

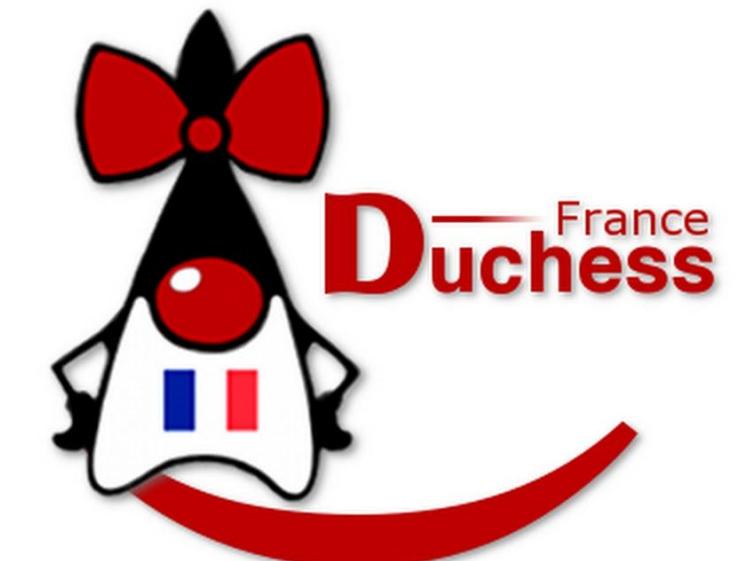
Votre mission :
déployer un modèle
de Machine Learning
en Production

Allez vous
l'accepter ?



CLAUDE FALGUIERE

- ▶ Consultante Data Engineering à Sentelis, Paris
@cfalguiere - <https://cfalguiere.github.io>
- ▶ Co-orga du Paris Machine Learning
@ParisMLGroup
- ▶ Mentor au Coder Dojo Paris
@CoderDojoParis
- ▶ Duchess France
@DuchessFr



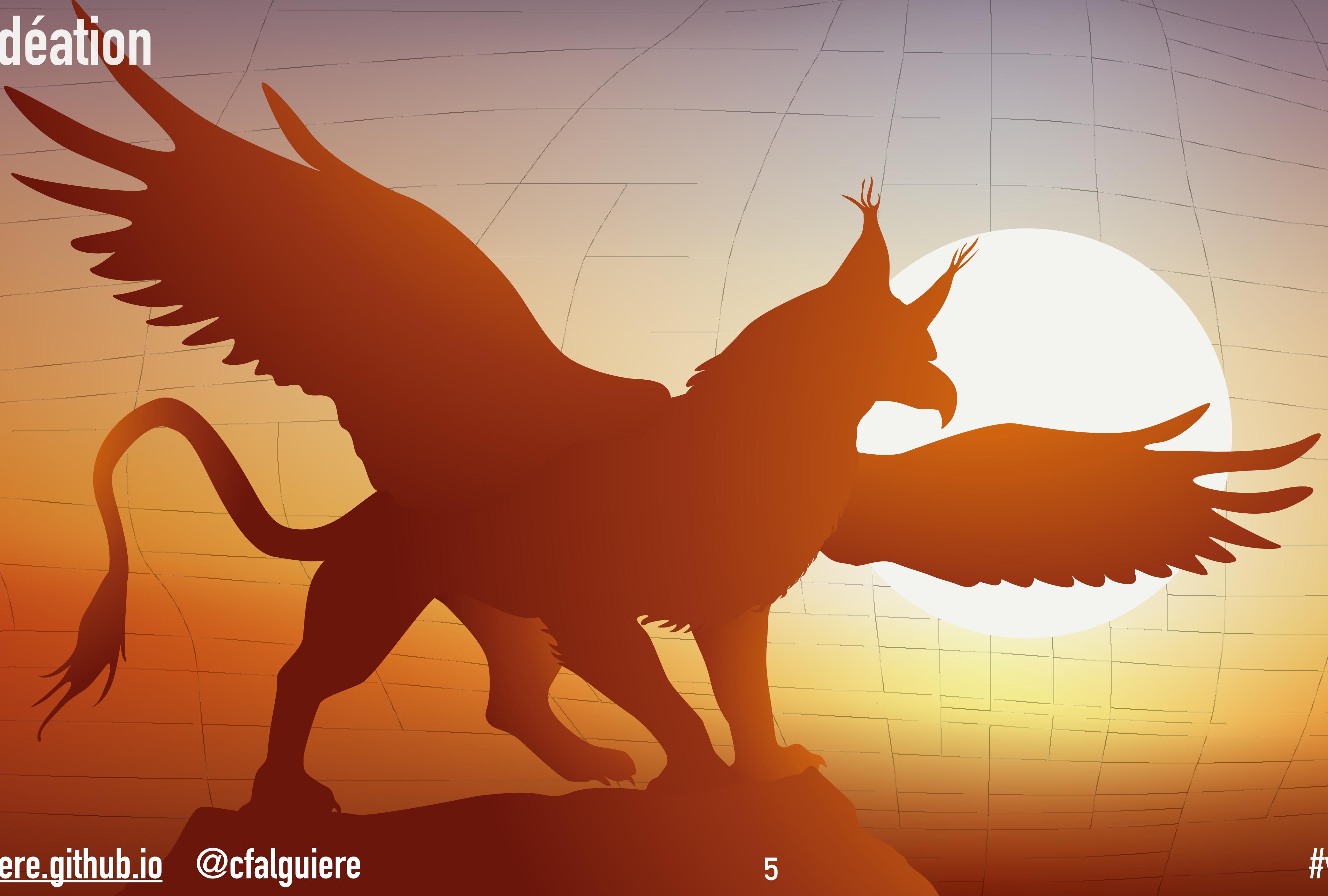
L'objet de l'étude



L'objet de l'étude



L'idéation



En route



Feuille de route

- Faire le modèle
- Encaisser la prime

L'épreuve du POC

Je vous épargne les détails :

- Remix notebook Python et bouts de R
- La moitié du code ne sert plus à rien
- Les variables s'appellent toute data
- Ça ne démarre pas sur votre poste

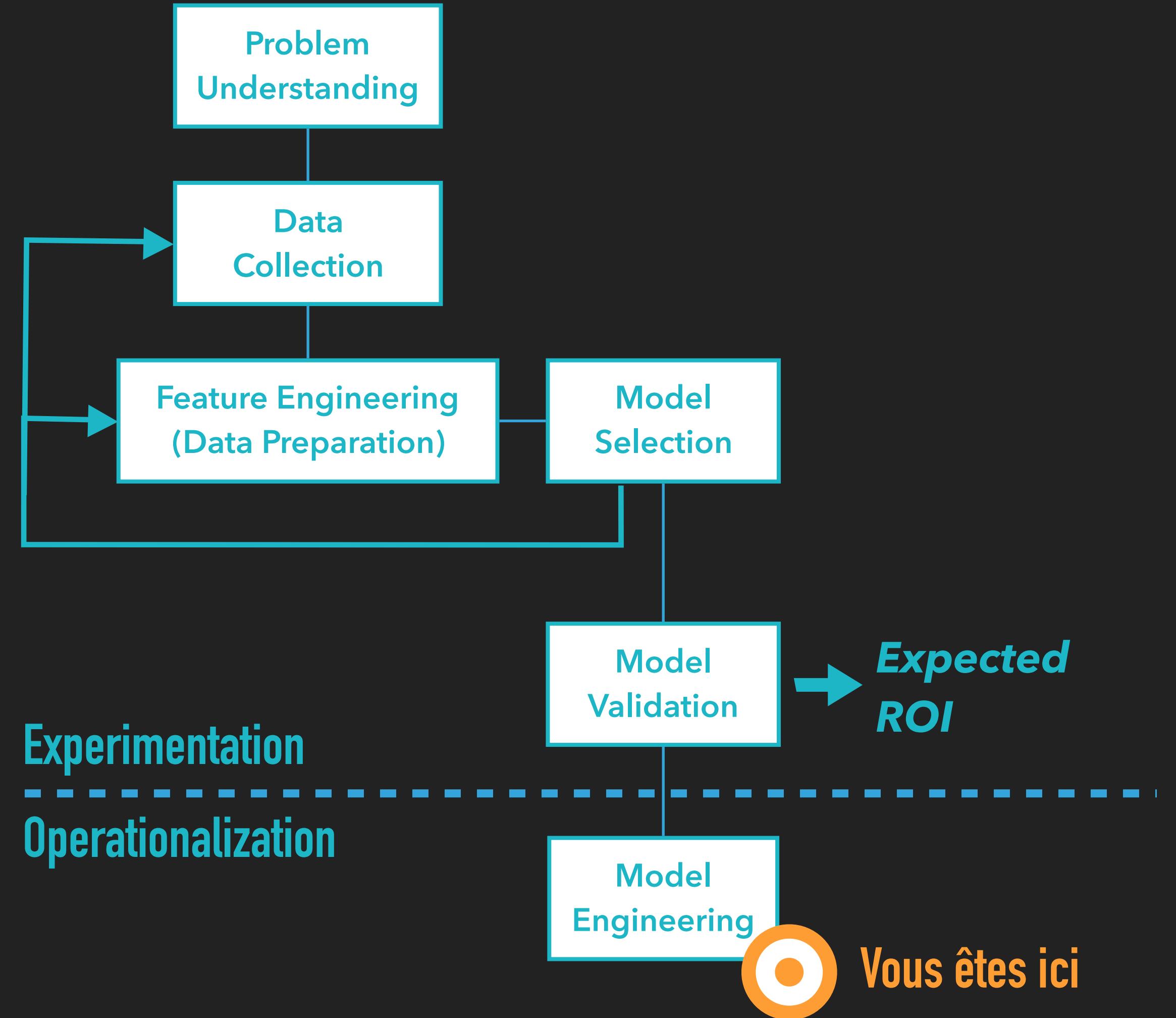
Mais ça donne un résultat, des fois

Bref ça évoque cette chose



L'industrialisation du Modèle

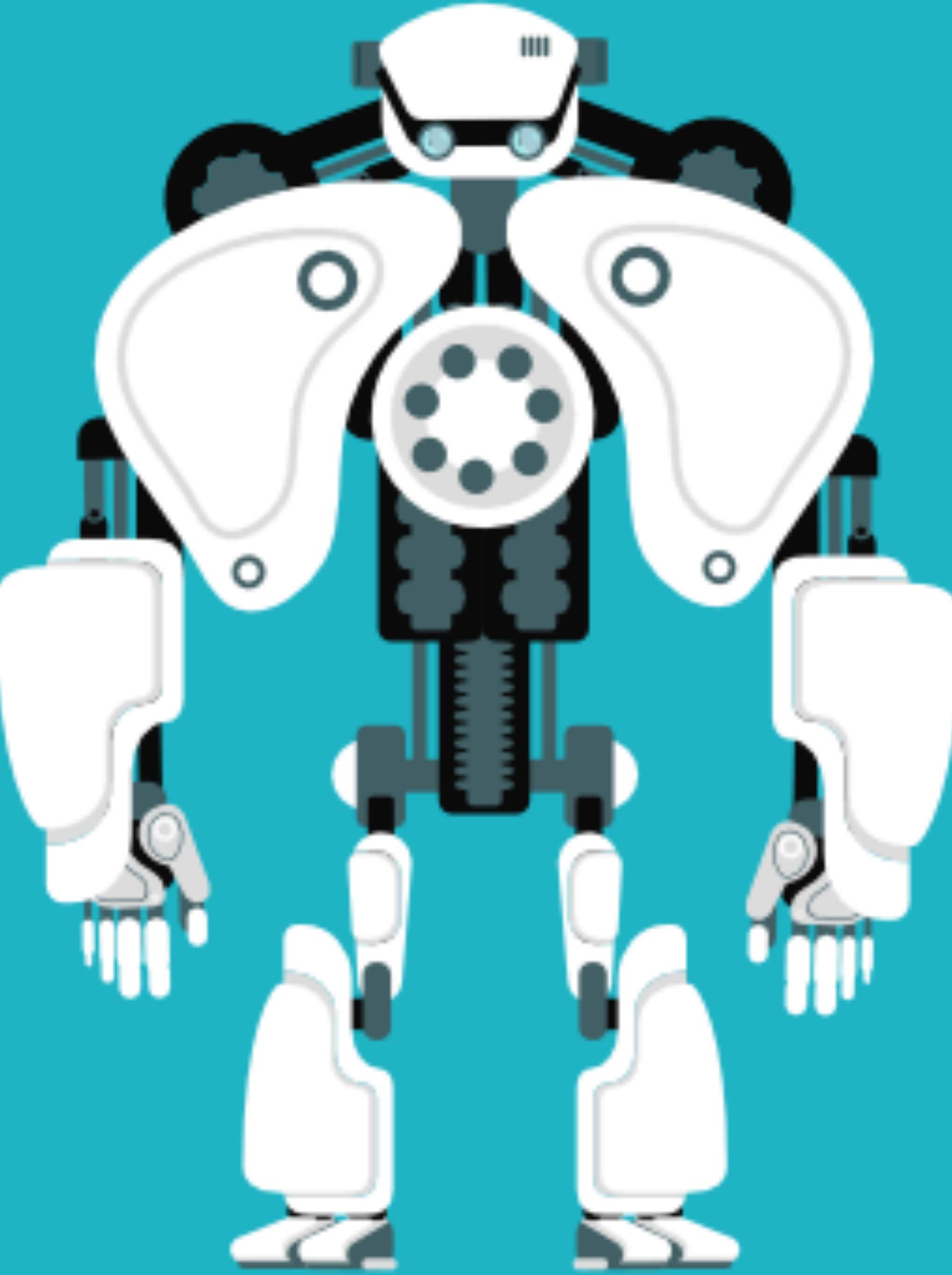
- ▶ Prototype
 - ▶ Arbitrages
 - ▶ Adaptation
 - ▶ Refonte complète
 - ▶ Simplification
 - ▶ Convergence
 - ▶ Montée en compétence des 2 côtés
 - ▶ Software Craftmanship en Data Lab
 - ▶ Rôle ML Engineer
 - ▶ Studios et outils intégrés



L'épreuve du POC (après toilettage)

C'est toujours moche, mais au moins

- Ça démarre
- On sait quand ça plante
- Ça dit ce que ça fait

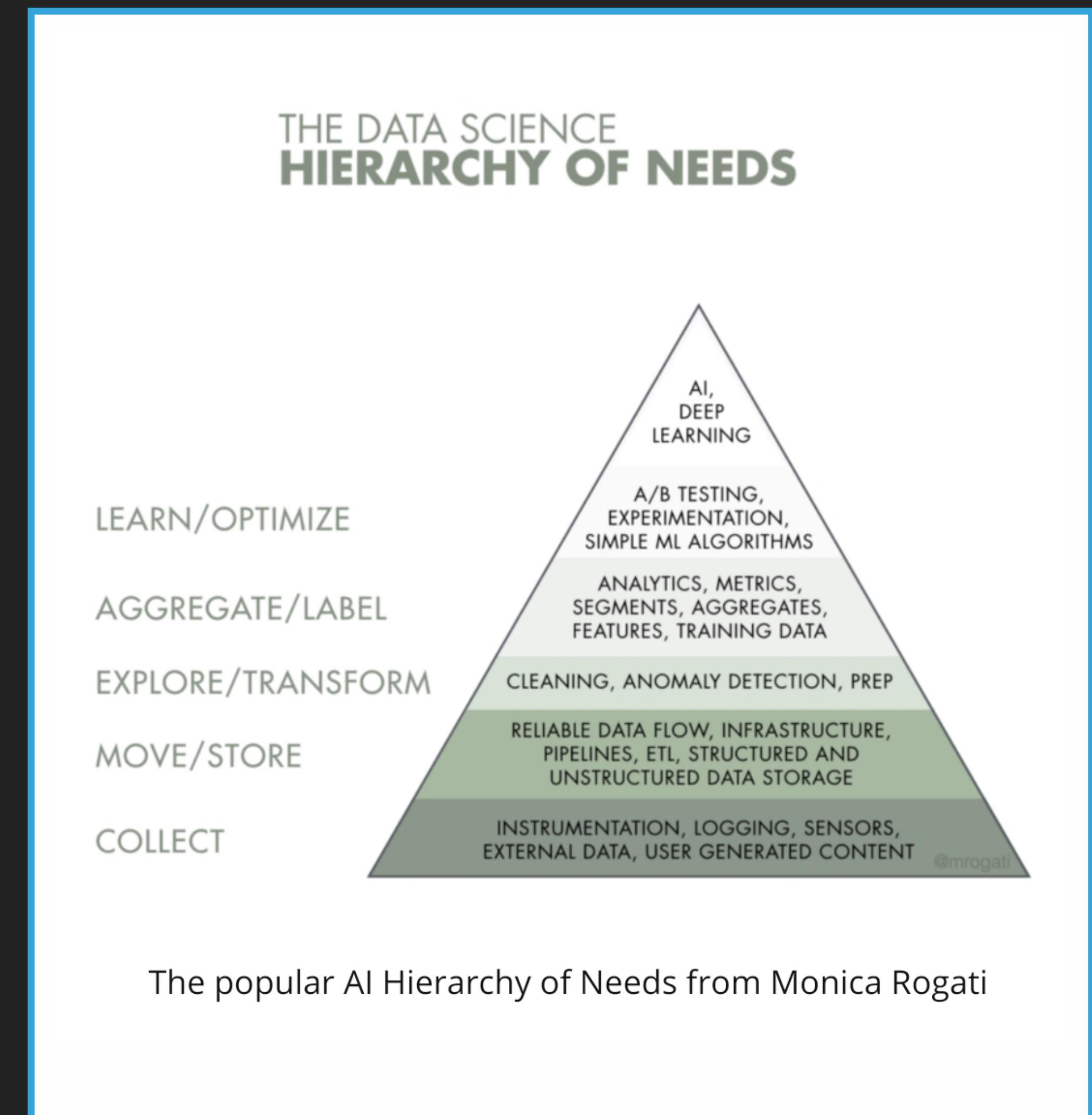


Le Mur des Data



Data, Data, Data

- ▶ Volume, Variété, Vitesse
 - ▶ Gouvernance de données
 - ▶ Sécurité, GPPR, PCI-DSS ...
 - ▶ Masquage, anonymisation ...
 - ▶ Mise en qualité
 - ▶ Données manquantes
 - ▶ Labelisation pour les modèles supervisés
 - ▶ Rôle Data Engineer

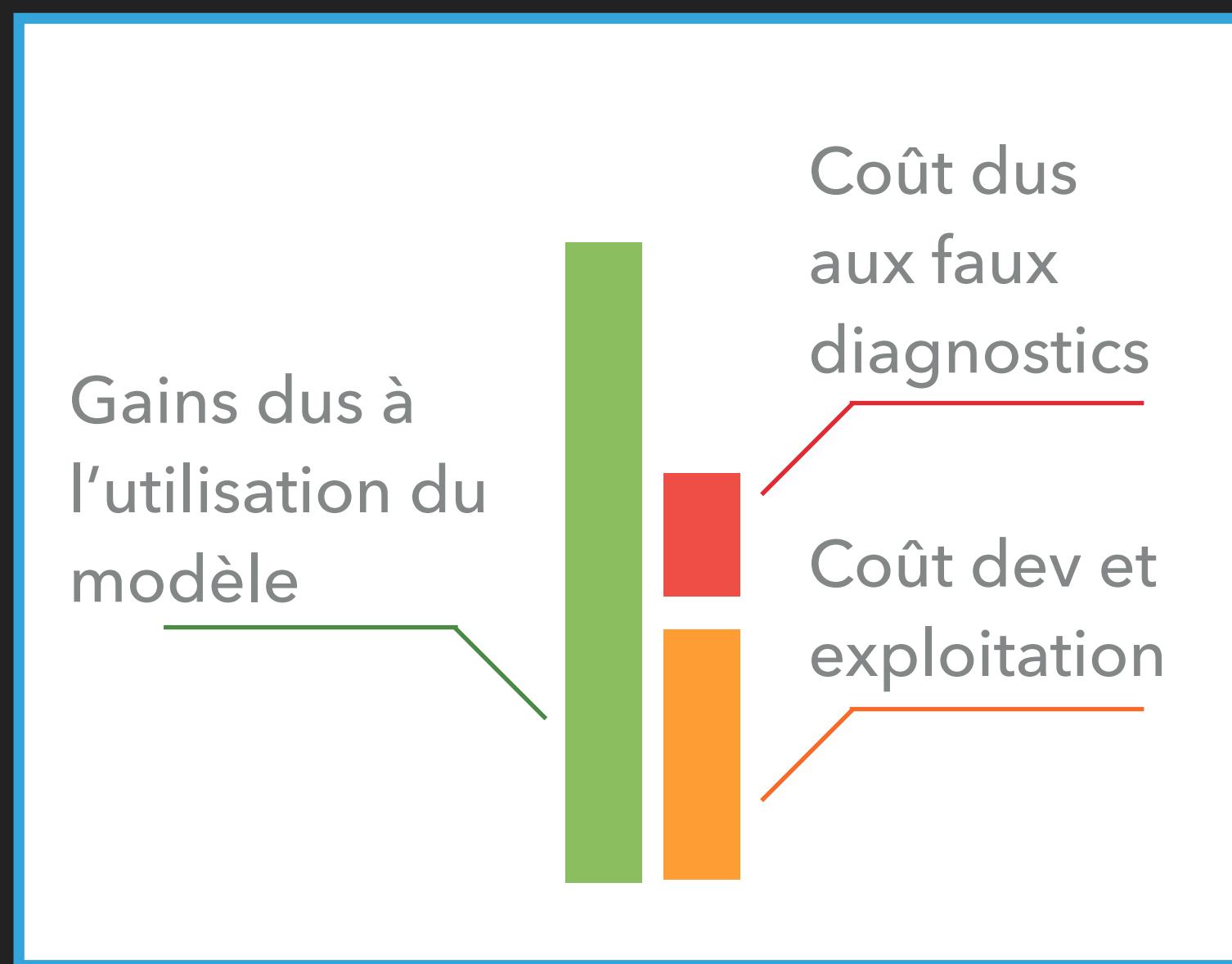
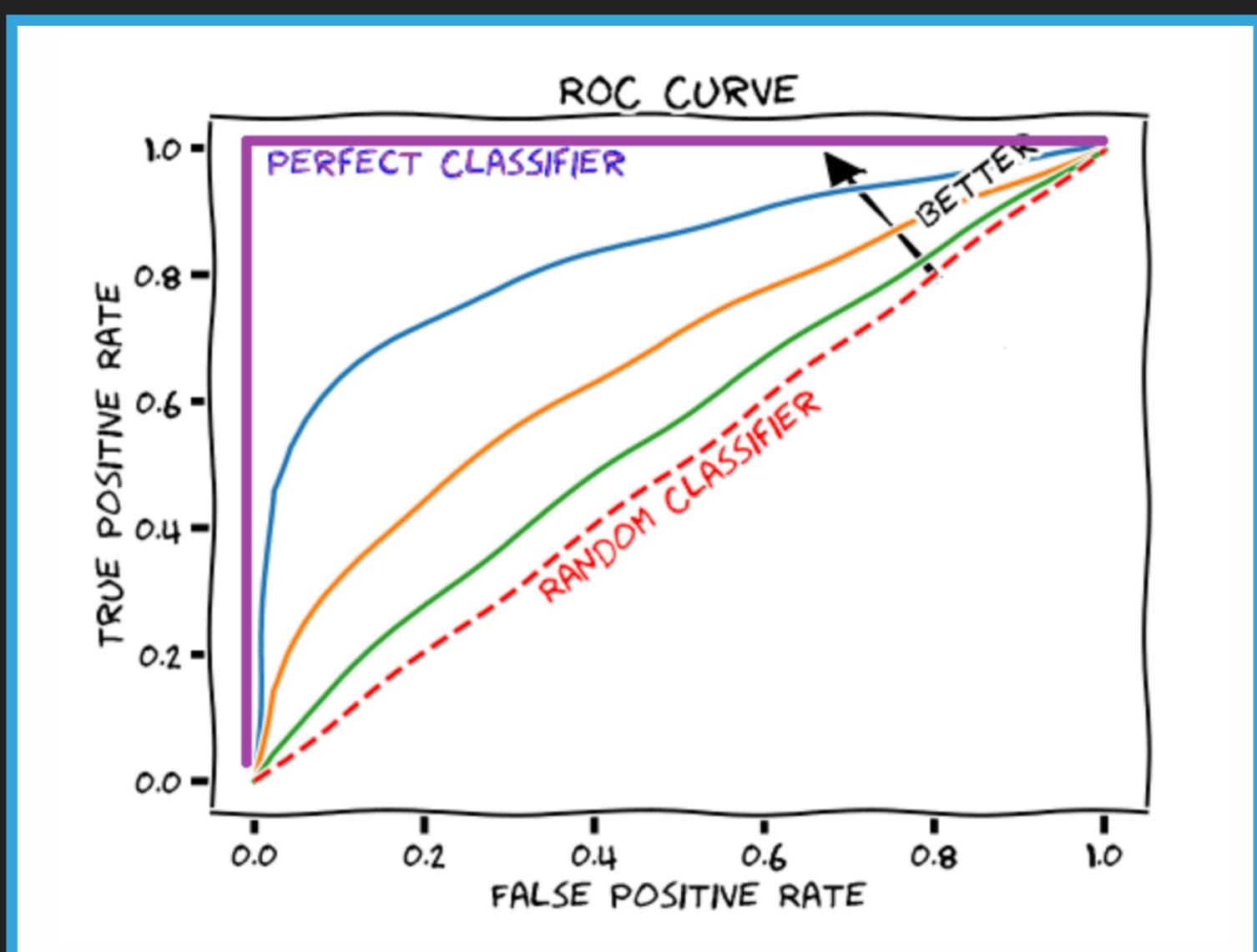


Le Mont Recette



Comment homologuer une modèle ?

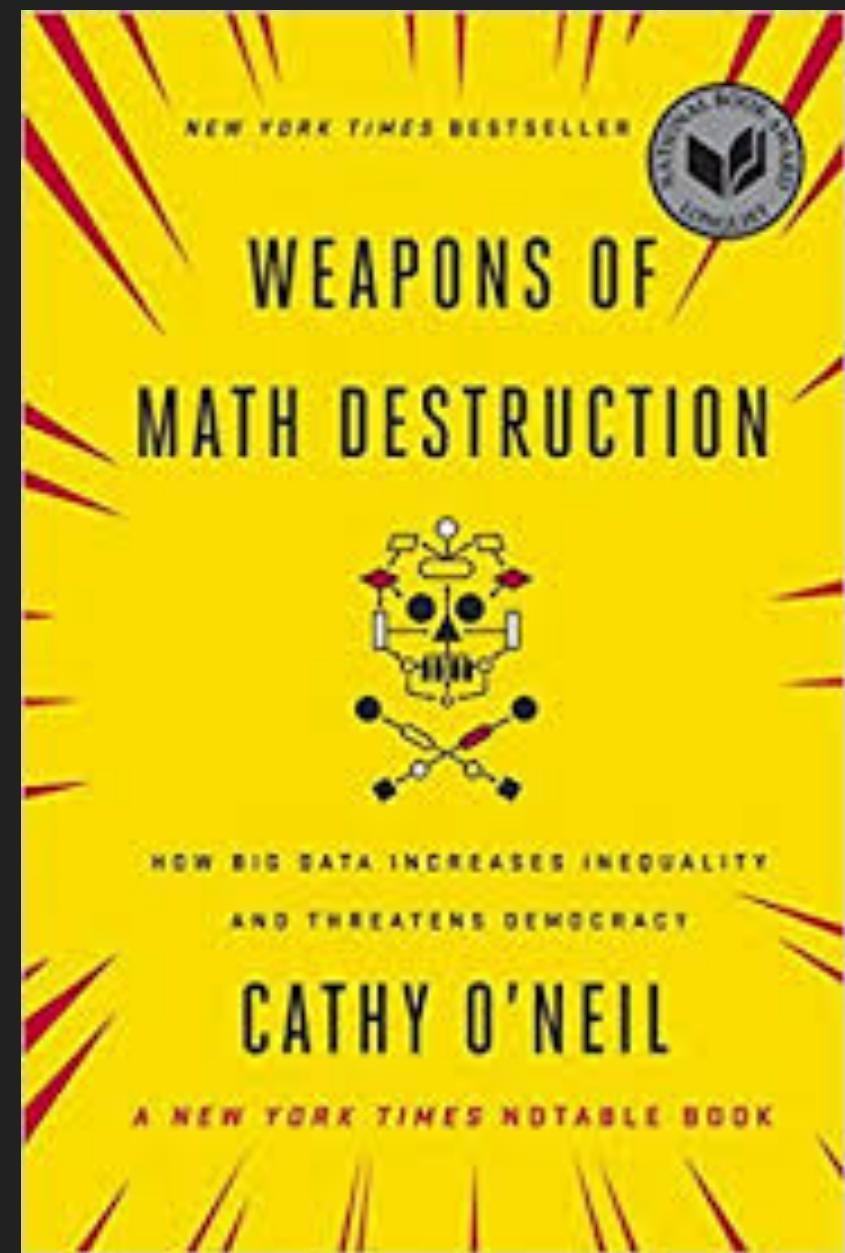
- ▶ Pas de règles explicites
- ▶ Fortement dépendant des données
- ▶ Difficile à reproduire
- ▶ Résultat probabiliste
- ▶ Métriques difficiles à interpréter
- ▶ Estimer un ROI probable



D'autres enjeux

- ▶ Robustesse aux variations de données
- ▶ Explicabilité
 - ▶ Contraintes sur les modèles
 - ▶ Nouveaux algorithmes et outils
- ▶ Equité (Fairness)
 - ▶ Testing pour recherche de biais
- ▶ Adversarial Testing
 - ▶ Recherche de cas limites

Source intéressante sur les enjeux éthiques



En Français :
Algorithmes, La bombe à retardement

Site Web: mathbabe.org

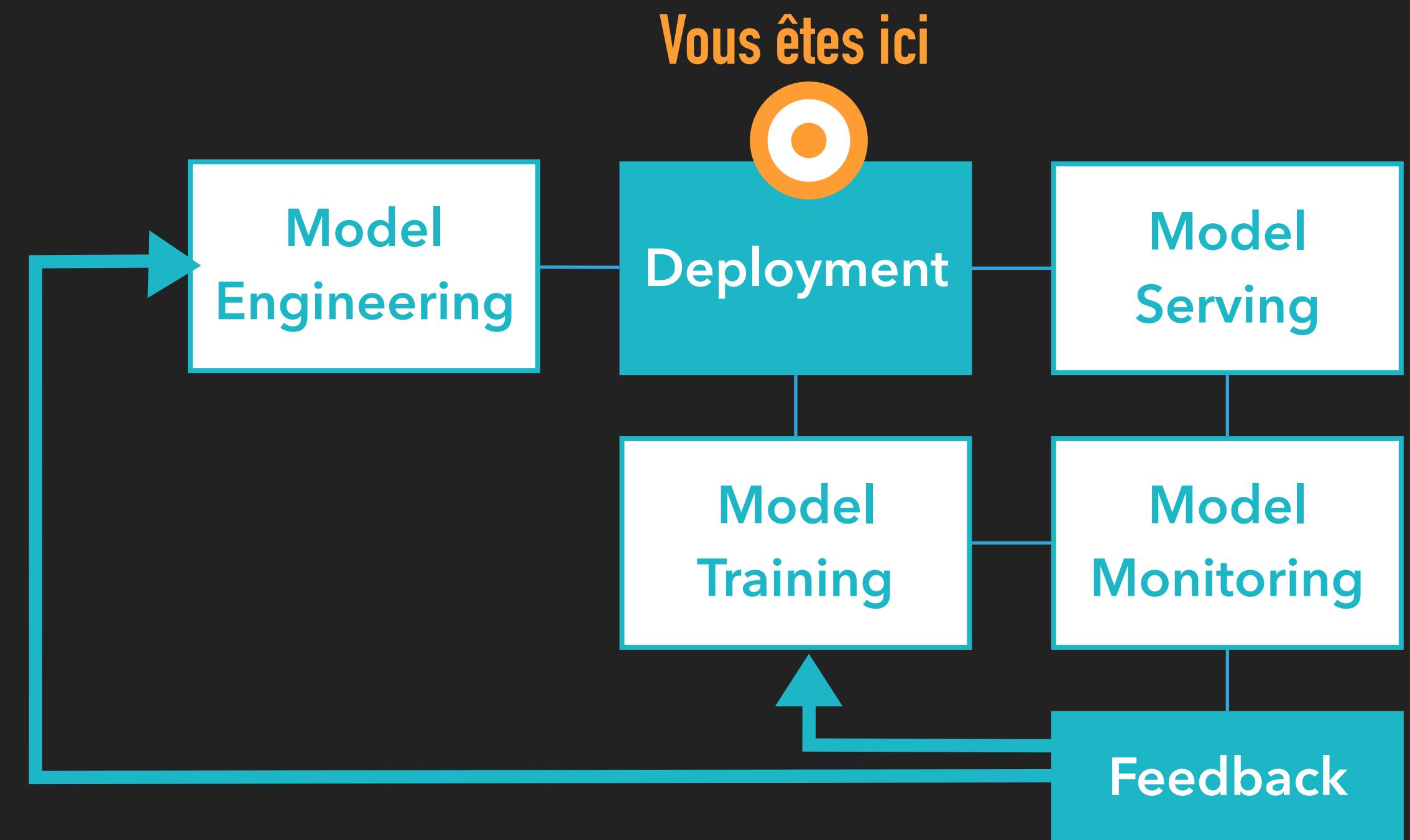
mathbabe.org

Le Marais de la Production

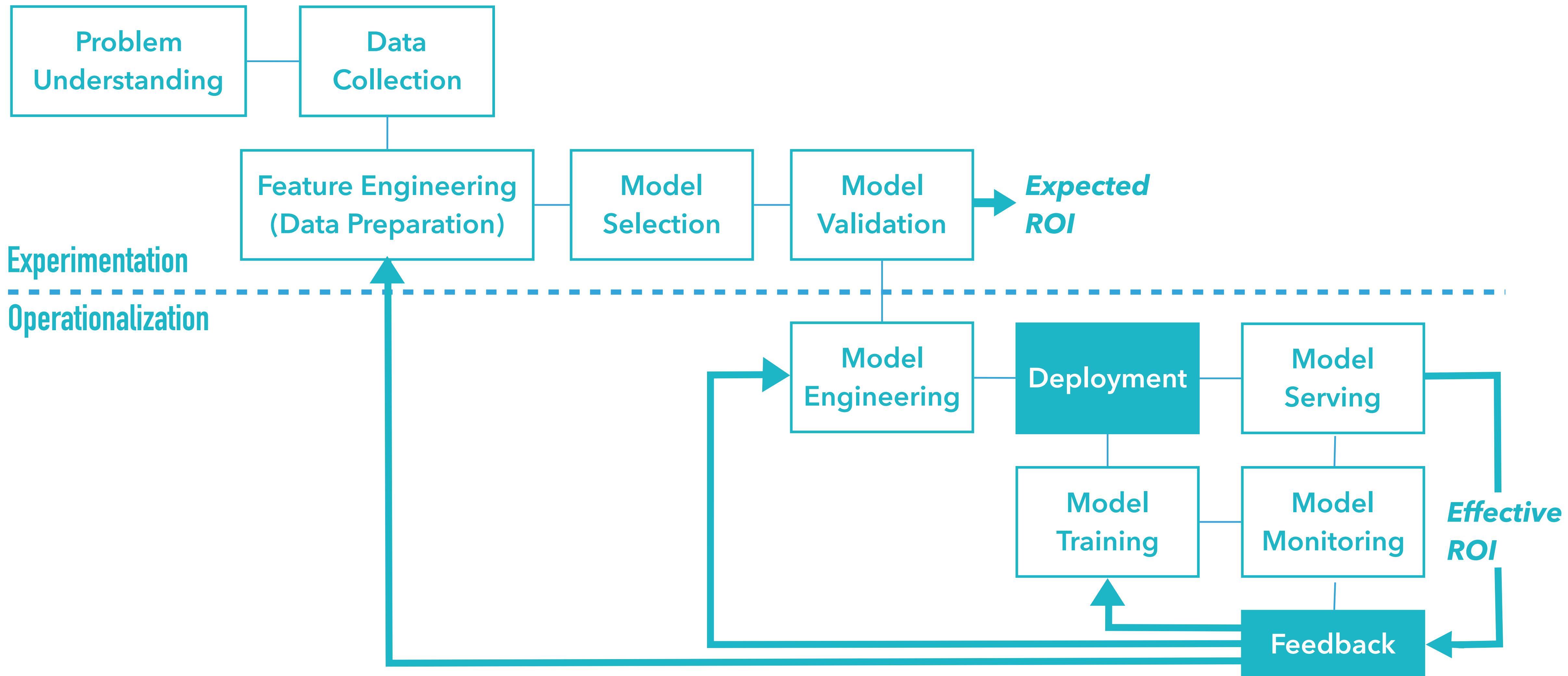


Le déploiement

- ▶ Une myriade d'outils et de technologies
 - ▶ Conduite du changement
- ▶ Monitoring du modèle
 - ▶ Déetecter les dérives du modèle
 - ▶ Evaluer sa pertinence
 - ▶ Déetecter les changements de contexte
- ▶ Besoin de ré-ajuster
 - ▶ À la volée - sous contrôle
 - ▶ Revenir en développement ou étude

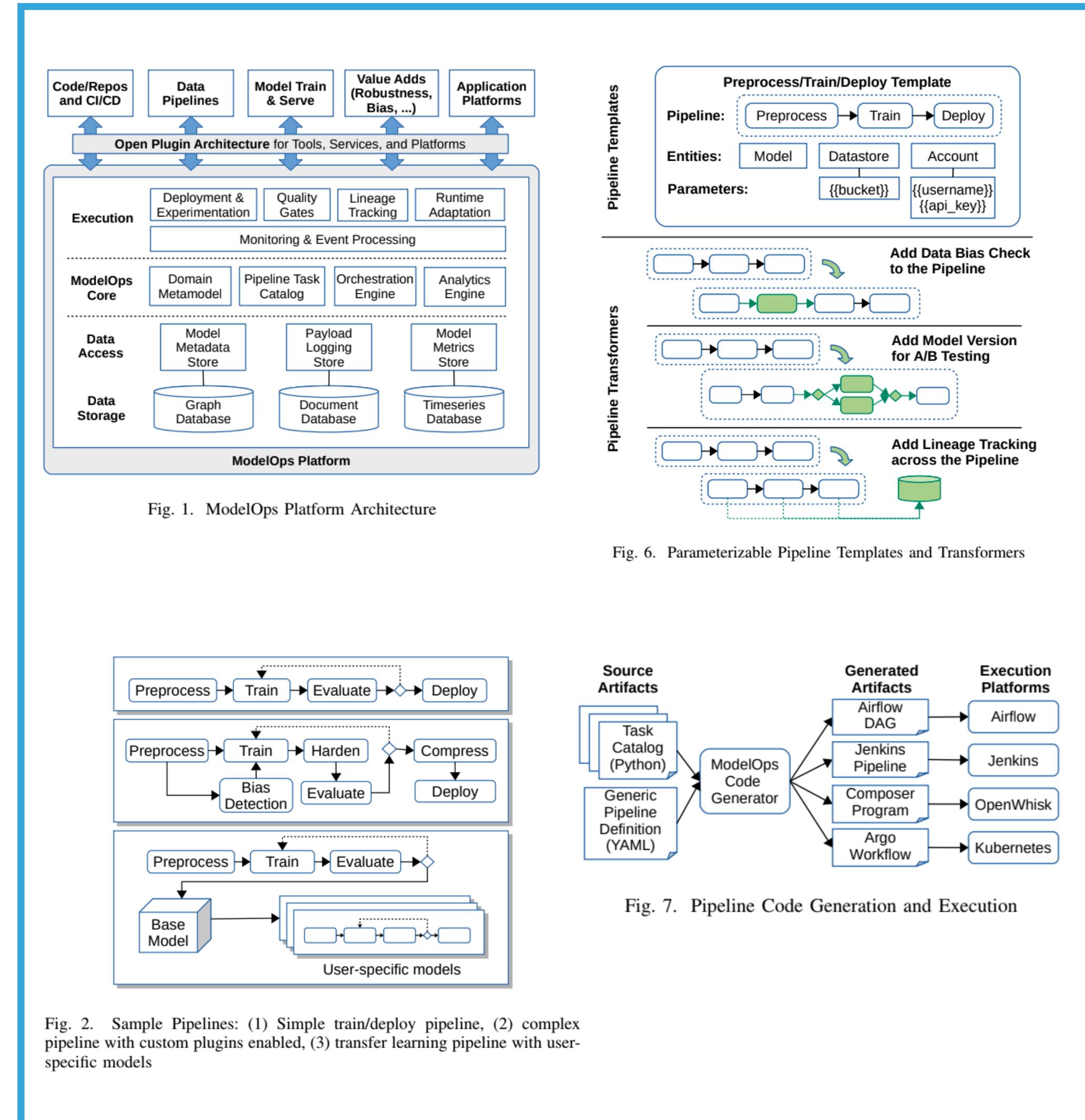


Activités classiques des projets IA



ModelOps

- ▶ Isoler la complexité technique
- ▶ Workflows et composants standards
- ▶ ModelOps: Cloud-based Lifecycle Management for Reliable and Trusted AI
Waldemar Hummer, Vinod Muthusamy, Thomas Rausch, Parijat Dube, Kaoutar El Maghraoui - IBM Research AI
- ▶ ModelOps: A programming model for reusable plat-form-independent, and composable AI workflows
Waldemar Hummer, Vinod Muthusamy, - IBM Research AI

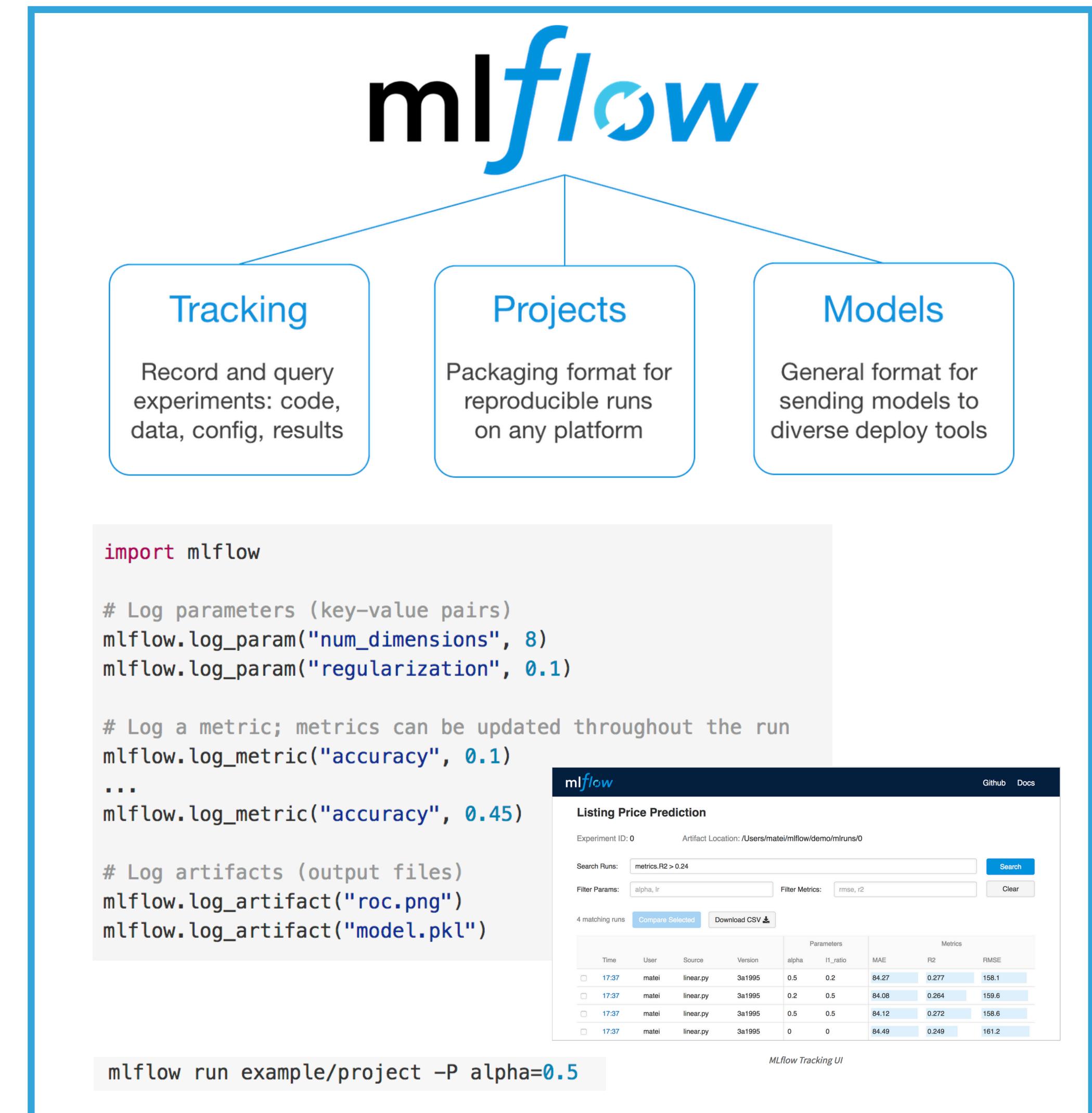


Portabilité

- ▶ Abstraire l'infrastructure distribuée
- ▶ Transposer les modèles
- ▶ ONNX
- ▶ H2O

ML Platforms

- ▶ MLFlow (Open Source Apache - DataBricks)
mlflow.org
- ▶ Introducing MLflow: an Open Source Machine Learning Platform - Blog databrix.com
- ▶ Socle d'exécution des modèles
 - ▶ Suivi paramètres et métriques par essai
 - ▶ Support d'un grand nombre de modèles
 - ▶ API Python, Java, REST
- ▶ Déploiement sur Databricks, SageMaker, AzureML, cluster Docker, Spark

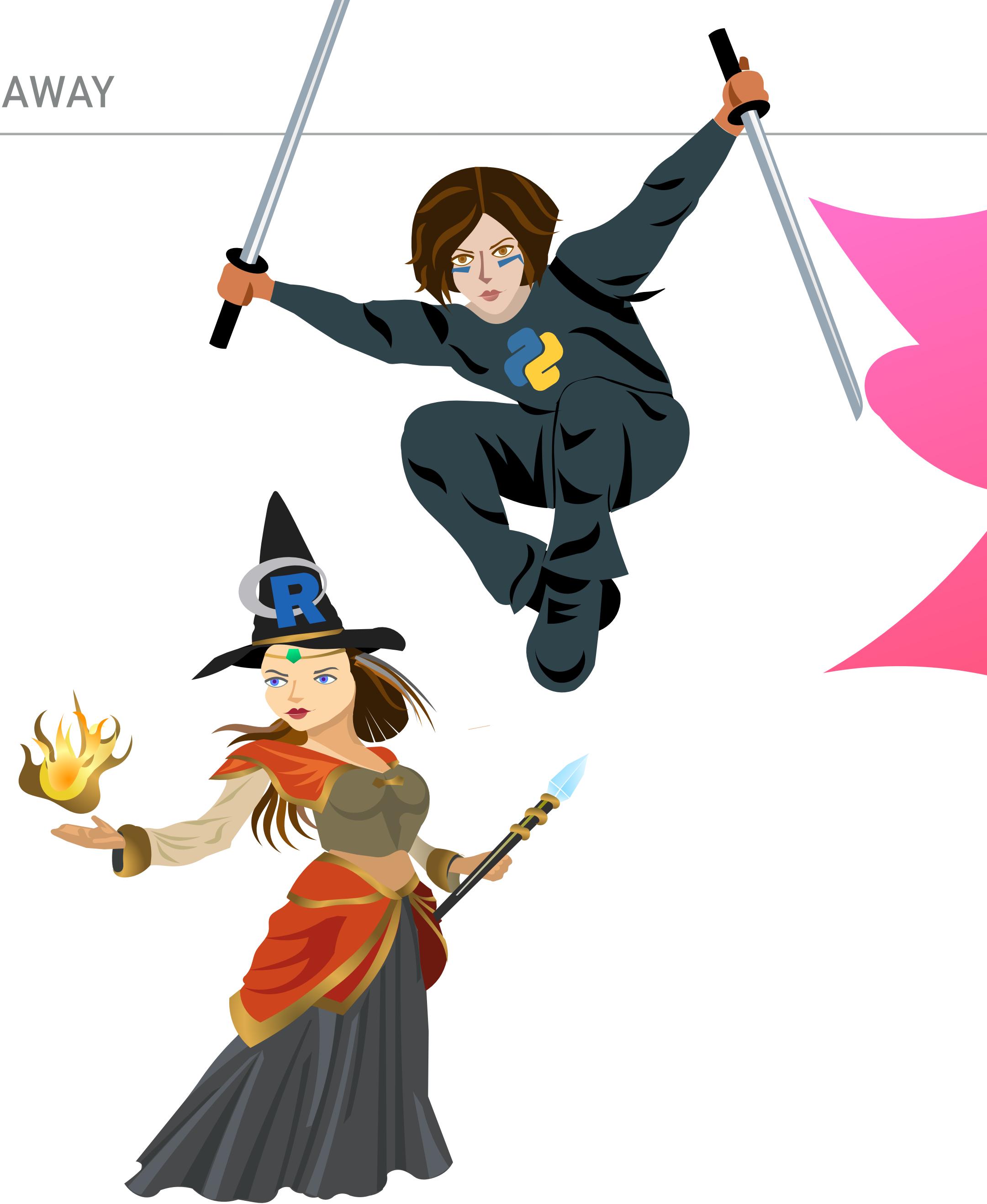


DATA, DATA, DATA (80%)

GESTION DE PROJET

LA GESTION DU FEEDBACK

STANDARDISATION : MODELOPS, ML PLATFORM, ONNX



Les meetups

- ▶ Paris Machine Learning Applications
Twitter : @ParisMLGroup
YouTube : Machine Learning Paris
- ▶ Data Engineering Paris
- ▶ WiMLDS

Merci
et bonne route

