



# Rapport Apprentissage Profond

*Construction de la base de données*

Benoit BAUDE

Noa CAZES

Estelle CHIGOT

Etienne D'AST

Thomas DE MAGNIEN DE MAGNIENVILLE

Département Sciences du Numérique - Deuxième année 2020-2021

# Contents

<b>1</b>	<b>Introduction</b>	<b>3</b>
<b>2</b>	<b>Description illustrée du projet choisi</b>	<b>3</b>
<b>3</b>	<b>Description de notre méthodologie pour l'acquisition et l'annotation des données</b>	<b>3</b>
<b>4</b>	<b>Description de notre méthodologie pour partitionner les images en ensembles d'entraînement, de validation et de test</b>	<b>4</b>
<b>5</b>	<b>Notre pronostic sur la complexité du sujet choisi et sur son issue</b>	<b>5</b>
<b>6</b>	<b>Script de chargement de notre base de données</b>	<b>5</b>
<b>7</b>	<b>Quelques images de notre base de données... pour vous mettre en appétit</b>	<b>6</b>
<b>8</b>	<b>Conclusion</b>	<b>8</b>

## 1 Introduction

Notre projet s'intitule "Food Checker" et consiste en la détermination du pays ou partie du monde dont un plat est culturellement originaire, à partir de son image.

Voici un lien vers notre base de données :

<https://github.com/echigot/reconnaissance-nourriture.git>

## 2 Description illustrée du projet choisi

Pour ce projet, le but est de classifier les images de plats en fonction de leur localisation d'origine. Ainsi, un burger par exemple devra être reconnu comme une spécialité d'Amérique du Nord.

Nous avons essayé de couvrir la majeure partie du monde, mais il n'était impossible d'être exhaustif avec ce genre de problèmes. Ainsi, nous avons sélectionné des plats évocateurs pour chaque région du monde concernée. La plupart de nos classes contiennent deux plats, avec des exceptions à un seul, et une exception à 3.

Ainsi nous avons 11 classes :

- France
- Italie
- Europe de l'Est
- Japon
- Chine
- Amérique du Nord
- Amérique Centrale
- Amérique du Sud
- Afrique du Nord
- Afrique du Sud
- Inde

## 3 Description de notre méthodologie pour l'acquisition et l'annotation des données

En ce qui concerne l'acquisition des données, il y a eu plusieurs méthodes. Tout d'abord, la technique la plus plébiscitée a été de chercher sur Google image le nom du plat. Cela a donné des bons résultats puisque les aliments choisis sont connus pour la plupart. L'autre technique employée a été de chercher sur une banque d'image de nourriture les noms des plats de chaque classe. Il s'agissait d'une méthode moins efficace car ces banques d'images ne connaissent pas toujours très bien les noms voulus, ou bien avaient un faible nombre de résultats.

Ensuite, concernant l'annotation des données, nous avons suivi le tutoriel présent sur la page Moodle de la matière Apprentissage profond. De ce fait, nous avons organisé notre répertoire GitHub en arborescence comme ceci :

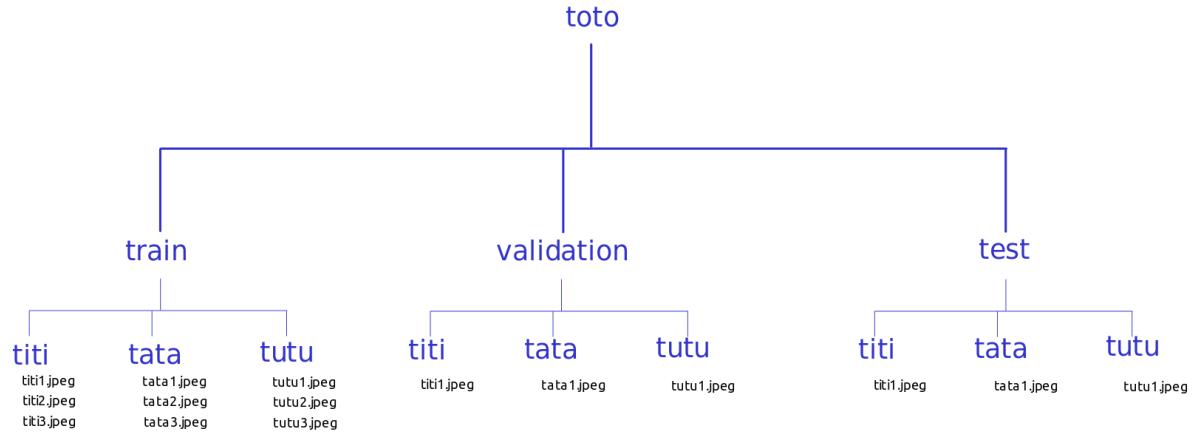


Figure 1: Arborescence de notre base de données

Dans ce schéma, titi, tata et toto représentent nos noms de classe. Ceux-ci seront en réalité par exemple "italie" ou bien "ameriquesud".

Ensuite, nous avons suivi au choix une des deux méthodes suivantes pour nommer nos images :

- Enregistrer directement chaque image avec le bon nom dans le bon répertoire ;
- Ou bien utiliser le script de renommage présent dans le répertoire GitHub.

Ainsi, les images sont renommées dans le cas de l'Italie "italie1.jpg", "italie2.jpg", etc.

## 4 Description de notre méthodologie pour partitionner les images en ensembles d'entraînement, de validation et de test

Compte-tenu de la relative faible quantité d'images dans la base, nous ne pouvons pas nous permettre d'avoir un trop faible pourcentage d'images de validation et de tests. Ainsi, nous avons fait un choix de 80/10/10% des images pour respectivement les images d'entraînement, de validation et de test. Cela correspond à environ 100 images pour la première catégorie, et 10 pour les 2 autres, et ce par classe considérée. En fonction des résultats obtenus lors de l'apprentissage, nous pourrons revoir ce chiffre (nombre d'image par classe) à la hausse.

## **5 Notre pronostic sur la complexité du sujet choisi et sur son issue**

D'après nos premières estimations, la reconnaissance de nos images risque d'être complexe. En effet, nous avons une dizaine de classes (11 exactement), mais celles-ci intègrent également des sous-classes qui ne sont pas explicitées. Par exemple, la classe Europe de l'est contient des saucisses ainsi que des röstis à parts égales. Cela va complexifier la tâche pour le réseau de neurones, qui ne va pas pouvoir se concentrer que sur un seul objet. Enfin, les photos de nourriture contenant souvent des assiettes, d'autres aliments, ou des quantités variables des aliments que l'on souhaite, ces contraintes risquent d'avoir un impact négatif sur nos résultats.

## **6 Script de chargement de notre base de données**

Pour charger notre base de données, nous allons nous servir du script fourni sur la page Moodle de la matière Apprentissage Profond. En effet, ce dernier permet de télécharger localement nos données via un `git clone`. On peut ensuite les labeliser et commencer à les manipuler.

**7 Quelques images de notre base de données... pour vous mettre en appétit**



Figure 2: Un burger d'Amérique du Nord



Figure 3: De l'idli d'Inde



Figure 4: Un taco d'Amérique centrale

## 8 Conclusion

Cette première étape nous a ainsi permis de définir les différentes classes qui vont être utilisées lors du processus de classification, de construire notre propre base de données et ainsi d'être davantage conscients de l'influence que la constitution de la base de données pourra avoir sur l'issue de ce projet. De plus, cela nous permet maintenant d'appréhender plus concrètement le développement de notre réseau de neurones, dans la mesure où nous connaissons désormais les images à traiter, leur nombre et les difficultés inhérentes à notre base de données.