KAGGLE COMPETITION

# FEATURE IMPUTATION WITH A HEAT FLUX DATASET

Presentado por Ismael Merino

# INDICE

- 1. Imputación de nulos
- 2. EDA
- 3. Modelos Machine Learning
- 4. Modelo Deep Learning
- 5. Conclusiones

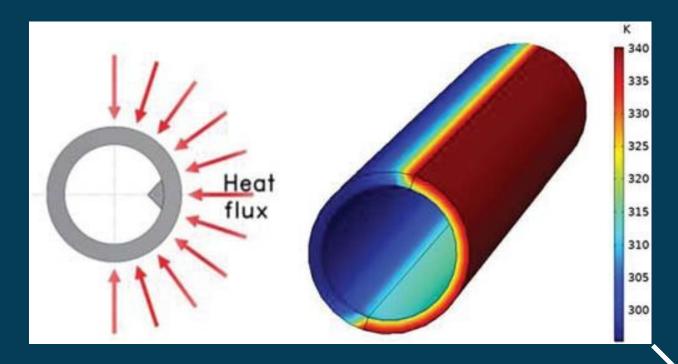
# ¿Qué queremos predecir?

QUEREMOS PREDECIR LA VARIABLE X\_E\_OUT (EQUILIBRIUM QUALITY), SE REFIERE A LA CALIDAD DE EQUILIBRIO EN UN SISTEMA DE EBULLICIÓN.

ESTA CARACTERÍSTICA REPRESENTA LA PROPORCIÓN O FRACCIÓN DE LÍQUIDO EN UNA MEZCLA LÍQUIDO-VAPOR EN EL PUNTO DE EBULLICIÓN CRÍTICO.

LA METRICA A UTILIZAR SERÁ EL RMSE (ROOT MEAN SQUARED ERROR)

$$RMSE = \sqrt{\sum_{i=1}^{n} \frac{(\hat{y}_i - y_i)^2}{n}}$$



AUTHOR - EL AUTOR DE LA PUBLICACIÓN CUYOS EXPERIMENTOS

GEOMETRY - LA GEOMETRÍA DEL CALENTADOR

PRESSURE [MPA] - PRESIÓN DEL LÍQUIDO

MASS\_FLUX [KG/M2S] - LA MASA QUE SE DESPLAZA A TRAVÉS DE UNA UNIDAD DE ÁREA

D\_E [MM] - EL DIÁMETRO EQUIVALENTE DEL CANAL

D\_H [MM] - EL DIÁMETRO CALENTADO DEL CANAL

LENGTH [MM] - LA LONGITUD CALENTADA DEL CANAL

CHF EXP [MW/M2] - EL FLUJO DE CALOR CRÍTICO DE CADA EXPERIMENTO

X\_E\_OUT [-] - LA CALIDAD DE EQUILIBRIO LOCAL/SALIDA

# Variables

# 1. Imputación de nulos

# DataFrame original

id	author	geometry	pressure [MPa]	mass_flux [kg/m2-s]	x_e_out [-]	D_e [mm]	D_h [mm]	length [mm]	chf_exp [MW/m2]
0	Thompson	tube	7.00	3770.0	0.1754	NaN	10.8	432.0	3.6
1	Thompson	tube	NaN	6049.0	-0.0416	10.3	10.3	762.0	6.2
2	Thompson	NaN	13.79	2034.0	0.0335	7.7	7.7	457.0	2.5
3	Beus	annulus	13.79	3679.0	-0.0279	5.6	15.2	2134.0	3.0
4	NaN	tube	13.79	686.0	NaN	11.1	11.1	457.0	2.8
5	NaN	NaN	17.24	3648.0	-0.0711	NaN	1.9	696.0	3.6
6	Thompson	NaN	6.89	549.0	0.1203	12.8	12.8	1930.0	2.6
7	Peskov	tube	18.00	750.0	NaN	10.0	10.0	1650.0	2.2
8	NaN	tube	12.07	4042.0	-0.0536	NaN	NaN	152.0	5.6
9	Peskov	tube	12.00	1617.0	0.1228	10.0	10.0	520.0	2.2

# 1. Imputación de nulos

```
<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
RangeIndex: 31644 entries, 0 to 31643
Data columns (total 10 columns):
    Column
                      Non-Null Count Dtype
0 id
                      31644 non-null int64
    author
                      26620 non-null object
  geometry
                      26144 non-null object
  pressure [MPa] 27192 non-null float64
    mass flux [kg/m2-s] 26853 non-null float64
  x e out [-]
                      21229 non-null float64
                      26156 non-null float64
   De[mm]
   Dh[mm]
                      27055 non-null float64
   length [mm] 26885 non-null float64
    chf exp [MW/m2] 31644 non-null float64
dtypes: float64(7), int64(1), object(2)
memory usage: 2.4+ MB
```

Observamos que tenemos 2 variables categóricas (author y geometry) y muchos nulos en el resto de columnas

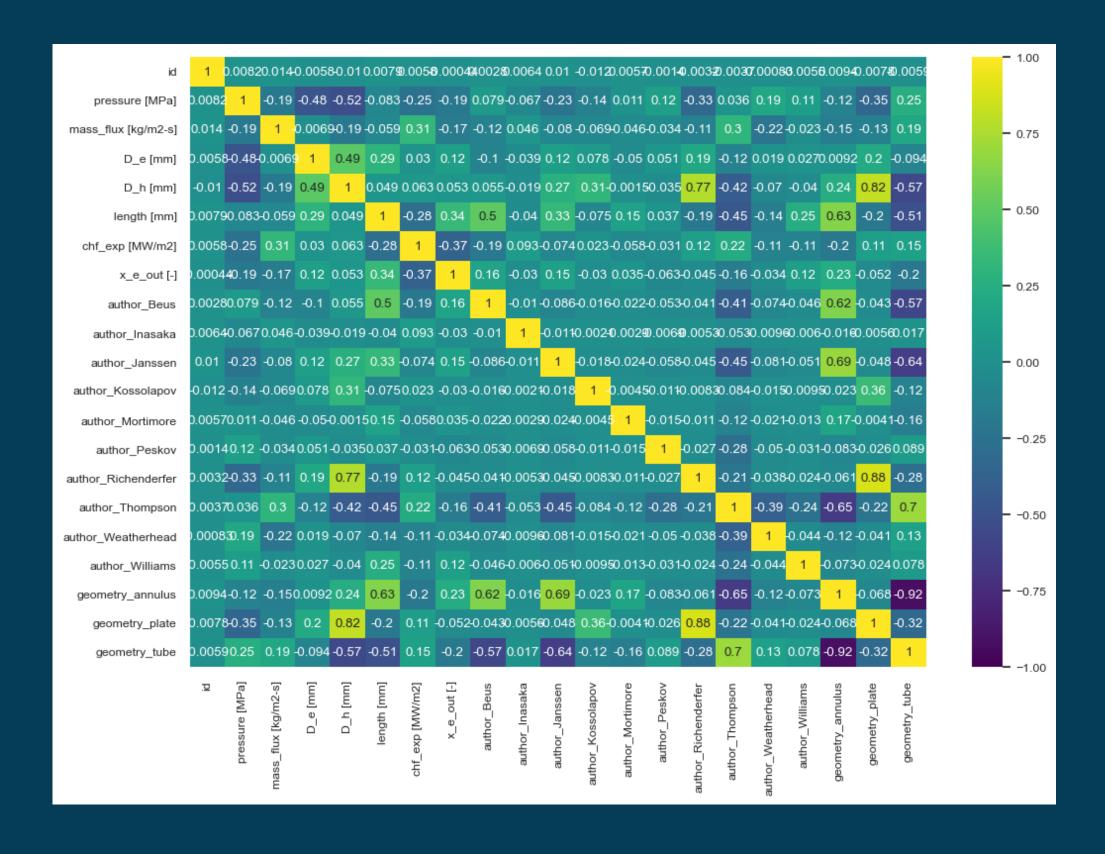
# 1. Imputación de nulos

	author	geometry	0
0	Beus	annulus	1575
1	Beus	tube	29
2	Inasaka	plate	1
3	Inasaka	tube	45
4	Janssen	annulus	2684
5	Janssen	plate	1
6	Janssen	tube	31
7	Kossolapov	annulus	1
8	Kossolapov	plate	97
9	Kossolapov	tube	3
10	Mortimore	annulus	189
11	Mortimore	plate	2
12	Mortimore	tube	6

13	Peskov	annulus	1
14	Peskov	plate	3
15	Peskov	tube	1080
16	Richenderfer	annulus	6
17	Richenderfer	plate	504
18	Richenderfer	tube	35
19	Thompson	annulus	9
20	Thompson	plate	11
21	Thompson	tube	17376
22	Weatherhead	annulus	1
23	Weatherhead	tube	2039
24	Williams	annulus	1
25	Williams	plate	1
26	Williams	tube	889

Imputamos las variables categóricas author y geometry por su moda cuando la relacionamos entre ellas

#### 2. EDA



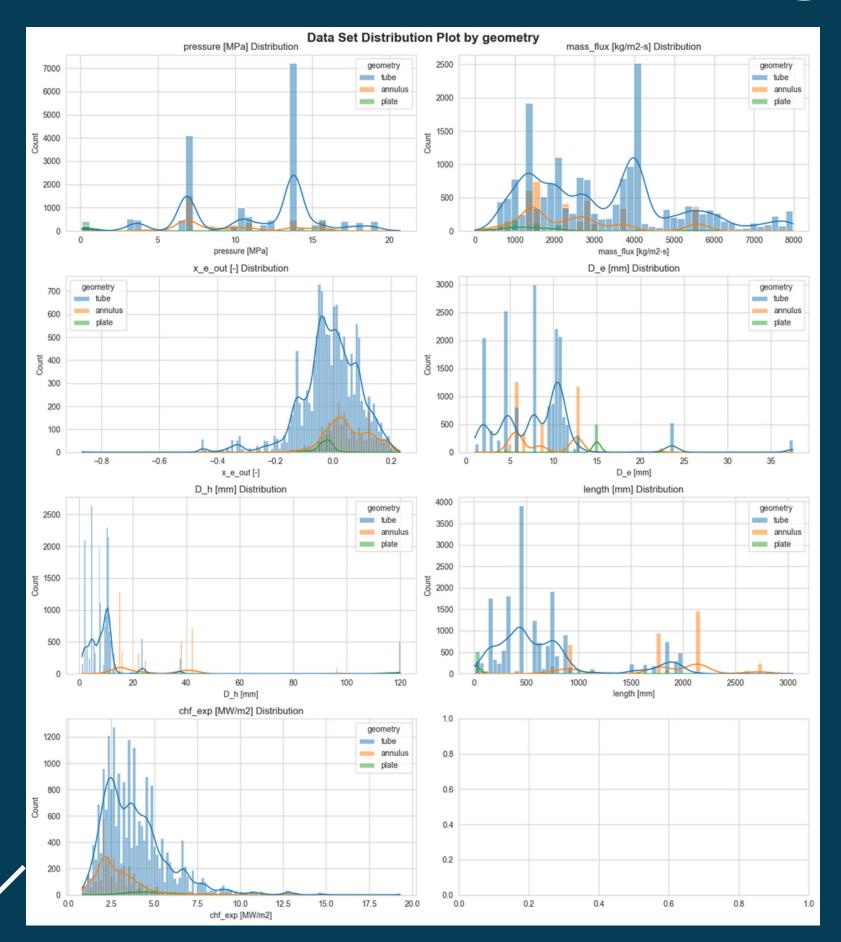
#### Matriz correlación

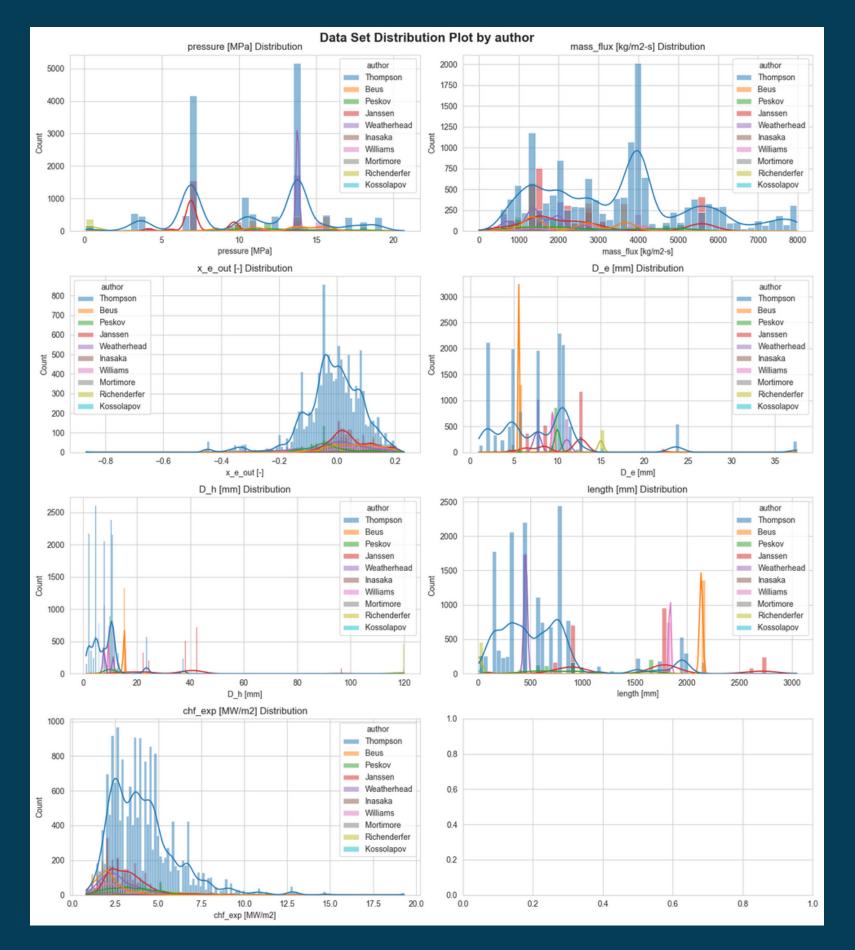
Imputamos el resto de variables con algunas relaciones correlaciones como el D\_e y D\_h.

El resto de variables las imputamos con KNNImputer.

### 2. EDA

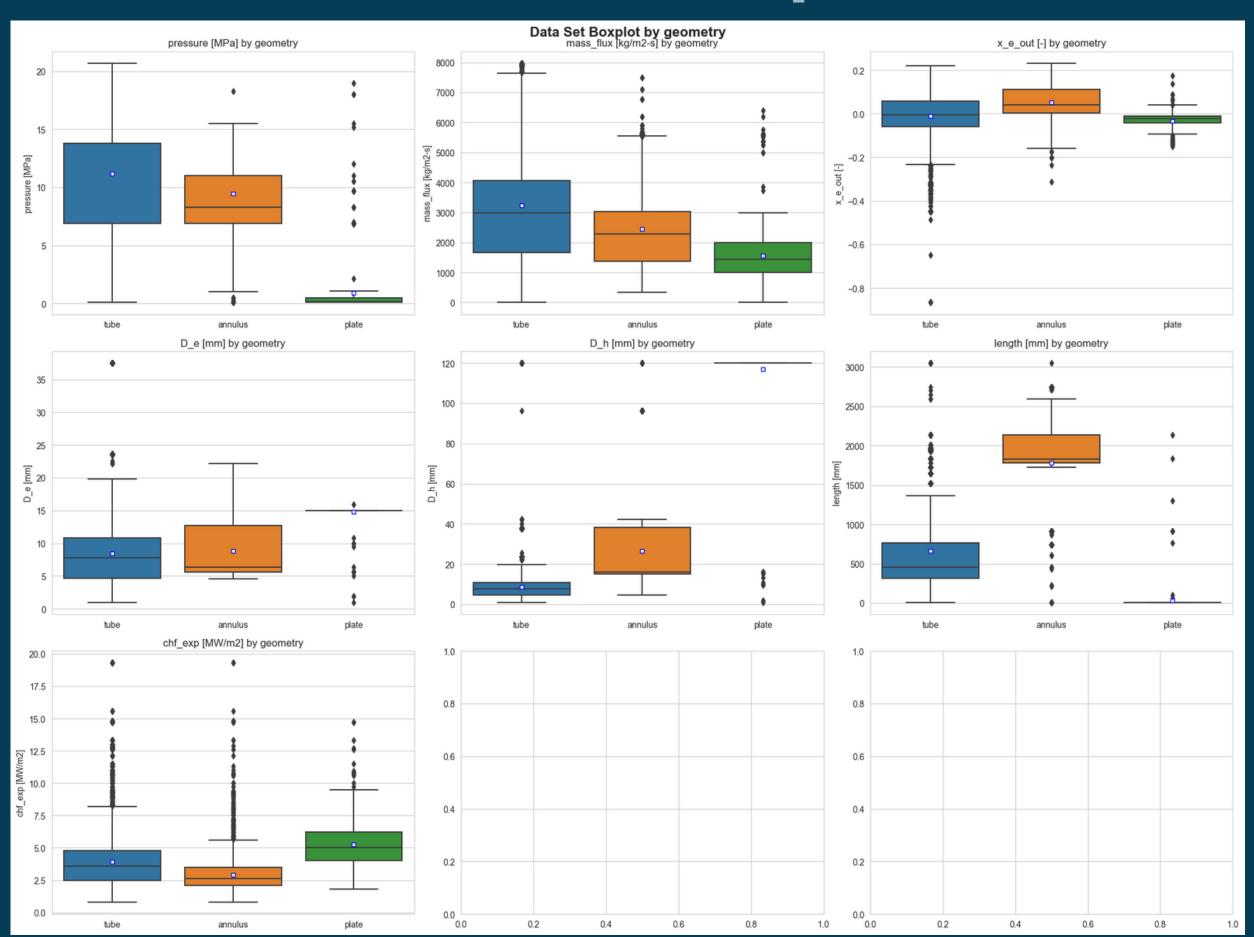
# Diagramas





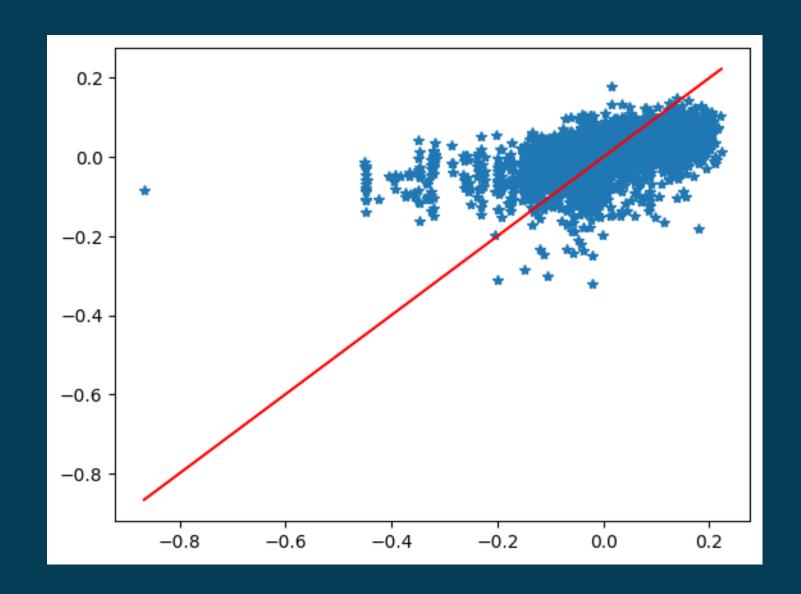
### 2. EDA

# Boxplot



#### 3.1 Regresión Lineal

Creamos un primer modelo de Regresión Lineal, separando las variables de X en X\_train y X\_test. Hacemos lo mismo en la Y y calculamos el RMSE y predecimos



$$R2 = 0.274$$

**3.2 Random Forest** 

rf\_model = RandomForestRegressor(max\_depth= 12, min\_samples\_leaf= 5, min\_samples\_split= 10, n\_estimators= 100)

Creamos un segundo modelo de Random Forest, separando las variables de X en X\_train y X\_test. Hacemos lo mismo en la Y y calculamos el RMSE y predecimos

RMSE TRAIN = 0.0758

RMSE TEST = 0.0754

R2 = 0.433

3.3 XG Boost

model = XGBRegressor (colsample\_bytree=0.5, learning\_rate=0.01, max\_depth=5, n\_estimators=1000, subsample=0.6)

Creamos un tercer modelo de XG Boost, separando las variables de X en X\_train y X\_test. Hacemos lo mismo en la Y y calculamos el RMSE y predecimos

RMSE TRAIN = 0.0745

RMSE TEST = 0.0776

R2 = 0.452

#### **3.4 Gradient Boosting**

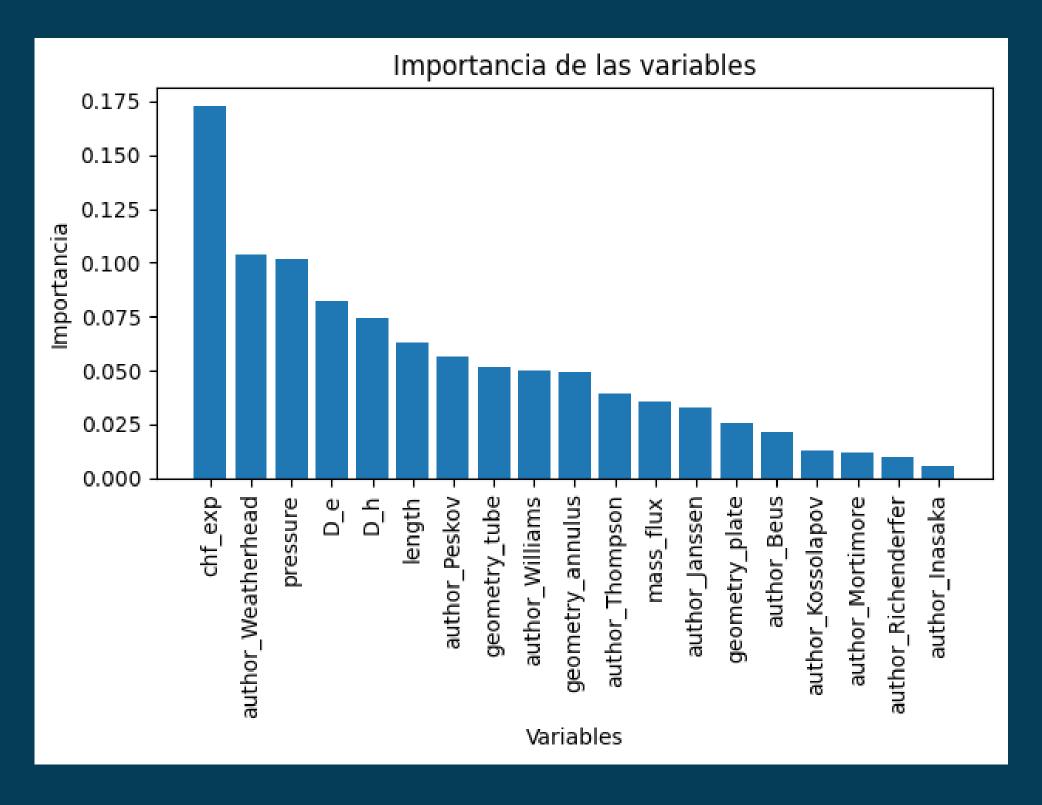
Creamos un cuarto modelo de Gradient Boosting, separando las variables de X en X\_train y X\_test. Hacemos lo mismo en la Y y calculamos el RMSE y predecimos

RMSE TRAIN = 0.0766

RMSE TEST = 0.0780

R2 = 0.423

#### **Feature importances XG Boost**



#### 3.5 Ensamble

Con los modelos anteriores, hago un ensamble con XG **Boost, Random Forest y Gradient Forest, dando mas** peso del primero al ultimo, generandome el mejor modelo. **Concateno al X\_train el Dataset original y borro** author y geometry

RMSE TRAIN = 0.0739

RMSE TEST = 0.0744

R2 = 0.475

# 4. Modelo Deep Learning

Keras

Creamos un modelo con Keras, dandole una capa densa de 64 neuronas con funcion relu, y una neurona de salida que de la predicción.

RMSE TRAIN = 0.327

RMSE TEST = 0.345

R2 = 0.100

RMSE KAGGLE = .....

### 5. Conclusión

### Nuestro mejor modelo es el ensamble con XG Boost, Random Forest y Gradient Forest

Modelos	*	RMSE Train	RMSE Test	RMSE Kaggle 🔻	R2 ▼
Regresión Lineal		0.0845	0.0847	0.0853	0.2740
Random Forest		0.0758	0.0754	0.0793	0.4330
XG Boost		0.0745	0.0776	0.0793	0.4520
<b>Grandient Boosting</b>		0.0766	0.0780	0.0797	0.4230
Ensamble		0.0739	0.0744	0.0763	0.4750
Deep Learning		0.3270	0.345		0.1000

# Gracias por su atención

ISMAEL MERINO
The Bridge 2023