

# Documentation Technique - Architecture de Données Stripe

## Vue d'ensemble

Cette documentation décrit l'architecture de données complète mise en place pour Stripe, intégrant les systèmes OLTP, OLAP, NoSQL, un Data Lake centralisé et des capacités avancées de Machine Learning avec MLOps.

---

## 1. Sources de Données

### 1.1 Description

Point d'entrée de toutes les données dans le système, captant les informations provenant de multiples canaux.

### 1.2 Composants

- API Stripe** : Transactions financières, paiements, remboursements
- Applications Web** : Interactions utilisateurs, données de navigation
- Applications Mobile** : Données mobiles, géolocalisation, type d'appareil
- Systèmes Tiers** : Intégrations externes, webhooks, données partenaires

### 1.3 Types de données collectées

- Transactions financières
  - Événements utilisateurs
  - Logs d'application
  - Données de session
  - Métadonnées des requêtes
- 

## 2. Couche OLTP - Traitement Transactionnel

### 2.1 Objectif

Gestion des transactions en temps réel avec garantie ACID, haute disponibilité et faible latence.

### 2.2 Composants

#### Base OLTP Transactions ACID

- Technologies** : PostgreSQL / MySQL

- **Propriétés** : Atomicité, Cohérence, Isolation, Durabilité
- **Volumétrie** : Millions de transactions par jour
- **Latence cible** : < 100ms

### **Kafka Topics CDC (Change Data Capture)**

- **Rôle** : Capture des modifications en temps réel
- **Pattern** : Event Sourcing
- **Format** : JSON / Avro
- **Garantie** : At-least-once delivery

### **Réplica Lecture**

- **Objectif** : Scalabilité horizontale pour les lectures
- **Stratégie** : Réplication asynchrone
- **Usage** : Rapports, requêtes analytiques légères

### **Redis Cache**

- **Usage** : Cache distribué pour données fréquemment accédées
- **TTL** : Configurable par type de données
- **Patterns** : Cache-aside, Write-through

## **2.3 Cas d'usage**

- Traitement des paiements
- Gestion des abonnements
- Remboursements et rétrofacturations
- Validation des transactions

---

## **3. Couche d'Ingestion Temps Réel**

### **3.1 Description**

Pipeline de streaming permettant l'ingestion et le traitement des données en temps réel.

### **3.2 Composants**

#### **Kafka Connect CDC**

- **Fonction** : Connecteur pour la capture des changements
- **Sources** : Bases OLTP, logs applicatifs
- **Destination** : Topics Kafka

## Apache Kafka Streaming

- **Rôle** : Bus de messages distribué
- **Débit** : Millions d'événements/seconde
- **Rétention** : Configurable (7-30 jours)
- **Partitionnement** : Par clé métier (merchant\_id, transaction\_id)

## Apache Flink - Stream Processing

- **Usage** : Traitement stateful en temps réel
- **Fonctionnalités** :
  - Agrégations en fenêtres temporelles
  - Enrichissement des données
  - Détection d'anomalies en temps réel
- **Garanties** : Exactly-once processing

### 3.3 Flux de données

1. CDC capture les changements dans OLTP
  2. Kafka achemine les événements
  3. Flink traite et enrichit les données
  4. Distribution vers NoSQL, Data Lake et ML
- 

## 4. Data Lake - Stockage Centralisé

### 4.1 Architecture Medallion

#### Bronze Layer (Données Brutes)

- **Contenu** : Données brutes non transformées
- **Format** : JSON, Parquet, CSV
- **Rétention** : Longue durée (plusieurs années)

- **Usage** : Archivage, retraitement, audit

### **Silver Layer (Données Nettoyées)**

- **Contenu** : Données validées, déduplicuées, normalisées
- **Transformations** :
  - Nettoyage des valeurs nulles
  - Standardisation des formats
  - Enrichissement avec données de référence
- **Format** : Parquet optimisé
- **Usage** : Source pour ETL et ML

### **Gold Layer (Données Agrégées)**

- **Contenu** : Données agrégées business-ready
- **Caractéristiques** :
  - Métriques pré-calculées
  - Données dénormalisées
  - Optimisées pour requêtes analytiques
- **Usage** : BI, reporting, dashboards

## **4.2 Object Storage (S3 / ADLS)**

- **Capacité** : Pétaoctets de données
- **Coût** : Optimisé avec lifecycle policies
- **Sécurité** : Chiffrement at-rest, versioning
- **Organisation** : Partitionnement par date, type, région

## **4.3 Gouvernance des données**

- Catalogage automatique (AWS Glue, Azure Purview)
  - Lineage tracking
  - Data quality checks
  - Politiques de rétention
-

## **5. Couche NoSQL - Données Non Structurées**

### **5.1 MongoDB - Documents JSON**

#### **Usage :**

- Profils clients enrichis
- Historique des interactions
- Métadonnées des transactions
- Configuration dynamique

#### **Caractéristiques :**

- Schéma flexible
- Indexation avancée
- Agrégation pipeline
- Sharding horizontal

### **5.2 Elasticsearch - Logs & Recherche**

#### **Usage :**

- Logs applicatifs centralisés
- Recherche full-text
- Monitoring et observabilité
- Analyse des erreurs

#### **Fonctionnalités :**

- Indexation en temps réel
- Recherche fuzzy
- Agrégations statistiques
- Visualisation avec Kibana

### **5.3 Cassandra - Séries Temporelles**

#### **Usage :**

- Métriques de performance
- Historique des prix

- Événements temporels
- Données IoT (devices de paiement)

**Avantages :**

- Write-optimized
- Scalabilité linéaire
- Haute disponibilité
- Time-based partitioning

## **5.4 ML Feature Store**

**Rôle :**

- Stockage des features ML
- Versioning des features
- Serving temps réel
- Cohérence online/offline

**Technologies :** Feast, Tecton, ou custom

---

## **6. Couche ETL / ELT**

### **6.1 Apache Airflow - Orchestration**

**Responsabilités :**

- Planification des jobs
- Gestion des dépendances
- Monitoring et alerting
- Retry logic

**DAGs principaux :**

- daily\_oltp\_to\_olap
- hourly\_fraud\_detection
- weekly\_customer\_segmentation
- monthly\_compliance\_reports

## **6.2 dbt - Transformations**

### **Usage :**

- Transformations SQL modulaires
- Tests de qualité de données
- Documentation automatique
- Version control

### **Modèles :**

- Staging : nettoyage initial
- Intermediate : logique métier
- Marts : tables finales business

## **6.3 Spark Jobs - Batch Processing**

### **Cas d'usage :**

- Traitement de volumes massifs
- Agrégations complexes
- Feature engineering
- Retraitement historique

### **Optimisations :**

- Partitionnement intelligent
  - Broadcast joins
  - Caching stratégique
  - Dynamic resource allocation
- 

## **7. Couche OLAP - Analytique**

### **7.1 Snowflake / Redshift - Data Warehouse**

#### **Architecture :**

- Séparation compute/storage
- Auto-scaling

- Query optimization
- Multi-cluster warehouses

#### **Schéma :**

- Modèle en étoile (star schema)
- Tables de faits : transactions, events
- Tables de dimensions : customers, merchants, products

### **7.2 OLAP Cubes**

#### **Dimensions d'analyse :**

- Temps (jour, semaine, mois, trimestre)
- Géographie (pays, région, ville)
- Produit (type, catégorie)
- Client (segment, industrie)
- Canal (web, mobile, API)

#### **Mesures :**

- Revenus, volume, marge
- Taux de conversion
- Taux de fraude
- Customer lifetime value

### **7.3 Vues Matérialisées**

#### **Exemples :**

- daily\_revenue\_by\_merchant
- monthly\_fraud\_statistics
- customer\_segmentation\_summary
- product\_performance\_metrics

#### **Rafraîchissement :**

- Incrémental quand possible
- Planifié selon la criticité
- Triggered par événements métier



---

## 8. Couche ML & Analytics

### 8.1 Détection Fraude - Real-Time ML

#### Approche :

- Modèles de scoring en temps réel
- Ensemble methods (XGBoost, Random Forest)
- Règles métier + ML
- Threshold dynamique

#### Features :

- Montant, devise, géolocalisation
- Historique du marchand
- Patterns de comportement
- Velocity checks

#### Performance :

- Latence < 50ms
- Précision > 95%
- Taux de faux positifs < 1%

### 8.2 Segmentation Client - Analytics

#### Méthodes :

- K-means clustering
- RFM Analysis (Recency, Frequency, Monetary)
- Behavioral segmentation
- Predictive segments

#### Segments :

- High-value customers
- At-risk customers
- Growth potential

- Dormant accounts

### **8.3 Analyses Prédictives - ML Models**

#### **Modèles :**

- Churn prediction
- Lifetime value estimation
- Revenue forecasting
- Demand prediction

#### **Pipeline :**

- Feature engineering
- Model training
- Backtesting
- A/B testing
- Deployment

### **8.4 LLM Fine-Tuning - Support Client**

#### **Objectif :**

- Automatisation du support niveau 1
- Réponses contextuelles
- Support multilingue
- Escalade intelligente

#### **Données d'entraînement :**

- Historique des tickets
- Documentation produit
- FAQs
- Feedbacks clients

#### **Métriques :**

- Satisfaction client (CSAT)
- Résolution au premier contact

- Temps de réponse moyen
  - Taux d'escalade
- 

## 9. Couche de Présentation

### 9.1 API Analytics

#### Endpoints :

- `/metrics/revenue`
- `/analytics/fraud-detection`
- `/reports/compliance`
- `/insights/customer-behavior`

#### Caractéristiques :

- RESTful design
- Rate limiting
- Authentication OAuth2
- Versioning API

### 9.2 Dashboards BI (Tableau/Looker/Power BI)

#### Tableaux de bord :

- Executive Dashboard
- Operations Dashboard
- Fraud Monitoring Dashboard
- Customer Analytics Dashboard

#### Fonctionnalités :

- Drill-down/up
- Filtres interactifs
- Exports automatisés
- Alertes personnalisées

## 9.3 Rapports de Conformité

### Types :

- RGPD : Registre des traitements, audits
- PCI-DSS : Rapports trimestriels de sécurité
- CCPA : Rapports de droits des consommateurs
- SOC 2 : Contrôles de sécurité

### Automatisation :

- Génération planifiée
- Validation automatique
- Distribution sécurisée
- Archivage auditable

## 9.4 Chatbot IA - Support Client

### Capacités :

- Compréhension du langage naturel
- Réponses contextuelles
- Intégration système de tickets
- Handoff vers agents humains

### Technologies :

- LLM fine-tuné sur données Stripe
  - Vector database pour RAG
  - Intent classification
  - Sentiment analysis
- 

## 10. MLOps - Opérations Machine Learning

### 10.1 Composants

#### Model Registry (MLflow)

- Versioning des modèles

- Tracking des expérimentations
- Métriques de performance
- Artifacts management

## **Training Pipeline**

### **Étapes :**

1. Data validation
2. Feature engineering
3. Model training
4. Hyperparameter tuning
5. Model evaluation
6. Model registration

### **Automatisation :**

- Réentraînement déclenché par drift
- Scheduled retraining
- Performance-based triggers

## **Model Monitoring**

### **Métriques surveillées :**

- Performance metrics (accuracy, AUC)
- Data drift
- Concept drift
- Feature drift
- Prediction drift

### **Alerting :**

- Dégradation de performance
- Anomalies dans les distributions
- Latence excessive
- Erreurs de prédiction

## **Feedback Loop**

## Sources de feedback :

- Interactions chatbot
- Décisions de fraude validées
- Comportement utilisateur post-prédiction
- Labels manuels des équipes

## Utilisation :

- Enrichissement des données d'entraînement
- Active learning
- Continuous improvement
- A/B testing validation

## 10.2 Flux de réentraînement

1. Monitoring détecte un drift
2. Notification déclenchée
3. Extraction données du Data Lake
4. Préparation dataset (Silver → Gold)
5. Entraînement avec nouveaux paramètres
6. Validation sur données de test
7. Comparaison avec modèle actuel
8. Approbation (automatique ou manuelle)
9. Déploiement canary
10. Rollout complet
11. Monitoring intensifié post-déploiement

---

## 11. Sécurité & Conformité

### 11.1 Chiffrement TDE/SSL

#### At-rest :

- Chiffrement transparent des bases de données
- Chiffrement des fichiers dans le Data Lake
- KMS (Key Management Service) centralisé
- Rotation automatique des clés

**In-transit :**

- TLS 1.3 pour toutes les communications
- Certificats SSL/TLS gérés
- mTLS pour communications inter-services

**11.2 RBAC & IAM****Rôles :**

- Data Engineer : accès aux pipelines ETL
- Data Analyst : lecture Data Warehouse
- Data Scientist : accès ML Platform
- Compliance Officer : accès audits et logs

**Principe :** Least privilege access

**Implémentation :**

- IAM groups et policies
- Service accounts
- Temporary credentials
- MFA obligatoire

**11.3 Audit Logs****Événements tracés :**

- Accès aux données sensibles
- Modifications de configuration
- Déploiements de modèles
- Requêtes SQL sur données PII
- Exports de données

**Rétention :** 7 ans (conformité)

**Analyse :**

- SIEM integration
- Détection d'anomalies
- Alertes temps réel

- Rapports périodiques

## **11.4 Masquage de Données**

### **Techniques :**

- Tokenization pour numéros de carte
- Hashing pour identifiants
- Masquage dynamique en fonction du rôle
- Anonymisation pour environnements non-prod

### **Données masquées :**

- PII (Personally Identifiable Information)
- PCI (Payment Card Information)
- Données médicales
- Informations contractuelles sensibles

## **11.5 Conformité Réglementaire**

### **RGPD (Règlement Général sur la Protection des Données)**

- Droit à l'oubli : procédure de suppression
- Portabilité : export de données personnelles
- Consentement : tracking et gestion
- DPO : Data Protection Officer désigné

### **PCI-DSS (Payment Card Industry Data Security Standard)**

- Ségrégation du réseau
- Logs d'audit détaillés
- Tests de pénétration trimestriels
- Gestion des vulnérabilités

### **CCPA (California Consumer Privacy Act)**

- Transparence sur collecte de données
- Opt-out de la vente de données
- Suppression sur demande



- Rapports annuels de conformité
- 

## 12. Flux de Données Principaux

### 12.1 Flux Transactionnel Temps Réel

Source → OLTP → Kafka CDC → Flink Processing →  
├→ NoSQL (détection fraude)  
├→ Data Lake (archivage)  
└→ ML Models (scoring temps réel)

### 12.2 Flux Analytique Batch

OLTP Replica → Data Lake Bronze → ETL Processing →  
Data Lake Silver → Transformations dbt → Data Lake Gold →  
OLAP Warehouse → Dashboards BI

### 12.3 Flux ML & Feedback

Data Lake Gold → Feature Store → ML Training →  
Model Registry → Deployment → Predictions →  
User Feedback → Data Lake Silver → Retraining

---

## 13. Métriques et KPIs

### 13.1 KPIs Techniques

- **Latence P99 OLTP** : < 100ms
- **Débit Kafka** : > 1M messages/sec
- **Disponibilité système** : 99.99%
- **Temps de traitement ETL** : < 4h pour batch quotidien
- **Fraîcheur des données OLAP** : < 15 minutes

### 13.2 KPIs ML

- **Accuracy détection fraude** : > 95%
- **False positive rate** : < 1%

- **Latence prédiction** : < 50ms
- **Model drift** : < 5% par mois
- **Coverage chatbot** : > 80% des questions niveau 1

### 13.3 KPIs Business

- **Coût par transaction** : optimisation continue
  - **ROI prévention fraude** : > 10:1
  - **Satisfaction client (CSAT)** : > 4.5/5
  - **Temps de résolution moyen** : < 2h
  - **Adoption self-service** : > 60%
- 

## 14. Technologies et Outils

### 14.1 Stack Technique Complet

#### Bases de données :

- OLTP : PostgreSQL 15, MySQL 8.0
- OLAP : Snowflake, Amazon Redshift
- NoSQL : MongoDB 6.0, Elasticsearch 8.x, Cassandra 4.x
- Cache : Redis 7.x, Memcached

#### Data Processing :

- Streaming : Apache Kafka 3.x, Apache Flink 1.17
- Batch : Apache Spark 3.4, dbt 1.6
- Orchestration : Apache Airflow 2.7

#### Storage :

- Object : AWS S3, Azure Data Lake Storage
- File formats : Parquet, Avro, JSON

#### ML Platform :

- Training : PyTorch, TensorFlow, Scikit-learn
- MLOps : MLflow, Kubeflow

- Feature Store : Feast, Tecton
- LLM : GPT-4, Claude, modèles custom

### **BI & Visualisation :**

- Tableau, Looker, Power BI
- Superset, Metabase

### **Infrastructure :**

- Cloud : AWS, Azure, GCP
- Containers : Docker, Kubernetes
- IaC : Terraform, CloudFormation

### **Sécurité :**

- IAM : AWS IAM, Azure AD
  - Secrets : HashiCorp Vault, AWS Secrets Manager
  - Monitoring : Datadog, Prometheus, Grafana
- 

## **15. Évolutions Futures**

### **15.1 Court terme (3-6 mois)**

- Implémentation du data mesh
- Amélioration des temps de réponse OLAP
- Extension du feature store
- Optimisation des coûts cloud

### **15.2 Moyen terme (6-12 mois)**

- Migration vers lakehouse architecture (Delta Lake)
- Real-time OLAP avec Apache Druid
- Federated learning pour ML distribué
- Data observability avancée

### **15.3 Long terme (12-24 mois)**

- Intégration quantum computing pour détection fraude

- Graph databases pour analyse de réseau
  - Edge computing pour processing géolocalisé
  - Zero-trust data architecture
- 

## 16. Conclusion

Cette architecture de données moderne et scalable permet à Stripe de :

- ✓ Traiter des millions de transactions quotidiennes avec haute fiabilité
- ✓ Fournir des analyses en temps réel et historiques
- ✓ Détecter et prévenir la fraude efficacement
- ✓ Personnaliser l'expérience client
- ✓ Maintenir la conformité réglementaire
- ✓ Améliorer continuellement grâce au ML

L'architecture est conçue pour évoluer avec la croissance de Stripe tout en maintenant performance, sécurité et gouvernance des données.

---

**Version** : 1.0

**Date** : Décembre 2024

**Auteur** : Équipe Data Engineering Stripe

**Classification** : Confidentiel - Usage Interne