

MASTER MIAGE 2ÈME ANNÉE
UNIVERSITÉ PARIS NANTERRE

MÉMOIRE DE FIN D'ÉTUDES

**Méthodes d'analyse des processus
métier pour le choix d'une
architecture Big Data adaptée**



Auteur :
LUDWIG SIMON

Tuteur :
MCF. EMMANUEL HYON

Février 2019 — Juin 2019

Remerciements

Je tiens tout d'abord à remercier mon tuteur, Monsieur Emmanuel Hyon qui m'a suivi toute l'année pendant la rédaction de mémoire. Les conseils et l'aide qu'il a pu m'apporter sur la rédaction de ce dernier m'ont vraiment été très utiles.

Résumé

Résumé

Motivations

Avant d'avoir commencé mon stage de Master 1 chez EDF dans le service Big Data, pour moi le Big Data était une notion très floue et je ne savais pas vraiment tout ce qui composait ce domaine. Durant ce stage j'ai pu découvrir ce domaine et me rendre compte du nombre conséquent d'outils différents qui sont nécessaires pour la conception d'une architecture Big Data complète. C'est à partir de ce moment là que je me suis demandé, comment est-ce que le choix de l'architecture, et des outils Big Data s'effectue ? Il y a beaucoup plus de possibilités que les domaines que j'ai pu voir jusqu'à maintenant. C'est pour cela que j'ai décidé cette année, d'essayer de comprendre comment fonctionne une architecture Big Data afin de trouver une solution pour choisir plus facilement une architecture Big Data adaptée à nos besoins.

Objectifs

Dans ce mémoire, nous allons dans un premier temps rappeler brièvement ce qu'est le Big Data et quand il est vraiment utile de l'utiliser. Dans un second temps, nous allons présenter de manière générale comment est constituée une architecture Big Data. Puis nous verrons plus en détails les architectures qui ont été créées pour répondre aux besoins du Big Data. Ensuite, nous détaillerons pour chaque partie de ces différentes architectures, les solutions logicielles existantes permettant d'accomplir la tâche demandée. Et pour finir, nous allons à partir des études des architectures et des solutions logicielles, essayer de définir un moyen permettant de sélectionner correctement l'architecture et les outils nécessaires pour la création d'une solution Big Data correspondant à nos besoins. Afin de tester que notre méthode de choix est cohérente, on l'appliquera sur une application réelle et on la comparera aux autres possibilités d'architecture possible pour s'assurer que c'était le meilleur choix.

Sommaire

1	Les architectures Big Data	9
1.1	Architecture Lambda	11
1.2	Architecture Kappa	14
2	Analyse des solutions logicielles existantes	17
2.1	Message Broker	17
2.2	Ingestion/Extraction de données	18
2.3	Traitement des données	18
2.4	Stockage des données	20
2.5	Orchestration	21
2.6	Requetâge	21
2.7	Visualisation et Analyse des données	21
3	Critères d'analyse	23
3.1	Type de traitement des données	23
3.2	Format des données	23
3.3	Perte de données admissible	23
3.4	Volumétrie	23
3.5	Performance	23
4	Implémentation : Exemple avec un processus métier	25
4.1	Définition du processus métier	25
4.2	Application des méthodes sur le processus métier	25
4.3	Évaluation du résultat	25
	Annexe A Les différents concepts du Big Data	29
A.1	Architecture Réactive	29
A.2	Architecture Répartie	31
A.3	Machine Learning	31
	Bibliographie	33

Introduction

Le Big Data

La démocratisation des ordinateurs et l'avènement du WEB 2.0 a entraîné une digitalisation de nos connaissances. Aujourd'hui la production de données est en constante évolution. Notre société produit quotidiennement 2.5 exaoctets de données (l'équivalent de 90 années de vidéos, ou 2.5 million de téraoctets) et en 2020 il est estimé que 35 zettaoctets seront produits (1 zettaoctet = 1000 exaoctet). Les réseaux sociaux et les objets connectés participent grandement à cette augmentation considérable du volume de données.

On caractérise le domaine du Big Data à l'aide de cinq facteurs appelé les 5V du Big Data [1] (Figure 1).

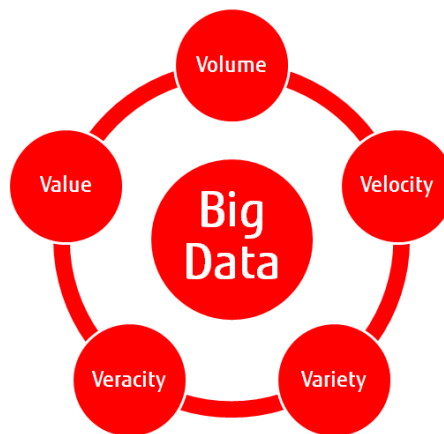


Figure 1 – Schéma des 5V du Big Data

- **Le volume** décrit la quantité de données générée. Il s'agit donc de la possibilité de gérer une masse de données créées quotidiennement. Par exemple, Facebook stocke aujourd'hui plus de 250 milliards d'images.
- **La vélocité** représente la vitesse à laquelle les données arrivent. Un des meilleurs exemples pour représenter la vélocité est l'ajout de vidéos sur la plateforme Youtube. En effet, chaque minute, ce sont pas moins de 400 heures de vidéos qui sont uploadées sur la plateforme.
- **La variété** correspond aux diverses natures que peuvent avoir les données. Par exemple, Twitter stocke du texte, des images, des fichiers vidéo, des métadonnées etc.
- **La véracité** met en avant la dimension qualitative nécessaire au bon fonctionnement des outils Big data. Lorsque les données ne sont pas qualitatives, il n'est pas possible de les traiter et de s'en servir correctement.

- **La valeur** est la plus importante des 5V. Les données auquel on s'intéresse doivent avoir une valeur réel pour que les analyse que l'on veut effectuer ne soit pas fossés. Il est donc important de trier les données avant leur exploitation.

Quand peut-on utiliser le Big Data ?

Le Big Data étant aujourd'hui "à la mode", c'est à dire que tout le monde en entend parler et donc veut aussi l'utiliser. Le problème étant, que le Big Data n'est pas toujours la solution idéale pour les applications que l'on souhaite réaliser. En effet, le Big Data a été créer dans les cas où une seule machine n'est plus suffisante pour les opérations que vous avez besoin d'effectuer. Par exemple, si vos traitements de données s'effectuent sans aucun problème sur votre machine et que votre base de données n'a aucun soucis de performance en étant installée sur une seule machine, il n'y a pas de réel intérêt pour vous de passer à une architecture Big Data. Dans le cas où une seule machine n'est plus suffisante pour vos besoins, avant de passer à une architecture Big Data vous pouvez essayer d'améliorer votre machine en changeant ses composants. Vous pouvez aussi essayer de rendre certaines parties de votre code asynchrones, afin d'améliorer les performances de votre code et de répartir son exécution au mieux sur votre machine. C'est ce qu'on appelle la mise à l'échelle verticale, c'est la première étape avant de passer à la mise à l'échelle horizontale (A.2) qui est l'un des atouts principal du Big Data. Une fois toutes ces étapes appliquées, si votre architecture n'arrive toujours pas à suivre le rythme voulu, cela veut dire que votre application est propice à l'utilisation d'une architecture Big Data. Comme vous venez de le voir, ce n'est malheureusement pas possible de définir une limite chiffrée pour définir quand l'utilisation du Big Data est requise. Cette limite peut varier en fonction du format des données reçues, de la complexité des traitements effectués sur les données, etc. Bien évidemment dans certains cas l'utilisation du Big Data est évidente (Exemple : des plateformes comme YouTube et Facebook), mais dans le cas ou vous n'avez encore jamais fait de Big Data et que vous n'avez pas un nombre de données immense, il est préférable de ne pas se diriger tout de suite vers le Big Data.

Les architectures Big Data

Une architecture Big Data est un regroupement d'outils permettant de gérer des données de leurs ingestion à leurs mise en valeur via des analyses. Il faut savoir qu'il existe plusieurs architectures dans le domaine du Big Data, et qu'elles répondent à des besoins différents. Nous allons nous intéresser aux deux architectures les plus importantes, étant donné que les autres sont des dérivées des deux architectures principales. Avant de voir en détail ces deux architectures, nous allons voir de manière plus générale les différents composants qui peuvent se retrouver dans des architectures Big Data [2][3]. Les différents composants pouvant se retrouver dans une architecture Big Data sont illustrés sur la figure 1.1.

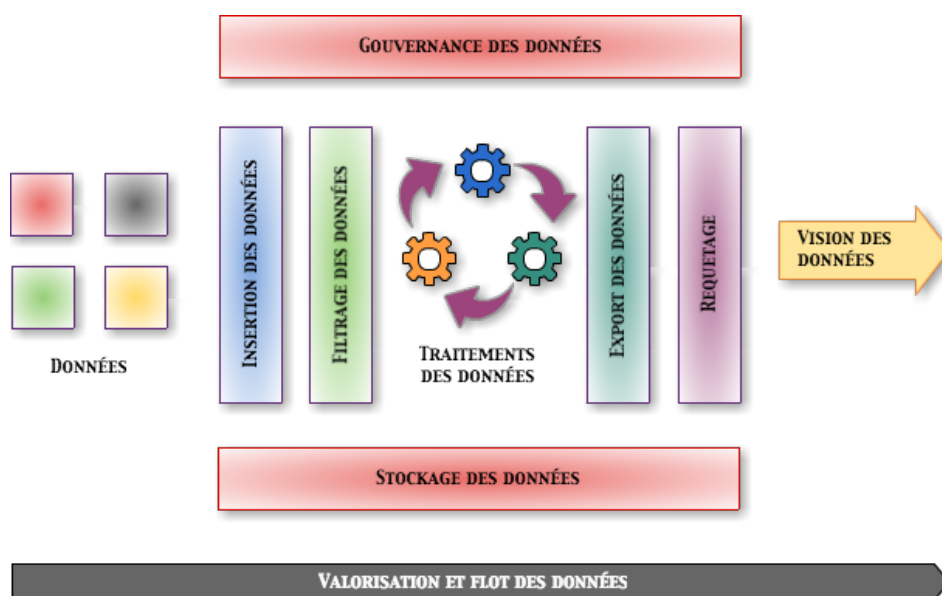


Figure 1.1 – Composants d'une architecture Big Data

Nous allons maintenant détailler le rôle de chaque composant présenté dans le diagramme ci dessus.

- **Source de données :** N'importe quelle solution Big Data a besoin d'une source de donnée en entrée. Voici quelques exemple de données qui peuvent être utilisée dans une architecture Big Data
 - Des données issues de bases de données relationnelles.
 - Des fichiers statiques produits par des applications, des fichiers de logs par exemple.
 - Des sources de données en temps réel, par exemple des données de capteurs récupérés via des appareils IoTs.

- **Ingestion des données** : La solution doit être capable d’aller chercher directement les données dans les différentes sources. Il est possible que les données soient directement envoyées dans la chaîne de traitement des données, mais c’est rarement le cas. Afin d’aller récupérer les données à la source, il y a plusieurs solutions. On peut écrire un programme permettant d’extraire les données. Cette solution est la plus efficace si le programme répond bien aux contraintes du Big Data, c’est à dire, il faut qu’il soit le plus réactif possible et le plus facilement adaptable aux flux de données entrant (Architecture réactive [A.1](#)). La seconde solution la plus simple, est l’utilisation d’un ETL (Extract Transform Load). C’est un outil graphique permettant de configurer l’extraction des données et leurs insertions dans la chaîne de traitements ou dans la solution de stockage. Néanmoins, cette solution est plus gourmande que l’écriture d’un programme car elle doit être capable de gérer énormément de sources et d’opérations différentes.
- **Traitement par lot** : Les jeux de données étant trop lourds lors d’un traitement par lots, il est nécessaire de pouvoir exécuter une tâche de traitement de longue durée afin de filtrer, agréger et préparer les données en vue de leur analyse. En général, ce genre de traitement implique une lecture de fichier source et une écriture dans des nouveaux fichiers. Le traitement des données peut s’effectuer par des programmes java, scala ou Python ou encore via des outils spécialisés comme MapReduce ou Spark.
- **Ingestion des données en temps réel** : Si la solution doit interagir avec des sources de données en temps réel, l’architecture doit impérativement implémenter un moyen de récupérer ces données et de les stocker temporairement dans une file d’attente afin de pouvoir les temporiser. Cela permet d’éviter la perte de données entrante, et permet d’envoyer les données à la solution de traitement quand elle est disponible et de ne pas la surcharger. Généralement on utilise des messages brokers pour ce genre de tâches.
- **Traitement de flux** : Une fois les données récupérées, elles doivent être filtrées, agrégées puis préparées pour l’analyse. Le traitement est similaire au traitement par lot, seuls les outils sont différents, car ils doivent être capables de gérer les traitements en temps réel.
- **Stockage des données** : Une solution de stockage de données est indispensable dans le cas de traitement des données par lot (??), et peut s’avérer utile lors de traitements des données en temps réel (??) si l’on souhaite conserver les données reçues en plus de les traiter. Le deuxième cas où un stockage de données peut être utile pour le traitement en temps réel, est si l’on a besoin d’agréger des données statiques avec les données en temps réel. Ces solutions de stockage doivent être capables de gérer divers formats de données, et surtout ils doivent être distribués ([A.2](#)).
- **Gouvernance des données** : La gouvernance des données correspond à l’ensemble des procédures mises en place afin d’encadrer la collecte des données ainsi que leur utilisation. La gouvernance des données comprend quatre dimensions. La disponibilité des données, l’utilisabilité des données, l’intégrité des données et la sécurité des données.
- **Requêtage** : Afin de pouvoir fournir les données stockées aux outils d’analyse

et de visualisation, l'utilisation d'un outil de requête peut être requis. Dans certains cas votre base de données et votre outil de visualisation communiqueront directement entre eux, mais dans d'autres cas vous aurez besoin d'utiliser un outil de requête afin de fournir les données au bon format et de pouvoir faire une sélection des données à envoyer à l'outil.

- **Analyse et visualisation des données** : La dernière étape dans une architecture Big Data est la visualisation/analyse des données. La plupart des solutions Big Data ont pour but de faire de la valorisation de données et de fournir au minimum une visualisation des données et au mieux d'effectuer des analyses dessus. Cela peut se faire par l'écriture de rapport ou bien par application d'algorithme afin de détecter et de montrer différentes corrélations entre des données par exemple. Le but principal est d'avoir une visualisation intelligente et facilement compréhensible de données étant à la base illisible par l'homme.
- **Orchestration** : La majorité des solutions Big Data consistent à effectuer des traitements de données répétés, ayant pour but de transformer les données sources puis de les stocker ou bien les envoyer directement à un outil d'analyse ou de visualisation des données. Il est donc important d'avoir un outil permettant de paramétrer les différentes actions que l'on souhaite effectuer sur nos données.

Comme on peut le voir une architecture Big Data possède beaucoup de catégories, et l'on constate qu'une catégorie existe sous 2 formes, le traitement des données. Les deux architectures différentes sont justement tournées sur cette catégorie, et proposent chacune une vision différente du traitement des données. Ces deux architectures sont l'architecture Lambda et l'architecture Kappa [4][3][5].

1.1 Architecture Lambda

L'architecture Lambda est une technique de traitement de données capable de traiter efficacement une grande quantité de donnée. L'efficacité de cette architecture provient d'un débit accru, une latence réduite et d'erreurs négligeables. Cela mène jusqu'à des applications pratiquement en temps réel. Dans le domaine du machine learning (A.3), cela permettrait aux développeurs de définir des règles delta¹ sous la forme code logique ou de traitement de langage naturel avec des modèles de traitement de données basés sur des événements afin d'obtenir de la robustesse, de l'automatisation et d'améliorer la qualité des données. Pour faire simple, toute modification de l'état des données est un événement pour le système, et il est possible de répondre à cet événement via l'exécution d'une commande ou d'une procédure delta.

La récupération d'événements est un concept qui consiste à utiliser les événements afin d'effectuer des prévisions ou bien stocker les changements effectués sur le système en temps réel. par exemple, une personne qui interagit sur un site de réseau social va provoquer des événements lors du chargement d'une page, de l'ajout en faveur d'un post, ou bien lors d'une demande d'ajout en ami. Ces événements peuvent

1. La règle Delta est une règle d'apprentissage de la descente sur gradient permettant de mettre à jour les poids des entrées des neurones artificiels dans un réseau de neurones à une seule couche

être stockés en base de données ou bien traités afin d'enrichir des données déjà présentes.

Le traitement des données traite les flux d'événements, ces événements sont stockés dans un système de données en direct. L'architecture Lambda permet le traitement des données en introduisant trois couches distinctes :

- **Batch Layer**, couche de traitement par lots.
- **Speed Layer/Stream Layer**, couche de traitement de flux
- **Serving Layer**, couche de service.

Batch Layer

Les données arrivent constamment comme un flux vers le système de données. Tout nouveau flux de données entrant dans la couche de traitements par lots est calculé et traité sur un lac de données².

Speed Layer

La couche vitesse se sert des résultats fournis par la couche de traitement par lots. Les flux de données entrant peuvent provenir de sources extérieures (Ex : appareils IoT), ou bien d'événement qui ont été créés lors du traitement des données sur la couche de traitement par lots. Le second cas est spécialement vrai si l'on veut effectuer du machine learning (A.3), afin de faire de la prédiction sur les prochaines données qui vont arriver. Comme son nom l'indique, la couche vitesse a une faible latence car elle ne traite que des données en temps réel contrairement à la couche de traitements par lots.

Serving Layer

Les sorties de la couche de traitement par lots sont sous la forme de vues par lots, et celles de la couche vitesse sont sous la forme de vues en quasi temps réel. Ces vues sont transmises à la couche de service, qui va utiliser ces données afin de stocker ces vues et donc les rendre accessibles au client qui va les exploiter à l'aide d'outil d'analyse et de visualisation.

la figure 1.2, représente un diagramme basique de ce à quoi ressemble le modèle de l'architecture lambda.

2. Un lac de données (en anglais Data Lake) est une méthode de stockage des données utilisée par le big data. Ces données sont gardées dans leurs formats originaux ou sont très peu transformées.

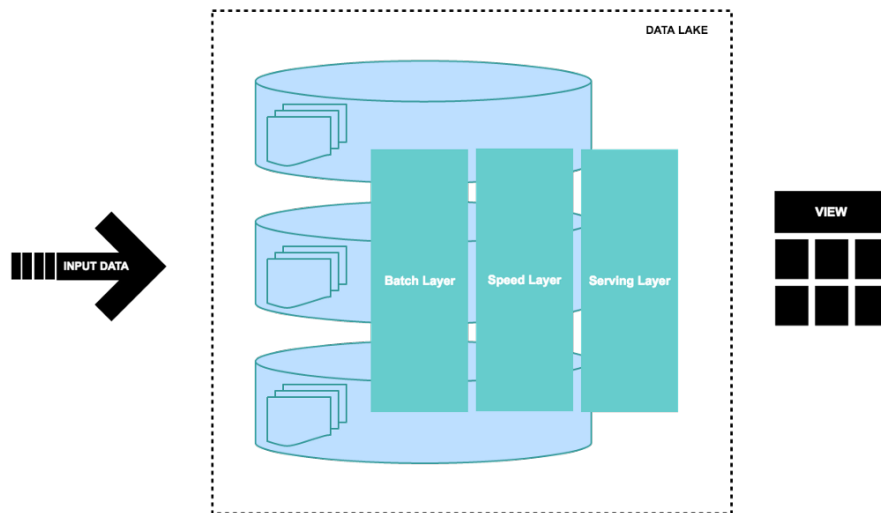


Figure 1.2 – Schéma de l'architecture Lambda

Traduisons ce fonctionnement en une equation fonctionnelle qui définit toute requête dans le domaine du Big Data. Les symboles utilisés dans cette équation sont connus sous le nom de "Lambda" et c'est de la que cette architecture s'est vu ce nom attribué.

$$\text{requête} = \lambda(\text{Données complètes}) = \lambda(\text{Données temps réel}) \times \lambda(\text{Données stockées})$$

Cette équation signifie que toutes les requêtes relatives aux données peuvent être traitées dans l'architecture lambda en combinant les résultats du stockage historique issue tu traitement par lots et des données en temps réel.

Applications de l'architecture Lambda

L'architecture Lambda peut être déployé dans les cas suivants :

- Le résultat des requêtes des utilisateurs, ne doit être calculé que lorsque que les requêtes sont émises (Pas de système de cache du résultat des requêtes).
- Les réponses doivent être rapide et le système doit être capable de gérer diverses mises à jour sous la forme de nouveau flux de données.
- Aucun des enregistrements stockés ne doit être effacé, mais l'ajout et la modification d'enregistrement doit être possible.

L'architecture Lambda peut être considéré comme une architecture de traitement de données en temps quasi réel. Comme nous l'avons mentionné précédemment, elle est tolérante aux pannes et évolutive. Elle possède une couche de traitements par lots et une couche vitesse de traitements en temps réel. Et elle garantit un stockage permanent des données. Cette architecture est utilisé par des entreprises comme Twitter, Netflix et Yahoo pour répondre aux normes de qualité de service.

Avantages et inconvénients de l'architecture Lambda

Nous allons maintenant voir à partir de tout ce qu'on a vu de cette architecture, quels sont ses avantages et inconvénients.

Avantages

- La couche de traitement par lots gère les données historiques avec un stockage distribué à tolérance de pannes, ce qui réduit les risques d'erreurs, même en cas de panne du système.
- Les données fournies au client sont les plus fraîches possible.
- Architecture à tolérance de pannes et évolutive pour le traitement des données.

Inconvénients

- La logique est implémentée deux fois (couche vitesse et couche de traitement par lots).
- Le fait de retraiter chaque traitement par lots n'est pas utile dans tous les cas.
- Il existe des solutions plus simples lorsque le besoin n'est pas complexe.

1.2 Architecture Kappa

En 2014, Jay Kreps a entamé une discussion au cours de laquelle il a souligné certaines divergences dans l'architecture Lambda. L'architecture Kappa est née en réaction à la complexité de l'architecture Lambda, notamment avec la division du traitement par lots et du traitement en temps réel.

L'architecture Kappa ne peut en aucun cas être considérée comme un substitut de l'architecture Lambda. Au contraire, elle doit être considérée comme une alternative à celle-ci, spécifiquement dans les cas où la couche de traitement par lots n'est pas au premier plan. La figure 1.3 présente le fonctionnement de l'architecture Kappa.

Traduisons le fonctionnement du traitement dans cette architecture en une équation fonctionnelle qui définit toute requête dans le domaine du Big Data.

$$\text{requête} = \kappa(\text{Nouvelles données}) = \kappa(\text{Flux de données en temps réel})$$

Cette équation montre que toutes les requêtes peuvent être traitées par l'application de la fonction kappa au flux de données en temps réel sur la couche de service.

Applications de l'architecture Kappa

L'architecture Kappa peut être déployée dans les cas suivants :

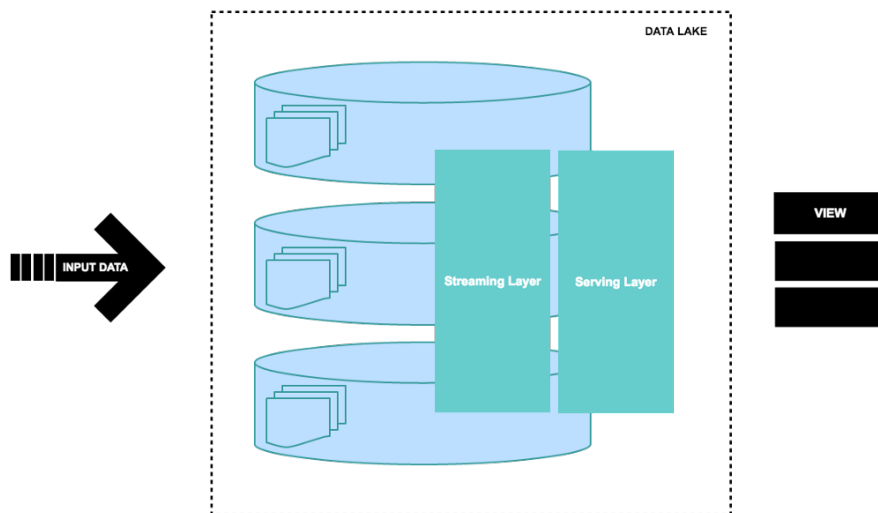


Figure 1.3 – Schéma de l'architecture Kappa

- Plusieurs événements ou requêtes sont stockés dans une file d'attente avant d'être traités un par un.
- L'ordre des événements n'est pas prédéfini, et la couche de traitement de données en temps réel doit être en mesure d'interagir avec le système de stockage n'importe quand.
- Afin de traiter des téraoctets de données, il est nécessaire que chaque nœud soit hautement disponible, résilient et supporte la réplication.

L'architecture Kappa est utilisée par des entreprises comme LinkedIn.

Avantages et inconvénients de l'architecture Kappa

Nous allons maintenant voir à partir de tout ce qu'on a vu de cette architecture, quels sont ses avantages et inconvénients.

Avantages

- Le retraitement des données est requis uniquement lorsque le code est modifié.
- Solution moins complexe que l'architecture Lambda.
- Moins de ressources requises étant que le traitement se fait en temps réel.

Inconvénients

- Pas de séparation entre les besoins (Temps réel et traitements par lots).
- L'absence de couche de traitement par lots peut entraîner des erreurs lors du traitement des données ou lors de la mise à jour de la base de données.

Analyse des solutions logicielles existantes

Maintenant que nous avons vu les différentes architecture Big Data existantes et que nous les avons décomposés, on va s'intéresser plus en détail à chaque composant de ces architecture. Pour chaque composant, nous allons présenter diverses solutions existantes permettant de remplir le rôle de ce dernier. Pour chacune de ses solutions, nous allons voir leurs avantages et inconvénients et leurs manière de fonctionner dans le but de pouvoir en dégager des critères de sélections.

2.1 Message Broker

Un Message broker [6], Agent de message en français, est un moyen de communication utilisant des messages entre deux applications (Ex : Communication entre un serveur et un client). Un message broker permet une communication asynchrone entre applications. L'utilisation de cette solution permet de pouvoir facilement filtrer les messages que l'on reçoit et de stocker temporairement les messages reçus afin d'éviter les pertes de données. Ce dernier cas, s'avère très utile dans le cas où l'application chargée de la réception des données n'est pas en fonctionnement pendant un certains temps. Il existe deux types de communications avec un message broker :

Publisher / Subscriber

Dans ce mécanisme, l'entité envoyant les données est nommé "Publisher" et l'entité les récupérant est nommé "Subscriber". Le publisher va envoyer des données dans des topics¹ afin que les Subscribers de ce topic puissent les récupérer. Un publisher peut envoyer des données dans un ou plusieurs topics, et les subscribers peuvent être abonné à un ou plusieurs topics (Voir figure 2.1).

Point-to-point communication

La communication point à point est la forme la plus simple de Producteur/Consommateur. Le producteur envoie ses données dans une queue et le consommateur va lire les

1. Un topic est une catégorie dans laquelle les messages produit sont stockés.

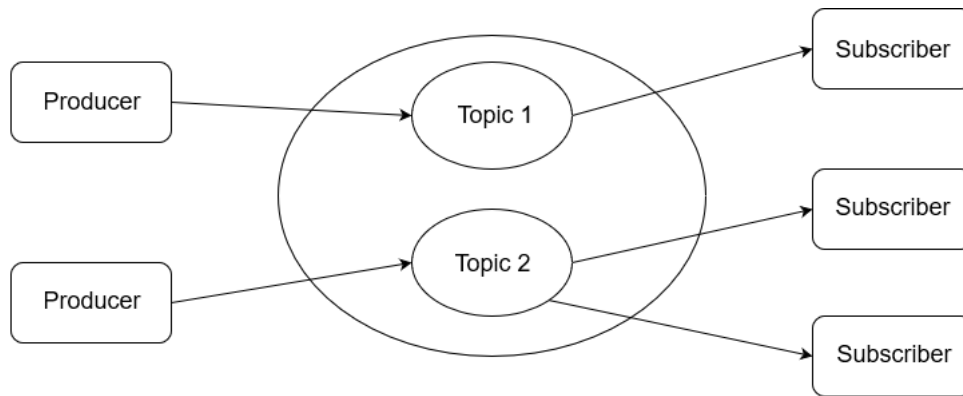


Figure 2.1 – Schéma du principe Producer/Subscriber

messages dans la queue. Tout comme le modèle précédent, il peut y avoir plusieurs producteurs et consommateurs sur la même queue, mais si plusieurs consommateurs sont présents, ils ne recevront des portions différentes des messages afin de favoriser le traitement concurrentiel.

2.1.1 Kafka

2.1.2 ActiveMQ

2.1.3 RabbitMQ

2.2 Ingestion/Extraction de données

La première catégorie, qui est aussi la première étape d'une architecture Big Data, c'est le récupération de données. Plus précisément comment nous allons récupérer des données, soit via des requêtes sur des sources externes, soit des sources externes nous envoient directement des données.

2.2.1 Apache Nifi

2.2.2 Talend

2.2.3 Solution maison

2.3 Traitement des données

Après avoir récupéré des données, nous devons passer à l'étape du traitement des données. Celui-ci a plusieurs rôles, en effet il peut servir à formater les données, leurs

apportés de la cohérence en les combinant à des données déjà présentes. Et pour finir les rediriger vers le stockage souhaité. Le traitement des données peut se faire de deux manières différentes. La première solution est le traitement par Batch, et la seconde est le traitement en temps réel [7]. Chacune possède ses avantages et inconvénients, nous allons voir ça plus en détails.

2.3.1 Batch

Le traitement par Batch (Traitement par lot), consiste à traiter un important volume de données à un instant T. Le traitement par batch est surtout utilisé dans les cas où nous avons des données stockées de manière journalière, et que nous avons besoin de tout traiter en fin de journée. Il n'est pas rare de voir des tâches de traitements par Batch s'exécuter dans la nuit, étant donné que l'on traite une masse de données importante, on sollicite la machine pendant une longue période. Réaliser ce traitement durant des périodes creuses, permet de largement diminuer l'impact sur l'utilisation de la plateforme (2.2).

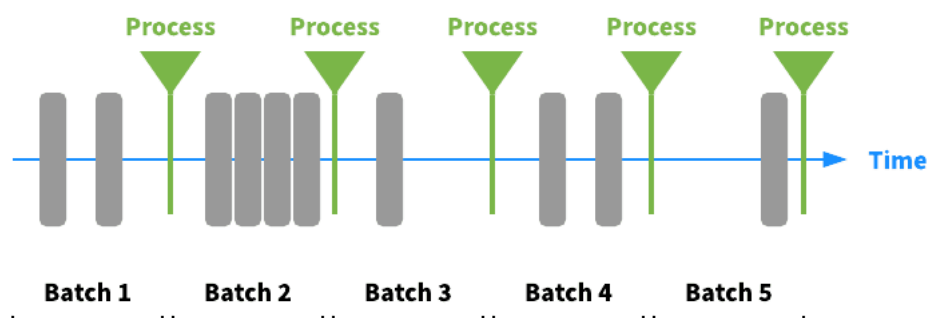


Figure 2.2 – Schéma du traitement par batch

Nous allons nous pencher sur les solutions existantes, implémentant un traitement par batch.

2.3.1.1 Spark

2.3.1.2 Hadoop MapReduce

2.3.2 Streaming

Un traitement de données est considéré comme étant en temps réel si il s'effectue en une seconde ou moins après la réception de la donnée. Il peut être de deux types, soit des micro batchs soit en streaming.

Micro-Batch

Le traitement par micro batch est basé sur le même principe que le traitement par batch, à l'exception qu'il s'exécute beaucoup plus régulièrement (Toutes les secondes ou moins) et que le nombre de données à traiter est donc significativement plus faible. Le micro batch est surtout utilisé dans les cas où notre système ne peut pas directement réagir lorsqu'une donnée arrive, on va donc récupérer les données très régulièrement afin de garantir un traitement en temps réel ou du moins dans le délai le plus bref possible.

Streaming

Le traitement en streaming (Traitement de flux), s'appuie sur l'architecture réactive (A.1). En effet, contrairement aux traitements par batch et micro batch, ici on ne va pas récupérer des données de temps en temps. Dès qu'une donnée arrive on va la récupérer et la traiter immédiatement. De par son fonctionnement, le traitement en streaming ne nécessite pas de stockage en amont contrairement aux autres type de traitement (2.3).

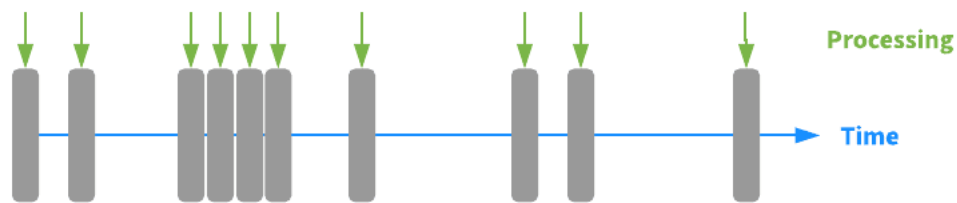


Figure 2.3 – Schéma du traitement en streaming

Nous allons maintenant nous intéresser aux différentes solutions proposant ce type de traitement.

2.3.2.1 Spark Streaming

2.3.2.2 Apache Storm

2.4 Stockage des données

Une partie très importante du Big Data est le stockage des nombreuses données que l'ont reçoit. Il existe énormément de manières différentes de stocker des données selon la manière dont nous voulons les utiliser par la suite et surtout selon leurs format.

2.4.1 Time Series

2.4.1.1 OpenTSDB

2.4.1.2 InfluxDB

2.4.2 Graph

2.4.2.1 Neo4j

2.4.2.2 JanusGraph

2.4.3 Clés/Valeurs

2.4.3.1 Redis

2.4.3.2 RocksDB

2.4.4 Documents

2.4.4.1 CouchDB

2.4.4.2 CouchBase

2.4.4.3 MongoDB

2.4.5 Wide Column

2.4.5.1 HBase

2.4.5.2 Cassandra

2.4.6 Système de fichiers

2.4.6.1 Hadoop HDFS

2.5 Orchestration

2.6 Requetâge

2.7 Visualisation et Analyse des données

2.7.1 Kibana

2.7.2 Banana

2.7.3 Grafana

2.7.4 Tableau

Critères d'analyse

3.1 Type de traitement des données

Streaming - Micro Batch - Batch

3.2 Format des données

3.3 Perte de données admissible

3.4 Volumétrie

3.5 Performance

Implémentation : Exemple avec un processus métier

4.1 Définition du processus métier

4.2 Application des méthodes sur le processus métier

4.3 Évaluation du résultat

Conclusion

Les différents concepts du Big Data

A.1 Architecture Réactive

Le nombre de données augmentant très rapidement et les clients demandant un service le plus rapide possible et disponible à tout moment, il est de ce fait important d'avoir une infrastructure facilement adaptable à ce flux. C'est le but de l'architecture réactive [8]. Elle repose sur quatre principes :

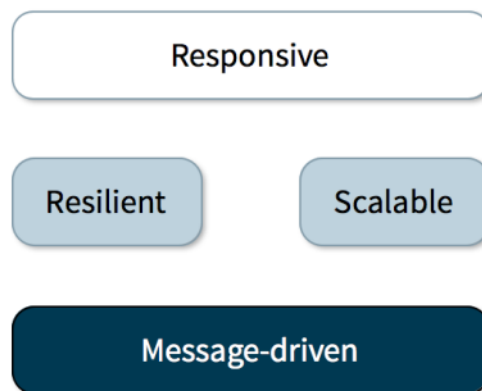


Figure A.1 – Schéma de l'architecture réactive

- Responsive : C'est l'objectif à atteindre.
- Scalable et Resilient : L'objectif ne peut pas être atteint sans remplir ces deux conditions.
- Message Driven : C'est la base qui permettra d'accueillir tous les composants afin d'obtenir une architecture réactive

Responsive : Un système responsive doit être en mesure de réagir rapidement à toutes les requêtes peu importe les circonstances, dans le but de toujours fournir une expérience utilisateur positive. La clé afin de proposer ce service, est d'avoir un système élastique et résilient, les architecture "Message Driven" fournissent les bases pour un système réactif. L'architecture Message Driven est aussi important pour avoir un système responsive, parce que le monde fonctionne de manière asynchrone tout comme elle. Voici un exemple : Vous voulez vous faire du café, mais vous vous rendez compte que vous n'avez plus de crème et de sucre.

Première approche :

- Mettre du café dans votre machine.
- Aller faire vos courses pendant que la machine fait couler le café.

- Acheter de la crème et du sucre.
- Rentrer chez vous.
- Boire votre tasse de café.
- Profiter de la vie !

Seconde approche :

- Aller faire vos courses.
- Acheter de la crème et du sucre.
- Rentrer chez vous.
- Mettre du café dans votre machine.
- Regarder impatiemment la cafetière se remplir.
- Expérimenter le manque de caféine.
- Et enfin, boire votre tasse de café.

Grâce à la première approche, on peut clairement voir la différence de gestion de l'espace et du temps. C'est grâce à cela que cette architecture est un atout primordiale pour assurer un système responsive.

Resilient :

La plupart des applications sont conçus par rapport à un fonctionnement idéal. C'est à dire qu'elle ne prévoient pas de gérer correctement les erreurs qui peuvent intervenir plus souvent que ce qu'on pourrait croire. Cela à pour effet de ne pas garantir une disponibilité continu et peut provoquer la perte de crédibilité d'un service. La résilience est là pour pallier à ce problème, elle à pour but de récupérer les erreurs émises et de les traiter correctement afin de ne pas provoquer d'interruption de service et de ne pas impacter l'expérience utilisateur.

Scalable :

La résilience et l'élasticité vont de pair dans la construction d'une architecture réactive. L'élasticité permet d'adapter facilement le système à la demande et d'assurer sa réactivité peu importe la charge qu'il subit. L'élasticité est un point très important, lorsque votre plateforme reçoit énormément de connexion cela veut dire que votre service connaît un succès important, c'est donc le pire moment pour avoir un service non disponible. Cela entrainerait une perte de crédibilité et de clients.

Il existe deux moyens différents de rendre élastique une application :

- La mise à l'échelle verticale
- La mise à l'échelle horizontale (Architecture Répartie)

La mise à l'échelle verticale consiste à maximiser l'utilisation des ressources de notre machine. Cela peut se faire par l'utilisation de programmes fonctionnant en asynchrone sur plusieurs threads. Tandis que la mise à l'échelle horizontale consiste à augmenter le nombre de machine afin d'avoir plus de ressources à notre disposition. Pour le moment on ne vas pas trop s'attarder sur la division horizontale car une partie lui est dédiée.

La mise à l'échelle verticale est certes la moins couteuse, mais ce n'est pas la plus simple à mettre en place. En effet le multithreading permet de tirer la maximum des performances de la machine, mais cela ajoute une certaine complexité au programme. Par exemple le fait de travailler avec des variables mutables entre différents threads n'est pas une tâche aisée, cela provoque donc des limitations à la mise à l'échelle

verticale. De plus, une fois avoir exploiter au maximum une machine en ayant mis en place la mise à l'échelle verticale, si on a encore besoin de ressources supplémentaire la mise à l'échelle horizontale devient indispensable.

Message-Driven :

Le Message-Driven Architecture

A.2 Architecture Répartie

A.3 Machine Learning

Bibliographie

- [1] Julie MARTIN. *Les 5 V du Big Data*. url : <https://medium.com/@jm.julie.martin/les-5-v-du-big-data-1d0462896468>.
- [2] Zoiner Tejada et olprod. *Architectures Big Data*. url : <https://docs.microsoft.com/fr-fr/azure/architecture/data-guide/big-data>.
- [3] Christophe Parageaud. *Big Data, panorama des solutions*. url : <https://blog.ippon.fr/2016/03/31/big-data-panorama-des-solutions-2016/>.
- [4] Iman Samizadeh. *A brief introduction to two data processing architectures—Lambda and Kappa for Big Data*. url : <https://towardsdatascience.com/a-brief-introduction-to-two-data-processing-architectures-lambda-and-kappa-for-big-data-4f35c28005bb>.
- [5] Michael Verrilli. *From Lambda to Kappa : A Guide on Real-time Big Data Architectures*. url : <https://www.talend.com/blog/2017/08/28/lambda-kappa-real-time-big-data-architectures/>.
- [6] <https://www.tibco.com>. *What is a Message Broker?* url : <https://www.tibco.com/reference-center/what-is-a-message-broker>.
- [7] Laura Shiff. *Real Time vs Batch Processing vs Stream Processing : What's The Difference?* url : <https://www.bmc.com/blogs/batch-processing-stream-processing-real-time/>.
- [8] Kevin Webber. *What is Reactive Programming?* url : <https://blog.redelastic.com/what-is-reactive-programming-bc9fa7f4a7fc>.

Table des matières

1	Les architectures Big Data	9
1.1	Architecture Lambda	11
1.2	Architecture Kappa	14
2	Analyse des solutions logicielles existantes	17
2.1	Message Broker	17
2.1.1	Kafka	18
2.1.2	ActiveMQ	18
2.1.3	RabbitMQ	18
2.2	Ingestion/Extraction de données	18
2.2.1	Apache Nifi	18
2.2.2	Talend	18
2.2.3	Solution maison	18
2.3	Traitement des données	18
2.3.1	Batch	19
2.3.1.1	Spark	19
2.3.1.2	Hadoop MapReduce	19
2.3.2	Streaming	19
2.3.2.1	Spark Streaming	20
2.3.2.2	Apache Storm	20
2.4	Stockage des données	20
2.4.1	Time Series	21
2.4.1.1	OpenTSDB	21
2.4.1.2	InfluxDB	21
2.4.2	Graph	21
2.4.2.1	Neo4j	21
2.4.2.2	JanusGraph	21
2.4.3	Clés/Valeurs	21
2.4.3.1	Redis	21
2.4.3.2	RocksDB	21

2.4.4	Documents	21
2.4.4.1	CouchDB	21
2.4.4.2	CouchBase	21
2.4.4.3	MongoDB	21
2.4.5	Wide Column	21
2.4.5.1	HBase	21
2.4.5.2	Cassandra	21
2.4.6	Système de fichiers	21
2.4.6.1	Hadoop HDFS	21
2.5	Orchestration	21
2.6	Requetâge	21
2.7	Visualisation et Analyse des données	21
2.7.1	Kibana	21
2.7.2	Banana	21
2.7.3	Grafana	21
2.7.4	Tableau	21
2.7.5	Click	21
3	Critères d'analyse	23
3.1	Type de traitement des données	23
3.2	Format des données	23
3.3	Perte de données admissible	23
3.4	Volumétrie	23
3.5	Performance	23
4	Implémentation : Exemple avec un processus métier	25
4.1	Définition du processus métier	25
4.2	Application des méthodes sur le processus métier	25
4.3	Évaluation du résultat	25
Annexe A	Les différents concepts du Big Data	29
A.1	Architecture Réactive	29
A.2	Architecture Répartie	31
A.3	Machine Learning	31
	Bibliographie	33

Table des figures

1	Schéma des 5V du Big Data	7
1.1	Composants d'une architecture Big Data	9
1.2	Schéma de l'architecture Lambda	13
1.3	Schéma de l'architecture Kappa	15
2.1	Schéma du principe Producer/Subscriber	18
2.2	Schéma du traitement par batch	19
2.3	Schéma du traitement en streaming	20
A.1	Schéma de l'architecture réactive	29