Développement de réseau de neurones pour la détection de mangues sous environnement mobile

Encadré par:

BORIANNE Philippe (UMR Amap)
FAYE Emile (UPR HortSys)

Présentation personnelle

- Nom : Ayoub NACHITE
- Parcours : Titulaire d'un Bac Sciences et Technologies Electriques et d'une **Licence Electronique , Electrotechnique et Automatique (EEA).**
- Formation actuelle : Master 2 EEA , Spécialité Systèmes Electroniques Intégrés **(SEI).**
- Modalités du Stage : durée de **6 mois** (du 3 Mars au 31 Aout 2020) / En présentiel jusqu'à 13 Mars / **Télétravail à partir du 16 Mars**.

LIRMM

UNIVERSITÉ DE MONTPELLIER

DEPARTEMENT D'ENSEIGNEMENT EEA ELECTRONIQUE - ELECTROTECHNIQUE - AUTOMATIQUE

cirad SOWIT orange™

Présentation du stage

Contexte Applicatif

- **Comptage** de mangues à partir des photos .
- Utilisation de **Réseaux de Neurones** .
- **Embarquement** de la solution sur dispositif mobile

cirad SOWIT orange™

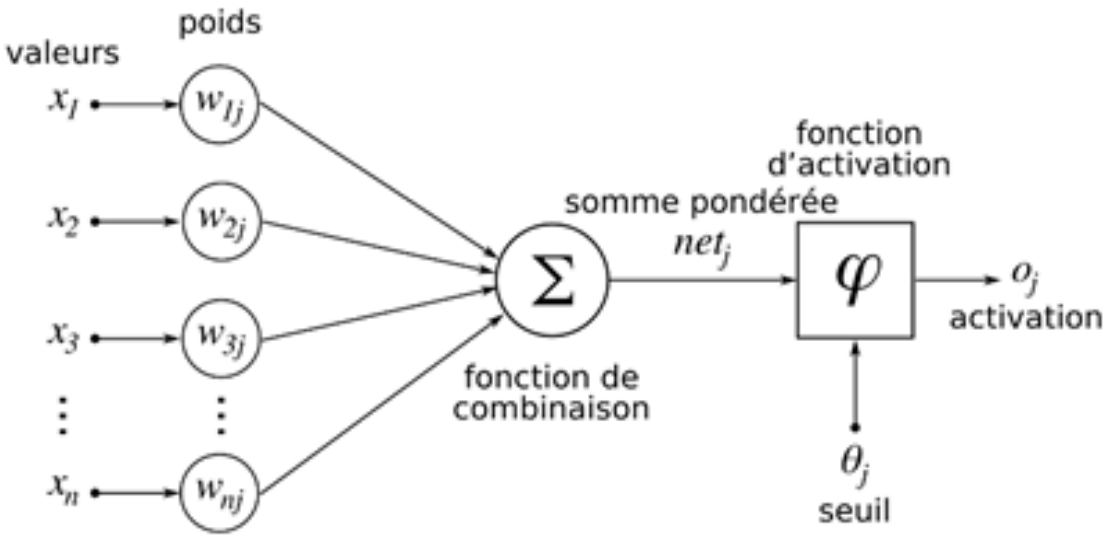
Rappels

Classification de données

- **Machine Learning** = classification par apprentissage le plus souvent **supervisé AVEC** descripteurs et **de classifieurs** explicites
- **Deep Learning** = méthodes d'apprentissage automatique permettant de modéliser avec un haut niveau d'abstraction des données ou des processus complexes grâce à des réseaux de transformations non linéaires = classification par apprentissage **supervisé SANS** descripteurs et classifieurs explicites

Rappels

- Le perceptron (1957 – Frank Rosenblatt)



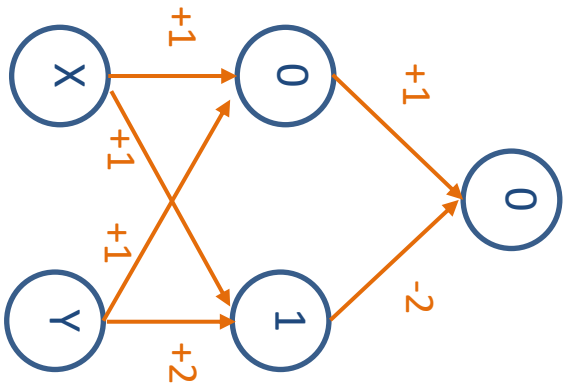
- *des variables d'entrée*
- *des poids « de **prédiction** »*
- *une **fonction de combinaison** (linéaire ou non linéaire) pour réduire les variables*
- *Une **fonction seuil** pour activer ou désactiver le neurone*

cirad SOWIT orange™

Rappels

- Le perceptron multicouches

- Exemple : Fonction XOR

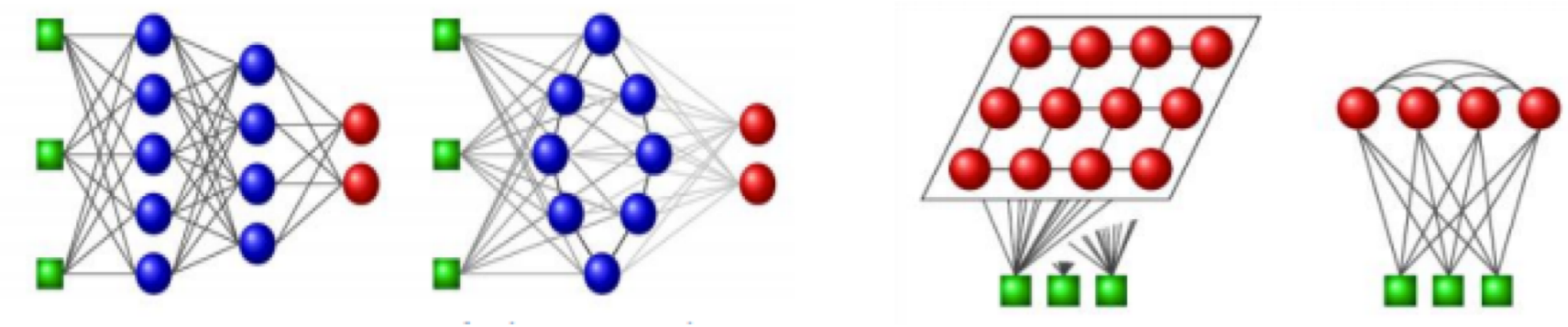


X	Y	Out_0	Out_1	OUT
0	0	0	0	0
1	0	1	0	1
0	1	1	0	1
1	1	1	1	0

- Activation du Neurone (=1) uniquement si la somme des **valeurs pondérées** par le poids donné sur les arcs est **supérieure au seuil porté** par le Neurone

Rappels

- Un Réseau de Neurones Artificiels **(RNA**) est un empilement de **Neurones Pondérés** permettant de simuler n'importe quel **descripteur**.
- Tout **RNA** est caractérisé par une **architecture spécifique** et une **pondération de liasons** entre ses Neurones.



- **L'apprentissage** est l'étape clé de chaque RNA .

cirad SOWIT orange™

Rappels

Grands Réseaux de Neurones Convolutifs(CNN)

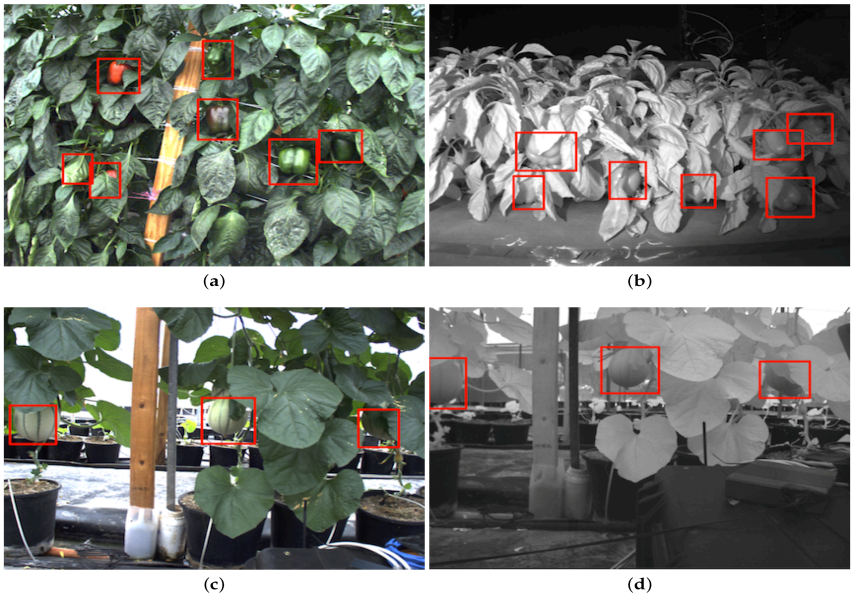
- Les **CNN** font partie de la classe des **RNA profonds** (multiples couches entre la couche d'entrée et celle de sortie).
- Efficacité pour les applications de **détection d'objets**.
- **R-CNN , Fast R-CNN , Faster R-CNN et YOLO** sont les principaux CNN utilisés pour la détection d'objets .

Etude Bibliographique

Faster R-CNN appliqué aux fruits

- Une grande partie des travaux réalisés sur la **détection de fruits (pommes, mangues, etc.)** par apprentissage automatique utilisent le réseau **Faster-R-CNN (80 à 95% précision**):

- *Sa, I., Ge, Z., Dayoub, F., Upcroft, B., Perez, T., and McCool, C.(2016). Deepfruits: A fruit detection system using deep neural networks. Sensors, 16(8), 1222.*
- *Koirala, T., Walsh , K.B., Wang, Z., McCarthy, C.(2019). Deep learning – Method overview and review of use for fruit detection and yield estimation ,162,219–234.*



cirad SOWIT orange™

Etude Bibliographique

Faster R-CNN appliqué aux fruits

- Les **R-CNN** sont concurrencés par le **Réseau YOLO** pour la détection des fruits:
- *(Koirala, A Walsh KB, Wang Z & McCarthy C (2019) Deep learning for real time fruit detection and orchad fruit load estimation: benchmarking of mangoYolo, precision agriculture, 20(6), 1107-1135). (YOLO/ 96% de précision)*
- *Yunong Tian, Guodong Yang, Zhe Wang,Hao Wang, En Li, Zize Liang (2019). Apple detection during different growth stages in orchards using the improved YOLOV3 model.*

Honey Gold; Orchard D

R2E2; Orchard E

cirad SOWIT orange™

Etude Bibliographique

Embarquement sur Smartphone

- La Version **Tiny** du Réseau Yolo est la mieux adaptée pour **l'embarquement sur Smartphone**:

- *Alsing O (2018). Mobile Object Detection using TensorFlow Lite and Transfer Learning. Master in Computer Science, KTH Royal Institute of Technology.*

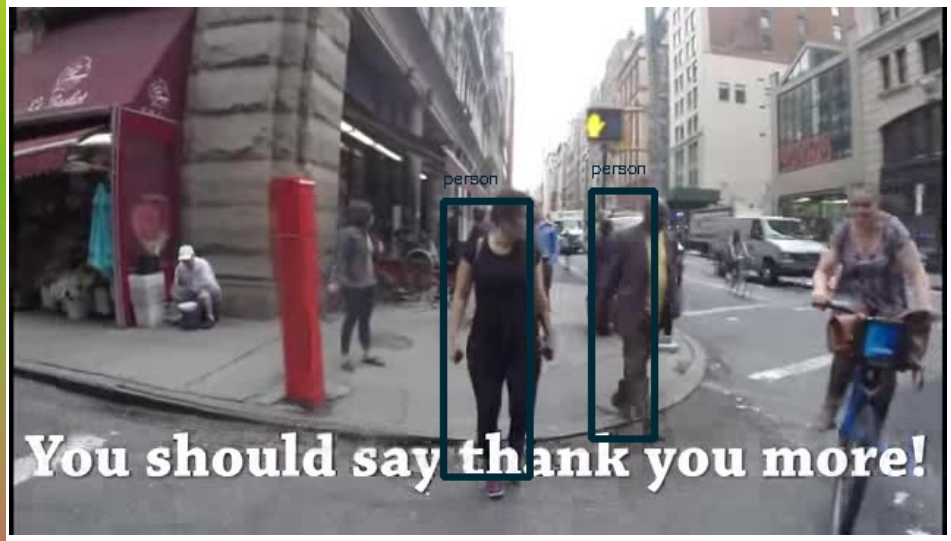
- *Muthu N (2019). Real-Time Object Detection with Flutter, TensorFlow Lite and Yolo*

cirad SOWIT orange™

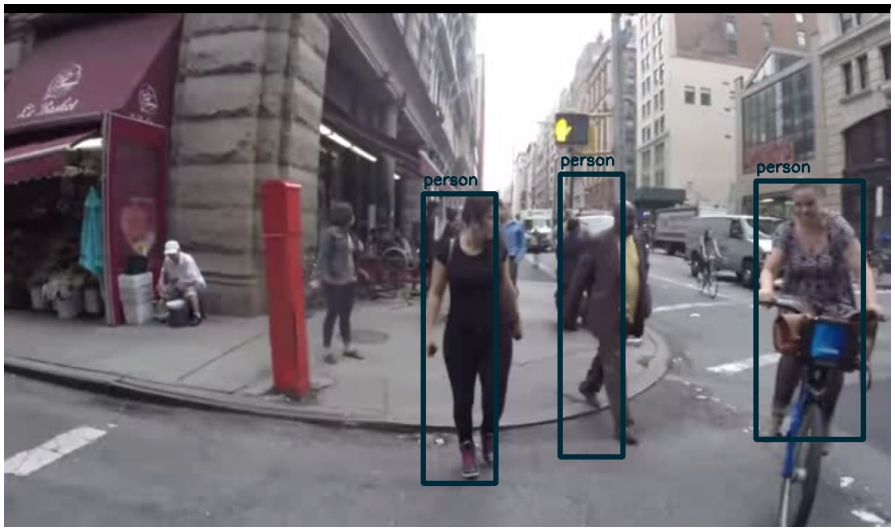
YOLO

- Plus **rapide** que le Faster R-CNN.
- Une architecture lui permettant de faire **la classification et la détection en même temps**
- **Sensibilités** au rapport **ratio/image** durant la détection:

640 × 360



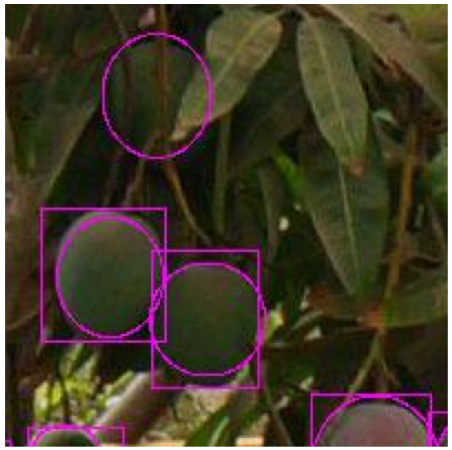
1173 × 690



cirad SOWIT orange™

YOLO

- Importance de l’annotation .



- Une erreur d’annotation pénalise le Réseau.

cirad SOWIT orange™

Validation

- Quantification écart prédiction / annotations expertes.

LOSS

- Utilisation de **la régression linéaire** par Yolo pour calculer la **Loss**.
- 3 composants : positionnement de la boite / identification /classification

$$\lambda_{\text{coord}} \sum_{i=0}^{S^2} \sum_{j=0}^{B} \mathbb{1}_{ij}^{\text{obj}} \left[(x_i - \hat{x}_i)^2 + (y_i - \hat{y}_i)^2 \right]$$

$$+ \lambda_{\text{coord}} \sum_{i=0}^{S^2} \sum_{j=0}^{B} \mathbb{1}_{ij}^{\text{obj}} \left[\left(\sqrt{w_i} - \sqrt{\hat{w}_i} \right)^2 + \left(\sqrt{h_i} - \sqrt{\hat{h}_i} \right)^2 \right]$$

$$+ \sum_{i=0}^{S^2} \sum_{j=0}^{B} \mathbb{1}_{ij}^{\text{obj}} \left(C_i - \hat{C}_i \right)^2$$

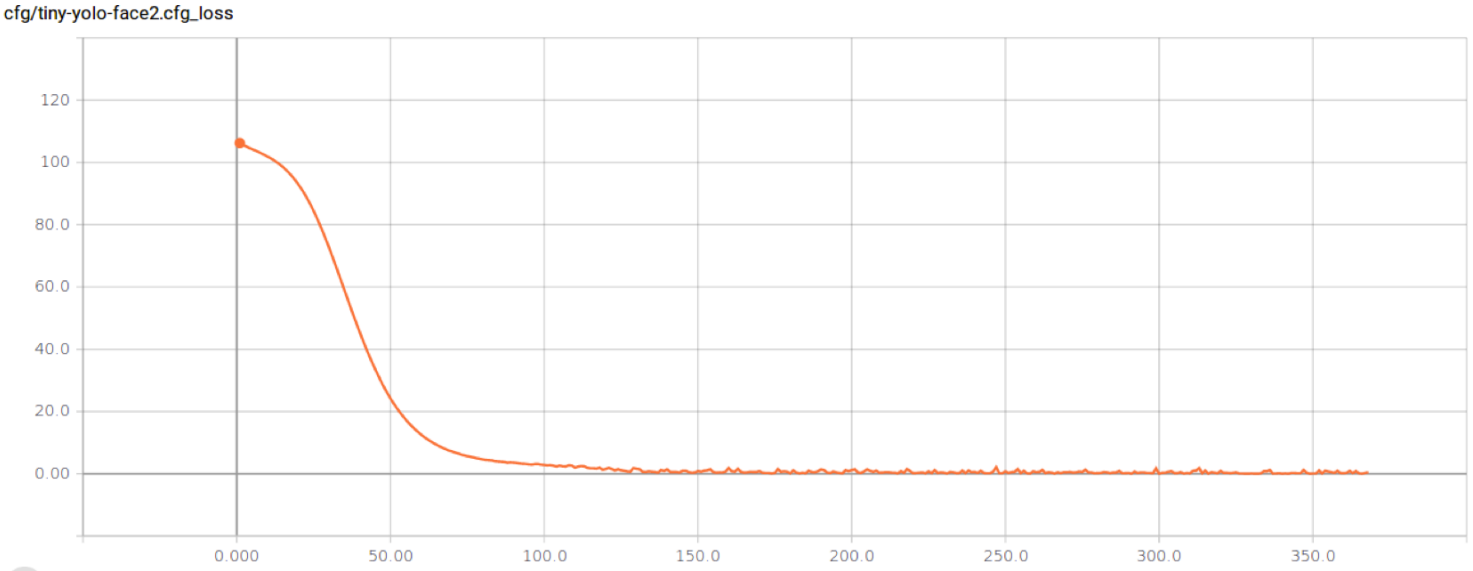
$$+ \lambda_{\text{noobj}} \sum_{i=0}^{S^2} \sum_{j=0}^{B} \mathbb{1}_{ij}^{\text{noobj}} \left(C_i - \hat{C}_i \right)^2$$

$$+ \sum_{i=0}^{S^2} \mathbb{1}_{i}^{\text{obj}} \sum_{c \in \text{classes}} \left(p_i(c) - \hat{p}_i(c) \right)^2$$

cirad SOWIT orange™

Validation

- Exemple de Loss **d**'un **Tiny Yolo** :



- Nécessité d'indicateur travaillant sur les objets / nature des erreurs.
- Introduction du F1 score.

cirad SOWIT orange™

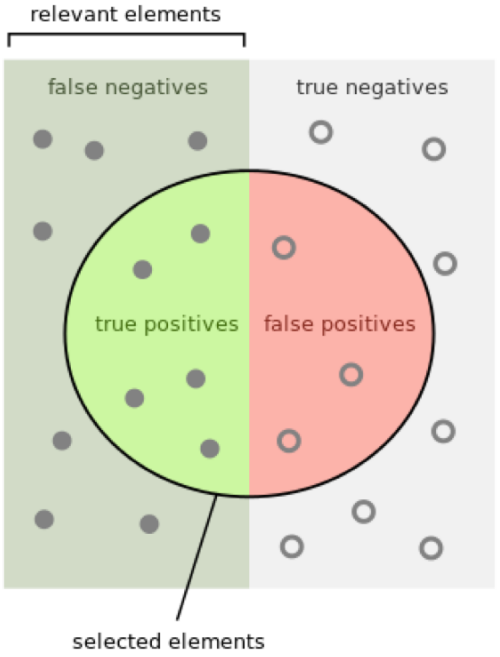
Validation

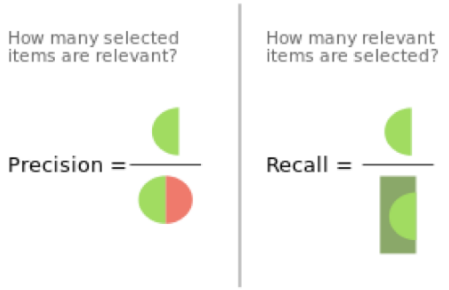
F1 score

$$F_1 = 2 * \frac{precision * recall}{precision + recall}$$

$$recall = \frac{TP}{TP + FN}$$

$$precision = \frac{TP}{TP + FP}$$





cirad SOWIT orange™

Validation

- Utilisation de scripts **python** dédiés à la validation

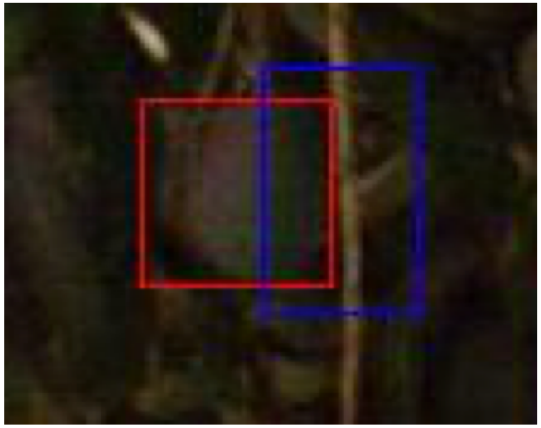
IOU

- Evaluation de chaque combinaison de boites prédictions / annotations.
- Mise en place d'un seuil (généralement 0,5).

Bonne prédiction

excellente prédiction

mauvaise prédicition



cirad SOWIT orange™

Stage

Questions clé

Applicatif

- Sensibilité du Réseau /**variétés** des mangues / **locations géographiques** ?

BDH

KENT

KEITT

Technique

- **Impact de l'embarquement** sur le Réseau?

cirad SOWIT orange™

Stage

Etapes clé

- **Déploiement** du Tiny Yolo sur poste fixe.
- Comparaison **Tiny Yolo** / **Faster R-CNN**.
- Portage sur **environnement mobile**.
- Travail sur la **stratégie** d'apprentissage .
- **Amélioration** des résultats de Yolo .

cirad SOWIT orange™

Données

- Environ **10000 annotations** de mangues.
- **Hétérogénéité du contenu** (taille , stade de développement des fruits).
- Jeu de données **Sénégal** / **3 variétés** de Mangues :

BOUCODIEKHALE

KENT

KEITT

cirad SOWIT orange™

Données

- Hétérogénéité du contexte (Cote d'ivoire / Sénégal):

Cote d'ivoire

Sénégal

Données

- Groupes de données annotées / **Apprentissage**.
- Jeu d'entrainement :

  - **Mono variétal** (KENT) / **1601** Annotations.
- Jeu de Validation

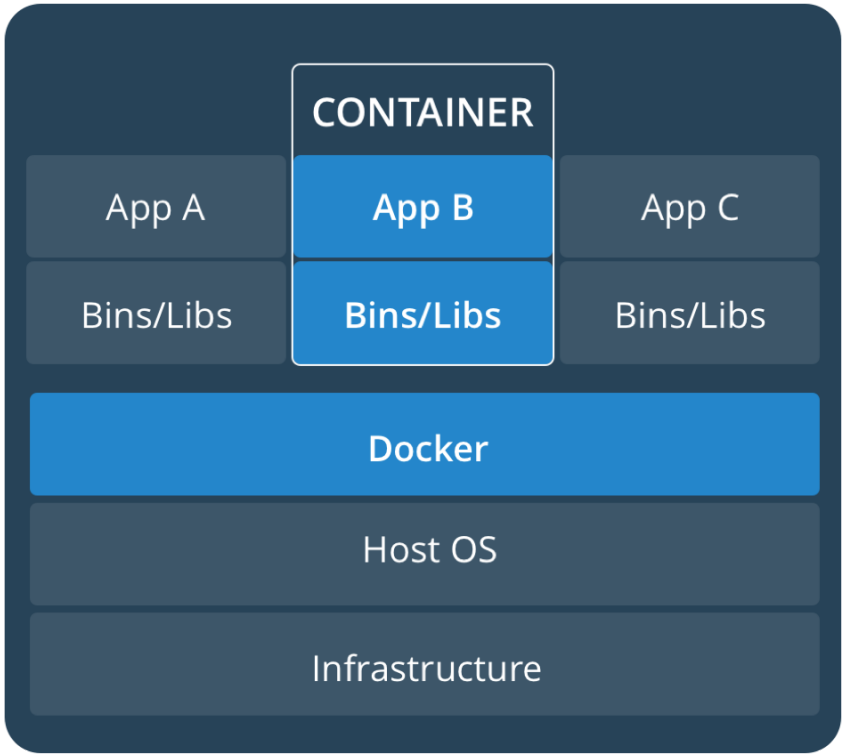
  - **Multi variétal** (BDH / KEITT /KENT) / **1195** Annotations .
- **Validation croisée / Stablilité** du Réseau**.**

cirad SOWIT orange™

Déploiement

Conteunirisation

- **Docker** / **Machine virtuelle** / accès aux **composantes physiques** du matériel.



cirad SOWIT orange™

Déploiement

Avantges

- Boite **hermétique** / **Sécurité** de la machine **hôte.**
- **Transportabilité**

Incovénients

- **Compatibilité noyau** Linux hôte / Conteneurs**.**
- **Compatibilité** versions **Docker.**

Déploiement

- Utilisation de **Darkflow :**

- Darknet : **Implémentation** originale de Yolo **(Cuda/C)** .
- Darkflow : Version traduite de Darknet en **TensorFlow.**
- TensorFlow : Outil **apprentissage automatique /Google.**

cirad SOWIT orange™

L’entrainement

- Choix du **Fine-Tuning** / **From Scratch** .
- Pré entrainement / exemple **Pascal Voc** base de données (**9963 images** / **24640 annotations** /**20 classes**).
- From Scratch / **grand cout** / nécessité d’une **grande quantité** d’images et d’annotations

L’entrainement

Fine-Tuning

- Nécessité de **découper** les images **en tuiles** (500 x 500).
- **Epochs** : Nombre de fois que le Réseau **va voir** les données.
- Entrainement de **1456 epochs**.

Validation des résultats et Comparaison

- **F1 score** entre Tiny Yolo et Faster R-CNN:

F1 score	Tiny YOLO	Faster R-CNN
Jeu de données	0,93	0,91
Jeu de Test	0,46	0,85

cirad SOWIT orange™

Validation des résultats et Comparaison

- **Prédictions** entre Tiny Yolo et Faster R-CNN:

Faster R-CNN

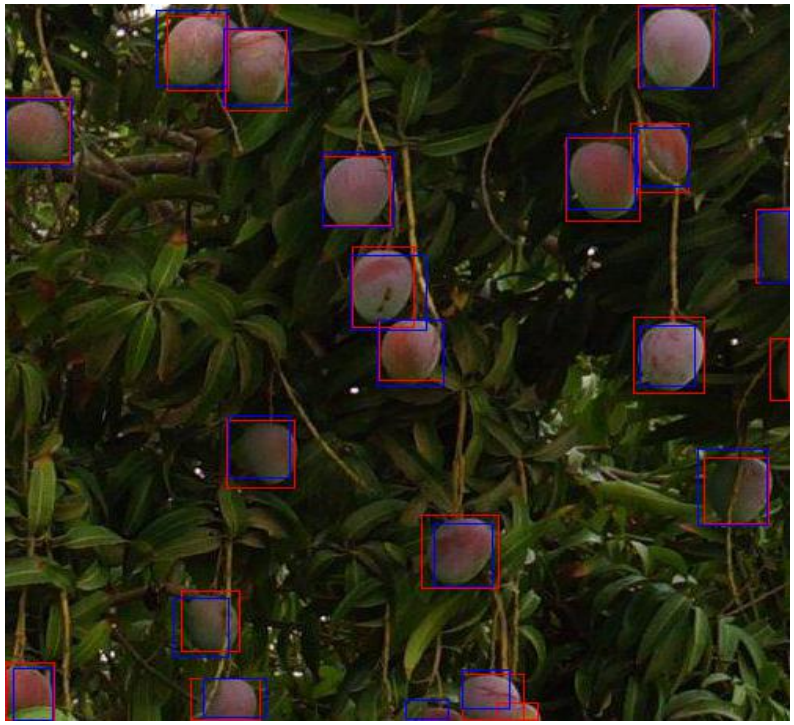
Tiny YOLO

cirad SOWIT orange™

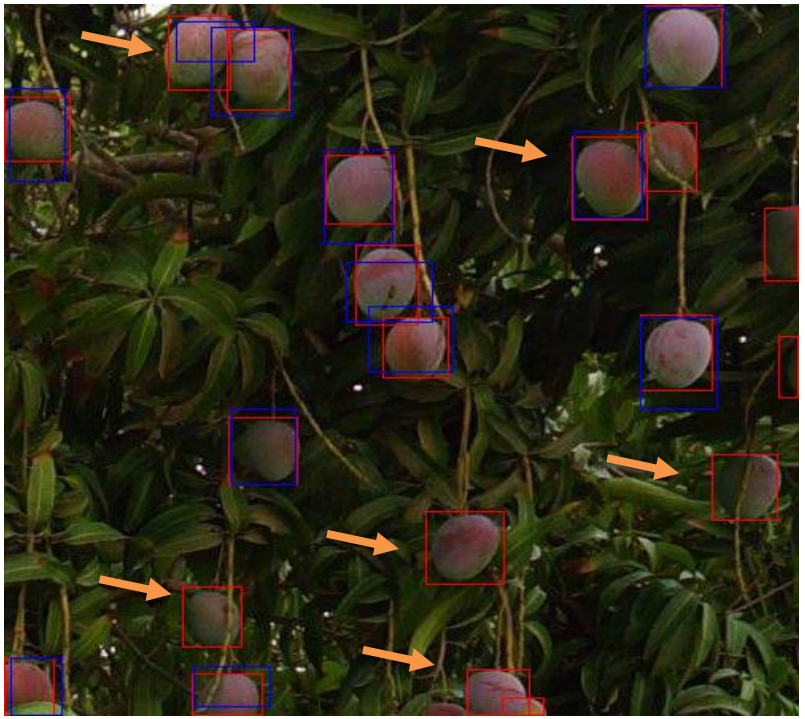
Validation des résultats et Comparaison

- **Prédictions** entre Tiny Yolo et Faster R-CNN:

Faster R-CNN



Tiny YOLO



cirad SOWIT orange™

Embarquement

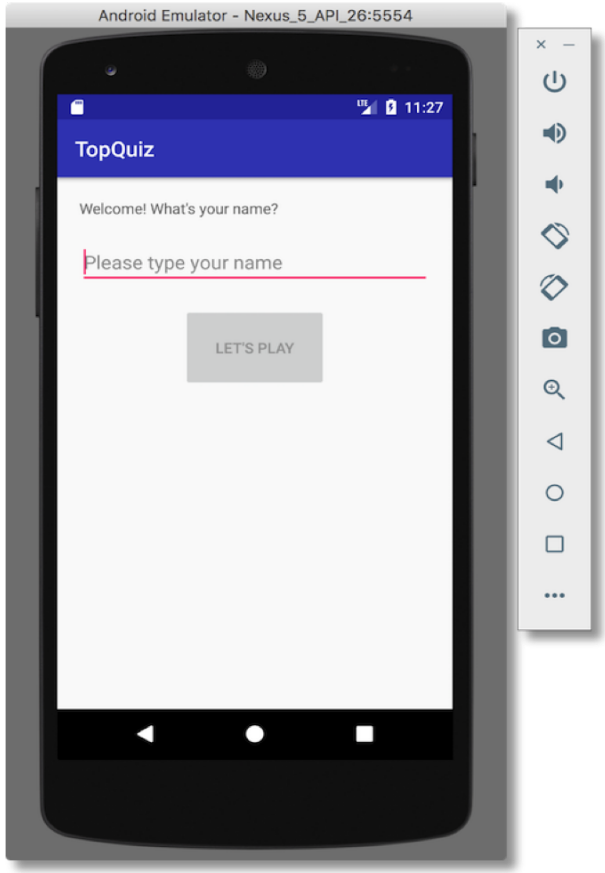
- **TensorFlow Lite** / Conversion **des fichiers de poids**.
- **Embarquement** sur Smartphone via **Android Studio**.

cirad SOWIT orange™

Embarquement

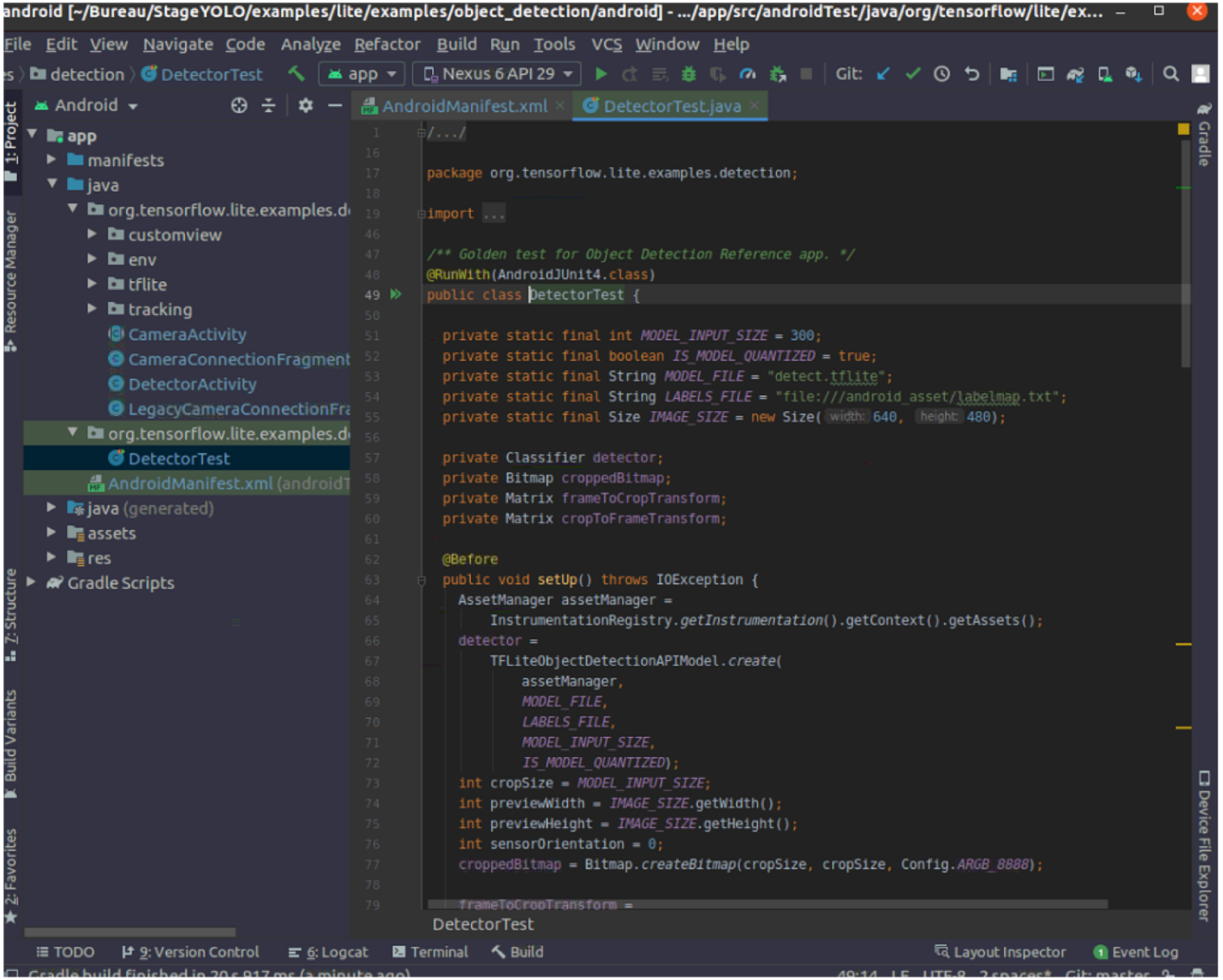
- Embarquement sur les **Emulateurs** Android studio.
- Embarquement sur **Huawei Mate 20 Lite / Xiaomi MI8.**
- Points de blocage :

- **Instabilité** de la Machine / Android studio.
- **Limites** des Émulateurs.
- **Pré et Post Traitement** images .



cirad SOWIT orange™

Embarquement



cirad SOWIT orange™

Prévisionnel

- Embarquement sur **Smartphone** / Etude des **performance**s.
- Analyse des **Specs** / **Energie consommée** / Smartphones .
- Test de la **sensibilité** du Réseau / **diversification** des jeux de données (BDH / KEITT).
- Inclusion du jeu de données **Cote d'ivoire**.
- Entrainement **from scratch** / **Images réduites**.

cirad SOWIT orange™

Conclusion

- Leger retard sur **l'embarquement**.
- Quelques **interrogations** sur les performances.
- De nombreuses **expérimentations** à réaliser .

cirad SOWIT orange™