

# Pipeline Big Data - Surveillance Temps Réel IDFM

## Monitoring de la santé de la station La Croix de Berny

Blidi, Tlemsani

18 janvier 2026

## Problématique

Surveiller en temps réel la ponctualité du RER B à la station **La Croix de Berny**

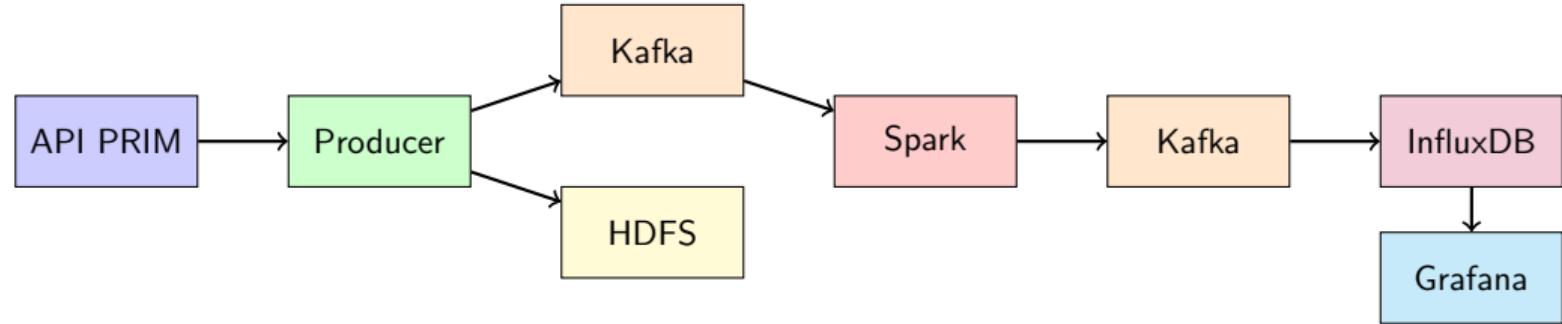
## Objectifs :

- Comparer horaires théoriques vs réels
- Calculer les retards en temps réel
- Visualiser la santé du réseau
- Historiser les métriques

## Source de données :

- API PRIM (Île-de-France Mobilités)
- Données en temps réel
- Format JSON

# Architecture Globale



**Pipeline en 4 étapes : Ingestion → Traitement → Stockage → Visualisation**

# Infrastructure du Cluster Azure

Machine	Rôle	Composants
master	Gestion	NameNode, ResourceManager, Kafka Broker, Zookeeper, Spark Master
worker_1	Calcul	DataNode, NodeManager, Spark Executor
worker_2	Multi-rôle	DataNode, NodeManager, Kafka Broker, Spark Executor, <b>InfluxDB</b> , <b>Grafana</b>
worker_0	Stockage	DataNode, NodeManager

## Configuration

Cluster de 4 VMs Azure avec distribution des services pour la haute disponibilité

# Étape 1 : Ingestion des Données

## Producer Python

- Interroge API PRIM périodiquement
- Envoie vers Kafka topic `idfm-realtime`
- Sauvegarde brute dans HDFS

## Stockage :

- Topic Kafka : streaming
- HDFS : archivage long terme
- Format : JSON

```
# producer.py
def fetch_and_send():
    data = requests.get(API_URL)

    # Kafka
    producer.send(
        'idfm-realtime',
        data.json()
    )

    # HDFS
    save_to_hdfs(
        '/data/idfm/raw.json'
    )
```

# Étape 2 : Analytics avec Spark Streaming

## Calcul du retard

delay\_sec = heure\_prévue - heure\_théorique

## Traitement :

- Lecture depuis Kafka idfm-realtime
- Parsing JSON
- Calcul des métriques
- Envoi vers idfm-processed

```
# spark-analytics.py
df = spark.readStream \
    .format("kafka") \
    .option("topic", "idfm-realtime") \
    .load()

processed = df.select(
    col("line"),
    (col("predicted") - col("scheduled")) \
        .alias("delay_sec")
)

processed.writeStream \
    .format("kafka") \
    .option("topic", "idfm-processed")
```

# Étape 3 : Stockage dans InfluxDB

## Consumer Python

- Consomme topic idfm-processed
- Écrit dans InfluxDB
- Optimisé pour séries temporelles
- Sur **worker\_2**

## Avantages InfluxDB :

- Compression temporelle
- Requêtes rapides
- Rétention configurable

```
# influx-consumer.py
consumer = KafkaConsumer(
    'idfm-processed',
    bootstrap_servers=[
        'master:9092',
        'worker_2:9092'
    ]
)

for msg in consumer:
    point = Point("health") \
        .tag("line", msg['line']) \
        .field("delay", msg['delay_sec'])

    write_api.write(
        bucket="idfm-metrics",
        record=point
    )
```

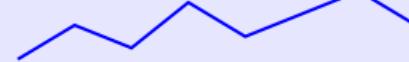
## Étape 4 : Dashboard Grafana

### Grafana Dashboard - Santé RER B

Jauge Temps Réel

-2min

Évolution des Retards



Retard Moyen

3.2 min

Taux de Ponctualité

87%

Métriques affichées : Retard instantané, historique, moyennes, tendances

# Runbook : Ordre de Démarrage

## ① Services de base (master)

```
start-dfs.sh  
start-yarn.sh  
bin/kafka-server-start.sh --daemon config/server.properties
```

## ② Topics Kafka

```
kafka-topics.sh --create --topic idfm-realtime --partitions 3 --replication-factor 2  
kafka-topics.sh --create --topic idfm-processed --partitions 3 --replication-factor 2
```

## ③ Spark Analytics (master)

```
spark-submit --packages org.apache.spark:spark-sql-kafka-0-10_2.12:3.5.0 spark_analytics.py
```

## ④ InfluxDB Consumer (worker\_2)

```
python3 influx_consumer.py
```

## ⑤ Producer (master)

```
python3 producer.py
```

## Big Data :

- **Hadoop HDFS** - Stockage distribué
- **Apache Spark** - Traitement temps réel
- **Apache Kafka** - Streaming

## Monitoring :

- **InfluxDB** - Time-Series DB
- **Grafana** - Visualisation

## Avantages :

- Scalabilité horizontale
- Traitement temps réel
- Haute disponibilité
- Historisation longue durée

## Cas d'usage :

- Surveillance opérationnelle
- Analyse de performance
- Détection d'anomalies
- Reporting automatisé

# Conclusion et Perspectives

## Réalisations

Pipeline Big Data complète pour le monitoring temps réel du RER B avec archivage et visualisation

## Améliorations possibles :

- Prédiction des retards (ML)
- Multi-lignes / Multi-stations
- Alerting automatique
- API REST pour les données

## Extensions :

- Analyse des causes de retard
- Corrélation avec météo/événements
- Application mobile
- Intégration autres réseaux

**Merci pour votre attention !**