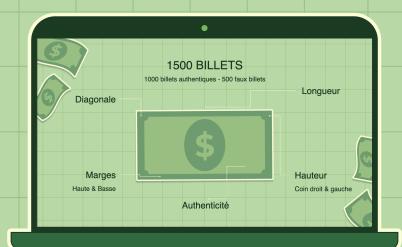






ORGANISATION NATIONALE
DE LUTTE CONTRE LE FAUX-MONNAYAGE





Méthode d'identification des faux billets pour lutter contre la contrefaçon.

L'objectif est de mettre en place une application de machine Learning capable de prédire l'authenticité des billets.

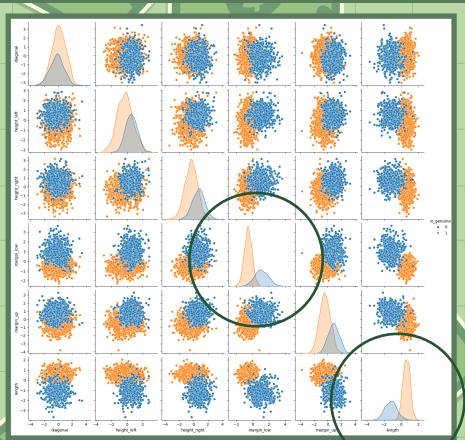


diagonal height_left height_right margin_low margin_up length

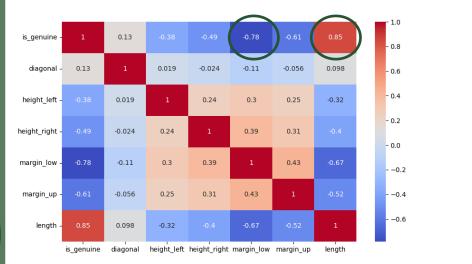
Ecart median (%) 0.05 -0.22 -0.34 -26.28 -9.84 1.39

MARGIN_LOW: 37 VALEURS MANQUANTES SOIT ENVIRON 2,5% DES DONNEES

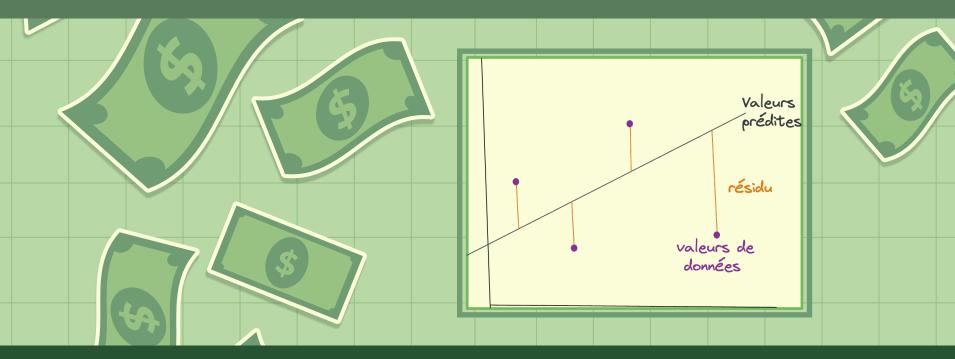
ANALYSE DES CORRELATIONS



Certaines variables de notre jeu de données sont statistiquement liées à l'authenticité du billet, notamment la longueur et la marge haute.



REGRESSION LINEAIRE



METHODE DES MOINDRES CARRES - LEAST SQUARE

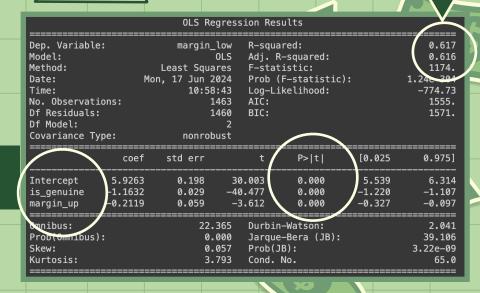
Minimise la somme du carré des écarts

REGRESSION PAR ELIMINATION SUCCESSIVE - BACKWARD REGRESSION

		OLS Regres	sion Resul	ts		
Dep. Variable: Model: Method: Date: Time: No. Observations	Mon,	margin_low OLS east Squares 17 Jun 2024 10:58:43 1463	Prob (F-s Log-Like AIC:	quared: tic: statistic):		0.617 0.615 390.7 4.75e-299 -774.14 1562.
Df Residuals: Df Model: Covariance Type:	=======	1456 6 nonrobust	BIC:			1599.
	coef	std err	t	P> t	[0.025	0.975]
is_genuine height_left height_right margin_up	2.8668 -0.0130 -1.1406 0.0283 0.0267 -0.2128 -0.0039	8.316 0.036 0.050 0.039 0.038 0.059 0.023	0.345 -0.364 -23.028 0.72 0.701 -3.621 -0.166	0.730 0.716 0.000 0.468 0.484 0.000	13.445 0.083 238 048 -0.048 0.328 -0.050	19.179 0.057 -1.043 0.105 0.102 -0.098 0.042
Omnibus: Prob(Omnibus): Skew: Kurtosis:		21.975 0.000 0.061 3.780	Durbin-Wa Jarque-Ba Prob(JB) Cond. No	era (JB):		2.038 37.993 5.62e-09 1.95e+05

IDENTIFICATION DES VARIABLES PREDICTRICES SIGNIFICATIVES

61% DE LA VARIANCE TOTAL DE NOTRE VARIABLE DEPENDANTE EST EXPLIQUEE PAR NOTRE MODELE DE REGRESSION LINEAIRE.



LIMITES DE LA REGRESSION LINEAIRE



Absence d'outliers

Aucun outliers significatifs selon l'étude d'un diagramme des leviers, de la distance de Cook et des résidus studentisés.

03

Homoscédasticité

Le modèle ne respecte pas le seuil d'homoscédasticité des résidus selon les tests de Test de Breusch-Pagan et de White.



02

Colinéarité des variables

Aucune colinéarité significatives entre les variables indépendantes selon la méthode VIF (Variance Inflation Factor).

04

Normalité des résidus

Les résidus de notre modèle ne suivent pas une distribution normale selon le test de Shapiro-Wilk.



		is_genuine	diagonal	height_left	height_right	margin_low	margin_up	length	
DDEDICTIONS	72	1	-0.060441	-0.466103	-1.444792	-0.620446	0.425168	0.127803	
PREDICTIONS	99	1	-0.093217	0.135176	0.797784	-0.585314	-0.049510	0.460204	
DES VALEURS MANQUANTES	151	1	0.365659	-0.766742	1.412188	-0.546987	-0.567341	0.288272	
MANQUANTES	197	1	-1.666506	-1.234404	-0.369585	-0.738619	2.021814	0.677984	
	241	1	-0.420986	0.369007	0.429141	-0.546987	-0.567341	-0.365069	
Without_regressio	n Wit	h_regression	Difference						
count 1463.00	0	1500.000	37.000						
mean 0.00	0	-0.005	-0.005		RESU	JLTAT FIN	AL		
std 1.00	0	0.994	-0.006	Les statistiques descriptives de notre jeu de					
min -2.26	9	-2.269	0.000						
25% -0.71	0	-0.691	0.019	prédites par notre modèle de régression li				linéaire.	
50% -0.26	5	-0.265	0.000						

0.000

0.000

0.579

3.638

0.579

3.638

75%

max



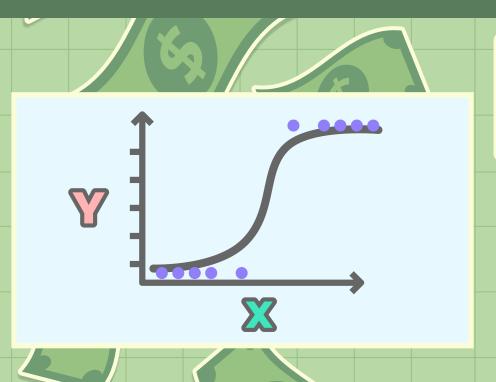
MESURES DE PERFORMANCES

La précision mesure la proportion des billets que notre modèle a identifiés comme faux et qui sont réellement faux.

Le rappel mesure la proportion des faux billets réels que notre modèle a correctement identifiés comme faux. Le F1-score est la moyenne harmonique de la précision et du rappel, offrant un équilibre entre les deux.

L'accuracy mesure la proportion totale de billets correctement identifiés (vrais ou faux) par le modèle.

REGRESSION LOGISTIQUE

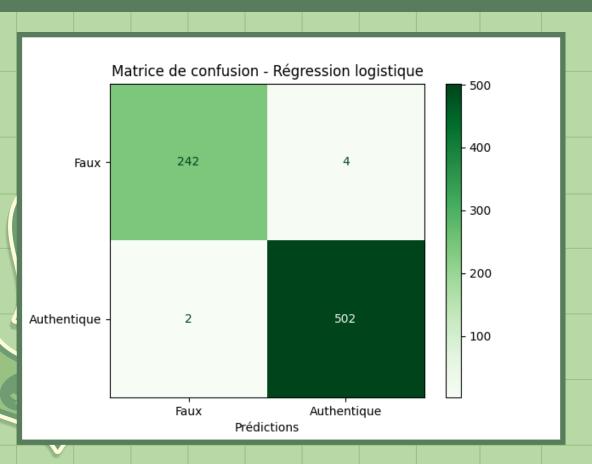


Modéliser la probabilité qu'un événement binaire se produise, en fonction de valeurs d'une ou plusieurs variables indépendantes.

Prédit la probabilité qu'un événement se produise

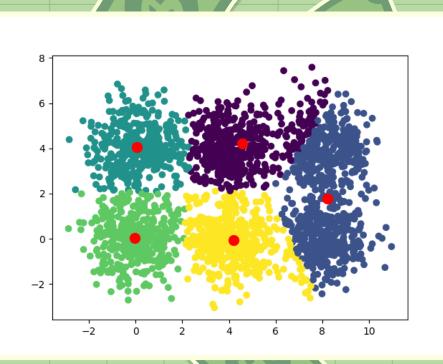
Sigmoïde transforme les valeurs en probabilités

Résultat en fonction d'un seuil, généralement 0.5



99,21				
99,6				
99,41				
99,2				

CLUSTERING KMEANS

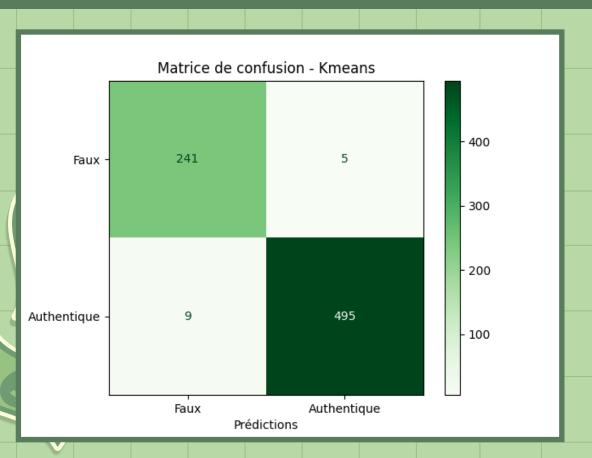


Diviser un ensemble de données en plusieurs "clusters" distincts, de manière à ce que les individus d'un même groupe soient plus similaires entre eux qu'avec ceux des autres groupes.

Divise les données en un nombre fixe de groupe, appelés clusters.

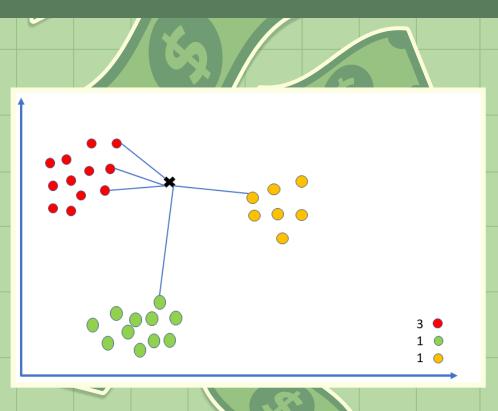
Assigne chaque individu au cluster dont le centre est le plus proche.

Ajuste les centres des clusters jusqu'à ce que les points soient bien regroupés.



99,00			
98,21			
98,61			
98,13			

K-NEAREST NEIGHBORS

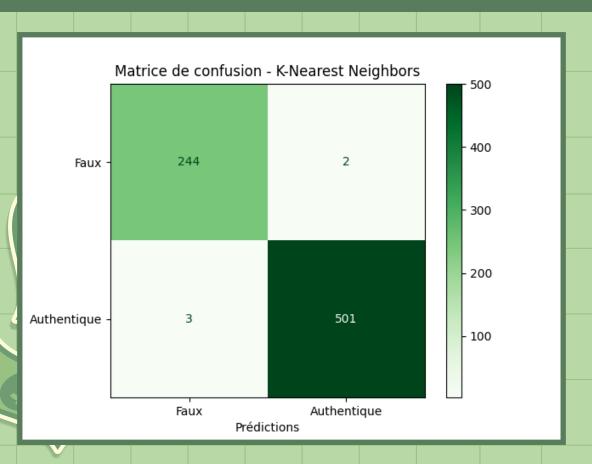


CLASSIFIER LES DONNEES EN FONCTION DES DONNEES LES PLUS PROCHES DANS L'ESPACE DES VARIABLES INDEPENDANTES.

Trouve les k points les plus proches du point à classifier.

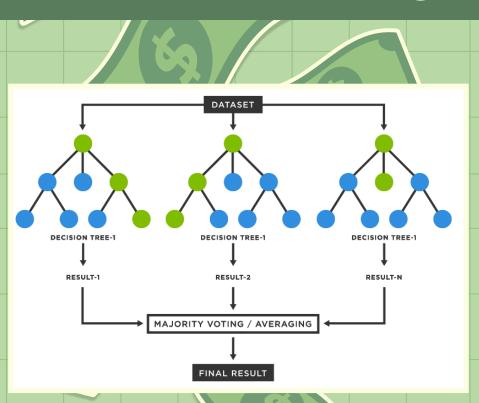
Calcule la classe majoritaire parmi ces k voisins.

Assigne la classe majoritaire au point à classifier.



PRECISION	99,60
RECALL	99,40
F1 SCORE	99,50
ACCURACY GENERALE	99,33

RANDOM FOREST

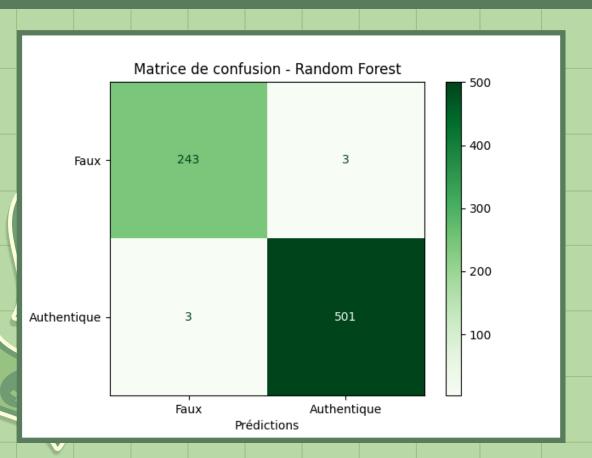


AGREGER LES PREDICTIONS DE PLUSIEURS ARBRES DE DECISIONS FORME SUR DES SOUS ENSEMBLE ALEATOIRES.

Plusieurs arbres de décision sur des sous-ensembles.

Chaque arbre donne une prédiction pour la donnée.

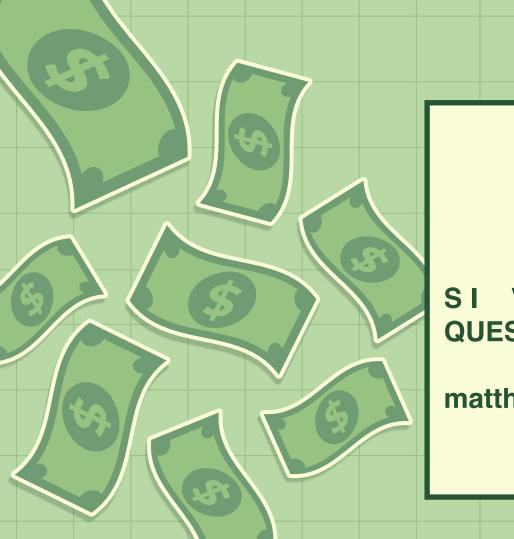
La prédiction finale est la majorité des votes.



PRECISION	99,40
RECALL	99,40
F1 SCORE	99,40
ACCURACY GENERALE	99,20

CONCLUSION & DEMONSTRATION

	Modèle	Précision	Rappel	F1 Score	Précision	Globale
0	Régression Logistique	99.21	(99.60)	99.41		99.20
1	KNN	(99.60)	99.40	(99.50)		(99.33)
2	Random Forest	99.40	99.40	99.40		99.20
3	Kmeans	99.00	98.21	98.61		98.13



MERCI

SI VOUS AVEZ DES QUESTIONS, N'HESITEZ PAS!

matthieuicartpro@gmail.com