



Adotmob
CONNECTING THE DOTS

Cours MS BGD : Spark

14 Septembre 2017

Nicolas Cosson
Maxime Kubryk



Présentation générale

Adotmob

Qui sommes-nous ?

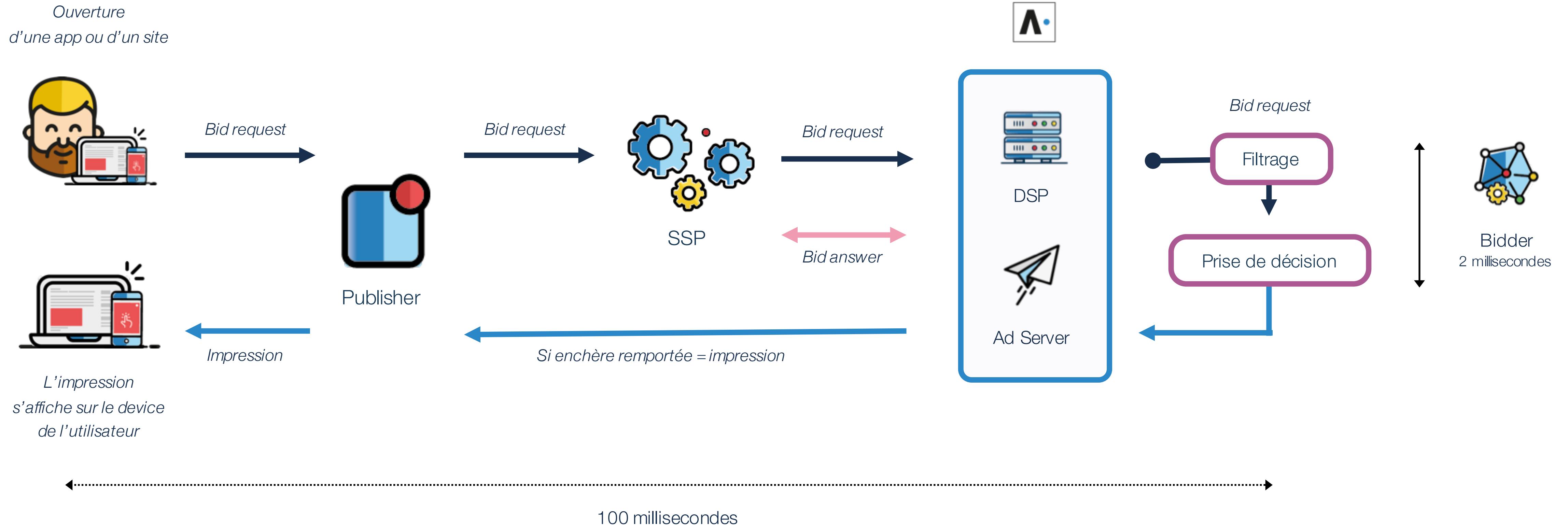
- Fondée en 2014
- Publicité ciblée achetée en RTB
- Présent à Paris, Londres, Milan, Madrid
- Croissance de 200% par an
- Investissements de 1M€ en 2015 puis 10M€ en 2016
- 60 employés dont 8 dans l'équipe data et 15 développeurs

Quelques chiffres

- Enjeux :
 - Environ 15 To de données brutes par jour
 - Environ 15 milliards de requêtes par jour
 - Pics à 300 000 requêtes par seconde
 - Nombreuses sources de données à ingérer
- Infrastructure :
 - 100% sur AWS
 - Entre 100 et 400 serveurs
 - Temps de réponse inférieurs à 100ms
 - Déployée dans le monde entier

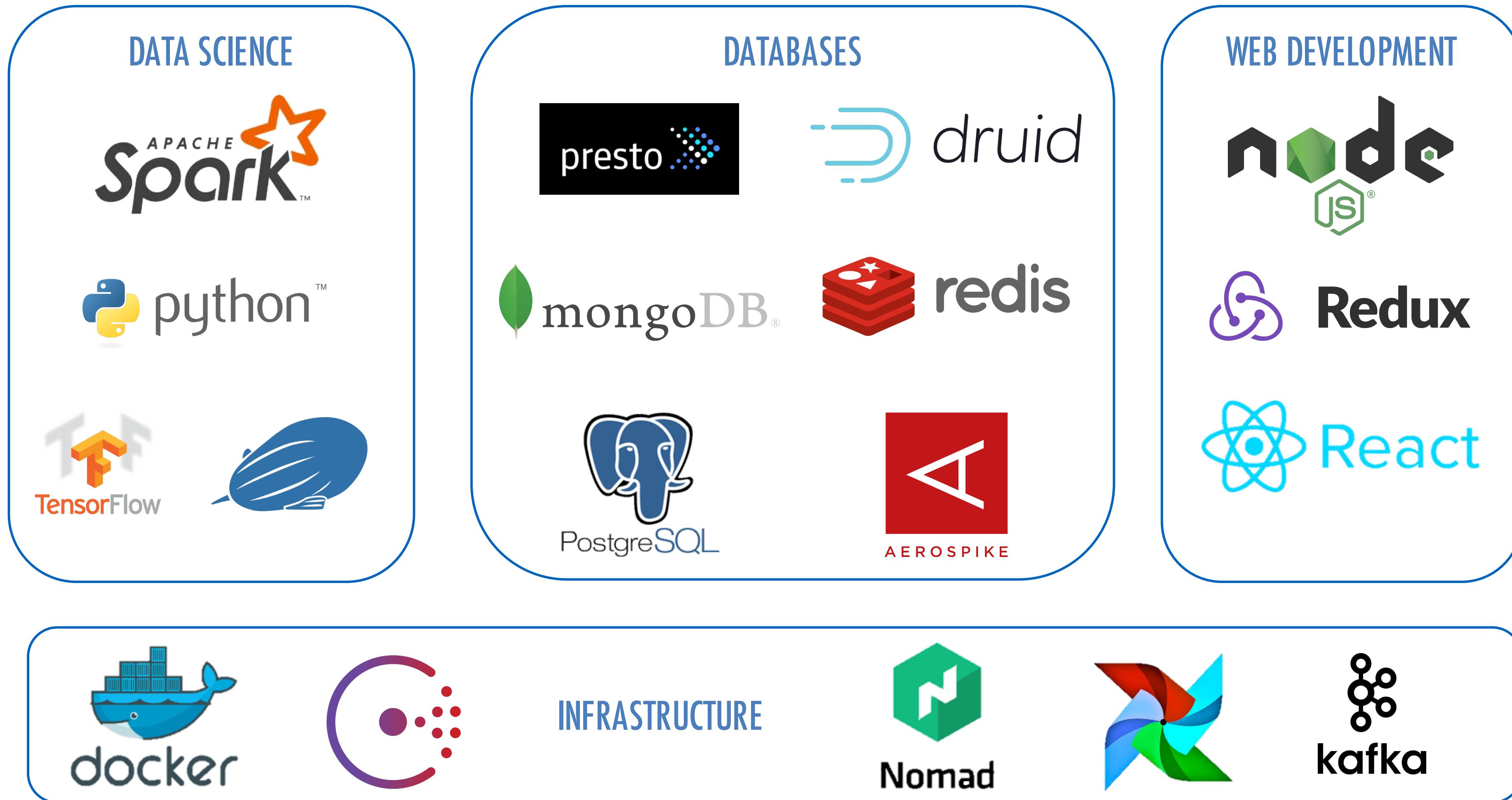
Fonctionnement du RTB

Généralités



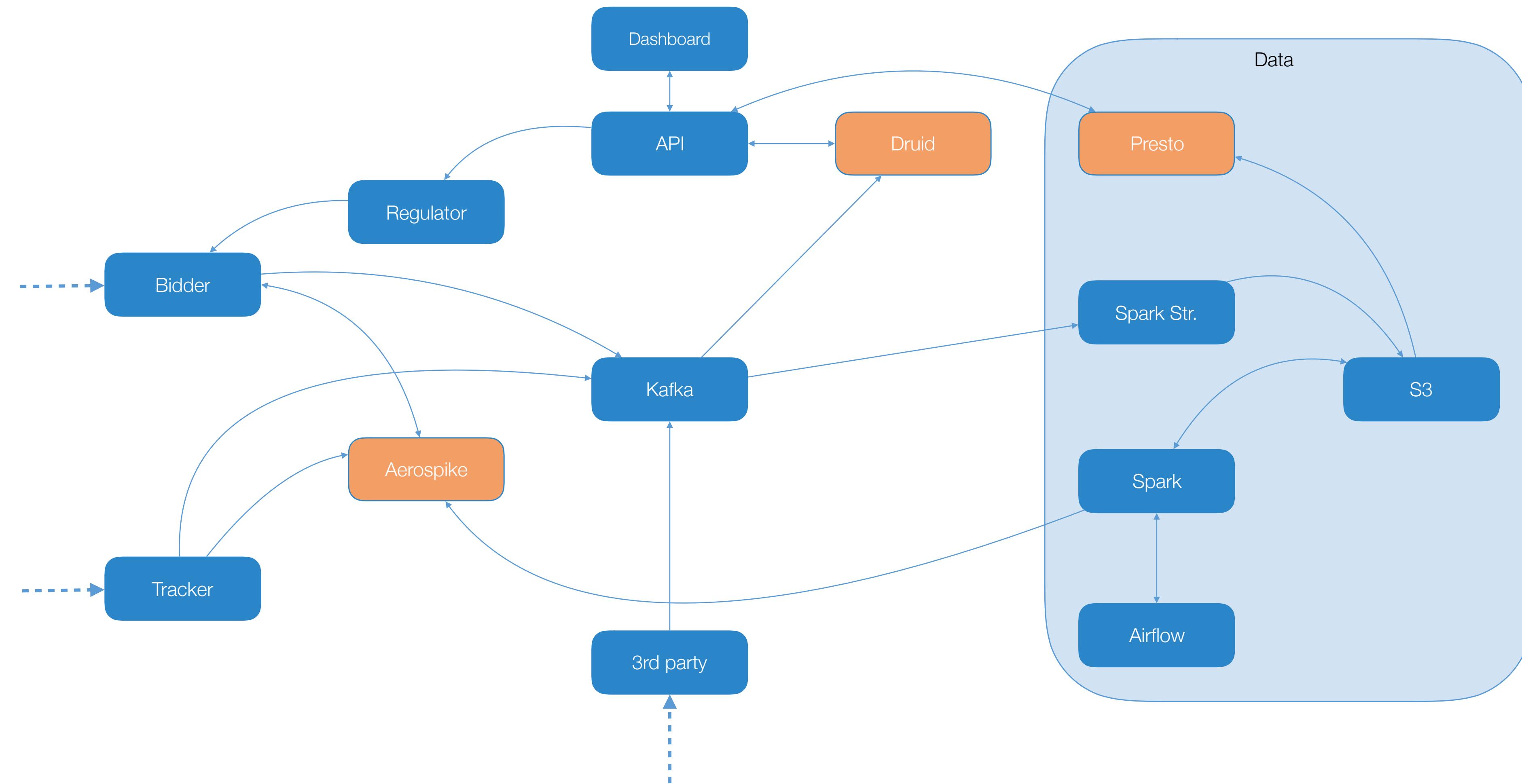
Stack technologique

Généralités



Infrastructure type

Généralités



Apache Spark

Programme du cours

Cours :

- Généralités sur les Systèmes distribués et l'écosystème Big Data
- Généralités sur Spark
- Composants de Spark :
 - Librairies
 - APIs
- Infrastructure de Spark :
 - Ecosystème
 - Cluster
 - Fault-Tolerance
- Quelques exemples de code
- Spark Internals :
 - RDDs
 - Partitionnement
 - Actions/Transformations
 - Shuffling
 - Persistence

TP : introduction à Spark puis projet guidé (prédition de succès de projets Kickstarter) :

- Introduction
 - Prise en main à l'aide d'un Spark shell
 - Prise en main d'IntelliJ et lancement d'un premier job
- Projet
 - Récupération de données brutes
 - Traitement et formatage des données
 - Optimisation du script
 - Entraînement d'un algorithme de prédition
 - Sauvegarde d'un modèle

Évaluation :

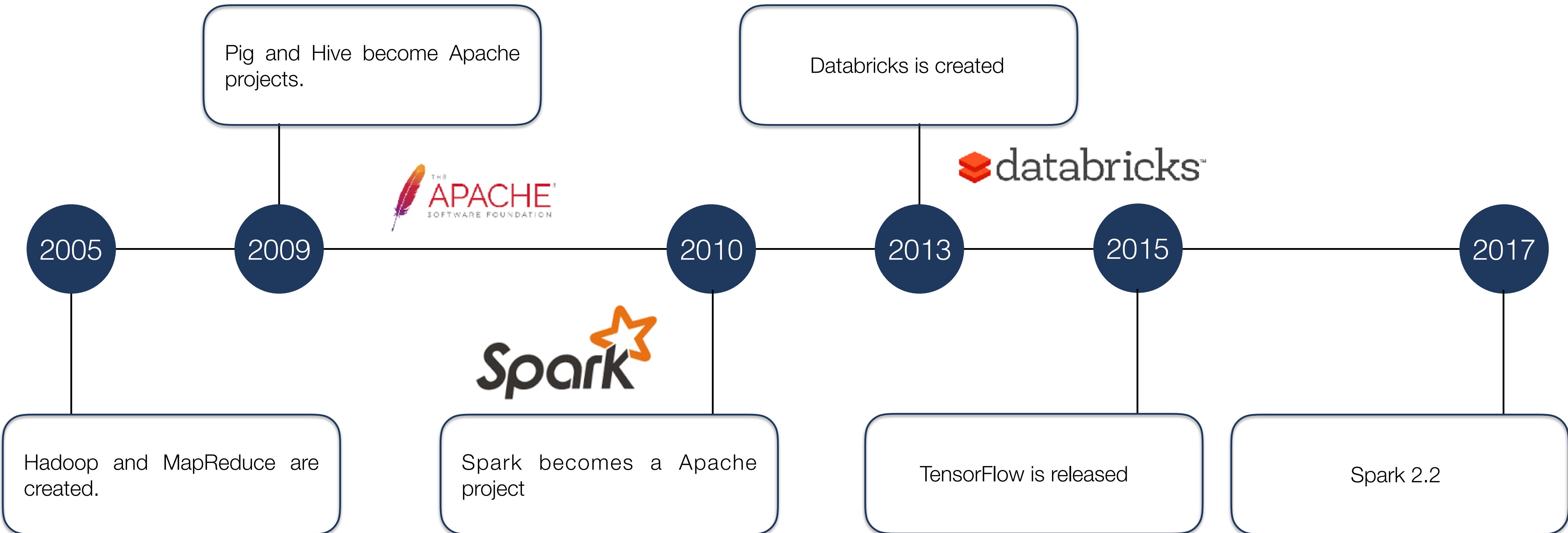
- ▶ QCM sur le cours
- ▶ Projet de TP

1

Ecosystème

Historique

Ecosystème



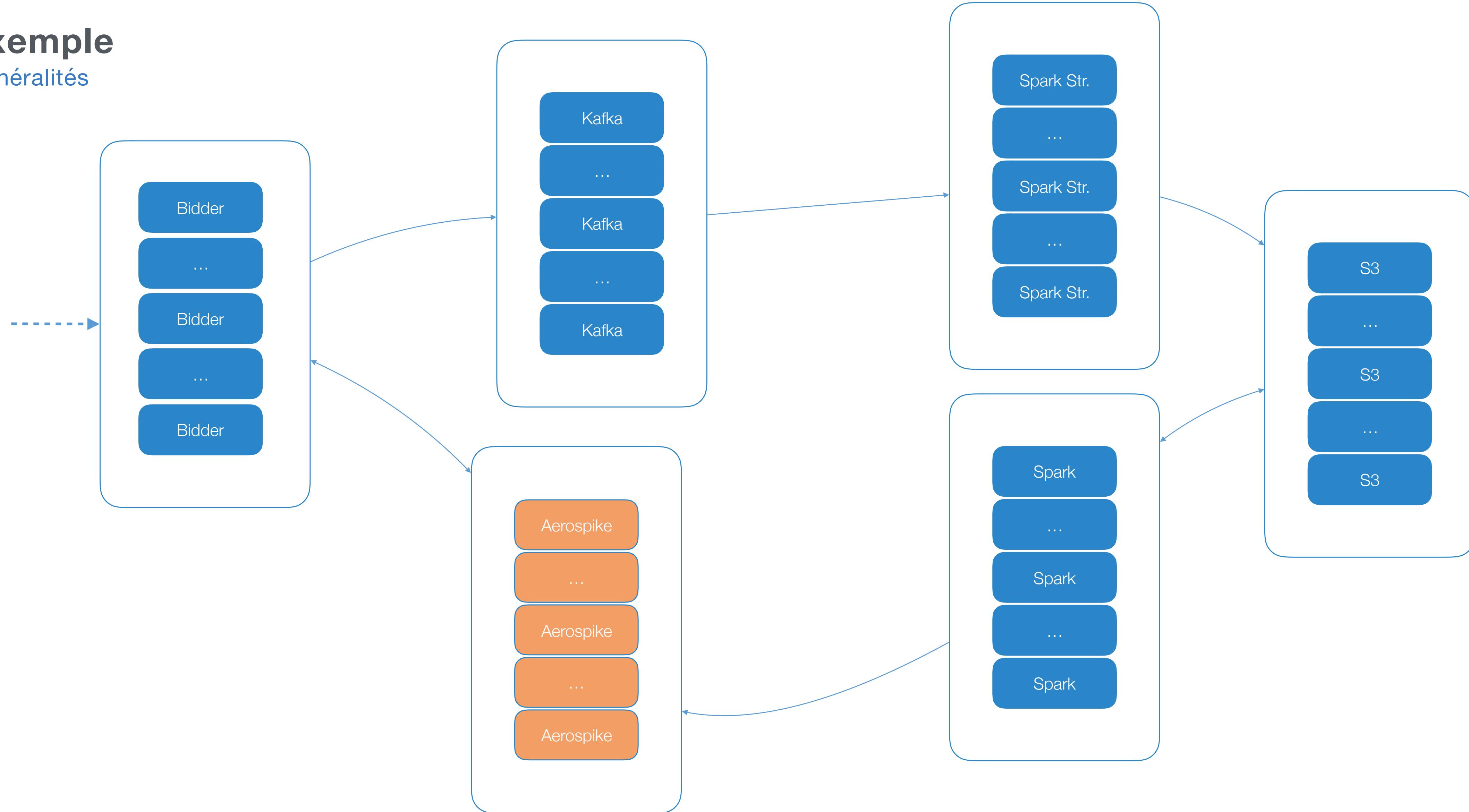
Systèmes distribués

Ecosystème

- Système informatique reposant sur la **parallélisation** des tâches sur différentes machines ayant le même rôle
- Plusieurs avantages :
 - répartition de la charge (processing + network)
 - meilleure résistance à l'erreur (fault-tolerance)
 - optimisation des coûts
 - aisément scalable
- Inconvénients :
 - plus complexe à mettre en place qu'un simple serveur
 - monitoring

Exemple

Généralités



Différents types de technologies

Ecosystème



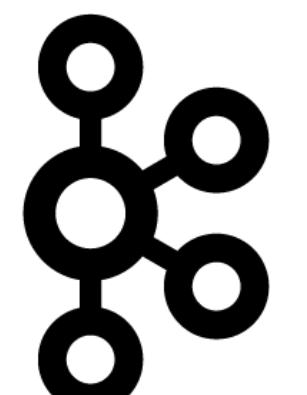
Stockage

Transmission



Compute

Mise à disposition



1

Généralités sur Spark

Qu'est-ce que Spark ?

Généralités sur Spark

- Outil de **processing** et **d'analyse de données** à grande échelle, codé en Scala, et open source.
- Différents modes de déploiement :
 - en single machine pour des tests ou pour traiter de petits échantillons de données
 - en **cluster** (multi-machines) pour traiter de gros volumes de données
- Fonctionne aisément sur un laptop en local (sans cluster manager)
- Accessible en plusieurs langages de programmation via des API **Scala**, Python, Java et R

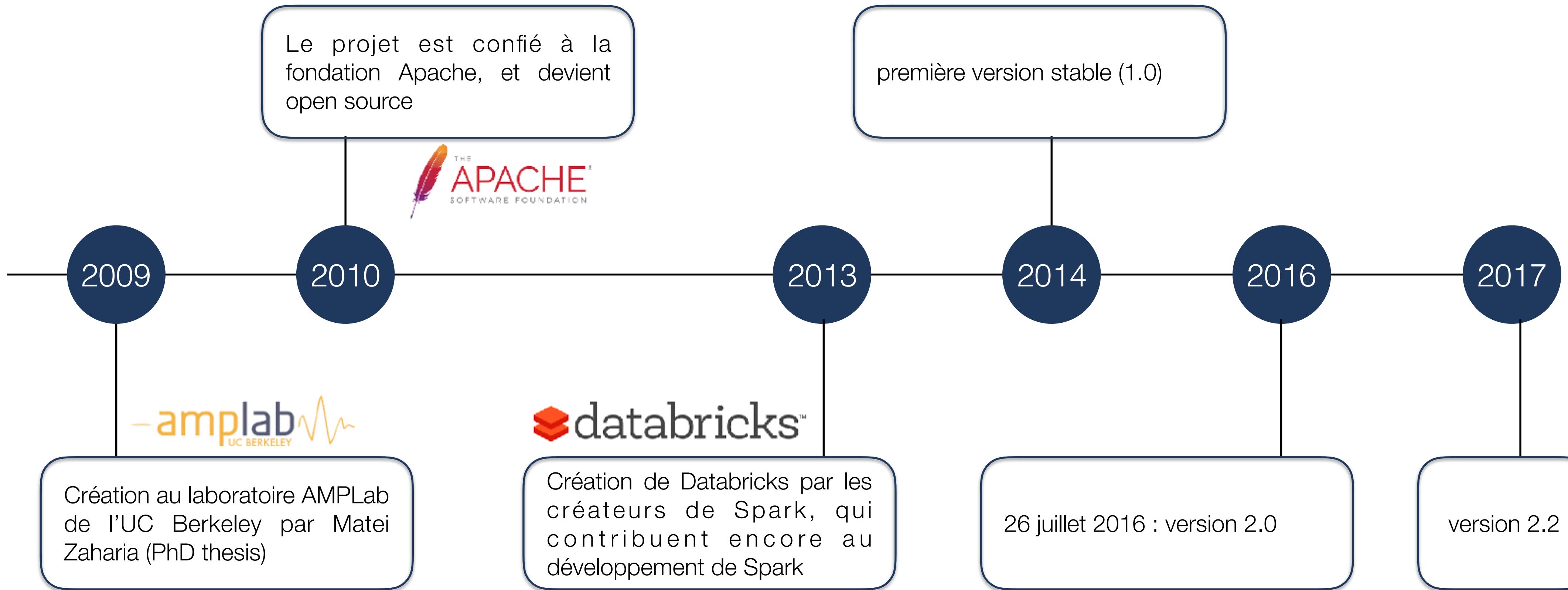
Spark, outil polyvalent

Généralités sur Spark

- Compatible avec la plupart des bases de données et systèmes de fichiers distribués (ou non)
 - **S3** (AWS), Google Storage
 - HDFS
 - Cassandra, HBase, Redshift,...
- Possède plusieurs librairies, à savoir :
 - un moteur **SQL**
 - du **Machine Learning**
 - du calcul sur graphes
 - du **streaming** (ou presque !)

Historique

Généralités sur Spark

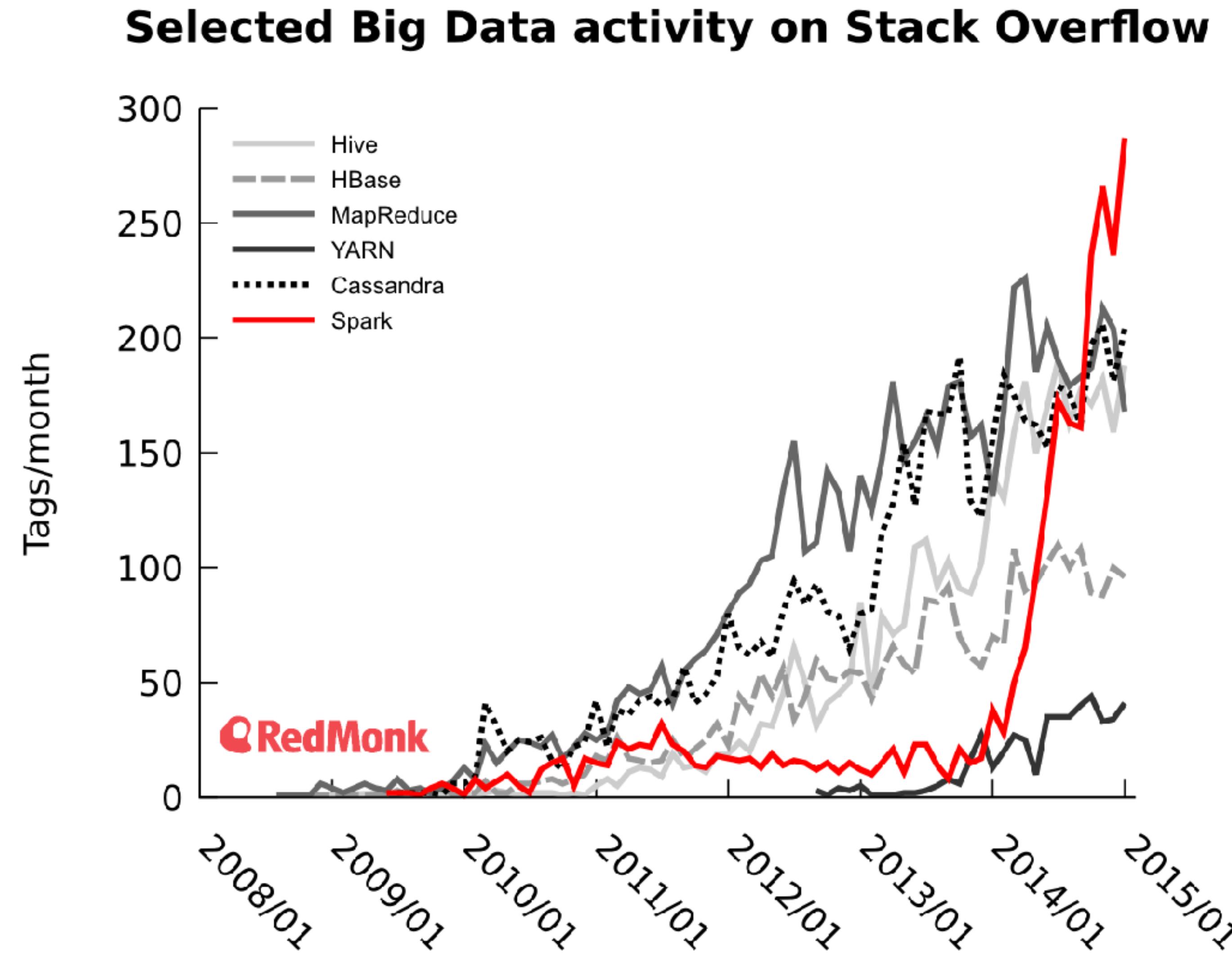


Source : <http://blog.madhukaraphatak.com/history-of-spark/>

Spark largement adopté

Généralités sur Spark

- Projet Big Data le plus activement développé actuellement :
 - ~1000 contributeurs
 - ~100 commits/semaine
- Rapidement et largement adopté par la communauté Big Data
- Utilisé en **production** dans de nombreuses entreprises (Netflix, Uber, Spotify,...)
- Disponible en **SaaS** chez les cloud providers majeurs



Spark Survey 2015

1. Spark Adoption Is Growing Rapidly



Adoption of Spark has spread beyond the technology industry, and Spark is fast becoming the Big Data technology for everyone, not just for Big Data experts.

SPARK IS THE MOST ACTIVE OPEN SOURCE PROJECT IN BIG DATA.

Spark Summit conferences

*Based on Spark Summit East and Spark Summit West, not including Spark Summit Europe

1,164 attendees	2,986 attendees
453 companies	1,144 companies
2014	2015*

Spark contributors



APACHE SPARK'S GROWTH CONTINUES

Spark today remains the most active open source project in Big Data. Today, there are over 1000 Spark contributors, compared to 600 in 2015 from 250+ organizations. With such large numbers of contributors and organizations investing in Spark's future development, it has engaged a community of developers globally.



CODE CONTRIBUTORS

+67%
2015 600 2016 1000



SPARK MEETUP MEMBERS

+240%
2015 66,000 2016 225,000



SPARK SUMMIT ATTENDEES

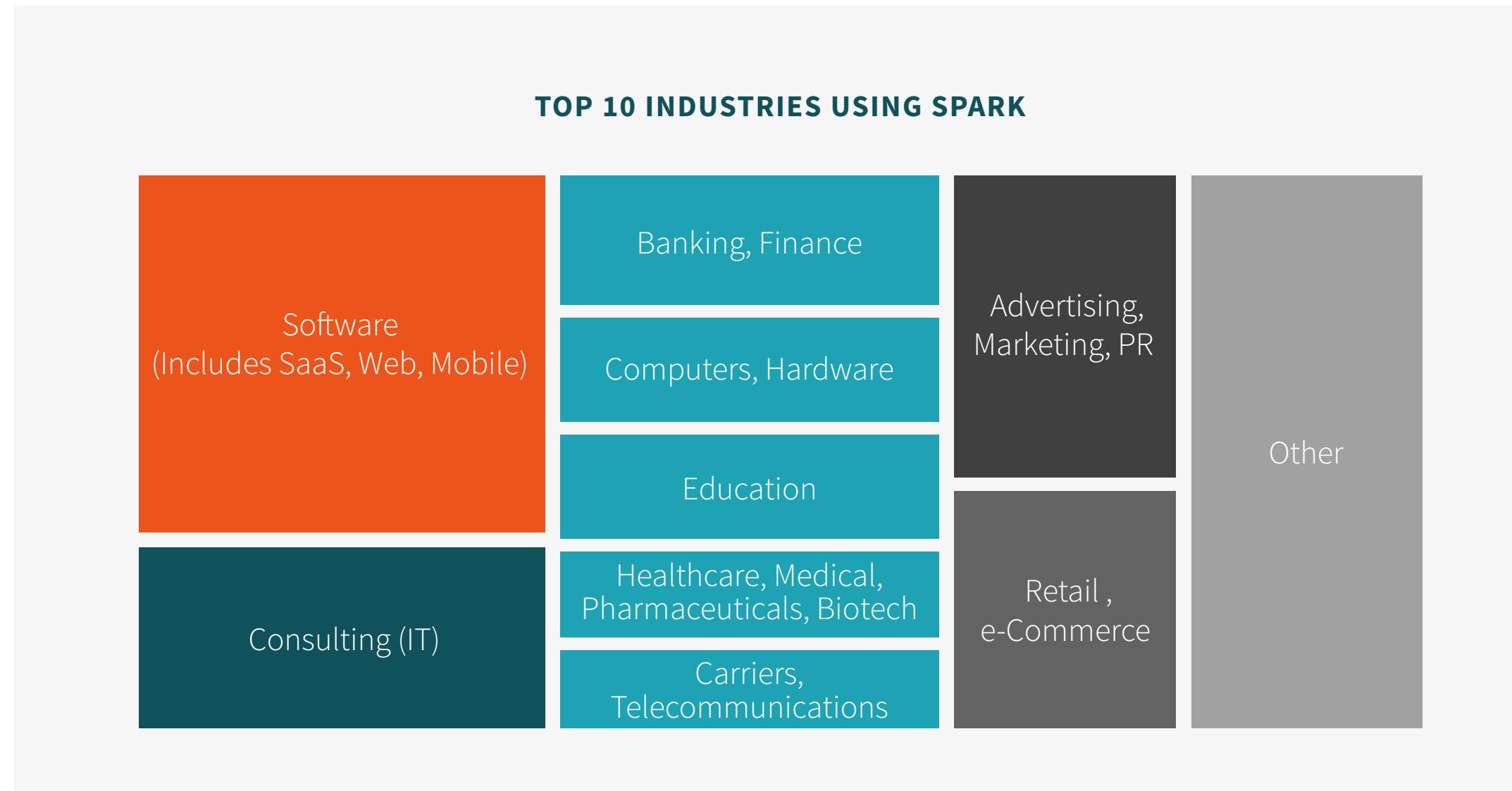
+30%
2015 3912 2016 5100



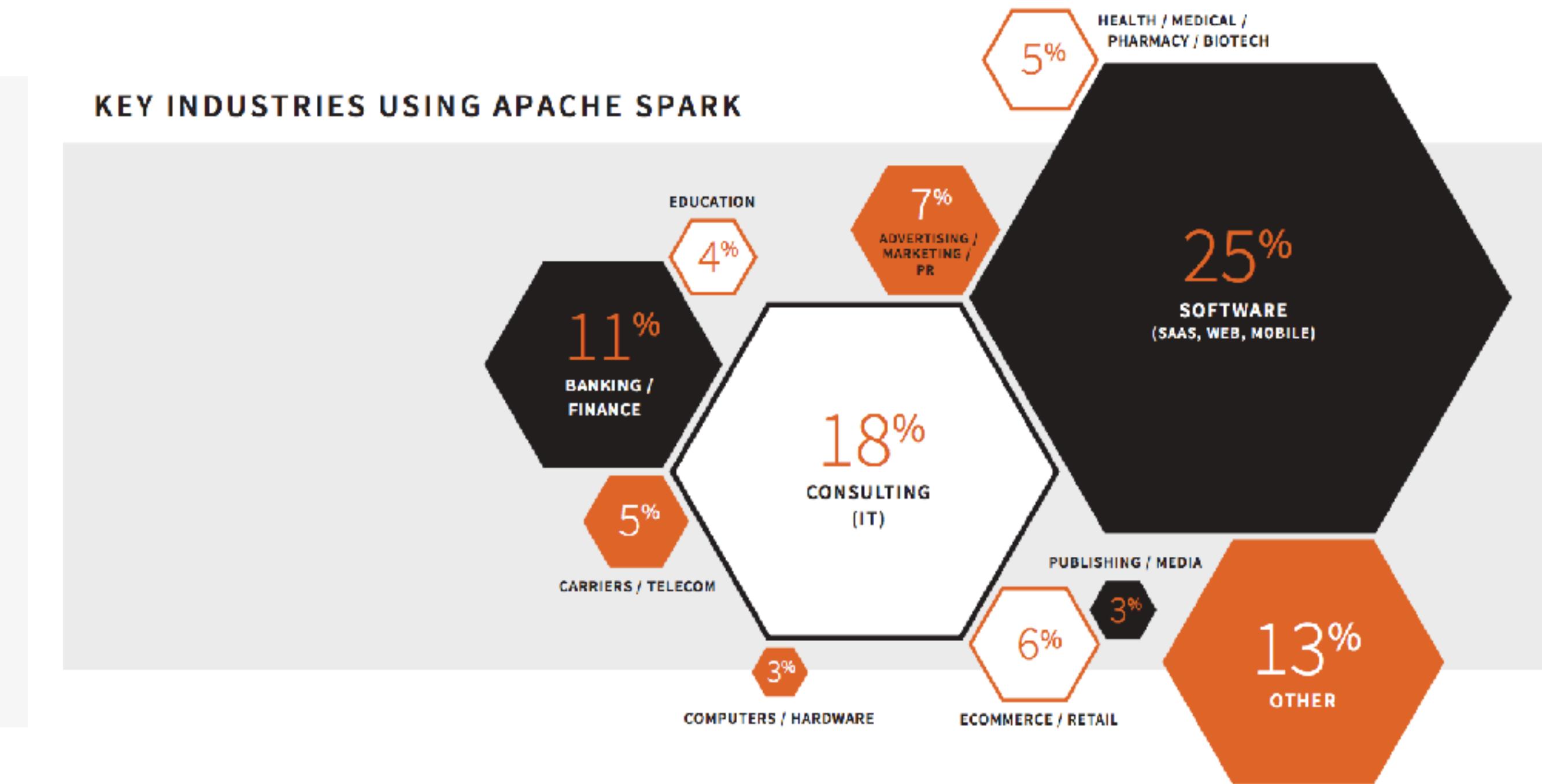
COMPANIES REPRESENTED AT SUMMITS

+57%
2015 1144 2016 1800

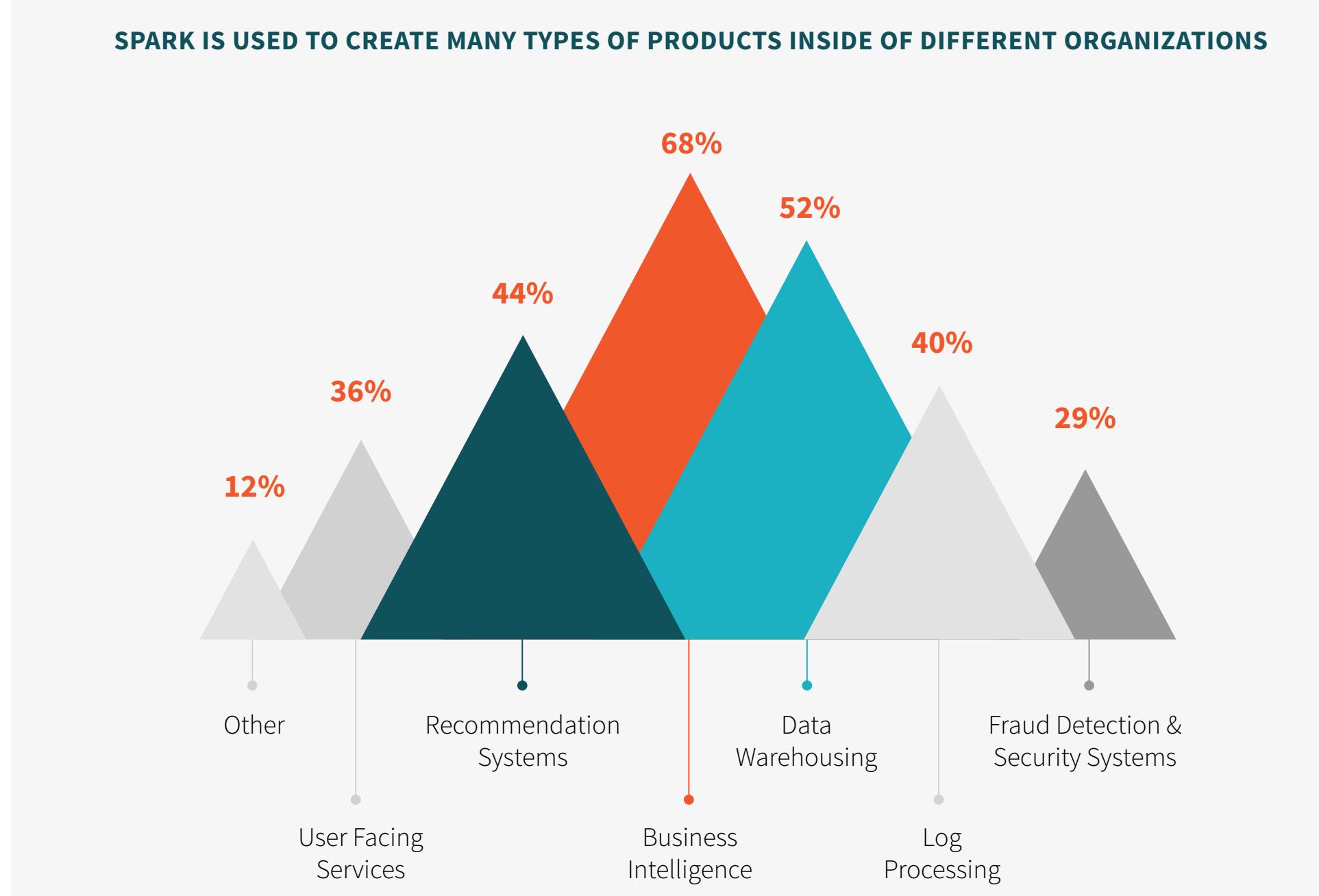
Spark Survey 2015



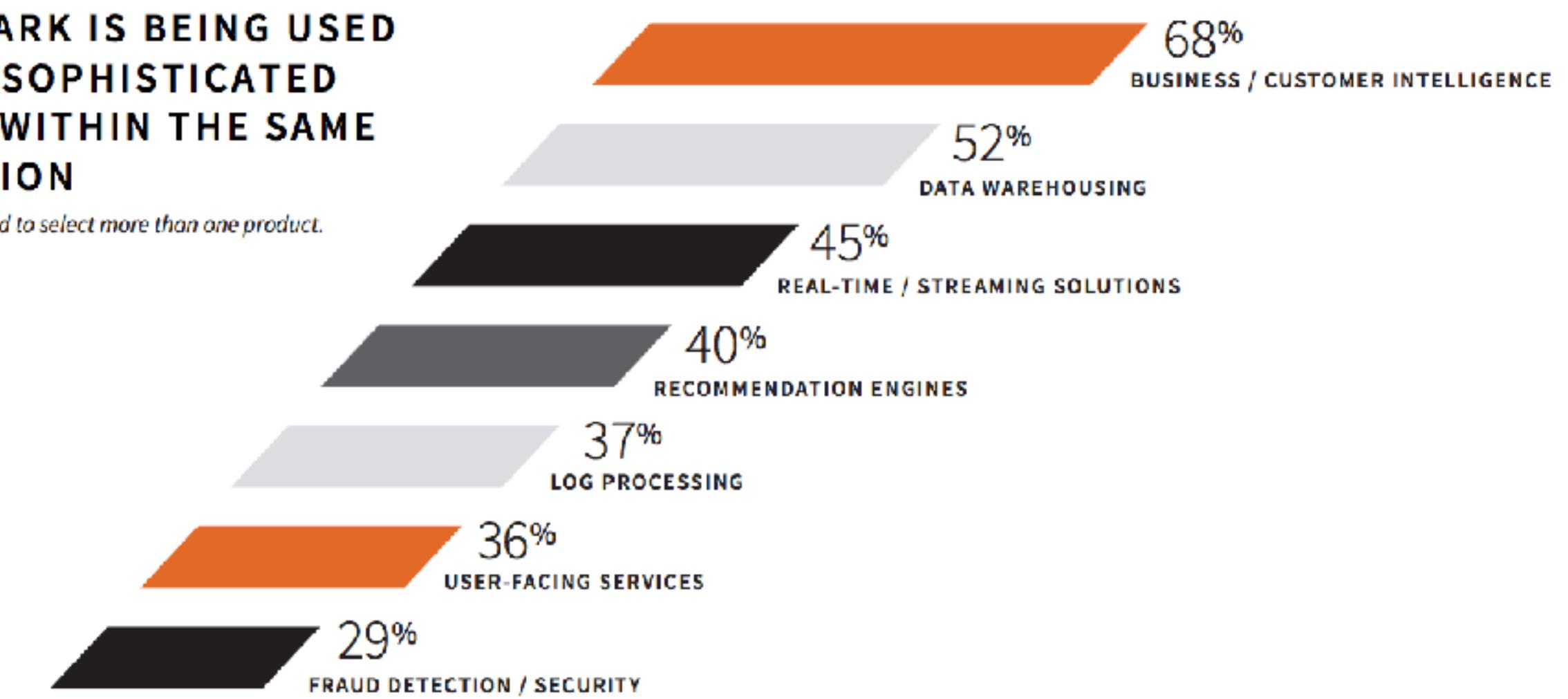
Spark Survey 2016



Spark Survey 2015



Spark Survey 2016

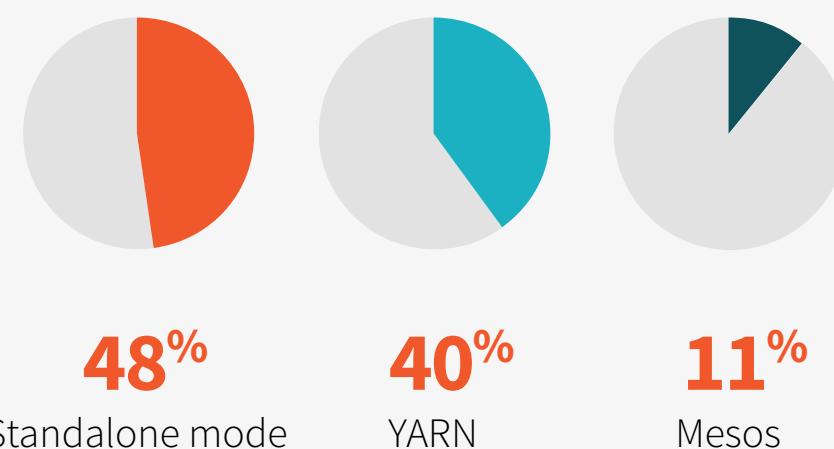


Spark Survey 2015

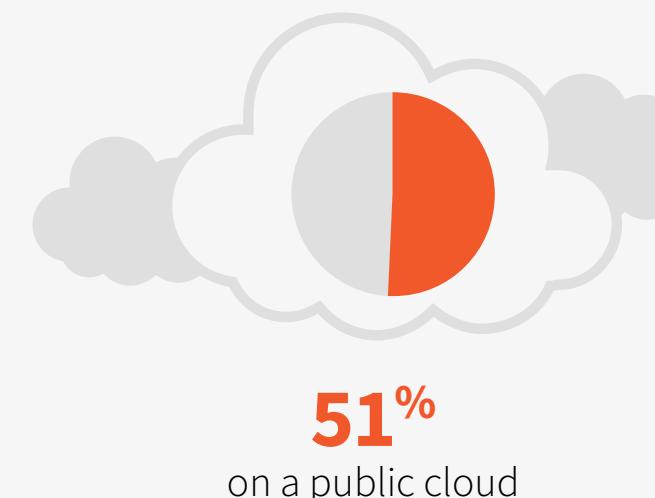
2. Spark Is Growing Far Beyond Hadoop

While many users run Spark in on-premise Hadoop environments, they are not a majority of its users. Spark usage in the cloud and with Spark's own cluster manager have surged in the last year.

MOST COMMON SPARK DEPLOYMENT ENVIRONMENTS (CLUSTER MANAGERS)



HOW RESPONDENTS ARE RUNNING SPARK

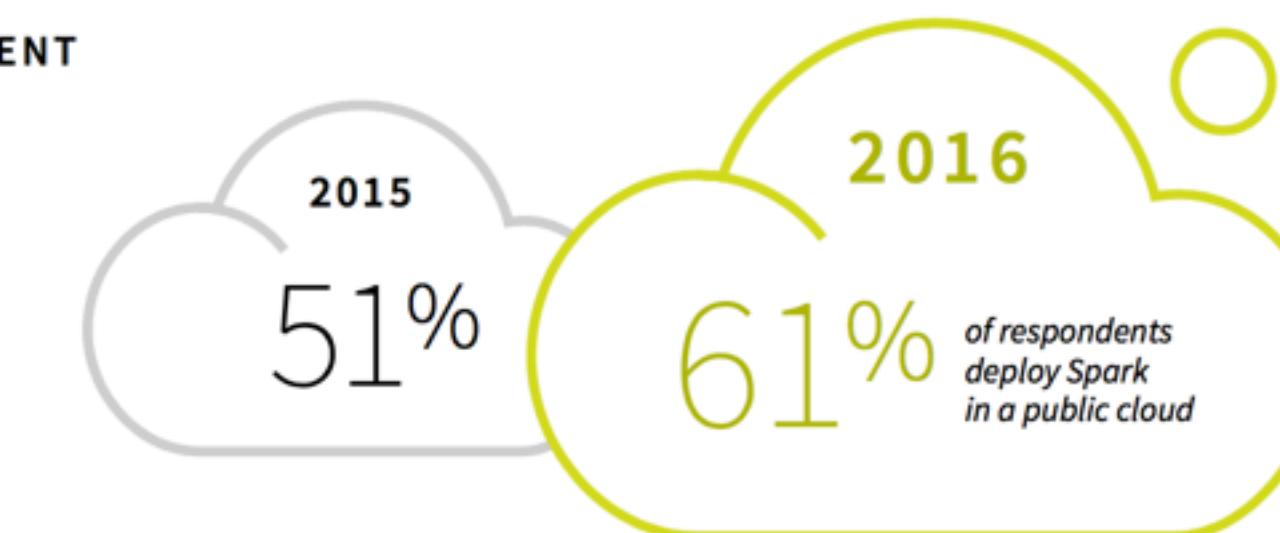


Spark Survey 2016

APACHE SPARK IN THE CLOUD IS GROWING

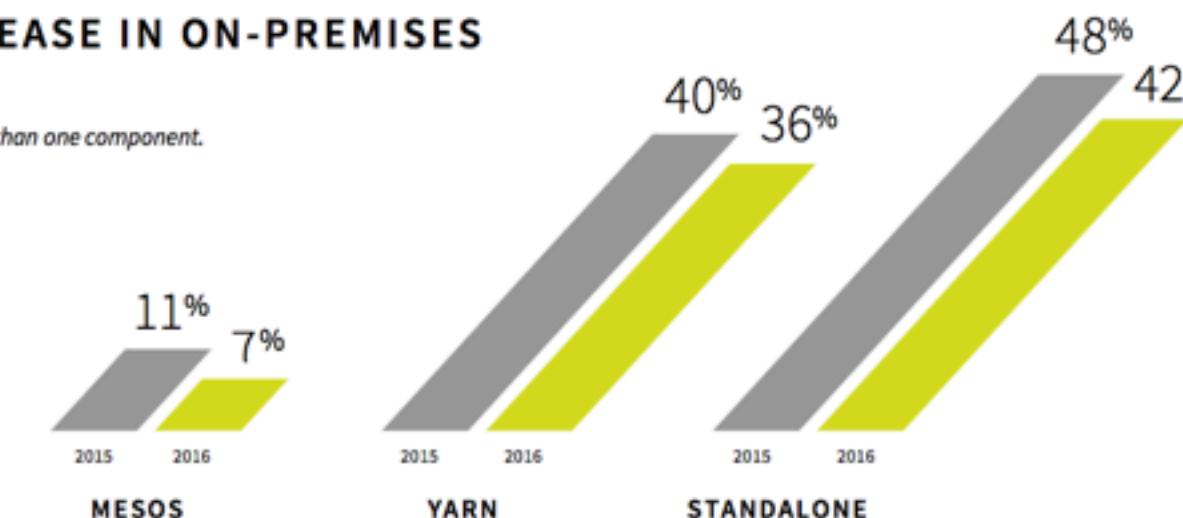
Apache Spark deployments in the public cloud increased in 2016. In contrast, the percentage of Spark deployments on-premises decreased in the past year.

APACHE SPARK DEPLOYMENT IN PUBLIC CLOUDS HAS INCREASED BY 10% SINCE 2015.

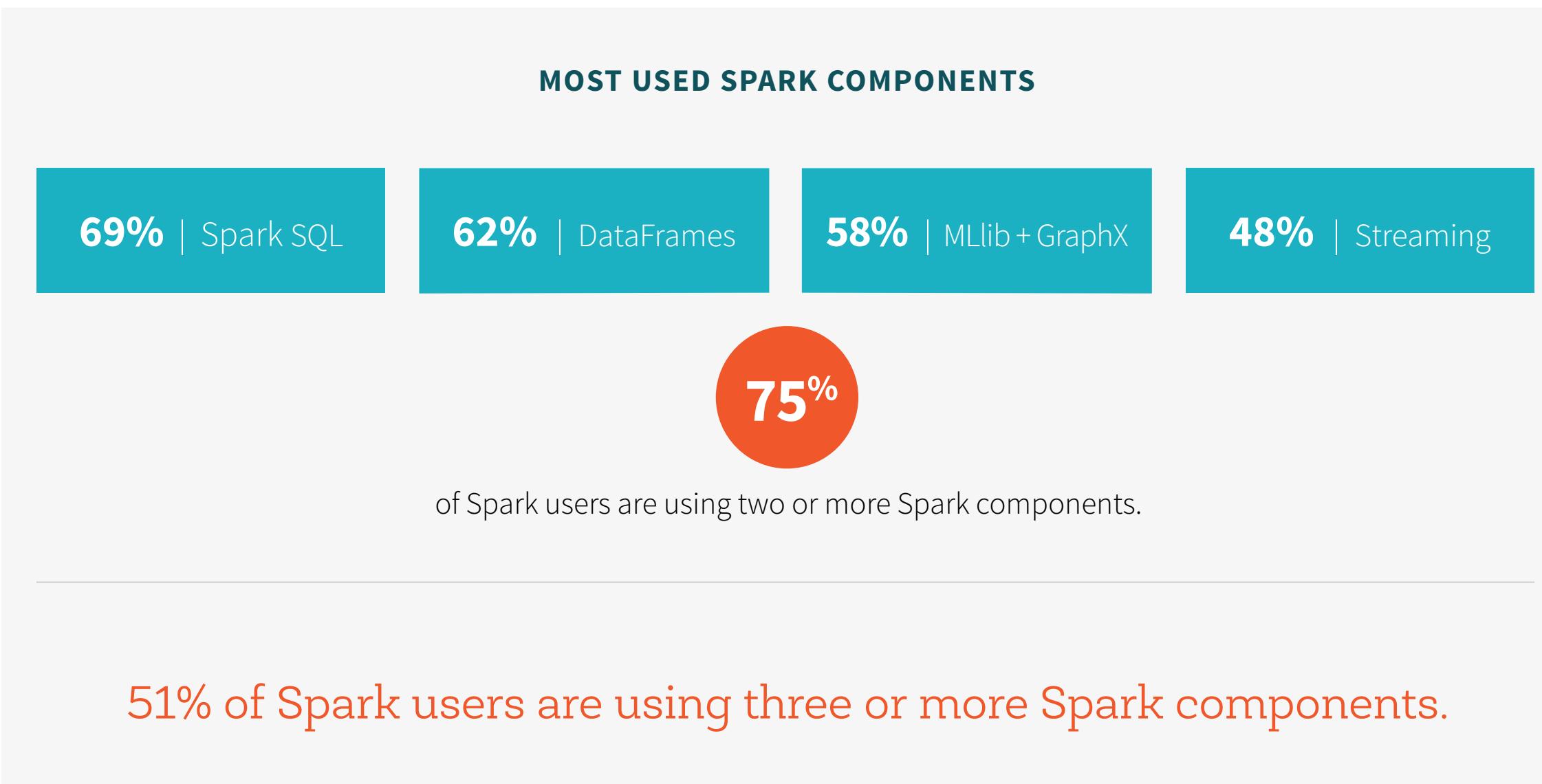


PERCENTAGE DECREASE IN ON-PREMISES DEPLOYMENTS

Respondents were allowed to select more than one component.

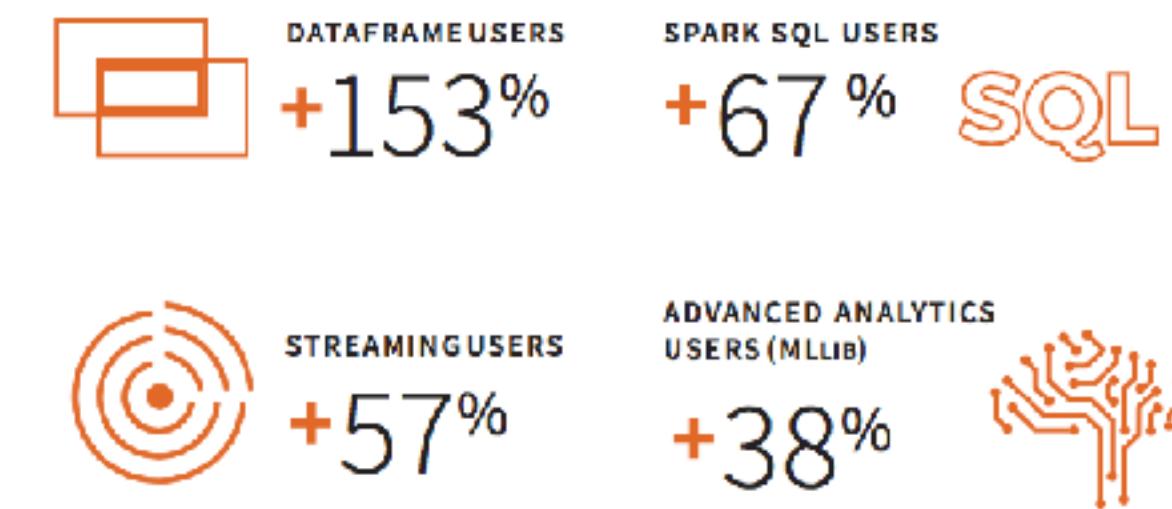


Spark Survey 2015



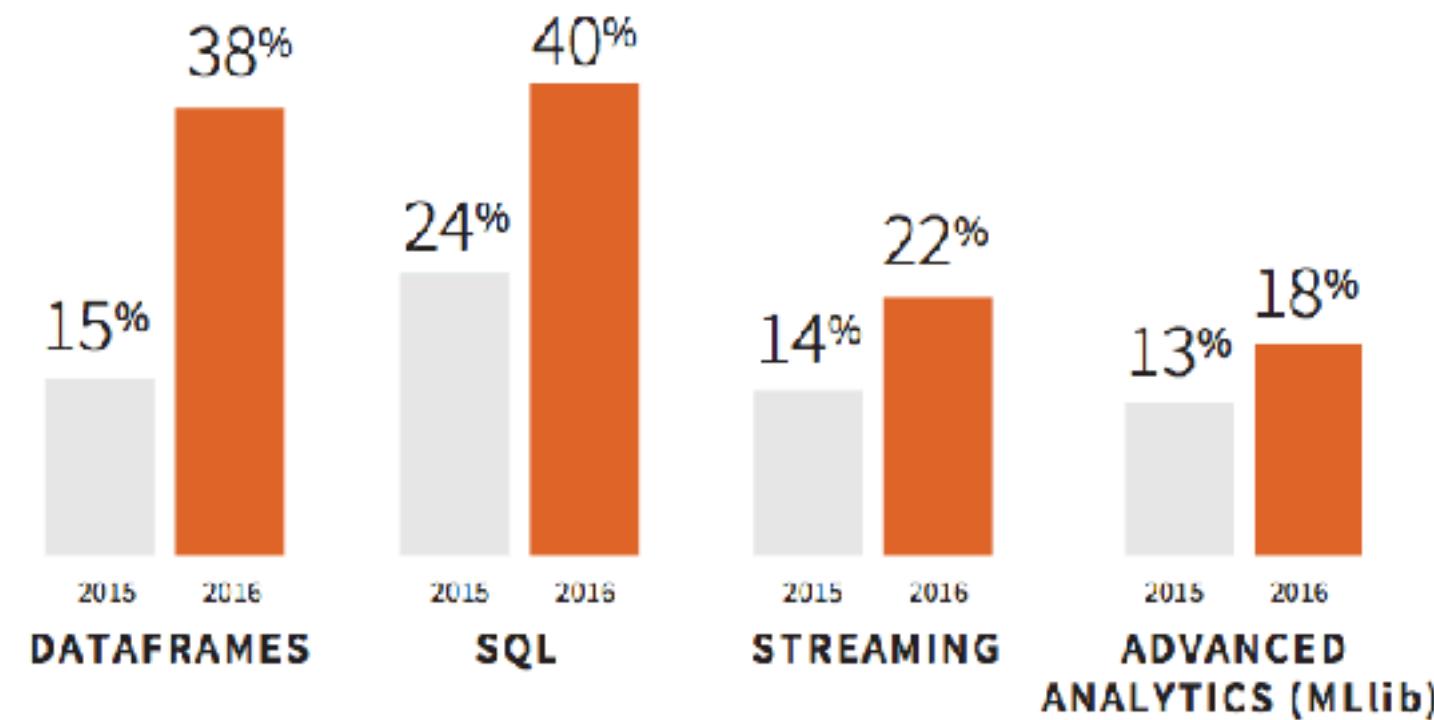
Spark Survey 2016

APACHE SPARK'S FASTEST GROWING AREAS IN 2016



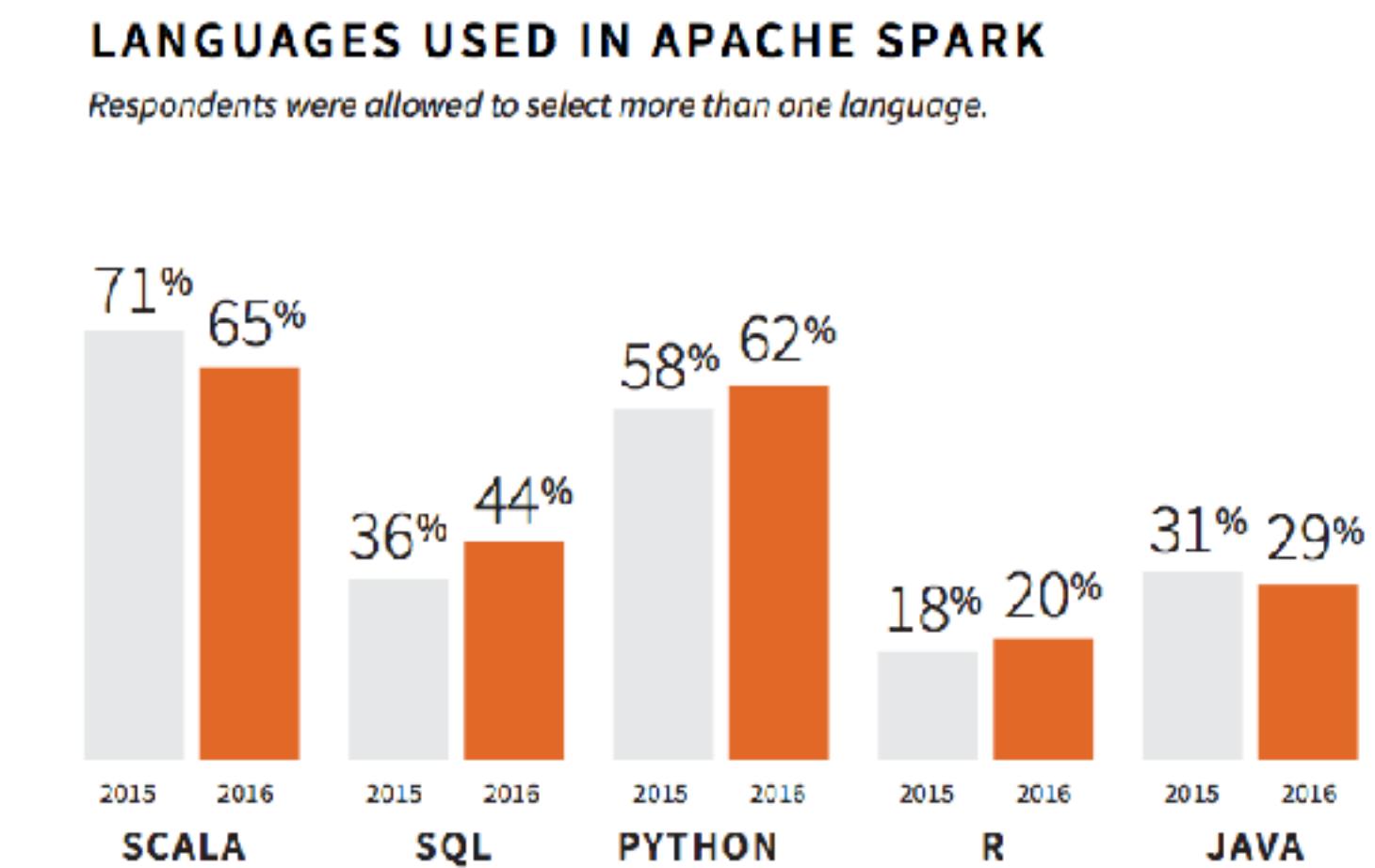
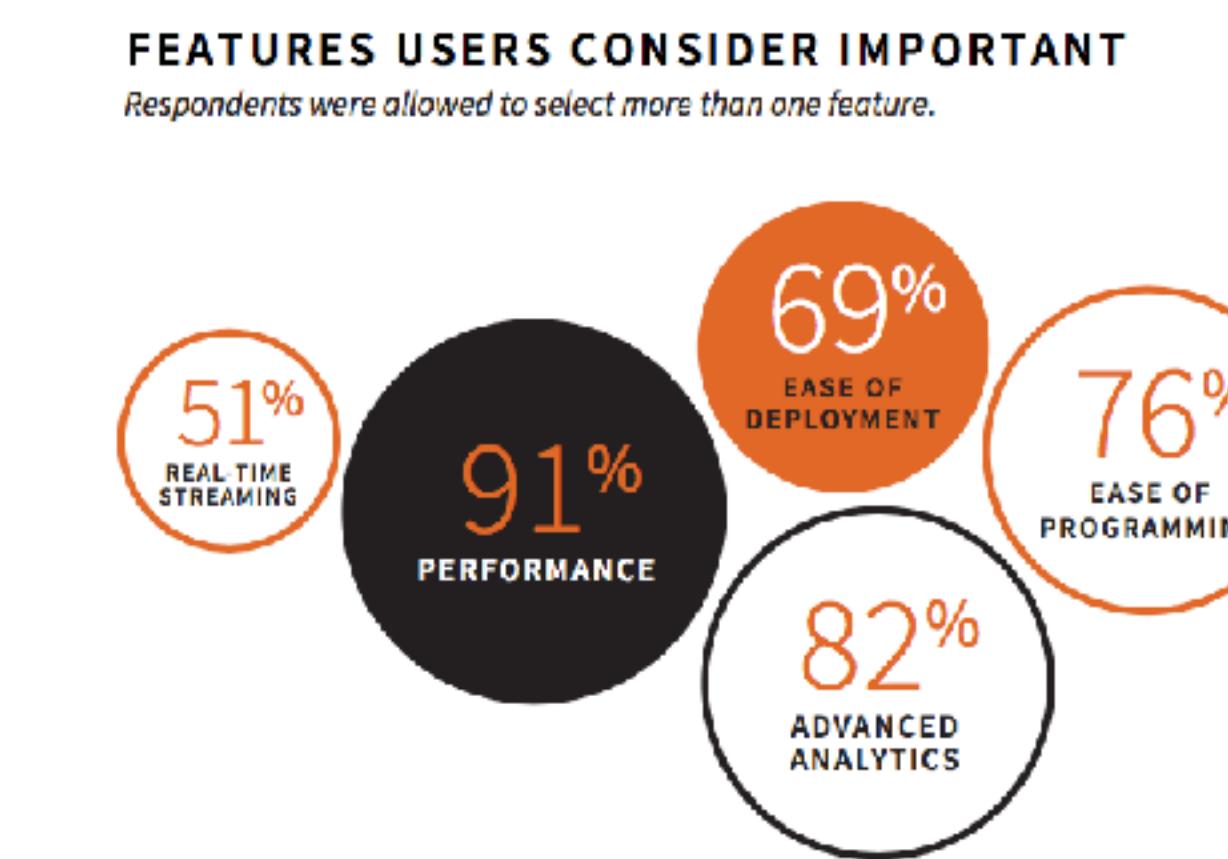
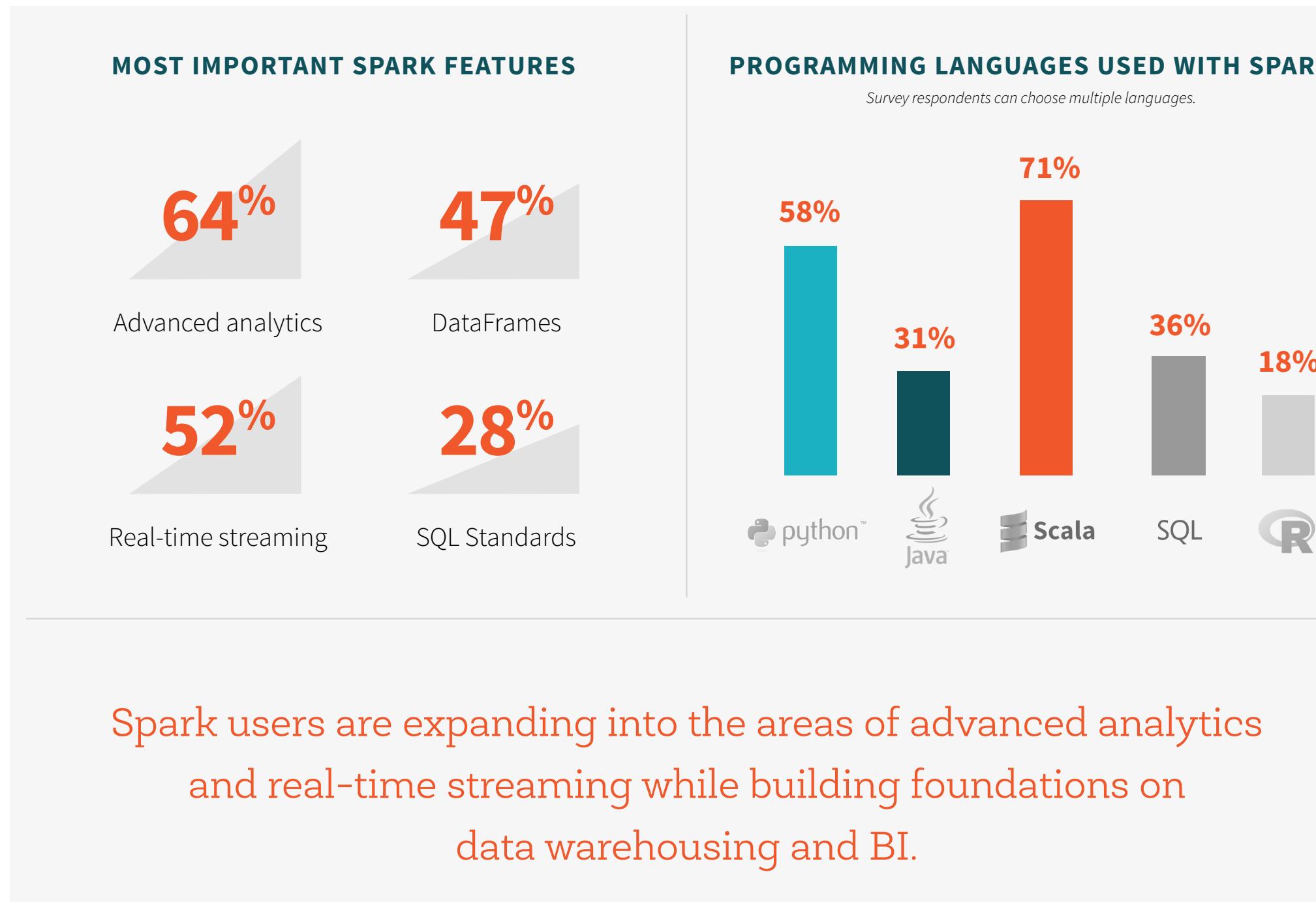
SPARK COMPONENTS USED IN PRODUCTION

Respondents were allowed to select more than one component.



Spark Survey 2015

Spark Survey 2016



2

Spark vs. MapReduce

Hadoop MapReduce

Spark vs. MapReduce

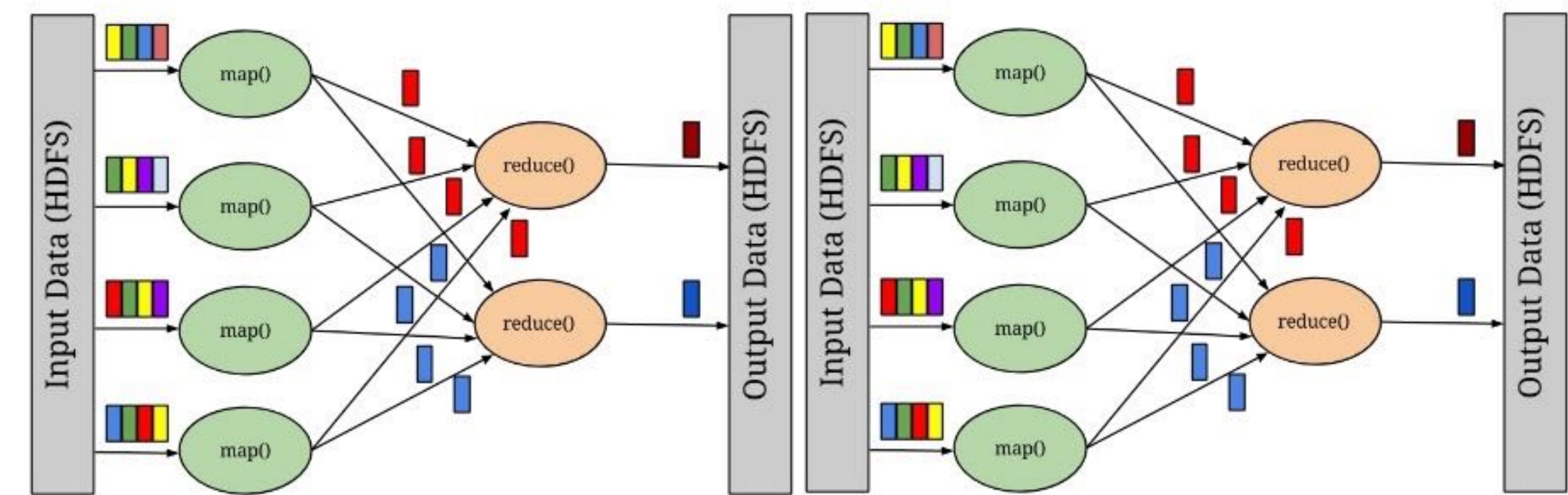
En **2009 et encore en 2014**, l'outil standard pour le traitement des grands volumes de données est **MapReduce** (composant de Hadoop):

- Modèle de programmation popularisé par **Google** (publication en **2004**).
- Une **version open source** est développée dans Hadoop.

Avec MapReduce on code des traitements de données sous forme de **séries de Map et de Reduce**.

Les résultats des Reduce sont **écrits sur HDFS** (système de fichier distribué, utilise les disques durs des machines).

MapReduce Programming Model



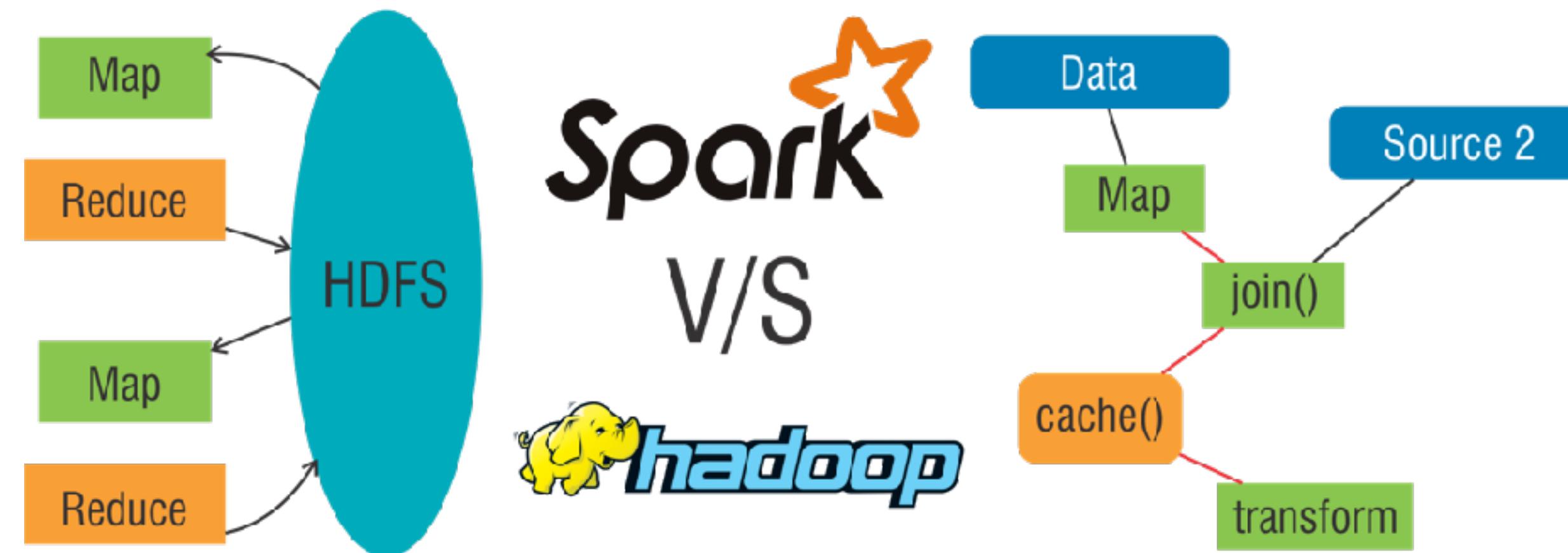
<http://dl.acm.org/citation.cfm?id=1251264>

Limitations de Hadoop MapReduce

Spark vs. MapReduce

Problèmes :

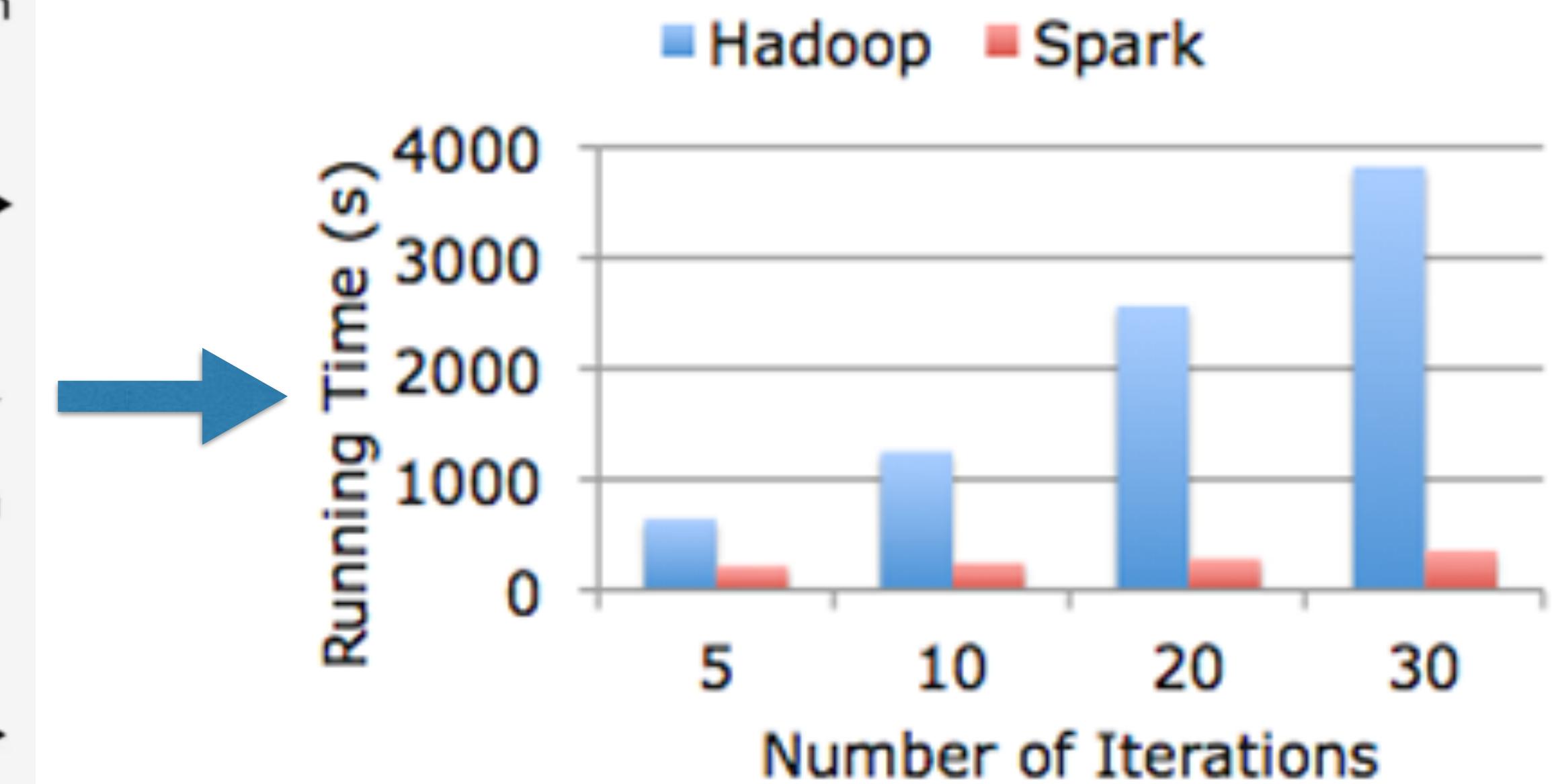
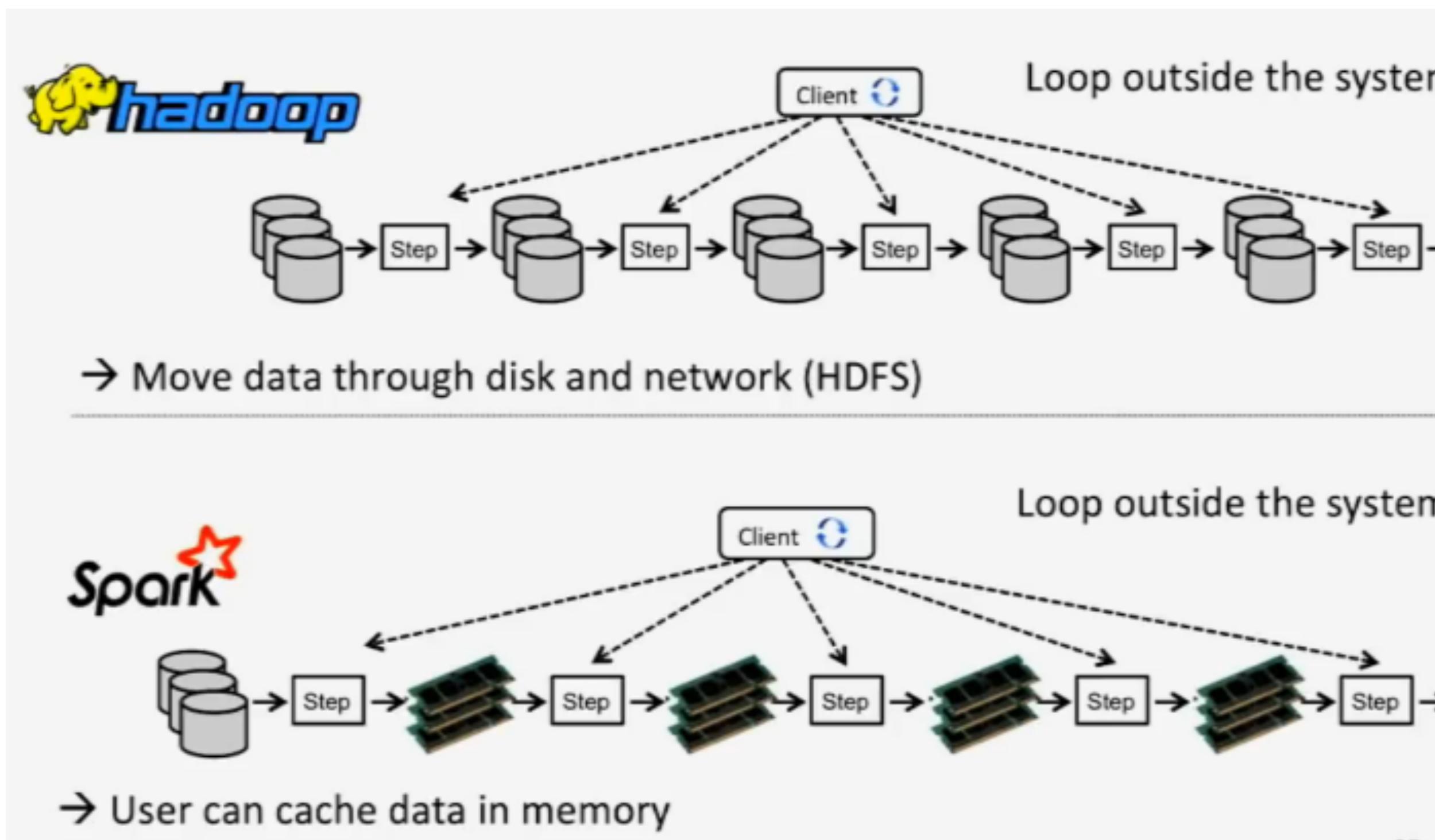
- **Les lectures/écritures de données sur disques** entre chaque étapes d'un job ralentissent les traitements:
 - temps de transfert des données vers les disques
 - temps d'écriture sur disque
 - temps de réplication (données copiées plusieurs fois en cas de panne d'une machine)
- **Le faible nombre d'opérations disponibles** :
 - fonctions Map, Reduce, et très peu d'autres fonctions.
 - le cluster exécute une seule fonction à la fois.



Solution Spark: Mise en cache des données

Spark vs. MapReduce

- Solution proposée par Spark : tirer parti de la RAM, limiter les lectures/écritures sur disque:
- Les données peuvent être mises en cache => **accès plus rapide**.



Le DAG

Directed Acyclic Graph

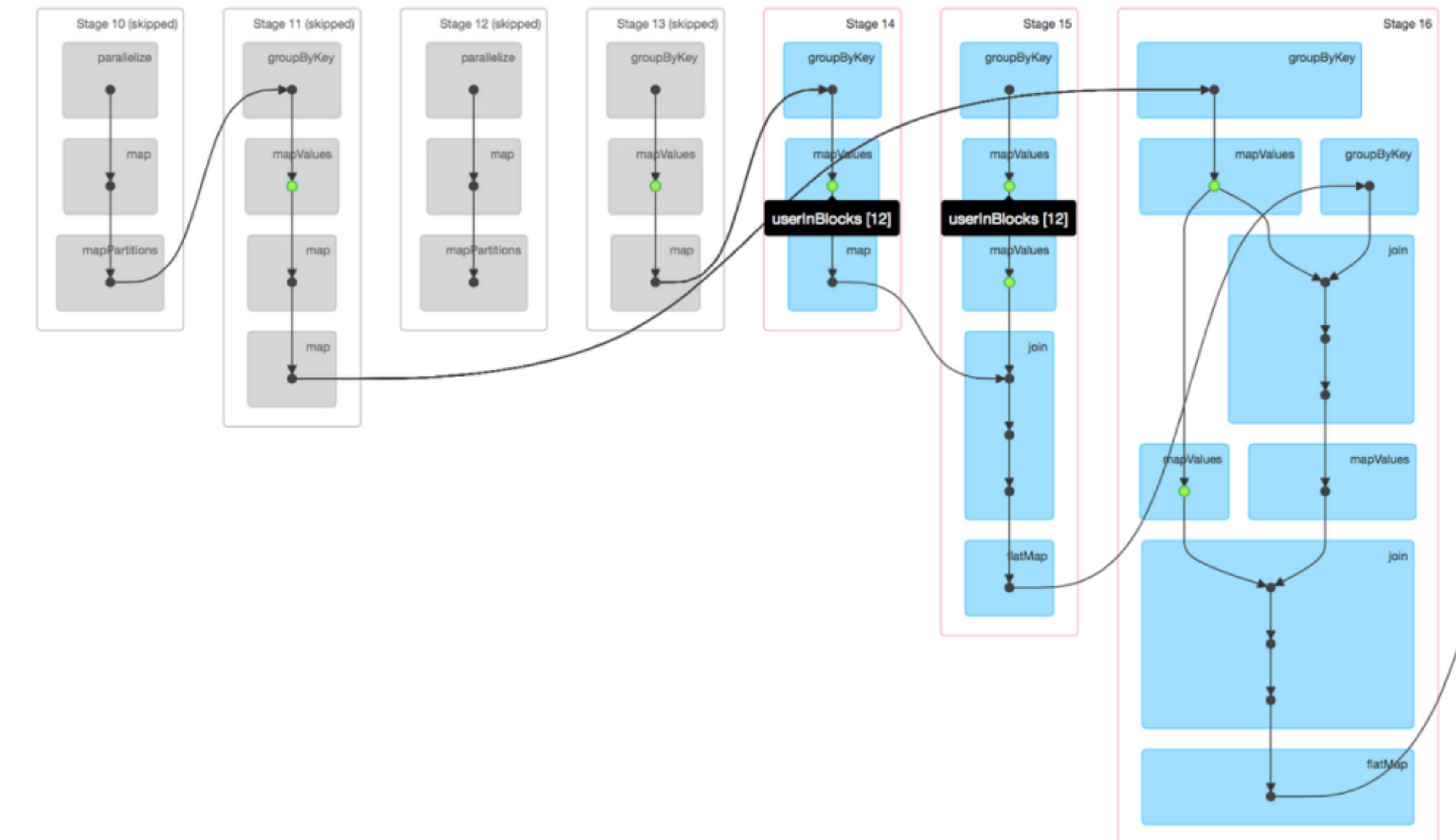
Le **DAGScheduler** permet:

- De découper un script en **Stages** (groupes de tâches qui ne requièrent pas de transfert de données entre les noeuds du cluster, ex: map, filter, ...).
- D'identifier les Stages qui peuvent être exécutés en **parallèle**.
- De déterminer où une tâche doit être exécutée (sur quel exécuteur) pour **minimiser les transferts de données** dans le cluster.
 - ➡ Optimisations du pipeline de traitement des données.
 - ➡ Optimisation de la récupération des données intermédiaires perdues.

Details for Job 4

Status: SUCCEEDED
Completed Stages: 22
Skipped Stages: 4

▶ Event Timeline
▼ DAG Visualization



Facilité de programmation

Exemple du Word Count

Spark

```
val textFile = sc.textFile("hdfs://...")  
val counts = textFile.flatMap(line => line.split(" ")).  
    .map(word => (word, 1))  
.reduceByKey(_ + _)  
counts.saveAsTextFile("hdfs://...")
```

(En Scala)

→ Adoption massive de Spark !

MapReduce (Hadoop)

```
public class WordCount {  
  
    public static class TokenizerMapper  
        extends Mapper<Object, Text, Text, IntWritable> {  
  
        private final static IntWritable one = new IntWritable(1);  
        private Text word = new Text();  
  
        public void map(Object key, Text value, Context context  
                        ) throws IOException, InterruptedException {  
            StringTokenizer itr = new StringTokenizer(value.toString());  
            while (itr.hasMoreTokens()) {  
                word.set(itr.nextToken());  
                context.write(word, one);  
            }  
        }  
    }  
  
    public static class IntSumReducer  
        extends Reducer<Text, IntWritable, Text, IntWritable> {  
        private IntWritable result = new IntWritable();  
  
        public void reduce(Text key, Iterable<IntWritable> values,  
                          Context context  
                          ) throws IOException, InterruptedException {  
            int sum = 0;  
            for (IntWritable val : values) {  
                sum += val.get();  
            }  
            result.set(sum);  
            context.write(key, result);  
        }  
    }  
  
    public static void main(String[] args) throws Exception {  
        Configuration conf = new Configuration();  
        Job job = Job.getInstance(conf, "word count");  
        job.setJarByClass(WordCount.class);  
        job.setMapperClass(TokenizerMapper.class);  
        job.setCombinerClass(IntSumReducer.class);  
        job.setReducerClass(IntSumReducer.class);  
        job.setOutputKeyClass(Text.class);  
        job.setOutputValueClass(IntWritable.class);  
        FileInputFormat.addInputPath(job, new Path(args[0]));  
        FileOutputFormat.setOutputPath(job, new Path(args[1]));  
        System.exit(job.waitForCompletion(true) ? 0 : 1);  
    }  
}
```

3

Composants

Stack

Composants

Spark SQL

MLlib/ML

Spark Streaming

GraphX

Spark Core

Spark Standalone

Yarn

Mesos

Storage and Data Sources (HDFS, S3, HBase, Kafka, ...)

- Ce module permet de traiter des **données structurées** (sous forme de table).
- Utilise la structure des données pour optimiser les traitements (façon optimisation de requêtes SQL).
- Les différents moyens d'interagir avec ce module:
 - Requêtes SQL.
 - DataFrames et DataSets.

<http://spark.apache.org/docs/latest/sql-programming-guide.html>

Deux librairies de **machine learning distribué** pour les grands volumes de données.

- MLlib est plus ancien que ML, sera maintenu mais pas développé => **utilisez ML**
- Les DataFrames sont supportés par ML, pas par MLlib (qui supporte uniquement les RDD).
- Outils de **preprocessing** des données (ml.feature)
- Les **algorithmes d'apprentissage** distribués les plus courants sont implémentés dans ml et mllib
(ex: ml.classification, ml.regression, ml.clustering, ml.recommendation)
- Outils de **tuning** des algorithmes (ml.evaluation et ml.tuning)

<https://spark.apache.org/docs/latest/ml-guide.html>

Module Streaming

Composants

Spark SQL

MLlib/ML

Spark Streaming

GraphX

Librairie permettant de traiter en **temps réel** des données

- Pas exactement du streaming mais du **micro-batch**
- Nombreux connecteurs pré-existants (Kafka, Flume, Kinesis, ...)
- Crée des **RDD** à chaque pas de temps et les traite ensuite normalement
- Possibilité de créer des fonctions sur des **fenêtres de temps** (ex : moyenne glissante du nombre de tweets)

<http://spark.apache.org/docs/latest/streaming-programming-guide.html>

Librairie de **calcul distribué sur graphes**.

- Ne supporte que les RDD (pas les DataFrames/DataSets)
- **Uniquement pour les graphes dirigés (construire un graphe non-dirigé oblige à doubler les arêtes)**
- Librairie peu fournie en algorithmes pour l'instant (voir spark.graphx.lib)
- Mais toujours en développement ! (voir les derniers commits sur github)

<https://spark.apache.org/docs/latest/graphx-programming-guide.html>

API (Application Programming Interface)

	% utilisation	Commentaires
Scala	65 %	<ul style="list-style-type: none">• Langage typé et compilé• Pas besoin d'interface (Spark est codé en Scala)<ul style="list-style-type: none">• une source de bugs en moins !• plus rapide dans certains cas• API plus rapidement à jour• Usage :<ul style="list-style-type: none">• utilisable en production,• langage utilisé dans de nombreux back-ends
Python	62 %	<ul style="list-style-type: none">• Langage non-typé non-compilé il faut lancer le script pour vérifier qu'il n'y a pas d'erreurs.• Requiert une interface python-scala.• Usage : Python est un langage très utilisé dans la R&D
Java	29 %	<ul style="list-style-type: none">• Langage typé et compilé.• Pas particulièrement d'avantages sur Scala.• Usage: souvent utilisé dans un système déjà développé en Java (legacy)
R	20 %	<ul style="list-style-type: none">• Peu recommandé, trop peu développé