Projet n°6: "Reconnaissance d'Image Qualité Béton"

Soutenance de Jury - Projet n°6 - Décembre 2021 Ali Naama

Sommaire



- I. Description de la problématique
- II. Analyse du besoin
- III. Construction du Modèle
- IV. Résultats et interprétations
- VI. Déploiement Web en local
- VII. Conclusions et recommandations

I. Description de la problématique et exploration du jeu de données

Description de la problématique

Description:

Une grande entreprise française spécialisé dans la production et le développement des matériaux de construction : Ciment, Béton et Granulat, souhaiterait mettre au point un model de reconnaissance d'image permettant aux équipes qualité de pouvoir analyser des images provenant de client afin de détecter des défauts de qualité plus rapidement et efficacement.

Ce client dispose d'un outil CRM Salesforce et du module de gestion de réclamation nommé Service Cloud.

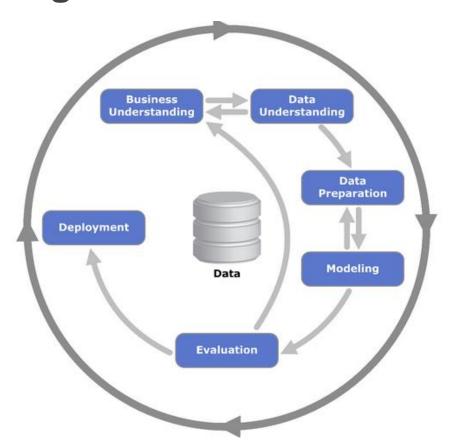
L'objectif final est de pouvoir intégrer ce module de reconnaissance d'image directement avec leur outil de gestion des réclamations qualité client.

Pour cela, le client nous transmet des photos correspondantes aux différents cas de non qualité sur les Bétons en particulier.

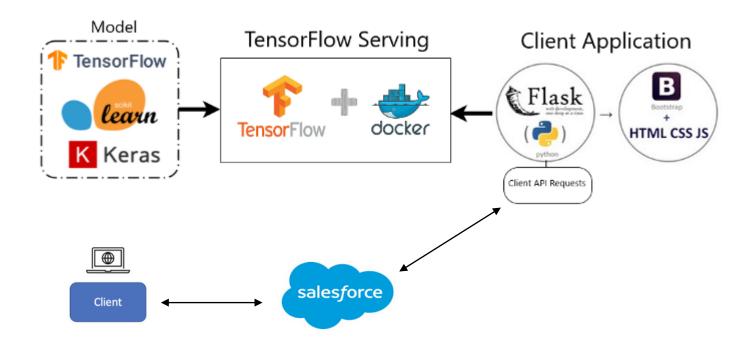
Objectifs:

A partir des données fournis, construire un modèle de reconnaissance d'image qui pourra être interfacé avec le CRM Salesforce pour fournir une reconnaissance des images prise sur le terrain avec un niveau de précision optimale.

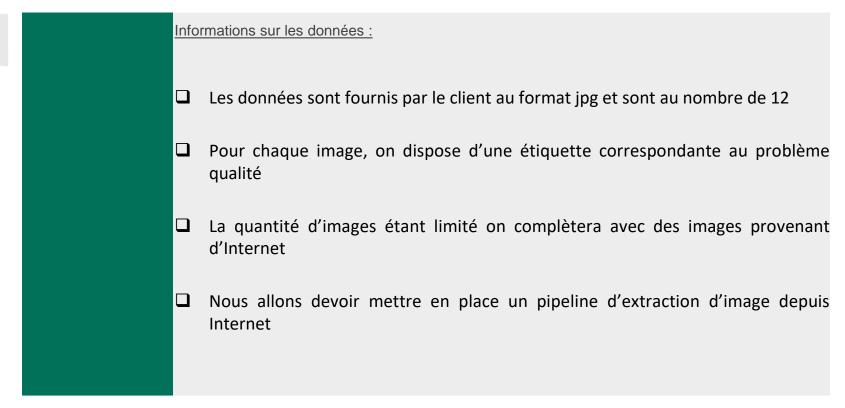
Méthodologie de Data Science « CRISP DM »



Architecture du Projet











Variations de teinte



Efflorescences.

Ce sont des dépôts irréguliers de teinte claire blanchâtre à la surface des bétons.



Ressuage.

Défaut caractérisé par des zones irrégulièrement érodées et par de petites rigoles verticales où le sable apparaît délavé



Tâches noires.

Elles sont constituées par des zones très sombres de formes irrégulière. On a l'impression que la pâte de ciment y est très compacte, sans aucun pore.



Pommelages.

C'est un phénomène de transparence des gros granulats à la surface du béton



Traces de rouille.

ce sont des tâches d'hydroxyde ferrique provenant de la corrosion des armatures, des fils de ligature d'armature ou parfois des granulats contenant des sulfures de fer.





Empoussièrement.

Il s'identifie lorsque la surface du béton se raye au contact d'un ongle et lorsque de la poussière y apparaît sous l'action de la circulation ou du balayage



Nids de cailloux.

Le manque de fines et de mortier laisse les graviers apparents.



Fuites de laitances

Elles se manifestent généralement au droit des joints par des taches sombres, des nids de graviers, des coulures de laitance, évidemment à la base des pièces.



Soufflures/ bullage de surface.

Elles sont caractérisée par la présence de cavités isolées sensiblement hémisphériques (= bulles)



Faïençage.

Il est reconnaissable à la formation sur la dalle de fissures très minces, dont la dimension moyenne varie de 10 mm à 40 mm. Ces fissures se présentent en réseaux plus ou moins hexagonaux.



Ecaillage.

L'écaillage est un phénomène de désagrégation des surfaces de béton provoqué par leur exposition au gel/dégel en présence d'humidité ou de sels déglaçants.

Classe d'image à gérer



	Classe	Traduction	Directory Name
☐ On dispose de 12 classes	Variations de teinte	Shade variations	shade
	Efflorescences	efflorescence	efflorescence
☐ On choisi de traduire en	Ressuage	penetrant testing	ressuage
anglais	Tâches noires	Black stains	Black
	Pommelages	Pommeling	pommeling
☐ On trouve des noms simplifié	Traces de rouille	Traces of rust	Rust
au répertoire des images	Empoussièrement	dustiness	dustiness
	Nids de cailloux	Stone nests	stone
	Fuites de laitances	Milt leaks	milt
	Soufflures bullage de surface	Surface bubbling blowholes	bubbling
	Faïençage	cracking	cracking
	Ecaillage	Flaking	flaking



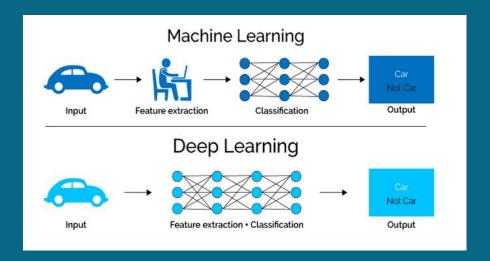
Classe	Directory Name	Train (nb Images)	Test (nb Images)
Variations de teinte	shade	1	1
Efflorescences	efflorescence	1	1
Ressuage	ressuage	3	1
Tâches noires	Black	5	2
Pommelages	pommeling	4	1
Traces de rouille	Rust	3	1
Empoussièrement	dustiness	5	1
Nids de cailloux	stone	3	1
Fuites de laitances	milt	2	1
Soufflures bullage de surface	bubbling	4	1
Faïençage	cracking	2	1
Ecaillage	flaking	3	1

[☐] Le nombre d'images est limité

Outils utilisés pour l'analyse



ı	Nom	Utilisation	Fonctions spécifiques
	PyCharm 2021.1	Test et développement	IDE Community Edition, Debug, Synchro Git
	Python 3.9.5	Moteur Python Gestionnaire de librairies	Moteur d'exécution
	Cv2 « OpenCV », PIL	OpenCV: Prend également en charge l'exécution de modèles pour Machine Learning (ML) Pillow est une bibliothèque de traitement d'image, qui est un fork et successeur du projet <u>PIL</u> (Python Imaging Library).	Elle est conçue de manière à offrir un accès rapide aux données contenues dans une image, et offre un support pour différents formats de fichiers tels que PPM, PNG, JPEG, GIF, TIFF et BMP.
	Tensorflow Keras	Librairie de Machine Learning	Une plate-forme d'apprentissage automatique open source
	Matplotlib 3.5.1 Numpy 1.22.0	Génération de graphiques Gestion des densités de probabilité	Barplot, Scatterplot, lineplot, distplot, heatmap Calcul statistique



II. Analyse du besoin

Stratégie d'analyse

















Construire la base de données d'images

Compréhension du besoin Constitution de la base d'images en accord avec le métier Paramétrages du modèle Entrainement du modèle

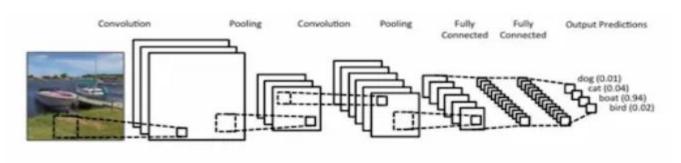
/ Test du modèle

Déployer sur un site Web en Local via Flask Interprétation / Validation /

III. Construction du Modèle



- ☐ Les étapes de réalisations du modèle sont les suivantes :
 - □ A partir d'un exemple de projet similaire qui fonctionne, nous avons tester et adapter ce modèle afin de le faire correspondre à notre modèle.
 - ☐ L'inconvénient majeur demeure le peu de données disponible à date.
 - □ Le principe d'un réseaux de neurone convolutionnel est le suivant : Analyser les images, Réduction de la taille, Remplacement des valeurs négatives par des 0, Réduction au nombre de classe du vecteurs en sortie avec une probabilité d'appartenance à la classe.
 - ☐ Pour rappel nous avons 12 classes correspondante à notre catégorisation de défaut de qualité.



Exemple d'architecture d'un CNN



☐ Utilisation des libraires de Machine Learning et de gestion d'image

```
import cv2
import numpy as np
import tensorflow as tf
from tensorflow.keras.optimizers import RMSprop
from keras.models import Sequential
from keras.layers import Conv2D, MaxPooling2D,Flatten,Dense
from keras.preprocessing import image
from keras.preprocessing.image import ImageDataGenerator
from PIL import ImageFile
ImageFile.LOAD_TRUNCATED_IMAGES = True
import matplotlib.pyplot as plt
import os, sys
CLASS_NAMES = ['shade','efflorescence','ressuage','Black','pommeling','Rust','dustiness','stone','milt','bubbling','cracking','flaking']
```



☐ Construction du modèle :

```
CLASS_NAMES = ['shade','efflorescence','ressuage','Black','pommeling','Rust','dustiness','stone','milt','bubbling','cracking','flaking'
train_datagen = ImageDataGenerator(rescale = 1./255,
test_datagen = ImageDataGenerator(rescale = 1./255)
training_set = train_datagen.flow_from_directory(r'DatasetP6\train',
                                                classes = CLASS_NAMES ,
test_set = test_datagen.flow_from_directory(r'DatasetP6\test',
                                           classes = CLASS_NAMES ,
model = tf.keras.models.Sequential([
   tf.keras.layers.Conv2D(16, (12,12), activation='relu', input_shape=(64, 64, 3)),
   tf.keras.layers.MaxPooling2D(8, 8),
   tf.keras.layers.Conv2D(32, (4,4), activation='relu'),
   tf.keras.layers.MaxPooling2D(2,2),
    tf.keras.layers.Flatten(),
   tf.keras.layers.Dense(128, activation='relu'),
   tf.keras.layers.Dense(12, activation='softmax')
```



☐ Entrainement du modèle : Utilisation du jeu de données d'entraînement

```
model = tf.keras.models.Sequential([
    tf.keras.layers.Conv2D(16, (12,12), activation='relu', input_shape=(64, 64, 3)),
    tf.keras.layers.MaxPooling2D(8, 8),
    tf.keras.layers.Conv2D(32, (4,4), activation='relu'),
    tf.keras.layers.MaxPooling2D(2,2),
     tf.keras.layers.Flatten(),
    tf.keras.layers.Dense(128, activation='relu'),
    tf.keras.layers.Dense(12, activation='softmax')
model.summary()
opt = RMSprop(lr=0.001)
                            metrics=['accuracy'])
r = model.fit_generator(training_set,
```

V. Résultats et interprétations

Résultats et interprétations



- ☐ Il est intéressant de visualiser les précisions de notre réseaux de neurones :
- ☐ Tester une image qui appartient à la classe : Black, soit le quatrième élément du vecteur de restitution.

CLASS_NAMES = ['shade','efflorescence','ressuage','Black','pommeling','Rust','dustiness','stone','milt','bubbling','cracking','flaking']



☐ L'image a été formellement reconnu avec une probabilité de 100 % ce qui est excellent!

```
[[0.0000000e+00 0.0000000e+00 0.0000000e+00 1.0000000e+00 1.0401200e-32 5.4674009e-29 1.7949565e-36 4.8002928e-28 0.0000000e+00 3.6283435e-08 0.0000000e+00 0.0000000e+00]]
```

V. Déploiement Web Flask

Déploiement Web en Local

🖧 Projet6LF.py 🗡 🛮 🐔 P6App.py >

print(BASE_DIR)

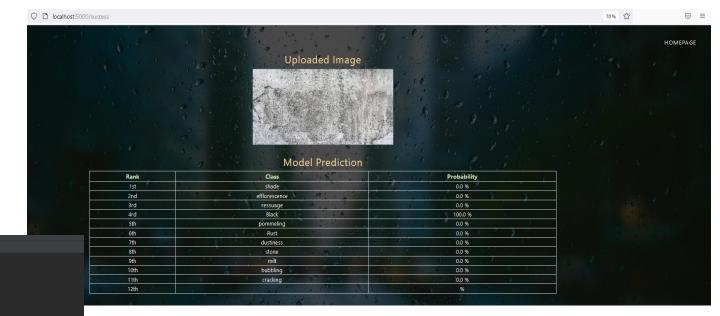
from keras.preprocessing import image

pathmdl = str(BASE_DIR) + '\p6.model'

BASE_DIR = os.path.dirname(os.path.abspath(__file__))

from tensorflow.keras.preprocessing.image import load_img, img_to_array

☐ Une fois que notre modèle est compilé et sauvegardé nous allons le publier via une application Web en local en utilisant la librairie Flask :



Déploiement Api Flask

☐ Une fois notre modèle est compilé et sauvegardé nous allons le publier via une API en local en utilisant la librairie Flask : lci un exemple d'appel api et la définition de l'Api dans le code de l'Application :

```
🛵 P6App.py 🔀
            P6RegApi.py
      import requests
      import numpy as np
      from PIL import Image
      KERAS_REST_API_URL = "http://localhost:5000/predictapi"
      IMAGE_PATH = "DatasetP6/Test/black/Tachesnoires3.jpg"
      image = open(IMAGE_PATH, "rb").read()
      payload = {"image": image}
      req = requests.post(KERAS_REST_API_URL, files=payload).json()
      print(req)
```

```
def predictapi():
   if flask.request.method == "POST":
       if flask.request.files.get("image"):
           img = flask.request.files["image"].read()
           img = Image.open(io.BytesIO(img))
           if imq.mode != 'RGB':
               img = img.convert('RGB')
           img = img.resize((64, 64))
           img = image.img_to_array(img)
           img = np.expand_dims(img, axis=0)
           inputs = preprocess_input(img)
           predictions = model.predict(inputs)
           print(predictions)
           b = predictions.tolist() # nested lists with same data, indices
           json_predictions = json.dumps(b)
   return flask.jsonify(json_predictions)
```

Résultat du modèle de prédiction au format json, lisible par n'importe quelle application, Salesforce en particulier

VI. Conclusion et recommandations

Conclusion

- □ Cette étude / POC (Proof of Concept) à permis l'utilisation de méthodes de reconnaissance d'images basée sur l'utilisation des libraires Python : Keras, tensorFlow et Flask.
- □ Nous avons pu générer un modèle de prédiction mais insuffisamment entrainé car nous ne disposions pas de nombreuses images de qualités.
- □ Le modèle a pu être déployé en local pour des premiers test en utilisant une application Web en local et via une Api.
- ☐ En terme d'amélioration du modèle, il faudra faire évoluer ce modèle de classification afin de le rendre plus précis en travaillant en collaboration étroite avec les équipes qualité pour obtenir plus d'images et également optimiser les paramètres de génération du modèle.





Merci de votre attention