

# ECOLE CENTRALE CASABLANCA

## ML OPERATIONNEL

# Projet final: Resume screening

#### Membres:

DAHHASSI Chaymae EL MRABET Aimane DHIMEN Aymane MEZIANY Imane AIT BIHI Laila

Sous la supervision de :

M. Hicham Dakhli

## Table des matières

1	Scoping	2
2	Data	3
	2.1 Data Definition	3
	2.2 Data Quality	3
	2.3 Data exploration/EDA	4
	2.3.1 Aperçu des données	4
	2.3.2 Visualisation des données	5
3	Model	7
	3.1 Division des données	7
	3.2 Construction du modèle :	7
	3.3 Baseline metrics/KPIs	7
	3.4 Prédiction et Évaluation	8
4	Deployment:	8
5	Monitoring	9

## 1 Scoping

Le recrutement de talents compétents constitue un défi universel pour les entreprises, une difficulté qui s'accentue particulièrement dans les entreprises intensives en main-d'œuvre, en phase de croissance, et confrontées à des taux élevés de rotation du personnel.

Les départements informatiques, confrontés à des marchés en expansion, ont fréquemment recours à des professionnels possédant une diversité de compétences techniques et une expertise pointue dans des domaines spécifiques. Le processus critique de sélection des meilleurs talents parmi de nombreux autres, également connu sous le nom de "Screening de CV", revêt une importance capitale.

L'intégration d'algorithmes de Machine Learning (ML) dans le processus de "Screening de CV" constitue une avancée majeure visant à enrichir considérablement les pratiques de recrutement des entreprises. Cette approche permet une évaluation rapide et efficace des candidats sans nécessiter un examen manuel de chaque CV, une pratique souvent irréalisable pour les grandes entreprises confrontées à des contraintes de temps.

Les bénéfices substantiels liés à cette approche incluent :

Efficacité accrue : En automatisant une partie du processus de tri des CV, les entreprises peuvent gagner en efficacité, accélérant ainsi le cycle de recrutement. Cela permet de traiter un grand volume de candidatures en un temps minimal.

**Précision dans la sélection :** Les algorithmes de ML peuvent être formés pour identifier rapidement les candidats correspondant le mieux aux critères spécifiques du poste. Cela contribue à une sélection plus précise et à une meilleure adéquation entre les compétences des candidats et les exigences du travail.

Réduction de la charge de travail manuel : En évitant l'examen manuel de chaque CV, les équipes de recrutement peuvent consacrer leur temps à des tâches plus stratégiques et à une interaction plus approfondie avec les candidats présélectionnés.

Minimisation des biais : En utilisant des algorithmes basés sur des critères objectifs, le processus de "Screening de CV" peut contribuer à réduire les biais humains potentiels, favorisant ainsi une évaluation plus équitable des candidats.

Adaptabilité continue : Les modèles de ML peuvent être ajustés et améliorés au fil du temps en fonction des retours d'expérience, assurant ainsi une adaptation constante aux besoins changeants de l'entreprise.

Gain financier : La réduction du temps nécessaire au processus de recrutement et l'amélioration de la qualité des embauches peuvent se traduire par des économies financières à long terme pour l'entreprise.

#### 2 Data

#### 2.1 Data Definition

A ce stade, notre objectif premier est de préciser les données destinées à l'entraı̂nement et à l'évaluation de notre modèle.

La base de données utilisée a été téléchargée depuis [Kaggle](https://www.kaggle.com/datasets/gaura dataset/data). Elle est structurée, adoptant un format tabulaire dans un fichier CSV. La structure est définie par deux colonnes principales : "Category" et "Resume". La colonne "Category" attribue une catégorie spécifique à chaque entrée, représentant le secteur industriel associé au CV du candidat, englobant des domaines tels que : Data Science, HR, Advocate, Arts, Web Designing, Mechanical Engineer, Sales, Health and Fitness, etc. D'autre part, la colonne "Resume" contient les données des CVs correspondants.

Cette organisation permet une gestion systématique des informations, facilitant une recherche, une analyse, et une compréhension claire des données. La nature structurée de cette base de données est cruciale pour la catégorisation des profils professionnels et offre un cadre organisé qui peut être exploité pour diverses analyses et applications dans les domaines des ressources humaines, du recrutement, et de l'analyse sectorielle.

#### 2.2 Data Quality

Le prétraitement des données est une étape cruciale dans le processus d'analyse de données qui vise à préparer, nettoyer et organiser les données brutes avant leur utilisation dans des applications analytiques ou de modélisation. Cette phase comprend plusieurs étapes, telles que la gestion des valeurs manquantes, l'élimination du bruit, la normalisation, la conversion de formats, et d'autres techniques visant à rendre les données plus cohérentes, compréhensibles et adaptées à l'analyse. L'objectif principal du prétraitement est d'améliorer la qualité des données, de réduire les erreurs potentielles, et d'assurer la fiabilité des résultats obtenus lors de l'application de techniques d'exploration, de modélisation statistique, ou d'apprentissage automatique.

Dans ce sens, un ensemble complet d'étapes de prétraitement des données a été implémenté afin de s'assurer que les données textuelles extraites des CV sont de qualité et fiables :

- Suppression des URL: Toutes les URL ont été éliminées du texte du CV. Cette étape est cruciale pour éliminer les hyperliens, qui peuvent ne pas contribuer de manière significative à l'analyse et pourraient introduire du bruit.
- Suppression de RT et CC : Les occurrences de "RT" (Retweet) et "CC" ont été supprimées. Ce sont des artefacts courants issus du contenu des médias sociaux et ne sont pas pertinents dans le contexte de l'analyse du texte du CV.
  - Suppression des hashtags et mentions : Les hashtags et mentions ont été

supprimés du texte. Cela améliore la propreté des données en éliminant des éléments centrés sur les médias sociaux.

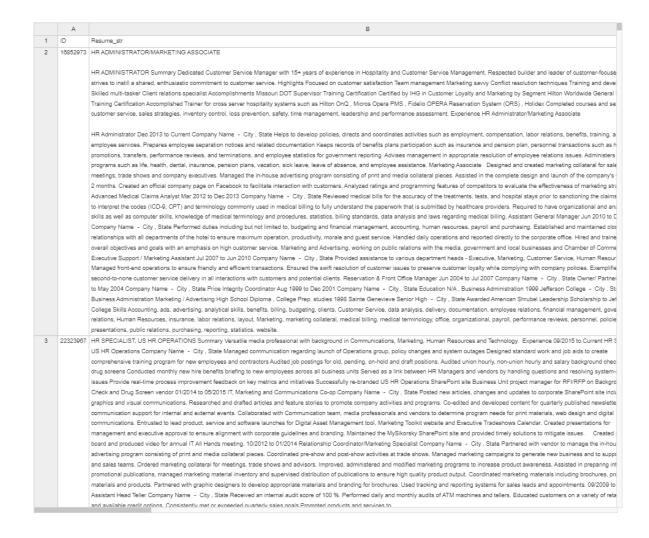
- Suppression de la ponctuation : Divers signes de ponctuation ont été supprimés. Cela garantit un texte cohérent et standardisé, évitant les problèmes pouvant découler de la présence de ponctuations inutiles.
- Suppression des caractères non ASCII : Les caractères non ASCII, qui pourraient causer des incohérences d'encodage, ont été remplacés par des espaces. Cette étape favorise la compatibilité et l'uniformité des données.
- Réduction des espaces blancs : Les espaces blancs superflus à l'intérieur du texte ont été réduits. Cela contribue non seulement à une apparence plus propre, mais facilite également le maintien d'un format constant pour l'analyse.

En nettoyant et standardisant le texte, nous créons une base solide pour les analyses ultérieures, sans artefacts ni distractions inutiles.

### 2.3 Data exploration/EDA

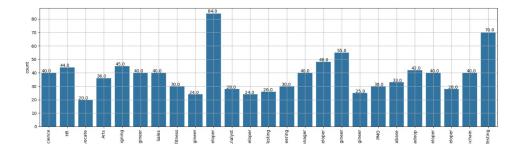
#### 2.3.1 Aperçu des données

Dans cette phase, les données sont chargées à partir d'un fichier CSV à l'aide de la bibliothèque pandas. Une première exploration des données est réalisée en affichant les premières lignes du jeu de données à l'aide de la fonction head(). Cela permet d'avoir un aperçu rapide de la structure et du format des données.

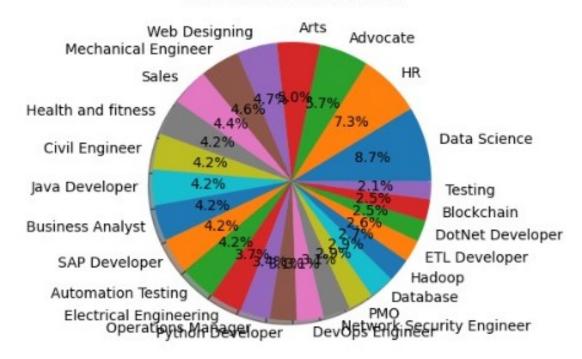


#### 2.3.2 Visualisation des données

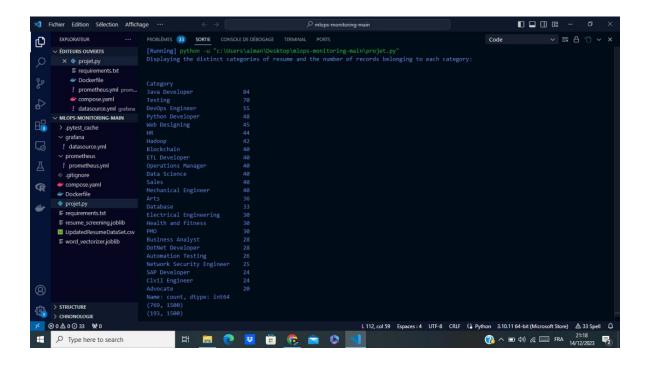
Une visualisation graphique est essentielle pour comprendre la distribution des catégories dans le jeu de données. Un graphique à barres, créé à l'aide de la bibliothèque seaborn, ainsi qu'un diagramme circulaire, permettent d'observer la fréquence de chaque catégorie, offrant ainsi une première impression visuelle de la distribution des données.



#### CATEGORY DISTRIBUTION



Nous avons révélé le nombre d'enregistrements appartenant à chaque catégorie unique dans la colonne 'Category' du DataFrame resumeDataSet. Cette information offre une compréhension détaillée de la répartition des données dans différentes catégories, fournissant ainsi un aperçu essentiel de la diversité des catégories de CV présentes dans le jeu de données.



### 3 Model

#### 3.1 Division des données

Dans cette phase cruciale de construction du modèle, nous avons suivi un ensemble d'étapes méthodiques pour entraı̂ner et évaluer notre modèle de classification basé sur les k plus proches voisins (KNeighborsClassifier). Tout d'abord, nous avons divisé nos données en ensembles d'entraı̂nement et de test en utilisant la fonction train\_test\_split. Cette division, avec une taille de test de 20% et une randomisation fixée pour assurer la reproductibilité, a permis de préparer nos données pour l'entraı̂nement et l'évaluation du modèle.

#### 3.2 Construction du modèle :

En ce qui concerne la construction du modèle, nous avons opté pour une approche One-vs-Rest encapsulant l'algorithme k-NN.

Ce choix trouve sa pertinence dans sa simplicité conceptuelle et sa capacité à traiter efficacement des problèmes de classification. Le principe fondamental de cet algorithme repose sur la proximité des échantillons dans l'espace des caractéristiques : les individus similaires sont regroupés dans des catégories communes. Cette approche non paramétrique s'adapte bien à notre étude de Screening de CV, où la similarité entre les compétences et l'expérience des candidats peut jouer un rôle déterminant dans la classification. En outre, parmi ses avantages notables, on cite sa flexibilité pour gérer des données de nature textuelle, ce qui est particulièrement pertinent dans notre cas. De plus, ce modèle offre une interprétabilité accrue, facilitant la compréhension des résultats de classification.

Le modèle ainsi créé a été ensuite entraîné sur l'ensemble d'entraînement, composé des caractéristiques des mots (TF-IDF) extraites de nos CVs.

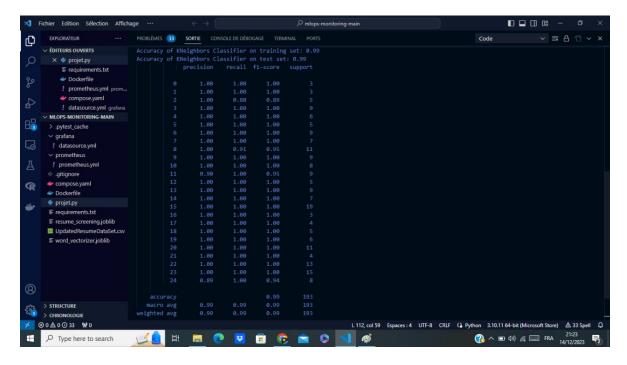
## 3.3 Baseline metrics/KPIs

- 1. La **précision** mesure le nombre de vrais positifs parmi tous les exemples positifs prédits par le modèle. C'est une mesure de l'exactitude des prédictions positives du modèle. Il s'agit du ratio des vrais positifs sur la somme des vrais positifs et les faux positifs.
- 2. Le **Recall** évalue la capacité du modèle à identifier tous les exemples positifs. Il mesure la proportion d'exemples positifs réels que le modèle a correctement identifiés. Il s'agit du ratio des vrais positifs sur la somme des vrais positifs et les faux négatifs.
- 3. Le **F1-score** est une mesure qui combine la précision et le rappel en une seule valeur. Il est particulièrement utile lorsque les classes sont déséquilibrées.

$$F1 = 2 imes rac{ ext{Pr\'ecision} imes ext{Rappel}}{ ext{Pr\'ecision} + ext{Rappel}}$$

#### 3.4 Prédiction et Évaluation

Après l'entraînement, nous avons procédé à la prédiction sur l'ensemble de test pour évaluer la performance de notre modèle. Les résultats ont été analysés en termes de précision, aussi bien sur l'ensemble d'entraînement que sur l'ensemble de test. Ces métriques fournissent une indication précieuse de la capacité du modèle à généraliser à de nouvelles données.

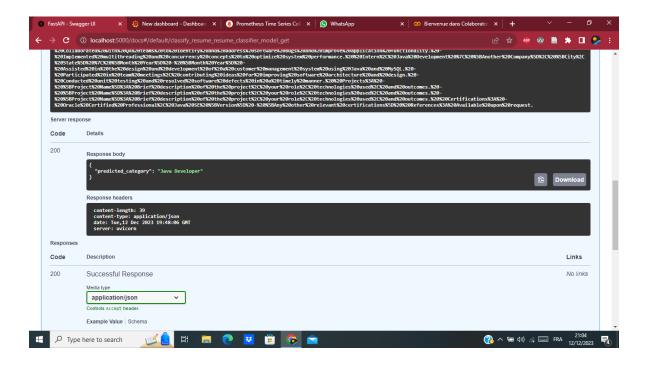


Enfin, conscient de l'importance de la sauvegarde des modèles entraînés, nous avons utilisé la bibliothèque joblib pour sauvegarder notre modèle de classification ainsi que le vectoriseur de mots utilisé dans le processus de prétraitement. Cette étape est importante pour permettre un déploiement facile et rapide du modèle dans des environnements de production.

## 4 Deployment:

Pour concrétiser notre modèle de Screening de CV, nous avons opté pour un déploiement en utilisant FastAPI, une bibliothèque Python dédiée à la création rapide d'API. Cette approche nous permet d'exposer notre modèle en tant que service Web, offrant une interface facilement accessible pour l'intégration avec d'autres applications. FastAPI excelle dans la prise en charge de la documentation automatique, facilitant ainsi la compréhension de l'API par les utilisateurs.

Ci-après un exemple d'utilisation de notre modèle où nous avons fourni au modèle un exemple de CV et nous a retourné la catégorie auquelle apartient ce CV.



## 5 Monitoring

Afin de monitorer en temps réel les performances de notre modèle, nous avons intégré le tandem Prometheus/Grafana. Prometheus, un système open-source de surveillance et d'alerte, collecte les métriques pertinentes générées par notre API FastAPI. Ces métriques sont ensuite visualisées de manière graphique et intuitive grâce à Grafana, offrant une surveillance continue du comportement de notre modèle déployé. Cette combinaison de FastAPI, Prometheus, et Grafana constitue une infrastructure pour exposer notre modèle de machine learning, tout en fournissant des mécanismes de suivi essentiels pour garantir des performances optimales dans des environnements opérationnels.

Dans notre cas, nous avons décidé de suivre trois métriques, une qui mesure la durée du scrape et l'etat du scrape (1 si réussi et 0 sinon), qui sont deux métriques prédéfinis dans prometheus, et nous avons ajouté à notre API une métrique qui mesure le nombre des requêtes HTTP, et qui sert à suivre l'utilisation et le trafic de notre modèle, qui est une métrique importante à suivre lorsqu'un modèle de machine learning est déployé dans un environnement de production pour garantir que le modèle fonctionne de manière fiable, réactive et évolutive.

