'k', linewidth = 1.2)

plt.xticks(x_values, feature_list, rotation='vertical')
plt.ylabel('Importance'); plt.xlabel('Variable'); plt.title('Variable␣
 ↪Importances');
```



[61]:
```
# Realizamos un nuevo gráfico con las variables ordenadas
sorted_importances = [importance[1] for importance in feature_importances]
sorted_features = [importance[0] for importance in feature_importances]

cumulative_importances = np.cumsum(sorted_importances)

f, ax = plt.subplots(figsize=(18,10))
plt.plot(x_values, cumulative_importances, 'g-')

plt.hlines(y = 0.95, xmin=0, xmax=len(sorted_importances), color = 'r',␣
 ↪linestyles = 'dashed')

plt.xticks(x_values, sorted_features, rotation = 'vertical')
plt.xlabel('Variable'); plt.ylabel('Cumulative Importance'); plt.
 ↪title('Cumulative Importances');
```



Podemos comprobar como **JSP1** (JORNADA SEMANAL PACTADA (HORAS)) es la variable que más influye, pero que el peso está bastante repartido.

Aunque para ayudarnos en el análisis, y para comprobar los resultados de las pruebas estadísticas, y los contrastes, regresión y correlación ya hemos utilizado muchas tablas y gráficas.

Vamos a centrarnos un poco más en la división de los datos entre hombres y mujeres, y comparación de diferentes variables entre estos dos grupos:

6 5. Representación de los resultados a partir de tablas y gráficas

Primero, vamos a realizar unas comparaciones de la distribución de salarios que predice nuestro modelo con la distribución de salario real.

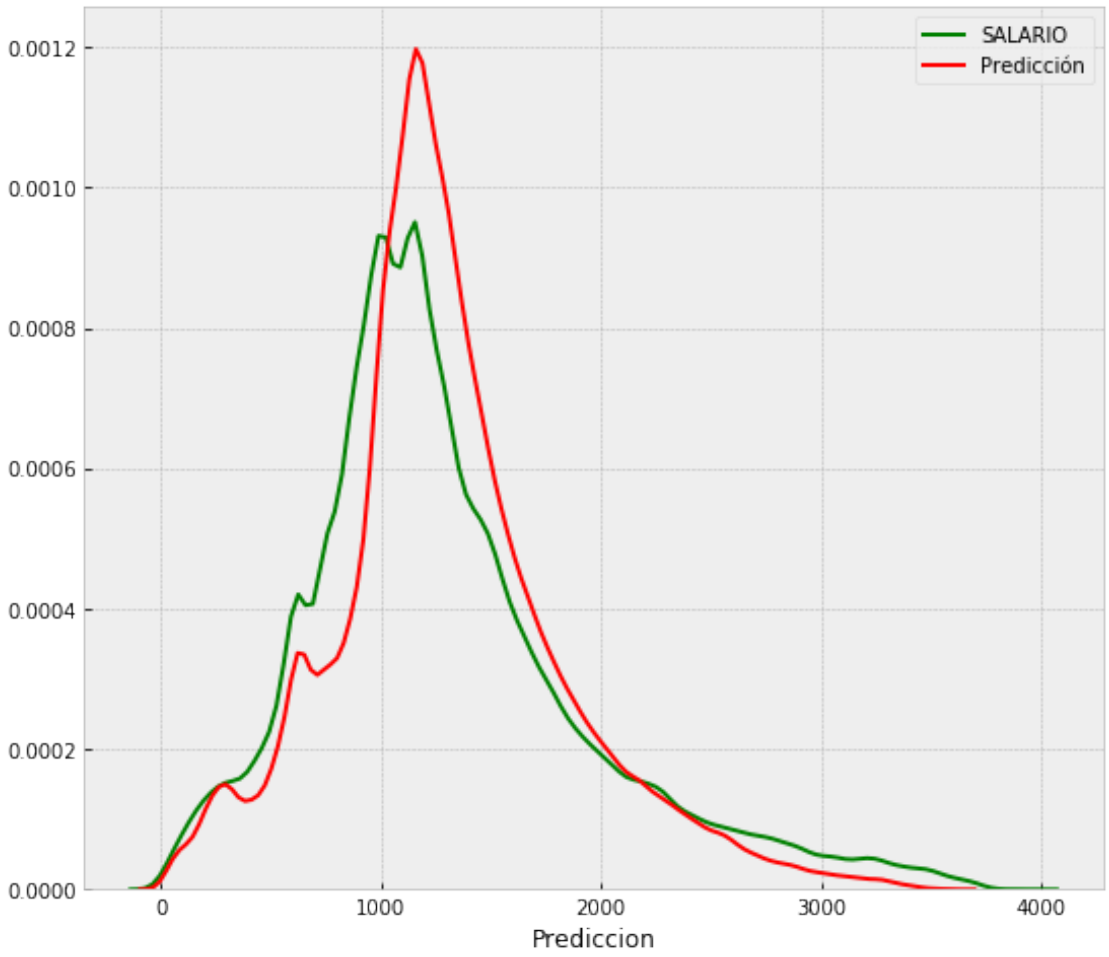
[62]:
```
# Obtenemos el dataset inicial y lo transormamos en arrays para poder pasarselo␣
 ↪al  modelo.

features_comprobacion = dfSueldos

#cambiamos las columnas CNACE y CNO1 a categorical
features_comprobacion['CNACE'] = features_comprobacion['CNACE'].
 ↪astype('category')
features_comprobacion['CNO1'] = features_comprobacion['CNO1'].astype('category')

CNACE = features_comprobacion['CNACE'].astype('category')
```

```
CNO1 = features_comprobacion['CNO1'].astype('category')

features_comprobacion["CNACE"] = features_comprobacion["CNACE"].cat.codes
features_comprobacion["CNO1"] = features_comprobacion["CNO1"].cat.codes
```

[63]:
```
#Quitamos las columnas que utilizamos en la predicción
columns = ['SALARIO','PRECIOHORA','SALBASE']
features_comprobacion = features_comprobacion.drop(columns, axis = 1)

features_comprobacion = np.array(features_comprobacion)

prediccion =  rf.predict(features_comprobacion)
```

[64]:
```
#Añadimos la predicción al dataset original
dfWithPrediccion = dfSueldos
dfWithPrediccion['Prediccion'] = prediccion
```

[65]:
```
fig = plt.figure(figsize=(9, 8))
sns.distplot(dfWithPrediccion[columnToStudy], color='g', bins=100,␣
 ↪hist_kws={'alpha': 0.4}, hist=False, label = columnToStudy);
sns.distplot(dfWithPrediccion['Prediccion'], color='r', bins=100,␣
 ↪hist_kws={'alpha': 0.4}, hist=False,  label = 'Predicción');
```



Podemos ver que nuestra predicción está algo desajustada de la distribución real. Sobre todo en la parte central de la distribución.

7 Comparación de sueldos

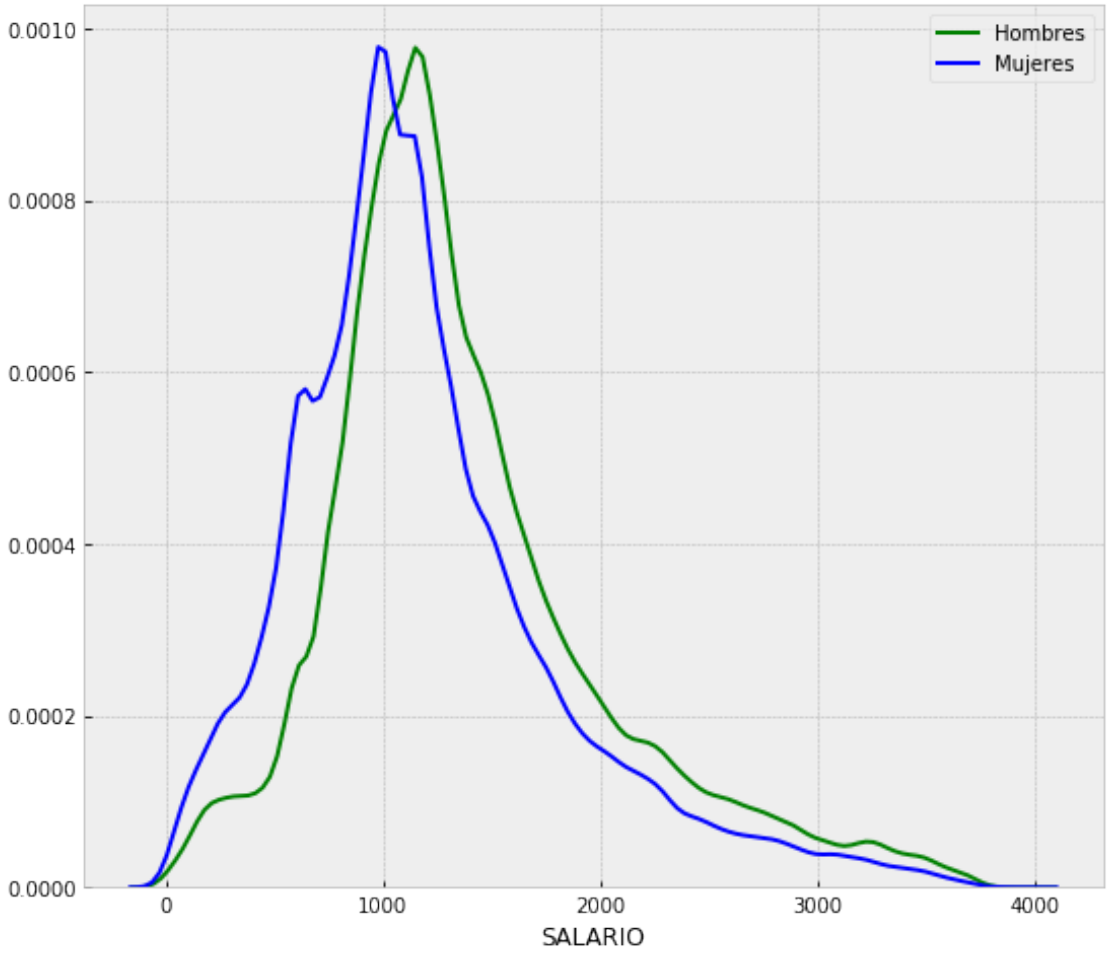
Ahora vamos a realizar diferentes comparaciones de la variable **SALARIO** tratando de entender mejor si existen diferencias por sexo con respecto a esta variable. En nuestro modelo anterior para predecir el salario la variable **SEXO** no parece tener una imporación capital.

Vamos a ver que pasa si comparamos datos. Realizaremos diferentes comparativas por diferentes categorías de los datos a ver que conclusiones podemos obtener.

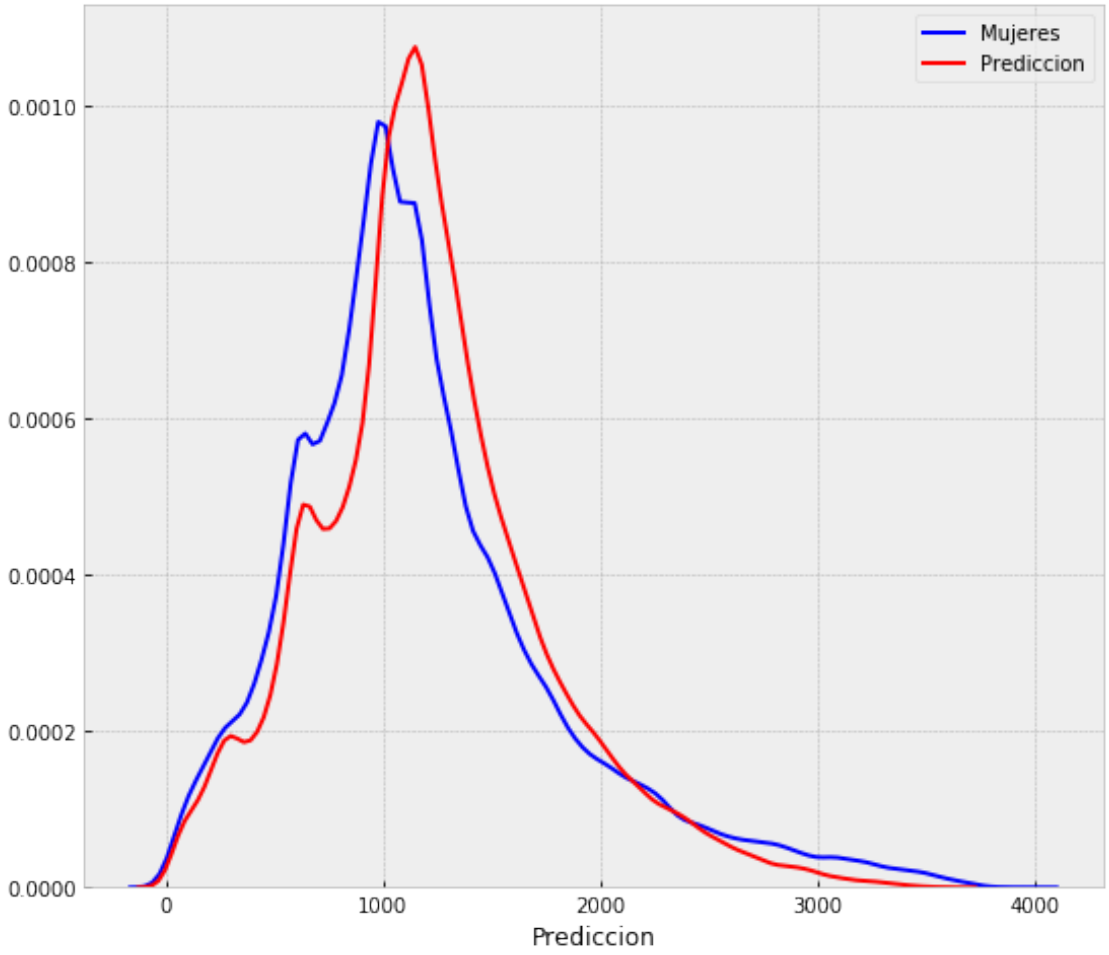
7.1 Compración por sexo

Primero realizaremos una comparación general de los dos sexos y luego una comparción contra los datos que predice nuestro modelo.

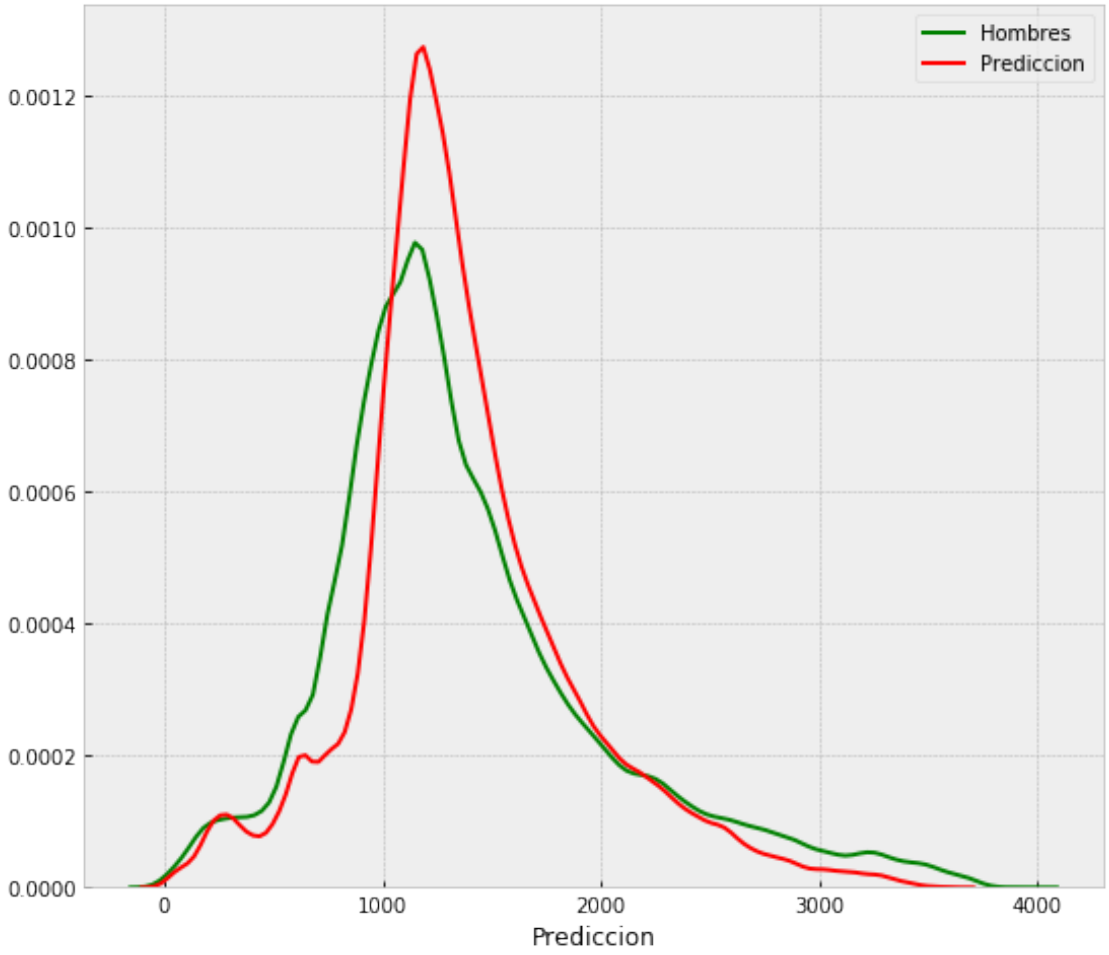
[66]:
```
hombres = dfWithPrediccion[dfWithPrediccion['SEXO'] == 1]
mujeres = dfWithPrediccion[dfWithPrediccion['SEXO'] == 6]

fig = plt.figure(figsize=(9, 8))
sns.distplot(hombres[columnToStudy], color='g', bins=100, hist_kws={'alpha': 0.
↪4}, hist=False, label = 'Hombres');
sns.distplot(mujeres[columnToStudy], color='b', bins=100, hist_kws={'alpha': 0.
↪4}, hist=False,  label = 'Mujeres');
```



[67]:
```
fig = plt.figure(figsize=(9, 8))
sns.distplot(mujeres[columnToStudy], color='b', bins=100, hist_kws={'alpha': 0.
↪4}, hist=False, label = 'Mujeres');
sns.distplot(mujeres['Prediccion'], color='r', bins=100, hist_kws={'alpha': 0.
↪4}, hist=False,  label = 'Prediccion');
```



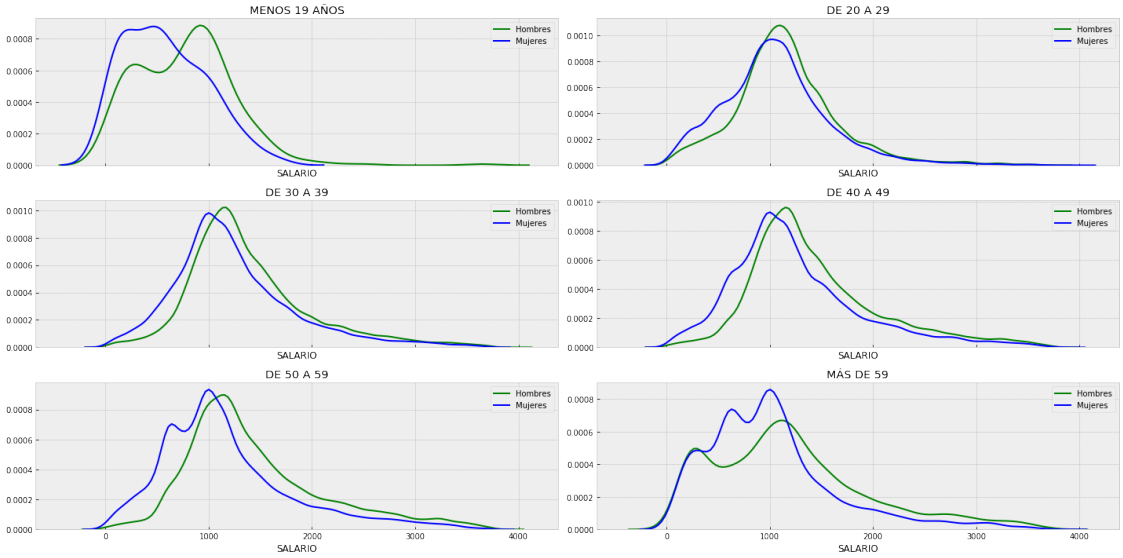
[68]:
```
fig = plt.figure(figsize=(9, 8))
sns.distplot(hombres[columnToStudy], color='g', bins=100, hist_kws={'alpha': 0.
↪4}, hist=False, label = 'Hombres');
sns.distplot(hombres['Prediccion'], color='r', bins=100, hist_kws={'alpha': 0.
↪4}, hist=False,  label = 'Prediccion');
```



7.2 Comprobamos sueldo por edad y sexo

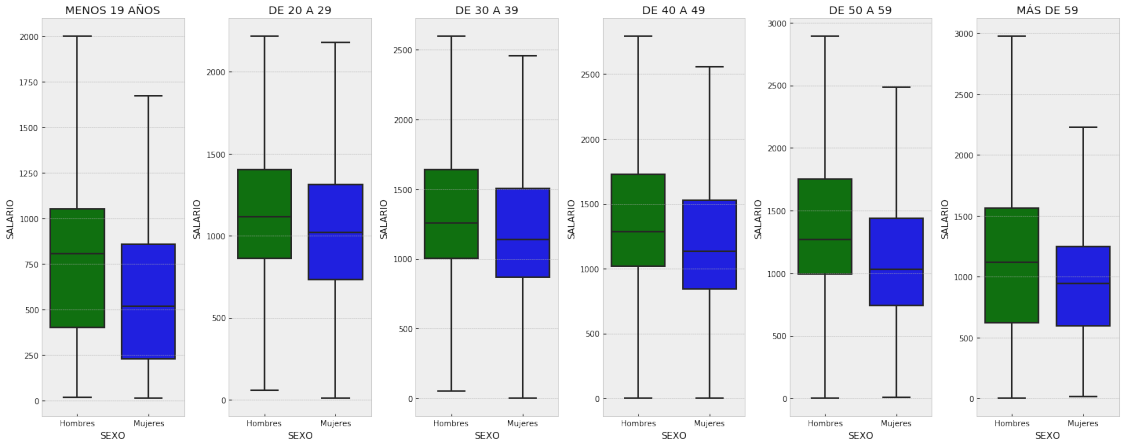
[69]:
```
#Por Edad

edades = {1: 'MENOS 19 AÑOS',
2:'DE 20 A 29',
3:'DE 30 A 39',
4:'DE 40 A 49',
5:'DE 50 A 59',
6:'MÁS DE 59'}

columnToSearch = 'ANOS2'

f, axes = plt.subplots(3, 2, figsize=(20, 10), sharex=True)

for i, ax in enumerate(axes.flatten()):
    df_category = dfWithPrediccion[dfWithPrediccion[columnToSearch] == i+1]
```

```
    hombres = df_category[df_category['SEXO'] == 1]
    mujeres = df_category[df_category['SEXO'] == 6]
    sns.distplot(hombres[columnToStudy], color='g', bins=100, hist_kws={'alpha':
↪ 0.4}, hist=False, label = 'Hombres', ax = ax);
    sns.distplot(mujeres[columnToStudy], color='b', bins=100, hist_kws={'alpha':
↪ 0.4}, hist=False,  label = 'Mujeres', ax = ax);
    ax.set_title(edades[i+1])

f.tight_layout()
```



[70]:
```
f, axes = plt.subplots(1, 6, figsize=(20,8), sharex=False)

for i, ax in enumerate(axes.flatten()):
    df_category = dfWithPrediccion[dfWithPrediccion[columnToSearch] == i+1]
    if (len(df_category)>0):
        my_pal = {1: "green", 6: "blue"}

        a = sns.boxplot(x='SEXO', y="SALARIO",  data=df_category, ax=ax,␣
↪palette=my_pal, showfliers = False, width=0.75)

        ax.set(xticklabels=['Hombres', 'Mujeres'])
        ax.set_title(edades[i+1])


    else:
        ax.axis('off')
```

```
f.tight_layout();
```



Parece que los sueldos para el sexo femenino son inferiores en todas las categorías de edad. Las diferencias más apreciables se producen en las franjas de **Menos de 19** y **De 50 a 59**.

Llama especialmente la atención que en general, en todas las franjas de edad, la media de salarios de las mujeres es menor, y también los sueldos más altos son alcanzados por hombres.

En jóvenes de menos de 19 años, hay más mujeres trabajando, pero es la franja de edad en la que la diferencia de sueldo es más grande: las mujeres jovenes trabajan más por menos dinero.

En edades avanzadas, a partir de 59, las mujeres siguen cobrando menos, sin embargo hay más mujeres que hombres trabajando. Como no ocurre en ninguna otra franja, podríamos pensar que se debe a que los hombres se prejubilan antes (necesitariamos un estudio más en profundidad para averiguar las causas de esto -también sociológico-). Podriamos pensar que los hombres tienen más trabajos físicos que hacen que se tengan que jubilar antes, o que los puestos de los hombres y la riqueza acumulada a lo largo de su vida, les permite prejubilarse antes voluntariamente. (Obviamente son conjeturas y sabemos que es un tema demasiado complicado como para sacar la causa a partir de este estudio)

8 Comprobamos sueldo por puesto y sexo

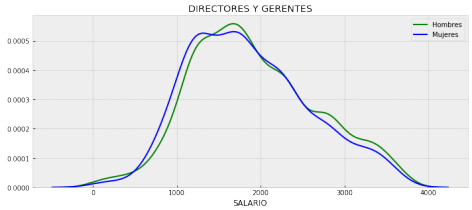
Como los nombres de los valores de esta categoría son tan grandes los hemos reducido en las gráficas. Los mostramos aquí completos para poder consultarlos facilmente.

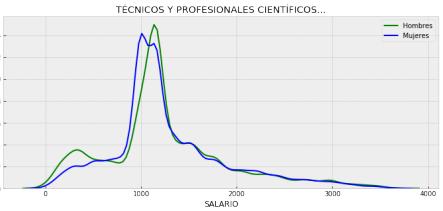
Codigo	Puesto
0	DIRECTORES Y GERENTES
1	TÉCNICOS Y PROFESIONALES CIENTÍFICOS E INTELECTUALES DE LA SALUD Y LA ENSEÑANZA
2	OTROS TÉCNICOS Y PROFESIONALES CIENTÍFICOS E INTELECTUALES
3	TÉCNICOS; PROFESIONALES DE APOYO

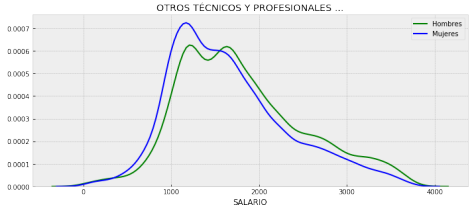
Codigo	Puesto
4	EMPLEADOS DE OFICINA QUE NO ATIENDEN AL PÚBLICO
5	EMPLEADOS DE OFICINA QUE ATIENDEN AL PÚBLICO
6	TRABAJADORES DE LOS SERVICIOS DE RESTAURACION Y COMERCIO
7	TRABAJADORES DE LOS SERVICIOS DE SALUD Y EL CUIDADO DE PERSONAS
8	TRABAJADORES DE LOS SERVICOS DE PROTECCION Y SEGURIDAD
9	TRABAJADORES CUALIFICADOS EN EL SECTOR AGRÍCOLA, GANADERO, FORESTAL Y PESQUERO
10	TRABAJADORES CUALIFICADOS DE LA CONSTRUCCION, EXCEPTO LOS OPERADORES DE MÁQUINAS
11	TRABAJADORES CUALIFICADOS DE LAS INDUSTRIAS MANUFACTURERAS, EXCEPTO OPERADORES DE INSTALACIONES Y MÁQUINAS
12	OPERADORES DE INSTALACIONES Y MAQUINARIA FIJAS, Y MONTADORES
13	CONDUCTORES Y OPERADORES DE MAQUINARIA MOVIL
14	TRABAJADORES NO CUALIFICADOS EN SERVICIOS
15	PEONES DE LA AGRICULTURA, PESCA, CONSTRUCCIÓN, INDUSTRIAS MANUFACTURERAS Y TRANSPORTES
16	OCUPACIONES MILITARES

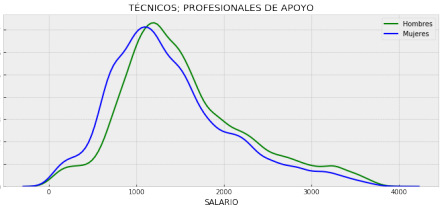
[71]:
```
#Por cargo

cargos = {0:'DIRECTORES Y GERENTES',
1:'TÉCNICOS Y PROFESIONALES CIENTÍFICOS...',
2:'OTROS TÉCNICOS Y PROFESIONALES ...',
3:'TÉCNICOS; PROFESIONALES DE APOYO',
4:'EMPLEADOS DE OFICINA QUE NO ATIENDEN AL PÚBLICO',
5:'EMPLEADOS DE OFICINA QUE ATIENDEN AL PÚBLICO',
6:'SERVICIOS DE RESTAURACION Y COMERCIO',
7:'SERVICIOS DE SALUD Y EL CUIDADO DE PERSONAS',
8:'SERVICOS DE PROTECCION Y SEGURIDAD',
9:'SECTOR AGRÍCOLA, GANADERO, FORESTAL Y PESQUERO',
10:'CONSTRUCCION, EXCEPTO LOS OPERADORES DE MÁQUINAS',
11:'INDUSTRIAS MANUFACTURERAS, EXCEPTO...',
12:'OPERADORES DE INSTALACIONES ...',
13:'CONDUCTORES Y OPERADORES DE MAQUINARIA MOVIL',
14:'TRABAJADORES NO CUALIFICADOS EN SERVICIOS',
15:'PEONES DE LA AGRICULTURA, PESCA,...',
16:'OCUPACIONES MILITARES'}

columnToSearch = 'CNO1'

f, axes = plt.subplots(9, 2, figsize=(20, 40), sharex=False)

for i, ax in enumerate(axes.flatten()):
    df_category = dfWithPrediccion[dfWithPrediccion[columnToSearch] == i]
```

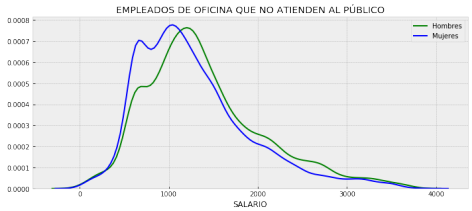
```
    if (len(df_category)>0):
        hombres = df_category[df_category['SEXO'] == 1]
        mujeres = df_category[df_category['SEXO'] == 6]
        sns.distplot(hombres[columnToStudy], color='g', bins=100,␣
↪hist_kws={'alpha': 0.4}, hist=False, label = 'Hombres', ax = ax);
        sns.distplot(mujeres[columnToStudy], color='b', bins=100,␣
↪hist_kws={'alpha': 0.4}, hist=False,  label = 'Mujeres', ax = ax);
        ax.set_title(cargos[i])
    else:
        ax.axis('off')

f.tight_layout()
```

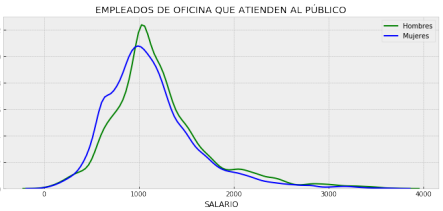

DIRECTORES Y GERENTES
Hombres
Mujeres
SALARIO

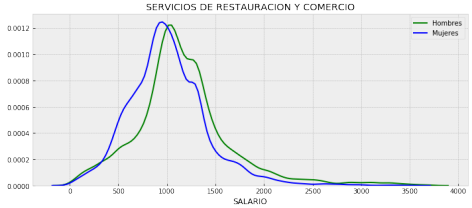

TÉCNICOS Y PROFESIONALES CIENTÍFICOS...
Hombres
Mujeres
SALARIO

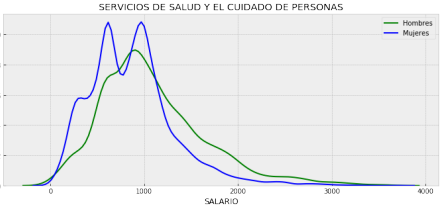

OTROS TÉCNICOS Y PROFESIONALES ...
Hombres
Mujeres
SALARIO

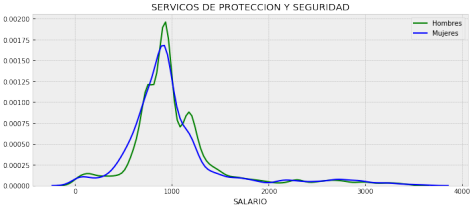

TÉCNICOS; PROFESIONALES DE APOYO
Hombres
Mujeres
SALARIO

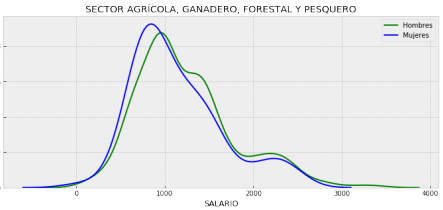

EMPLEADOS DE OFICINA QUE NO ATIENDEN AL PÚBLICO
Hombres
Mujeres
SALARIO

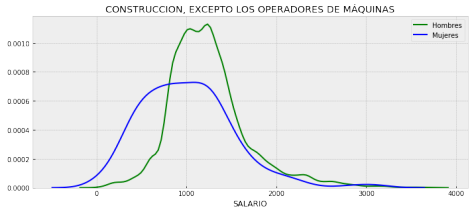

EMPLEADOS DE OFICINA QUE ATIENDEN AL PÚBLICO
Hombres
Mujeres
SALARIO

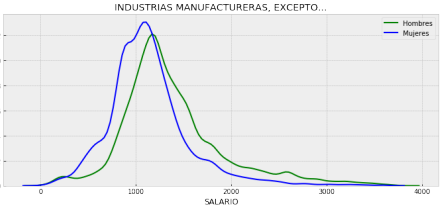

SERVICIOS DE RESTAURACION Y COMERCIO
Hombres
Mujeres
SALARIO

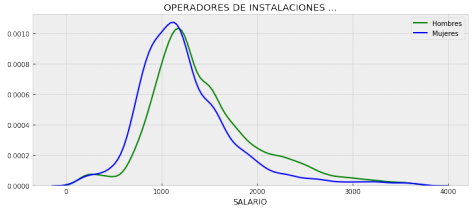

SERVICIOS DE SALUD Y EL CUIDADO DE PERSONAS
Hombres
Mujeres
SALARIO

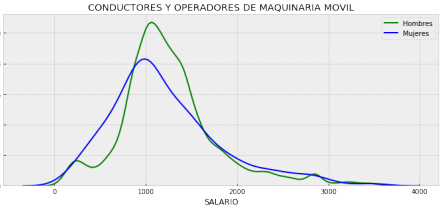

SERVICOS DE PROTECCION Y SEGURIDAD
Hombres
Mujeres
SALARIO

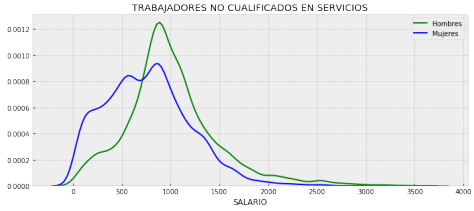

SECTOR AGRÍCOLA, GANADERO, FORESTAL Y PESQUERO
Hombres
Mujeres
SALARIO

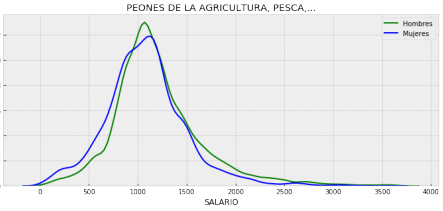

CONSTRUCCION, EXCEPTO LOS OPERADORES DE MÁQUINAS
Hombres
Mujeres
SALARIO

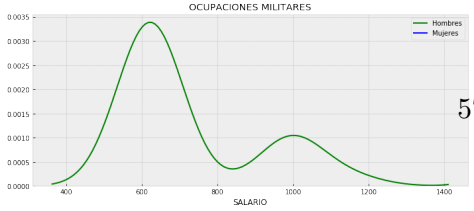

INDUSTRIAS MANUFACTURERAS, EXCEPTO...
Hombres
Mujeres
SALARIO


OPERADORES DE INSTALACIONES ...
Hombres
Mujeres
SALARIO


CONDUCTORES Y OPERADORES DE MAQUINARIA MOVIL
Hombres
Mujeres
SALARIO


TRABAJADORES NO CUALIFICADOS EN SERVICIOS
Hombres
Mujeres
SALARIO


PEONES DE LA AGRICULTURA, PESCA,...
Hombres
Mujeres
SALARIO


OCUPACIONES MILITARES
Hombres
Mujeres
SALARIO

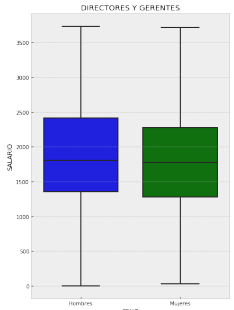
Llama la atención que respecto al cargo, en general, las mujeres tienden a cobrar menos. La media de los salarios de las lineas azules por lo general quedan más a la derecha. Algunos datos que llaman la atención son que hay más directoras y gerentes mujeres que cobran menos. Con el mismo cargo, y sueldos más grandes, la linea de los hombres sí que aparece más arriba que la de las mujeres.

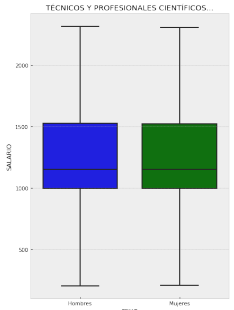
Tambien podemos observar que el puesto de cuidadores de personas está ocupado mayormente por mujeres, sobre todo con sueldos bajos: pero a partir de los aproximadamente 1300€ sí que hay más hombres.

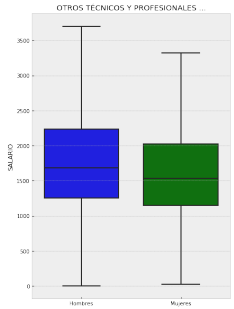
En todas las categorias hay más hombres que cobran más, y hay más mujeres que cobran menos (en algunas cambia la diferencia -mayor, menor, se entrecruzan- pero en líneas generales esto está pasando).

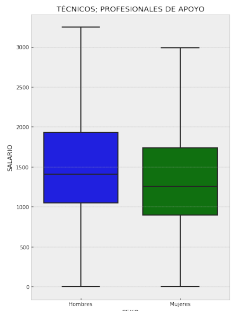
No hay representación femenina en ocupaciones militares.

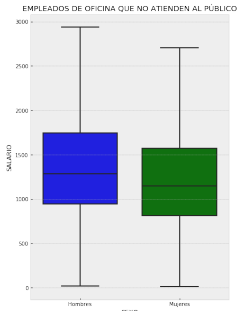
[72]:
```
f, axes = plt.subplots(6, 3, figsize=(20,50), sharex=False)

for i, ax in enumerate(axes.flatten()):
    df_category = dfWithPrediccion[dfWithPrediccion[columnToSearch] == i]
    if (len(df_category)>0):
        my_pal = {1: "blue", 6: "green"}

        a = sns.boxplot(x='SEXO', y="SALARIO",  data=df_category, ax=ax,
                        palette=my_pal, showfliers = False, width=0.75)

        ax.set(xticklabels=['Hombres', 'Mujeres'])
        ax.set_title(cargos[i])

    else:
        ax.axis('off')


f.tight_layout();
```

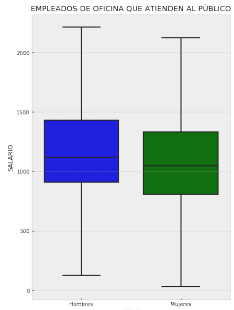

DIRECTORES Y GERENTES
SALARIO
SEXO
Hombres
Mujeres

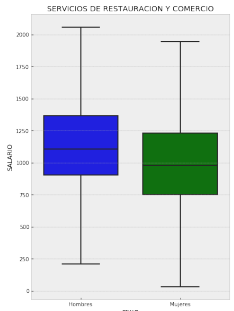

TÉCNICOS Y PROFESIONALES CIENTÍFICOS...
SALARIO
SEXO
Hombres
Mujeres

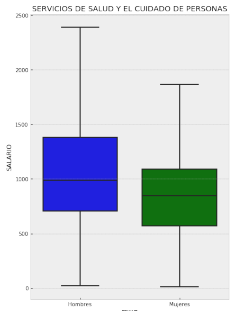

OTROS TÉCNICOS Y PROFESIONALES ...
SALARIO
SEXO
Hombres
Mujeres

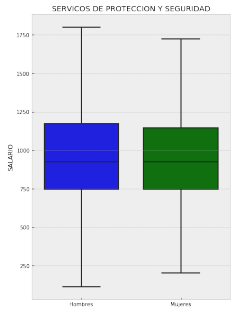

TÉCNICOS; PROFESIONALES DE APOYO
SALARIO
SEXO
Hombres
Mujeres

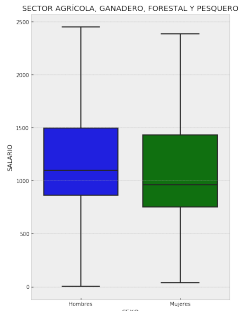

EMPLEADOS DE OFICINA QUE NO ATIENDEN AL PÚBLICO
SALARIO
SEXO
Hombres
Mujeres

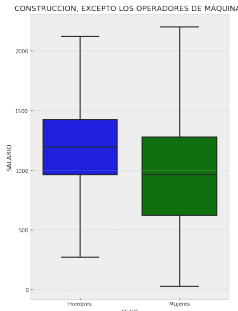

EMPLEADOS DE OFICINA QUE ATIENDEN AL PÚBLICO
SALARIO
SEXO
Hombres
Mujeres

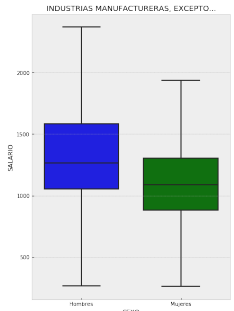

SERVICIOS DE RESTAURACIÓN Y COMERCIO
SALARIO
SEXO
Hombres
Mujeres

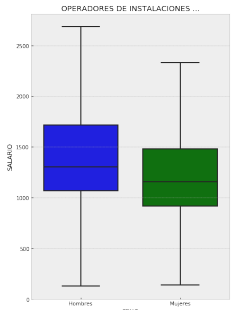

SERVICIOS DE SALUD Y EL CUIDADO DE PERSONAS
SALARIO
SEXO
Hombres
Mujeres

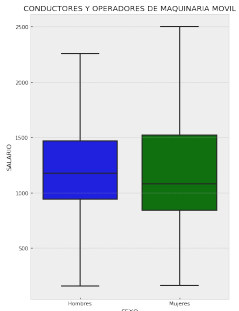

SERVICIOS DE PROTECCIÓN Y SEGURIDAD
SALARIO
SEXO
Hombres
Mujeres

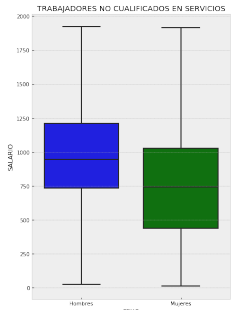

SECTOR AGRÍCOLA, GANADERO, FORESTAL Y PESQUERO
SALARIO
SEXO
Hombres
Mujeres

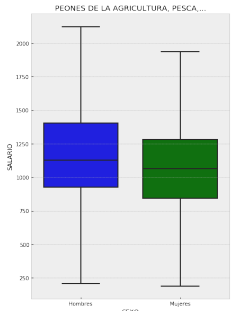

CONSTRUCCIÓN, EXCEPTO LOS OPERADORES DE MÁQUINAS
SALARIO
SEXO
Hombres
Mujeres

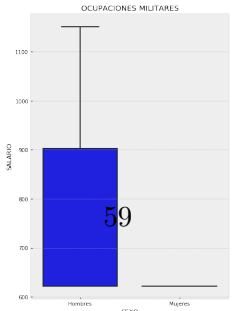

INDUSTRIAS MANUFACTURERAS, EXCEPTO...
SALARIO
SEXO
Hombres
Mujeres


OPERADORES DE INSTALACIONES ...
SALARIO
SEXO
Hombres
Mujeres


CONDUCTORES Y OPERADORES DE MAQUINARIA MÓVIL
SALARIO
SEXO
Hombres
Mujeres


TRABAJADORES NO CUALIFICADOS EN SERVICIOS
SALARIO
SEXO
Hombres
Mujeres


PEONES DE LA AGRICULTURA, PESCA,...
SALARIO
SEXO
Hombres
Mujeres

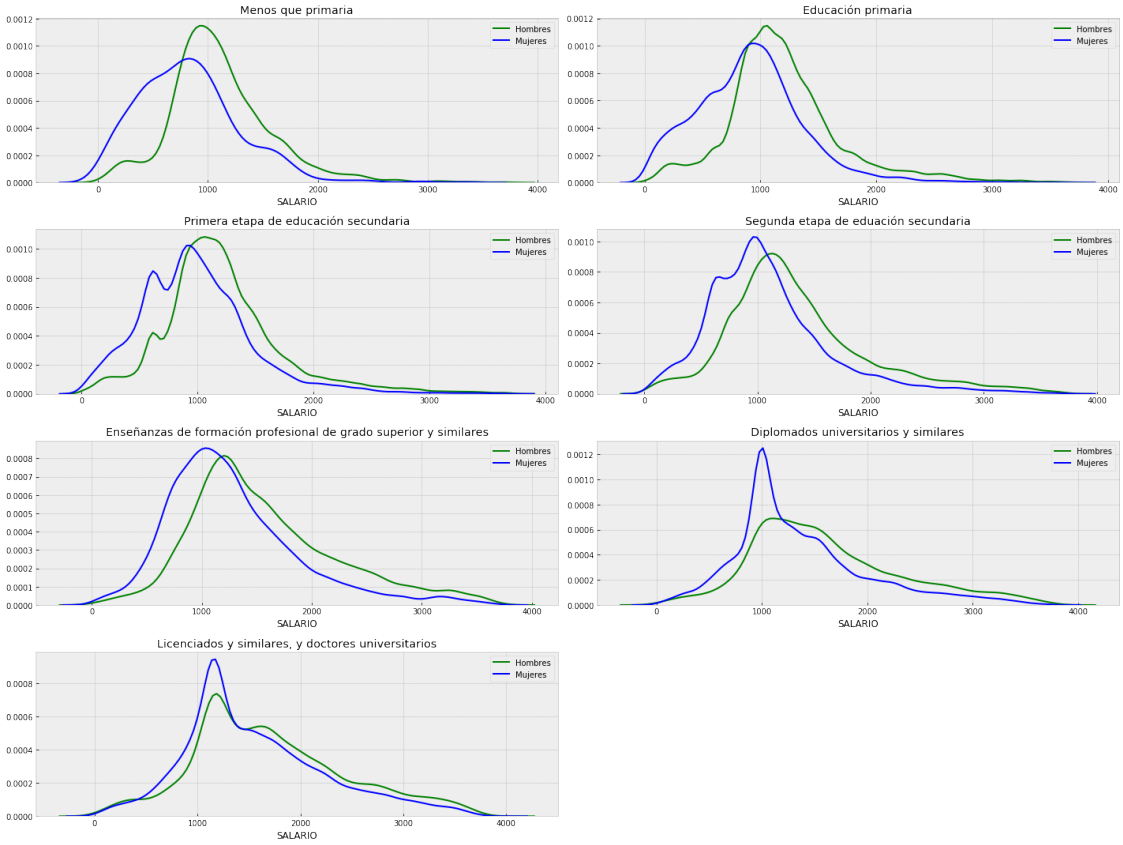

OCUPACIONES MILITARES
SALARIO
SEXO
Hombres
Mujeres

Seguimos observando una tendencia en las gráficas de la distribución de salarios, donde las distribuciones de las mujeres aparecen escoradas hacia la izquierda, y con las gráficas de boxplot mostrando las medias y las concentraciones de sueldos de las mujeres por debajo de los hombres salvo en contadas excepciones, como los trabajos científicos e intelectuales, y los trabajos enfocados en protección y seguridad donde se encuentran todos los cuerpos de policía y bomberos y los sueldos están regulados por el gobierno.

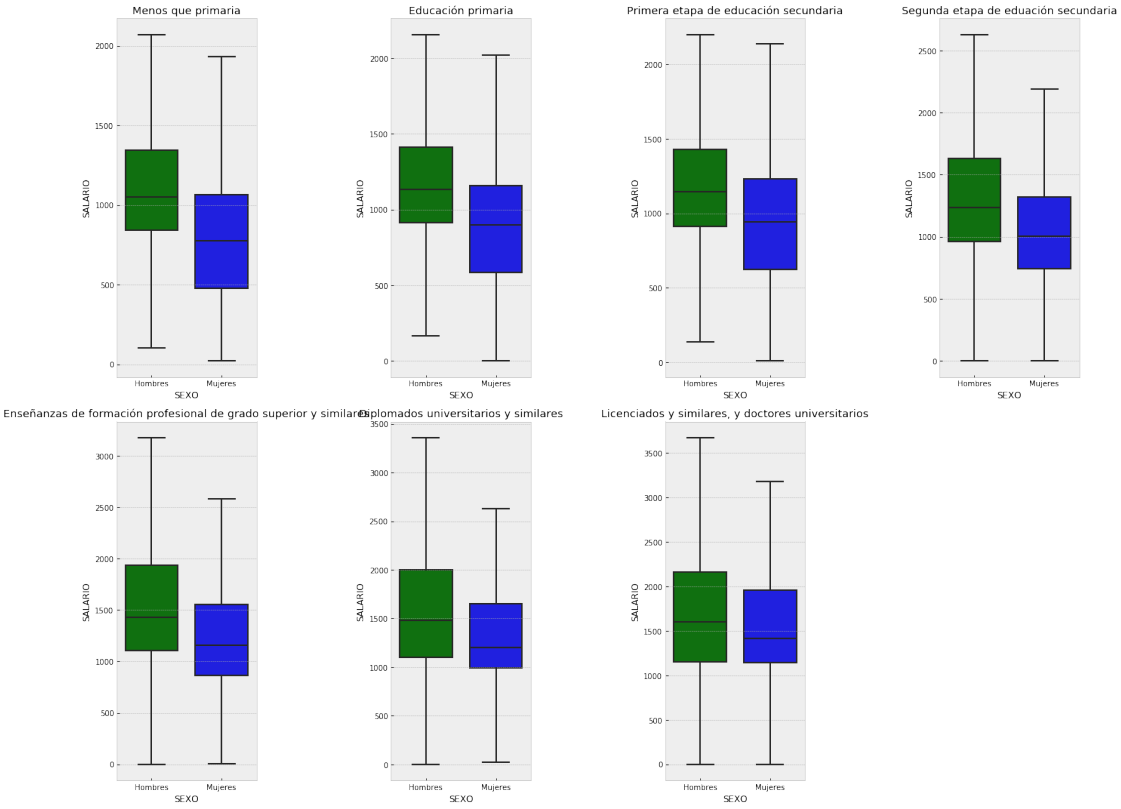
Como curiosidad, en todo el dataset solo exisitía un registro de sexo femenino de profesión ocupaciones militares.

9 Comprobamos sueldo por nivel de estudios y sexo

[73]:
```
estudios = {1:'Menos que primaria',
2:'Educación primaria',
3:'Primera etapa de educación secundaria',
4:'Segunda etapa de eduación secundaria',
5:'Enseñanzas de formación profesional de grado superior y similares',
6:'Diplomados universitarios y similares',
7:'Licenciados y similares, y doctores universitarios'}


columnToSearch = 'ESTU'

f, axes = plt.subplots(4, 2, figsize=(20, 15), sharex=False)

for i, ax in enumerate(axes.flatten()):
    df_category = dfWithPrediccion[dfWithPrediccion[columnToSearch] == i+1]
    if (len(df_category)>0):
        hombres = df_category[df_category['SEXO'] == 1]
        mujeres = df_category[df_category['SEXO'] == 6]
        sns.distplot(hombres[columnToStudy], color='g', bins=100,␣
↪hist_kws={'alpha': 0.4}, hist=False, label = 'Hombres', ax = ax);
        sns.distplot(mujeres[columnToStudy], color='b', bins=100,␣
↪hist_kws={'alpha': 0.4}, hist=False,  label = 'Mujeres', ax = ax);
        ax.set_title(estudios[i+1])
        f.tight_layout()
    else:
        ax.axis('off')
    #f.show()
```



[74]:
```
f, axes = plt.subplots(2, 4, figsize=(20,15), sharex=False)

for i, ax in enumerate(axes.flatten()):
    df_category = dfWithPrediccion[dfWithPrediccion[columnToSearch] == i+1]
    if (len(df_category)>0):
        my_pal = {1: "green", 6: "blue"}

        a = sns.boxplot(x='SEXO', y="SALARIO",  data=df_category, ax=ax,
                        palette=my_pal, showfliers = False, width=0.75)

        ax.set(xticklabels=['Hombres', 'Mujeres'])
        ax.set_title(estudios[i+1])

    else:
        ax.axis('off')


f.tight_layout();
```



Los resultados siguen en la linea de los anteriores. Cabe destacar como en la distribución de mujeres con **Diploma universitario o similares** aparece una granc concetración de registros alrededor de los 1000 €. Muy por encima del número de hombres: es decir, muchas diplomadas cobrando el sueldo mínimo interprofesional.

De nuevo se vuelve a repetir el patrón: para sueldos altos, con los mismos estudios, la linea verde de los hombres sigue estando por encima de la azul (hay más hombres que cobran más).

Además, como habíamos visto anteriormente, hay más mujeres con estudios universitarios que hombres. En cuestión de estudios de formación profesional, sí que hay más presencia masculina.

10 Comprobamos sueldos por industrias

[75]:
```
industrias = {0:'Industrias extractivas: extracción de antracita, ...',
1:'Industria manufacturera: industria de la alimentación, ...',
2:'Industria manufacturera: industria de la madera ...',
3:'Industria manufacturera: artes gráficas y reproducción de soportes grabados',
4:'Industria manufacturera: petroleo, química, farmaceutica...',
5:'Industria manufacturera: fabricación de otros productos minerales no␣
 ↪metálicos',
6:'Industria manufacturera: metalurgia; fabricación de productos de hierro...',
```

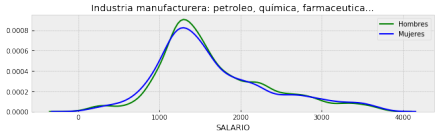
```
7:'Industria manufacturera: fabricación de productos informáticos, electrónicos.
 ↪..',
8:'Industria manufacturera: fabricación de vehículos de motor...',
9:'Suministro de energía eléctrica, gas, vapor y aire acondicionado',
10:'Suministro de agua, actividades de saneamiento...',
11:'Construcción: construcción de edificios, ingeniería civil...',
12:'Venta y reparación de vehículos de motor y motocicletas, comercio al por␣
 ↪mayor ...',
13:'Comercio al por menor, excepto de vehículos de motor y motocicletas',
14:'Transporte y almacenamiento: transporte terrestre y por tubería...',
15:'Transporte y almacenamiento: almacenamiento y actividades anexas al␣
 ↪transporte...',
16:'Hostelería: servicios de alojamiento, servicios de comidas y bebidas',
17:'Información y comunicaciones: edición, actividades cinematográficas...',
18:'Actividades financieras y de seguros: servicios financieros...',
19:'Actividades inmobiliarias',
20:'Actividades profesionales, científicas y técnicas...',
21:'Actividades administrativas y servicios auxliares...',
22:'Administración Pública y defensa; Seguridad Social obligatoria',
23:'Educación',
24:'Actividades sanitarias y de servicios sociales...',
25:'Actividades artísticas, recreativas y de entrenimiento...',
26:'Otros servicios: actividades asociativas...'}


columnToSearch = 'CNACE'

f, axes = plt.subplots(14, 2, figsize=(20, 40), sharex=False)

for i, ax in enumerate(axes.flatten()):
    df_category = dfWithPrediccion[dfWithPrediccion[columnToSearch] == i]
    if (len(df_category)>0):
        hombres = df_category[df_category['SEXO'] == 1]
        mujeres = df_category[df_category['SEXO'] == 6]
        sns.distplot(hombres[columnToStudy], color='g', bins=100,␣
 ↪hist_kws={'alpha': 0.4}, hist=False, label = 'Hombres', ax = ax);
        sns.distplot(mujeres[columnToStudy], color='b', bins=100,␣
 ↪hist_kws={'alpha': 0.4}, hist=False,  label = 'Mujeres', ax = ax);
        ax.set_title(industrias[i])


    else:
        ax.axis('off')

f.tight_layout()
```


Industrias extractivas: extracción de antracita, ...
Hombres
Mujeres
SALARIO

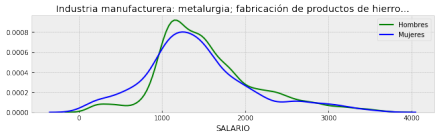

Industria manufacturera: industria de la alimentación, ...
Hombres
Mujeres
SALARIO


Industria manufacturera: industria de la madera ...
Hombres
Mujeres
SALARIO

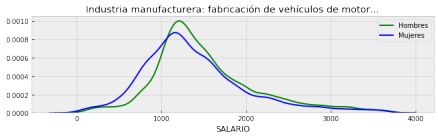

Industria manufacturera: artes gráficas y reproducción de soportes grabados
Hombres
Mujeres
SALARIO

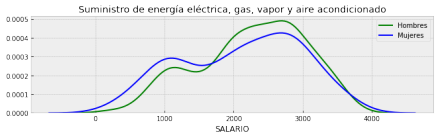

Industria manufacturera: petroleo, química, farmaceutica...
Hombres
Mujeres
SALARIO


Industria manufacturera: fabricación de otros productos minerales no metálicos
Hombres
Mujeres
SALARIO


Industria manufacturera: metalurgia; fabricación de productos de hierro...
Hombres
Mujeres
SALARIO

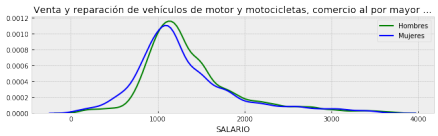

Industria manufacturera: fabricación de productos informáticos, electrónicos...
Hombres
Mujeres
SALARIO

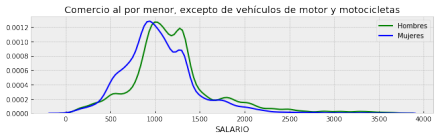

Industria manufacturera: fabricación de vehículos de motor...
Hombres
Mujeres
SALARIO


Suministro de energía eléctrica, gas, vapor y aire acondicionado
Hombres
Mujeres
SALARIO


Suministro de agua, actividades de saneamiento...
Hombres
Mujeres
SALARIO


Construcción: construcción de edificios, ingeniería civil...
Hombres
Mujeres
SALARIO


Venta y reparación de vehículos de motor y motocicletas, comercio al por mayor ...
Hombres
Mujeres
SALARIO


Comercio al por menor, excepto de vehículos de motor y motocicletas
Hombres
Mujeres
SALARIO

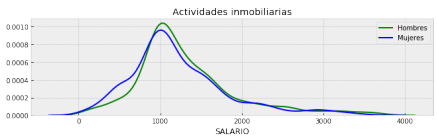

Transporte y almacenamiento: transporte terrestre y por tubería...
Hombres
Mujeres
SALARIO


Transporte y almacenamiento: almacenamiento y actividades anexas al transporte...
Hombres
Mujeres
SALARIO

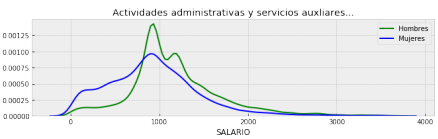

Hostelería: servicios de alojamiento, servicios de comidas y bebidas
Hombres
Mujeres
SALARIO


Información y comunicaciones: edición, actividades cinematográficas...
Hombres
Mujeres
SALARIO

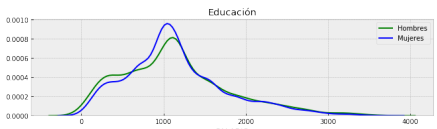

Actividades financieras y de seguros: servicios financieros...
Hombres
Mujeres
SALARIO


Actividades inmobiliarias
Hombres
Mujeres
SALARIO

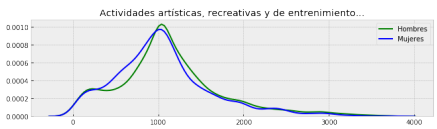

Actividades profesionales, científicas y técnicas...
Hombres
Mujeres
SALARIO

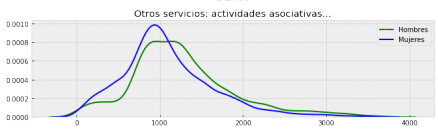

Actividades administrativas y servicios auxiliares...
Hombres
Mujeres
SALARIO


Administración Pública y defensa; Seguridad Social obligatoria
Hombres
Mujeres
SALARIO

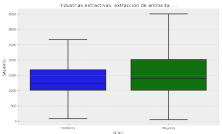

Educación
Hombres
Mujeres
SALARIO

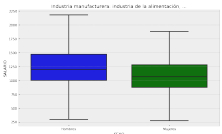

Actividades sanitarias y de servicios sociales...
Hombres
Mujeres
SALARIO

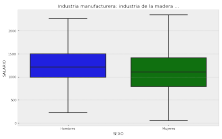

Actividades artísticas, recreativas y de entrenimiento...
Hombres
Mujeres
SALARIO

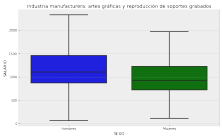

Otros servicios: actividades asociativas...
Hombres
Mujeres
SALARIO

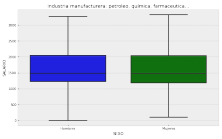
[76]:
```
f, axes = plt.subplots(14, 2, figsize=(20,80), sharex=False)

for i, ax in enumerate(axes.flatten()):
    df_category = dfWithPrediccion[dfWithPrediccion[columnToSearch] == i]
    if (len(df_category)>0):
        my_pal = {1: "blue", 6: "green"}

        a = sns.boxplot(x='SEXO', y="SALARIO",  data=df_category, ax=ax,
                        palette=my_pal, showfliers = False, width=0.75)

        ax.set(xticklabels=['Hombres', 'Mujeres'])
        ax.set_title(industrias[i])

    else:
        ax.axis('off')


f.tight_layout();
```

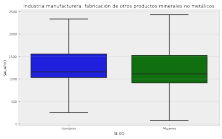

Industrias extractivas: extracción de antracita...
SALARIO
SEXO
Hombres
Mujeres

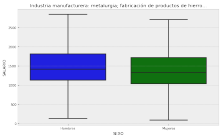

Industria manufacturera: industria de la alimentación, ...
SALARIO
SEXO
Hombres
Mujeres

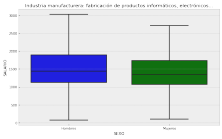

Industria manufacturera: industria de la madera ...
SALARIO
SEXO
Hombres
Mujeres

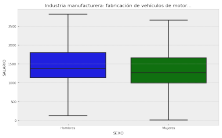

Industria manufacturera: artes gráficas y reproducción de soportes grabados
SALARIO
SEXO
Hombres
Mujeres

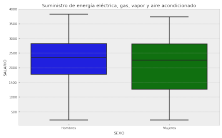

Industria manufacturera: petróleo, química, farmacéutica...
SALARIO
SEXO
Hombres
Mujeres

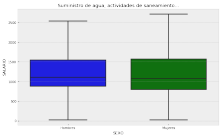

Industria manufacturera: fabricación de otros productos minerales no metálicos
SALARIO
SEXO
Hombres
Mujeres

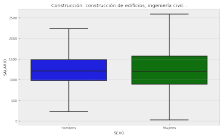

Industria manufacturera: metalurgia; fabricación de productos de hierro...
SALARIO
SEXO
Hombres
Mujeres

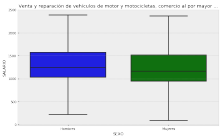

Industria manufacturera: fabricación de productos informáticos, electrónicos...
SALARIO
SEXO
Hombres
Mujeres

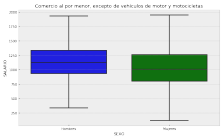

Industria manufacturera: fabricación de vehículos de motor
SALARIO
SEXO
Hombres
Mujeres

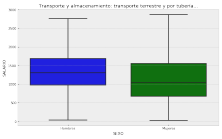

Suministro de energía eléctrica, gas, vapor y aire acondicionado
SALARIO
SEXO
Hombres
Mujeres

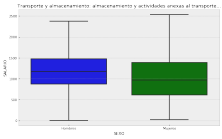

Suministro de agua; actividades de saneamiento...
SALARIO
SEXO
Hombres
Mujeres

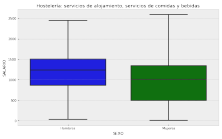

Construcción: construcción de edificios; ingeniería civil
SALARIO
SEXO
Hombres
Mujeres

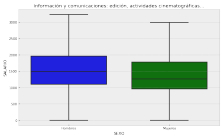

Venta y reparación de vehículos de motor y motocicletas; comercio al por mayor...
SALARIO
SEXO
Hombres
Mujeres

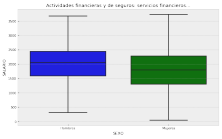

Comercio al por menor, excepto de vehículos de motor y motocicletas
SALARIO
SEXO
Hombres
Mujeres

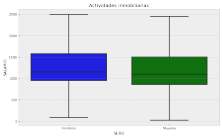

Transporte y almacenamiento: transporte terrestre y por tubería...
SALARIO
SEXO
Hombres
Mujeres

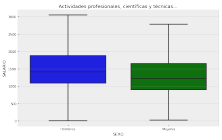

Transporte y almacenamiento: almacenamiento y actividades anexas al transporte...
SALARIO
SEXO
Hombres
Mujeres

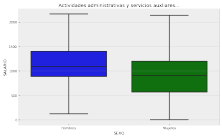

Hostelería: servicios de alojamiento, servicios de comidas y bebidas
SALARIO
SEXO
Hombres
Mujeres

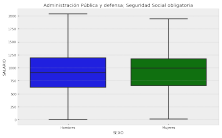

Información y comunicaciones: edición, actividades cinematográficas...
SALARIO
SEXO
Hombres
Mujeres

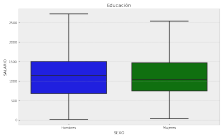

Actividades financieras y de seguros: servicios financieros...
SALARIO
SEXO
Hombres
Mujeres

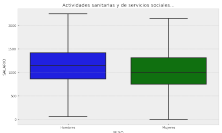

Actividades inmobiliarias
SALARIO
SEXO
Hombres
Mujeres

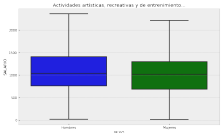

Actividades profesionales, científicas y técnicas...
SALARIO
SEXO
Hombres
Mujeres

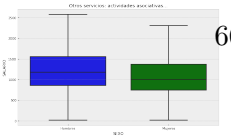

Actividades administrativas y servicios auxiliares...
SALARIO
SEXO
Hombres
Mujeres


Administración Pública y defensa; Seguridad Social obligatoria
SALARIO
SEXO
Hombres
Mujeres


Educación
SALARIO
SEXO
Hombres
Mujeres


Actividades sanitarias y de servicios sociales...
SALARIO
SEXO
Hombres
Mujeres


Actividades artísticas, recreativas y de entretenimiento
SALARIO
SEXO
Hombres
Mujeres


Otros servicios; actividades auxiliares
SALARIO
SEXO
Hombres
Mujeres

Aunque en lineas generales, los resultados continuan siendo desfavorables a las mujeres, hay un par de puntos a destacar.

En las **Industrias extractivas: extracción de antracita, hulla y lignito, extracción de crudo de petróleo y gas natural, extracción de minerales metálicos, otras industrias extractivas, actividades de apoyo a las industrias extractivas** las mujeres muestran una media de sueldos mucho mayor. (Podriamos pensar que esto ocurre porque los puestos/cargos que ocupan las mujeres en estas industrias de más responsabilidad)

Y en las **Industria manufacturera: coquerías y refino de petróleo, industria química, fabricación de productos farmacéuticos, fabricación de productos de caucho y plásticos** parece que se ha alcanzado una cierta paridad en los sueldos, tanto en la media con en la distribución de los mismos.

11 Comprobamos hasta que punto cambia una predicción dependiendo del sexo

Vamos intentar comprobar hasta que punto nuestro modelo predictivo ha adquirido un sesgo relativo al sexo.

Para ello vamos a coger una muestra de los datos originales, vamos a cambiar el sexo de los registros de la muestra. Realizaremos una predicción de sueldo con nuestro modelo y compararemos los resultados.

[77]:
```
# vamos a comparar los sueldos originales con los predichos

muestra_inicial = dfSueldos.sample(n=1000, random_state = 1)

test_sesgo_genero = muestra_inicial

#Cambiamos los valores de masculino a femenino y de femenino a masculino para␣
 ↪realizar una nueva predicción
test_sesgo_genero['SEXO'] = test_sesgo_genero['SEXO'].map({1: 6, 6: 1})


#cambiamos las columnas CNACE y CNO1 a categorical
test_sesgo_genero['CNACE'] = test_sesgo_genero['CNACE'].astype('category')
test_sesgo_genero['CNO1'] = test_sesgo_genero['CNO1'].astype('category')

CNACE = test_sesgo_genero['CNACE'].astype('category')
CNO1 = test_sesgo_genero['CNO1'].astype('category')

test_sesgo_genero["CNACE"] = test_sesgo_genero["CNACE"].cat.codes
test_sesgo_genero["CNO1"] = test_sesgo_genero["CNO1"].cat.codes
```

[78]:
```
# Labels are the values we want to predict
labels = np.array(test_sesgo_genero[columnToStudy])

#Quitamos las columnas que tienen un significado parecido al de nuestro estudio
columns = ['SALARIO','PRECIOHORA','SALBASE','Prediccion']
test_sesgo_genero = test_sesgo_genero.drop(columns, axis = 1)

# Convertimos a un formato que acepta nuestro modelo predictivo
test_sesgo_genero = np.array(test_sesgo_genero)
```

[79]:
```
prediccion =  rf.predict(test_sesgo_genero)
```

[80]:
```
# Creamos nuevas columnas con los resultados
muestra_inicial['Prediccion2'] = prediccion
muestra_inicial['Diferencia'] = round(muestra_inicial['Prediccion2'] -␣
↪muestra_inicial['Prediccion'],2)
```

[81]:
```
#nos quedamos solo con las columnas que queremos estudiar

df = muestra_inicial[['SALARIO', 'SEXO', 'Prediccion', 'Prediccion2',␣
↪'Diferencia']]

# volvemos a dejar la columna SEXO como estaba inicialmente
df['SEXO'] = df['SEXO'].map({1: 'Mujer', 6: 'Hombre'})
```

Vamos a mostrar los resultados. Si la diferencia es positiva significará que cambiar de sexo ha supuesto un cambio a mejor. Si la diferencia es negativa significará que el cambio de sexo ha supuesto un empeoramiento.

Mostraremos los datos par cada sexo.

Hay que tener en cuenta que todos estos datos se han calculado con nuestro modelo (que puede ser ampliamente mejorable).

[82]:
```
print(df[df['SEXO']=='Mujer'].sort_values(by = 'Diferencia', ascending = True) )
```

```
        SALARIO   SEXO  Prediccion  Prediccion2  Diferencia
44954   2464.54  Mujer  2032.02530  1661.067400     -370.96
127509  1822.89  Mujer  1576.60795  1312.179250     -264.43
119340  1742.48  Mujer  1621.12560  1455.714375     -165.41
88505   3073.00  Mujer  2744.80530  2617.534050     -127.27
163918  1697.09  Mujer  1573.79630  1449.695100     -124.10
…          …     …          …           …           …
158848  1093.10  Mujer  1564.65375  2149.998400      585.34
8142     738.40  Mujer   983.17230  1696.492350      713.32
166041   735.90  Mujer  1021.04320  1737.052100      716.01
192719  1825.76  Mujer  1892.78525  2645.543300      752.76
895     1284.78  Mujer  1406.36370  2206.470050      800.11
```

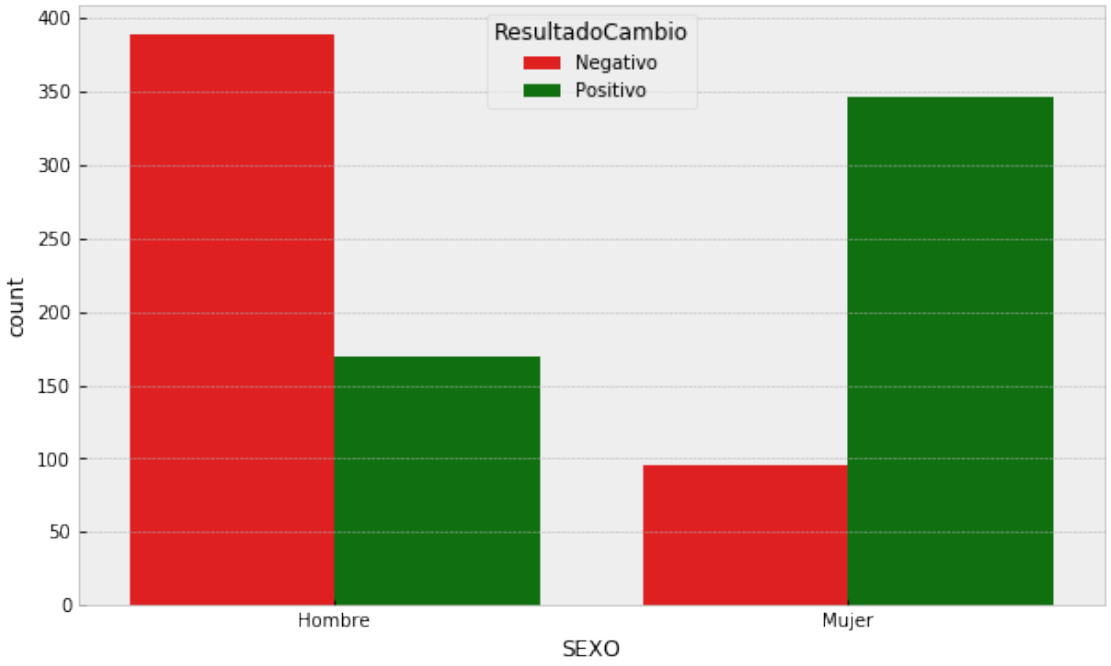
```
[441 rows x 5 columns]
```

[83]:
```
print(df[df['SEXO']=='Hombre'].sort_values(by = 'Diferencia', ascending = True)␣
↪)
```

```
        SALARIO    SEXO  Prediccion  Prediccion2  Diferencia
19400   2848.30  Hombre  2565.14540   1701.70000     -863.45
30567   2668.85  Hombre  2638.67510   1887.29265     -751.38
89670   2833.33  Hombre  2121.13385   1407.96955     -713.16
82362   2224.41  Hombre  2208.94015   1503.37225     -705.57
44895   2671.81  Hombre  2494.37415   1828.82770     -665.55
…          …       …          …           …           …
194828  1046.00  Hombre  1079.80040   1275.17040      195.37
12583   1230.28  Hombre  1251.42550   1500.54300      249.12
191940  1161.50  Hombre  1262.77480   1512.15190      249.38
158396   551.93  Hombre   710.68955   1177.18470      466.50
201713  1033.15  Hombre  1157.43925   1768.69830      611.26

[559 rows x 5 columns]
```

[84]:
```
conditions = [
    (df['Diferencia'] < 0),
    (df['Diferencia'] >= 0)
    ]

values = ['Negativo', 'Positivo']

df['ResultadoCambio'] = np.select(conditions, values)
```

[85]:
```
plt.figure(figsize=(10, 6))
sns.countplot(x='SEXO', hue='ResultadoCambio',data=df, palette=["red",␣
↪"green"]);
```



Podemos ver que al cambiar el sexo las prediciones cambian, las mujeres suelen tener predicciones positivas y los hombre suelen tener predicciónes negativas.

Esto comportamiento nos advierte de que debemos tener un especial cuidado a la hora de entrenar nuetros modelos de IA para no transmitirles un sesgo de género.

11.1 Contribuciones en la práctica

Contribuciones	Firma
Investigación previa	Isabel Cabezas, Jorge Saura
Redacción de las respuestas	Isabel Cabezas, Jorge Saura
Desarrollo código	Isabel Cabezas, Jorge Saura