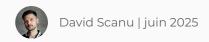


DPENCLASSROOMS

Projet 8

Traitez les images pour le système embarqué d'une voiture autonome

Segmentation sémantique d'images pour véhicules autonomes







- 🚘 Contexte & Problématique
- Para de données Cityscapes
- Preprocessing et augmentation des données
- Stratégie de Regroupement des Classes
- Tarchitecture U-Net avec Backbone MobileNetV2
- **La Stratégie d'entraînement et MLflow**
- Mise en production : API REST (Backend) & Web App (Frontend)
- <u>P</u> Démonstration
- Mathematical Conclusion



X Contexte et problématique métier

Contexte

- **Future Vision Transport**:
 - Entreprise spécialisée dans les systèmes embarqués de vision par ordinateur pour véhicules autonomes
- Notre rôle:
 - Ingénieurs IA au sein de l'équipe R&D

T Architecture du système embarqué

- Acquisition des images en temps réel
- Traitement des images (Franck)
- Segmentation des images
- Système de décision (Laura)

Mission

Développer un module de segmentation d'images performant et industrialisable pour identifier 8 catégories d'obiets urbains en temps réel

© Objectifs du Projet

- Modèle IA: Segmentation sémantique avec Keras/TensorFlow
- API Production : Déploiement FastAPI sur le cloud
- Interface Demo: Application Next.js de visualisation
- **Documentation**: Pipeline industrialisable et reproductible





Jeu de données Cityscapes

Cityscapes

Jeu de données orienté segmentation sémantique de scènes urbaines

TATE Caractéristiques Principales

- 5 000 images annotées avec segmentation fine
- 50 villes européennes différentes
- Conditions variées: Saisons, météo, éclairage
- **Résolution haute**: 2048 × 1024 pixels
- **30+ classes détaillées** avec annotations

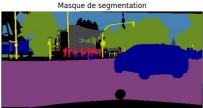
Avantages pour Notre Cas d'Usage

- Réalisme: Images capturées depuis véhicules en circulation
- Diversité : Variété de scènes urbaines représentatives
- Qualité: Annotations précises et validation communautaire

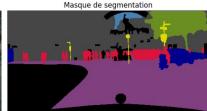














Preprocessing et Augmentation des Données

Division des données

- **Dossier Train** (2 975 images)
 - 80 % pour l'entraînement (2380 images)
 - 20 % pour la validation (595 images)
- **Dossier Val (500 images)**
 - Utilisées pour le test final
- **Dossier Test** (1 525 images)
 - Non utilisé (masques indisponibles)

Pipeline de Préparation

- Redimensionnement 2048×1024 → 224×224
 - Optimisé pour MobileNetV2
- **Méthode bilinéaire** : Préservation des détails importants
- **Normalisation**: Division par 255 pour valeurs [0,1]

Techniques d'Augmentation

- **Augmentations Géométriques**
 - Flip horizontal (50% probabilité) Synchronisé image/masque
- **Augmentations Photométriques**
 - Variation luminosité (±0.1) Image uniquement
 - Clipping automatique pour maintenir [0,1]

Objectifs

- Robustesse aux variations de conditions
- Prévention du sur-apprentissage
- Compatibilité contraintes embarquées



Stratégie de regroupement des classes

Mapping des classes principales

De 30+ classes → 8 catégories pertinentes

- flat: road, sidewalk, parking, rail track
- **human**: person, rider
- **vehicle**: car, truck, bus, on rails, motorcycle, bicycle, caravan, trailer
- **construction**: building, wall, fence, guard rail, bridge, tunnel
- **object**: pole, pole group, traffic sign, traffic light
- nature: vegetation, terrain
- sky : sky
- void: unlabeled, ego vehicle, rectification border, out of roi, static, dynamic, ground

© Bénéfices de cette approche

- Pertinence fonctionnelle:
 - Classes alignées sur besoins navigation
- Performance computationnelle:
 - Modèle plus léger et rapide
- Robustesse:
 - Évite sur-spécialisation sur classes rares
- Simplicité:
 - Facilite l'intégration système décision



TARCHITECTURE U-Net avec Backbone MobileNetV2

Encodeur: MobileNetV2 (gelé)

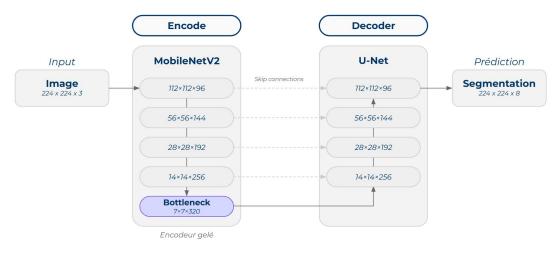
- Backbone pré-entraîné sur ImageNet
- Extraction multi-échelle : Skip connections
- **Bottleneck**: 7×7 (niveau le plus profond)
- Avantages:
 - Transfer learning
 - Efficacité computationnelle

Décodeur: Reconstruction progressive

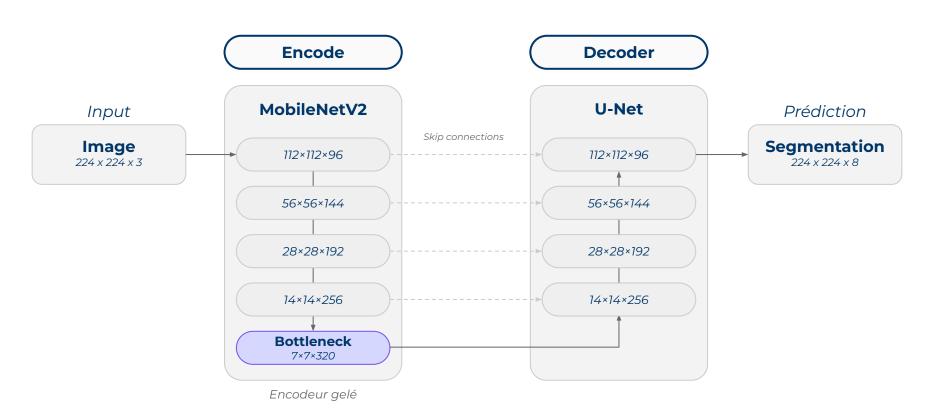
- Convolutions transposées pour upsampling
- Skip connections: Préservation détails spatiaux

Sortie Finale

- Conv2D (1×1) + Softmax → 8 classes par pixel
- Format: Masque de segmentation 224×224



→ Paramètres du Modèle : 5,4 millions | Entraînables : 3,6 millions | Gelés : 1,8 millions



Architecture U-Net avec Backbone MobileNetV2 pour Segmentation Sémantique

Example 2 Stratégie d'entraînement et MLflow

© Configuration des hyperparamètres

```
EXPERIMENT_CONFIG = {
    "learning_rate": 0.0001,
    "batch_size": 8,
    "epochs": 20,
    "base_model_trainable": False, # Encoder gelé
    "validation_split": 0.2,
    "augmentation": True
}
```

Callbacks d'optimisation

- ReduceLROnPlateau :
 - Réduction adaptative du learning rate
- EarlyStopping:
 - Arrêt anticipé (patience=5)
- ModelCheckpoint :
 - o Sauvegarde du meilleur modèle

Gestion des Expériences avec MLflow

- Versioning automatique des modèles et hyperparamètres
- Traçabilité complète des expériences
- Comparaison des performances
- Reproductibilité garantie

Stratégie Transfer Learning

- Phase 1 : Encoder MobileNetV2 gelé
- Bénéfices :
 - Convergence rapide
 - Stabilité d'entraînement
 - Réduction du sur-apprentissage
 - Compatible ressources limitées

Perspectives d'Amélioration

 Phase 2 : Fine-tuning avec encoder dégelé + learning rate réduit



Résultats et performance

Performance Globale

Mean IoU: 63.25%

Précision pixel-wise: 87.95%

Convergence: 18 époques / ~2h d'entraînement

Paramètres: 5.4M (3.6M entraînables)

Performance par Catégorie (IoU)

flat: 90.8% - Excellent

sky: 83.4% - Excellent

nature: 79.8% - Bon

vehicle: 74.7% - Bon

construction: 74.5% - Bon

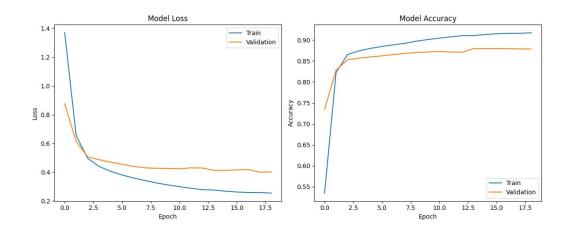
void: 64.3% - Acceptable

human: 32.0% - Difficile

object: 6.5% - Très difficile

Évolution de l'Entraînement

- **Convergence rapide** : 5 premières époques critiques
- **Transfer learning efficace**: Exploitation des features **ImageNet**
- **Stabilisation**: Plateau à 91% (train) / 87% (validation)
- Sur-apprentissage maîtrisé : Écart acceptable de 4%





Matrice de Confusion (en millions de pixels)

@ Performances Excellentes

📕 flat, 🏢 construction, 🌳 nature, 🥧 sky

Confusions identifiées

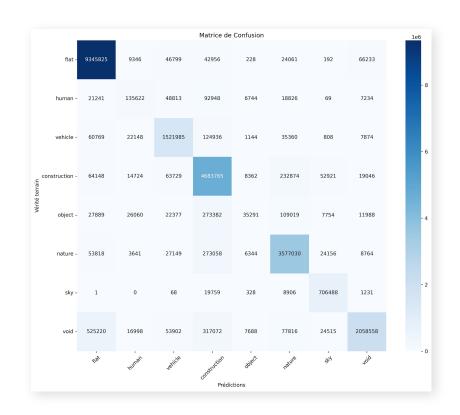
- ¶ Human → IIII Construction: 93K pixels (personnes) devant bâtiments)
- → Vehicle → Flat : 61K pixels (véhicules sur routes)
- Void dispersé : Répartition naturelle sur toutes classes

Points d'attention critiques

- Object sous-performant: Seulement 35K/514K pixels détectés
- Objets fins (panneaux, poteaux) mal segmentés

Validation du Modèle

Le modèle excelle sur les éléments structurants essentiels à la navigation tout en révélant des axes d'amélioration précis pour les itérations futures.





Exemple de prédiction sur une image de test

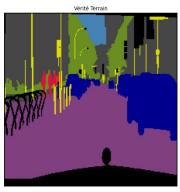
o Forces du modèle

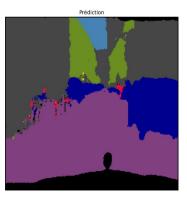
- Segmentation précise des éléments structurants (routes, bâtiments)
- Contours nets et classification cohérente des surfaces planes
- Gestion intelligente des zones ambiguës via la classe "void"

Défis identifiés

- Objets fins (panneaux, poteaux) sous-représentés
- Petits objets difficiles à détecter à résolution 224×224
- Variabilité sur la détection des humains selon contexte







II Distribution des Classes Détectées

flat:

construction:

nature: void:

vehicle:

human:

skv: object: 19,536 pixels (38.9%) - Routes et circulation

14,510 pixels (28.9%) - Bâtiments et infrastructures

8,285 pixels (16.5%) - Végétation et terrain 5,459 pixels (10.9%) - Zones non classifiées

1,630 pixels (3.2%) - Véhicules en circulation 594 pixels (1.2%) - Piétons et cyclistes

98 pixels (0.2%) - Ciel visible

64 pixels (0.1%) - Signalisation urbaine





API REST : Segmentation d'images



Technologies Utilisées

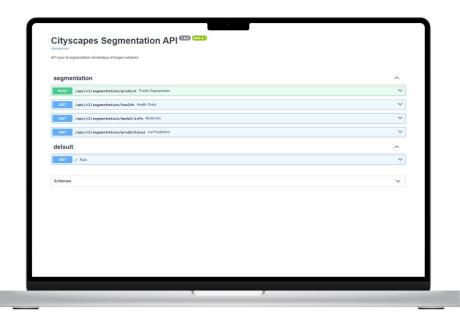
- FastAPI: Framework web asynchrone haute performance
- TensorFlow 2.18 (CPU): Inférence du modèle (~250MB)
- MLflow: Chargement dynamique du modèle
- **Pillow**: Manipulation et traitement d'images
- Gunicorn + Uvicorn : Serveur ASGI pour la production

Fonctionnalités Clés

- Chargement automatique du modèle depuis MLflow
- **Génération d'artefacts** : Masques, overlays, statistiques
- Validation robuste : Formats, taille, qualité des images
- Base64 encoding pour transport images

Déploiement en production sur Railway

API déployée en production sur Railway avec URL publique sécurisée



https://future-vision-api-production.up.railway.app/docs

API REST: Endpoints disponibles

♠ FastAPI

POST /api/v1/segmentation/predict

- Endpoint principal de segmentation d'images
- Entrée: Image (PNG, JPEG) via multipart/form-data
- Sortie: JSON avec masques, statistiques et visualisations
- Artefacts générés :
 - Image avec overlay semi-transparent
 - Masque de segmentation pixel par pixel
 - Comparaison côte à côte (original vs prédiction)
 - Statistiques détaillées par classe

GET /api/v1/segmentation/health

Vérification état de santé de l'API

GET /api/v1/segmentation/model/info

Informations détaillées sur le modèle

GET /docs

Documentation interactive Swagger UI

Exemple de réponse JSON

```
"class_statistics": [
  {"class_name": "flat", "pixel_count": 19536, "percentage": 38.9},
 {"class_name": "construction", "pixel_count": 14510, "percentage": 28.9},
  {"class_name": "nature", "pixel_count": 8285, "percentage": 16.5}
"dominant_class": "flat",
"dominant_class_percentage": 38.9,
"image_size": [224, 224],
"images": {
  "original": "data:image/png;base64,iVBORw0KGgoAAAA...",
  "prediction_mask": "data:image/png;base64,iVBORw0KGgoAAAA...",
  "overlay": "data:image/png;base64,iVBORwOKGgoAAAA...",
  "side_by_side": "data:image/png;base64,iVBORw0KGgoAAAA..."
```



🖳 Interface utilisateur Next.js

NEXT.Js

Frontend Next.js

- Next.js 15.3: Framework React pour développement frontend
- Bootstrap 5.3: Design responsive et professionnel

Fonctionnalités principales

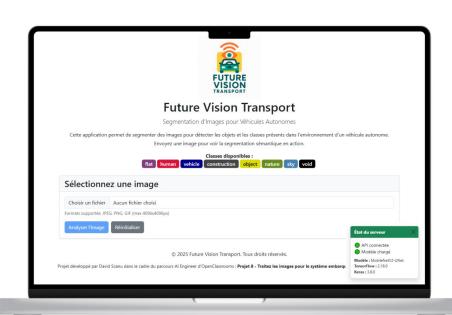
- Prédiction interactive : Feedback visuel de progression
- Visualisations multiples:
 - Image avec overlay de segmentation semi-transparent
 - Comparaison côte à côte (originale vs prédiction)
 - Masque de segmentation isolé
- Statistiques détaillées : Distribution des classes, classe dominante

Intégration avec l'API

- Fetch API: Communication avec l'API FastAPI
- Base64: Gestion des images encodées
- Statut de connexion : Affichage en temps réel

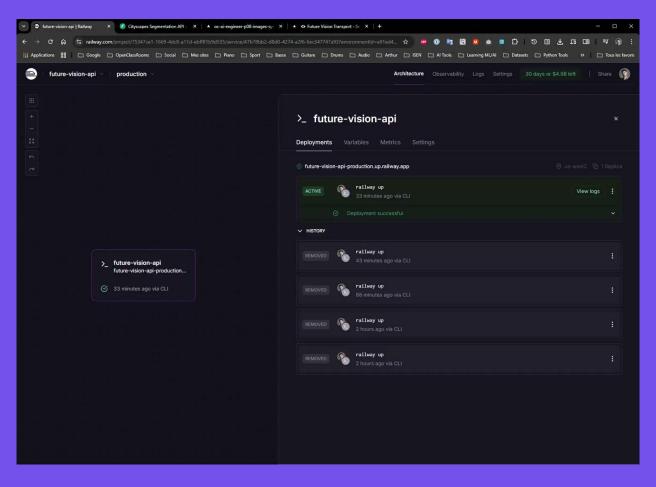
Déploiement Vercel

- Intégration continue : déploiement automatique depuis Git
- **URL** de production



https://oc-ai-engineer-p08-images-systeme-v.vercel.app/

Démonstration de l'API et de l'interface utilisateur





Pistes d'optimisation

Améliorations Modèle

- **Entraînement progressif** : Phase 2 avec encoder dégelé + learning rate réduit
- Augmentation de données avancée : Simulation météo (pluie, brouillard, nuit)
- Attention mechanisms: Amélioration détection petits objets (panneaux, poteaux)

TOPTION OF THE PROPERTY OF TH

- Ensembling de modèles : Combinaison de prédictions pour robustesse
- Optimisation embarquée: Quantization, pruning pour réduction latence
- Pipeline temps réel : Traitement vidéo frame par frame

Améliorations Système

- Authentification API : Sécurisation des endpoints de production
- **Monitoring avancé** : Métriques de performance et alertes
- **Batch processing**: Traitement de lots d'images

iii Évaluation Continue

- A/B Testing : Comparaison versions modèle en production
- Feedback loop : Amélioration continue basée sur des retours des utilisateurs
- **Métriques métier** : KPI spécifiques navigation autonome

@ Prochaine Étape

 Intégration avec systèmes complémentaires (radar, lidar) pour fusion multi-sensorielle



Conclusion et perspectives

Objectifs Atteints

- Modèle performant : Mean IoU de 63.25% sur 8 catégories urbaines
- Architecture industrialisable: Pipeline MLOps avec MLflow
- API production : FastAPI déployée et documentée
- Interface utilisateur : Application Next.is déployée
- Documentation complète : Note technique et présentation

Impact pour le Système Embarqué

- Module de segmentation prêt pour intégration chaîne complète
- Robustesse sur éléments critiques navigation : routes, véhicules, construction
- Scalabilité: Architecture cloud pour déploiement à grande échelle

Contribution Technique

- Architecture hybride MobileNetV2-UNet
- Pipeline reproductible avec versioning et traçabilité
- Base solide pour développements futurs et améliorations continues

Perspectives d'Évolution

- Intégration multi-sensorielle: Fusion avec radar/lidar
- Optimisations embarquées: Quantization pour performance
- **Déploiement véhicule** : Tests en conditions réelles

Résultat

Solution complète et industrialisable répondant :

- aux contraintes de Franck (traitement des images)
- aux besoins de Laura (système de décision)



Récapitulatif des livrables

Dépôt GitHub

• Code source complet disponible sur GitHub

🔬 Notebook de développement

- **Pipeline complet**: Exploration → Modélisation → Évaluation
- Expérimentations MLflow: Traçabilité et reproductibilité
- Notebook : Disponible sur Colab

mail Modèle de segmentation

- Architecture: MobileNetV2-UNet hybride
- Performance: 63.25% Mean IoU
- **Format**: Keras 3.x compatible production
- Registry: Versioning MLflow pour déploiement

API FastAPI de production

- Endpoints REST: Prédiction + utilitaires de monitoring
- Génération d'artefacts : Masques, overlays, statistiques
- Documentation : Swagger UI intégrée
- Déployé sur Railway : <u>URL publique accessible</u>

Interface Next.js

- Application web responsive : Interface utilisateur intuitive
- Fonctionnalités : Upload + visualisation résultats
- Intégration API: Communication temps réel avec backend
- **Visualisations multiples**: Comparaisons et statistiques
- **Déployée sur Vercel** : <u>URL publique accessible</u>

Documentation complète

- Rapport technique
- Article complet disponible sur dev.to
- Support de présentation pour l'équipe de Laura

Merci 🙏

Avez-vous des questions?



A propos

Projet développé par **David Scanu** dans le cadre du parcours Al Engineer d'<u>OpenClassrooms</u>: **Projet 8 - Traitez les images pour le système embarqué d'une voiture autonome**.

- <u>David Scanu Développeur en intelligence artificielle Carrefour | LinkedIn</u>
- Formation Al Engineer OpenClassrooms

Documentation

- <u>U-Net Architecture For Image Segmentation | DigitalOcean</u>
- MobileNet, MobileNetV2, and MobileNetV3
- U-NET : le réseau de neurones de Computer Vision
- MLflow: A Tool for Managing the Machine Learning Lifecycle
- <u>FastAPI</u>
- Next.js Documentation