Programme d'Ingénierie en Intelligence Artificielle – OC IA P7 - Analyse de sentiments grâce au Deep Learning Préambule

Ce support de présentation est spécifiquement **destiné à une audience non technique**, comme indiqué dans l'énoncé du projet. Il s'adresse principalement à des responsables marketing, décideurs stratégiques, et autres parties prenantes intéressées par les résultats concrets et les applications pratiques du projet.

L'objectif de cette présentation est de vulgariser les aspects complexes de manière claire et accessible. Elle mettra l'accent sur :

- Une vue d'ensemble des données (tweets) et des traitements réalisés,
- Les résultats des modèles développés pour prédire les sentiments (positifs ou négatifs),
- La mise en production d'un prototype opérationnel pouvant être utilisé dans un contexte réel.

Bien que simplifiée pour être compréhensible par tous, cette présentation est appuyée par une démarche rigoureuse. Les détails techniques approfondis (par exemple, le fonctionnement des modèles ou le suivi des performances) sont disponibles dans les documents techniques associés.

Nous vous invitons à poser des questions tout au long de la présentation pour clarifier tout concept ou résultat.

Introduction

Objectif du projet

Développer un outil capable de comprendre automatiquement les sentiments (positifs ou négatifs) exprimés dans des tweets, afin d'aider Air Paradis à détecter rapidement des situations de bad buzz.

Résultats clés

- Modèle utilisé: Une méthode rapide et efficace basée sur FastText, permettant d'obtenir une précision de 82 %.
- Outil pratique : Une application connectée via une API pour analyser les tweets en temps réel, déployée sur Microsoft Azure.
- Automatisation : Un système fiable de mise à jour continue grâce à des outils comme GitHub Actions et Docker.
- Suivi : Un tableau de bord pour surveiller les performances et recevoir des alertes en cas d'erreur.

Étapes principales

- Préparation des données en nettoyant et organisant les tweets.
- Comparaison de plusieurs solutions pour trouver la méthode la plus efficace.
- Création et déploiement d'un outil opérationnel pour analyser les tweets en temps réel.

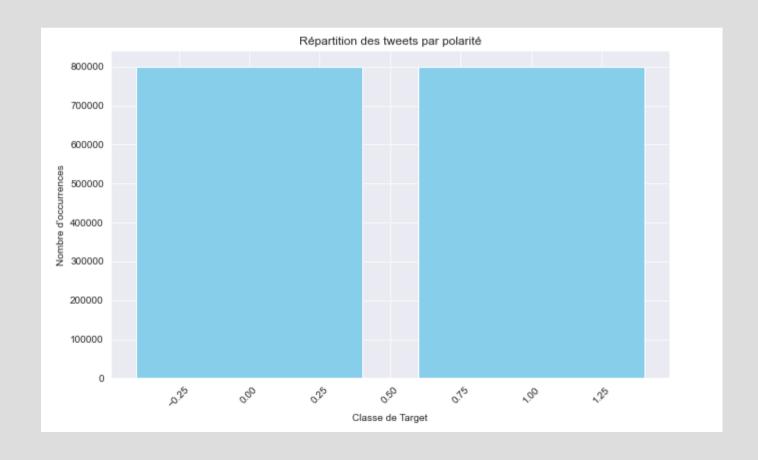
Sommaire

- 1) EDA
- 2) Élaboration des modèles
- 3) Comparaison des résultats
- 4) Principes du MLOps
- 5) Mise en production
- 6) Conclusion et perspectives

1) EDA (Exploratory Data Analysis)

L'EDA consiste à explorer, visualiser et comprendre les données avant de les utiliser pour la modélisation ou l'analyse.

Nous avons à notre disposition un jeu de données Open Source, celui ci contient 1 600 000 tweets labellisés avec un sentiment (positif ou négatif).



1) EDA (Exploratory Data Analysis)

La distribution des Tweets posifitifs et négatifs est strictement équilibrée, ce qui constitue un scénario optimal pour l'entraînement de modèles de machine learning. Cela réduit les risques de biais induits par une sur-représentation ou sous-représentation.

Prétraitement des données : Lemmatisation des tweets

La lemmatisation consiste à ramener les mots à leur forme de base ("lemme") pour uniformiser le texte et réduire les variations inutiles. Cela simplifie l'analyse et améliore l'efficacité des modèles d'apprentissage.

Exemple de tweet avant/après lemmatisation :

Avant:

"The flights were delayed, and I am waiting at the airport for hours. Hoping things get better soon."

Après:

"the flight be delay and I be wait at the airport for hour hope thing get good soon"

Pourquoi est-ce important?

Réduit la taille du vocabulaire analysé, rendant les calculs plus efficaces.

Améliore la capacité des modèles à détecter les sentiments en supprimant les variations inutiles des mots.

2) Élaboration des modèles

Approches testées

Pour prédire les sentiments des tweets, nous avons exploré trois approches différentes :

Modèle simple:

Une régression logistique, rapide à entraîner mais limitée dans sa capacité à comprendre les contextes complexes des phrases.

Modèle avancé avec FastText :

Un réseau de neurones utilisant des représentations textuelles avancées (embeddings FastText), permettant de capturer des relations sémantiques entre les mots.

Modèle BERT:

Un modèle pré-entraîné sur de grands volumes de données, capable de comprendre le contexte précis des phrases, mais exigeant en ressources.

Qu'est-ce qu'un embedding?

Les embeddings transforment les mots en nombres, permettant aux modèles de machine learning de "comprendre" leur signification.

Exemple simplifié:

Le mot "avion" \rightarrow [0.21, 0.43, -0.12]

Les mots proches, comme "aéroport", auront des valeurs similaires, ce qui aide à capturer les relations entre les mots.

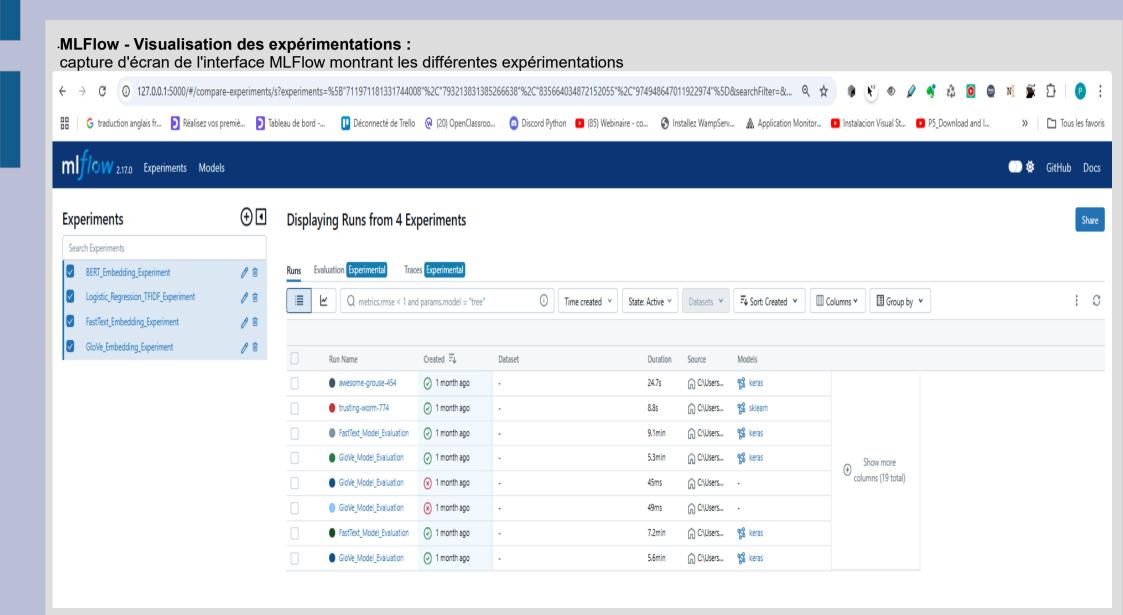
Étapes principales pour élaborer un modèle

Préparation des données : Nettoyage et transformation des tweets en embeddings.

Création du modèle : Entraînement avec les tweets pour associer un sentiment (positif ou négatif).

Évaluation : Test des performances pour choisir le modèle le plus adapté.

2) Élaboration des modèles



3) Comparaison des résultats

Les critères d'évaluation :

Précision (Accuracy) : Combien de tweets ont été correctement classés.

Fiabilité (F1-score) : Évalue la cohérence des résultats, même lorsque les données sont déséquilibrées.

Imaginez que chaque modèle est comme un traducteur (utilise les embeddings pour transformer les mots en données compréhensibles pour la machine) :

Régression logistique est un traducteur qui ne capte que des mots individuels.

FastText + LSTM interprète mieux les phrases complètes et leur signification..

BERT, bien que très précis, est plus lent car il analyse chaque mot en détail.

Comparatif des performances :

Approche	Accuracy	F1-score
Régression logistique	0.770	0.770
GloVe + LSTM	0.830	0.820
FastText + LSTM	0.820	0.830
BERT (bert-base-uncased)	0.800	0.790

Choix final: FastText + LSTM

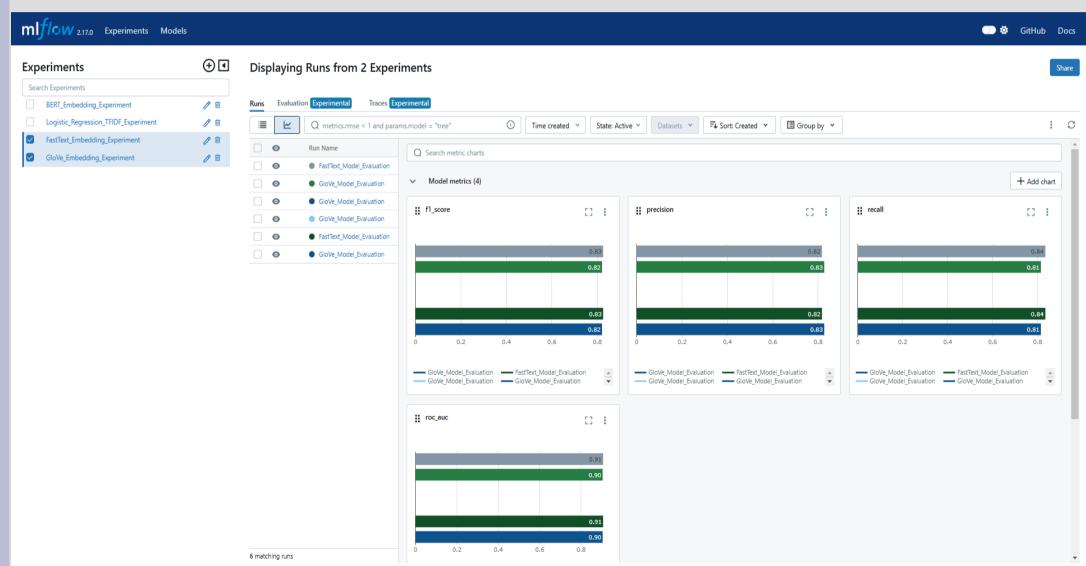
Pourquoi?

Performance proche de la meilleure méthode.

Moins gourmand en ressources, idéal pour un déploiement rapide.

3) Comparaison des résultats

capture de l'interface MLFlow montrant la comparaison des modèles en termes de précision et F1-score



4) Principes du MLOps

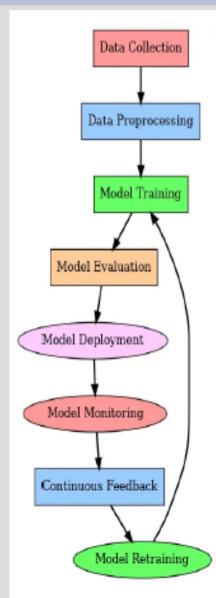
Qu'est-ce que le MLOps?

Le MLOps (Machine Learning Operations) est une méthode qui combine les principes de la gestion des projets techniques (DevOps) avec les besoins spécifiques des projets d'apprentissage automatique. Cela permet de rendre le déploiement et la gestion des modèles d'intelligence artificielle plus fiables, rapides et automatisés.

Le diagramme illustre le cycle de vie d'un modèle d'IA :

- Les données sont collectées et stockées (via un fichiers CSV open source),
- puis nettoyées et prétraitées à l'aide de Python pour la préparation des données,
- utilisées pour entraîner un modèle, avec MLFlow pour le suivi des expérimentations,
- validées lors de l'évaluation grâce aux métriques de performances (précision et F1-score),
- déployées en production sur Microsoft Azure App Service avec Docker et un pipeline CI/CD GitHub Actions,
- surveillées via Application Insights pour détecter des erreurs ou anomalies,
- et régulièrement améliorées et réentraînées grâce aux nouvelles données et aux retours des utilisateurs.

Ce processus garantit que le modèle reste performant dans le temps.



Glossaire (Mise en production)

- API : Interface permettant de connecter le modèle à une application ou un service pour envoyer des tweets et obtenir des prédictions.
- FastAPI : Outil rapide et flexible pour créer des API performantes.
- CI/CD : Processus d'automatisation pour tester et déployer les mises à jour du modèle ou du code sans intervention manuelle.
- **Docker** : Technologie qui permet de "packager" le modèle pour qu'il fonctionne sur tout type de plateforme.
- Azure App Service : Service cloud utilisé pour héberger l'API en ligne et la rendre accessible aux utilisateurs.
- Application Insights : Outil de surveillance en temps réel pour suivre les performances de l'API et détecter les erreurs.

Pour mettre le modèle en production, nous avons réalisé plusieurs étapes clés :

- Déploiement de l'API :

Le modèle prédictif a été intégré dans une API développée avec **FastAPI** et déployée sur **Microsoft Azure App Service**. Cette API permet de recevoir un tweet en entrée et de retourner un sentiment (positif ou négatif).

- Automatisation des déploiements :

Un pipeline CI/CD (Intégration Continue / Déploiement Continu) a été mis en place avec GitHub Actions. Cela garantit que toute mise à jour du modèle ou du code est automatiquement testée et déployée.

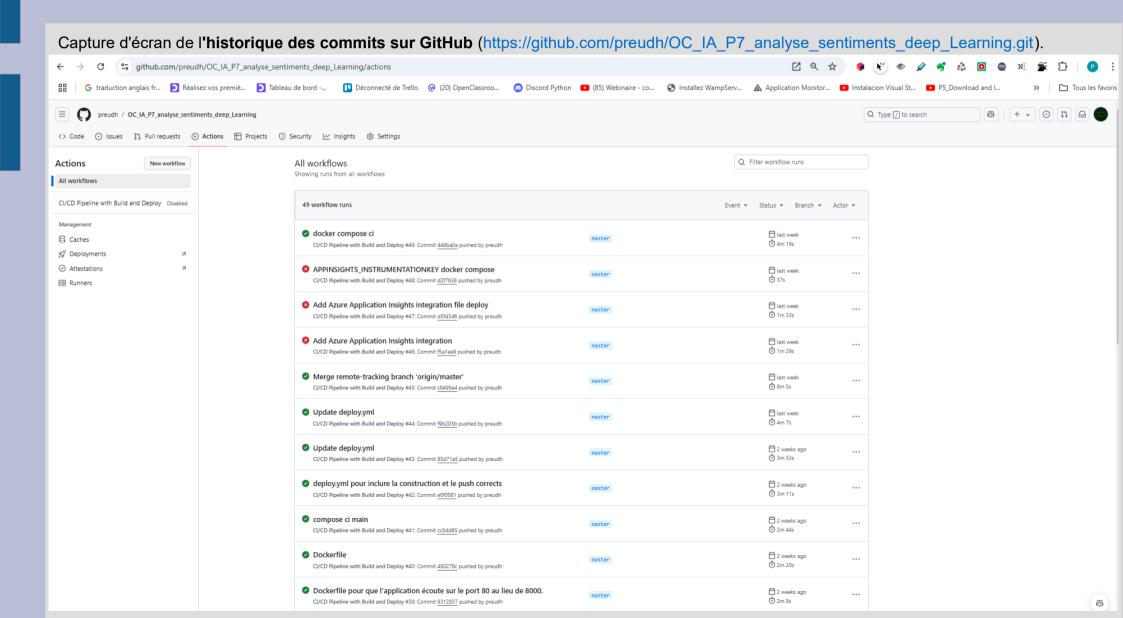
Docker a été utilisé pour encapsuler le modèle dans un conteneur, rendant le déploiement fiable et reproductible, peu importe l'environnement.

- Surveillance des performances :

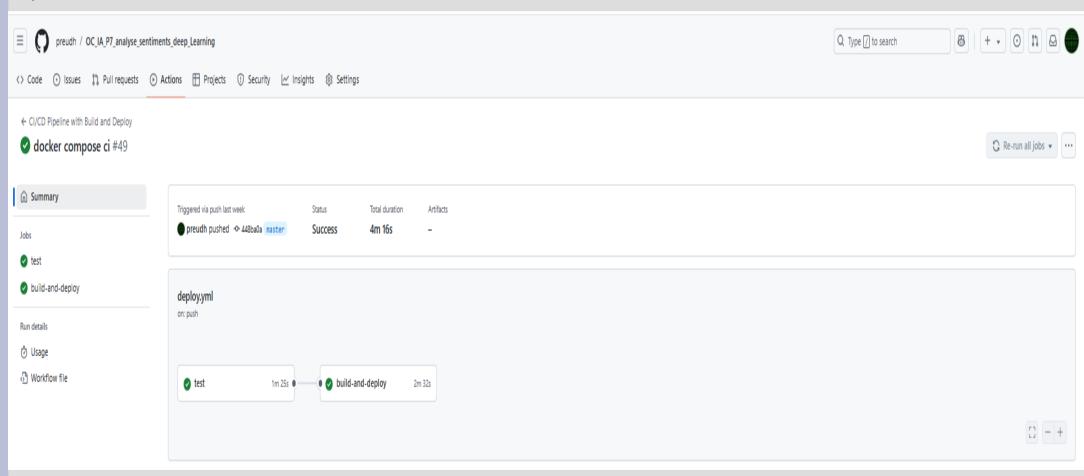
Nous utilisons **Azure Application Insights** pour suivre les performances en temps réel. Cela inclut la détection des prédictions incorrectes et le déclenchement d'alertes, comme l'envoi d'un email en cas de problème.

- Test de l'API:

Une interface interactive via **Swagger** permet de visualiser les endpoints de l'API et de tester son fonctionnement directement.

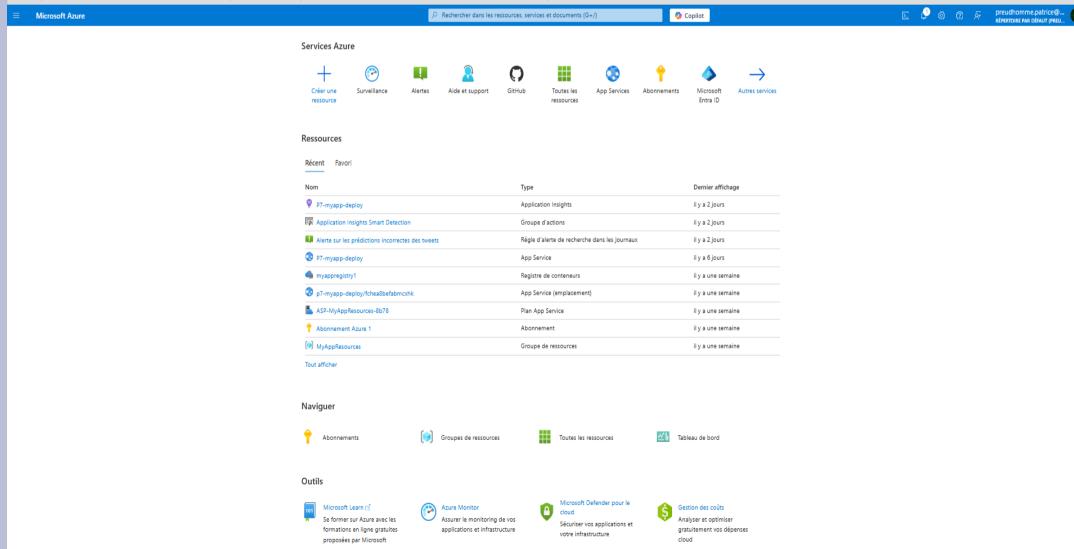


Capture de l'exécution des **tests unitaires dans GitHub Actions et des étapes du pipeline CI/CD**, assurant la qualité et la fiabilité avant déploiement.

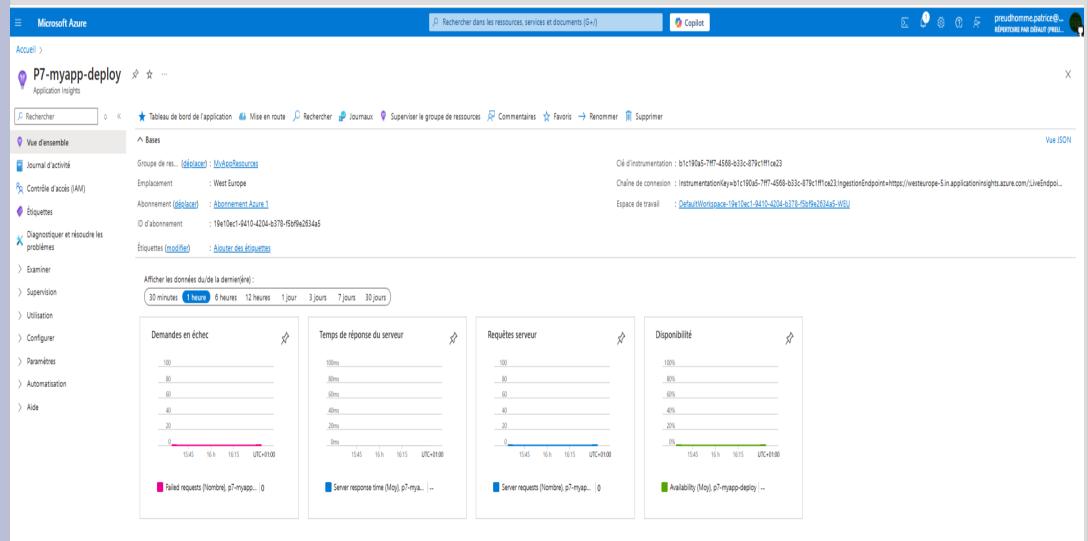


Vue d'ensemble des ressources sur Microsoft Azure

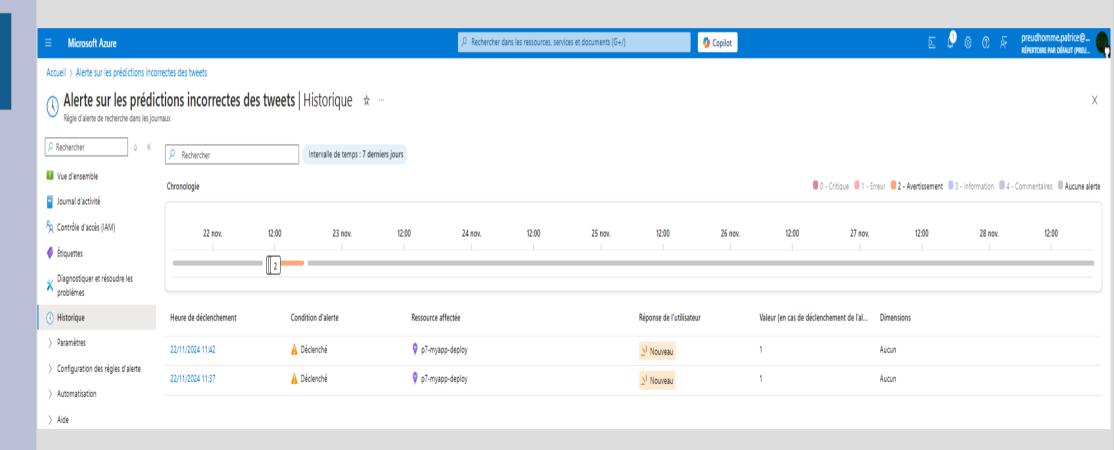
Capture des services utilisés pour le déploiement et le suivi du modèle en production.



Capture d'écran montrant les logs ou les graphiques de suivi des performances via Azure Application Insights.

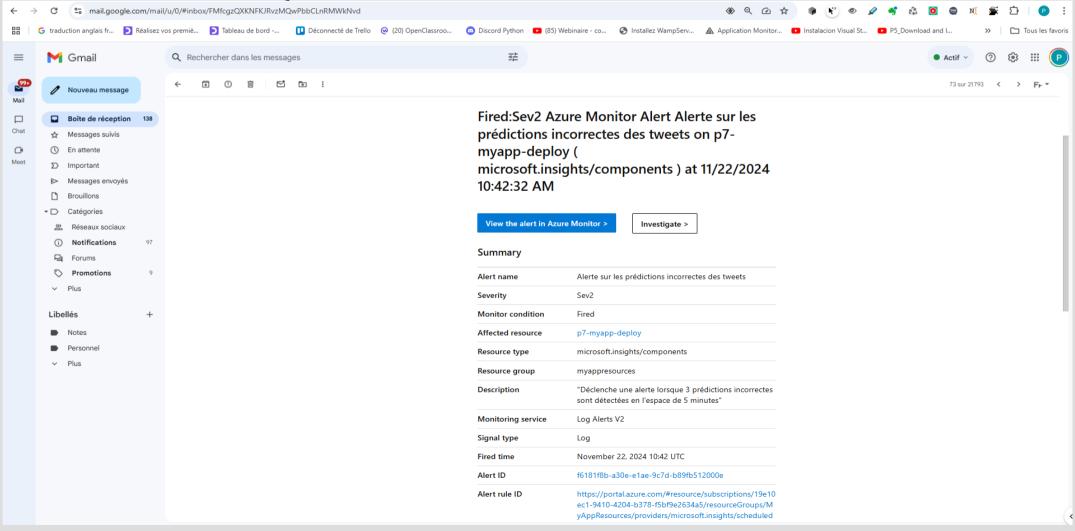


Capture de l'alerte configurée (en cas de prédictions incorrectes).



Suivi des erreurs et alertes :

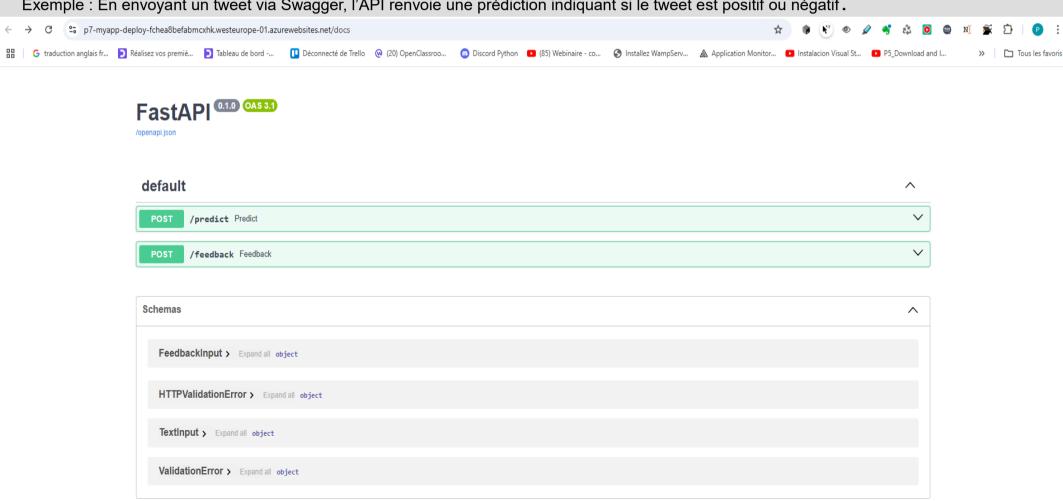
L'outil Azure Application Insights surveille les prédictions en temps réel. En cas de 3 prédictions incorrectes en moins de 5 minutes, une alerte est déclenchée et un email est envoyé.



Accès à l'API via Swagger :

L'API a été développée avec FastAPI et déployée sur Microsoft Azure App Service. L'interface Swagger permet de visualiser et de tester les différents endpoints de l'API, comme illustré ci-contre avec le domaine https://p7-myapp-deploy-fchea8befabmcxhk.westeurope-01.azurewebsites.net/docs

Exemple: En envoyant un tweet via Swagger, l'API renvoie une prédiction indiquant si le tweet est positif ou négatif.



6) Conclusion

Au cours de ce projet, nous avons développé un modèle prédictif permettant d'identifier les sentiments exprimés dans des tweets. Plusieurs étapes clés ont permis de mener à bien cette réalisation.

Nous avons d'abord **exploré différentes approches pour construire notre modèle**, en utilisant des techniques variées comme la régression logistique, FastText et BERT. Cette démarche comparative nous a permis de sélectionner le modèle **FastText**, offrant un excellent compromis entre précision, rapidité et consommation de ressources.

Pour la mise en production, nous avons intégré le modèle dans une API déployée sur Microsoft Azure. Un pipeline CI/CD avec GitHub Actions et Docker garantit la fiabilité et l'automatisation des mises à jour. Le suivi des performances en production est assuré grâce à Azure Application Insights, avec un système d'alerte configuré pour détecter les prédictions incorrectes.

Perspectives d'évolution :

- Renforcer la capacité du modèle à comprendre les subtilités des tweets en explorant des technologies avancées telles que GPT (Generative Pre-trained Transformer), un modèle de langage capable de comprendre des contextes complexes et de générer des prédictions extrêmement précises grâce à son entraînement sur de vastes bases de données textuelles.
- **Intégrer de nouvelles données** pour garantir l'adaptabilité aux changements des besoins stratégiques et affiner la pertinence des prédictions.
- Simplifier davantage les processus de déploiement en exploitant des services dédiés à l'intelligence artificielle tels que Azure Machine Learning ou Azure OpenAl Service, pour réduire les délais et les ressources nécessaires tout en bénéficiant d'infrastructures spécialisées.

Cette démarche pose les bases solides pour des développements futurs, tout en assurant une application robuste et évolutive.