**OscarNet: Using Transfer Learning to Calssify**

**Disposable Waste**

Le but de cet article est d’utiliser un « transfer learning » c’est-à-dire un « CNN network » pré-entraîné pour effectuer un tri de déchets en 7 catégories : catégories cardboard, glass, metal, papaer, plastic, trash and non-waste.

**Ensemble de données utilisées et les caractéristiques :**

**Les datasets :**

* Gary Thung and Mindy Yang datasets : contient 2527 images devisées en six catégories cardboard, glass, metal, papaer, plastic et trash.
* « Non-waste dataset » fabriqué par les auteurs à partir de deux autres datasets « PASCAL VOC 2012 » et « the Flowers dataset by Visual Geometry Group at the University of Oxford ».

**Caractéristiques :**

* Augmentation de la taille de dataset en utilisant des méthodes de découpage, rotation, zoom et de décalage.
* Les images de l'ensemble de données ont une résolution de 512 \* 384 et sont redimensionnées à 224 \* 224 \* 3 avant leur entrée sur le réseau.

**Méthodes et techniques :**

* Utilisation du « VGG19 network » avec des poids entraînés sur ImageNet qui a comme entrée des images RGB de dimension 224 \* 224 \* 3. VGG19 est composé de « convolutioonal-blocks » qui sont des couches « convolutional » suivies par des couches « max-pooling ».
* Supression des couches «FC classification » et la réformation de l’entree en 7 \* 7 \* 512 pour VGG19.
* Utilisation du « transfer network » qui est composé de 256 « Neuron Dense Fully-Connected » couche avec « ReLu activation », une couche « Dropout », une couche « Batch Normalization » et une couche sortie « Dense » avec « softmax activation ».
* Calculer la perte avec la fonction « categorical crossentropy » pendant la phase d’entrainement.
* Pendant le « backpropagation » on utilise « Adam optimizer » qui est capable de régler la vitesse à laquelle le reseau doit apprendre sur la période de leur entraînement.

**Résultats :**

* Un large « mini-batch » a mené à des meilleurs résultats dans une courte période (« epochs »).
* Un taux de « learning » plus élevé conduit un entrainement rapide mais plus variable.
* Les taux de « learning » entre 0.001 et 0.0001 renvoient des bons résultats.
* Pour epsilon la valeur idéale est 0.5 par contre la valeur 0 est utilisable.
* La précision de validation atteint était de 88.42%
* Les classifications des catégories trash et plastic étaient moins précis par rapport aux autres classes.
* Les deux catégories plastic et glasses se ressemblent en termes de la forme.
* La texture et les couleurs pour plastic et trash entaient similaires.
* En tenant compte de ces résultats, un moyen d’éviter ces ressemblances est d’utiliser « color-normalization augmentation ».