# Comprensión de los Datos

Emiliano Hervert de la Cruz | A01412606 | Carrera: IDM

```
In [1]: #importa librerías
  import pandas as pd
  import matplotlib.pyplot as plt
  import seaborn as sns
```

# Descripción de Variables

A continuación se presentan todas las variables que tiene el dataset, así como el significado de cada una:

- Pregnancies Número de veces embarazada
- Glucose Concentración de glucosa plasmática a las 2 horas en una prueba de tolerancia a la glucosa oral
- **BloodPressure** Presión arterial diastólica (mm Hg)
- **SkinThickness** Espesor del pliegue cutáneo del tríceps (mm)
- Insulin Insulina sérica de 2 horas (mu U/ml)
- **BMI** Índice de masa corporal (peso en kg/(altura en m)^2)
- **DiabetesPedigreeFunction** Función de pedigrí de diabetes
- **Age** Edad (años)
- Outcome Resultado (tiene diabetes o no)

De igual manera, es importante mencionar que todos los datos provienen de pacientes mujeres de al menos 21 años de edad y de ascendencia indígena Pima.

```
In [2]: #Leer archivo csv con los datos
    df = pd.read_csv("diabetes.csv")

In [3]: #Verificar cuántas filas y columnas se tienen, respectivamente
    df.shape

Out[3]: (768, 9)
    El dataset tienen 768 filas (incluyendo encabezados) y 9 columnas.

In [4]: #Primeros 5 renglones del dataset
    df.head()
```

Out[4]:		Pregnancies	Glucose	BloodPressure	SkinThickness	Insulin	ВМІ	DiabetesPedigreeFunc
	0	6	148	72	35	0	33.6	(
	1	1	85	66	29	0	26.6	(
	2	8	183	64	0	0	23.3	(
	3	1	89	66	23	94	28.1	(
	4	0	137	40	35	168	43.1	2
	4							•
In [5]:		ltimos 5 ren						

df.tail()

Out[5]:		Pregnancies	Glucose	BloodPressure	SkinThickness	Insulin	вмі	<b>DiabetesPedigreeF</b> ι
	763	10	101	76	48	180	32.9	
	764	2	122	70	27	0	36.8	
	765	5	121	72	23	112	26.2	
	766	1	126	60	0	0	30.1	
	767	1	93	70	31	0	30.4	
	4.6							

In [6]: #Revisa la información mas completa del conjunto de datos usando la función info() #Muestra el total de datos, las columnas y su tipo correspondiente, dice si contien df.info()

<class 'pandas.core.frame.DataFrame'> RangeIndex: 768 entries, 0 to 767 Data columns (total 9 columns):

- 0. 00.	(000000)	•	
#	Column	Non-Null Count	Dtype
0	Pregnancies	768 non-null	int64
1	Glucose	768 non-null	int64
2	BloodPressure	768 non-null	int64
3	SkinThickness	768 non-null	int64
4	Insulin	768 non-null	int64
5	BMI	768 non-null	float64
6	DiabetesPedigreeFunction	768 non-null	float64
7	Age	768 non-null	int64
8	Outcome	768 non-null	int64

dtypes: float64(2), int64(7) memory usage: 54.1 KB

Como se puede ver, ninguno de los atributos tiene valores nulos, ya que 768 de las 768 filas son non-null. Asimismo, todas las columnas usan números, específicamente datos de tipo entero a excepción del BMI y DiabetesPedigreeFunction que usan flotantes.

#Revisar cuántos valores únicos tiene cada atributo del archivo df.nunique() Out[7]: Pregnancies 17 Glucose 136 BloodPressure 47 SkinThickness 51 Insulin 186 BMI 248 DiabetesPedigreeFunction 517 52 Outcome dtype: int64

## Variables Seleccionadas

- 1. BMI
- 2. DiabetesPedigreeFunction
- 3. Outcome

```
In [8]: #Nuevo dataframe solamente con mis variables seleccionadas
    df_misvars = df[['BMI','DiabetesPedigreeFunction','Outcome']]
In [9]: df_misvars.head()
Out[9]: BMI DiabetesPedigreeFunction Outcome
```

]:		ВМІ	DiabetesPedigreeFunction	Outcome
	0	33.6	0.627	1
	1	26.6	0.351	0
	2	23.3	0.672	1
	3	28.1	0.167	0
	4	43.1	2.288	1

# Exploración de Datos

In [10]: #Estadísticas básicas de los atributos como cantidad de datos totales, su media, de
df\_misvars.describe()

Out[10]:		BMI	DiabetesPedigreeFunction	Outcome
	count	768.000000	768.000000	768.000000
	mean	31.992578	0.471876	0.348958
	std	7.884160	0.331329	0.476951
	min	0.000000	0.078000	0.000000
	25%	27.300000	0.243750	0.000000
	50%	32.000000	0.372500	0.000000
	75%	36.600000	0.626250	1.000000
	max	67.100000	2.420000	1.000000

```
In [11]: #Revisar valores nulos con funcion isnull().sum()
    df_misvars.isnull().sum()
```

```
Out[11]: BMI 0
DiabetesPedigreeFunction 0
Outcome 0
dtype: int64
```

De nuevo, confirmamos que la suma total de los valores nulos para cada uno de estos atributos es 0.

```
In [12]: #Revisar valores únicos por columna usando función unique(): nombre-columna.unique(
    df_misvars.Outcome.unique()
```

```
Out[12]: array([1, 0])
```

Los valores únicos para BMI y para DiabetesPedigreeFunction son muchos, ya que dependen de cada persona y no es común que coincidan. Sin embargo, aquí podemos ver que los valores únicos de Outcome son solo 0 y 1, es decir, si la paciente tiene o no Diabetes.

## Variables Cuantitativas

#### Medidas de tendencia central

```
In [13]: #DiabetesPedigreeFunction
    #Se obtiene La media, mediana y moda
    mean_pedigree = df_misvars['DiabetesPedigreeFunction'].mean()
    median_pedigree = df_misvars['DiabetesPedigreeFunction'].median()
    mode_pedigree = df_misvars['DiabetesPedigreeFunction'].mode()
    print("Mean_pedigree:",mean_pedigree)
    print("Median_pedigree:",median_pedigree)
    print("Mode_pedigree:",mode_pedigree)
```

```
Mean_pedigree: 0.47187630208333325
```

Median\_pedigree: 0.3725 Mode\_pedigree: 0 0.254

1 0.258

Name: DiabetesPedigreeFunction, dtype: float64

```
In [14]: #BMI
    #Se obtiene La media, mediana y moda
    mean_bmi = df_misvars['BMI'].mean()
    median_bmi = df_misvars['BMI'].median()
    mode_bmi = df_misvars['BMI'].mode()
    print("Mean_bmi:",mean_bmi)
    print("Median_bmi:",median_bmi)
    print("Mode_bmi:",mode_bmi)
```

Mean\_bmi: 31.992578124999998

Median\_bmi: 32.0
Mode\_bmi: 0 32.0
Name: BMI, dtype: float64

#### Conclusiones:

Función de pedigrí de diabetes:

- 1. El promedio fue 0.47188
- 2. El valor al centro es 0.3725
- 3. Los valores más repetidos fueron 0.254 y 0.258

Índice de masa corporal:

- 1. El BMI promedio fue 31.99258 (el promedio está dentro de la categoría de obesidad leve)
- 2. El BMI al centro es 32 (al menos la mitad de las personas está en la categoría de obesidad leve o más arriba)
- 3. El BMI más repetido fue 32

## Variables Categóricas

```
In [15]: #Para conteo de cada valor en una columna, en orden descendente usar función value
    df_misvars['Outcome'].value_counts()
Out[15]: Outcome
```

0 500 1 268

Name: count, dtype: int64

De todos los datos, se obtiene que 500 personas no tienen diabetes, mientras que 268 sí tienen.

In [37]: # Crear columna con variable Obesidad que clasifique como True a las personas que t # Debido a una advertencia que dice "A value is trying to be set on a copy of a sli

```
df_misvars.loc[:,'Obesidad'] = df_misvars['BMI'] >= 30
In [38]: df_misvars
```

Out[38]: DiabetesPedigreeFunction Outcome Obesidad **0** 33.6 0.627 1 True **1** 26.6 0.351 0 False 23.3 1 0.672 False 28.1 0.167 0 False 43.1 2.288 1 True **763** 32.9 0.171 0 True **764** 36.8 0.340 0 True 0 **765** 26.2 0.245 False **766** 30.1 1 0.349 True **767** 30.4 0 0.315 True

768 rows × 4 columns

Se agregó una nueva columna para poder categorizar fácilmente a las personas que tienen obesidad y a las que no.

## Consulta

In [18]:	<pre># Acceder a la primera fil df_misvars.iloc[0]</pre>	La		
Out[18]:	BMI DiabetesPedigreeFunction Outcome Obesidad Name: 0, dtype: object	33.6 0.627 1 True		
In [19]:	<pre># Acceder a las dos primer df_misvars.iloc[:2]</pre>	ras filas		
Out[19]:	BMI DiabetesPedigreeFu	nction Outcome	Obesidad	
	<b>0</b> 33.6	0.627 1	True	

False

0.351

26.6

In [20]: #Seleccionar columnas, indicando entre corchetes [nombreColumna, nombreColumna]
 df\_misvars[['BMI','DiabetesPedigreeFunction']]

Out[20]:		ВМІ	DiabetesPedigreeFunction
	0	33.6	0.627
	1	26.6	0.351
	2	23.3	0.672
	3	28.1	0.167
	4	43.1	2.288
	•••		
	763	32.9	0.171
	764	36.8	0.340
	765	26.2	0.245
	766	30.1	0.349
	767	30.4	0.315

768 rows × 2 columns

```
In [21]: #Selección de filas [indicar dataframe[columna] operador valor]
    personas_sin_infrapeso = df_misvars[df_misvars['BMI'] >= 18.5]
```

In [22]: personas\_sin\_infrapeso

Out[22]:		ВМІ	DiabetesPedigreeFunction	Outcome	Obesidad
	0	33.6	0.627	1	True
	1	26.6	0.351	0	False
	2	23.3	0.672	1	False
	3	28.1	0.167	0	False
	4	43.1	2.288	1	True
	•••				
	763	32.9	0.171	0	True
	764	36.8	0.340	0	True
	765	26.2	0.245	0	False
	766	30.1	0.349	1	True
	767	30.4	0.315	0	True

753 rows × 4 columns

Aquí se hace una selección de solamente aquellas filas que NO contienen a pacientes con infrapeso (BMI < 18.5)

In [23]: #ordenar usando funcion sort\_values(by=atributo, ascending=True/false)
personas\_sin\_infrapeso.sort\_values(by='DiabetesPedigreeFunction', ascending=True)

Out[23]:		вмі	DiabetesPedigreeFunction	Outcome	Obesidad
	268	25.1	0.078	0	False
	180	23.2	0.084	0	False
	149	27.3	0.085	0	False
	567	32.0	0.085	0	True
	135	33.8	0.088	0	True
	•••				
	45	42.0	1.893	1	True
	370	38.4	2.137	1	True
	4	43.1	2.288	1	True
	228	36.7	2.329	0	True
	445	59.4	2.420	1	True

753 rows  $\times$  4 columns

La selección de personas sin infrapeso es ordenada en base al valor de la función de pedigrí de diabetes de cada paciente, de manera ascendente.

In [24]: #Agrupar por un atributo y calcular función de agregación utilizando groupby(atribu personas\_sin\_infrapeso.groupby('Obesidad')['DiabetesPedigreeFunction'].mean()

Out[24]: Obesidad

False 0.429267 0.498642

Name: DiabetesPedigreeFunction, dtype: float64

De esta selección de personas, se agrupan aquellos datos de pacientes con Obesidad y de aquellos sin Obesidad para obtener el promedio de la función de pedigrí de cada grupo.

Posteriormente, se consigue un subconjunto de las personas con su valor de la función de pedigrí de diabetes por arriba del promedio:

personas\_con\_pedigree\_arribadelpromedio = df\_misvars[df\_misvars['DiabetesPedigreeFu In [25]:

In [26]: personas\_con\_pedigree\_arribadelpromedio

Out[26]:	BMI	Diabo
----------	-----	-------

	BMI	DiabetesPedigreeFunction	Outcome	Obesidad
0	33.6	0.627	1	True
2	23.3	0.672	1	False
4	43.1	2.288	1	True
11	38.0	0.537	1	True
12	27.1	1.441	0	False
•••				
745	30.0	0.488	0	True
747	46.3	1.096	0	True
750	31.2	1.182	1	True
755	36.5	1.057	1	True
760	28.4	0.766	0	False

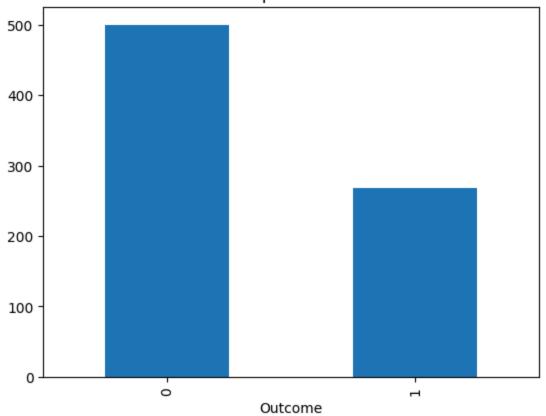
295 rows × 4 columns

# Visualización y Análisis de Datos

# Variables Categóricas

```
In [27]: #Personas con diabetes y sin diabetes
    diabetes = df_misvars['Outcome'].value_counts()
    diabetes.plot(kind = 'bar')
    plt.title('Distribución de personas con Diabetes')
    plt.show()
```

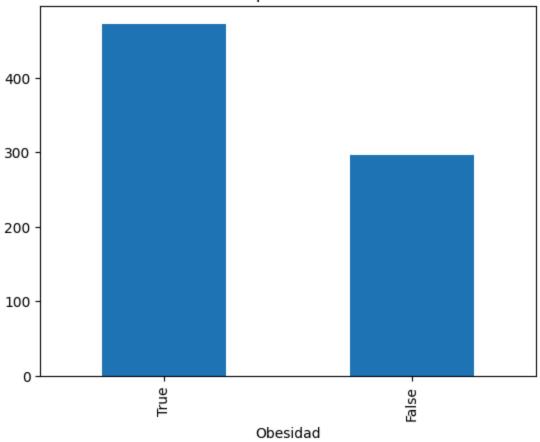
## Distribución de personas con Diabetes



Se observa que en el dataset, la mayoría de las personas no tienen diabetes. Se puede ver que las personas sin diabetes es casi el doble de las que sí.

```
In [28]: #Personas con obesidad y sin obesidad
  obesidad = df_misvars['Obesidad'].value_counts()
  obesidad.plot(kind = 'bar')
  plt.title('Distribución de personas con Obesidad')
  plt.show()
```

## Distribución de personas con Obesidad

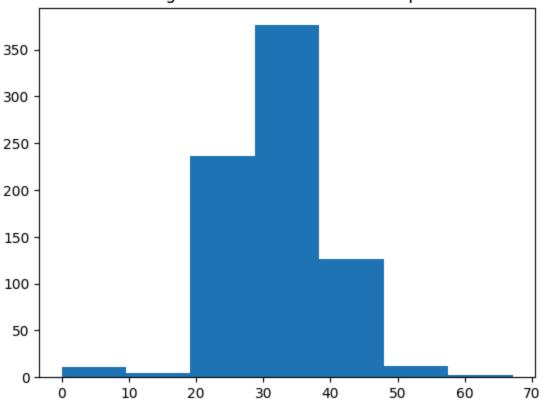


La mayoría de las personas tienen un BMI alto que las clasifica con Obesidad.

## **Variables Cuantitativas**

```
In [29]: #Histograma de BMI (7 bins)
plt.hist(df_misvars['BMI'], bins=7)
plt.title('Histograma de Índice de masa corporal')
plt.show()
```

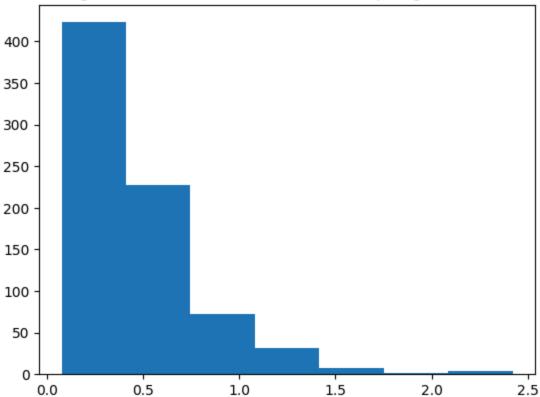
## Histograma de Índice de masa corporal



Aquí se observa la distribución del índice de masa corporal que tienen todas las pacientes. A simple vista, podemos ver que la mayoría está en un rango de entre 29 y 38 aproximadamente, así como muy pocas personas tienen menos de 19 o más de 48.

```
In [30]: #Histograma de DiabetesPedigreeFunction (7 bins)
    plt.hist(df_misvars['DiabetesPedigreeFunction'], bins=7)
    plt.title('Histograma de Resultados de la Función pedigrí de diabetes')
    plt.show()
```

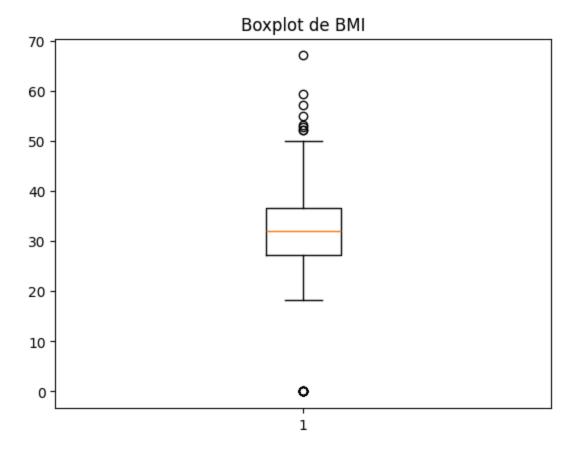




Aquí se observa la distribución de los resultados obtenidos para cada paciente según la función pedigrí de diabetes. A simple vista, podemos ver que la mayoría tiene valores pequeños que comienzan desde 0.078 (el valor mínimo calculado anteriormente) y que hay pocas personas con valores altos, esto debido a que la cantidad de pacientes va disminuyendo a medida que comparamos con resultados más altos de la función.

```
In [31]: #Boxplot de BMI
plt.boxplot(df_misvars['BMI'])
plt.title('Boxplot de BMI')
```

Out[31]: Text(0.5, 1.0, 'Boxplot de BMI')

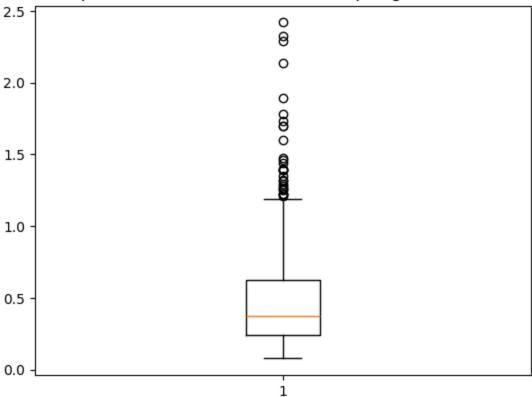


Podemos ver que los valores del Índice de masa corporal varían desde 18 hasta 50, aproximadamente. La mayoría se concentra entre 27 y 36, aproximadamente. También, hay algunos datos atípicos por arriba de este rango y otros en 0. No fue necesario corregir valores nulos ya que no había, aunque podemos ver que hay datos atípicos con un valor de 0, lo que es imposible en un contexto real y es probable que hayan sido valores nulos sustituidos por este valor en los datos originales.

```
In [32]: #Boxplot de DiabetesPedigreeFunction
  plt.boxplot(df_misvars['DiabetesPedigreeFunction'])
  plt.title('Boxplot de Resultados de la Función pedigrí de diabetes')
```

Out[32]: Text(0.5, 1.0, 'Boxplot de Resultados de la Función pedigrí de diabetes')

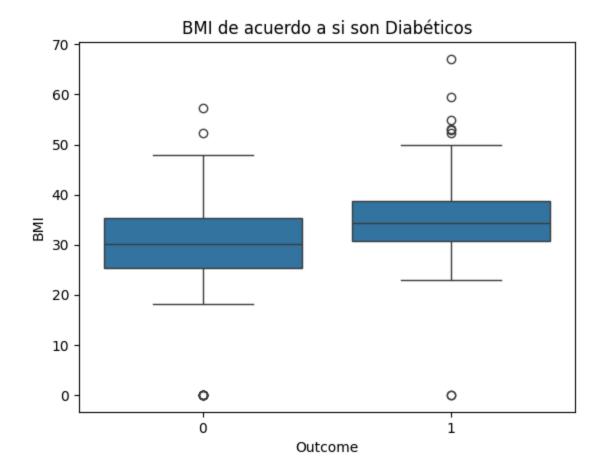




Podemos ver que la mayoría de los resultados de la Función de pedigrí de diabetes varían entre valores bajos menores a 1.2, aproximadamente. Los datos atípicos se enuentran por arriba de este rango y llegan hasta 2.4. No fue necesario corregir valores nulos ya que no había.

```
In [33]: #BMI de acuerdo a diabéticos y no diabéticos (Comparación de Boxplots)
sns.boxplot(df_misvars, x="Outcome", y="BMI")
plt.title("BMI de acuerdo a si son Diabéticos")
```

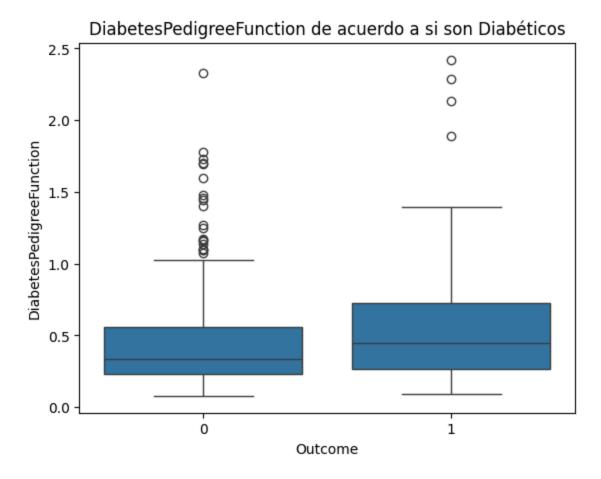
Out[33]: Text(0.5, 1.0, 'BMI de acuerdo a si son Diabéticos')



Al comparar la distribución del BMI con boxplots entre personas con diabetes y personas sin diabetes, se puede notar que, para las personas con diabetes, los valores de su BMI suelen concentrarse más arriba que los de aquellas sin diabetes. El rango común de sus valores está más arriba, así como sus medianas y cada uno de sus cuartiles.

```
In [34]: #DiabetesPedigreeFunction de acuerdo con diabéticos y no diabéticos (Comparación de sns.boxplot(df_misvars, x="Outcome", y="DiabetesPedigreeFunction")
plt.title("DiabetesPedigreeFunction de acuerdo a si son Diabéticos")
```

Out[34]: Text(0.5, 1.0, 'DiabetesPedigreeFunction de acuerdo a si son Diabéticos')



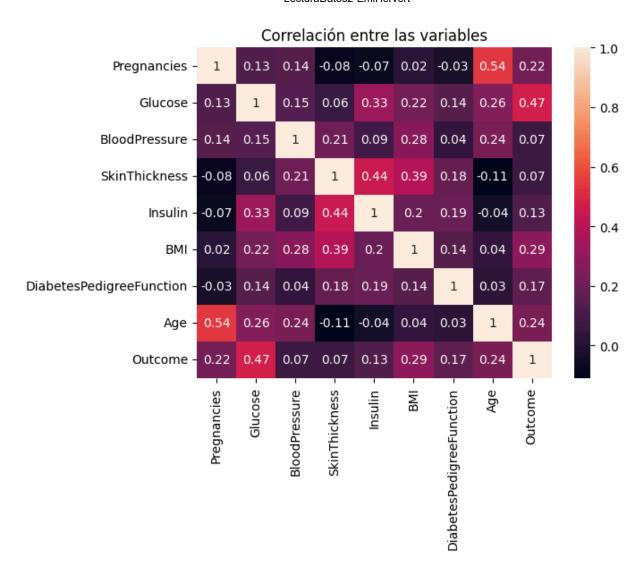
Al comparar la distribución de los resultados de la Función de pedigrí de diabetes con boxplots entre personas con diabetes y personas sin diabetes, se puede notar que, para las personas con diabetes, sus resultados suelen concentrarse más arriba que los de aquellas sin diabetes. El límite inferior del rango común de sus valores está ligeramente más arriba y el límite superior llega mucho más alto. Asimismo, la mediana y cada uno de los cuartiales se encuentra más arriba para las personas con diabetes que para las personas sin diabetes. Sin embargo, es importante mencionar que hay muchos datos atípicos en el boxplot de las personas sin diabetes que llegan más alto.

```
In [35]: #Matriz de correlación de todas las variables
  variables_numericas = df.select_dtypes(include='number')
  matriz_correlacion = variables_numericas.corr().round(2)
  matriz_correlacion
```

35]:	Pregnancies	Glucose	BloodPressure	SkinThickness	Insulin	BM
Pregnancies	1.00	0.13	0.14	-0.08	-0.07	0.0
Glucose	0.13	1.00	0.15	0.06	0.33	0.2
BloodPressure	0.14	0.15	1.00	0.21	0.09	0.2
SkinThickness	-0.08	0.06	0.21	1.00	0.44	0.3
Insulin	-0.07	0.33	0.09	0.44	1.00	0.2
ВМІ	0.02	0.22	0.28	0.39	0.20	1.0
DiabetesPedigreeFunction	-0.03	0.14	0.04	0.18	0.19	0.1
Age	0.54	0.26	0.24	-0.11	-0.04	0.0
Outcome	0.22	0.47	0.07	0.07	0.13	0.2
4		_				

In [36]: #Mapa de calor a partir de la matriz de correlación
sns.heatmap(matriz\_correlacion, annot=True)
plt.title('Correlación entre las variables')

Out[36]: Text(0.5, 1.0, 'Correlación entre las variables')



Al observar la correlación entre las variables, enfocándonos en si la persona tiene diabetes o no, podemos ver que el nivel de concentración de la glucosa tiene la correlación más fuerte (0.47) de entre todas las demás variables, es positiva y es lo que más puede servir para predecir si alguna paciente tiene diabetes. A mayor glucosa, mayor la probabilidad de que tenga diabetes.

En cuanto a mis variables seleccionadas, la que mayor correlación tiene con el Outcome es el BMI con 0.29, ya que DiabetesPedigreeFunction solo tiene 0.17. Ambas tienen correlación positiva, lo que indica que a mayor sea el valor que se tiene, más probable es que la persona tenga diabetes; esto lo podemos comprobar con los boxplots realizados anteriormente de acuerdo a si las personas eran diabéticas o no. Asimismo, la correlación de ambas es débil ya que se encuentran entre 0.1 y 0.3.