
Certification Développeuse Data - IA

— Mise en Situation
Professionnelle 1 —

Sommaire

Introduction	p 2
Partie 1 : Les bases du projet	
Le besoin client	p 2
Un état de l'art	p 2 - 3
Partie 2 : La mise en oeuvre du projet	
Traduction et choix techniques	p 3 - 6
Partie 3 : Bilan et axes d'améliorations du projet	
Bilan	p 6
Axes d'améliorations	
Conclusion	p 6

Introduction

Ce rapport finalise près de deux ans de formation auprès de Simplon. Après 7 mois de cours intensifs, je termine par ce projet mon année d'alternance en entreprise. Genapi l'entreprise qui m'a accueillie cette année est un éditeur de logiciel spécialisé dans le notariat depuis 1988 et membre fondateur de Septeo. Ce projet de mise en situation professionnelle n'est pas un projet d'entreprise mais un projet issu d'un hackathon. Le notariat ayant des données vraiment sensibles, il m'est impossible de présenter un projet issu de mon travail auprès d'eux. Lors des 7 mois de cours continus, j'ai fait un hackathon auprès de l'entreprise Schlumberger, ce projet est un des sujets qui ont été présentés.

Partie 1 : Les bases du projet

Le besoin client

Schlumberger est une entreprise multinationale de services et équipements pétroliers. une partie de l'entreprise est composée de géologues qui travaillent sur des lithologies, ou natures des roches formant des couches. Les roches sont regroupées par type. Il existe plusieurs représentations schématiques de ces roches or une même roche selon les géologues, les pays ou les années ont des schémas qui peuvent différer. Les regroupements par nature de roches aident les géologues. Il faut donc faire un classifieur pour les schémas qui seront proposés par les géologues.

Le client : les géologues

Le besoin :

Créer un classifieur

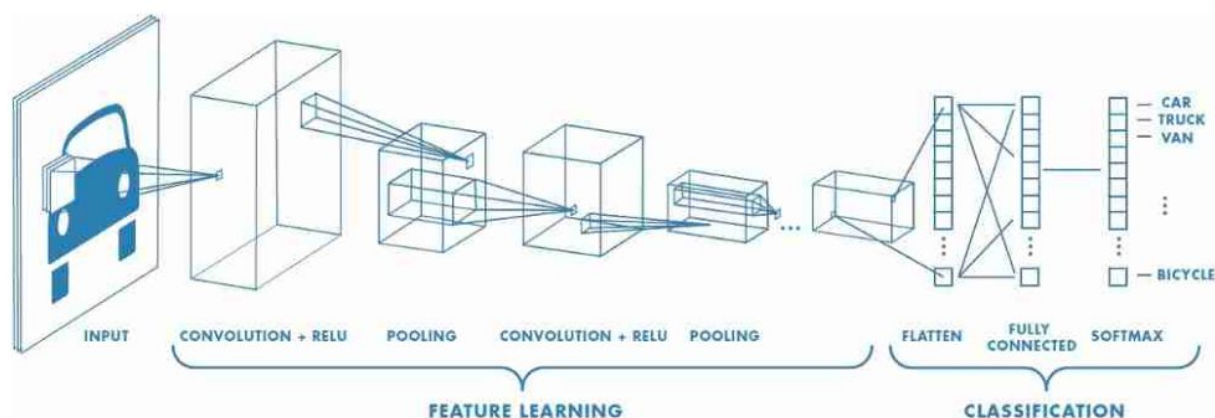
Un état de l'art

Les réseaux de neurones à convolution profonde sont devenus les méthodes de pointe pour les tâches de classification d'images. Cependant, l'une de leurs plus grandes limites est qu'ils nécessitent beaucoup de données annotées (images dont la classe à prédire est connue). Par exemple, pour un réseau ayant pour unique tâche de reconnaître des chats, devra être entraîné avec des milliers de photos de chats avant qu'il ne puisse discerner cet animal d'une autre entité avec une bonne précision. Autrement dit, plus le jeu de données d'apprentissage est important, meilleure sera la précision de l'algorithme.

Dans le cas d'une classification standard, l'image d'entrée est introduite dans une série de couches de convolution, qui génère une distribution de probabilités sur toutes les classes (généralement à l'aide de la fonction softmax). Par exemple, si on essaye de classer une image comme étant une « voiture », un « camion », un « tracteur » ou une « moto », pour chaque image d'entrée appartenant à l'une de ces classes, quatre probabilités seront générées, indiquant le niveau de confiance avec lequel le réseau a étiqueté l'image. Deux points importants doivent être notés ici.

Tout d'abord, pendant le processus d'apprentissage, le réseau a besoin d'un grand nombre d'images pour chaque classe (voiture, camion, tracteur et moto).

Deuxièmement, si le réseau est entraîné uniquement sur ces 4 classes, comme dans l'exemple ci-dessus, il ne sera pas en mesure d'étiqueter correctement l'image d'un avion. En effet lorsque l'image de l'avion sera donnée en entrée au réseau, ce dernier sortira quatre probabilités, chacune exprimant le niveau de confiance avec lequel l'image appartient aux classes. Pour que le réseau reconnaisse également les images de l'avion, il faudra d'abord en obtenir un grand nombre d'images, puis ré-entraîner le modèle.



Partie 2 : La mise en oeuvre du projet

Traduction et choix techniques

Pour répondre au besoin du client, qui est de le rappeler la création d'un classifieur, Je choisis d'utiliser le service Cognitive Services d'Azure Custom Vision.

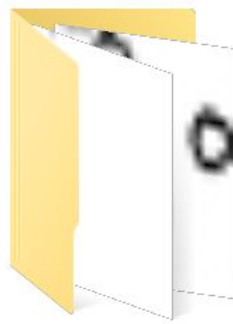
Azure Cognitive Services est une famille d'API, de kits de développement logiciel et de services destinés à aider les utilisateurs à créer des applications intelligentes ou d'ajouter des fonctions cognitives aux applications déjà existantes. Dans notre cas nous allons utiliser les API Vision et plus précisément le Service Custom Vision. C'est un service qui permet de créer, de déployer et d'améliorer des classifieurs d'images. Le classifieur est un service d'intelligence artificielle qui applique des étiquettes à des images en fonction de leurs caractéristiques visuelles.

L'entreprise Schlumberger nous a fourni une petite base de données d'images classifiées. Elle comporte trois classes :

- les carbonates (72 images)
- les clastics (72 images)
- les autres (78 images)



Carbonate

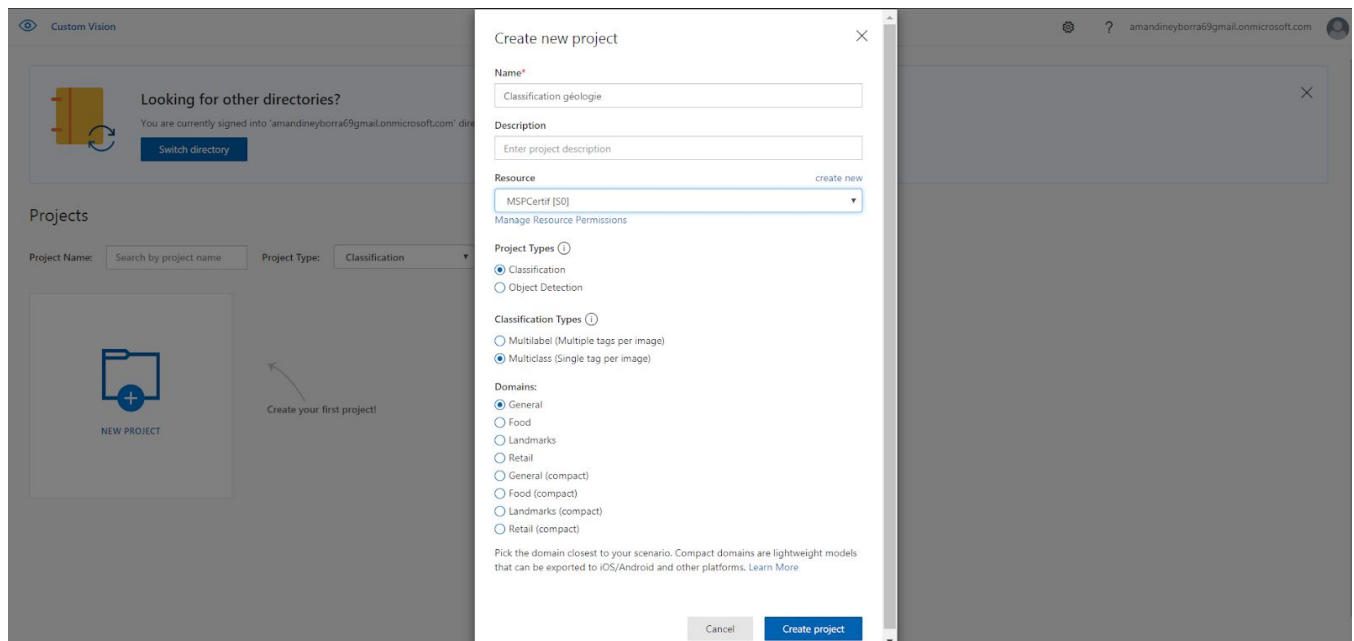


Clastic



Other

Le fait d'avoir une si petite base de données peut poser problème pour l'apprentissage d'un algorithme de classification. C'est là le point positif de Custom Vision qui permet de prototyper un modèle avec un minimum 50 images. Après avoir créé le projet sur Azure Cognitive Services et d'une ressource, on upload les images et on les labellise.



Une fois cette partie effectuée il ne reste plus qu'à entraîner le modèle avec nos données, j'ai choisi de prendre la bibliothèque Tensorflow, est un framework de programmation pour le calcul numérique qui a été rendu Open Source par Google. Une fois l'entraînement terminé, les performances du modèle sont estimées et affichées.

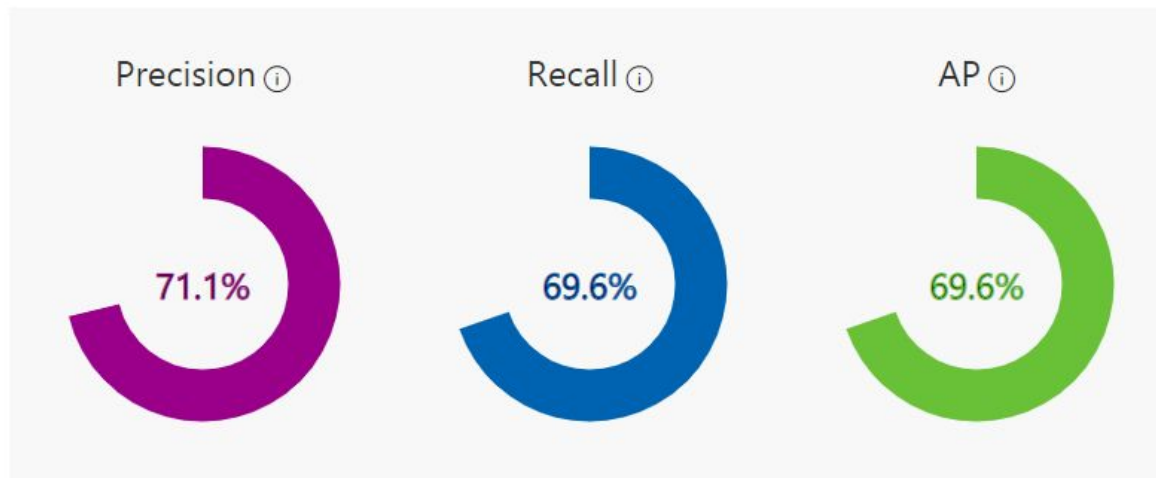
Iteration 3

Finished training on 05/05/2020 à 10:35:39 using General (compact) domain

Iteration id: e8214e98-2a9f-42f7-a61f-e9ae0973bef3

Classification type: Multiclass (Single tag per image)

Published as: **Geologie**



Performance Per Tag

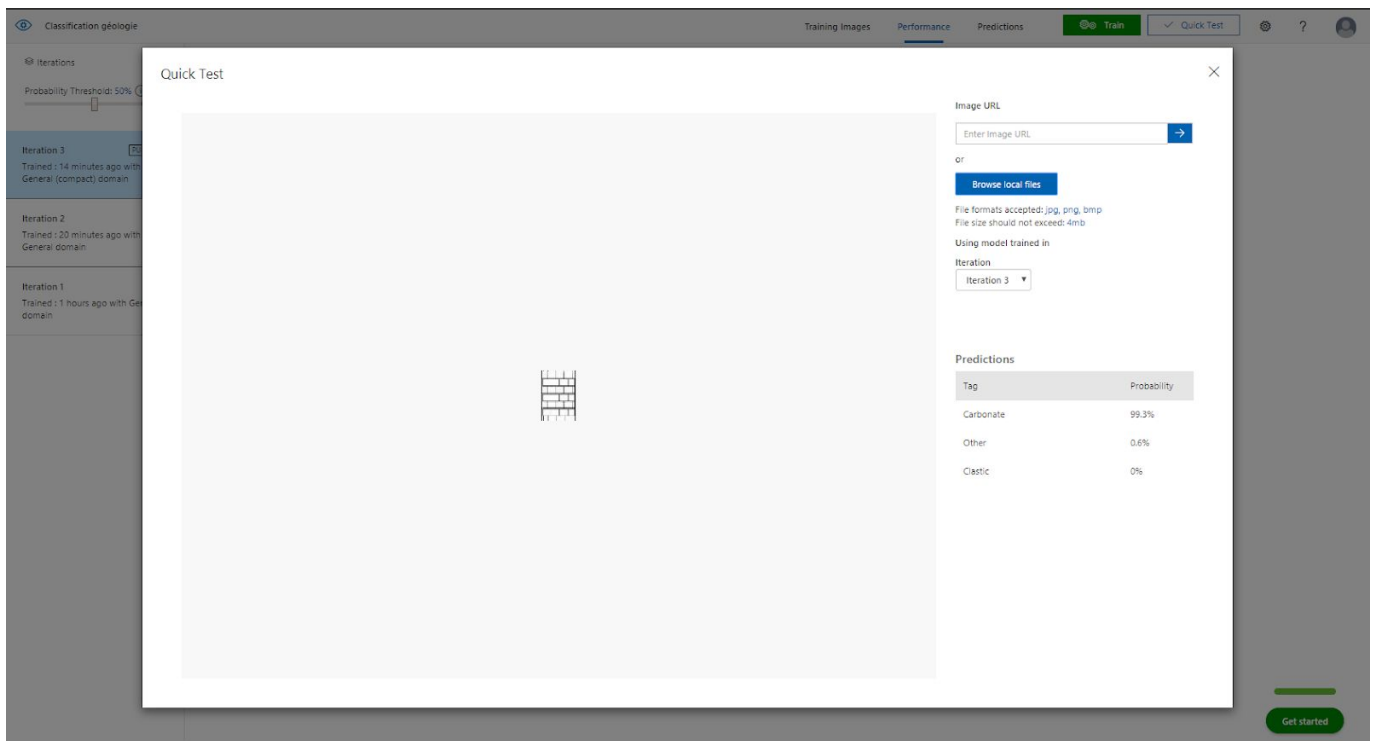
Tag	Precision [^]	Recall	A.P.	Image count
Clastic	78.6%	73.3%	69.8%	72
Carbonate	68.8%	73.3%	82.6%	72
Other	66.7%	62.5%	63.8%	78

Le service Custom Vision utilise toutes les images pour l'entraînement et calcule la précision et le rappel en utilisant un processus appelé validation croisée par échantillons (« k-fold »).

La précision et le rappel sont deux mesures différentes de l'efficacité d'un classifieur :

- La précision indique la proportion des classifications identifiées qui étaient correctes.
- Le rappel indique la proportion des classifications réelles qui ont été correctement identifiées.

Le modèle est testé sur des images labellisées qui ne n'ont pas été intégrées dans l'entraînement.



Partie 3 : Bilan et axes d'améliorations du projet

Bilan du projet

Point négatif :

On n'a pas accès au modèle pour le paramétrer

Points positifs :

Tout se fait sans trop de complexité pour la partie Custom Vision car le chemin est tracé et ne laisse pas de place aux erreurs de programmation.

Les résultats sont corrects pour une si petite base de données.

Axes d'améliorations

Avoir une plus grande quantité de données permettra d'améliorer le modèle.

Avoir accès au modèle pour le paramétrer est un point d'amélioration non négligeable car nous n'avons pas le choix de l'algorithme et donc de ses paramètres.

Conclusion

Un classifieur a bien été créé selon les besoins du client (entraînement d'un modèle de deep learning avec des données de lithologie). Par la suite ce modèle pourra être déployé dans une application web pour un accès facilité aux différents utilisateurs.