

Agence Nationale de la Conservation Foncière  
du Cadastre et de la Cartographie  
Direction du Cadastre  
Service du Cadastre De SIDI KACEM

## MONTAGE PHOTOS

Titre Foncier : 25/25256

Propriété dite : Terrain au centre

Située à : Rabat

Nature du Travail : MEC

Etabli en : 19 Janvier 2025

SD 25

Référence du dépôt

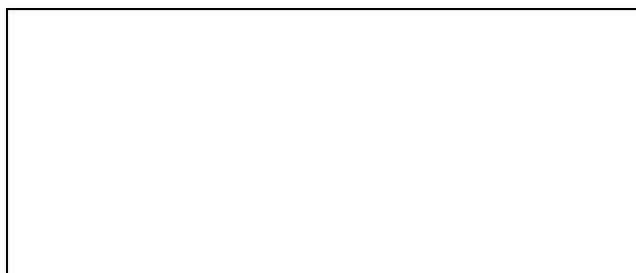
Carnet N° : .....

Bon N° : .....

du : .....

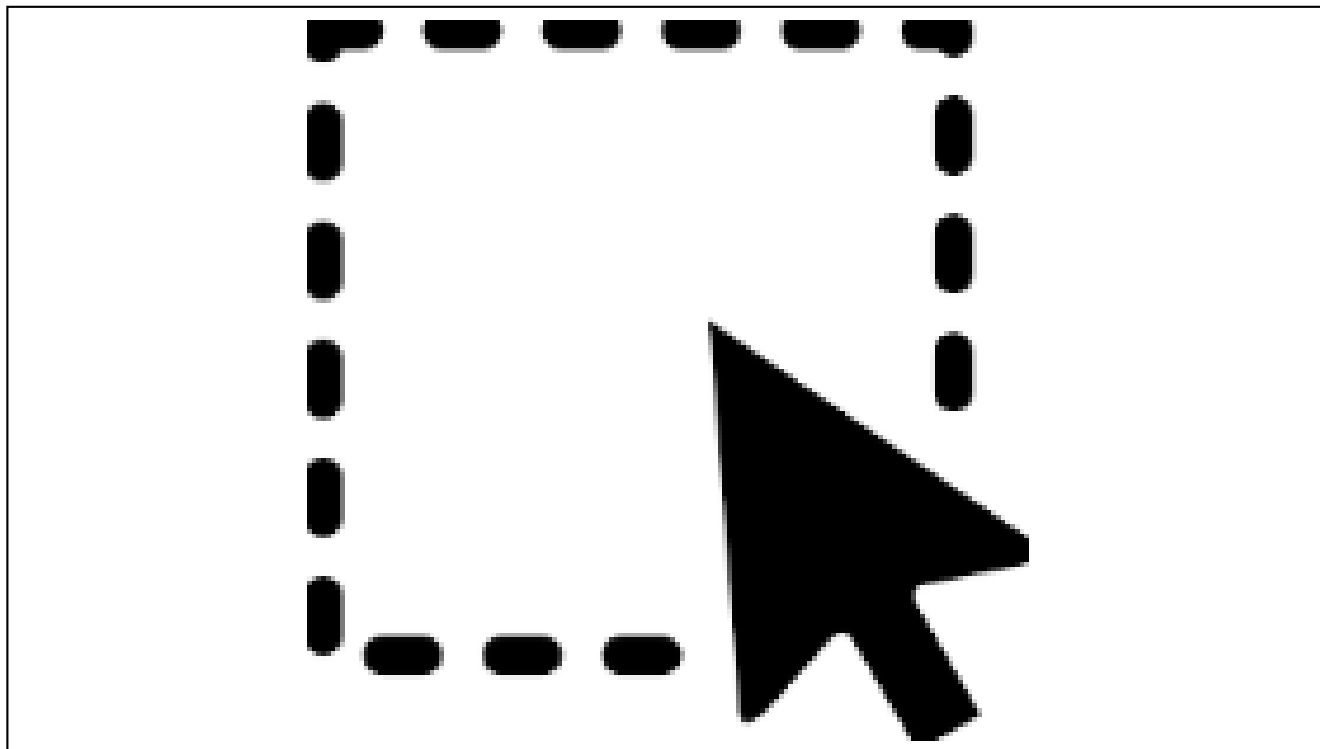
Mr AKHMOUCH HAKIM  
Ingénieur Géomètre Topographe  
Hay Al Majd, Av. Qods, Lot 75,  
2 ème étage, Appt 05, Tanger  
Tél: 06.62.78.65.05  
E-Mail: landpoint.maroc@gmail.com

Cachet et Signature De l'IGT



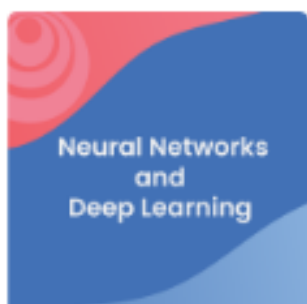
ROYAUME DU MAROC  
ANCFCC  
Service du Cadastre  
De SIDI KACEM

Titre Foncier : 25/25256  
IGT : AKHMOUCH HAKIM (LANDPOINT)  
Carnet/Bon : .....  
Date de délivrance : .....  
Zoning : .....



la\_cour

## Spécialisation Deep Learning



Cours | DeepLearning.AI

## Réseau de Neurones et Deep Learning

la\_cour



Cours | IBM

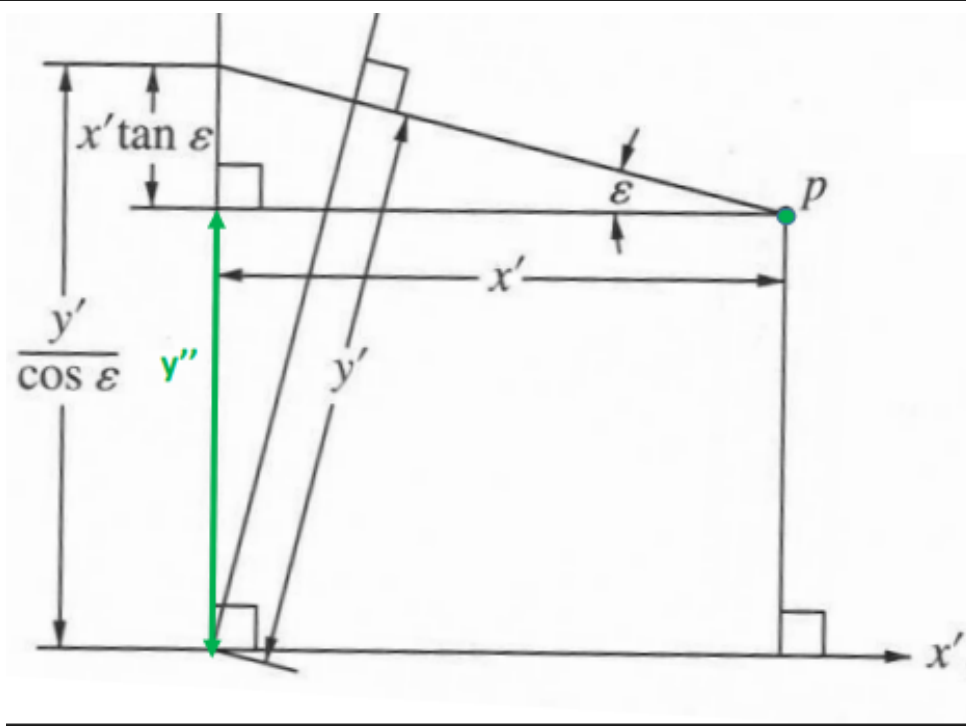
## Apprentissage automatique avec Python

⚠ Vous avez besoin de plus de temps pour terminer

Photo



la\_cour



la\_cour

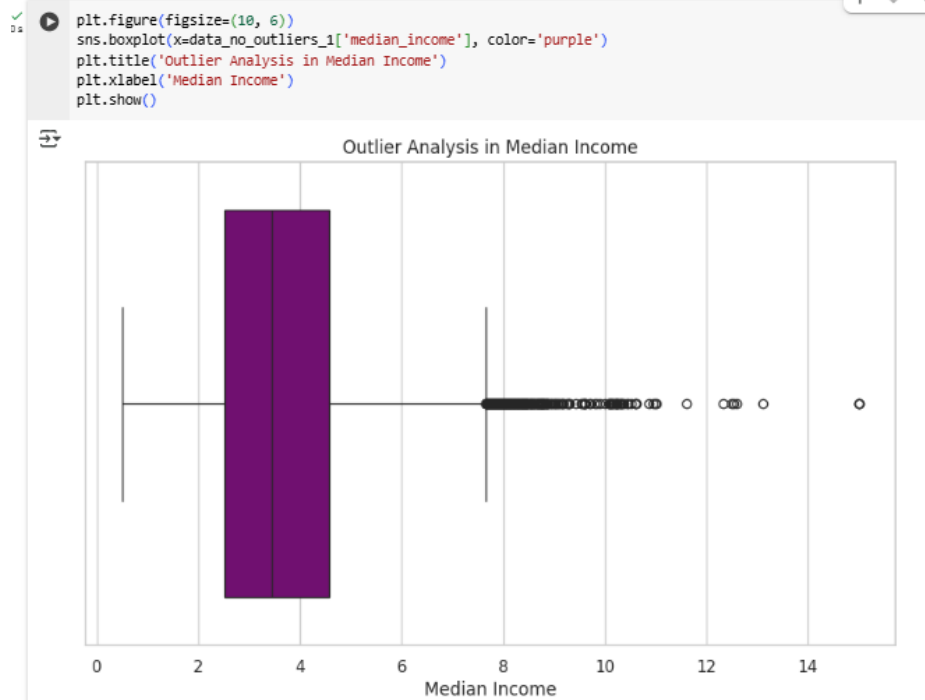
Toutes les méthodes développées pour la détermination des six paramètres nécessitent la connaissance précise des coordonnées (x, y, z) de trois points de contrôles au moins.

Les points sont distribués sur chaque image de manière à former un triangle (pas sur une droite). Si on peut déterminer ses paramètres pour chaque photographie aérienne, on peut utiliser l'information pour relier les coordonnées images aux coordonnées terrain (extérieur).

L'orientation extérieure détermine donc la relation mathématique entre les coordonnées images et les coordonnées terrain.



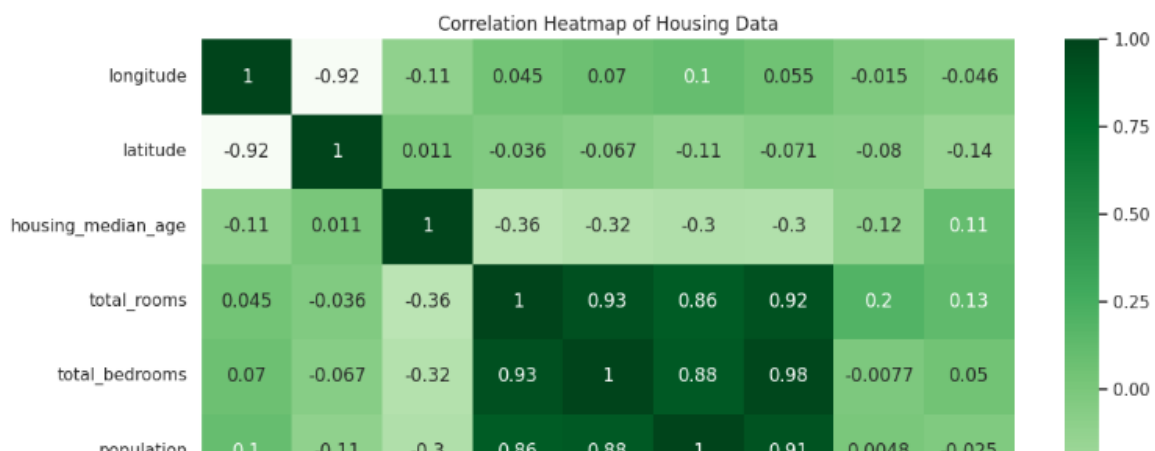
Photo



Photo

```
# Dropping non-numeric columns before calculating correlation
numeric_data = data.select_dtypes(include=['number'])

plt.figure(figsize=(12, 8))
sns.heatmap(numeric_data.corr(), annot=True, cmap='Greens')
plt.title('Correlation Heatmap of Housing Data')
plt.show()
```



Photo

```
print(X_train_const.dtypes)
```

```
const                float64
longitude            float64
latitude             float64
housing_median_age   float64
total_rooms          float64
population           float64
households           float64
median_income        float64
ocean_proximity_<1H OCEAN    bool
ocean_proximity_INLAND      bool
ocean_proximity_NEAR BAY     bool
ocean_proximity_NEAR OCEAN   bool
dtype: object
```

Photo

```
# Printing Summary
print(model_fitted.summary())
```

```
OLS Regression Results
```

```
=====
```

Dep. Variable:	median_house_value	R-squared:	0.645
Model:	OLS	Adj. R-squared:	0.645
Method:	Least Squares	F-statistic:	2725.
Date:	Fri, 14 Mar 2025	Prob (F-statistic):	0.00
Time:	22:50:55	Log-Likelihood:	-2.0731e+05
No. Observations:	16512	AIC:	4.146e+05
Df Residuals:	16500	BIC:	4.147e+05
Df Model:	11		
Covariance Type:	nonrobust		

```
=====
```

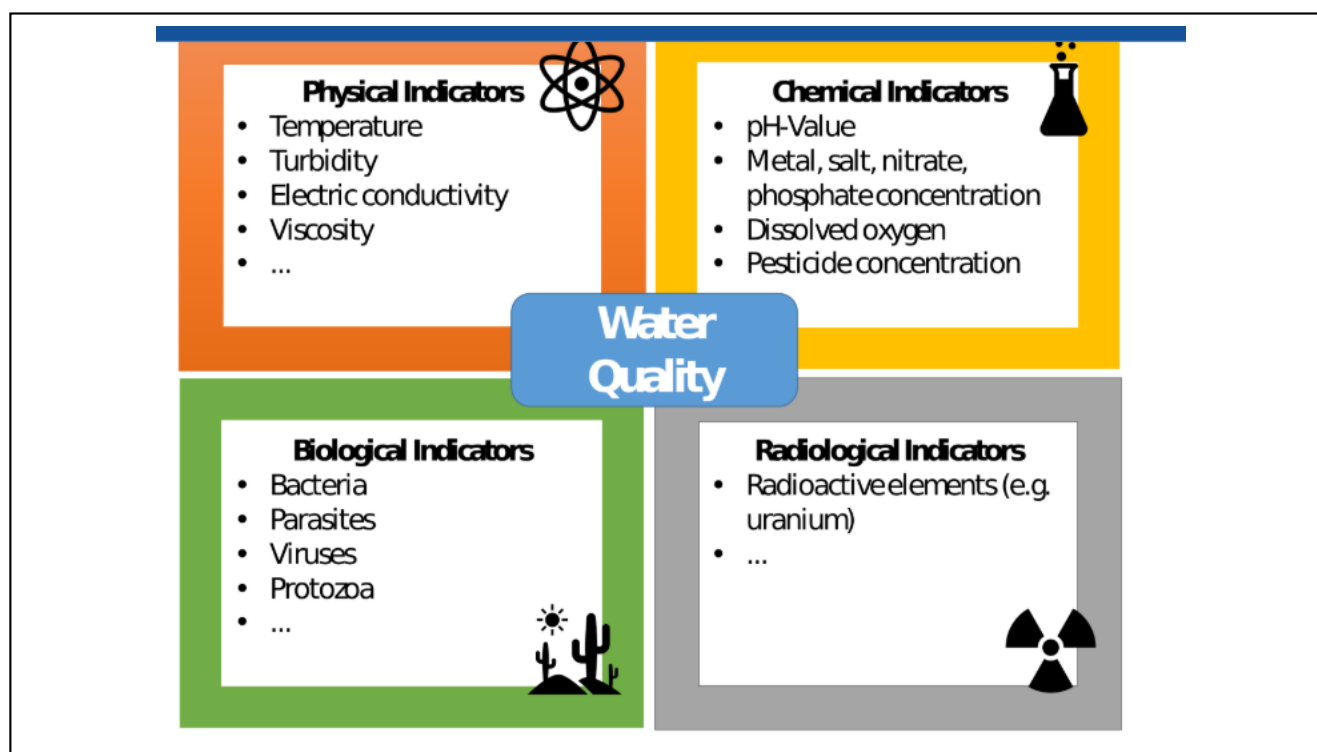
	coef	std err	t	P> t	[0.025	0.975]
const	-2e+06	1.01e+05	-19.721	0.000	-2.2e+06	-1.8e+06
longitude	-2.579e+04	1113.095	-23.173	0.000	-2.8e+04	-2.36e+04
latitude	-2.492e+04	1101.269	-22.627	0.000	-2.71e+04	-2.28e+04
housing_median_age	1083.5271	48.508	22.337	0.000	988.447	1178.608
total_rooms	-0.1649	0.790	-0.209	0.835	-1.713	1.383
population	-41.6457	1.161	-35.874	0.000	-43.921	-39.370
households	137.5145	4.894	28.097	0.000	127.921	147.108
median_income	3.753e+04	354.729	105.791	0.000	3.68e+04	3.82e+04
ocean_proximity_<1H OCEAN	-1.626e+05	3.07e+04	-5.289	0.000	-2.23e+05	-1.02e+05
ocean_proximity_INLAND	-2.023e+05	3.08e+04	-6.565	0.000	-2.63e+05	-1.42e+05

```
=====
```

Photo

Classes de qualité de l'eau	Coliformes fécaux	Phosphore total	Matières en suspension	Oxygène dissous	pH	Chlorophylle a	Turbidité	Nitrites et nitrates	Azote ammoniacal
Unité	UFC/100 ml	µg/L	mg/l	%	pH	µg/L	NTU	mg/l	mg/l
Bonne	≤ 200	≤ 30	≤ 6	88-124	6,9-8,6	≤ 5,7	≤ 2,3	≤ 0,5	≤ 0,23
Satisfaisante	201 – 1000	31 – 50	7 – 13	80-87 ou 125-130	6,5-6,8 ou 8,7-9,0	5,71 – 8,6	2,4 – 5,2	0,51 – 1,0	0,24 – 0,5
Douteuse	1001-2000	51 – 100	14 – 24	70-79 ou 131-140	6,2-6,4 ou 9,1-9,3	8,61 – 11,1	5,3 à 9,6	1,01 – 2,0	0,51 – 0,9
Mauvaise	2001-3500	101 – 200	25 – 41	55-69 ou 141-150	5,8 – 6,1 ou 9,4- 9,6	11,1 – 13,9	9,7 – 18,4	2,01 – 5,0	0,91 – 1,5
Très mauvaise	> 3500	> 200	> 41	< 55 ou > 150	< 5,8 ou > 9,6	> 13,9	> 18,4	> 5,0	> 1,5

Photo



Photo