Rédaction technique de l’étude MLOps

Présenter les concepts liés au suivi de la performance du modèle : Model drift, datadrift, concept drift et leurs mises en œuvre possible sur le projet. Lister les outils candidats de type EvidentlyAI, Promotheus, Popmon

1. Introduction

Le suivi de la performance des modèles est essentiel pour maintenir des prédictions précises après leur déploiement. Il permet de détecter et de corriger les dérives (drifts) qui peuvent survenir avec le temps. Ces dérives affectent la capacité d'un modèle à généraliser correctement, ce qui peut mener a des résultats incorrects.

2. Les concepts clés

a. Model Drift

Le terme “model drift” ou dérive de modèle, décrit la dégradation de la performance d’un modèle au fil du temps. Cette dégradation peut être causée par des changements dans la relation entre les variables d’entrée et la sortie, ou simplement par l'évolution des données utilisées en production.

Exemple : Un modèle de recommandation pour des articles de mode pourrait voir ses performances diminuer si les préférences des utilisateurs évoluent, mais que le modèle n’est pas régulièrement réentraîné.

b. Data Drift

Le “data drift“ ou données imparfaite ce réfère à un changement dans la distribution statistique des données d’entrée (features). Cela peut survenir lorsque les données de production, commencent à diverger de celles utilisées lors de l'entraînement du modèle.

Exemple : Une application de reconnaissance d'image entraînée sur un dataset de haute qualité pourrait rencontrer des problèmes de performance si elle est utilisée avec des images de qualité inférieure ou de résolutions différentes.

c. Concept Drift

Le “concept drift”, ou environnement mouvant se produit lorsque la relation entre les variables d’entrée et la sortie change avec le temps, ce qui modifie fondamentalement le comportement du modèle. Contrairement au data drift qui affecte uniquement les données d’entrée, le concept drift touche également les résultats attendus.

Exemple : Dans une application de détection de fraudes, les comportements frauduleux peuvent évoluer, rendant les anciennes caractéristiques des fraudes obsolètes.

3. Mise en œuvre dans un projet

Pour gérer ces dérives dans un projet, plusieurs stratégies peuvent être mises en place :

Surveillance des performances : Mettre en place des outils qui surveillent en continu les métriques de performance du modèle (accuracy, F1-score, ect.). Une baisse significative peut indiquer un problème de drift.

Analyse de la distribution des données : Comparer la distribution des données de production avec celle utilisée lors de l'entraînement afin de détecter un éventuel data drift.

Réentraînement du modèle : Configurer des pipelines pour réentraîner le modèle dès qu’une dérive est détectée.

Gestion des alertes : Utiliser des outils pour configurer des alertes lorsque la dérive atteint un certain seuil, afin de prendre des actions correctives.

4. Outils pour la surveillance et la gestion des dérives

Plusieurs outils permettent de suivre ces dérives et d’assurer le suivi des performances des modèles :

a. Evidently AI

Evidently AI est un outil open-source conçu pour surveiller les dérives de données et de modèles. Il propose des tableaux de bord interactifs qui montrent les dérives statistiques, l'évolution des performances et les caractéristiques des données.

Avantages : Rapports visuels, intégration facile dans une pipeline.

Limites : Peut nécessiter des ajustements manuels pour des cas d'usage spécifiques.

b. Prometheus

Prometheus est un système de surveillance populaire, souvent utilisé pour surveiller des systèmes distribués. Bien qu’il ne soit pas spécifiquement conçu pour la surveillance des modèles ML, il peut être adapté pour suivre des métriques de modèles avec des alertes et des dashboards.

Avantages : Scalabilité, gestion d'alertes automatique.

Limites : Nécessite de l’ingénierie pour adapter à un usage de suivi de modèles ML.

c. Popmon

Popmon est un autre outil open-source qui se concentre sur la surveillance des distributions de données au fil du temps. Il est utile pour détecter des dérives de données dans les datasets tabulaires.

Avantages : Approche statistique robuste pour surveiller la stabilité des données.

Limites : Limité aux distributions de données, sans suivi direct des performances de modèles.

d. MLflow

Bien que MLflow soit principalement un outil de gestion du cycle de vie des modèles (entraînement, suivi, réentraînement), il peut être utilisé pour surveiller les performances des modèles via des expérimentations continues et le suivi des versions de modèles.

Avantages : Intégration complète dans le cycle de vie des modèles.

Limites : Nécessite des modules complémentaires pour une surveillance plus complète des dérives.

5. Conclusion

La surveillance proactive de la performance des modèles est cruciale pour éviter les dérives qui peuvent compromettre les prédictions. L'utilisation d'outils adaptés comme Evidently AI, Prometheus, ou Popmon permet d'automatiser ce suivi et d'agir rapidement en cas de dérive détectée. La combinaison de ces outils avec un processus de réentraînement automatique assure une mise à jour continue des modèles face aux changements dans les données ou le contexte applicatif.

Sources :

<https://www.free-work.com/fr/tech-it/blog/actualites-informatiques/model-drift-en-machine-learning-explications-et-enjeux>

<https://www.evidentlyai.com/>

<https://prometheus.io/>

<https://www.syloe.com/glossaire/prometheus/#:~:text=Il%20est%20en%20effet%20open,pr%C3%A9senter%20que%20les%20donn%C3%A9es%20pertinentes>.

<https://mlflow.org/>

<https://popmon.readthedocs.io/en/latest/>