

Impacto de la computación en las industrias convencionales

El proposito de esta investigacion es evaluar como los avances en la computacion en la ultimas decadas han impactado en los negocios convencionales.

Para evaluar el impacto en una determinada industria, se buscara si es posible encontrar correlaciones y posteriormente, si es posible proyectar regresiones lineales, polinomicas o lineales multiples, de poder realizarse estas regresiones, el coeficiente de estas nos indicara cuanto peso ha tenido una determinada tecnologia.

Como regla analizaremos industrias que existian mucho antes de la computacion, como por ejemplo los bienes raices, tambien se intento analizar la industria de los libros, pero debido a escasez de tiempo, solo se pudo realizar una limpieza de los datos y outliers.

Metodologia

Busqueda de los datasets

Se realizo una busqueda de datasets que contengan registros de productos relacionados a la computacion, se encontraron en total unos 6 datasets obtenidos de [wikipedia - cantidad de transistores](#) usando [wikitable2csv.ggor.de](#) para extraer las siguientes tablas de datos:

- Memorias Flash.
- FPGA.
- GPU.
- Microprocesadores.
- RAM.
- ROM.

Tambien del [worldbank.org](#) se obtuvo los siguientes 3 datasets:

- Porcentaje de la poblacion con internet.
- Poblacion (puede ser de utilidad para normalizar aunque no se llego con el plazo para aplicarlo).
- GDP (puede ser de utilidad para hacer comparaciones aunque no se llego con el plazo para aplicarlo).

Los datasets utilizados para las industrias fueron:

- Ventas de bienes raices (el cual fue completamente analizado) fue obtenido de [catalog.data.gov/dataset/real-estate-sales-2001-2018](#), aunque en la url indique ventas desde el 2001 hasta 2018, en realidad contiene registros hasta el 2020.

- Top de libros publicados (se limpiaron los datos, eliminacion de outliers pero no se llevo con los plazos para finalizarlo) fue obtenido de [scostap - Goodreads Best Book Ever dataset](#).

Limpieza de los datos

Los datos obtenidos de Wikipedia originalmente tenian monton de irregularidades que son propias de las tablas de esta plataforma, como celdas con referencias a otras paginas, fechas de lanzamiento con formatos inconsistentes, numeros flotantes escritos con comas. Todas estas irregularidades tuvieron que ser eliminadas para poder realizar un posterior analisis.

Por otro lado los datos obtenidos del World Bank Data, como Internet, Poblacion y GDP, poseian como columnas los años y un registro por cada pais, para limpiar estos datasets, primero se filtro el pais de interes y luego se transpuso la tabla para que los valores anuales esten en filas.

Una vez limpios estos datos, se procedio por fusionar por fecha todos los datasets en un par de dataframes para agrupar todas las columnas en comun, por ejemplo:

- microprocesadores, gpus, ... ,flash => computacion_dfs
- br_ventas_por_anio, ventas_por_tipo, br_inversiones_por_anio => bienes_raices

Analisis exploratorio

Lo primero que se hizo para empezar el analisis fue fusionar los datasets de las industrias que nos interesan, en este caso bienes_raices + computacion.

Luego este dataset fusionado se utilizo para ver si podemos observar correlaciones entre sus columnas mediante un mapa de calor y luego una grafica de pares (pairplot).

Proyeccion de regresiones

Mediante el analisis explotario previo, se procedio a seleccionar un par de las tantas correlaciones encontradas y luego se proyectaron regresiones lineales y polinomicas, tambien se utilizo regresiones lineales multiples para saber con que coeficiente impacto cada una de las tecnologias.

Dependencias

```
In [ ]: # Standard packages
import pandas as pd
import numpy as np
import re

# Installed packages
from IPython.display import display
from matplotlib import pyplot as plt
%pip install seaborn
import seaborn as sns
```

```

from scipy import stats
from sklearn.linear_model import LinearRegression
from sklearn.preprocessing import PolynomialFeatures
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn import metrics

# Local packages
# NOTE:
# Evitaremos tener que usar modulos locales externos a
# este notebook de Jupiter para facilitar el uso en la
# plataforma Google Colab.

```

Defaulting to user installation because normal site-packages is not writeable

Requirement already satisfied: seaborn in /home/angrygingy/.local/lib/python3.10/site-packages (0.12.2)

Requirement already satisfied: numpy!=1.24.0,>=1.17 in /home/angrygingy/.local/lib/python3.10/site-packages (from seaborn) (1.23.5)

Requirement already satisfied: pandas>=0.25 in /home/angrygingy/.local/lib/python3.10/site-packages (from seaborn) (1.5.3)

Requirement already satisfied: matplotlib!=3.6.1,>=3.1 in /home/angrygingy/.local/lib/python3.10/site-packages (from seaborn) (3.7.1)

Requirement already satisfied: contourpy>=1.0.1 in /home/angrygingy/.local/lib/python3.10/site-packages (from matplotlib!=3.6.1,>=3.1->seaborn) (1.0.7)

Requirement already satisfied: cycler>=0.10 in /home/angrygingy/.local/lib/python3.10/site-packages (from matplotlib!=3.6.1,>=3.1->seaborn) (0.11.0)

Requirement already satisfied: fonttools>=4.22.0 in /home/angrygingy/.local/lib/python3.10/site-packages (from matplotlib!=3.6.1,>=3.1->seaborn) (4.39.3)

Requirement already satisfied: kiwisolver>=1.0.1 in /home/angrygingy/.local/lib/python3.10/site-packages (from matplotlib!=3.6.1,>=3.1->seaborn) (1.4.4)

Requirement already satisfied: packaging>=20.0 in /home/angrygingy/.local/lib/python3.10/site-packages (from matplotlib!=3.6.1,>=3.1->seaborn) (23.0)

Requirement already satisfied: pillow>=6.2.0 in /usr/lib/python3/dist-packages (from matplotlib!=3.6.1,>=3.1->seaborn) (9.0.1)

Requirement already satisfied: pyparsing>=2.3.1 in /usr/lib/python3/dist-packages (from matplotlib!=3.6.1,>=3.1->seaborn) (2.4.7)

Requirement already satisfied: python-dateutil>=2.7 in /home/angrygingy/.local/lib/python3.10/site-packages (from matplotlib!=3.6.1,>=3.1->seaborn) (2.8.2)

Requirement already satisfied: pytz>=2020.1 in /usr/lib/python3/dist-packages (from pandas>=0.25->seaborn) (2022.1)

Requirement already satisfied: six>=1.5 in /home/angrygingy/.local/lib/python3.10/site-packages (from python-dateutil>=2.7->matplotlib!=3.6.1,>=3.1->seaborn) (1.12.0)

[notice] A new release of pip is available: 23.1 -> 23.1.2

[notice] To update, run: pip install --upgrade pip

Note: you may need to restart the kernel to use updated packages.

Parametros constantes que utilizaremos

```

In [ ]: # Constantes
        COLUMNA_FECHA = 'Año'
        FECHA_MIN = 2001

```

```
FECHA_MAX = 2020
DATASETS_FOLDER = './content'
# Utilizaremos esta para indicar si queremos
# guardar el postprocesado de un dataset,
# util si el dataset original es muy pesado.
GUARDAR_DATOS_PROCESADOS = False

# Global state
poblacion = None # Usado para normalizar los datos
```

Procesando datos relacionados a la industria de la computacion

Como se menciono anteriormente, se procedera a limpiar, extraer las columnas revelantes y fusionar los datasets de microprocesadores, flash, fpga, gpus, ram, rom e internet.

Los pasos llevados a cabo durante esta etapa para limpiar los datos de los multiples datasets, provenientes de Wikipedia, por lo general seran:

1. eliminar columnas innecesarias.
2. extraer el año y guardarlo en una columna 'fecha', no tratamos directamente la fecha ya que pueden estar presente de manera inconsistente, sin seguir un formato especifico.
3. remover comas de los numeros flotantes.
4. convertir a flotante las columnas string que representan numeros.
5. filtramos los registros que esten entre un rango de años.
6. solo nos quedamos con los mayores valores de cada año en una determinada columna, ya que solo nos interesa el avance de la tecnologia, es decir, por ejemplo, la mayor cantidad de transistores.
7. eliminamos valores Nan.

Finalmente fusionamos este dataframe a uno mas general por fecha.

```
In [ ]: # En esta lista vamos a ir agregando los diferentes dataframes
# que mas adelante fusionaremos en uno solo.
computacion_dfs = []
```

```
In [ ]: def asegurar_tipo_de_dato_fecha(df: pd.DataFrame, columna_fecha:str=COLUMN_NAME) -> pd.DataFrame:
    """Aseguramos que el tipo de dato de la fecha es un entero, no de tipo float"""
    df[columna_fecha] = df[columna_fecha].astype(int)
    return df

def mantener_columnas(df:pd.DataFrame, columnas:list) -> pd.DataFrame:
    """Mantiene solo las COLUMNAS especificadas en un DF"""
    return df[columnas]

def fecha_a_anio(df:pd.DataFrame, columna_fecha:str) -> pd.DataFrame:
    """Convierte COLUMNA_FECHA a un entero ANIO y cambia el nombre de la columna"""
    # Convert to year
    fecha_regex = r'\d{4}'
    df[columna_fecha] = df[columna_fecha].astype(str)
    df = df[df[columna_fecha].str.contains(fecha_regex)]
```

```

df[columna_fecha] = df[columna_fecha].apply(lambda x: re.findall(fech
# Rename
if columna_fecha != COLUMNA_FECHA:
    df = df.rename(columns={columna_fecha: COLUMNA_FECHA})
return df

def remover_commas(df:pd.DataFrame) -> pd.DataFrame:
    """Remueve commas de las columnas"""
    return df.apply(lambda x: x.str.replace(',', ''))

def convertir_a_flotante(df:pd.DataFrame, columnas:list) -> pd.DataFrame:
    """Convierte las columnas especificadas a flotante"""
    for col in columnas:
        df[col] = pd.to_numeric(df[col], errors='coerce')
    return df

def cortar_agregar_anios(
    df: pd.DataFrame,
    columna_fecha:str=COLUMNA_FECHA,
    min_anio:int=FECHA_MIN,
    max_anio:int=FECHA_MAX
) -> pd.DataFrame:
    """Corta un dataframe DF en los anios especificados, agregando los an
df = asegurar_tipo_de_dato_fecha(df, columna_fecha)
# Add missing years
for year in range(min_anio, max_anio):
    if year not in df[columna_fecha].values:
        df = pd.concat([df, pd.DataFrame.from_records([ { columna_fecha
df = df.sort_values(by=[columna_fecha]).reset_index(drop=True)
# Cut
df = df[(df[columna_fecha] >= min_anio) & (df[columna_fecha] <= max_a
return df

def mantener_solo_valor_mas_alto(
    df: pd.DataFrame,
    columna_valor:str,
    columna_fecha:str=COLUMNA_FECHA
) -> pd.DataFrame:
    """Mantiene solo el valor mas alto por fecha, util cuando queremos ve
    avance de una tecnologia, solo nos interesa el valor mas alto"""
df = df.sort_values(by=[columna_fecha, columna_valor], ascending=False)
df = df.drop_duplicates(subset=[columna_fecha], keep='first')
# Back to the original order
df = df.sort_values(by=[columna_fecha]).reset_index(drop=True)
return df

def columna_fecha_a_fila(df:pd.DataFrame, pais:str, nueva_columna:str) ->
    """Convierte columnas fecha a fila, filtrando por pais, esto es util
# Filter rows by country
df = df[df['Country Name'] == pais]
# Remove columns that are not a year
df = df[df.columns[df.columns.str.contains(r'\d{4}')]
# Convert columns to rows
df = df.melt(id_vars=[], var_name=COLUMNA_FECHA, value_name=nueva_col
return df

def normalizar_con_la_poblacion(df:pd.DataFrame, column:str) -> pd.DataFr
    """Normalizamos una COLUMNA de un dataframe DF con la poblacion"""
    return df ## TODO: fix this
    assert poblacion is not None, 'El dataframe Poblacion no fue cargado'

```

```

df[column] = np.divide(df[column], poblacion['US Population']) * 100
return df

def fusionar_por_fecha(dataframes:list) -> pd.DataFrame:
    """Fusiona los DATAFRAMES por fecha,
    NOTE: todos los dataframes deben tener la misma cantidad de filas"""
    resultado = pd.DataFrame()
    resultado[COLUMNA_FECHA] = dataframes[0][COLUMNA_FECHA].unique()
    resultado = asegurar_tipo_de_dato_fecha(resultado)
    for df in dataframes:
        df = asegurar_tipo_de_dato_fecha(df)
        resultado = pd.merge(resultado, df, on=COLUMNA_FECHA, how='outer')
    resultado = cortar_agregar_anios(resultado)
    return resultado

```

- Memoria Flash

Este dataset presenta las columnas:

- Chip name: nombre del chip.
- Capacity: capacidad en bits del chip.
- Flash type: tipo de memoria flash.
- FGMOS transistor count: cantidad de transistores.
- Date of introduction: fecha de introduccion.
- Manufacturer(s): fabricante.
- Process: tamaño del fabricacion en nm.
- Area: area del chip en mm2.
- Transistor density (tr./mm2): dencidad de transistores
- Ref: referencia de wikipedia

Solamente nos quedaremos con las columnas "Date of introduction" y "FGMOS transistor count" ya que la cantidad de transistores es una buena manera de medir el avance tecnologico.

```

In [ ]: flash = pd.read_csv(f'{DATASETS_FOLDER}/flash.csv')
flash.info()

```

```

<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
RangeIndex: 24 entries, 0 to 23
Data columns (total 10 columns):
#   Column                                Non-Null Count  Dtype
---  -
0   Chip name                            24 non-null    object
1   Capacity (bits)                      24 non-null    object
2   Flash type                          24 non-null    object
3   FGMOS transistor count               24 non-null    object
4   Date of introduction                24 non-null    object
5   Manufacturer(s)                    24 non-null    object
6   Process                             24 non-null    object
7   Area                               24 non-null    object
8   Transistor density, tr./mm2         24 non-null    object
9   Ref                                 0 non-null     float64
dtypes: float64(1), object(9)
memory usage: 2.0+ KB

```

Memoria Flash: limpieza

```
In [ ]: flash = mantener_columnas(flash, ['FGMOS transistor count', 'Date of intr
flash = fecha_a_anio(flash, 'Date of introduction')
flash = remover_commas(flash)
flash = convertir_a_flotante(flash, ['FGMOS transistor count'])
flash = cortar_agregar_anios(flash)
flash = mantener_solo_valor_mas_alto(flash, 'FGMOS transistor count')
flash = flash.fillna(method='ffill')
computacion_dfs.append(flash)
```

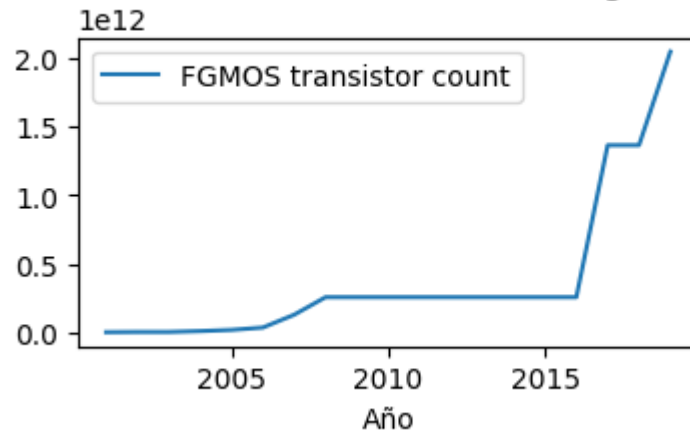
Memoria Flash: revision de los datos limpiados

```
In [ ]: display(flash.describe())
display(flash.tail())
flash.plot(
    x=COLUMNA_FECHA,
    y='FGMOS transistor count',
    title='cantidad de transistores FGMOS a lo largo del tiempo',
    figsize=(4, 2),
)
plt.show()
```

	FGMOS transistor count	Año
count	1.900000e+01	19.000000
mean	3.829278e+11	2010.000000
std	5.649140e+11	5.627314
min	5.368709e+08	2001.000000
25%	2.576980e+10	2005.500000
50%	2.560000e+11	2010.000000
75%	2.560000e+11	2014.500000
max	2.048000e+12	2019.000000

	FGMOS transistor count	Año
14	2.560000e+11	2015
15	2.560000e+11	2016
16	1.365333e+12	2017
17	1.365333e+12	2018
18	2.048000e+12	2019

cantidad de transistores FGMOS a lo largo del tiempo



- FPGA (matriz de puertas lógicas programable en campo)

Este dataset presenta las columnas:

- FPGA: nombre del modelo de FPGA.
- Transistor count: cantidad de transistores.
- Date of introduction: fecha de introduccion.
- Designer: nombre del diseñador.
- Manufacturer: nombre del fabricante.
- Process: tamaño de la fabricacion en nm.
- Area: area en mm2.
- Transistor density (tr./mm2): dencidad de transistores.
- Ref: columna de referencia utilizada en Wikipedia.

De todas estas columnas, al igual que con la memoria Flash, luego de la limpieza solo nos quedaremos con la fecha de introduccion y la cantidad de transistores.

```
In [ ]: fpga = pd.read_csv(f'{DATASETS_FOLDER}/fpga.csv')
        fpga.info()
```

```
<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
RangeIndex: 16 entries, 0 to 15
Data columns (total 9 columns):
#   Column                                Non-Null Count  Dtype
---  -
0   FPGA                                  16 non-null     object
1   Transistor count                      16 non-null     object
2   Date of introduction                  16 non-null     object
3   Designer                              16 non-null     object
4   Manufacturer                          11 non-null     object
5   Process                              13 non-null     object
6   Area                                  3 non-null      object
7   Transistor density, tr./mm2          3 non-null      object
8   Ref                                   0 non-null      float64
dtypes: float64(1), object(8)
memory usage: 1.2+ KB
```

FPGA: limpieza de los datos


```
In [ ]: fpga = mantener_columnas(fpga, ['Transistor count', 'Date of introduction'])
fpga = fecha_a_anio(fpga, 'Date of introduction')
fpga = remover_commas(fpga)
fpga = convertir_a_flotante(fpga, ['Transistor count'])
fpga = cortar_agregar_anios(fpga)
fpga = fpga.rename(columns={'Transistor count': 'FPGA transistor count'})
fpga = mantener_solo_valor_mas_alto(fpga, 'FPGA transistor count')
fpga = fpga.fillna(method='ffill')
computacion_dfs.append(fpga)
```

/tmp/ipykernel_14473/3894518175.py:16: SettingWithCopyWarning:
A value is trying to be set on a copy of a slice from a DataFrame.
Try using .loc[row_indexer,col_indexer] = value instead

See the caveats in the documentation: https://pandas.pydata.org/pandas-docs/stable/user_guide/indexing.html#returning-a-view-versus-a-copy
df[columna_fecha] = df[columna_fecha].apply(lambda x: re.findall(fecha_regex, x)[0])

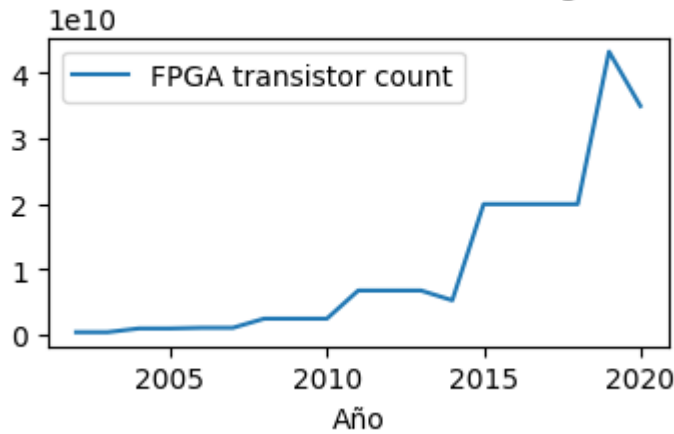
FPGA: muestreo del dataset limpio

```
In [ ]: display(fpga.tail())
display(fpga.describe())
fpga.plot(
    x=COLUMNA_FECHA,
    y='FPGA transistor count',
    title='Cantidad de transistores FPGA a lo largo del tiempo',
    figsize=(4, 2),
)
plt.show()
```

	FPGA transistor count	Año
15	2.000000e+10	2016
16	2.000000e+10	2017
17	2.000000e+10	2018
18	4.330000e+10	2019
19	3.500000e+10	2020

	FPGA transistor count	Año
count	1.900000e+01	20.00000
mean	1.034526e+10	2010.50000
std	1.259800e+10	5.91608
min	4.300000e+08	2001.00000
25%	1.100000e+09	2005.75000
50%	5.300000e+09	2010.50000
75%	2.000000e+10	2015.25000
max	4.330000e+10	2020.00000

Cantidad de transistores FPGA a lo largo del tiempo



- GPU (unidad de procesamiento gráfico)

Este dataset presenta las columnas:

- Processor: nombre del modelo de procesador.
- Transistor count: cantidad de transistores.
- Year: año de lanzamiento.
- Designer(s): nombre del diseñador.
- Fab(s): nombre del fabricante.
- Process: tamaño de la fabricación en nm.
- Area: area en mm2.
- Transistor density, (tr./mm2): densidad de transistores.
- Ref: columna de referencia utilizada en Wikipedia.

De todas estas columnas, al igual que con los anteriores datasets, luego de la limpieza solo nos quedaremos con el año de lanzamiento y la cantidad de transistores.

```
In [ ]: gpus = pd.read_csv(f'{DATASETS_FOLDER}/gpus.csv')
        gpus.info()
```

```
<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
RangeIndex: 163 entries, 0 to 162
Data columns (total 9 columns):
#   Column                                Non-Null Count  Dtype
---  -
0   Processor                             163 non-null    object
1   Transistor count                       163 non-null    object
2   Year                                  163 non-null    int64
3   Designer(s)                           163 non-null    object
4   Fab(s)                                163 non-null    object
5   Process                               163 non-null    object
6   Area                                  163 non-null    object
7   Transistor density, tr./mm2           163 non-null    object
8   Ref                                    0 non-null      float64
dtypes: float64(1), int64(1), object(7)
memory usage: 11.6+ KB
```

GPUs: limpieza del dataset

```
In [ ]: gpus = mantener_columnas(gpus, ['Transistor count', 'Year'])
gpus = fecha_a_anio(gpus, 'Year')
gpus = remover_commas(gpus)
gpus = convertir_a_flotante(gpus, ['Transistor count'])
gpus = cortar_agregar_anios(gpus)
gpus = gpus.rename(columns={'Transistor count': 'GPU transistor count'})
gpus = mantener_solo_valor_mas_alto(gpus, 'GPU transistor count')
gpus = gpus.fillna(method='ffill')
computacion_dfs.append(gpus)
```

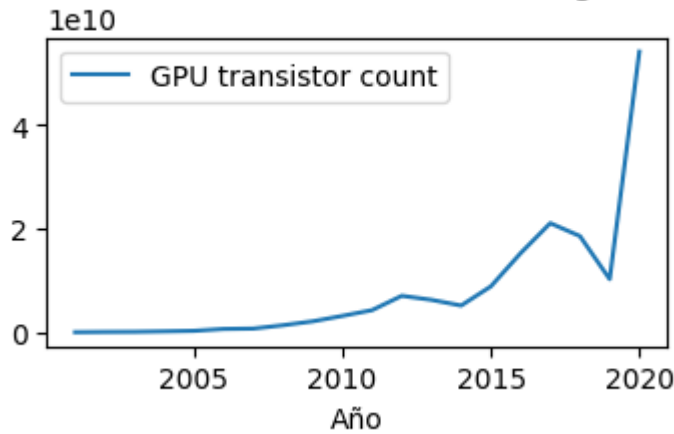
GPUs: muestreo del dataset limpio

```
In [ ]: display(gpus.tail())
display(gpus.describe())
gpus.plot(
    x=COLUMNA_FECHA,
    y='GPU transistor count',
    title='cantidad de transistores en GPU a lo largo del tiempo',
    figsize=(4, 2),
)
plt.show()
```

	GPU transistor count	Año
15	1.530000e+10	2016
16	2.110000e+10	2017
17	1.860000e+10	2018
18	1.030000e+10	2019
19	5.420000e+10	2020

	GPU transistor count	Año
count	2.000000e+01	20.00000
mean	8.016336e+09	2010.50000
std	1.260009e+10	5.91608
min	6.000000e+07	2001.00000
25%	5.910000e+08	2005.75000
50%	3.756356e+09	2010.50000
75%	9.250000e+09	2015.25000
max	5.420000e+10	2020.00000

cantidad de transistores en GPU a lo largo del tiempo



- Microprocesador

Este dataset presenta las columnas:

- Processor: nombre del modelo de procesador.
- Transistor count: cantidad de transistores.
- Year: año de lanzamiento.
- Designer: nombre del diseñador.
- Process (nm): tamaño de la fabricación en nm.
- Area (mm2): area en mm2.
- Transistor density, tr./mm2: densidad de transistores.

De todas las columnas solo nos quedaremos con el año de lanzamiento y la cantidad de transistores.

```
In [ ]: microprocesadores = pd.read_csv(f'{DATASETS_FOLDER}/microprocessors.csv')
microprocesadores.info()
```

```
<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
RangeIndex: 234 entries, 0 to 233
Data columns (total 7 columns):
#   Column                                Non-Null Count  Dtype
---  -
0   Processor                             234 non-null    object
1   Transistor count                       234 non-null    object
2   Year                                  234 non-null    object
3   Designer                              234 non-null    object
4   Process (nm)                          234 non-null    object
5   Area (mm2)                            234 non-null    object
6   Transistor density, tr./mm2           234 non-null    object
dtypes: object(7)
memory usage: 12.9+ KB
```

Microprocesadores: limpieza del dataset

```
In [ ]: microprocesadores = mantener_columnas(microprocesadores, ['Transistor count'])
microprocesadores = fecha_a_anio(microprocesadores, 'Year')
microprocesadores = remover_commas(microprocesadores)
microprocesadores = microprocesadores[microprocesadores['Transistor count'] > 0]
```

```

microprocesadores = convertir_a_flotante(microprocesadores, ['Transistor
microprocesadores = microprocesadores.rename(columns={'Transistor count':
microprocesadores = cortar_agregar_anios(microprocesadores)
microprocesadores = mantener_solo_valor_mas_alto(microprocesadores, 'Micr
microprocesadores = microprocesadores.fillna(method='ffill')
computacion_dfs.append(microprocesadores)

```

/tmp/ipykernel_14473/3894518175.py:16: SettingWithCopyWarning:
A value is trying to be set on a copy of a slice from a DataFrame.
Try using .loc[row_indexer,col_indexer] = value instead

See the caveats in the documentation: https://pandas.pydata.org/pandas-docs/stable/user_guide/indexing.html#returning-a-view-versus-a-copy
 df[columna_fecha] = df[columna_fecha].apply(lambda x: re.findall(fecha_regex, x)[0])

Microprocesadores: muestreo del dataset limpio

```

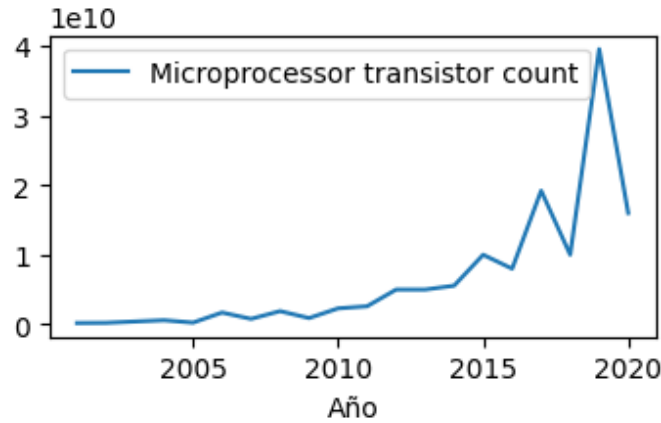
In [ ]: display(microprocesadores.tail())
display(microprocesadores.describe())
microprocesadores.plot(
    x=COLUMNA_FECHA,
    y='Microprocessor transistor count',
    title='Cantidad de transistores en el Microprocesador a lo largo del
    figsize=(4, 2),
)
plt.show()

```

	Microprocessor transistor count	Año
15	8000000000	2016
16	19200000000	2017
17	10000000000	2018
18	39540000000	2019
19	16000000000	2020

	Microprocessor transistor count	Año
count	2.000000e+01	20.00000
mean	6.507800e+09	2010.50000
std	9.477374e+09	5.91608
min	1.910000e+08	2001.00000
25%	7.397500e+08	2005.75000
50%	2.450000e+09	2010.50000
75%	8.500000e+09	2015.25000
max	3.954000e+10	2020.00000

Cantidad de transistores en el Microprocesador a lo largo del tiempo



- RAM (memoria de acceso aleatorio)

Este dataset presenta las columnas:

- Chip name: nombre del chip.
- Capacity (bits): capacidad en bits del chip.
- RAM type: tipo de memoria RAM.
- Transistor count: cantidad de transistores.
- Date of introduction: fecha de introduccion.
- Manufacturer(s): fabricante.
- Process: tamaño de la fabricacion en nm.
- Area: area en mm2.
- Transistor density, tr./mm2: dencidad de transistores.
- Ref: columna de referencia utilizada en Wikipedia.

De todas las columnas solo nos quedaremos con la fecha de introduccion y la cantidad de transistores.

```
In [ ]: ram = pd.read_csv(f'{DATASETS_FOLDER}/ram.csv')
ram.info()
```

```
<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
RangeIndex: 48 entries, 0 to 47
Data columns (total 10 columns):
#   Column                                Non-Null Count  Dtype
---  -
0   Chip name                            48 non-null     object
1   Capacity (bits)                      48 non-null     object
2   RAM type                             48 non-null     object
3   Transistor count                     48 non-null     object
4   Date of introduction                 48 non-null     object
5   Manufacturer(s)                     48 non-null     object
6   Process                             48 non-null     object
7   Area                                48 non-null     object
8   Transistor density, tr./mm2         48 non-null     object
9   Ref                                  0 non-null      float64
dtypes: float64(1), object(9)
memory usage: 3.9+ KB
```

RAM: limpieza del dataset

```
In [ ]: ram = mantener_columnas(ram, ['Date of introduction', 'Transistor count'])
ram = fecha_a_anio(ram, 'Date of introduction')
ram = remover_commas(ram)
ram = convertir_a_flotante(ram, ['Transistor count'])
ram = ram.rename(columns={'Transistor count': 'RAM transistor count'})
ram = cortar_agregar_anios(ram)
ram = mantener_solo_valor_mas_alto(ram, 'RAM transistor count')
ram = ram.fillna(method='ffill')
# MALO: computacion_dfs.append(ram) este dataset tiene un monton Nan valu
```

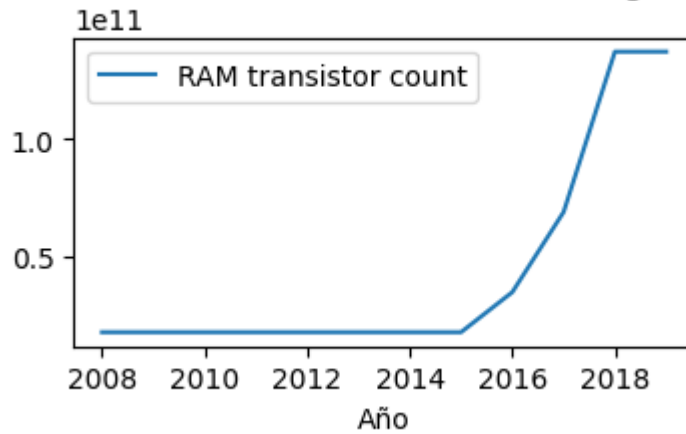
RAM: muestreo del dataset limpio

```
In [ ]: display(ram.tail())
display(ram.describe())
ram.plot(
    x=COLUMNA_FECHA,
    y='RAM transistor count',
    title='Cantidad de transistores en la RAM a lo largo del tiempo',
    figsize=(4, 2),
)
plt.show()
```

	Año	RAM transistor count
14	2015	1.717987e+10
15	2016	3.435974e+10
16	2017	6.871948e+10
17	2018	1.374390e+11
18	2019	1.374390e+11

	Año	RAM transistor count
count	19.000000	1.200000e+01
mean	2010.000000	4.294967e+10
std	5.627314	4.661933e+10
min	2001.000000	1.717987e+10
25%	2005.500000	1.717987e+10
50%	2010.000000	1.717987e+10
75%	2014.500000	4.294967e+10
max	2019.000000	1.374390e+11

Cantidad de transistores en la RAM a lo largo del tiempo



Luego de ver los datos procesados y limpios de la RAM, se puede llegar a la conclusion de que lo mejor seria descartar este dataset ya que tiene demasiados valores Nan

- ROM (memoria de solo lectura)

Este dataset presenta las columnas:

- Chip name: nombre del chip.
- Capacity (bits): capacidad en bits del chip.
- ROM type: tipo de memoria ROM.
- Transistor count: cantidad de transistores.
- Date of introduction: fecha de introduccion.
- Manufacturer(s): fabricante.
- Process: tamaño de la fabricacion en nm.
- Area: area en mm2.
- Ref: columna de referencia utilizada en Wikipedia.

De todas las columnas solo nos quedaremos con la fecha de introduccion y la cantidad de transistores.

```
In [ ]: rom = pd.read_csv(f'{DATASETS_FOLDER}/rom.csv')
rom.tail()
```

```
Out[ ]:
```

	Chip name	Capacity (bits)	ROM type	Transistor count	Date of introduction	Manufacturer(s)	Process	Area	Ref
17	27512	512 Kb	EPROM (HMOS)	524,288	1984	Intel	?	?	NaN
18	?	1 Mb	EPROM (CMOS)	1,048,576	1984	NEC	1,200 nm	?	NaN
19	?	4 Mb	EPROM (CMOS)	4,194,304	1987	Toshiba	800 nm	?	NaN
20	?	16 Mb	EPROM (CMOS)	16,777,216	1990	NEC	600 nm	?	NaN
21	?	16 Mb	MROM	16,777,216	1995	AKM, Hitachi	?	?	NaN

ROM: limpieza del dataset

```
In [ ]: rom = mantener_columnas(rom, ['Date of introduction', 'Transistor count'])
rom = fecha_a_anio(rom, 'Date of introduction')
rom = remover_commas(rom)
rom = convertir_a_flotante(rom, ['Transistor count'])
rom = rom.rename(columns={'Transistor count': 'ROM transistor count'})
rom = cortar_agregar_anios(rom)
rom = mantener_solo_valor_mas_alto(rom, 'ROM transistor count')
rom = rom.fillna(method='ffill')
# MALO: computacion_dfs.append(rom) este no tiene suficientes datos validos
```

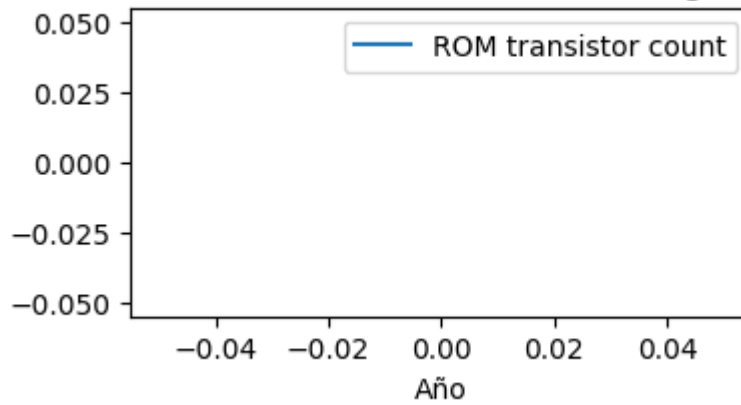
ROM: muestreo del dataset limpio

```
In [ ]: display(rom.tail())
display(rom.describe())
rom.plot(
    x=COLUMNA_FECHA,
    y='ROM transistor count',
    title='Cantidad de transistores en la ROM a lo largo del tiempo',
    figsize=(4, 2),
)
plt.show()
```

Año ROM transistor count		
14	2015	NaN
15	2016	NaN
16	2017	NaN
17	2018	NaN
18	2019	NaN

Año ROM transistor count		
count	19.000000	0.0
mean	2010.000000	NaN
std	5.627314	NaN
min	2001.000000	NaN
25%	2005.500000	NaN
50%	2010.000000	NaN
75%	2014.500000	NaN
max	2019.000000	NaN

Cantidad de transistores en la ROM a lo largo del tiempo



Como observamos en el muestreo de datos luego de la limpieza, al igual que con la RAM, vamos a descartar los datos de la ROM ya que faltan demasiados registros desde el 2000 hasta la actualidad.

- Internet

Este dataset presenta las columnas:

- Country Name: nombre del país.
- Country Code: código ISO del país.
- Indicator Name: nombre del indicador.
- Indicator Code: código del indicador.
- 1960, 1961, ..., 2023: porcentajes de internet por año.

Ya que este dataset fue obtenido del World Bank Data y no tiene irregularidades en los datos, los pasos para procesar a este dataset serán diferentes a los demás:

1. filtramos el país de interés (Estados Unidos).
2. convertimos las columnas de años en filas.
3. agregamos este dataframe a uno más general, fusionando por fecha.

```
In [ ]: internet = pd.read_csv(f'{DATASETS_FOLDER}/theworldbank_internet.csv')
internet.info()
```

```
<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
```

```
RangeIndex: 266 entries, 0 to 265
```

```
Data columns (total 68 columns):
```

#	Column	Non-Null Count	Dtype
0	Country Name	266 non-null	object
1	Country Code	266 non-null	object
2	Indicator Name	266 non-null	object
3	Indicator Code	266 non-null	object
4	1960	7 non-null	float64
5	1961	0 non-null	float64
6	1962	0 non-null	float64
7	1963	0 non-null	float64
8	1964	0 non-null	float64
9	1965	7 non-null	float64
10	1966	0 non-null	float64
11	1967	0 non-null	float64
12	1968	0 non-null	float64
13	1969	0 non-null	float64
14	1970	7 non-null	float64
15	1971	0 non-null	float64
16	1972	0 non-null	float64
17	1973	0 non-null	float64
18	1974	0 non-null	float64
19	1975	7 non-null	float64
20	1976	7 non-null	float64
21	1977	7 non-null	float64
22	1978	7 non-null	float64
23	1979	7 non-null	float64
24	1980	7 non-null	float64
25	1981	7 non-null	float64
26	1982	7 non-null	float64
27	1983	7 non-null	float64
28	1984	7 non-null	float64
29	1985	7 non-null	float64
30	1986	7 non-null	float64
31	1987	7 non-null	float64
32	1988	7 non-null	float64
33	1989	8 non-null	float64
34	1990	256 non-null	float64
35	1991	256 non-null	float64
36	1992	256 non-null	float64
37	1993	256 non-null	float64
38	1994	256 non-null	float64
39	1995	256 non-null	float64
40	1996	217 non-null	float64
41	1997	229 non-null	float64
42	1998	235 non-null	float64
43	1999	242 non-null	float64
44	2000	243 non-null	float64
45	2001	247 non-null	float64
46	2002	250 non-null	float64
47	2003	244 non-null	float64
48	2004	247 non-null	float64
49	2005	248 non-null	float64
50	2006	247 non-null	float64
51	2007	252 non-null	float64
52	2008	250 non-null	float64
53	2009	250 non-null	float64
54	2010	249 non-null	float64

```

55 2011          252 non-null    float64
56 2012          250 non-null    float64
57 2013          249 non-null    float64
58 2014          249 non-null    float64
59 2015          248 non-null    float64
60 2016          251 non-null    float64
61 2017          253 non-null    float64
62 2018          215 non-null    float64
63 2019          234 non-null    float64
64 2020          233 non-null    float64
65 2021          228 non-null    float64
66 2022           0 non-null    float64
67 Unnamed: 67   0 non-null    float64
dtypes: float64(64), object(4)
memory usage: 141.4+ KB

```

Internet: limpieza del dataset

```

In [ ]: internet = columna_fecha_a_fila(internet, 'United States', 'US internet p
internet = cortar_agregar_anios(internet)
computacion_dfs.append(internet)

```

Internet: muestreo del dataset limpio

```

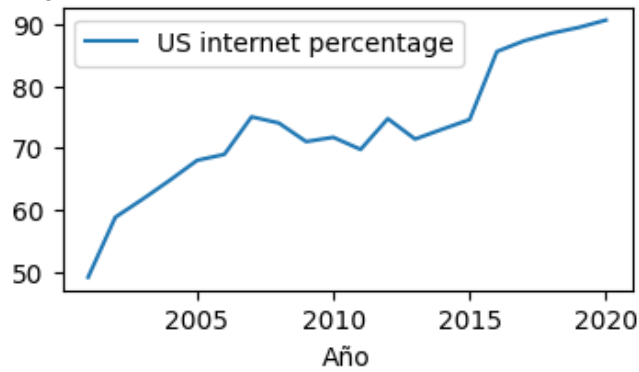
In [ ]: display(internet.tail())
display(internet.describe())
internet.plot(
    x=COLUMNA_FECHA,
    y='US internet percentage',
    title='Porcentaje de la poblacion con internet en los EEUU a lo largo
    figsize=(4, 2),
)
plt.show()

```

	Año	US internet percentage
56	2016	85.544421
57	2017	87.274889
58	2018	88.498903
59	2019	89.430285
60	2020	90.620470

	Año	US internet percentage
count	20.00000	20.000000
mean	2010.50000	73.383174
std	5.91608	10.809027
min	2001.00000	49.080832
25%	2005.75000	68.690408
50%	2010.50000	72.345000
75%	2015.25000	77.636105
max	2020.00000	90.620470

Porcentaje de la poblacion con internet en los EEUU a lo largo del tiempo



```
In [ ]: ## TODO: agregar dataset relacionado a los telefonos celular.
```

```
In [ ]: ## TODO:
## agregar dataset relacionado al avance de la IA, tengase en cuenta
## que el avance de las redes neuronales se pueden medir con la cantidad
## capas y neuronas utilizadas, mientras que el avance en transformers p
## medirse con la cantidad de parametros utilizados.
## Otra manera de medir el avance podria ser mediante la cantidad de pap
```

```
In [ ]: ## TODO: agregar dataset relacionado a la memoria SSD.
```

Unificamos todos los datasets limpios relacionados a la computacion en un solo dataframe y revisamos si se realizo correctamente

```
In [ ]: computer_advances = fusionar_por_fecha(computacion_dfs)
computer_advances.info()
```

```
<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
Int64Index: 20 entries, 0 to 19
Data columns (total 6 columns):
#   Column                                Non-Null Count  Dtype
---  -
0   Año                                    20 non-null     int64
1   FGMOS transistor count                19 non-null     float64
2   FPGA transistor count                 19 non-null     float64
3   GPU transistor count                  20 non-null     float64
4   Microprocessor transistor count        20 non-null     int64
5   US internet percentage                 20 non-null     float64
dtypes: float64(4), int64(2)
memory usage: 1.1 KB
```

Revisando la economia de Estados Unidos

Los datos generales acerca la economia de los Estados Unidos pueden ser de gran ayuda para normalizar o escalar los datos, por ejemplo no es lo mismo el 1% de la poblacion en el 2005 que ese mismo porcentaje en el 2019, tambien puede ayudarnos el GDP para diferenciar si el crecimiento en una industria esta mas relacionada al crecimiento de la economia en general o si es un crecimiento independiente.

- Poblacion

Este dataset presenta las columnas:

- Country Name: nombre del país.
- Country Code: código ISO del país.
- Indicator Name: nombre del indicador.
- Indicator Code: código del indicador.
- 1960, 1961, ..., 2023: población por año.

Este dataset se procesará de la misma manera que como fue tratado el dataset de Internet.

```
In [ ]: poblacion = pd.read_csv(f'{DATASETS_FOLDER}/theworldbank_population.csv')
poblacion.tail()
```

```
Out[ ]:
```

	Country Name	Country Code	Indicator Name	Indicator Code	1960	1961	1962	
261	Kosovo	XKX	Population, total	SP.POP.TOTL	947000.0	966000.0	994000.0	102
262	Yemen, Rep.	YEM	Population, total	SP.POP.TOTL	5542459.0	5646668.0	5753386.0	586
263	South Africa	ZAF	Population, total	SP.POP.TOTL	16520441.0	16989464.0	17503133.0	1804
264	Zambia	ZMB	Population, total	SP.POP.TOTL	3119430.0	3219451.0	3323427.0	343
265	Zimbabwe	ZWE	Population, total	SP.POP.TOTL	3806310.0	3925952.0	4049778.0	417

5 rows × 67 columns

Poblacion: limpieza del dataset

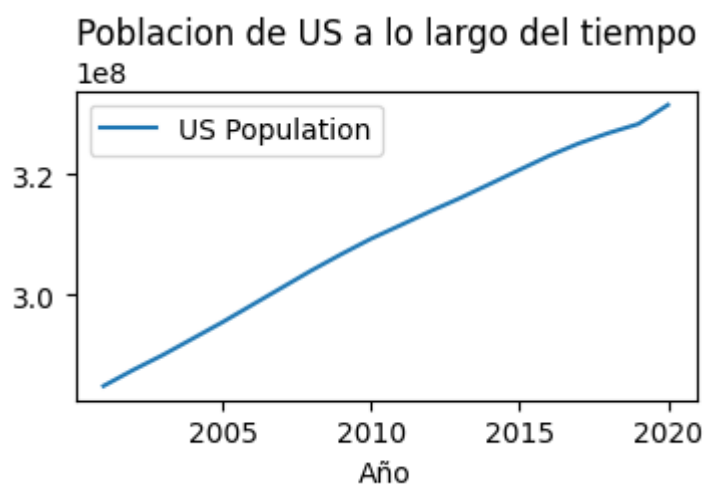
```
In [ ]: poblacion = columna_fecha_a_fila(poblacion, 'United States', 'US Population')
poblacion = cortar_agregar_anios(poblacion)
```

Poblacion: muestreo del dataset limpio

```
In [ ]: display(poblacion.tail())
display(poblacion.describe())
poblacion.plot(
    x=COLUMNA_FECHA,
    y='US Population',
    title='Poblacion de US a lo largo del tiempo',
    figsize=(4, 2),
)
plt.show()
```

	Año	US Population
56	2016	323071755.0
57	2017	325122128.0
58	2018	326838199.0
59	2019	328329953.0
60	2020	331501080.0

	Año	US Population
count	20.00000	2.000000e+01
mean	2010.50000	3.093169e+08
std	5.91608	1.450577e+07
min	2001.00000	2.849690e+08
25%	2005.75000	2.976641e+08
50%	2010.50000	3.104553e+08
75%	2015.25000	3.213222e+08
max	2020.00000	3.315011e+08



- GDP (producto domestico bruto)

Este dataset presenta las columnas:

- Country Name: nombre del pais.
- Country Code: codigo ISO del pais.
- Indicator Name: nombre del indicador.
- Indicator Code: codigo del indicador.
- 1960, 1961, ..., 2023: GDP por año.

Este dataset se procesara de la misma manera que como fue tratado el dataset de Internet.

```
In [ ]: gdp = pd.read_csv(f'{DATASETS_FOLDER}/theworlbank_gdp.csv')
        gdp.tail()
```

Out[]:

	Country Name	Country Code	Indicator Name	Indicator Code	1960	1961	1962
261	Kosovo	XKX	GDP (current US\$)	NY.GDP.MKTP.CD	NaN	NaN	NaN
262	Yemen, Rep.	YEM	GDP (current US\$)	NY.GDP.MKTP.CD	NaN	NaN	NaN
263	South Africa	ZAF	GDP (current US\$)	NY.GDP.MKTP.CD	8.748597e+09	9.225996e+09	9.813996e+09
264	Zambia	ZMB	GDP (current US\$)	NY.GDP.MKTP.CD	7.130000e+08	6.962857e+08	6.931429e+08
265	Zimbabwe	ZWE	GDP (current US\$)	NY.GDP.MKTP.CD	1.052990e+09	1.096647e+09	1.117602e+09

5 rows × 67 columns

GDP: limpieza del dataset

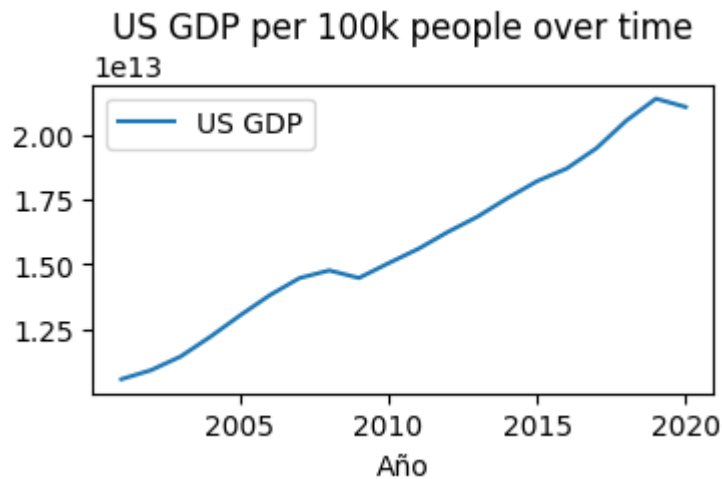
```
In [ ]: gdp = columna_fecha_a_fila(gdp, 'United States', 'US GDP')
gdp = cortar_agregar_anios(gdp)
gdp = normalizar_con_la_poblacion(gdp, 'US GDP')
```

GDP: muestreo del dataset limpio

```
In [ ]: display(gdp.tail())
display(gdp.describe())
gdp.plot(
    x=COLUMNA_FECHA,
    y='US GDP',
    title='US GDP per 100k people over time',
    figsize=(4, 2),
)
plt.show()
```

	Año	US GDP
56	2016	1.869511e+13
57	2017	1.947734e+13
58	2018	2.053306e+13
59	2019	2.138098e+13
60	2020	2.106047e+13

	Año	US GDP
count	20.00000	2.000000e+01
mean	2010.50000	1.582056e+13
std	5.91608	3.345485e+12
min	2001.00000	1.058193e+13
25%	2005.75000	1.362149e+13
50%	2010.50000	1.532435e+13
75%	2015.25000	1.832829e+13
max	2020.00000	2.138098e+13



Unificamos todos los datasets procesados y limpios relacionados a la economía, en uno solo

```
In [ ]: economy = fusionar_por_fecha([gdp, poblacion])
economy.info()
```

```
<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
Int64Index: 20 entries, 0 to 19
Data columns (total 3 columns):
#   Column          Non-Null Count  Dtype
---  -
0   Año              20 non-null    int64
1   US GDP           20 non-null    float64
2   US Population    20 non-null    float64
dtypes: float64(2), int64(1)
memory usage: 640.0 bytes
```

Procesando datos relacionado a la industria de los bienes raíces

Para analizar esta industria con el mayor de los detalles, se procederá a procesar los datos y almacenar estos resultados en múltiples columnas como por ejemplo; "ventas", "inversion", "inversion en propiedades de 1 familia", "inversion en propiedades de 2 familia", etc.

El dataset de bienes raíces presenta las siguientes columnas:

- Date Recorded: fecha de registro.
- Sale Amount: precio al cual se vendió la propiedad en dolares.
- Property Type: clasificacion de la propiedad (segun MRC),
- Residential Type: clasificacion de la residencia (segun MRC).

Mas informacion acerca la clasificacion de viviendas: [Multifamily residential classification](#).

```
In [ ]: bienes_raices_ventas = pd.read_csv(f'{DATASETS_FOLDER}/real_estate_sales.
bienes_raices_ventas.info()
```

```
/tmp/ipykernel_14473/1248722542.py:1: DtypeWarning: Columns (2,3) have mixed
types. Specify dtype option on import or set low_memory=False.
```

```
bienes_raices_ventas = pd.read_csv(f'{DATASETS_FOLDER}/real_estate_sales.csv')
```

```
<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
```

```
RangeIndex: 997213 entries, 0 to 997212
```

```
Data columns (total 4 columns):
```

#	Column	Non-Null Count	Dtype
0	Date Recorded	997211 non-null	object
1	Sale Amount	997213 non-null	float64
2	Property Type	614767 non-null	object
3	Residential Type	608904 non-null	object

```
dtypes: float64(1), object(3)
```

```
memory usage: 30.4+ MB
```

- Limpieza del dataset de bienes raices

```
In [ ]: bienes_raices_ventas = mantener_columnas(bienes_raices_ventas, [
'Date Recorded', 'Sale Amount', 'Property Type', 'Residential Type',
])
```

```
# Guardamos el dataset ya "limpio" porque Github no admite archivos mayores
if GUARDAR_DATOS_PROCESADOS:
```

```
bienes_raices_ventas.to_csv(f'{DATASETS_FOLDER}/real_estate_sales.csv')
bienes_raices_ventas = fecha_a_anio(bienes_raices_ventas, 'Date Recorded')
```

```
/tmp/ipykernel_14473/3894518175.py:16: SettingWithCopyWarning:
```

```
A value is trying to be set on a copy of a slice from a DataFrame.
Try using .loc[row_indexer,col_indexer] = value instead
```

```
See the caveats in the documentation: https://pandas.pydata.org/pandas-docs/stable/user_guide/indexing.html#returning-a-view-versus-a-copy
```

```
df[columna_fecha] = df[columna_fecha].apply(lambda x: re.findall(fecha_regex, x)[0])
```

Bienes raices: muestro del dataset limpio

```
In [ ]: display(bienes_raices_ventas.tail())
display(bienes_raices_ventas.describe())
```

	Año	Sale Amount	Property Type	Residential Type
997208	2020	53100.0	Single Family	Single Family
997209	2019	76000.0	Single Family	Single Family
997210	2020	210000.0	Single Family	Single Family
997211	2020	280000.0	Single Family	Single Family
997212	2019	7450000.0	NaN	NaN

	Sale Amount
count	9.972110e+05
mean	3.911520e+05
std	5.347276e+06
min	0.000000e+00
25%	1.400000e+05
50%	2.250000e+05
75%	3.650000e+05
max	5.000000e+09

- Calculo de la cantidad de ventas por año

Se agrupara por año la cantidad de propiedades vendidas

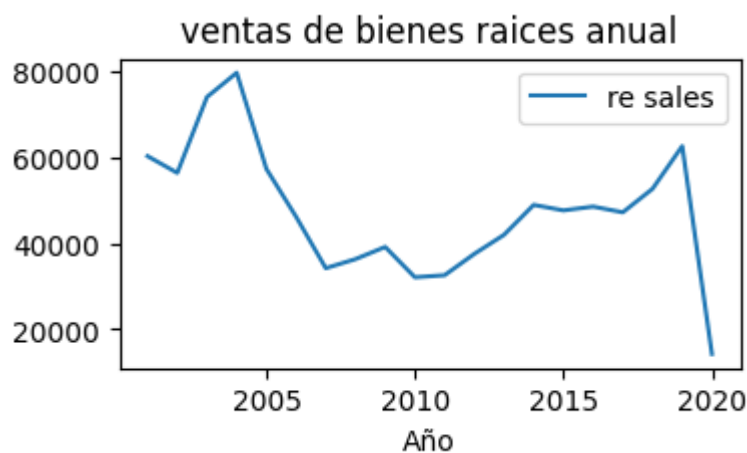
```
In [ ]: # "BR" es un acronimo para Bienes Raices
br_ventas_por_anio = pd.DataFrame()
br_ventas_por_anio[COLUMNA_FECHA] = bienes_raices_ventas[COLUMNA_FECHA].u
br_ventas_por_anio = asegurar_tipo_de_dato_fecha(br_ventas_por_anio)
br_ventas_por_anio['re sales'] = bienes_raices_ventas.groupby(COLUMNA_FEC
br_ventas_por_anio = cortar_agregar_anios(br_ventas_por_anio)
br_ventas_por_anio = br_ventas_por_anio.fillna(method='ffill')
br_ventas_por_anio = normalizar_con_la_poblacion(br_ventas_por_anio, 're
```

Muestreo de las ventas por año calculadas

```
In [ ]: display(br_ventas_por_anio.tail())
display(br_ventas_por_anio.describe())
br_ventas_por_anio.plot(
    x=COLUMNA_FECHA,
    y='re sales',
    title='ventas de bienes raices anual',
    figsize=(4, 2)
)
plt.show()
```

	Año	re sales
16	2016	48493
17	2017	47165
18	2018	52622
19	2019	62534
20	2020	14291

	Año	re sales
count	20.00000	20.000000
mean	2010.50000	47438.450000
std	5.91608	15192.165091
min	2001.00000	14291.000000
25%	2005.75000	37211.000000
50%	2010.50000	47388.000000
75%	2015.25000	56550.250000
max	2020.00000	79566.000000



- Calculo de la suma de inversiones por año

Se agrupara por año la suma del valor de las propiedades vendidas

```
In [ ]: br_inversion_por_anio = pd.DataFrame()
br_inversion_por_anio[COLUMNA_FECHA] = bienes_raices_ventas[COLUMNA_FECHA]
br_inversion_por_anio = asegurar_tipo_de_dato_fecha(br_inversion_por_anio)
br_inversion_por_anio['re investment'] = bienes_raices_ventas.groupby(COLUMNA_FECHA).sum()['re sales']
br_inversion_por_anio = cortar_agregar_anios(br_inversion_por_anio)
br_inversion_por_anio = normalizar_con_la_poblacion(br_inversion_por_anio)
```

Muestreo de las inversiones por año calculadas

```
In [ ]: display(br_inversion_por_anio.tail())
display(br_inversion_por_anio.describe())
br_inversion_por_anio.plot(
    x=COLUMNA_FECHA,
    y='re investment',
```

```

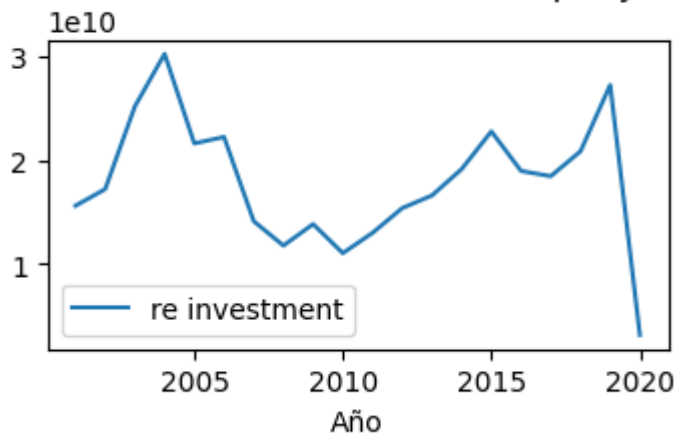
    title='US real estate total investment per year',
    figsize=(4, 2)
)
plt.show()

```

	Año	re investment
16	2016	1.895052e+10
17	2017	1.844713e+10
18	2018	2.084145e+10
19	2019	2.721690e+10
20	2020	3.178363e+09

	Año	re investment
count	20.00000	2.000000e+01
mean	2010.50000	1.791407e+10
std	5.91608	6.191910e+09
min	2001.00000	3.178363e+09
25%	2005.75000	1.405080e+10
50%	2010.50000	1.782573e+10
75%	2015.25000	2.175421e+10
max	2020.00000	3.021333e+10

US real estate total investment per year



- Calculo de la inversion anual en bienes raices por cada tipo de propiedad y residencia

Se agrupara por cada tipo de propiedad y residencia la suma del valor de las propiedades vendidas anualmente. Podemos observar que poseemos los siguientes tipos de propiedades y residencias:

```

In [ ]: def obtener_categorias(df:pd.DataFrame, column:str) -> list:
        types = df[column].unique()
        types = [str(x) for x in types]
        return types
def imprimir_categorias(df: pd.DataFrame, column:str) -> None:

```

```
types = obtener_categorias(df, column)
for i, x in enumerate(types):
    print(f'{i+1}.\t{x}')
```

Tipos de residencias que tenemos presente en el dataset de bienes raices:

```
In [ ]: imprimir_categorias(bienes_raices_ventas, 'Residential Type')
```

```
1.      nan
2.      Single Family
3.      Condo
4.      Two Family
5.      Three Family
6.      Four Family
```

Tipos de propiedades que tenemos presente en el dataset de bienes raices:

```
In [ ]: imprimir_categorias(bienes_raices_ventas, 'Property Type')
```

```
1.      Commercial
2.      Residential
3.      Vacant Land
4.      nan
5.      Apartments
6.      Industrial
7.      Public Utility
8.      Condo
9.      Two Family
10.     Three Family
11.     Single Family
12.     Four Family
```

Procederemos a agrupar las ventas en diferentes categorias y las guardamos en columnas separadas

```
In [ ]: def agrupar_por_tipo_por_fecha(df:pd.DataFrame, column:str) -> pd.DataFrame:
    resultado = pd.DataFrame()
    resultado[COLUMNA_FECHA] = bienes_raices_ventas[COLUMNA_FECHA].unique()
    resultado = resultado.sort_values(by=COLUMNA_FECHA).reset_index(drop=
#
    resultado = asegurar_tipo_de_dato_fecha(resultado)
    df = asegurar_tipo_de_dato_fecha(df)
#
    for type in obtener_categorias(df, column):
        new_column_name = f're {type.upper()} investment'
        resultado[new_column_name] = 0
        for year in resultado[COLUMNA_FECHA]:
            sales_amount = df[(df[column] == type) & (df[COLUMNA_FECHA] =
            resultado.loc[resultado[COLUMNA_FECHA] == year, new_column_na
        resultado = normalizar_con_la_poblacion(resultado, new_column_nam
    return resultado

property_types_annual = agrupar_por_tipo_por_fecha(bienes_raices_ventas,
residential_types_annual = agrupar_por_tipo_por_fecha(bienes_raices_venta

# Eliminamos las columnas que hayamos visto que tienen muchos valores en
property_types_annual = mantener_columnas(property_types_annual, [
    COLUMNA_FECHA,
    're CONDO investment',
```

```

're TWO FAMILY investment',
're THREE FAMILY investment',
're SINGLE FAMILY investment',
're FOUR FAMILY investment',
])
property_types_annual = mantener_columnas(property_types_annual, [
    COLUMNA_FECHA,
    're SINGLE FAMILY investment',
    're CONDO investment',
    're TWO FAMILY investment',
    're THREE FAMILY investment',
    're FOUR FAMILY investment',
])

```

Muestreo del calculo de ventas por cada tipo de propiedad

```

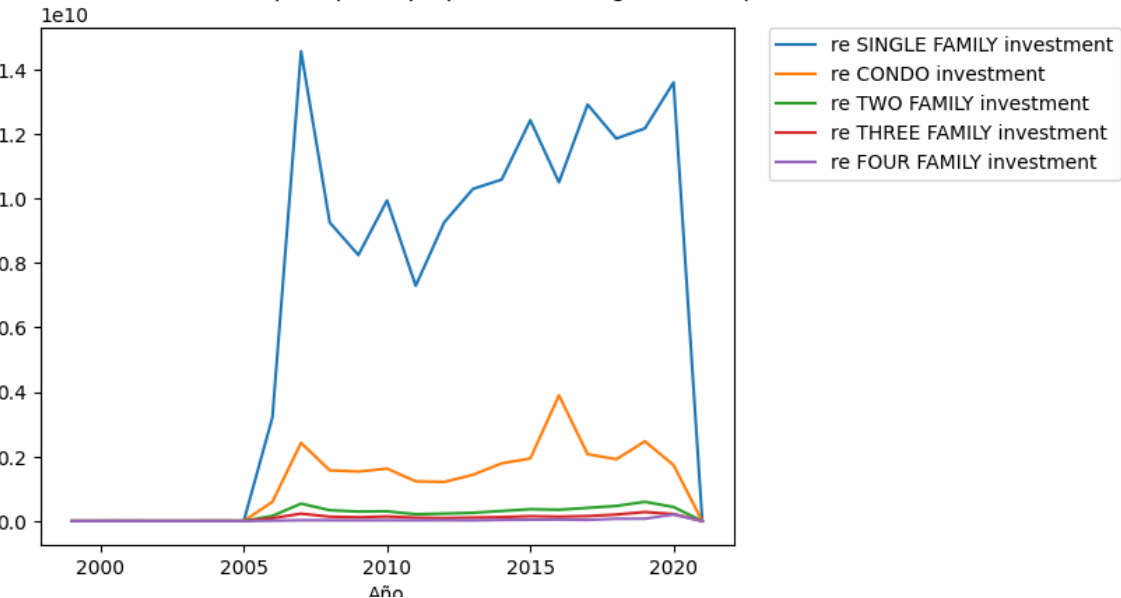
In [ ]: display(property_types_annual.tail())
display(property_types_annual.describe())
property_types_annual.plot(
    x=COLUMNA_FECHA,
    y=property_types_annual.columns[1:],
    title='Venta de bienes raices por tipo de propiedad a lo largo del ti
)
plt.legend(bbox_to_anchor=(1.05, 1), loc='upper left', borderaxespad=0.)
plt.show()

```

	Año	re SINGLE FAMILY investment	re CONDO investment	re TWO FAMILY investment	re THREE FAMILY investment	re FOUR FAMILY investment
17	2017	1.290385e+10	2.071585e+09	4.077366e+08	152915555	34627440
18	2018	1.185046e+10	1.913916e+09	4.677992e+08	201257041	71015671
19	2019	1.216468e+10	2.469696e+09	5.949037e+08	278538608	71852599
20	2020	1.359104e+10	1.732257e+09	4.329061e+08	216103966	202110732
21	2021	0.000000e+00	0.000000e+00	0.000000e+00	0	0

	Año	re SINGLE FAMILY investment	re CONDO investment	re TWO FAMILY investment	re THREE FAMILY investment	re FOUR FAMILY investment
count	22.000000	2.200000e+01	2.200000e+01	2.200000e+01	2.200000e+01	2.200000e+01
mean	2010.454545	7.092363e+09	1.246884e+09	2.389259e+08	1.028874e+08	3.071481e+07
std	6.573593	5.469519e+09	1.062153e+09	1.941756e+08	8.514759e+07	4.391946e+07
min	1999.000000	0.000000e+00	0.000000e+00	0.000000e+00	0.000000e+00	0.000000e+00
25%	2005.250000	2.063103e+06	3.659750e+05	6.600000e+04	0.000000e+00	0.000000e+00
50%	2010.500000	9.254865e+09	1.483280e+09	2.743252e+08	1.112477e+08	2.264859e+07
75%	2015.750000	1.153239e+10	1.882366e+09	3.626263e+08	1.470617e+08	3.554375e+07
max	2021.000000	1.455175e+10	3.894486e+09	5.949037e+08	2.785386e+08	2.021107e+08

Venta de bienes raices por tipo de propiedad a lo largo del tiempo

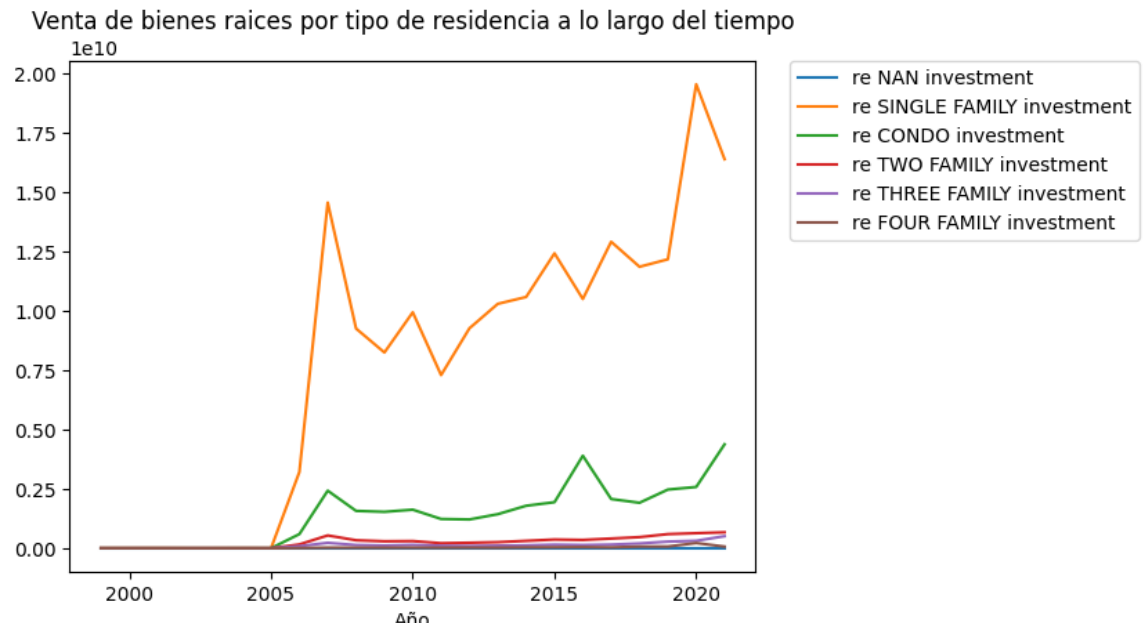


Muestreo del calculo de ventas por cada tipo de residencia

```
In [ ]: display(residential_types_annual.tail())
display(residential_types_annual.describe())
residential_types_annual.plot(
    x=COLUMNA_FECHA,
    y=residential_types_annual.columns[1:],
    title='Venta de bienes raices por tipo de residencia a lo largo del t
)
plt.legend(bbox_to_anchor=(1.05, 1), loc='upper left', borderaxespad=0.)
plt.show()
```

	Año	re NAN investment	re SINGLE FAMILY investment	re CONDO investment	re TWO FAMILY investment	re THREE FAMILY investment	re FOUR FAMILY investment
17	2017	0	1.290385e+10	2.071585e+09	4.077366e+08	1.529156e+08	34627440
18	2018	0	1.185046e+10	1.913916e+09	4.677992e+08	2.012570e+08	71015671
19	2019	0	1.216468e+10	2.469696e+09	5.949037e+08	2.785386e+08	71852599
20	2020	0	1.953491e+10	2.579188e+09	6.332712e+08	3.134679e+08	219821632
21	2021	0	1.638224e+10	4.375425e+09	6.710182e+08	5.073493e+08	68068605

	Año	re NAN investment	re SINGLE FAMILY investment	re CONDO investment	re TWO FAMILY investment	re THREE FAMILY investment	
count	22.000000	22.0	2.200000e+01	2.200000e+01	2.200000e+01	2.200000e+01	2.
mean	2010.454545	0.0	8.107186e+09	1.484264e+09	2.785342e+08	1.303744e+08	3.
std	6.573593	0.0	5.992677e+09	1.238747e+09	2.187378e+08	1.234736e+08	4.
min	1999.000000	0.0	0.000000e+00	0.000000e+00	0.000000e+00	0.000000e+00	0.
25%	2005.250000	0.0	8.043554e+08	1.491894e+08	4.027347e+07	2.164980e+07	2.
50%	2010.500000	0.0	9.596959e+09	1.552354e+09	2.969957e+08	1.189867e+08	2.
75%	2015.750000	0.0	1.208612e+10	2.038284e+09	3.975201e+08	1.520068e+08	3.
max	2021.000000	0.0	1.953491e+10	4.375425e+09	6.710182e+08	5.073493e+08	2.



Las ventas de bienes raices residenciales seran descartadas ya que es muy similar a las ventas de propiedades. Realizar el analisis con estos datos serian como duplicar la informacion.

Procederemos a agrupar los diferentes columnas que obtuvimos del procesamiento y las unificamos en un mismo dataset

```
In [ ]: bienes_raices = fusionar_por_fecha([
        br_ventas_por_anio, property_types_annual, br_inversion_por_anio,
    ])
bienes_raices.info()
```

```
<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
```

```
Int64Index: 20 entries, 1 to 20
```

```
Data columns (total 8 columns):
```

#	Column	Non-Null Count	Dtype
0	Año	20 non-null	int64
1	re sales	20 non-null	float64
2	re SINGLE FAMILY investment	20 non-null	float64
3	re CONDO investment	20 non-null	float64
4	re TWO FAMILY investment	20 non-null	float64
5	re THREE FAMILY investment	20 non-null	int64
6	re FOUR FAMILY investment	20 non-null	int64
7	re investment	20 non-null	float64

```
dtypes: float64(5), int64(3)
```

```
memory usage: 1.4 KB
```

Procesando datasets relacionados a la industria de los libros

El dataset a utilizar fue obtenido de [scostap - Goodreads Best Book Ever dataset](#), como los datos fueron scrapeados por el autor, para garantizar que los datos sean correctos, realizaremos una limpieza de outliers.

Este presenta las siguientes columnas:

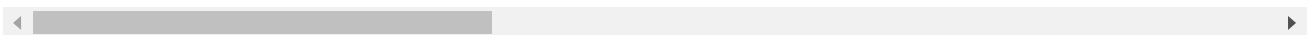
- "bookId": id del libro.

- "title": titulo del libro.
- "series": serie del libro.
- "author": autor del libro.
- "rating": puntuacion del libro.
- "description": descripcion del libro
- "language": lenguaje del libro.
- "isbn": codigo isbn del libro.
- "genres": genero del libro.
- "characters": lista con nombres de los personajes.
- "bookFormat": formato del libro.
- "edition": edicion del libro.
- "pages": cantidad de paginas.
- "publisher": editorial.
- "publishDate": fecha de publicacion.
- "firstPublishDate": primera fecha de publicacion.
- "awards": premios ganados por el libro.
- "numRatings": numero de calificaciones.
- "ratingsByStars": calificacion por numero de estrellas.
- "likedPercent": porcentaje de lectores que les gusto.
- "setting": no se esta seguro que es pero de todas maneras es irrevelante.
- "coverImg": url a la imagen de portada.
- "bbeScore": puntuacion del libro.
- "bbeVotes": numero de votos.
- "price": precio en dolares.

```
In [ ]: book = pd.read_csv(f'{DATASETS_FOLDER}/books_1.Best_Books_Ever.csv')
display(book.tail())
```

	bookId	title	series	author	rating	description	language	
52473	11492014-fractured	Fractured	Fateful #2	Cheri Schmidt (Goodreads Author)	4.00	The Fateful Trilogy continues with Fractured. ...	English	29400126
52474	11836711-anasazi	Anasazi	Sense of Truth #2	Emma Michaels	4.19	'Anasazi', sequel to 'The Thirteenth Chime' by...	English	99999999
52475	10815662-marked	Marked	Soul Guardians #1	Kim Richardson (Goodreads Author)	3.70	--READERS FAVORITE AWARDS WINNER 2011-- Sixteen...	English	97814610
52476	11330278-wayward-son	Wayward Son	NaN	Tom Pollack (Goodreads Author), John Loftus (G...	3.85	A POWERFUL TREMOR UNEARTHES AN ANCIENT SECRETBu...	English	97814507
52477	10991547-daughter-of-helaman	Daughter of Helaman	Stripling Warrior #1	Misty Moncur (Goodreads Author)	4.02	Fighting in Helaman's army is Keturah's deepes...	English	97815995

5 rows × 25 columns



Limpieza del dataset de libros

```
In [ ]: book = mantener_columnas(book, [
        'bookFormat', 'pages', 'publishDate', 'rating', 'likedPercent', 'price'
    ])
book = book.dropna()
# Formateamos la fecha
book = book[book['publishDate'].str.match(r'\d{1,2}/\d{1,2}/\d{2}')]
book['publishDate'] = pd.to_datetime(book['publishDate'], format="%m/%d/%y")
book['publishDate'] = book['publishDate'].dt.strftime('%Y-%m-%d')
# Nos aseguramos que estas columnas son numericas y no nulas
for col in ['pages', 'rating', 'likedPercent', 'price']:
    book = book[pd.to_numeric(book[col], errors='coerce').notnull()]
    book[col] = book[col].astype(float)
```

Muestreo de los datos limpios

```
In [ ]: display(book.tail())
display(book.describe())
```

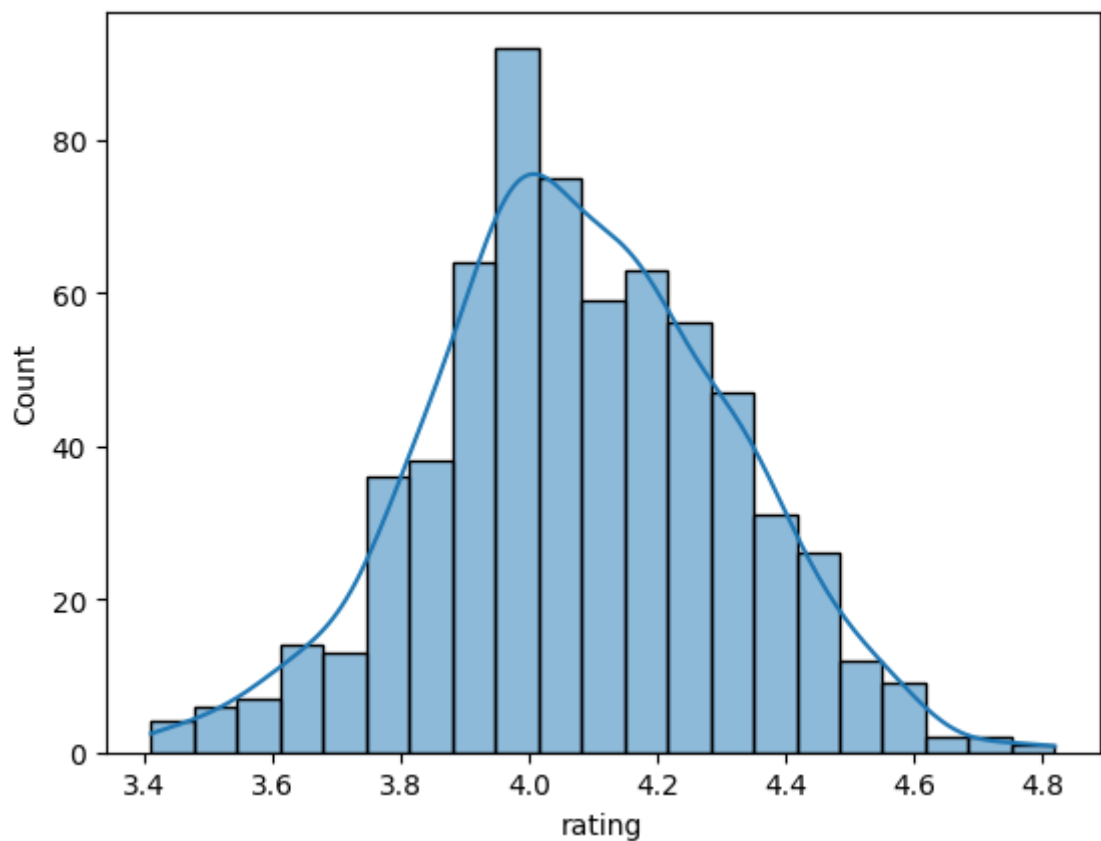
	bookFormat	pages	publishDate	rating	likedPercent	price
814	Mass Market Paperback	357.0	2008-04-29	4.30	97.0	2.86
815	Paperback	515.0	2005-09-22	3.65	86.0	2.86
816	Paperback	416.0	2001-02-01	4.17	95.0	3.55
818	Hardcover	516.0	2014-10-07	4.41	97.0	6.52
819	Hardcover	528.0	2010-04-27	4.40	97.0	6.50

	pages	rating	likedPercent	price
count	657.000000	657.000000	657.000000	657.000000
mean	423.127854	4.076514	92.576865	6.025403
std	289.973231	0.233532	3.742140	7.746120
min	26.000000	3.410000	78.000000	0.850000
25%	272.000000	3.930000	91.000000	2.900000
50%	369.000000	4.060000	93.000000	4.180000
75%	503.000000	4.230000	95.000000	6.270000
max	4100.000000	4.820000	99.000000	110.670000

Veamos la distribucion de los datos para analizar si son correctos e indicados para el analisis

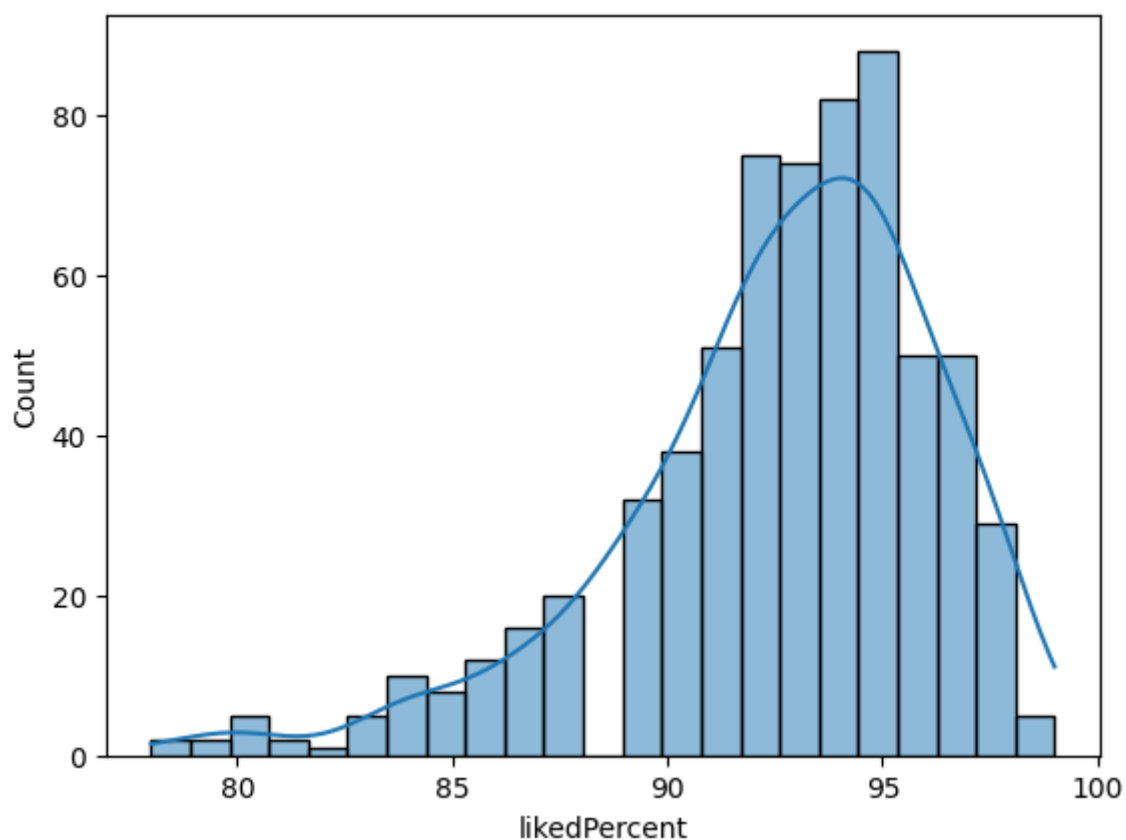
```
In [ ]: # NOTE: sns.histplot solo muestra un grafico por celda.
sns.histplot(book['rating'], kde=True)
```

```
Out[ ]: <Axes: xlabel='rating', ylabel='Count'>
```



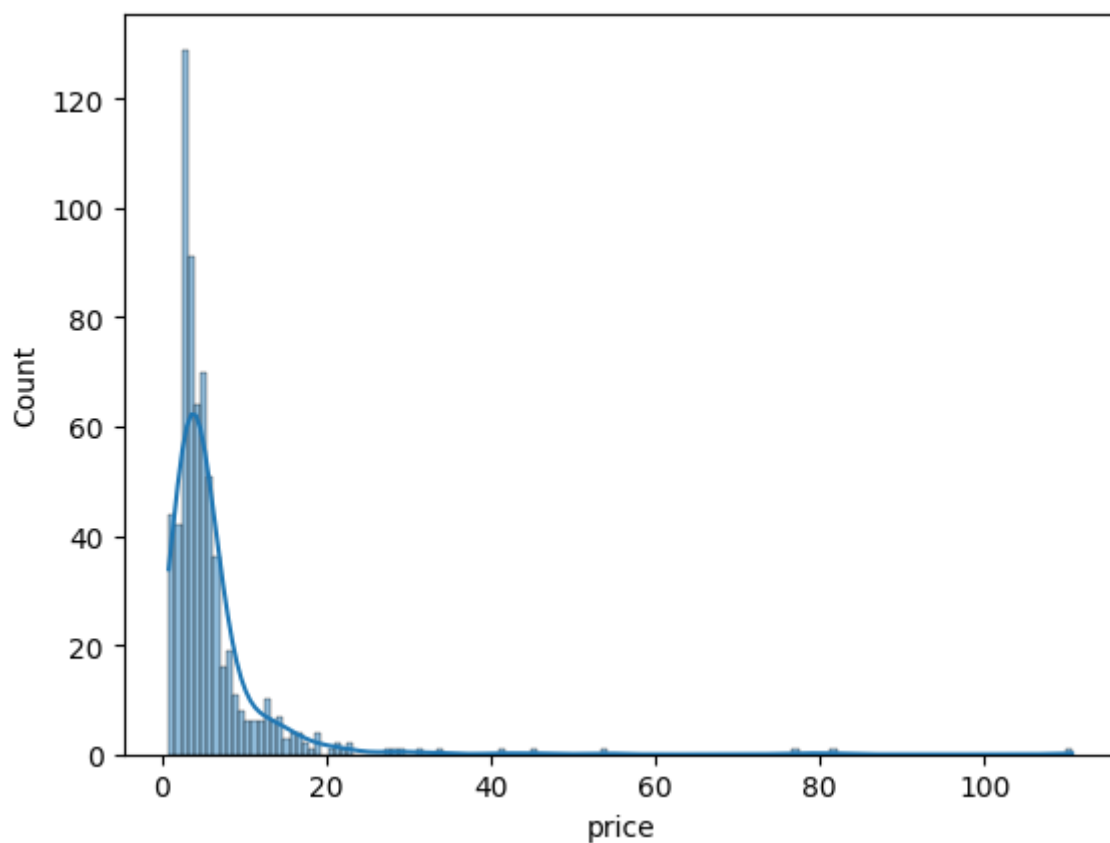
```
In [ ]: sns.histplot(book['likedPercent'], kde=True)
```

```
Out[ ]: <Axes: xlabel='likedPercent', ylabel='Count'>
```



```
In [ ]: sns.histplot(book['price'], kde=True)
```

```
Out[ ]: <Axes: xlabel='price', ylabel='Count'>
```



Podemos ver que tenemos libros con precios muy altos y alejados del "monton", esto puede afectar el analisis, continuemos analizando estos datos...

- Tratando los outliers

```
In [ ]: print('# Outliers')

fig, ax1 = plt.subplots(nrows=1, ncols=1, figsize=(9, 7))
bplot = ax1.boxplot(
    book.select_dtypes(include = ["float64"]),
    vert=True,
    patch_artist=True,
    labels=['pages', 'rating', 'likedPercent', 'price'],
    flierprops=dict(markerfacecolor='r', marker='D')
)
ax1.set_title('Grafico de cajas')

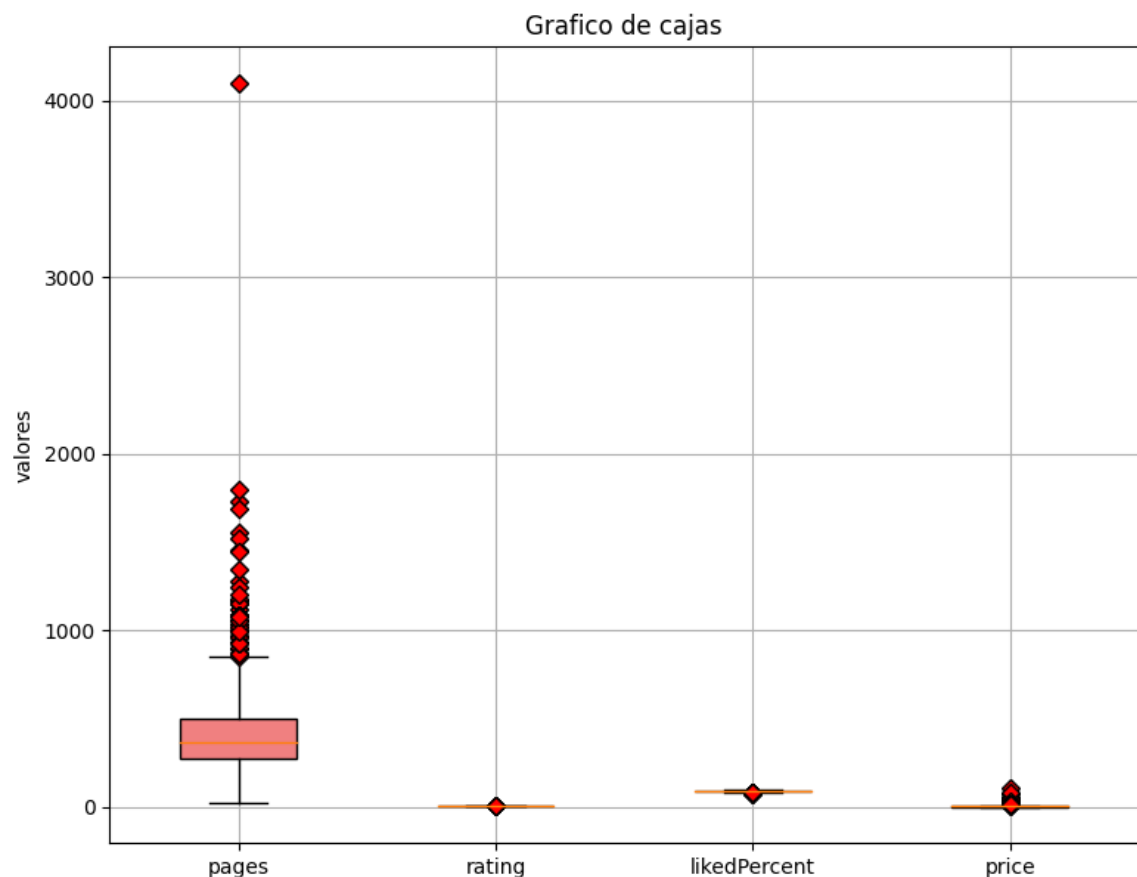
colors = ['lightcoral', 'mediumpurple', 'gold', 'aquamarine']

for patch, color in zip(bplot['boxes'], colors):
    patch.set_facecolor(color)

for ax in [ax1]:
    ax.yaxis.grid(True)
    ax.xaxis.grid(True)
    ax.set_ylabel('valores')

plt.show()
```

Outliers



```
In [ ]: # Removiendo outliers usando Z score

def mostrar_min_max(df:pd.DataFrame, column:str) -> None:
    print(f'\tmin {column}: {df[column].min()}\tmax {column}: {df[column].max()}')

threshold = 3
for column in ['pages', 'rating', 'likedPercent', 'price']:
    print('')
    print(f'Removiendo outliers en la columna {column}, Z scores:')
    z = np.abs(stats.zscore(book[column]))
    display(z)
    print('Antes de remover outliers:')
    mostrar_min_max(book, column)
    book = book[(z < threshold)]
    print('Despues de remover outliers:')
    mostrar_min_max(book, column)
```

Removiendo outliers en la columna pages, Z scores:

```
0      0.169551
1      1.542255
4      0.268754
5      0.444766
6      0.973686
```

...

```
814    0.228222
815    0.317071
816    0.024600
818    0.320522
819    0.361937
```

Name: pages, Length: 657, dtype: float64

Antes de remover outliers:

min pages: 26.0 max pages: 4100.0

Despues de remover outliers:

min pages: 26.0 max pages: 1276.0

Removiendo outliers en la columna rating, Z scores:

```
0      0.134665
1      2.142164
4      0.448313
5      0.682423
6      1.204225
```

...

```
814    0.212702
815    0.512579
816    0.058131
818    0.517169
819    0.572254
```

Name: pages, Length: 648, dtype: float64

Antes de remover outliers:

min pages: 26.0 max pages: 1276.0

Despues de remover outliers:

min pages: 26.0 max pages: 1049.0

Removiendo outliers en la columna likedPercent, Z scores:

```
0      0.068177
1      2.547646
4      0.601600
5      0.870566
6      1.296981
```

```
...
```

```
814    0.157832
815    0.675434
816    0.153324
818    0.680708
819    0.743994
```

Name: pages, Length: 634, dtype: float64

Antes de remover outliers:

min pages: 26.0 max pages: 1049.0

Despues de remover outliers:

min pages: 26.0 max pages: 936.0

Removiendo outliers en la columna price, Z scores:

```
0      0.012310
1      2.858521
4      0.722762
5      1.017948
6      1.360906
```

```
...
```

```
814    0.110705
815    0.803793
816    0.230785
818    0.809581
819    0.879037
```

Name: pages, Length: 623, dtype: float64

Antes de remover outliers:

min pages: 26.0 max pages: 936.0

Despues de remover outliers:

min pages: 26.0 max pages: 870.0

Analizando el impacto de los avances de la computacion en las ventas de bienes raices

A continuacion analizaremos los datos de los avances en computacion y de bienes raices para ver si encontramos alguna correlacion y si logramos poder proyectar alguna regresion.

Ignoraremos las correlaciones que existan entre columnas propias de la computacion o de los bienes raices, es decir por ejemplo: alguna correlacion entre la cantidad de transistores en los Microprocesadores y la cantidad de transistores en las GPU, esto es debido a que solo nos interesa como afecta una industria a otra, no a si misma.

- Analizando correlaciones entre la computacion y bienes raices

Procederemos a buscar correlaciones entre las columnas relacionadas a la computacion y las columnas relacionadas a los bienes raices, para ver si es posible proyectar alguna regresion.

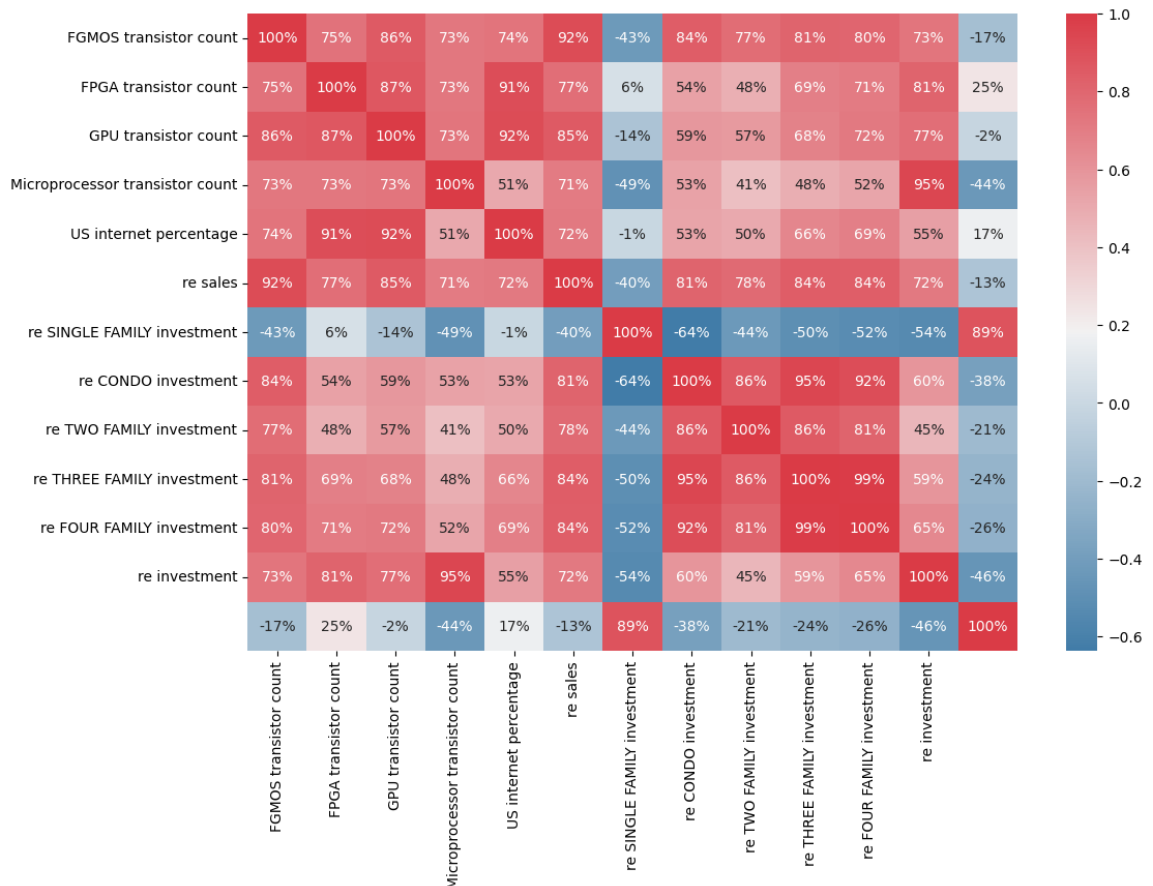
```
In [ ]: computacion_y_bienes_raices = fusionar_por_fecha([computer_advances, bien
numeric_df = computacion_y_bienes_raices.select_dtypes(include=['float64'])
```



```
columns_to_analyze_correlation = numeric_df.columns[1:]
```

```
In [ ]: corr = computacion_y_bienes_raices.corr()
plt.subplots(figsize=(12,8))
sns.heatmap(
    corr,
    xticklabels=columns_to_analyze_correlation,
    yticklabels=columns_to_analyze_correlation,
    annot=True,
    fmt='.0%',
    cmap=sns.diverging_palette(240, 10, as_cmap=True)
)
```

Out[]: <Axes: >



En la grafica de calor podemos observar que en general, hay una alta correlacion entre las columnas de la computacion y las columnas de los bienes raices, teniendo la mayor correlacion las columnas de "Microprocessor transistor count" (cantidad de transistores en los microprocesadores) y la columna "re investment" (inversion en bienes raices) con un 95%, lo que nos indica que tenemos unas buenas chances de poder proyectar una regresion mas adelante.

Veamos en detalle las correlaciones que existen con las columnas "re sales" (ventas de bienes raices) y "re investment" (inversion en bienes raices), vemos estas en profundidad ya que estas abarcan a todas las demas columnas de bienes raices.

```
In [ ]: print("Variables mas correlacionadas con la inversion total en bienes rai
display(corr['re investment'].abs().sort_values(ascending=False))
print("Variables mas correlacionadas con la cantidad total de ventas en b
display(corr['re sales'].abs().sort_values(ascending=False))
```

```

Variables mas correlacionadas con la inversion total en bienes raices
re investment          1.000000
re sales               0.891257
re FOUR FAMILY investment 0.463065
GPU transistor count   0.441144
re SINGLE FAMILY investment 0.381849
re THREE FAMILY investment 0.263131
FGMOS transistor count 0.245910
re TWO FAMILY investment 0.243688
re CONDO investment    0.205083
Año                   0.174011
Microprocessor transistor count 0.167502
US internet percentage 0.133680
FPGA transistor count  0.018511

```

Name: re investment, dtype: float64

Variables mas correlacionadas con la cantidad total de ventas en bienes raices

```

re sales              1.000000
re investment         0.891257
re SINGLE FAMILY investment 0.635902
re FOUR FAMILY investment 0.539678
re THREE FAMILY investment 0.521715
re TWO FAMILY investment 0.501825
GPU transistor count  0.487257
re CONDO investment   0.435862
Año                  0.428682
US internet percentage 0.399518
FPGA transistor count 0.142902
FGMOS transistor count 0.056822
Microprocessor transistor count 0.008890

```

Name: re sales, dtype: float64

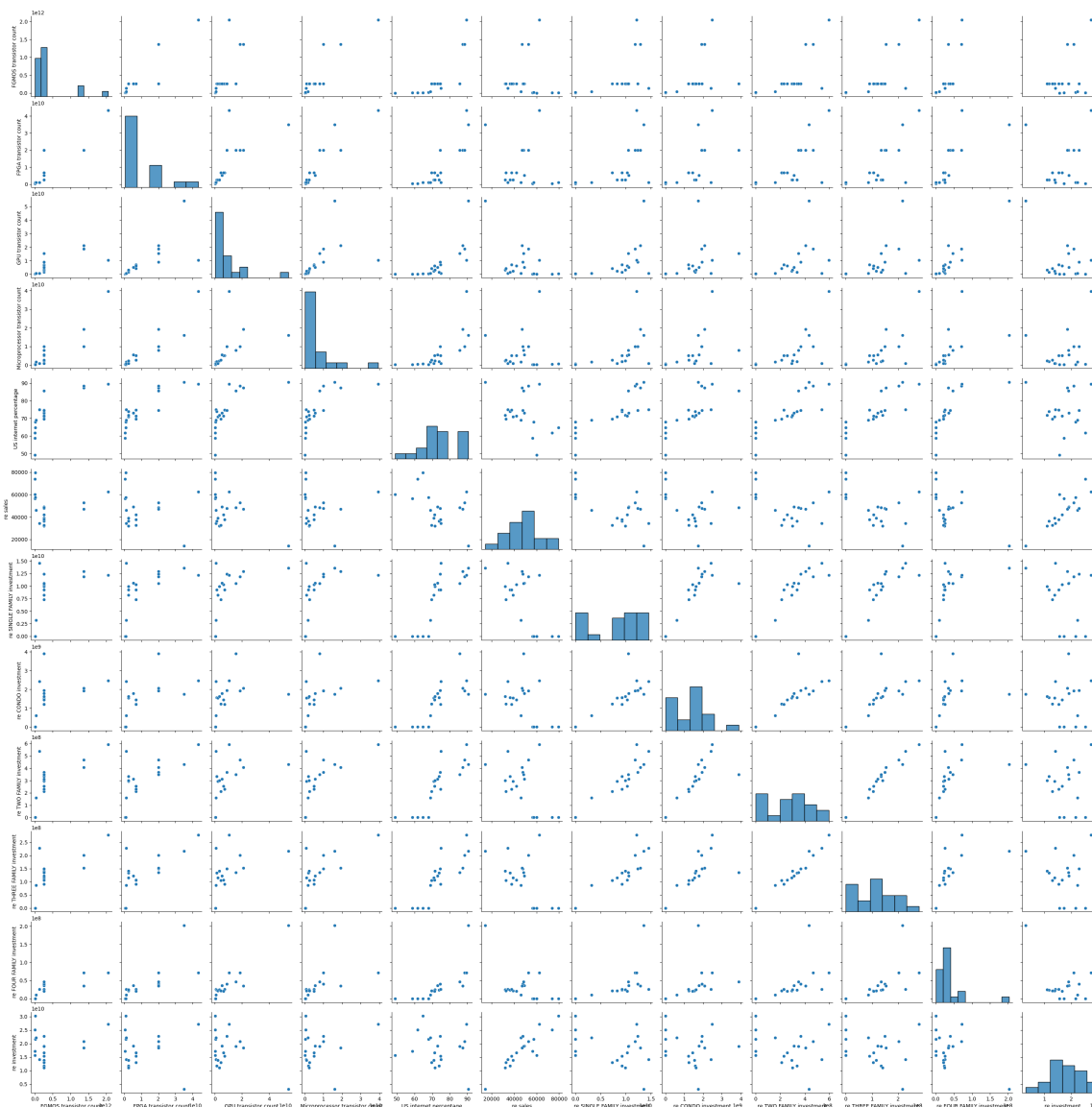
Podemos observar que el avance computacional mas correlacionado con los bienes raices fue el de las GPU, ya que tiene un coeficiente de 0.48 en relacion con las ventas y 0.48 con las inversiones, recordemos que segun el [coeficiente de correlacion de Pearson](#), valores cercanos a 1 (o -1) es una correlacion perfecta y cercanos a 0 es una correlacion nula.

Sin embargo, un coeficiente de 0.48 sigue estando muy alejado del perfecto 1, por lo tanto sigamos buscando correlaciones utilizando una grafica de pares (pairplot).

```

In [ ]: pp = sns.pairplot(
        numeric_df,
        x_vars=columns_to_analyze_correlation,
        y_vars=columns_to_analyze_correlation
    )

```



Podemos observar visualmente que hay correlaciones entre varias columnas, algunas de ellas son:

- "US internet percentage" con "re THREE FAMILY investment".
- "Microprocessor transistor count" con "re SINGLE FAMILY investment".

También podemos ver correlaciones muy claras entre columnas de bienes raíces pero recordemos que esas correlaciones están fuera de nuestra investigación.

Veamos en detalle estas correlaciones encontradas en el pairplot e intentemos hacer algunas proyecciones utilizando regresiones.

- Proyectando regresión lineal de "Porcentaje de la población con acceso a internet" con "Inversión en propiedades de 3 familias"

```
In [ ]: def imprimir_error(y, y_test, y_pred) -> None:
    """Imprime el error"""
    valor_medio_y = np.mean(y)
    print('Valor medio Y:', valor_medio_y)
    print('Error Absoluto Medio:', metrics.mean_absolute_error(y_test, y_pred))
    print('Error Cuadrático Medio:', metrics.mean_squared_error(y_test, y_pred))
```

```

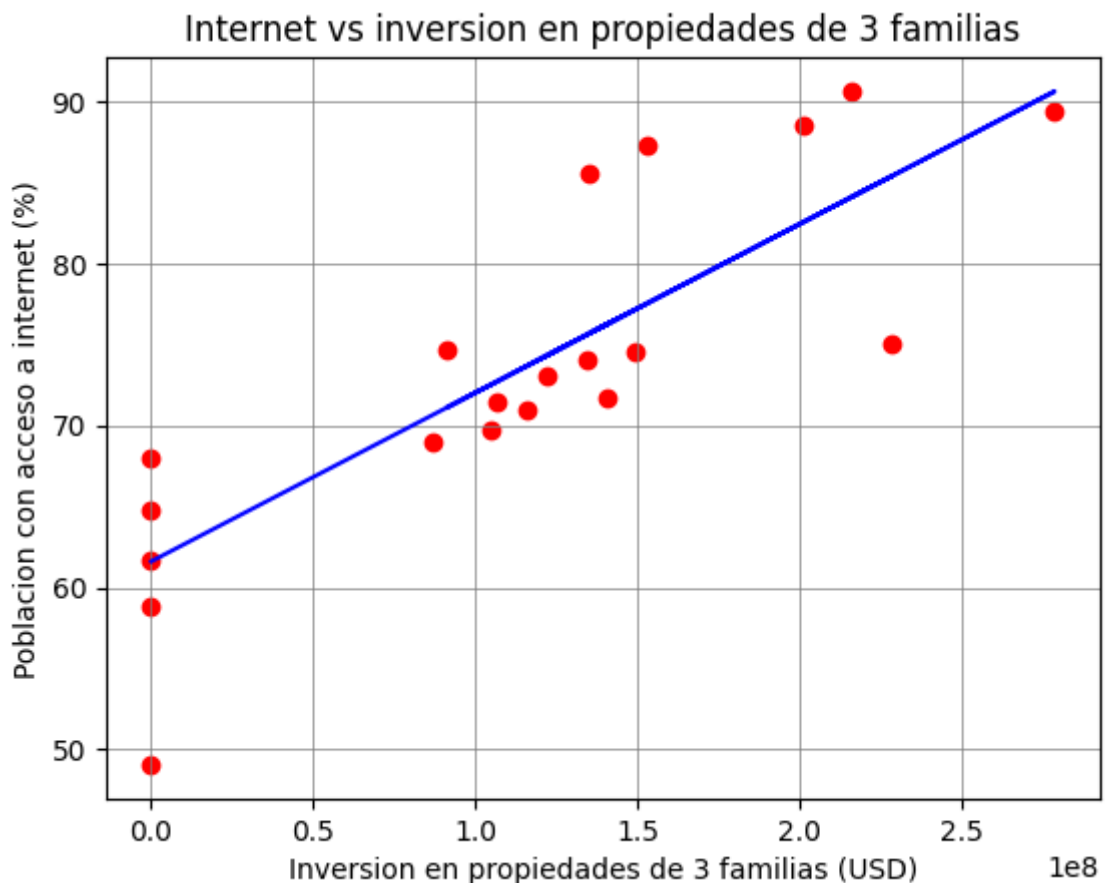
raiz_error_cuadratico_medio = np.sqrt(metrics.mean_squared_error(y_te
print('Raíz del error cuadrático medio:', raiz_error_cuadratico_medio
print('Porcentaje de error medio: ', (raiz_error_cuadratico_medio / v

```

```

In [ ]: X = computacion_y_bienes_raices['re THREE FAMILY investment'].values.reshape(
y = computacion_y_bienes_raices['US internet percentage'].values.reshape(
#
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, test_size=0.2,
#
lin_reg = LinearRegression()
lin_reg.fit(X_train, y_train)
#
plt.scatter(X, y, color = "red")
plt.plot(X, lin_reg.predict(X), color = "blue")
plt.title("Internet vs inversion en propiedades de 3 familias")
plt.xlabel("Inversion en propiedades de 3 familias (USD)")
plt.ylabel("Poblacion con acceso a internet (%)")
plt.grid(color='gray', linestyle='--', linewidth=0.5)
plt.show()

```



Analizamos el error de la regresion lineal realizada

```

In [ ]: y_pred = lin_reg.predict(X_test)
imprimir_error(y, y_test, y_pred)

```

```

Valor medio Y: 73.3831743565
Error Absoluto Medio: 3.2910443763133674
Error Cuadratico Medio: 14.716047558868215
Raíz del error cuadrático medio: 3.836150095977504
Porcentaje de error medio: 5.227560853856293 %

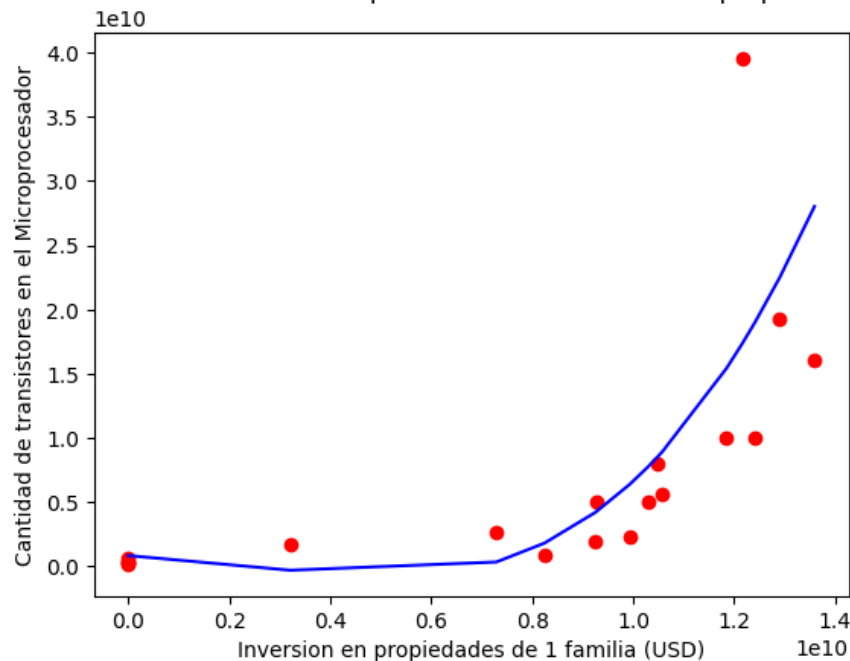
```

Podemos observar que la raíz del error cuadrático medio es bajo (5.22%), lo que nos indica que la regresión lineal es muy buena.

- Proyectando regresión polinómica en "Cantidad de transistores en el microprocesador" con "Inversión en propiedades de 1 familia"

```
In [ ]: # Removemos este valor (solo es una fila) para tener un mejor grafico mas
computacion_y_bienes_raices = computacion_y_bienes_raices[computacion_y_b
# Ordenamos el eje X para evitar una prediccion polinomial horrible
computacion_y_bienes_raices = computacion_y_bienes_raices.sort_values(by=
#
y = computacion_y_bienes_raices['Microprocessor transistor count'].values
X = computacion_y_bienes_raices['re SINGLE FAMILY investment'].values.res
#
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, test_size=0.2,
#
poly_reg=PolynomialFeatures(degree=3)
X_poly=poly_reg.fit_transform(X_train)
poly_reg.fit(X_poly, y_train)
lin_reg2=LinearRegression()
lin_reg2.fit(X_poly, y_train)
#
plt.scatter(X,y,color='red')
plt.plot(X,lin_reg2.predict(poly_reg.fit_transform(X)),color='blue')
plt.title('Cantidad de transistores en el microprocesador vs Inversion en
plt.xlabel('Inversion en propiedades de 1 familia (USD)')
plt.ylabel('Cantidad de transistores en el Microprocesador')
plt.show()
```

Cantidad de transistores en el microprocesador vs Inversión en propiedades de 1 familia



Analizamos el error de la regresión polinómica realizada

```
In [ ]: y_pred = lin_reg2.predict(poly_reg.fit_transform(X_test))
imprimir_error(y, y_test, y_pred)
```

Valor medio Y: 6808789473.684211
 Error Absoluto Medio: 4744194549.005621
 Error Cuadratico Medio: 4.163901104500549e+19
 Raíz del error cuadrático medio: 6452829692.856111
 Porcentaje de error medio: 94.77205482407885 %

Podemos observar que la raíz del error cuadratico medio es demasiado grande comparandolo con el valor medio Y (94.77%), lo que indica que la regresion polinomica no es correcta para este caso.

Hasta ahora hemos podido observar con el analisis de las correlaciones y las regresiones, algunos avances en la computacion (por ejemplo en las GPU e internet) han tenido un impacto en las ventas de propiedades de bienes raices, mientras que otros avances como la cantidad de transistores en los microprocesadores queda inconcluso ya que la regresion polinomica nos arroja un error bastante grande.

Ahora veamos cuanto han impactado cada una de todos los avances aplicando una regresion lineal multiple y analizando los coeficientes de cada una de las columnas.

- Analizando cuanto fue el impacto en la INVERSION de bienes raices aplicando una regresion lineal multiple

```

In [ ]: df = computacion_y_bienes_raices
df = df.dropna()
#
X = mantener_columnas(
    df,
    df.columns[1:-1].tolist()
)
y = df['re investment'].values
#
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, test_size=0.2,
regressor = LinearRegression()
regressor.fit(X_train, y_train)
df = df.drop(columns=['re investment', COLUMNA_FECHA], axis=1)
df = df.T
df = df.index
coeff_df = pd.DataFrame(regressor.coef_, df, columns=['Coefficient'])
coeff_df
  
```

Out[]:

	Coefficient
FGMOS transistor count	-2.224972e-02
FPGA transistor count	-6.263645e-02
GPU transistor count	8.760943e-03
Microprocessor transistor count	9.342333e-01
US internet percentage	1.255950e+09
re sales	2.285855e+05
re SINGLE FAMILY investment	4.920637e-01
re CONDO investment	-8.669829e+00
re TWO FAMILY investment	-5.435284e+01
re THREE FAMILY investment	4.441178e+01
re FOUR FAMILY investment	2.343419e+02

Calculamos el error

```
In [ ]: y_pred = regressor.predict(X_test)
        imprimir_error(y, y_test, y_pred)
```

Valor medio Y: 19139888823.94294
 Error Absoluto Medio: 5125759615.06068
 Error Cuadratico Medio: 3.407296941211635e+19
 Raíz del error cuadrático medio: 5837205616.741315
 Porcentaje de error medio: 30.497594162821333 %

Podemos observar que obtuvimos una raíz del error cuadratico es medio muy alto con respecto al valor medio Y (30%) aunque sigue siendo aceptable.

De estos coeficientes podemos observar que por cada porcentaje de la poblacion con acceso a internet, la inversion en bienes raices aumenta 1.2×10^9 USD.

- Analizando el impacto en las VENTAS de bienes raices aplicando una regresion lineal multiple

```
In [ ]: df = computacion_y_bienes_raices
        df = df.dropna()
        #
        X = mantener_columnas(
            df,
            df.columns[1:-1].tolist()
        )
        y = df['re sales'].values
        #
        X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, test_size=0.2,
        regressor = LinearRegression()
        regressor.fit(X_train, y_train)
        df = df.drop(columns=['re sales', COLUMNA_FECHA], axis=1)
        df = df.T
        df = df.index
        coeff_df = pd.DataFrame(regressor.coef_, df, columns=['Coefficient'])
        coeff_df
```

	Coefficient
FGMOS transistor count	-1.503254e-20
FPGA transistor count	8.963740e-17
GPU transistor count	2.921871e-17
Microprocessor transistor count	-7.050621e-17
US internet percentage	4.339115e-08
re SINGLE FAMILY investment	1.000000e+00
re CONDO investment	-1.716786e-16
re TWO FAMILY investment	-1.225563e-16
re THREE FAMILY investment	6.510148e-17
re FOUR FAMILY investment	-7.962270e-15
re investment	1.723037e-14

Calculamos el error

```
In [ ]: y_pred = regressor.predict(X_test)
        imprimir_error(y, y_test, y_pred)
```

Valor medio Y: 49416.23529411765
 Error Absoluto Medio: 7.449389158864506e-07
 Error Cuadratico Medio: 6.926872127182638e-13
 Raíz del error cuadrático medio: 8.322783264739409e-07
 Porcentaje de error medio: 1.6842204217305332e-09 %

Podemos ver que la raíz de error cuadratico medio es bastante (sospechosamente) bajo comparandolo con el valor medio de Y, lo que nos dice que los coeficientes de la regresion lineal multiple son bastante acertados, pero tambien este error excesivamente bajo puede deberse a que la cantidad de datos es pequeña.

De esta ultima regresion lineal multiple, podemos observar que por cada % de poblacion que utiliza internet, las ventas de bienes raices se incrementan un 4.339115e-08, practicamente 0 lo que podemos decir que no impacto en la cantidad de ventas directamente.

Conclusion

En esta investigacion hemos podido observar que los avances en la computacion y los bienes raices tienen una buena correlacion, hemos podido proyectar regresiones lineales, polinomicas y calcular mediante regresiones lineales multiples cual es el coeficiente con el cual impacta cada avance computacional en las ventas e inversion de bienes raices.

Observamos que el avance en Microprocesadores y GPUs son las que tienen las mejores correlaciones, y hemos podido observar mediante las regresiones lineales multiples, que el internet es la tecnologia que mas peso tuvo en las inversiones de bienes raices (1.2×10^9 USD por % de poblacion con internet) pero sin embargo, no afecto tanto a las ventas (4.339115e-08 ventas, cero practicamente).

Pero sin embargo se debe tener en cuenta que la industria de bienes raíces fue altamente afectada por la burbuja del 2008, por lo que se debe continuar investigando en otras industrias (como la de los libros) para poder llegar a una conclusión más sólida.