



LIVRET D'APPRENTISSAGE

ROY François

Promotion Berners Lee (2025)

Certification RNCP38616

- ➡ Bloc 03 : Appliquer des techniques d'analyse IA via des algorithmes d'apprentissage automatiques.
- ➡ Bloc 05 : Développer et mettre en production des algorithmes d'IA par apprentissage profond.

CAS PRATIQUE

Epreuve 1

 Semaine 5

Modalités d'évaluation :

Sur la base d'un cas d'entreprise réel ou fictif, le/la candidat(e) doit identifier les enjeux/problématiques rencontrées par l'entreprise. Il/elle doit traduire les enjeux du client en objectifs réalisables. A partir de ces objectifs, il/elle doit programmer, entraîner et utiliser un modèle d'apprentissage profond.

Livable : https://github.com/fry0035/projet_alyra

 **Cette première épreuve du Livret d'apprentissage permet d'évaluer les compétences suivantes :**

➡ Bloc 3 : Appliquer des techniques d'analyse IA via des algorithmes d'apprentissage automatique

🎓 C1 : **Sélectionner l'algorithme d'apprentissage le plus adapté** en comparant les performances et les caractéristiques des différentes familles d'algorithmes afin d'apporter une réponse pertinente à la problématique métier rencontrée.

🎓 C2 : **Préparer et transformer des données** en utilisant des techniques de prétraitement (preprocessing) pour les adapter aux spécificités du modèle d'apprentissage automatique choisi.

🎓 C3 : **Entraîner un modèle d'apprentissage automatique** en optimisant une loss function (fonction de coût) à partir des données d'entraînement afin de permettre à l'algorithme d'effectuer le moins d'erreurs possibles selon des indicateurs de succès clairement définis.

Analyse du besoin :

A partir de données de côtes de véhicules automobiles, comprenant son année de commercialisation, son kilométrage, son énergie, sa transmission, sa puissance, nous estimerons grâce à un algorithme de Machine Learning le prix estimé à la date actuelle après décote.

Etat de l'art :

Approches existantes :

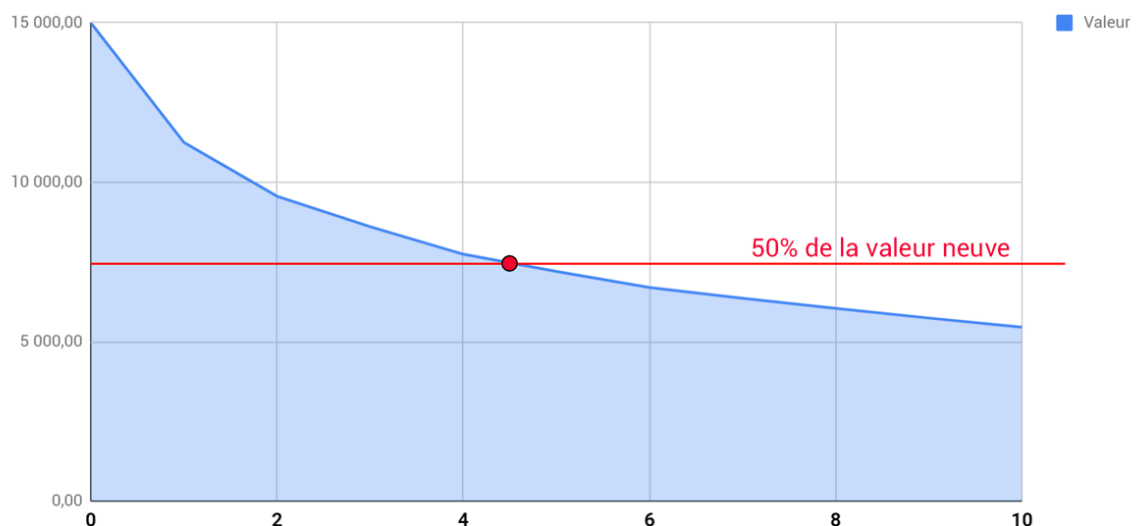
- S'agissant de données structurées, le Machine Learning traditionnel est adapté:
 - Ex. régression linéaire pour prédire à partir de la courbe de référence.
- Problème : manque de datasets avec des données fiables reflétant le marché cible (ex. le marché français avec le site La Centrale)
- Choix : commencer par un système ML de régression linéaire avec features (année, kilométrage, énergie, transmission et puissance). De là nous pourrions essayer d'obtenir de meilleurs résultats en choisissant un modèle plus élaborer.

A titre indicatif, un système expert pourrait se baser sur cet algorithme :

Année	1	2	3	4	5	6
Décote (%)	-20	-15	-10	-10	-7	-5

Ce qui donne graphiquement :

Evolution moyenne de la décote d'une voiture



LegiPermis 
Sécurité Routière et Législation

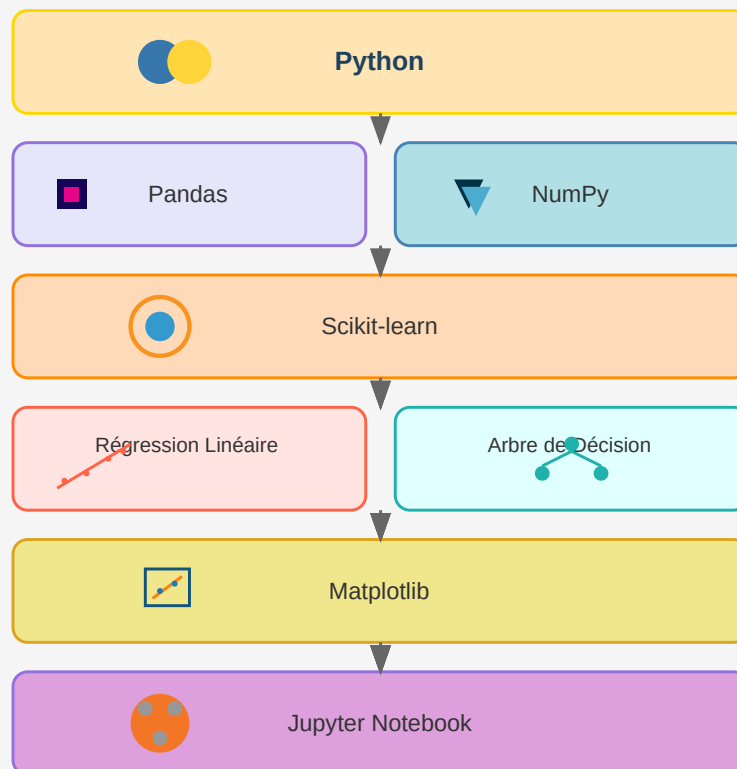
<https://www.legipermis.com/estimation-cote-voiture/decote-auto.html>

Choix technique :

Algorithmes de machine learning :

- Régression linéaire : algorithme choisi en première approche
- Arbre de décision : en seconde approche pour tenter d'obtenir de meilleurs résultats

Stack Technique Machine Learning



Epreuve 1 - 2ème Partie

Mise en oeuvre technique :

1. Recherche de datasets pertinents :

- Dataset sélectionné : Used-Car-DB (Kaggle)

<https://www.kaggle.com/datasets/aydinamir/used-car-db>

Marque	Modele	Annee_modele	Km	Date_premiere_mise_en_circulation	Carburant	Boite_vitesse	Puissance	Critere_air	Couleur	Type_vehicule	Pays	Prix_neuf	Prix_occasion
Audi	Q5	2024	53285	18/09/2026	Essence	Automatique	110 Euro 6	Bleu	Monospace	Espagne		65000	63745.0
Tesla	Model X	2014	136632	01/02/2017	Diesel	Automatique	110 Euro 4	Bleu	Break	USA		120000	70167.0
Tesla	Model X	2016	90147	02/04/2019	Hybride	Manuelle	110 Euro 1	Gris	Crossover	Japon		120000	83147.0
Citroen	C5 Aircross	2013	101009	18/03/2014	Gaz	Manuelle	200 Euro 4	Gris	Crossover	Espagne		35000	21945.0
Toyota	Yaris	2018	173267	17/04/2021	Diesel	Automatique	110 Euro 5	Blanc	Berline	Italie		19000	14365.0
Volkswagen	Tiguan	2012	243649	05/09/2014	Gaz	Manuelle	110 Euro 4	Noir	SUV	Espagne		40000	17040.0
Mercedes	Classe C	2015	179915	14/10/2018	Diesel	Manuelle	110 Euro 5	Noir	SUV	France		55000	31416.0
Dacia	Duster	2006	17648	28/08/2009	Gaz	Manuelle	150 Euro 3	Noir	Monospace	France		19900	10305.0
Dacia	Duster	2008	110882	22/01/2010	Gaz	Manuelle	130 Euro 3	Rouge	SUV	France		19900	9307.0
Dacia	Spring	2010	231826	19/11/2012	Essence	Automatique	150 Euro 4	Bleu	Berline	Allemagne		22000	8575.0
Dacia	Spring	2007	118566	27/09/2010	Diesel	Manuelle	110 Euro 3	Blanc	Monospace	Japon		22000	8778.0
Tesla	Model 5	2016	238186	17/10/2019	Essence	Manuelle	200 Euro 5	Blanc	Monospace	Espagne		95000	50880.0
Volkswagen	Golf	2017	198580	18/05/2018	Essence	Manuelle	90 Euro 5	Rouge	SUV	Italie		25000	14940.0
Hyundai	Tucson	2019	88307	19/07/2021	Electrique	Manuelle	110 Euro 1	Rouge	Monospace	USA		35000	31647.0
Ford	Fiesta	2014	30940	02/06/2016	Hybride	Automatique	90 Euro 1	Bleu	Monospace	USA		18000	16013.0
Tesla	Model X	2012	68801	10/04/2015	Gaz	Automatique	150 Euro 4	Bleu	Berline	USA		120000	72500.0
BMW	Serie 3	2009	99838	28/10/2011	Gaz	Automatique	110 Euro 3	Rouge	Break	USA		45000	22816.0
Citroen	C4	2007	56201	26/11/2007	Essence	Manuelle	90 Euro 3	Blanc	Monospace	France		24000	10516.0
Tesla	Model 5	2009	104852	21/12/2011	Gaz	Automatique	110 Euro 3	Gris	Break	France		95000	44820.0
Hyundai	Tucson	2007	89632	07/04/2009	Diesel	Automatique	90 Euro 3	Rouge	Break	Allemagne		35000	15539.0
Mercedes	Classe A	2023	95438	10/12/2025	Essence	Automatique	110 Euro 6	Blanc	SUV	Japon		38000	35288.0
Kia	Ceed	2021	182927	29/07/2024	Electrique	Automatique	90 Euro 1	Bleu	Break	Allemagne		23000	22557.0
Tesla	Model 3	2019	184288	08/11/2020	Hybride	Manuelle	110 Euro 1	Blanc	SUV	Espagne		45000	32897.0
BMW	Serie 5	2007	74465	26/03/2010	Essence	Automatique	150 Euro 3	Rouge	SUV	USA		65000	28350.0
Toyota	Corolla	2020	76424	31/03/2022	Gaz	Automatique	90 Euro 6	Blanc	Break	USA		28000	26244.0
Renault	Clio	2014	116211	20/02/2016	Hybride	Manuelle	200 Euro 1	Rouge	Monospace	Allemagne		17000	12980.0

- Format adapté : CSV avec colonnes structurées

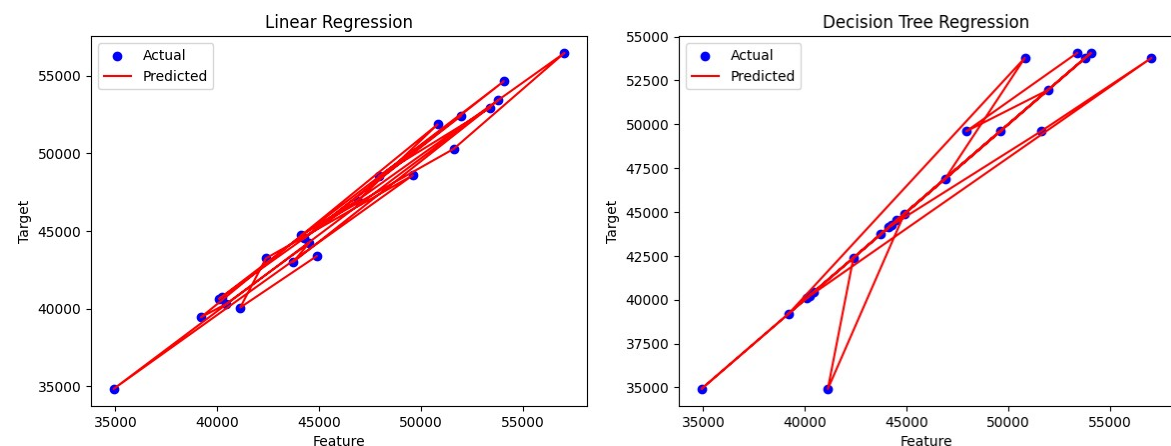
2. Analyse exploratoire des données :

- Détection données manquantes : 0 données manquantes
- Nettoyage : Suppression des valeurs aberrantes (RAS)
- Extraction des features : 5 features discriminantes

Annee_modele, Km, Carburant, Boite_vitesse, Puissance

=> preprocessing : conversion de Carburant et Boite_vitesse en données numériques

3. Tests avec les deux modèles :



Epreuve 1 - 3ème Partie

Bilan :

1. Performances obtenues :

Metrics :

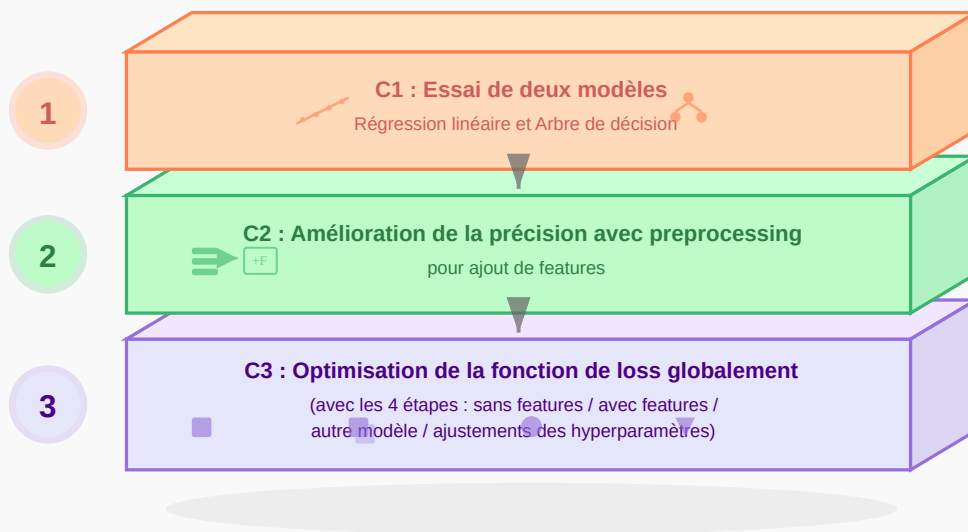
Mean Squared Error: **511521**
Root Mean Squared Error: **715**
Mean Absolute Error: **605**
 R^2 Score: **0.98**

Mean Squared Error: **2971850**
Root Mean Squared Error: **1724**
Mean Absolute Error: **764**
 R^2 Score: **0.91**

2. Apprentissages majeurs :

- Parmi les deux options explorées la régression linéaire simple est la plus efficace par rapport à l'arbre de décision. On jugera donc ce résultat comme étant suffisamment bon.
- Preprocessing avec conversion de features nécessaire pour affiner le modèle

Étapes de Modélisation ML



Amélioration :

Comme vu en démonstration avec le site La Centrale, les prédictions du modèle choisi de régression linéaire donne des résultats assez éloignés.

Ce problème est principalement dû à la fiabilité et à l'adéquation des données du dataset d'entraînement du modèle.

Pour une cible étant par exemple La Centrale, il aurait idéalement fallut prendre un long temps de récolte de données de véhicules manuellement ou par scrapping pour être fidèle en terme de cote des véhicules.

PROJET FINAL

Epreuve 2

 17 Semaine 13

Modalités d'évaluation :

A partir d'un cas d'entreprise réelle ou fictive, le/la candidat(e) doit développer une application exploitable par un client final intégrant des solutions IA.


 Cette seconde épreuve du Livret d'apprentissage permet d'évaluer les compétences suivantes :

➡ Bloc 5 : Développer et mettre en production des algorithmes d'IA par apprentissage profond (Deep Learning)

 C1 : **Préparer des données non structurées** en les convertissant en données numériques et sous forme tabulaires pour servir de données d'entraînement à un algorithme d'apprentissage profond.

 C2 : **Sélectionner l'algorithme d'apprentissage profond le plus adapté** en comparant les performances et les caractéristiques des différentes familles d'algorithmes afin d'apporter une réponse pertinente adaptée à la problématique métier rencontrée.

 C3 : **Entraîner un modèle d'apprentissage profond** en optimisant une loss function (fonction de coût) à partir des données d'entraînement afin de permettre à l'algorithme d'effectuer le moins d'erreurs possibles selon des indicateurs de succès clairement définis.

 C4 : **Déployer efficacement un modèle d'apprentissage profond** en utilisant des outils et plateformes de production adaptés (MLOps), pour assurer une accessibilité et une performance optimale des prédictions de l'algorithme aux utilisateurs finaux.

Compréhension du besoin client

Décrivez les besoins de votre client fictif, auquel votre projet tente de répondre :

Grace à la computer vision, nous souhaitons identifier un véhicule automobile d'après sa photographie pour pouvoir en restituer ses caractéristiques (et comme vu précédemment également évaluer sa cote à partir de renseignements annexes).

Dans cette partie nous avons à faire à des données non structurées (images), cela implique donc l'utilisation d'algorithme de Machine Learning dit profond.

De plus s'agissant de computer vision les réseaux communément utilisés sont de type convolutif (CNN).

Epreuve 2 - 1ère Partie

Etat de l'art

Décrivez l'état de la concurrence et des recherches scientifiques quant à votre sujet d'application :

Technologies Clés en Deep Learning et computer vision

1. Architecture de Modèle : EfficientNet (2019)

- Concept : Une architecture de Réseau de Neurones Convolutifs (CNN) de pointe, optimisée pour la reconnaissance d'images.
- Principe : Offre un équilibre optimal entre la précision du modèle et l'efficacité de calcul (temps d'inférence court).
- Application : Particulièrement adapté à la vision par ordinateur, servant de base performante pour de nombreuses tâches.

2. Méthodologie d'Entraînement : Transfer Learning et Fine-Tuning

- Concept : Une méthode consistant à adapter un modèle déjà pré-entraîné sur une vaste base de données pour une nouvelle tâche spécifique.
- Principe : Réutilise la "connaissance" (les poids des premières couches) acquise par un modèle généraliste pour accélérer l'apprentissage sur un jeu de données plus petit ou spécialisé.
- Application : Standard de l'industrie pour économiser du temps et des ressources de calcul, et pour obtenir de bons résultats avec moins de données.

Comparatif des Architectures de Computer Vision

Un aperçu des modèles clés pour l'IA

MobileNetV2



Philosophie :

Léger et ultra-rapide

Caractéristiques Clés :

- Paramètres : ~3.5 Millions
- Précision Top-1 : ~71.8%
- FLOPS : ~0.3 Giga

Architecture :

- Convolutions "Depthwise Separable"
- Blocs "Inverted Residual"

Cas d'usage idéal :

Applications mobiles, IoT, Edge
Inférence en temps réel

ResNet50V2



Philosophie :

Robuste et profond

Caractéristiques Clés :

- Paramètres : ~25.6 Millions
- Précision Top-1 : ~76.0%
- FLOPS : ~4.1 Giga

Architecture :

- Connexions résiduelles (Skip Connections)
- Pré-activation (BN -> ReLU -> Conv)

Cas d'usage idéal :

Excellent modèle de base
Transfer Learning

EfficientNetB7



Philosophie :

Équilibre optimal entre précision et coût

Caractéristiques Clés :

- Paramètres : ~66 Millions
- Précision Top-1 : ~84.3%
- FLOPS : ~37 Giga

Architecture :

- "Compound Scaling" (mise à l'échelle de la largeur, profondeur et résolution)
- Blocs MBConv (comme MobileNetV2)

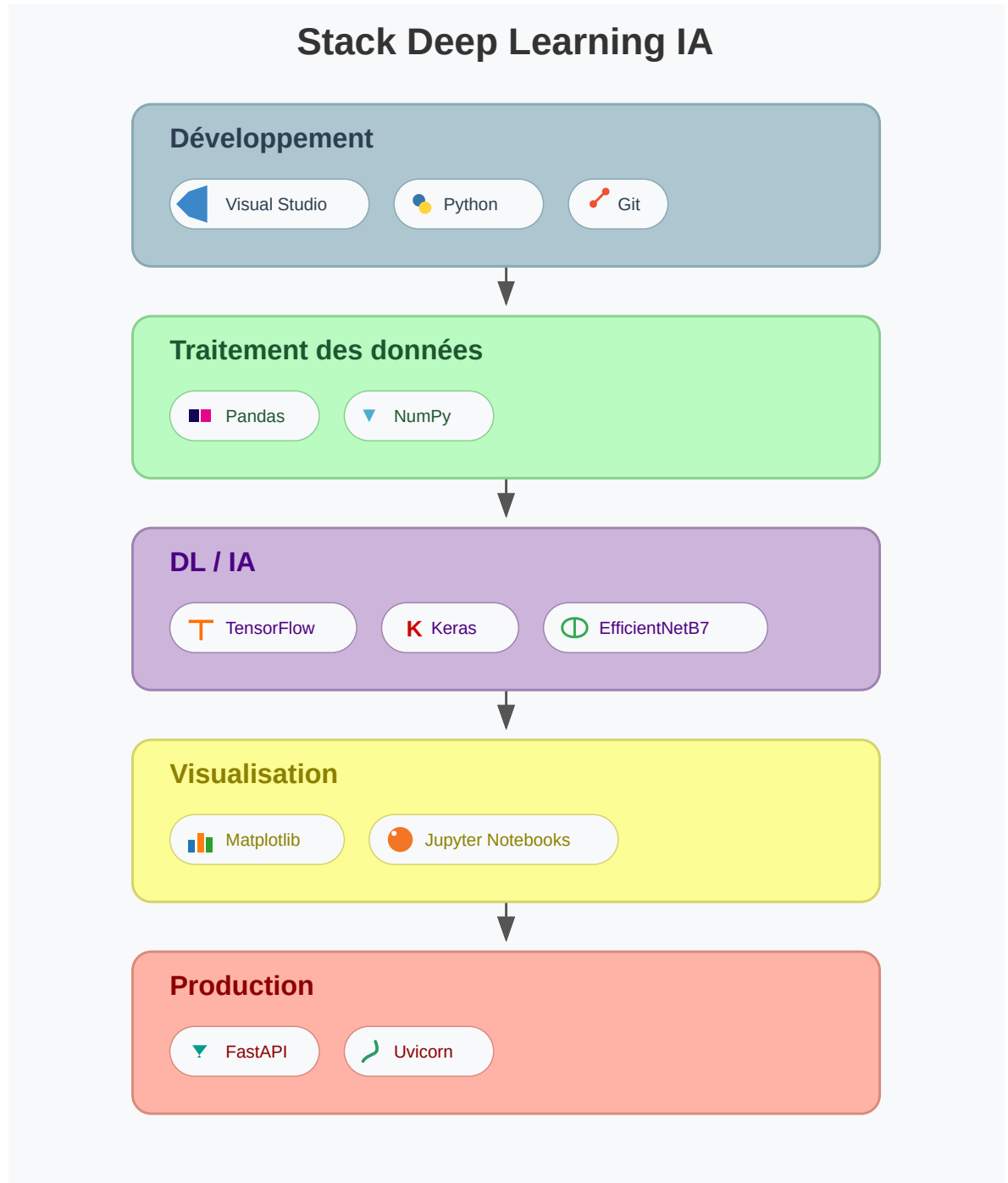
Cas d'usage idéal :

Recherche de la meilleure précision
Quand les ressources le permettent

Traduction et choix technique du projet

Expliquer l'ensemble de la stack technique que vous utilisez dans votre projet :

La stack technique est résumée dans l'illustration suivante :



Epreuve 2 - 2ème Partie

Mise en oeuvre du projet

Expliquez les principales étapes de la mise en oeuvre de votre projet :

Phase 1 : première approche

1. Exploration et Baselin
2. Recherche de datasets : sélection sur Kaggle de <https://www.kaggle.com/datasets/eimadevyni/car-model-variants-and-images-dataset/data>
3. Épuration et limitation des données
4. Notebook Raw Model :
 - a. Utilisation du modèle MobileNetV2 : résultats médiocres
 - b. Passage à ResNet50V2 : résultats meilleurs

Phase 2 : transfer Learning

1. Transfer Learning adaption au nombre de classes réduites
2. Bonnes pratiques : custom Layers L2NormalizationLayer, custom callbacks (early stop, reduce LR si ça stagne, etc...)
3. Fine-tuning (50 couches EfficientNet dégelées)
4. Learning rates différenciés : adaptation des taux d'apprentissage par couche, lorsque la phase 1 est terminée, on passe le modèle amélioré à la phase 2 pour le fine-tuning

Phase 3 : Optimisation des hyperparamètres avec ajout de régularisation et de DropOut

=> limitation de l'accuracy à un maximum de **84%** et une loss de **0.9**

Phase 4 : montée en gamme de modèle, choix de EfficientNetB7, temps d'entraînement bien plus long (RAM GPU > 9GB)

=> l'accuracy atteint **95%** et la loss **0.4**

Phase 5 : MLOPS et production API FastAPI

Quel bilan tirez-vous de votre projet ? :

Le projet a permis d'utiliser de manière comparative différents modèles de CNN mais pas de manière tout à fait itérative.


Nous avons fait le choix d'un modèle intermédiaire ResNet50V2 pour l'optimiser au maximum en mode transfer learning et fine-tuning.

Une fois ses limites atteintes, nous avons sélectionné le modèle ayant les meilleurs performances de sa catégorie tout en respectant les contraintes de ressources matérielles à notre disposition (GPU nvidia RTX 4070 avec 12GB de RAM).

Plusieurs constats :

- La purge du dataset des images de détail et d'intérieur du véhicule a été nécessaire pour limiter le nombres de patterns à reconnaître par classe.
- Le système développé est fonctionnel : via l'API le modèle (qui pèse au final environ 450MB) est capable de reconnaître des véhicules sur un jeu de données extérieur en quelques secondes.
- Nombreux apprentissages techniques :
 - Maîtrise des CNN :
 - modèle de base pré-entraîné
 - Transfer Learning : adaptation efficace de modèles pré-entraînés
 - Fine-tuning avancé : optimisation pour amélioration des performances
 - Mise en place de bonnes pratiques : custom layers, custom callback, adaptation des hyperparamètres
 - Learning rates différenciés pour chaque phase TL et FT
 - MLOPS: déploiement d'API avec FastAPI

Pipeline de Déploiement Deep Learning

 C1 : préparation des données non structurées ✓



C2 : sélection de l'algorithme de DL
le plus adapté ✓



C3 : Entrainement du modèle ✓



C4 : déploiement du modèle
avec utilisation par API ✓

Epreuve 2 - 3ème Partie
Axes d'améliorations

Si vous aviez 1 mois pour finaliser votre projet, quelles sont les fonctionnalités que vous ajouteriez ? :

L'ensemble des fonctionnalités est déjà présent (certes de manière encore imparfaite), mais les performances pourraient être grandement améliorées. Ceci d'une part par des jeux de données plus riches et plus équilibrés (aussi bien en terme d'images que de prix), et d'autre part par optimisation du code en regard des matériels potentiellement disponibles (ex. Lightning IA...).

Par ailleurs, il s'agit d'un simple POC, et il reste encore un très gros travail si l'on souhaite industrialisé le concept (le plus évident étant l'aspect front / IHM et aussi les aspect scalabilité pour la montée en charge de l'application).

Epreuve 2 - Conclusion

Retour sur vos 3 mois de formation, votre apprentissage, vos motivations et vos éventuels regrets :

Ces trois mois de formation en développement en intelligence artificielle m'ont permis de confirmer mon choix de poursuivre de travailler dans le domaine, en me faisant découvrir un grand nombre d'aspects concrets de sa pratique.

Je suis à présent capable de faire une première approche de résolution de problématiques, comme celles évoquées ici (aussi bien en ML qu'en DL).

Mes contraintes personnelles, en raison de mon double statut, à la fois de demandeur d'emploi et d'auto-entrepreneur, m'ont obligé à optimiser mon temps (les entraînements pouvant durer plusieurs heures) et mes ressources (matériel non professionnel) pour mener ce projet à bien. Toutefois, j'ai pu en fin de projet commencer à utiliser l'environnement Lightning IA, qui pourra m'être d'une grande aide à l'avenir pour les problématiques encore plus lourdes comme les entraînements de LLM.

Mon implication dans cette formation n'est toutefois pas terminée car je poursuis à présent un stage pour l'association ADESS (ayant les contraintes d'utilisation de solution franco-européennes et souveraines), qui me permettra d'approfondir cette fois les aspects LLM. J'y ai pour tâche de mettre en œuvre un chatbot qui pourra venir s'intégrer dans les règles de l'art (aspect MLOps et API notamment) dans son nouveau site institutionnel actuellement en cour de développement en PHP avec le framework Symfony.

J'ai bien conscience de n'avoir qu'une compréhension de niveau junior (en raison des limites du format de cette formation et de mon temps disponible) de tous les concepts abordés pendant cette formation, je suis surtout très loin de comprendre en « profondeur » les aspects purement mathématiques et théoriques de cette science.

Je regrette en revanche le manque d'échanges dans mon équipe Consultants / Dev., surtout qu'un des deux consultants semble avoir disparu en cours de parcours. J'ai pu malgré tout faire de mon mieux pour apporter tous les éléments techniques en ma possession pour aider le second consultant dans son propre parcours de formation.

D'un point de vue morale et sociétale à présent, l'IA qui n'est pas une nouveauté, mais qui a connu une explosion il y a peu grâce à ChatGPT notamment, nous met devant potentiellement une nouvelle révolution industrielle. D'une part cela risque de remettre en cause ou bien de transformer de nombreux métiers et d'autre part l'utilisation exagérée de ces technologies nous rapproche un peu plus vers une fin du monde écologique (sans parler de toutes les dérives et abus qui malheureusement explosent).

Très conscient de ce point critique dans le progrès de nos sociétés modernes, je ne me suis pas intéressé à l'IA en raison du buzz ou de l'appât du gain.

C'est pourquoi je souhaite continuer dans la même direction pour ajouter ma voix à ce flot, en espérant œuvrer pour une utilisation raisonnée et vertueuse de l'IA pour le bénéfice du plus grand nombre (écologie comprise).

Un grand merci à Alyra et tous ces intervenants pour leur professionnalisme et leur bienveillance qui m'ont permis d'arriver à cette étape de mon cheminement professionnel.

"L'expérience est une lanterne accrochée dans le dos, qui n'éclaire que le chemin parcouru." - Confucius