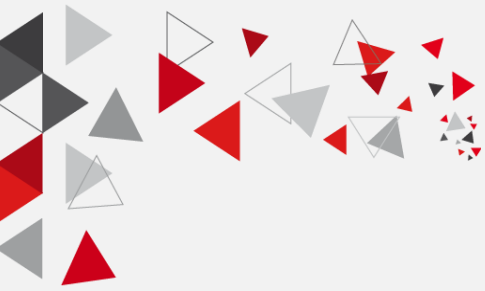
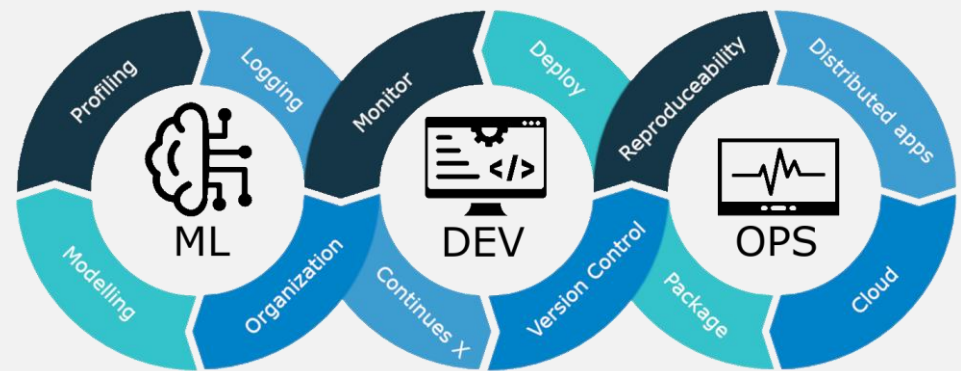


Introduction à MLOps

#Automatisation et gestion des modèles d'apprentissage automatique

UP ASI
Département informatique
Bureau: E204



Plan du module

- **Séance 01:**
 - Introduction MLOps
 - Mise en place de l'environnement
- **Séance 02:**
 - Intégration continue
 - MakeFile
- **Séance 03:** FastAPI
- **Séance 04:** MLFlow
- **Séance 05:**
 - Docker
 - Supervision continue (Monitoring)
- **Séance 06 et 07:** Validation du projet

Plan du cours

- 1 - A propos le module
- 2 - DevOps
- 3 - XOps
- 4 - MLOps
- 5 - Les acteurs de l'approche MLOps
- 6 - L'utilité de MLOps
- 7 - Les outils de MLOps
- 8 - Les pipelines de MLOps
- 9 - Les composants de MLOps
- 10 - Le workflow de MLOps
- 11 - Architecture de la solution

Horaires

- Durée Totale : **21 heures**
- Séances : **07 séances**
- Cours : **06 heures**
- TP : **09 heures**
- Examen : **06 heures**

(*) Vendredi : **13h45**

Evaluation

- L'évaluation se fait tout au long du module, et non pas uniquement à la fin.
- La moyenne du module est calculée comme suit :

$$\text{Moyenne} = \text{Note Projet} * 60\% + \text{Note contrôle continu} * 40 \%$$

- La note de **contrôle continu** tient en considération l'**Assiduité**, la **participation**, les **TPs** à faire en cours (avancement sur votre projet en classe chaque semaine).
- L'**Examen** sera pratique et théorique au cours des deux dernières séances (S6 et S7).
- L'**Examen de rattrapage** sera pratique et théorique.

Introduction

- Ancien modèle de développement: Séparation des équipes

Conséquences:

- Retards dans les livraisons
- Dysfonctionnements fréquents de l'application
- Applications inadaptées aux nouveaux besoins: Les besoins des clients évoluaient, mais les applications ne suivaient pas.



Les développeurs créaient l'application de leur côté



L'équipe IT se chargeait du déploiement une fois **le développement est terminé**

Problèmes rencontrés:

- Corrections et ajustements nécessaires après le développement.
- Manque d'implication: Les développeurs n'étaient pas impliqués dans le processus de déploiement et l'équipe IT ne participait pas activement au développement.

Introduction

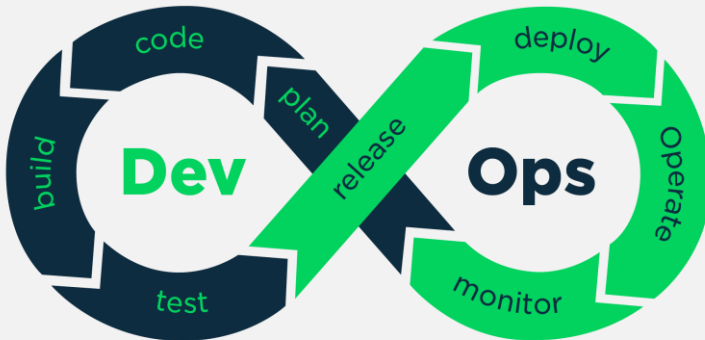


La naissance d'une nouvelle approche en 2007

Objectif: Unification des équipes = Remédier à l'écart entre développement et opérations.

DevOps: Un succès moderne

- + Améliorer la collaboration entre développement et opérations.
- + Se concentrer sur les livrables produits par les ingénieurs développement.
- + Adoption massive par les entreprises: Elle permet des livraisons plus rapides et fiables et elle assure une meilleure adaptation aux besoins changeants des clients.



DevOps

- DevOps est la contraction des deux termes anglais development (développement) et operations IT (exploitation).
- DevOps vise à réduire la friction organisationnelle entre les développeurs et l'équipe opérationnelle.
- L'approche DevOps vise une meilleure communication entre les deux équipes en automatisant les fonctions souvent distinctes de ces équipes en un seul processus intégré et continu afin d'optimiser la production des livrables.

DevOps

- Qui utilise DevOps ?

amazon

 **airbnb**

 **Spotify**

facebook

Walmart 

NETFLIX

Google


Uber



NORDSTROM

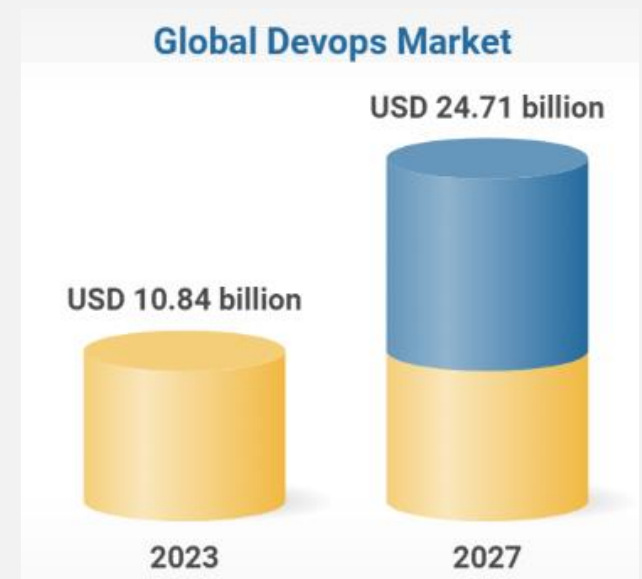
 **Adobe**

DevOps

- 99% des organisations déclarent avoir eu un impact positif après la mise en œuvre de DevOps dans leur organisation en 2020.
- 61% des entreprises ont déclaré que DevOps les avait aidées de la meilleure façon possible à produire des livrables de meilleure qualité.
- Près de 49% des organisations ont signalé une réduction des délais de mise sur le marché des logiciels et des services.

DevOps

- Les revenus mondiaux de la gestion des conteneurs devraient passer d'une petite base de 465,8 millions de dollars en 2020 à 944 millions de dollars en 2024.
- 70 % des organisations exécuteront efficacement deux applications conteneurisées ou plus.



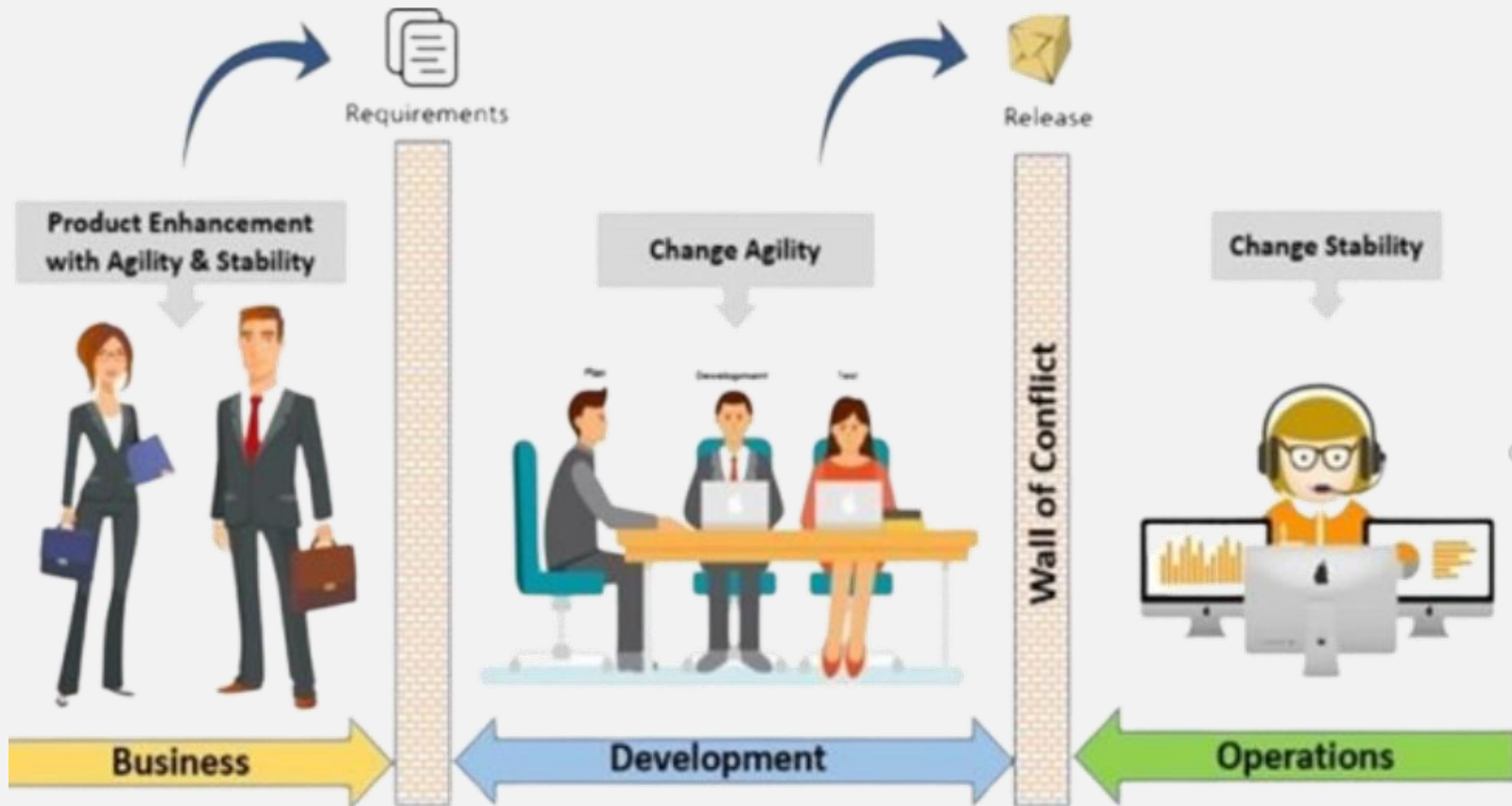
DevOps

Quels sont les problèmes qui ont donné naissance à DevOps ?

- Ça marche chez moi et pas chez toi!
- Les déploiements risqués
- La peur du changement
- Quel est le problème ?
- Retardons la livraison à la semaine prochaine (Corrigeons nos bugs !)
- Nous devons refaire les tâches de ces 3 derniers jours !



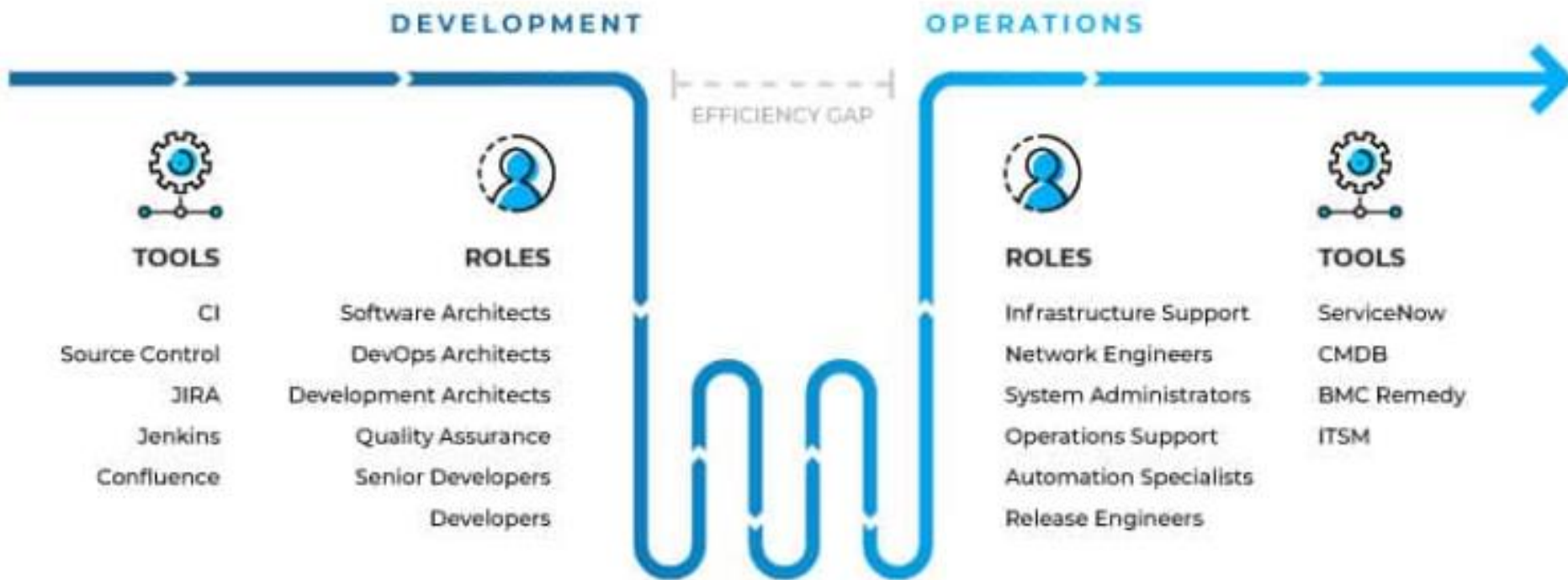
DevOps - Dev vs. Ops



- 3 équipes sont indispensables pour la bonne conduite d'un projet : équipe business, équipe développement et équipe opérationnel.
- L'interaction entre ces 3 équipes est loin d'être évidente

DevOps - Dev vs. Ops

Development vs Operations

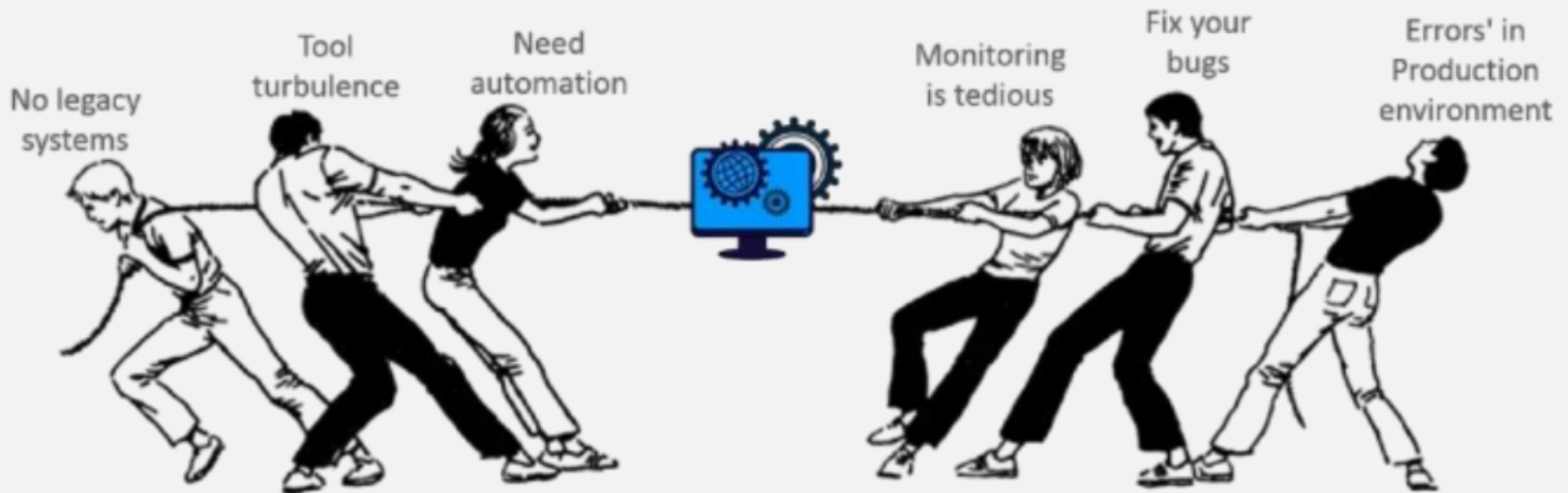


DevOps - Dev vs. Ops

Développement	Opérations
Planning et la date de livraison	Qualité de service et disponibilité
Couts de développement	Cout d'exploitation
Releases planning	Changements, Incidents
Dernières technologies	Technologies standards
Environnement de développement	Environnements de production
Fréquents et importants changements	Minimise le changement en production
Méthodes agiles	Organisation et processus structurés

➔ Les objectifs et les visions des deux équipes développement et opérations sont différentes.

DevOps - Dev vs. Ops



Equipe développement

Modification aux moindres coûts,
le plus rapidement possible

Equipe opérations

Stabilité du système, qualité

L'automatisation est au cœur de l'approche DevOps

DevOps - Dev vs. Ops



DevOps - Dev & Ops

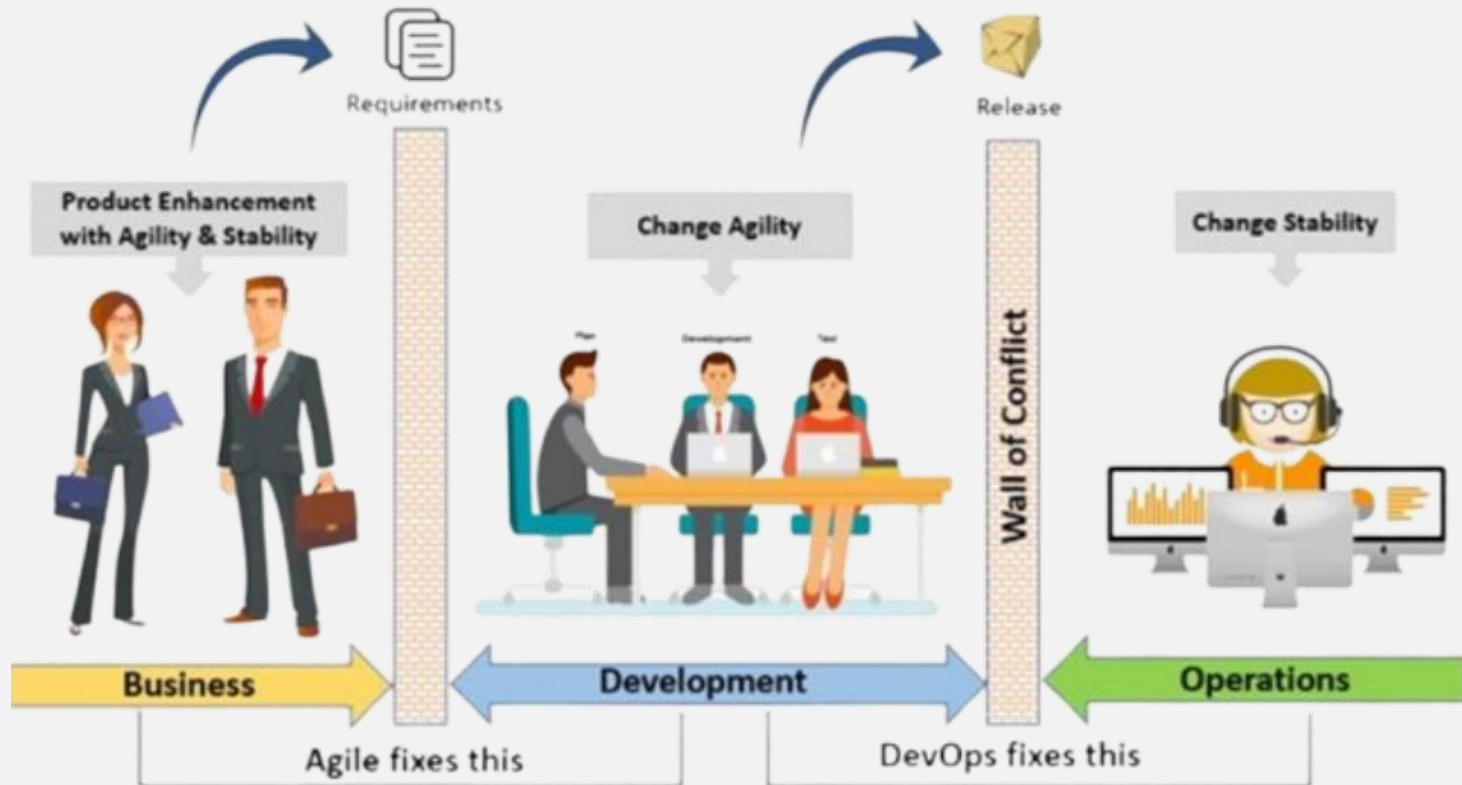


E. Développement

E. Opérationnelle

DevOps joue le rôle de **médiateur** entre les deux équipes. L'objectif est de transformer la tension entre les deux équipes en une **collaboration saine**.

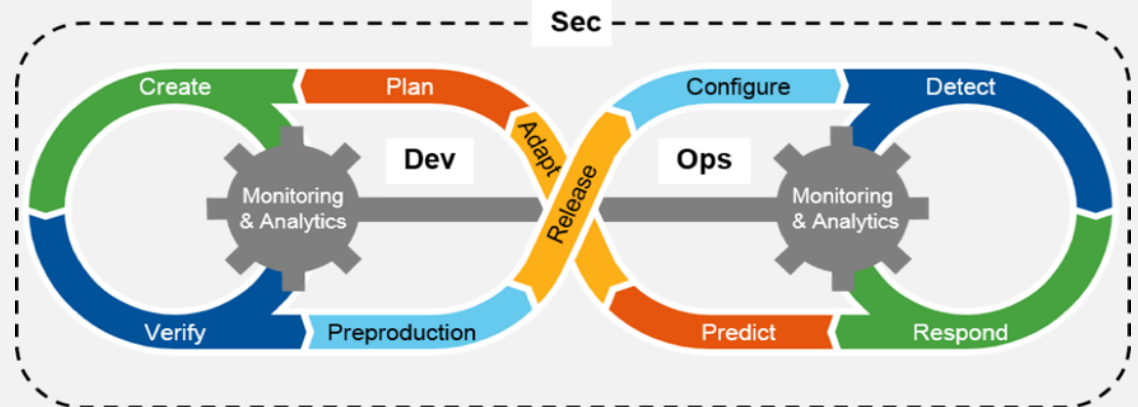
DevOps - Dev & Ops



DevOps est la solution parfaite à intérêt mutuelle entre les deux parties (dev et ops). Cette approche coordonne les efforts pour que tous les objectifs des équipes soient réalisés avec moindre coût et dans le plus bref des délais.

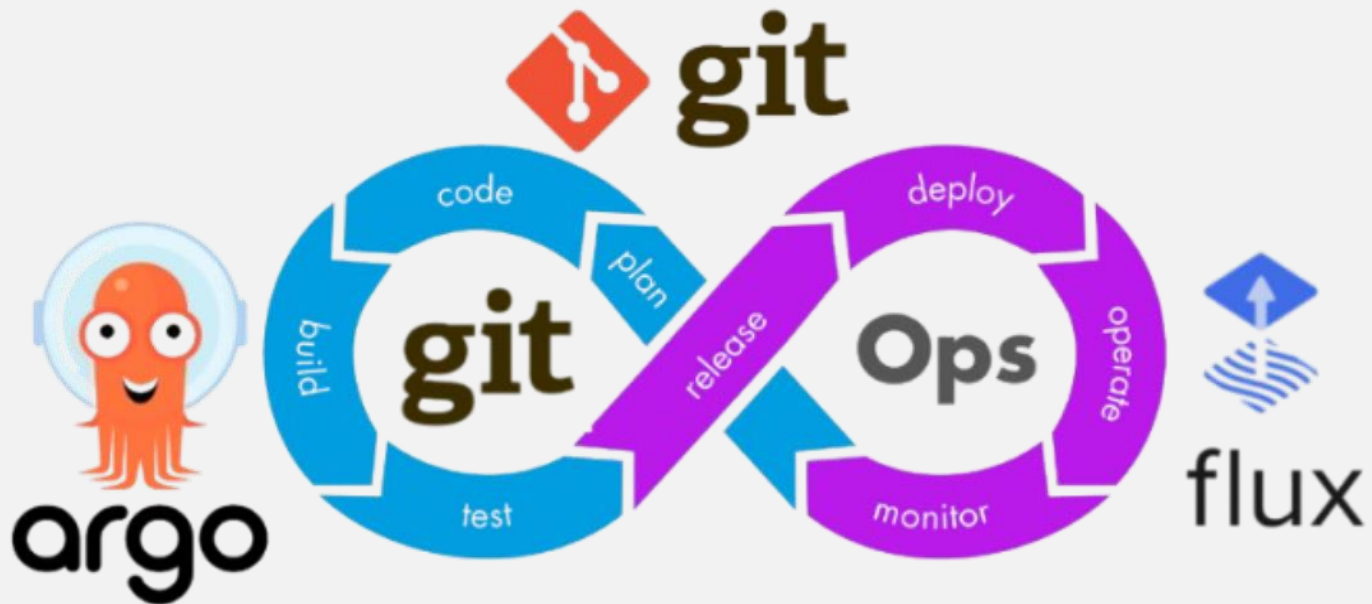
XOps

- À la suite du DevOps, plusieurs cultures d'automatisation de déploiement sont créées selon le domaine d'activité :
 - **DevSecOps:** (Development, Security, Operations) : Intègre la sécurité dès les premières étapes du cycle de vie du développement logiciel, en harmonisant les équipes de développement, de sécurité et d'exploitation.



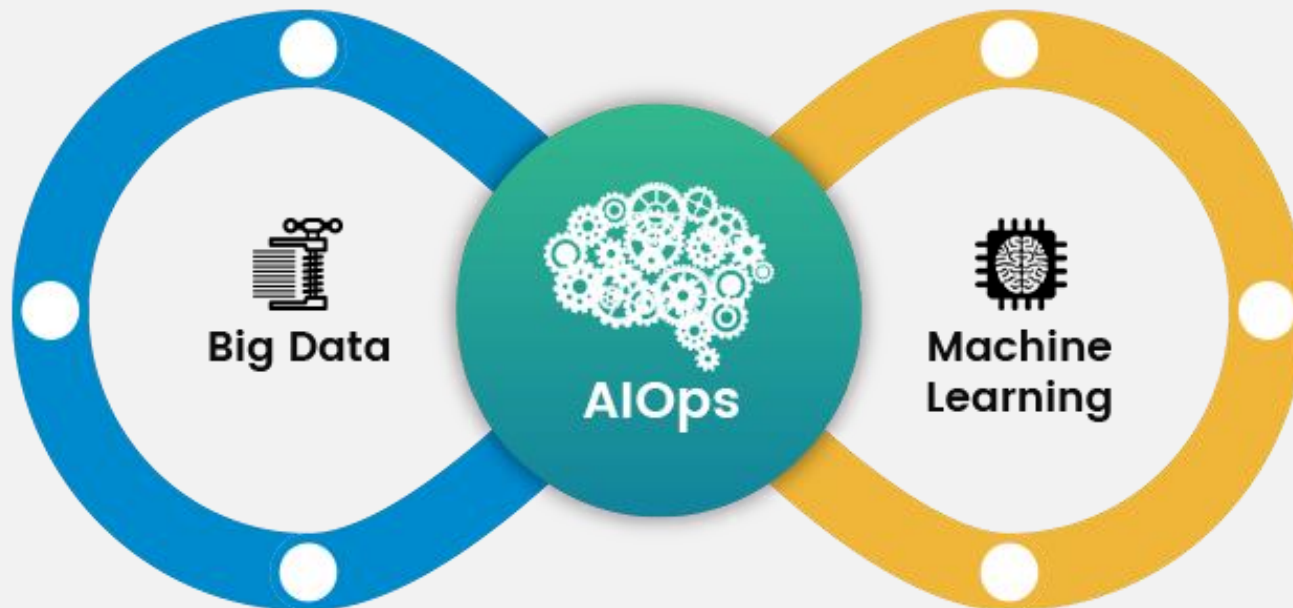
XOps

- **GitOps:** Étend les pratiques DevOps en utilisant Git comme source pour la gestion des infrastructures et le déploiement d'applications, favorisant une gestion déclarative et automatisée.



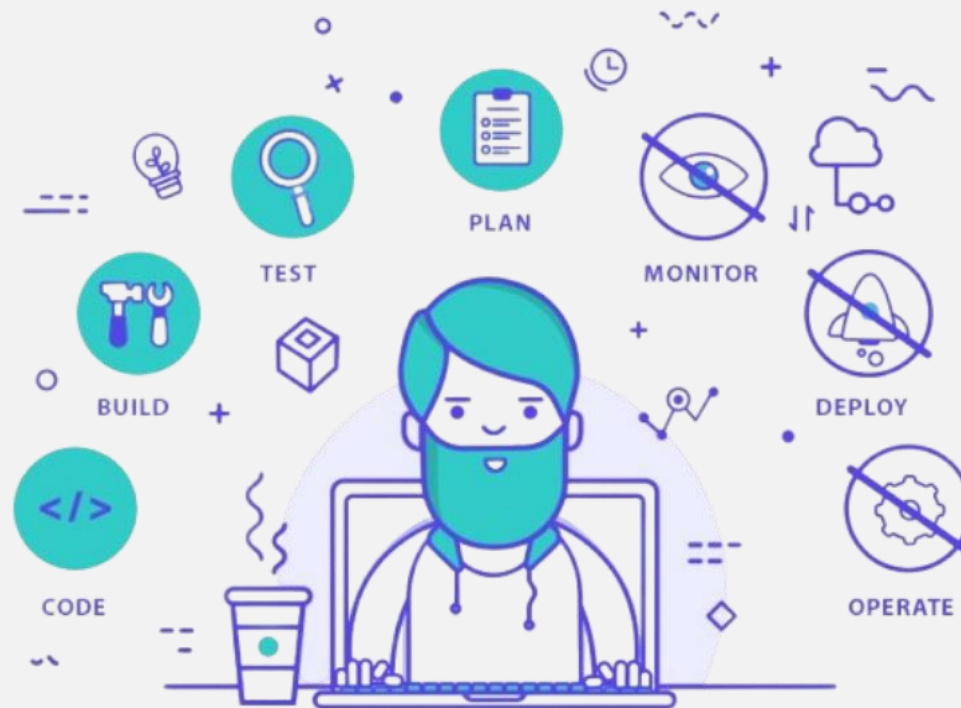
XOps

- **AiOps:** (Artificial Intelligence for IT Operations) : Utilise l'intelligence artificielle et le machine learning pour améliorer la gestion des opérations IT, y compris la surveillance, la corrélation des événements et les analyses prédictives.



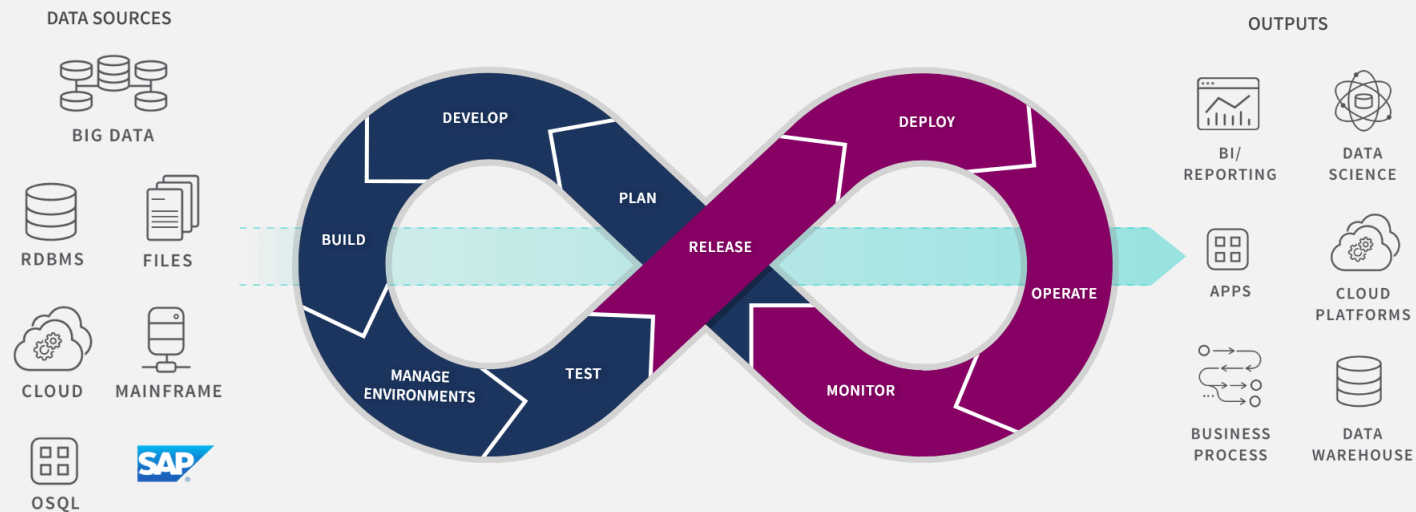
XOps

- **NoOps:** (No Operations) : Vise à automatiser entièrement l'infrastructure et les opérations, réduisant ainsi la nécessité d'équipes d'exploitation traditionnelles.



XOps

- **DataOps:** Améliore la collaboration, l'intégration et l'automatisation des flux de travail entre les équipes de données, d'analyse et d'opérations IT. Il met l'accent sur l'optimisation des processus de gestion des données, y compris l'acquisition, le nettoyage, l'intégration, la préparation, la gouvernance et la sécurité des données.



XOps

DATA

- Collect
- Process
- Store
- Identify



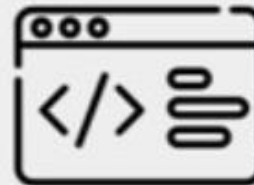
ML

- Explore
- Extract
- Train
- Optimize



DEV

- Plan
- Develop
- Package
- Test



OPS

- Configure
- Monitor
- Validate
- Release



MLOps

Si on travaille sur un projet Machine Learning :

- A quoi servira le modèle développé, comment nous allons l'exploiter ?
- Qui est l'utilisateur final ? A quelle fréquence les prédictions doivent-elles être générées ?
- De quelles données/modèles/paramètres a-t-on a priori besoin ?
- Peut-on se fier aux données collectées ?

MLOps

- Raisons de l'échec des projets de Machine Learning

1. Manque de collaboration au sein de l'équipe

- Les data scientists doivent collaborer avec plusieurs équipes.

Problème : Travailler en isolation mène à des échecs.

Conséquence : Manque de communication et de synergie.



MLOps

- Raisons de l'échec des projets de Machine Learning

2. Manque d'améliorations continues

- La performance des modèles se dégrade avec le temps.

Problème : Absence de mises à jour régulières.

Conséquences :

- Les modèles ne sont pas optimisés en continu.
- Nécessité de reconstruire, tester et redéployer avec chaque cycle de données.



MLOps

- Raisons de l'échec des projets de Machine Learning

3. Manque d'expertise

- Les projets nécessitent des data scientists qualifiés.

Problème : Pénurie d'experts compétents dans le domaine.

Conséquences : Difficultés à mener à bien les projets ML.

Difficultés à mener à bien les projets ML.



MLOps

- Raisons de l'échec des projets de Machine Learning

4. La qualité et la quantité des données

- Grandes quantités de données nécessaires pour de bonnes prédictions.

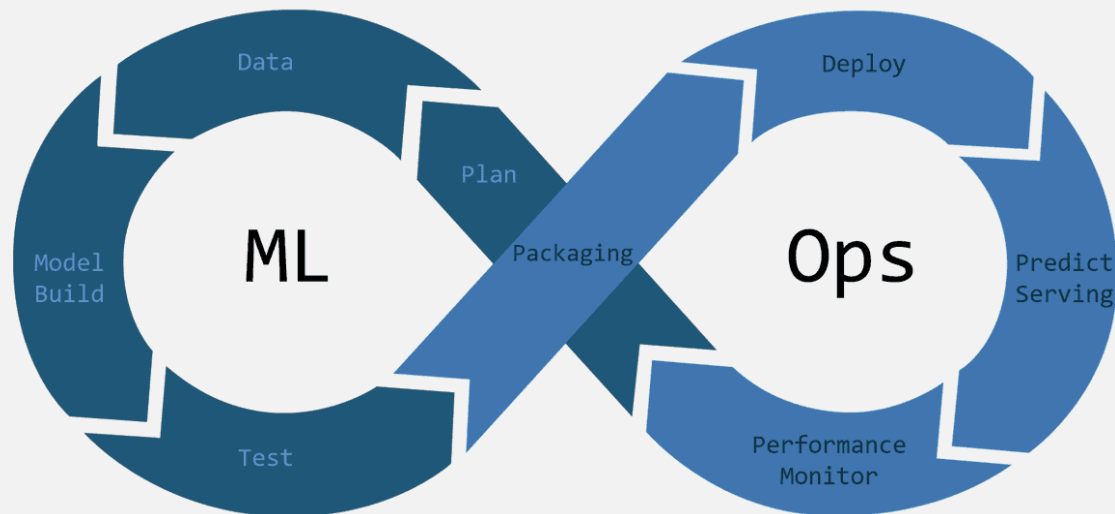
Problème : Complexité accrue avec l'augmentation du volume de données.

Conséquences : Mauvaise qualité des données, formats variés, problèmes de synchronisation et contraintes de sécurité.



MLOps

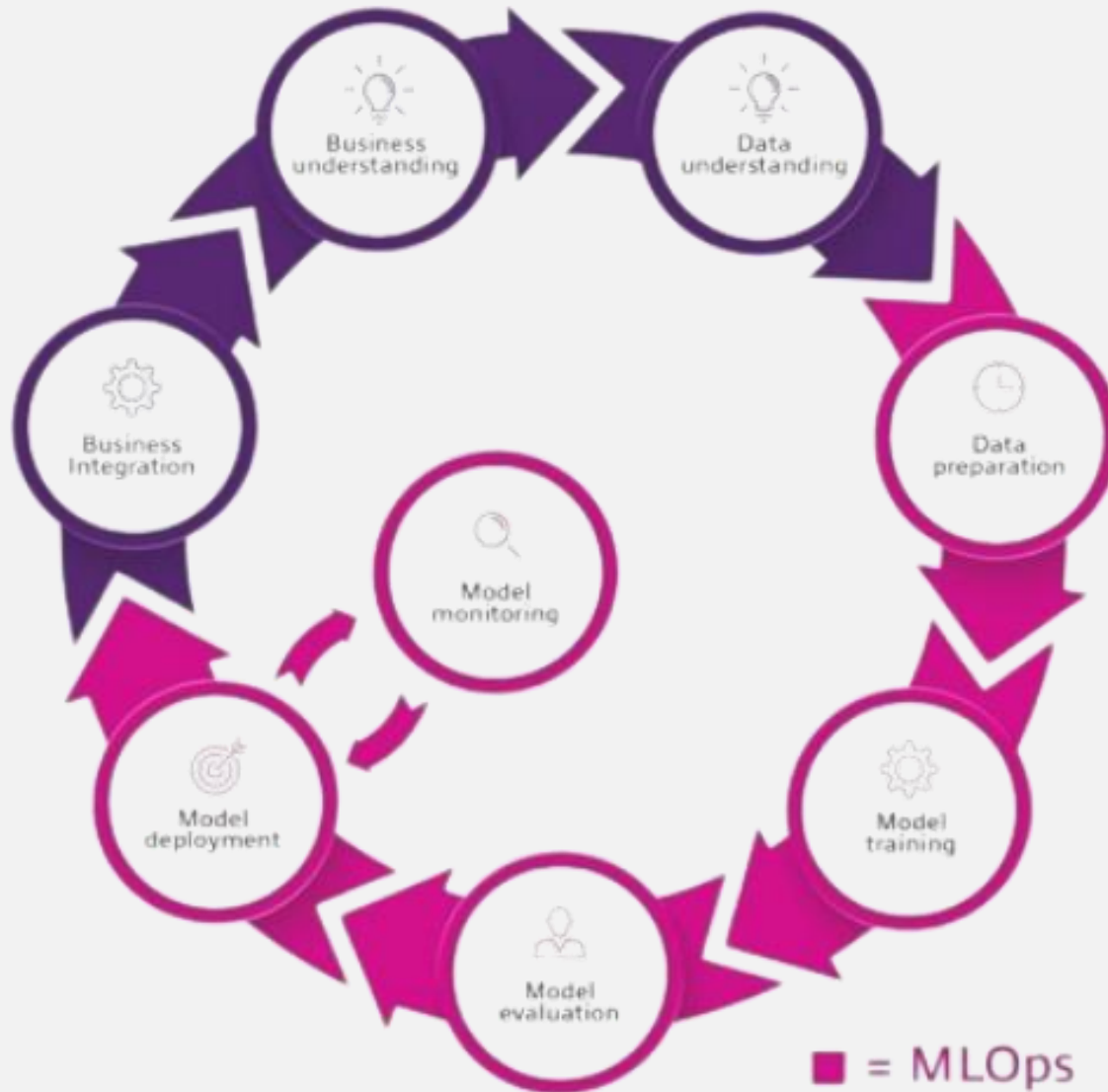
- **MLOps** = Machine Learning Operations
- C'est une **méthodologie** qui vise à **industrialiser** et à **automatiser** le cycle de vie des modèles de machine learning, depuis leur développement jusqu'à leur déploiement et leur gestion en production.



MLOps

- La validation rigoureuse des modèles garantit leur conformité aux exigences métier et réglementaires, tout en assurant la transparence et la traçabilité des décisions prises par les modèles de machine learning.
- MLOps combine des pratiques de développement logiciel (DevOps) avec des processus spécifiques au machine learning pour assurer la reproductibilité, la sécurité, la surveillance continue et la scalabilité des modèles.

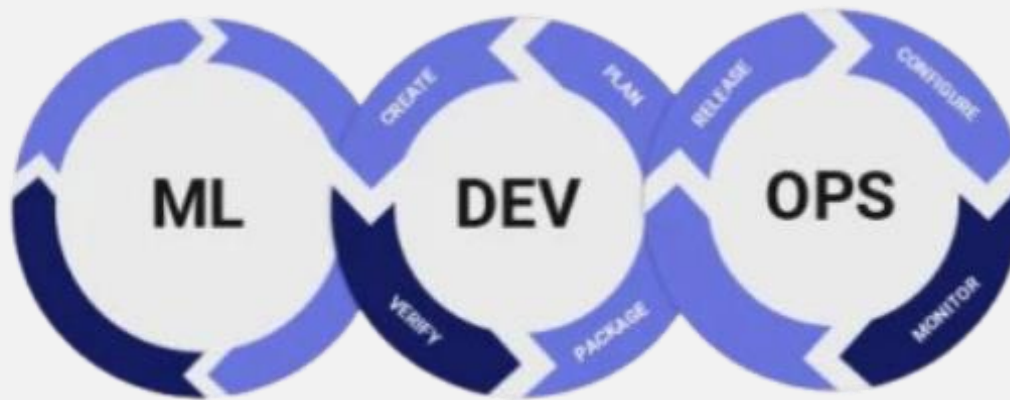
MLOps



MLOps - DevOps vs. MLOps

From **Devops** to **MLOPS**

MLOps = ML + DEV + OPS



Develop

- Algorithm Training + Testing
- ETL (Data Pipelines)
- Continuous Integration / Continuous Deployment

Operate

- Continuous Delivery
- Model Inference
- Monitoring and Management

MLOps - DevOps vs. MLOps

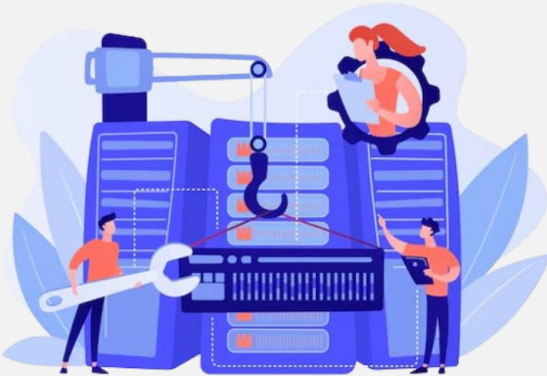
Aspect	DevOps	MLOps
Objectif principal	Accélérer le développement et le déploiement d'applications avec une intégration et un déploiement continu (CI/CD), en améliorant la collaboration entre les équipes de développement et d'exploitation.	Optimiser le cycle de vie des modèles de machine learning, depuis l'entraînement jusqu'au déploiement en production, en garantissant la reproductibilité, la performance et l'adaptabilité des modèles face à l'évolution des données.
Processus	<ul style="list-style-type: none"> - Intégration continue - Livraison et déploiement continu 	<ul style="list-style-type: none"> - Entraînement continu et validation continue
Cycle de déploiement	Itérations fréquentes par étapes	Cycles d'entraînement longs et continus
Composition d'équipe	<ul style="list-style-type: none"> - Software Development - DevOps - QA Team 	<ul style="list-style-type: none"> - Machine Learning Engineers - Data Engineers/Scientist

Les acteurs de l'approche MLOps



Data scientist

- Responsable de la création de modèles de machine learning.
- Analyse des données et interprétation des résultats.



Data engineer

- Gère l'infrastructure de données.
- Conçoit et maintient des pipelines de données pour assurer la qualité et la disponibilité des données

Les acteurs de l'approche MLOps



ML Engineer

- Spécialiste de l'intégration des modèles de ML dans les environnements de production.
- Automatise le déploiement et la gestion des modèles.



DevOps Engineer

- Assure l'intégration et le déploiement continu (CI/CD) pour les projets de machine learning.
- Gère l'infrastructure cloud et les conteneurs (Docker, Kubernetes).

Les acteurs de l'approche MLOps



Domain Expert

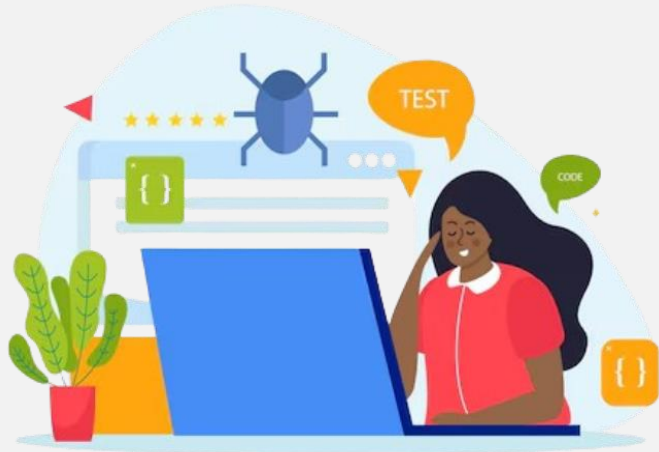
- Fournit des connaissances spécifiques au secteur pour guider le développement et l'évaluation des modèles.
- S'assure que les solutions sont alignées avec les objectifs métier.



Product Owner

- Définit la vision du produit et les priorités du backlog.
- Assure la liaison entre les équipes techniques et les parties prenantes.

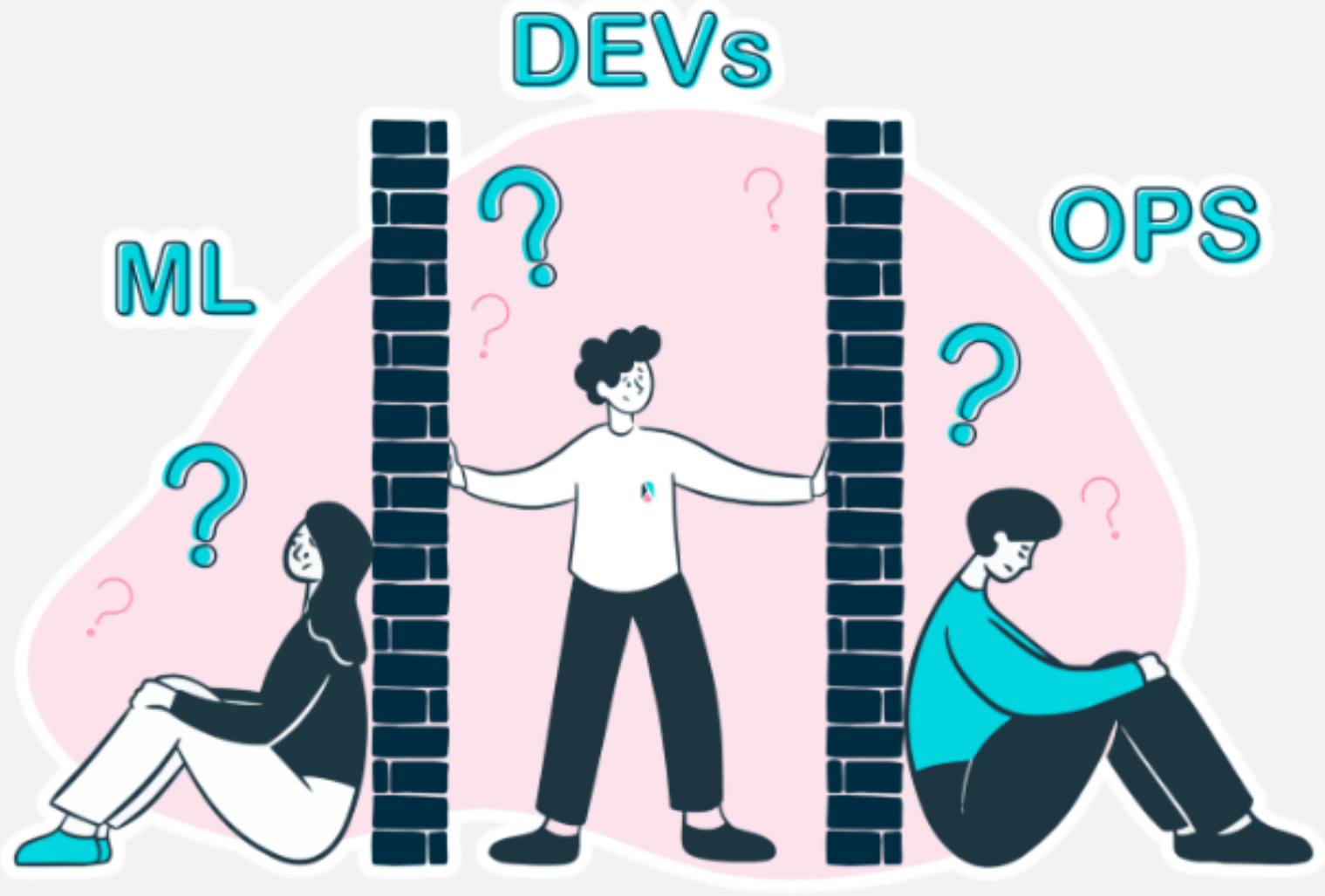
Les acteurs de l'approche MLOps



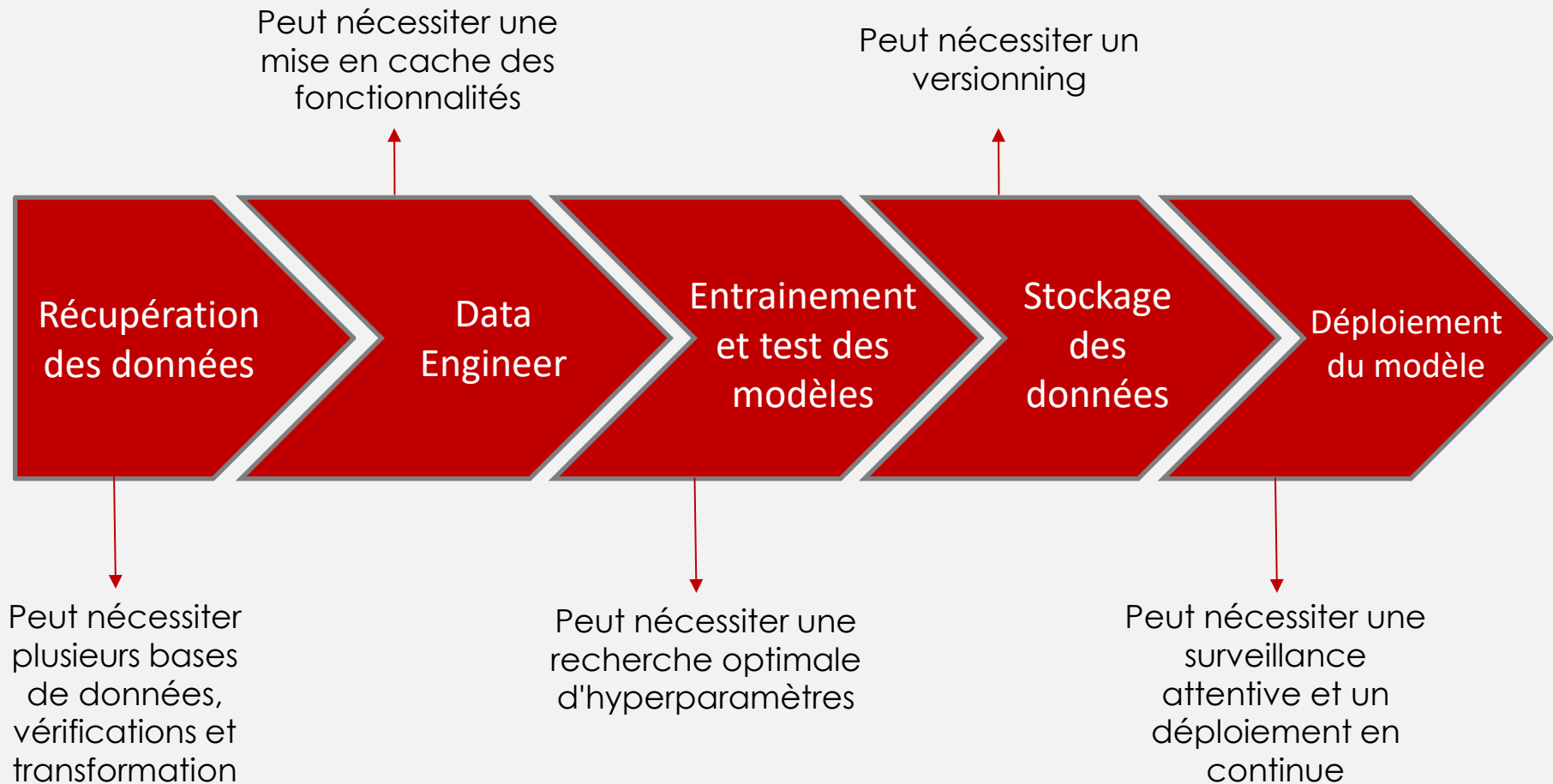
QA Engineer

- Établit des tests pour vérifier la performance et la robustesse des modèles.
- Assure la qualité des livrables.

Les acteurs de l'approche MLOps



Utilité MLOps



Utilité MLOps

Défis dans la création de modèles ML performants

- Construire un modèle capable de prédire des résultats à partir des données fournies est relativement simple. Cependant, créer un modèle à la fois fiable, rapide, précis et adapté à un grand nombre d'utilisateurs est beaucoup plus complexe. C'est là que le MLOps devient essentiel. Voici pourquoi :
 - **Gestion des données volumineuses** : Les modèles ML dépendent d'énormes quantités de données, difficiles à gérer par une seule personne.
 - **Suivi des paramètres** : Les ajustements de paramètres dans les modèles ML peuvent sembler minimes, mais ils peuvent entraîner des variations importantes dans les résultat.

Utilité MLOps

Défis dans la création de modèles ML performants

- **Ingénierie des fonctionnalités** : Le choix des bonnes fonctionnalités est une tâche clé qui influence directement la performance du modèle.
- **Surveillance spécifique** : La surveillance d'un modèle ML ne s'effectue pas de la même manière que celle d'un logiciel traditionnel ou d'une application Web déployée.
- **Débogage complexe** : Corriger les erreurs dans un modèle ML est un processus délicat et souvent difficile à maîtriser.
- **Évolution des données** : Les modèles ML se basent sur des données du monde réel, qui évoluent constamment. Par conséquent, les modèles doivent être ajustés en permanence pour refléter ces changements et rester pertinents.

Outils MLOps

OPERATIONALIZATION

MODEL MONITORING

MODEL DEPLOYMENT/SERVING

MODELING

FEATURE ENGINEERING

MODEL VERSIONING

EXPERIMENT TRACKING

HYPERPARAMETER OPTIMIZATION

DATA MANAGEMENT

DATA LABELING

DATA STORAGE & VERSIONING

END-TO-END MLOPS

Outils MLOps

- Gestion cycle de vie ML: **mlflow**
- Orchestration des workflows :  **Kubeflow**
- Gestion des conteneurs :  **docker**
- Gestion des pipelines :  **Apache Airflow**  **Jenkins**  **Amazon SageMaker**
- Déploiement des modèles :  **TensorFlow**
- Gestion des données : 
- Monitoring :  **Prometheus**  **Grafana** ou bien 

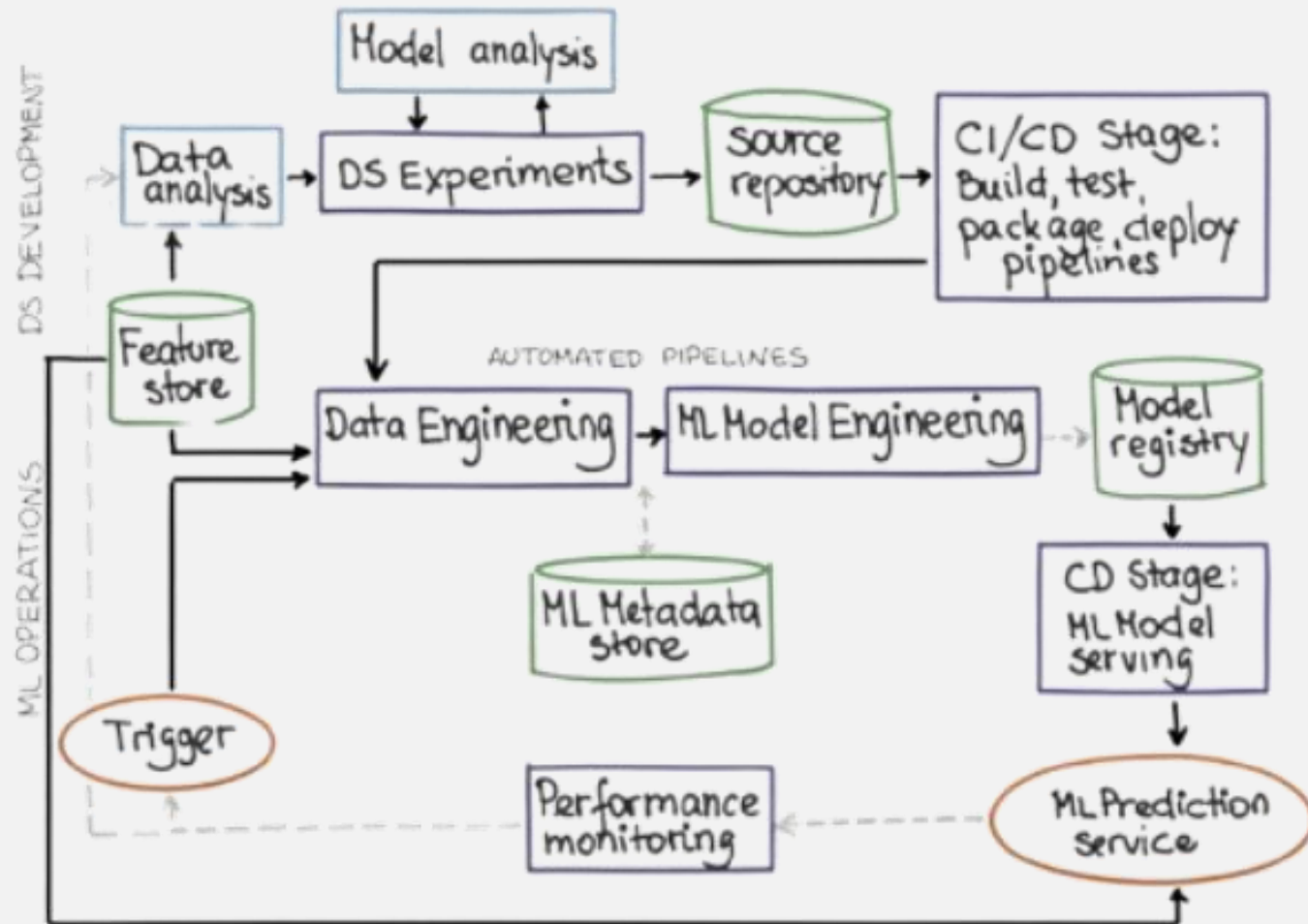
Pipeline MLOps

- Les pipelines MLOps sont des étapes séquentielles déclenchées pour concevoir, déployer et gérer automatiquement les workflows de modèles. Les pipelines CI/CD de Machine Learning sont composés des sous-pipelines suivants :
 - **Pipeline de données** : ce pipeline est responsable de l'exécution d'ETL (Extraction, Transformation et Chargement) et d'amener automatiquement les données nécessaires dans le modèle.
 - **Pipeline d'environnement** : ce pipeline garantit que les bonnes dépendances sont toujours chargées et disponibles.

Pipeline MLOps

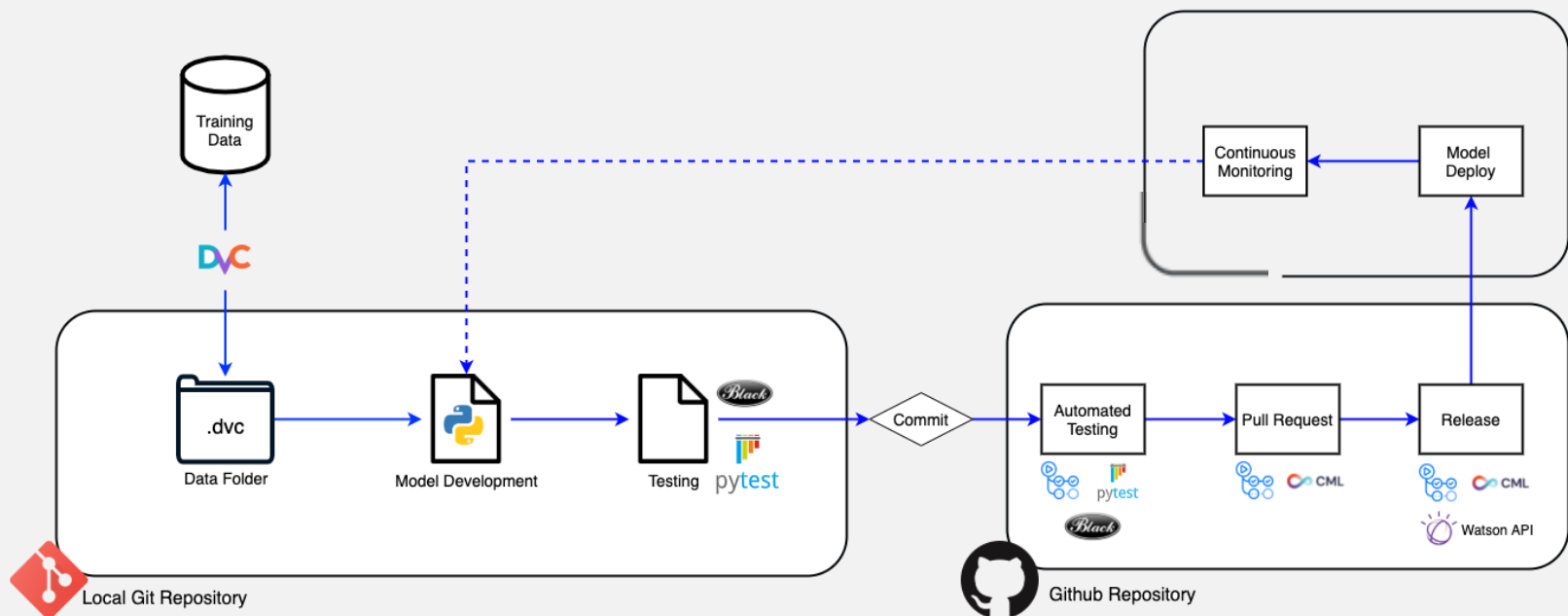
- **Pipeline d'entraînement** : ce pipeline est responsable de l'entraînement du modèle. En fonction de la conception de votre pipeline MLOps, il pourrait avoir besoin du pipeline de données et du pipeline d'environnement pour importer les données et les dépendances.
- **Pipeline de test** : ce pipeline est responsable de la vérification du modèle entraîné. Il peut souvent tirer parti de cas de tests automatisés qui sont déclenchés selon un calendrier prédéfini.
- **Pipeline de déploiement** : ce pipeline est utilisé pour déployer votre modèle de Machine Learning dans un environnement de pré-production ou de production.

Composants MLOps



WorkFlow MLOps

Un workflow MLOps présente l'enchainement utilisé le plus souvent pour un projet dans le domaine de machine Learning. Cet ordre peut être modifié bien sur selon la nature et la spécificité du projet



WorkFlow MLOps

Pour développer des solutions de Machine Learning, le cycle de vie standard se déroule comme suit :

- Identifier les besoins et les objectifs de son entreprise
- Collecter les données nécessaires
- Préparer les données
- Créer le modèle
- Réglage des hyperparamètres du modèle
- Entraîner et évaluer le modèle
- Tester et déployer le modèle
- Recyclage, si nécessaire
- Automatiser le lancement des étapes
- Assurer le suivi du modèle

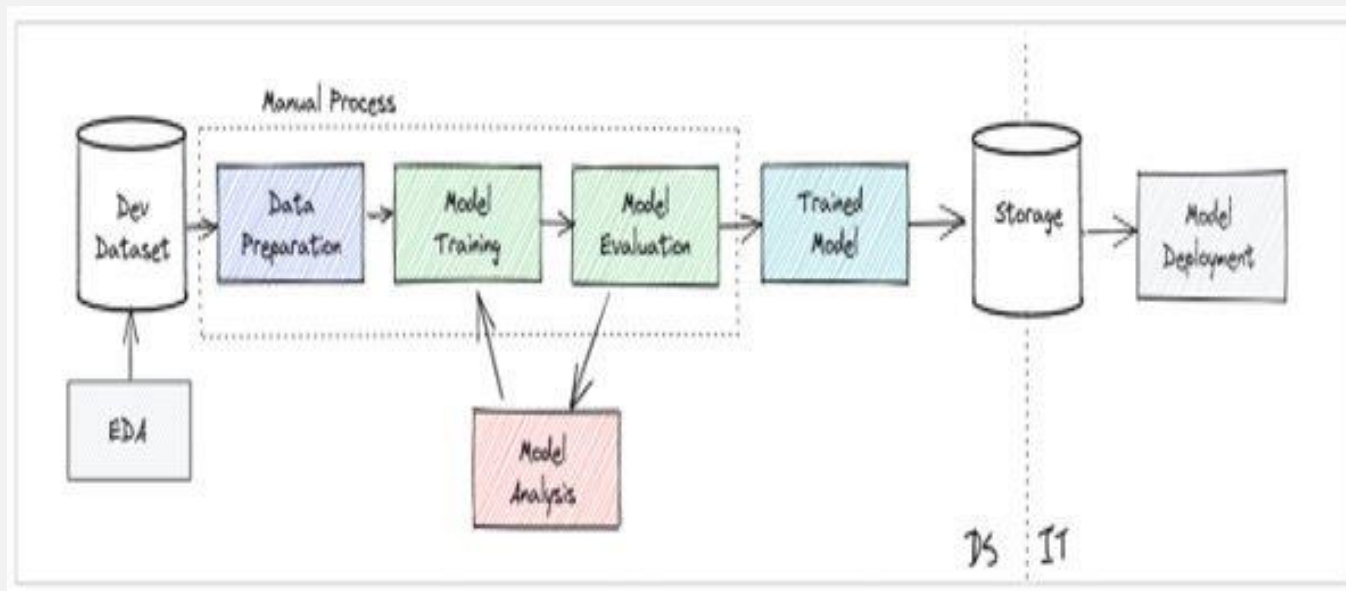
WorkFlow MLOps

L'objectif final est de créer un modèle permettant non seulement de faire des prédictions mais surtout que le modèle soit rapide, fiable, précis et exploitable par les utilisateurs potentiels. Pour réaliser un pipeline complet, nous devons passer par des niveaux :

- **Niveau 0** : Implémenter manuellement la solution désirée
- **Niveau 1** : Automatiser les étapes liées au traitement du modèle
- **Niveau 2** : Automatiser l'ensemble du process sur l'environnement final de production

WorkFlow MLOps

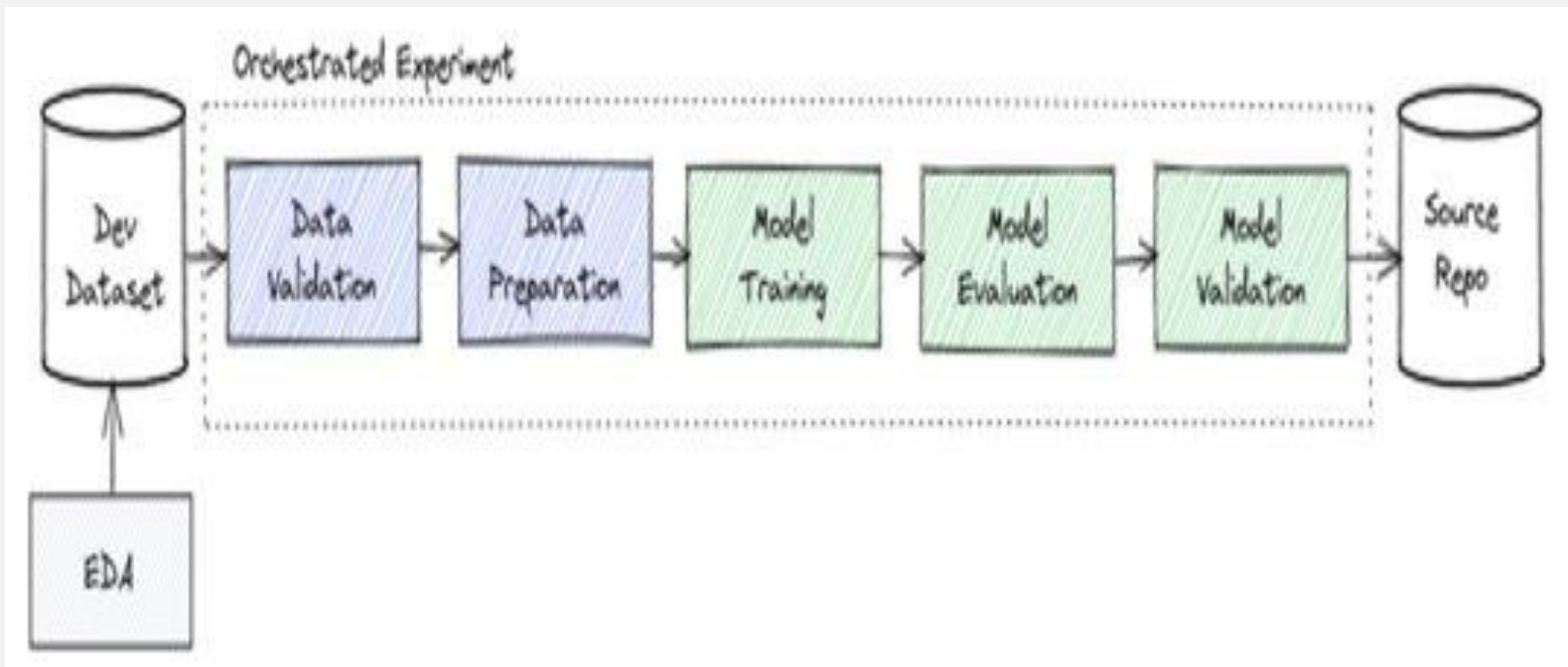
Toutes les étapes liées à la partie Machine Learning peuvent être faites d'une façon 100% manuelle



Niveau 0

WorkFlow MLOps

Une fois l'ensemble des étapes est prêt, il faut penser à faire la partie training automatiquement le plus souvent possible et se baser sur les métriques collectées pour améliorer le modèle



Niveau 1

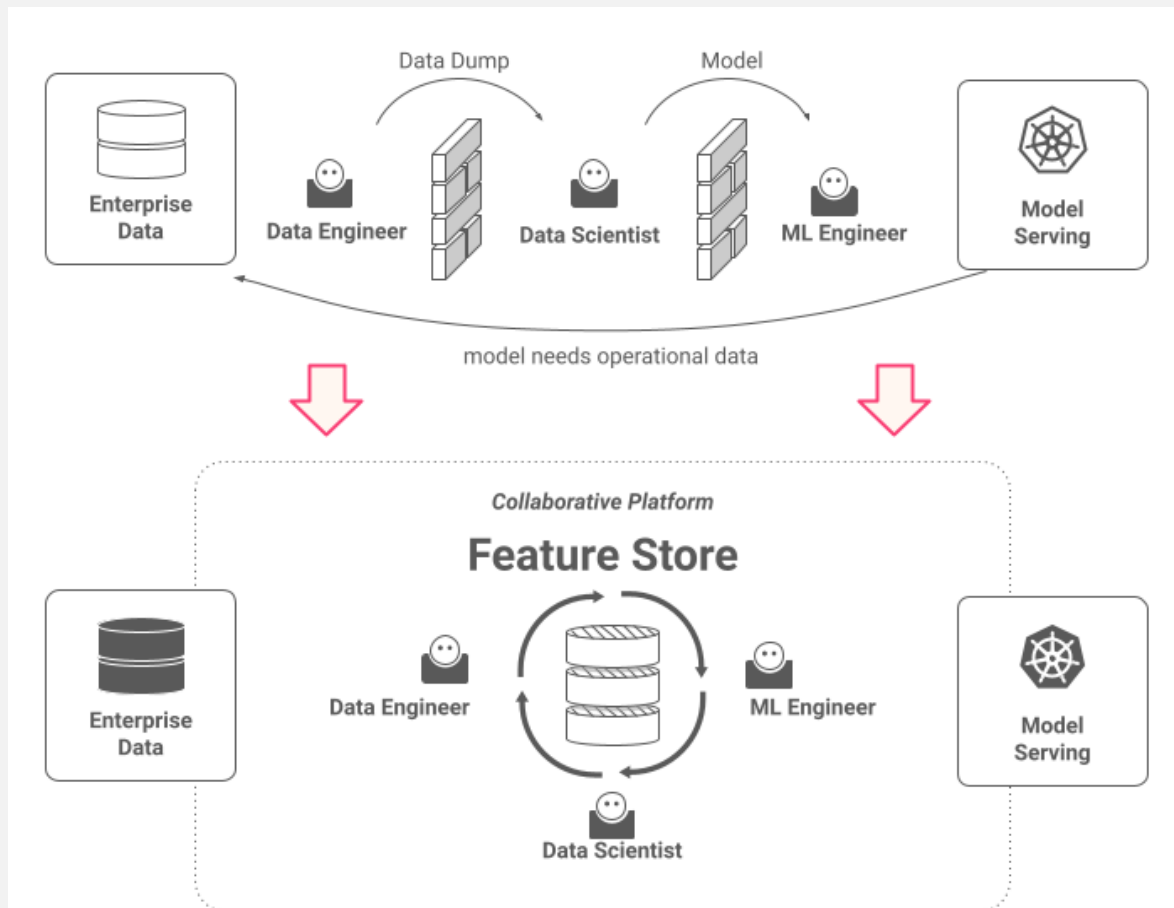
WorkFlow MLOps

Pour le passage à l'environnement de production, il faut suivre le comportement du modèle pour donner suite à l'alimentation de la dataset par de nouvelles données (capacité de s'entrainer en prenant en considération les nouveaux paramètres, utilisation multiple du modèle). Nous nous basons sur les composants suivants :

- **Metadata Store** : contient les enregistrements de chaque étape du pipeline. Une fois qu'une étape est terminée, l'étape suivante recherche la liste des enregistrements, trouve les enregistrements de l'étape précédente, reprend à partir de là.

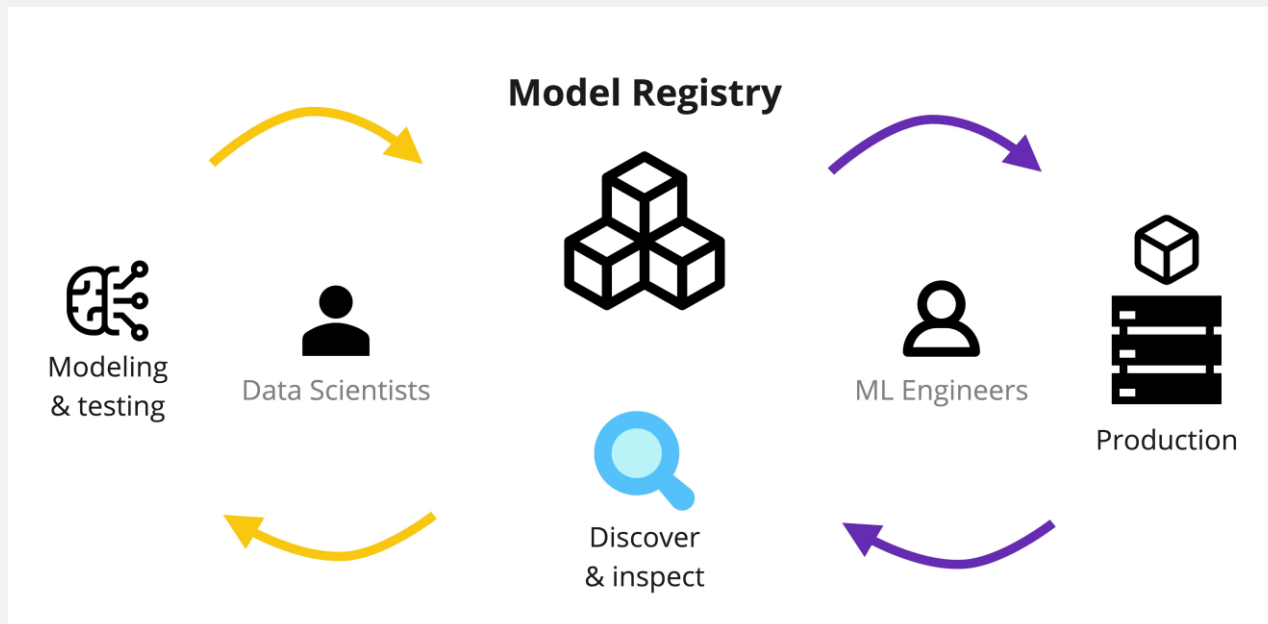
WorkFlow MLOps

- **Feature Store** : récupère les données de diverses sources et transforme les données en fonctionnalités requises par le modèle

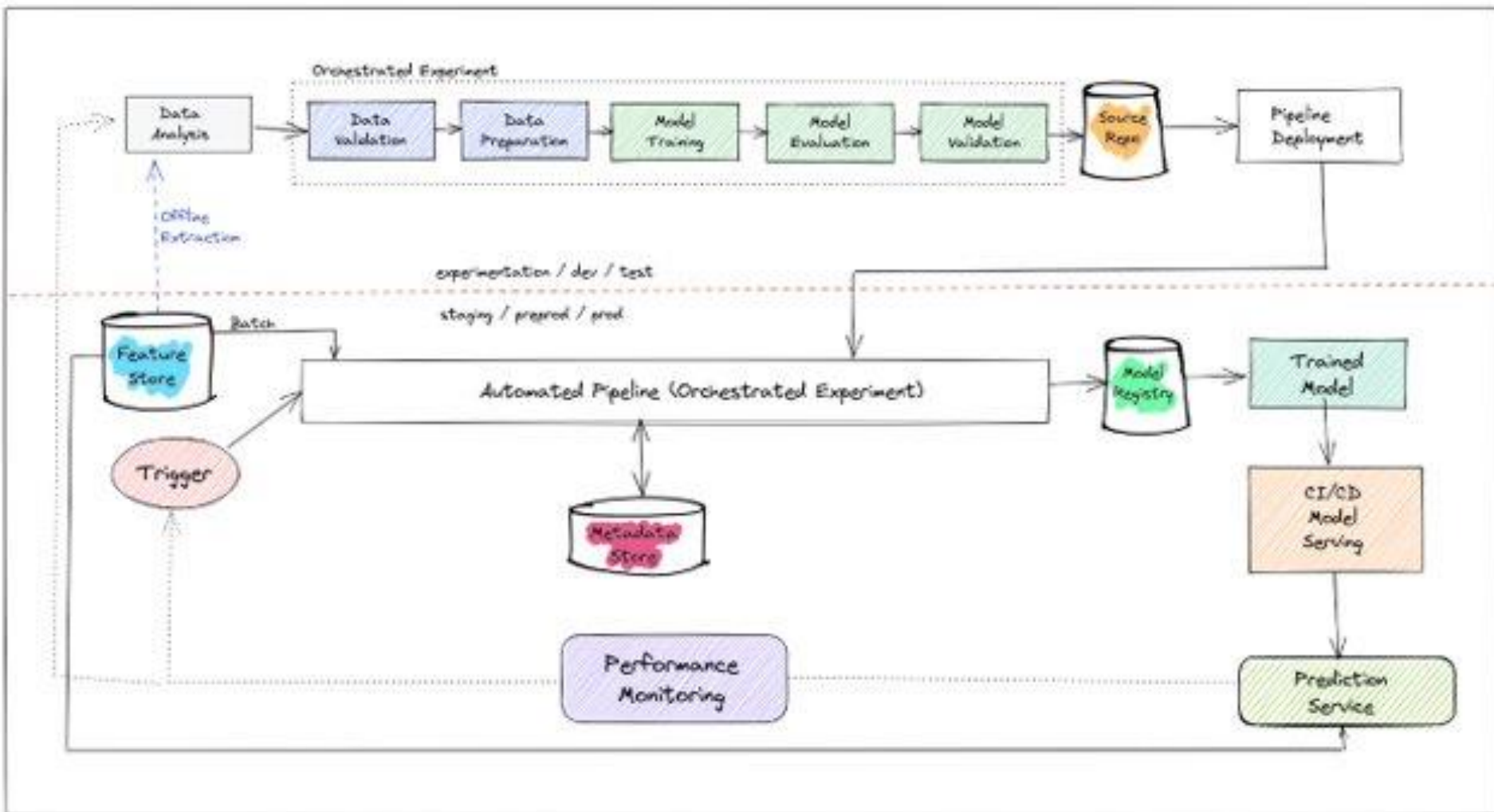


WorkFlow MLOps

- **Model Registry** : stocke les modèles. Ce registry contient un tas de modèles avec différentes précisions stockées. En fonction de l'exigence, le modèle approprié est ensuite envoyé à un pipeline CI/CD qui le déploie en tant que service de prédiction

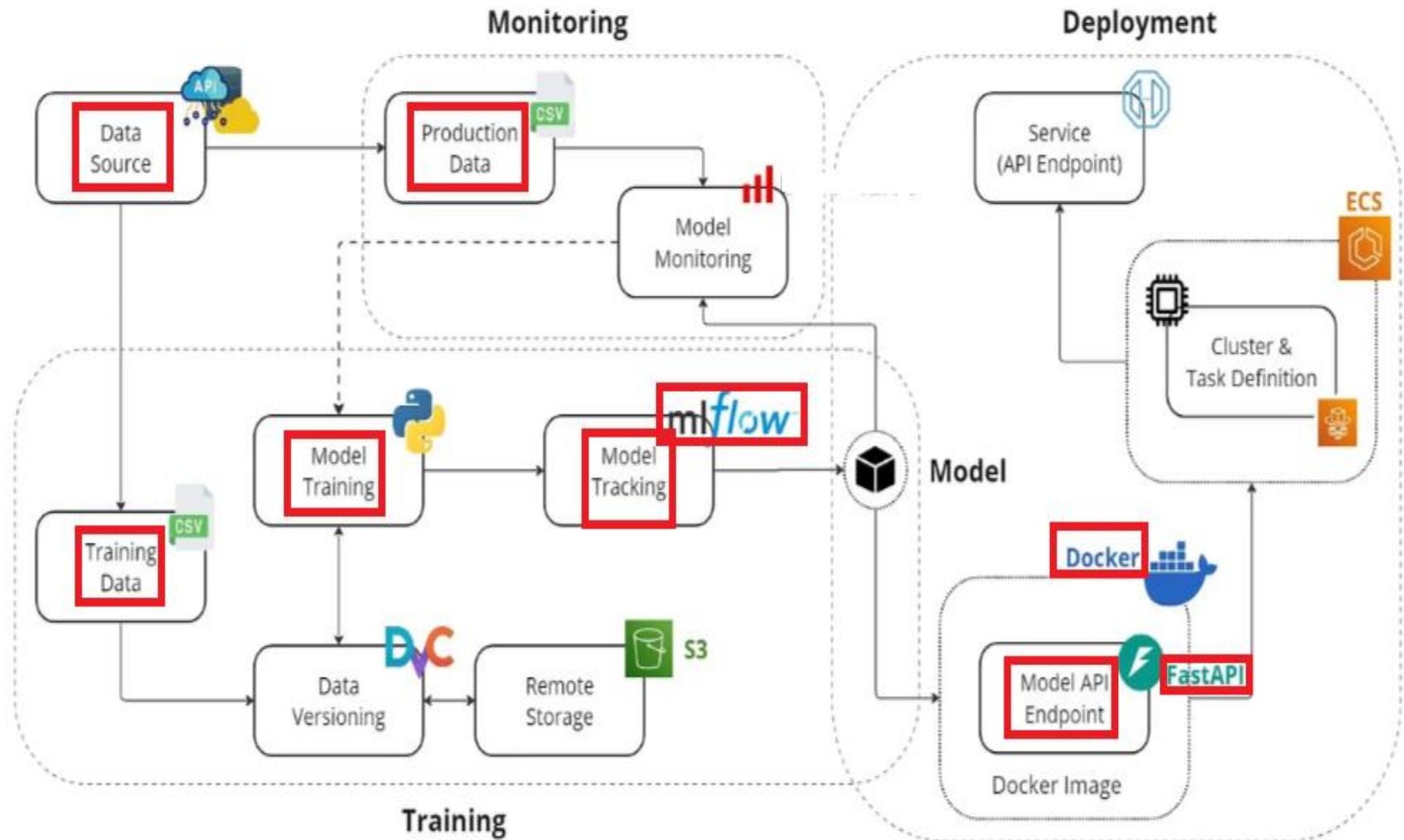


WorkFlow MLOps



Niveau 2

Architecture de la solution



Introduction

Si vous avez des questions, n'hésitez pas à nous contacter :

Département Informatique
UP Architectures des Systèmes d'Information

Bureau E204 /E304