

# Spot Ramy

## Membres de l'équipe

- Choukrane Yasmine
  - Djedjig Nada
  - Khadir Amina
  - Herkat Wifak

## Table des matières

<b>1. Contexte et problématique.....</b>	<b>1</b>
a. Sous problématique 1: Un processus manuel lent et peu fiable:.....	2
b. Sous-problématique 2 : Une couverture limitée des points de vente:.....	2
<b>2. Solution proposée.....</b>	<b>3</b>
a. Description de la solution.....	3
b. Architecture de la solution.....	4
<b>3. Implémentation de la solution.....</b>	<b>6</b>
a. Partie IA.....	6
i. Prétraitement des données.....	6
ii. Architecture du modèle IA.....	6
iii. Résultat obtenus:.....	7
b. Partie développement mobile.....	7
<b>Future Vision.....</b>	<b>7</b>

# 1. Contexte et problématique

Dans un marché où la concurrence entre marques est intense, l'emplacement et la visibilité des produits en rayon influencent directement les ventes. Pour la marque Ramy, spécialisée dans les boissons, il est crucial d'assurer une présence optimale en magasin par rapport aux concurrents.

Actuellement, l'évaluation de la part de linéaire (proportion d'espace occupée par une marque en rayon) repose sur des visites physiques effectuées par des merchandisers. Ceux-ci doivent compter manuellement les produits et estimer approximativement l'espace occupé. Cependant, cette approche présente plusieurs limites :

- Processus long et coûteux
- Manque de précision
- Faible couverture des magasins.

Ainsi, nous identifions deux sous-problématiques principales :

## a. Sous problématique 1: Un processus manuel lent et peu fiable:

Le comptage manuel des produits en rayon est un processus long et sujet à erreur. En moyenne, un merchandiser prend entre 1h30 et 2h pour analyser un seul magasin, ce qui ralentit considérablement la collecte des données et limite la réactivité des décisions commerciales.

Les principales limites de cette méthode sont :

- Temps excessif par magasin : Moins de points de vente analysés par jour.
- Erreurs humaines : Risque de comptage incorrect, subjectivité dans l'évaluation de la part de linéaire.
- Faible standardisation : Chaque merchandiser peut avoir une approche différente, entraînant un manque de cohérence dans les analyses.

d'où est née la première problématique Comment accélérer le processus tout en améliorant la fiabilité et le champ de produits couverts par le merchandiser ?

## b. Sous-problématique 2 : Une couverture limitée des points de vente:

Le temps nécessaire à l'analyse d'un magasin entraîne une couverture restreinte du marché, les merchandisers ne pouvant visiter qu'un nombre limité de magasins par jour. De plus, les efforts se concentrent principalement sur les grandes surfaces et supermarchés, laissant de côté les petits points de vente

comme les supérettes de quartier, qui constituent pourtant une part importante du réseau de distribution. Les principaux enjeux sont :

- Faible représentativité des données : Analyse biaisée si seuls les grands magasins sont pris en compte.
- Manque de visibilité sur les petits commerces : Opportunités perdues d'optimiser la distribution des produits Ramy.
- Difficulté d'expansion des visites : Plus de points de vente nécessitent plus de ressources humaines.

D'où notre seconde problématique, Comment élargir le nombre de points de vente analysés par les merchandisers et s'assurer de couvrir même les petits commerces comme les supérettes de quartier ?

## 2. Solution proposée

### a. Description de la solution

Notre solution repose sur trois fonctionnalités principales qui permettent d'automatiser et d'optimiser le merchandising des produits Ramy en magasin :

1. **Détection et comptage des produits en rayon:** afin d'automatiser l'identification des produits Ramy en magasin et fournir une analyse en temps réel du placement des produits.

Le merchandiser sélectionne son emplacement dans le magasin et prend une photo d'un rayon à l'aide de l'application mobile. L'image est envoyée à un serveur backend où elle est analysée. Ensuite grâce à notre modèle de vision par ordinateur les produits présent sur l'image sont détectés, classifiés et enfin le nombre de chaque produit détecté est comptabilisé et enregistré dans une base de données et envoyés à un dashboard où les responsables peuvent voir la répartition des produits en magasin et nombre de produits présents dans chaque rayon

2. **Système de récompenses basé sur le crowdsourcing:** afin d'encourager les consommateurs à prendre des photos des rayons contenant des produits Ramy pour enrichir la base de données et améliorer le suivi du merchandising.

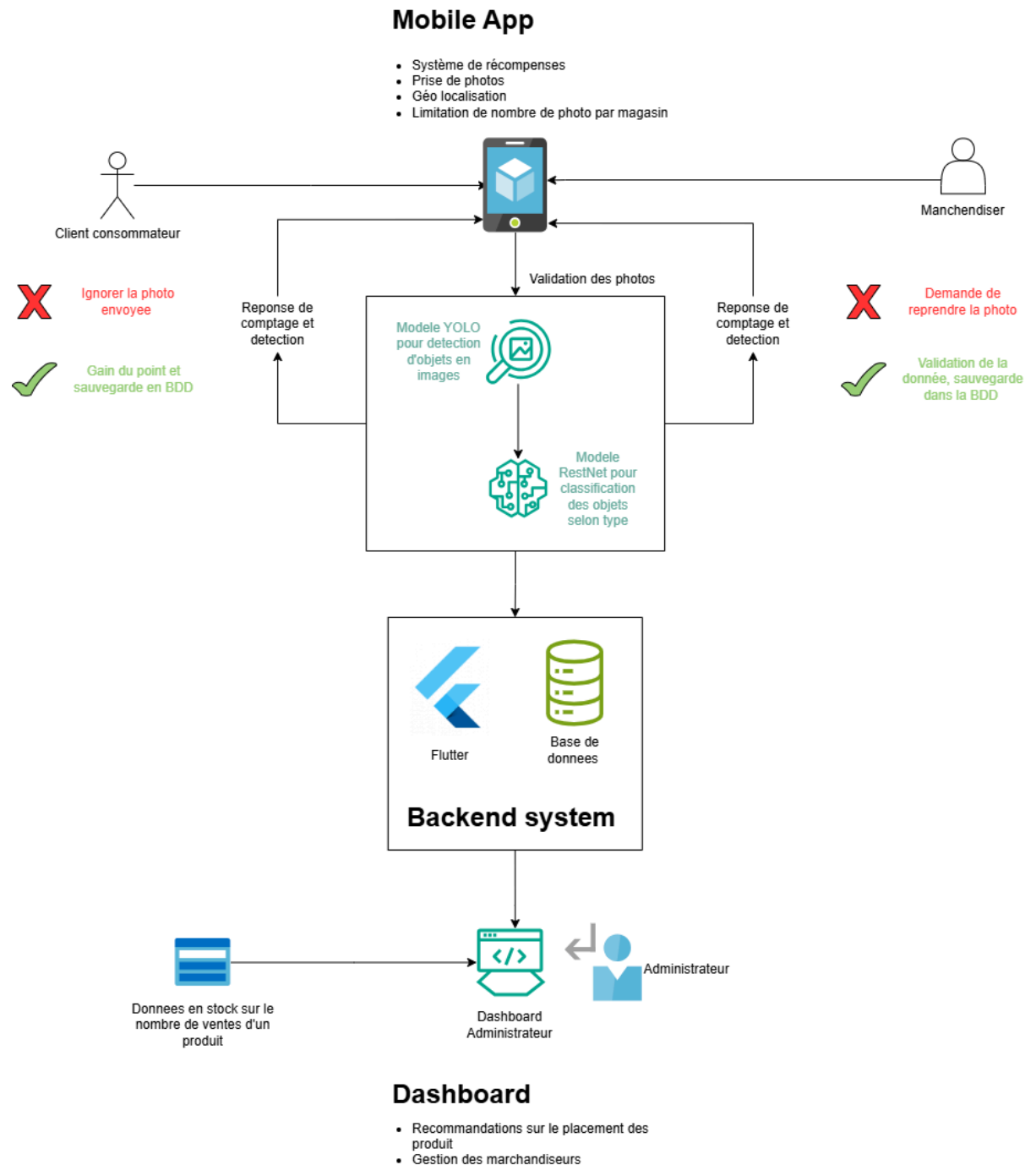
Le consommateur ouvre l'application et prend une photo d'un rayon contenant des produits Ramy. L'image est analysée automatiquement par l'IA pour vérifier si elle est exploitable. (la photo est acceptée si au moins un produit est détecté). Une photo valide rapporte 1 point par semaine (une seule photo par semaine est prise en compte). Pour être éligible à la tombola annuelle, l'utilisateur doit avoir au moins 5

semaines consécutives de participation. (plus il cumule des semaines, plus son nom apparaîtra dans la tombola. À la fin de l'année, un tirage au sort est effectué pour attribuer des récompenses aux participants (bons d'achat, cadeaux, réductions).

3. **Analyse et génération de recommandations de merchandising:** afin d'améliorer la disposition des produits Ramy dans les magasins en se basant sur les données collectées.

Les informations de placement et fréquence d'apparition des produits dans les rayons en fonction des images soumises sont enregistrées et croisées avec les données de ventes afin de suggérer de nouveaux emplacements optimisés en fonction des performances et comparer entre les magasins pour voir lesquels appliquent les meilleures stratégies de merchandising.

## b. Architecture de la solution



L'architecture du système repose sur une combinaison d'intelligence artificielle et de développement mobile et web. Elle est divisée en trois parties : la capture et l'envoi des images via l'application mobile, le traitement des images et l'analyse par l'IA sur un backend cloud, ainsi que le stockage et la visualisation des données sur un dashboard web.

L'application mobile, disponible sur Android et iOS, permet aux marchandiseurs et consommateurs de capturer des photos des rayons et de les envoyer via une API REST à notre

serveur backend. Un serveur d'API, développé avec Flask, est chargé de vérifier l'authenticité et la qualité des images grâce au module d'intelligence artificielle pour analyse.

Le traitement des images et l'analyse IA sont réalisés sur un module dédié, déployé sur notre serveur backend. Ce module effectue un prétraitement des images, comprenant la réduction du bruit, la normalisation et la correction des couleurs, avant d'appliquer la détection des produits via YOLO. Une fois les objets détectés, un modèle de classification basé sur un réseau de neurones convolutifs est utilisé pour identifier chaque produit avec précision. Les résultats de l'analyse sont ensuite stockés dans une base de données MongoDB, contenant à la fois les images validées et les données de comptage des produits, ainsi que les participations au programme de récompenses.

Le stockage et la visualisation des données se font à travers un dashboard web développé en React, qui permet aux responsables de Ramy de suivre les statistiques en temps réel. Ce dashboard affiche notamment la répartition des produits en magasin, différentes statistiques sur les points de vente et les recommandations d'optimisation. Un système de notifications et d'alertes est également intégré pour informer les responsables merchandising lorsqu'un produit est en rupture de stock ou mal positionné.

En résumé, l'application mobile capture les images et les envoie au serveur, où elles sont validées par l'IA. Le module IA détecte, classe et compte les produits, puis stocke les résultats dans une base de données exploitée par un dashboard web pour fournir des insights et améliorer le merchandising. Cette architecture distribuée et scalable repose sur la vision par ordinateur, l'analyse de données et la participation des consommateurs. En automatisant le merchandising, notre solution permet de réduire le temps et les coûts liés au comptage des produits, d'améliorer la visibilité des produits en fournissant des recommandations basées sur l'IA, et d'impliquer les consommateurs dans l'optimisation du merchandising grâce au programme de récompenses. Ce système représente une véritable valeur ajoutée pour Ramy en optimisant l'organisation des produits en magasin et en renforçant leur attractivité auprès des clients.

### 3. Implémentation de la solution

Dans cette section, on va expliquer comment on a implémenté la solution présentée. On se suffira donc de présenter ce qui a été fait pour démontrer la faisabilité de la solution c'est à dire the proof of concept.

#### a. Partie IA

L'implémentation de l'intelligence artificielle repose sur deux modèles complémentaires permettant d'automatiser l'analyse des produits Ramy en magasin. Le premier modèle, basé sur YOLOv8, est utilisé pour détecter les produits présents sur une image de rayon. Ensuite, un modèle de classification,

basé sur ResNet18, est utilisé pour attribuer chaque produit détecté à une catégorie spécifique (canette Ramy, bouteille Ramy, pack Ramy, etc.). Cette approche en deux étapes garantit une détection rapide et précise ainsi qu'une classification robuste des produits

## i. Prétraitement des données

- **Collecte des images des produits concurrents:** Afin d'améliorer la robustesse du modèle de classification et permettre la segmentation concurrentielle, nous avons effectué du web scraping pour récupérer automatiquement des images de produits concurrents. Cette phase a permis d'enrichir notre dataset avec des produits similaires provenant d'autres marques (Rouiba), facilitant ainsi la distinction entre les différentes catégories.
- **Prétraitement des images** Une fois collectées, les images ont été soumises à un pipeline de prétraitement afin d'optimiser leur qualité et de faciliter leur traitement par les modèles. Ce prétraitement comprend : Redimensionnement des images en 224x224 pixels pour assurer une uniformité dans l'apprentissage, Normalisation des couleurs en appliquant la transformation  $\text{mean} = [0.485, 0.456, 0.406]$  et  $\text{std} = [0.229, 0.224, 0.225]$ , conformément aux modèles pré-entraînés sur ImageNet, Suppression du bruit et amélioration du contraste pour faciliter la reconnaissance des caractéristiques des produits. Augmentation des données (rotation, zoom, flipping horizontal) afin de renforcer la capacité du modèle à généraliser.
- **Division des données:** les images sont divisées en deux ensemble un pour le training et un autre pour la validation
  - Ces prétraitements ont été effectués sur les données d'entraînement de classification. pour la détection on a utilisé un modèle pré-entraîner donc pas besoin de données d'entraînement.

## ii. Architecture du modèle IA

La première étape de l'IA repose sur YOLOv8, un modèle de détection d'objets en temps réel. Son rôle est de localiser les produits sur une image de rayon et d'extraire les régions contenant des articles à analyser.

- **Pipeline du modèle YOLOv8 :**
  - Entrée : Une image de rayon est envoyée au modèle.

- Détection des objets : YOLOv8 identifie les produits présents et génère des bounding boxes.
- Extraction des produits détectés : Chaque région contenant un produit est découpée et sauvegardée dans un dossier dédié pour être analysée par le modèle de classification.

Une fois les produits extraits par YOLO, ils sont classifiés par ResNet18, un réseau de neurones convolutifs spécialisé dans la reconnaissance d'images. Ce modèle permet d'identifier précisément la nature du produit et sa marque.

- **Pipeline du modèle ResNet18 :**

- Entrée : Un produit extrait par YOLO est prétraité et redimensionné à 224x224 pixels.
- Passage à travers les couches de ResNet18 :
  - ❖ Couches convolutionnelles pour extraire les caractéristiques visuelles des produits.
  - ❖ Couches résiduelles permettant un apprentissage plus efficace en évitant la disparition du gradient.
  - ❖ Couches Fully Connected pour générer les scores de classification.
- Prédiction finale : Application d'une couche Softmax pour obtenir la probabilité de chaque classe.

### iii. **Résultat obtenus:**

- **Détection** : puisque nous avons utilisé un modèle pré entraîné et que nous ne possédons pas de dataset labellisé pour la détection des produits. On a pas pu évaluer la détection des bouteilles en utilisant YOLO, on s'est donc suffi de vérifier sur des photos aléatoires que YOLO arrivait à détecter la plupart des produits sur l'image.
- **Classification** : le modèle de classification a une précision moyenne de 84% et un recall de 78% sur les données de validation

## **b. Partie Mobile**

Nous avons implémenté la fonctionnalité principale qui permet de compter automatiquement les articles d'un rayon à partir d'une image prise via notre application mobile.

Pour assurer une compatibilité multi-plateforme, nous avons choisi Flutter comme framework de développement.



### **c. Une pseudo-Interface Administrateur**

Nous avons également simulé l'interface administrateur afin d'offrir une vue d'ensemble sur la gestion des détections et des analyses.

Vous pouvez consulter cette interface ici : [Lien vers l'interface admin](#)

### **d. Conclusion**

Nous avons veillé à implémenter les fonctionnalités clés de chaque composant du projet, notamment :

- La détection et la classification des produits via un modèle de vision embarqué.
- L'enregistrement des résultats en base de données.
- Une interface web permettant de visualiser les données sous forme de tableaux et graphiques interactifs.