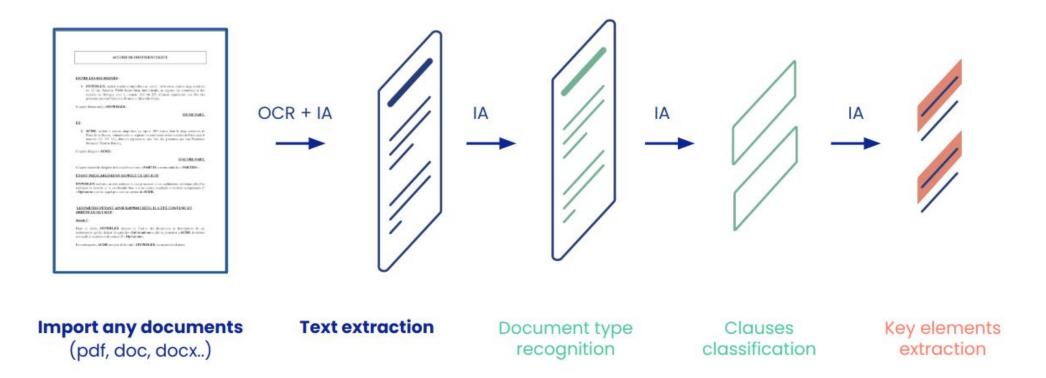


- 1 ML chez DiliTrust
- Maintien en conditions opérationnelles
- 3 Impact de l'open source
- 4 Le DevOps appliqué au ML

- 5 Composants frontaux
- 6 Monitoring
- 7 Torchserve
- 8 TGI

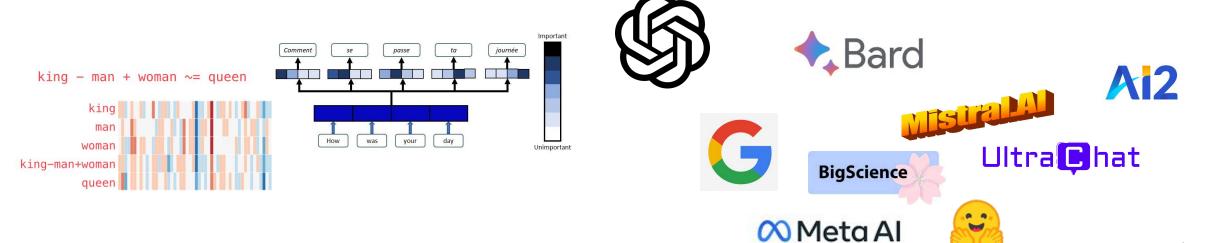


#### **ML chez DiliTrust**



DOCUMENT METADATA

#### Evolution des architectures de modèles de NLP



2013 2017 2018 2020

- Approches n-gram
- Word2vec
- **RNNs**

- **LSTM**
- GPT-1
- Encoder / Decoder **BERT**

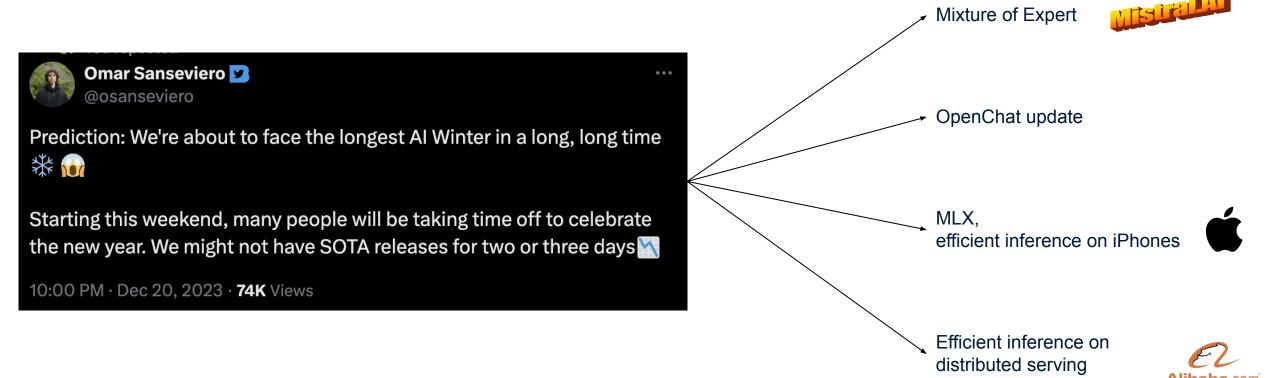
- GPT-3
- Hugging Face ecosystem
- Llama
- Bloom
- Vicuna
- Mistral
- Olmo

#### Mais aussi

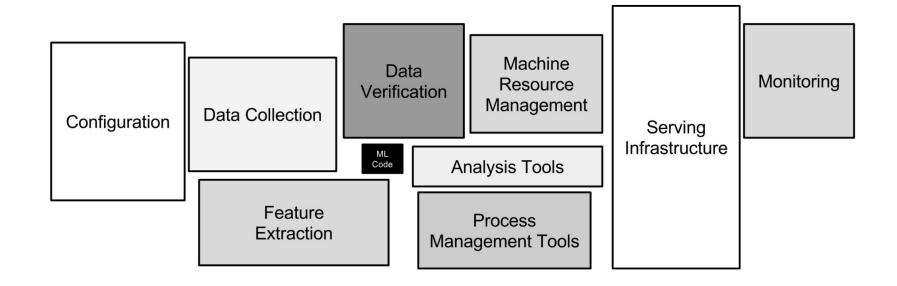
- **RLHF**
- LoRA
- DPO
- MI in Rust

2024

#### Evolution des architectures de modèles de NLP



## Maintenir une modèle de NLP embarqué dans une application



#### Recherche

- Code volatile
- Scripts, jobs automatisés
- Latences fortes

- Stabilité du code
  - Applications scalables, relativement urbanisées dans le SI

**Production** 

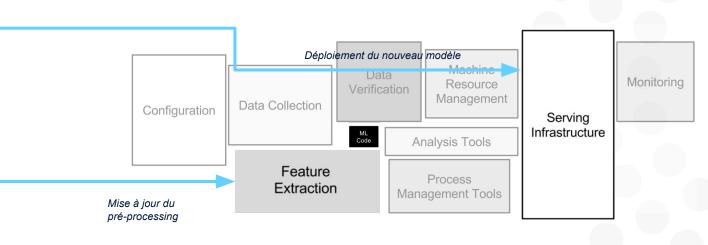
Latences faibles

# En pratique, qu'est ce que cela implique ?

Faire évoluer le périmètre fonctionnel

Ajouter une langue au modèle nécessite une nouvelle méthode de pré-processing : détecter l'alphabet avant de passer à l'inférence :

- Déployer la détection de l'alphabet
- Mettre à jour le modèle

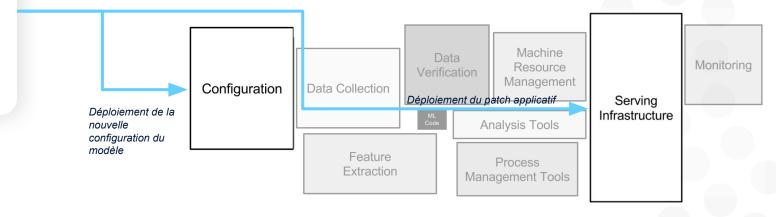


# En pratique, qu'est ce que cela implique ?

Patcher un bug

Bug détecté en production, nécessitant la mise à jour de la configuration du modèle ainsi que du code servant à préparer le document pour l'inférence

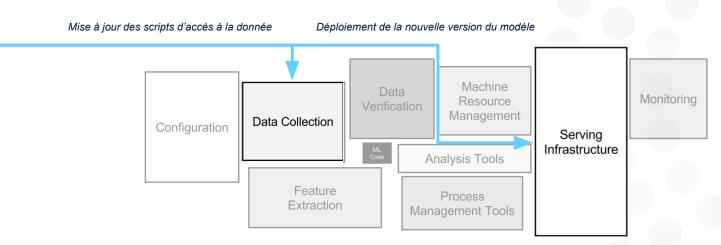
- Déploiement de la configuration du modèle
- Livraison du patch applicatif



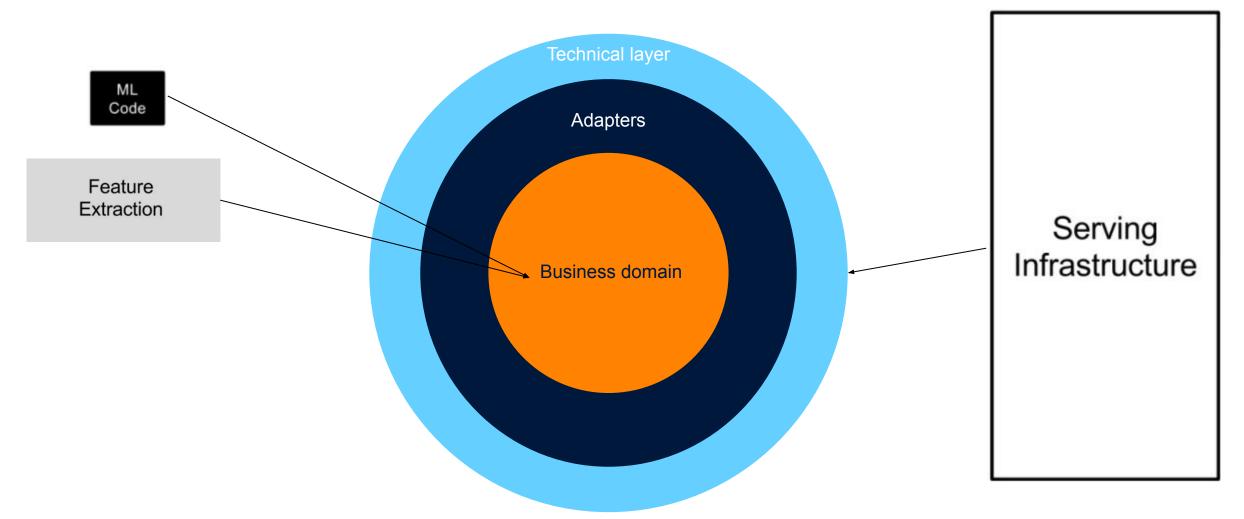
## En pratique, qu'est ce que cela implique ?

Ré-entraîner un modèle

Les annotateurs ont fini une grosse campagne d'analyse de documents, il est temps de réentraîner et déployer une nouvelle version du modèle



# Comment l'architecture hexagonale sert la maintenabilité d'un service basé sur du ML ?



# Comment s'inspirer des pratiques de déploiement du DevOps ?



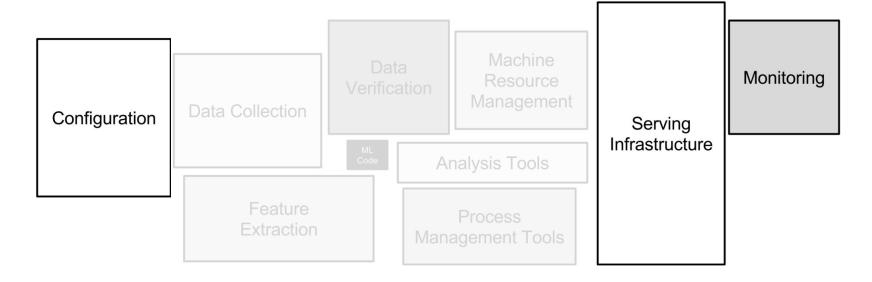
Designons notre pipleine de déploiement en lui assurant ces attributs :

- Idempotente
- Automatisé, pilotable manuellement
- Versionning général, GitOps
- Générique, simple à étendre

Un pilotage plus fin du déploiement permet également :

- Optimization des coûts en diminuant l'empreinte mémoire GPU d'un modèle, un GPU peut exposer plus de modèles
- Itération plus rapide sur les optimisations à l'inférence (quantization, re-write de tooling en Rust)

## **Composants frontaux**



Infrastructure:

Code: terraform, Kubernetes

Configuration : GitOps

Runtime: Container docker standardisé

Serving layer (inférence):

Configuration : artefact versionné Modèle : artefact(s) versionné

Code : code applicatif versionné

Monitoring:

Collecte de métriques

**Alerting** 

Autoscaling

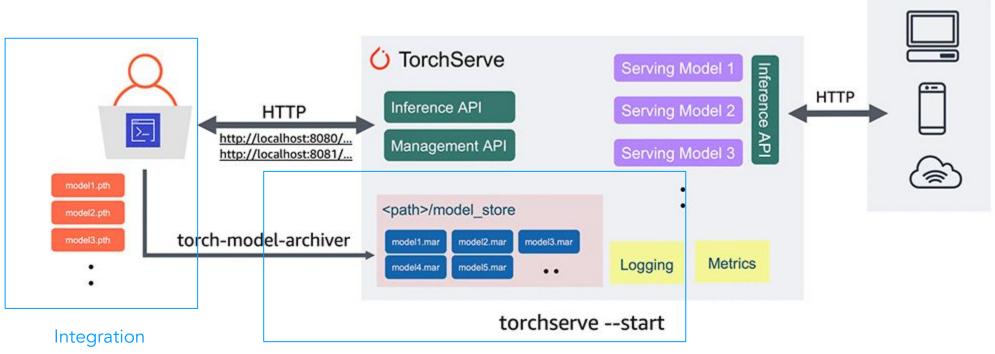
# **Monitoring**

#### Métriques :

- Technique : État de l'infrastructure (empreinte mémoire, latence des requêtes, etc.)
- Fonctionnelle : Pertinence du modèle face aux cas d'usages utilisateurs :
  - Drifts données, drift de concepts (trends des réseaux sociaux, contenu généré par LLM)



#### **Torchserve**



Deployment

# Torchserve: model & configuration artefacts

```
"fr_reader": {

"1.0": {

"marName": "fr_reader.mar",

"defaultVersion": false,

"minWorkers": 1,

"maxWorkers": 1,

"batchSize": 1,

"maxBatchDelay": 100,

"responseTimeout": 120

}

}
```

#### Configuration de service cible :

- Aspects techniques du serveur d'inférence
- Aspects applicatifs, sources des modèles

Model binary & configuration

```
"fr_reader": {
    "1.0": {
        "marName": "fr_reader.mar",
        "defaultVersion": false,
        "minWorkers": 1,
        "maxWorkers": 1,
        "maxBatchDelay": 100,
        "responseTimeout": 120
    },
    "2": {
        "defaultVersion": true,
        "marName": "fr_reader_2.mar",
        "minWorkers": 1,
        "responseTimeout": 120
    }
}
```

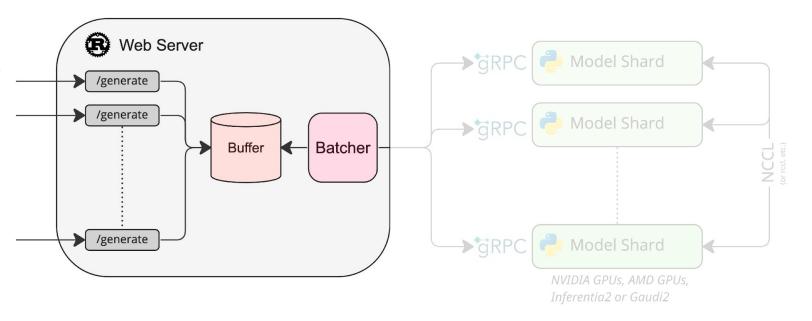
Configuration à déployer

Model archive

#### **Text Generation Inference**

Passer l'infrastructure d'inférence à l'échelle, pour exposer des modèles extrêmement performants.

- Back end d'exécution en Rust
- Interfaces en Python
- Intégration des features d'optimisation des performances au fil de l'état de l'art



# Quelques techniques d'optimisation

Feature	TGI - Text Generation Interface	vLLM - Versatile Large Language Model
Tensor Parallelism	✓ Utilizes Tensor Parallelism for faster inference	✓ Leverages Tensor Parallelism for high throughput
<b>Optimized Transformers Code</b>	✓ Optimizes transformer code for inference	✓ Employs optimized CUDA kernels for speed
Quantization	✓ Supports quantization methods	➤ Does not support quantization
<b>Continuous Batching</b>	✓ Batches incoming requests continuously	✓ Maximizes GPU utilization with continuous batching
<b>Accelerated Weight Loading</b>	✓ Accelerated weight loading for quick startup	X Does not include accelerated weight loading
Logits Warping	✓ Offers logits warping options	X Does not provide logits warping features
<b>Custom Prompt Generation</b>	✓ Allows custom prompt generation	➤ Does not support custom prompt generation
Fine-tuning Support	✓ Supports fine-tuned models for higher accuracy	X Lacks fine-tuning support
High Throughput	Moderate throughput	Excellent serving throughput
Paged Attention	X Does not include Paged Attention	✓ Efficiently manages memory with Paged Attention
Streaming Outputs	✓ Supports streaming outputs	✓ Enables streaming outputs for improved performance
<b>Support for Various Models</b>	✓ Compatible with various LLMs	✓ Seamlessly supports a wide range of Hugging Face models

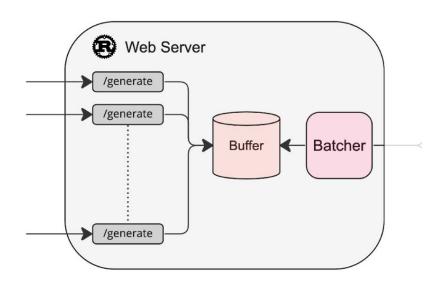
# Text Generation Inference : un déploiement sans aspérités

Docker image

- Batch size
- Nb of token limits
- Speculation parameters
- Optimization parameters

Build du runtime cible

Model binary with technical configuration



Déploiement du conteneur autonome

Model Instance

**Hugging Face TGI Documentation** 

