

# Projet Transboost

Luc Blassel, Romain Gautron

22 Mars 2018

# Le projet Transboost

- Transfer learning → réutiliser des modèles entraînés
- boosting → faire des prédictions fortes à partir de plusieurs prédicteurs faibles
- associer les deux

Succès dans la classification de séries temporelles incomplètes.  
Est-ce aussi efficace pour de la classification d'images avec des CNN ?

# Rappel sur le boosting

On part d'un ensemble de points pondérés :

- 1 on entraîne un classifieur faible
- 2 on sur-pondère les points mal classés
- 3 on sous-pondère les points bien classés
- 4 on calcul le poids  $\alpha_j$  du classifieur a partir de son erreur.

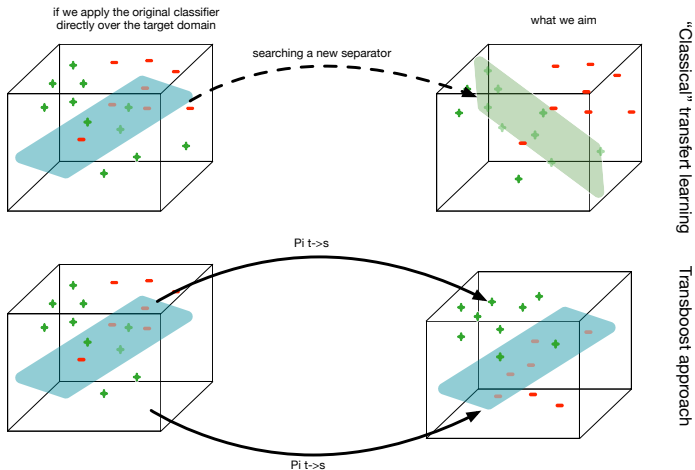
## Résultat :

On fait la combinaison linéaire des  $n$  classifieurs faibles pondérés avec les  $\alpha_j$

→ on obtient un classifieur fort

# Le principe derrière Transboost

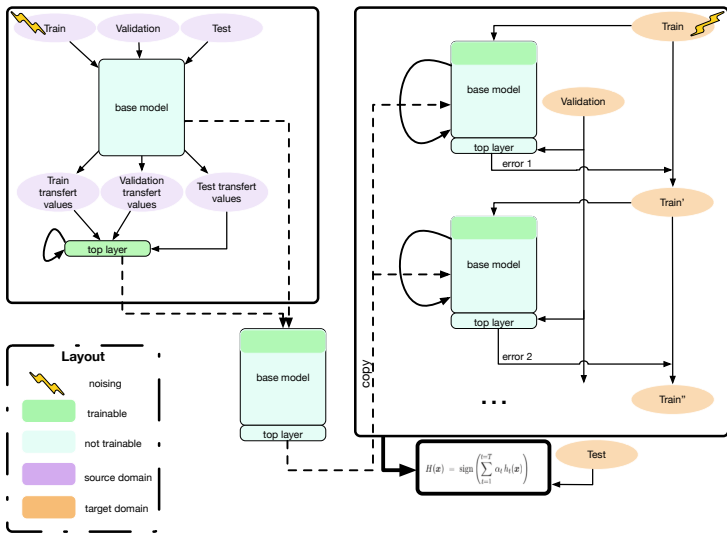
## Classical transfert learning VS Transboost



projection hamster  $\rightarrow$  lion



# Transboost et réseaux de neurones



# CIFAR 10

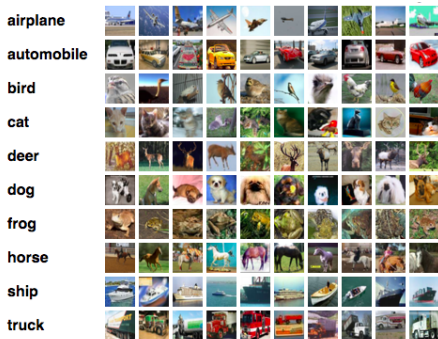


Figure 1 – CIFAR 10 dataset

- 60 000 images : 50 000 train + 10 000 test

# Xception

	Top-1 accuracy	Top-5 accuracy
<b>VGG-16</b>	0.715	0.901
<b>ResNet-152</b>	0.770	0.933
<b>Inception V3</b>	0.782	0.941
<b>Xception</b>	<b>0.790</b>	<b>0.945</b>

Figure 2 – Comparaison des modèles de bases sur ImageNet

Sans fine tuning

- 98.9 % de précision sur dog/truck
- 92.2 % sur deer/horse



# La machine



Figure 3 – Setup

- 8 coeurs
- 30 Go de RAM
- 12 Go de GPU

# Fonctionnement du programme (1)

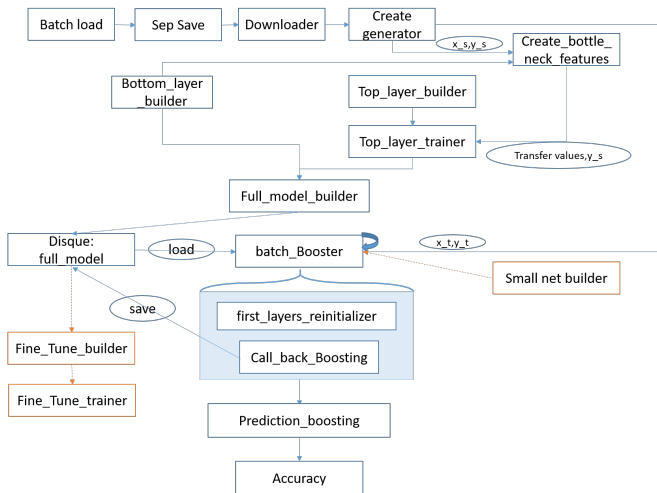


Figure 4 – Programme

## Fonctionnement du programme (2)

Listing 1 – Exemple de configuration

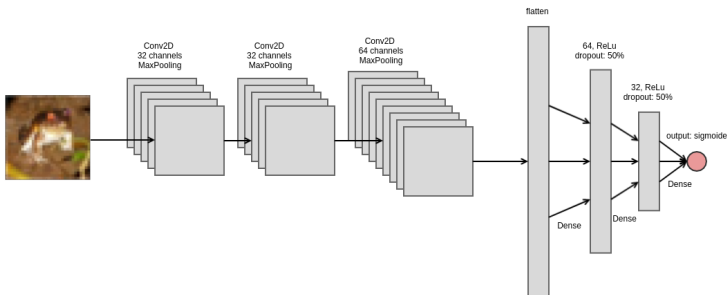
```
1 {  
2   "models_path" : "models",  
3   "models_weights_path" : "models_weights",  
4   "path_to_best_model" : "best_top_model.hdf5",  
5   "threshold" : 0.65,  
6   "proba_threshold" : 0.5,  
7   "transformation_ratio" : 0.05,  
8   "originalSize" : 32,  
9   "resizeFactor" : 5,  
10  "batch_size_source" : 10,  
11  "batch_size_target" : 10,  
12  "epochs_source" : 1000,  
13  "epochs_target" : 1000,  
14  "classes_source" : ["dog", "truck"],  
15  "classes_target" : ["deer", "horse"],  
16  "layerLimit" : 15,  
17  "times" : 1,  
18  "lr_source" : 0.0001,  
19  "lr_target" : 0.0001,  
20  "stop" : 3,  
21  "recompute_transfer_values" : false,  
22  "train_top_model" : false,  
23  "reinitialize_bottom_layers" : false,  
24  "bigNet" : true,  
25  "verbose" : true  
26 }
```

Figure 5 – Exemple de fichier de configuration

## Petit CNN

Apprentissage à partir de 0 directement sur le domaine cible dans le boosting → moins de back-propagation.

Nécessité d'utiliser un gros réseau ?



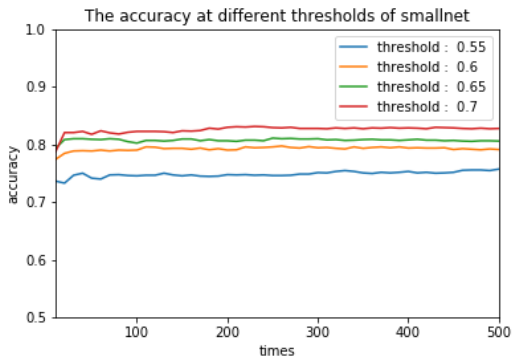


Figure 6 – Évolution de la précision de l'algorithme de Boosting avec des petits réseaux de convolution (sans transfert)

Plus le projecteur est fort, plus la précision augmente.  
L'algorithme de boosting a été correctement implémenté.

## Résultats de Transboost avec Xception

Précision à chaque étape de boosting .65 à 10 projecteurs → converge mais précision en test 51 % environ

Premier projecteur : 52 % environ sur le set de validation

↪ seuil .70 pour avoir au moins 55 % de précision en validation ?  
Ne converge pas en 4h

Divers configurations testées : classes, learning rate, optimiseur !!!

Influence des hyper-paramètres : recherche d'un optimum  
précision/coût calculatoire

- Influence de la force des projecteurs
- Influence du nombre de projecteurs
- Influence du nombre de blocs entraînés. (*Dans l'idéal on veut en modifier le moins possible pour atteindre au plus vite le seuil de précision*)

**Tensor Flow** : compliquée à modifier la structure du modèle ou geler certaines couches.

**Keras** : surcouche de Tensor Flow. Une syntaxe plus claire, des outils plus simples.



Machines physiques/virtuelles : Temps d'exécution très long (dizaine d'heures et même en jours). Erreurs de mémoire.

## problèmes de mémoire

Fonction *del* de python ne garantit pas la suppression immédiate de l'objet.

Même en forçant l'exécution du "*garbage collector*" du langage C (utilisé pour gérer la mémoire en Python), des modèles n'ont pas été entièrement supprimés.

⇒ Perturbation de l'entraînement de nouveaux modèles.

## Solution :

- Enregistrer les modèles (architecture et poids) sur le disque dur de la machine avec des fonctions de Keras.
- Utiliser la fonction `k.clear_session()` pour effacer tous les objets de la session.
- Créer un réseau chaque fois à partir de l'architecture sauvée et d'y charger les poids du modèle pour l'entraîner.

## Inconvenient

temps d'accès beaucoup plus long du disque dur par rapport a la mémoire vive. (*malgré tout très petit par rapport au temps d'entraînement*)

- La méthode Transboost est séduisante sur les séries temporelles
- Le boosting marche avec le petit CNN (sans transfert)
- Échec avec transfert & gros CNN. Y a-t-il déstabilisation des couches de bas niveau ?
- Challenge : Nécessité de capacité de calcul importante pour parcourir le réseau de convolution de base.
- le boosting pourrait peut-être marcher avec du transfer learning classique.

# Bibliographie

- [1] Francois Chollet. Building powerful image classification models using very little data, 2016.
- [2] Murena P.A. Olivier R. Cornuejols A., Akkoyunlu S. Transfer learning by boosting projections from the target domain to the source domain.
- [3] Yoav Freund and Robert E. Schapire. A decision-theoretic generalization of on-line learning and an application to boosting. *Journal of computer and system sciences*, 55 :119–139, 1997.