



- **Introduction to MLlib**



Universidad de Granada



¡Hola!

Sergio Ramírez

Ph. D candidate from University of Granada, and member of the SC/2S research group and that's what I do:

<http://sci2s.ugr.es/BigData>

<https://scholar.google.es/citations?user=cEkfaW4AAAAJ>

<https://github.com/sramirez>



sramirez@decsai.ugr.es



● Outline

- 1. Acerca de MLLIB**
- 2. Breve historia**
- 3. Objetivos**
- 4. ML Workflows**
- 5. Importación/Exportación de datos**
- 6. ML Pipelines**
 - DataFrames
 - Entrenamiento multi-modelo
 - Ajuste de parámetros
- 7. Novedades**

Acerca de MLLIB

Proyecto iniciado en UC Berkeley AMPLab

- Primera versión con Spark 0.8

Versión actual (Spark 1.6)

- Contribuciones de 50+ organizaciones y 110+ particulares.
- Buena cobertura de algoritmos

spark.ml package

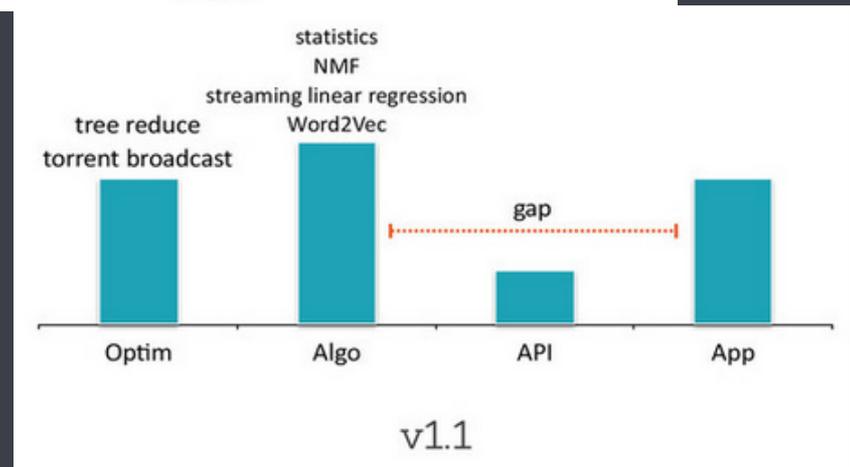
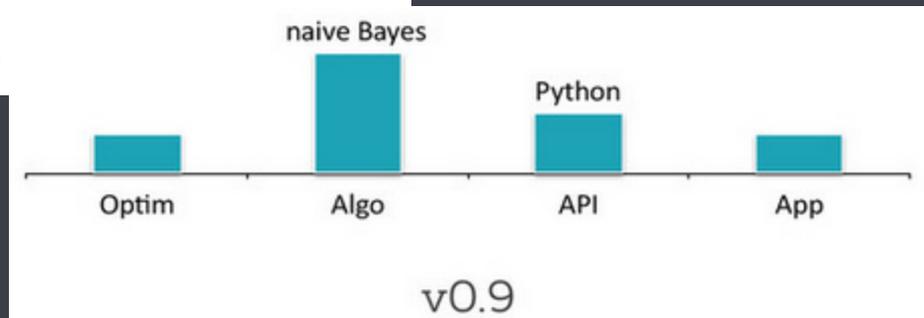
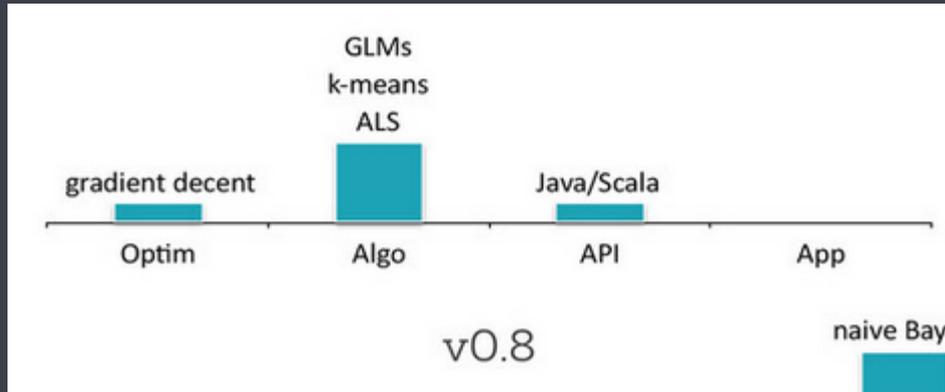
- Overview: estimators, transformers and pipelines
- Extracting, transforming and selecting features
- Classification and Regression
- Clustering
- Advanced topics

spark.mllib package

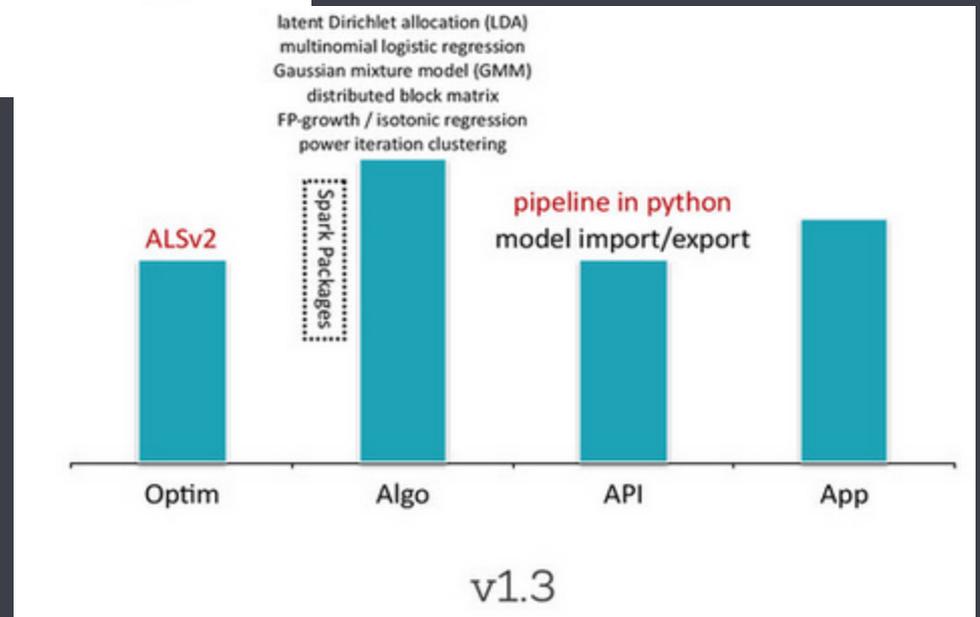
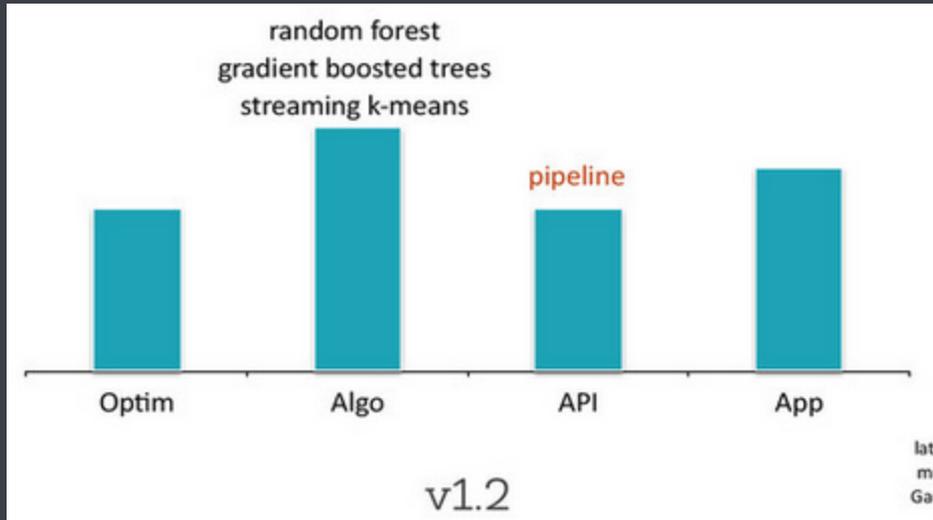
- Data types
- Basic statistics
- Classification and regression
- Collaborative filtering
- Clustering
- Dimensionality reduction
- Feature extraction and transformation
- Frequent pattern mining
- Evaluation metrics
- PMML model export
- Optimization (developer)



Breve historia de MLLIB



Breve historia de MLLIB



● Objetivo de MLLIB

El objetivo principal de MLLIB es aportar una herramienta para el aprendizaje automático, que sea fácil y escalable.

- Fácil construcción de aplicaciones para machine learning.
- Capaz de manejar conjuntos de datos de gran tamaño (millones de instancias y atributos).

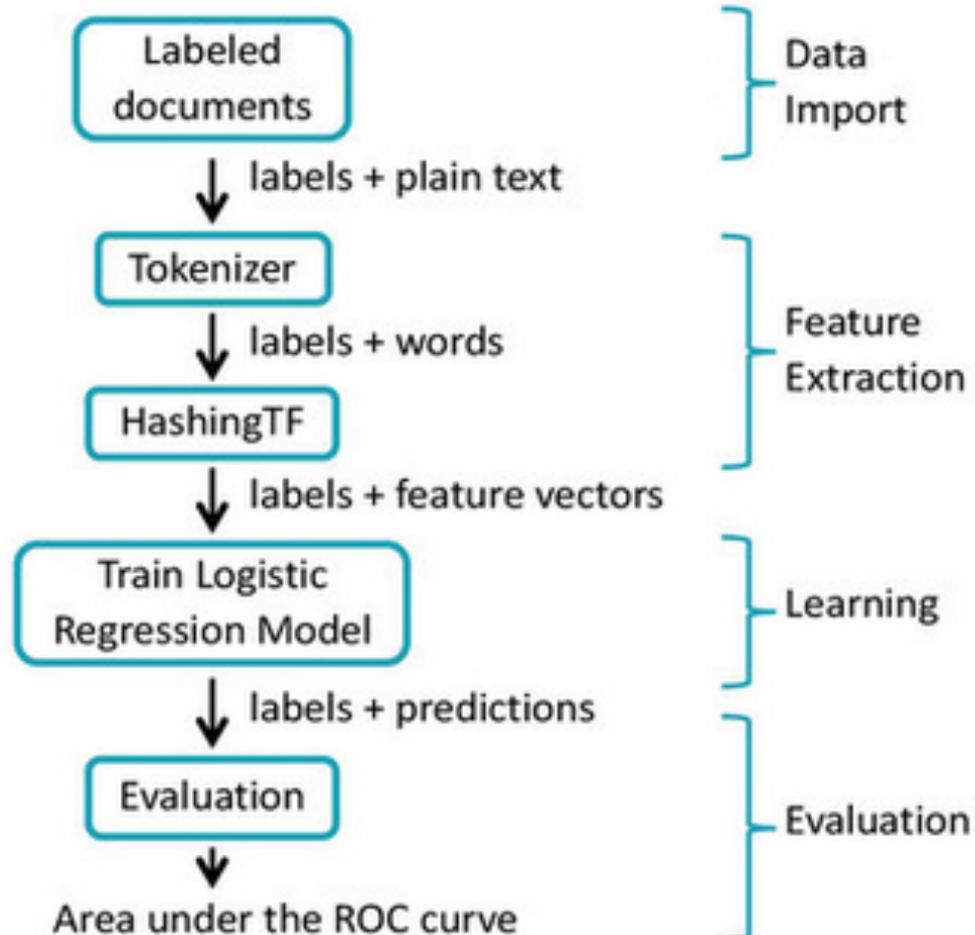
¿Pero cómo ir más allá de la simple aportación de algoritmos escalables?

¿Cómo ayudar al usuario a desarrollar auténticos procesos de ML?



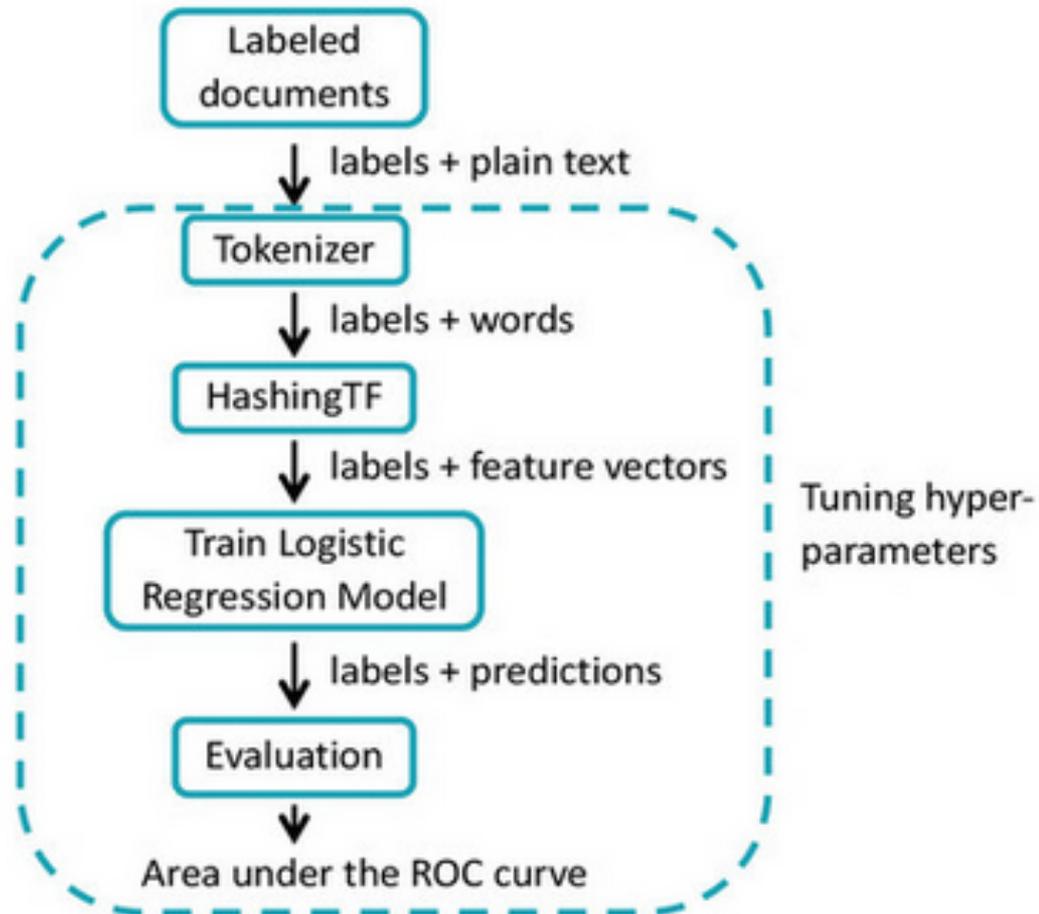
ML Workflow

Example ML Workflow



ML Workflow

Example ML Workflow



ML Pipelines

Importación/Exportación de datos:

- **LIBSVM format:** 0 128:51.0 130:253.0 155:48.0
MLUtils.saveAsLibSVMFile / MLUtils.loadLibSVMFile
- **Mllib format:** (0,[127,129,154], [51.0, 253.0, 48.0])
MLUtils.loadLabeledPoints
- **Java serialization / Python pickling:**
object.writeObject()

Es necesario un formato estándar:

- Compatible con **dataset de tipos específicos** en lugar de RDD[LabeledPoint]. E.g.: RDD[(Int, Vector, Vector)].
- Que pueda almacenar **información relacionada con el proceso ML.**
- Soporte para **almacenamiento por columnas y compresión.**
- Soporte para **cargar y guardar en varios sistemas.**

ML Pipelines

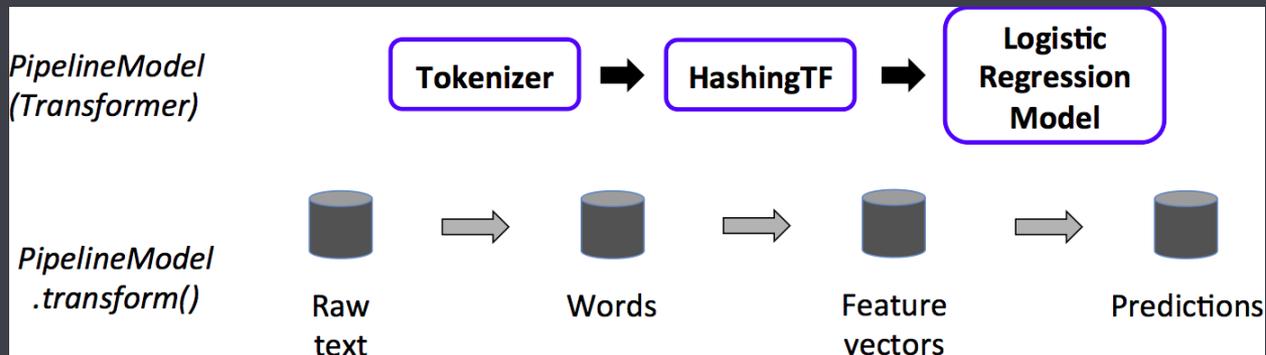
Difícil de definir un workflow:

- Escribir tu propio código para unir componentes para el entrenamiento y test (¡bienvenido a mi mundo!).

No soporte para ajuste de hiper-parámetros:

- Difícil de referenciar los hiper-parámetros fuera de los algoritmos.
- Escribir tu propio código iterativo para encontrar el mejor modelo.

¡ML PIPELINES!



DataFrames

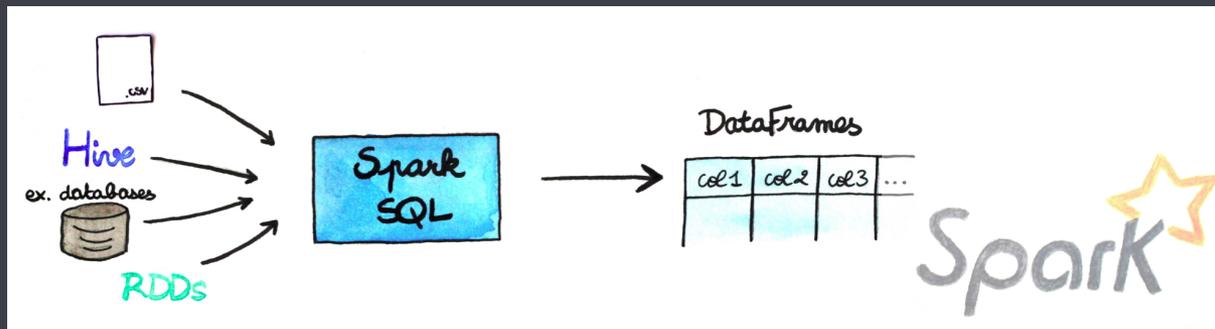
Facilidad de que algo falle en un ML workflow. Es importante chequear el proceso:

- Sin embargo, no es sencillo inspeccionar resultado mediante campos extra:

```
words = tokenizer.transform(docs.map(lambda x: (x.id, x.text)))
features = words.map(lambda x: (x[0], tf.transform(x[1])))
```

Solución: DataFrames (mllib 1.3)

- Columnas con nombre
- Operaciones declarativas con optimización del plan de ejecución.
- Soporte para datos **densos/dispersos** via UDTs
- **Almacenamiento por columnas** para varios tipos (Parquet).



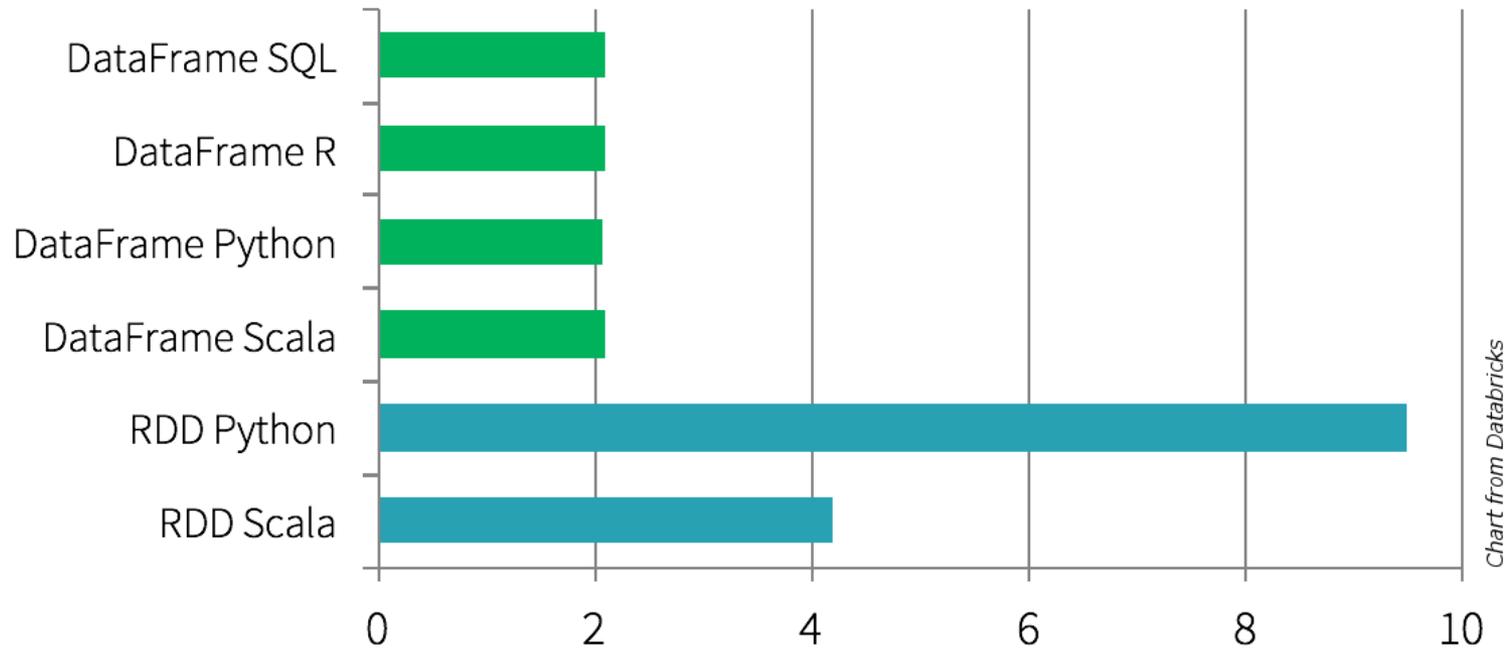
● RDD API vs. DataFrames API

```
data.map(lambda x: (x.dept, [x.age, 1])) \  
  .reduceByKey(lambda x, y: [x[0] + y[0], x[1] + y[1]]) \  
  .map(lambda x: [x[0], x[1][0] / x[1][1]])
```

vs.

```
data.groupBy("dept").avg("age")
```

DataFrames



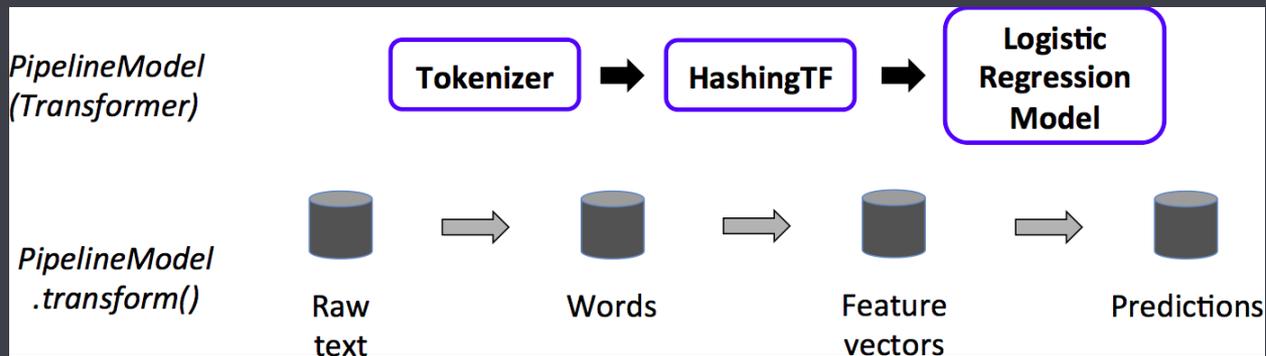
Time to aggregate 10 million integer pairs (in seconds)

Chart from Databricks

ML Pipelines

Componentes:

- Transformer: DF => another DF
- Estimator: DF => model
- Model: DF => DF with predictions
- Pipeline: DF => [transformer/estimator] => DF
- Evaluator: DF => double

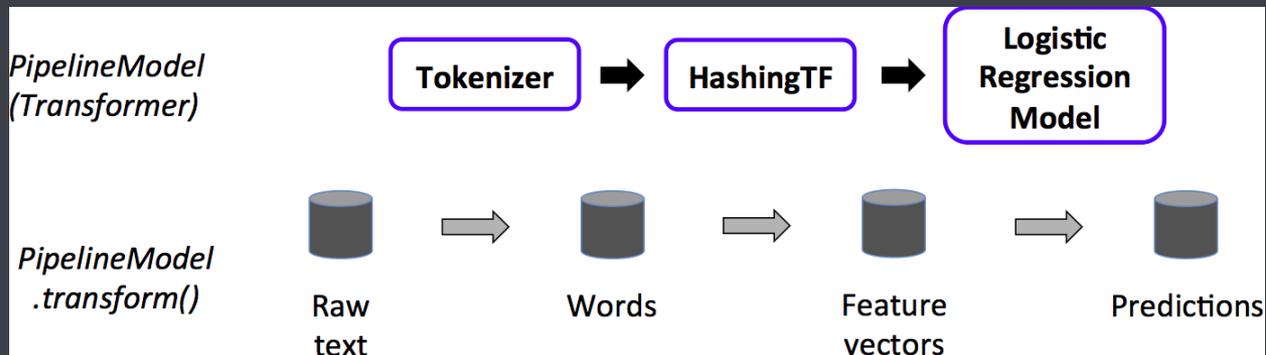


Entrenamiento Multi-modelo

Entrenamiento Multi-modelo:

- *Estimators*: independientes de los modelos que producen. Así se puede optimizar el entrenamiento con varios modelos
 - computar multiples gradientes en una sólo pasada
 - replicar el dataset y entrenar de manera separada.

```
def fit(df: DataFrame, paramMap: Array[ParamMap]: Array[Model]
```



Configuración de Parámetros

- **Parámetros:** pueden ser referenciados fuera del ámbito del algoritmo (type-safe).

```
val paramGrid = new ParamGridBuilder()
    .addGrid(hashingTF.numFeatures, Array(1000, 10000))
    .addGrid(lr.regParam, Array(0.05, 0.1, 0.2))
    .build()
```

- **Validación-cruzada:** independiente al estimador, evaluador y a los hiper-parámetros.

```
val cv = new CrossValidator()
    .setEstimator(pipeline)
    .setEvaluator(evaluator)
    .setEstimatorParamMaps(paramGrid)
    .setNumFolds(3)
```

● Novedades en MLLIB (1.3 – 1.6)

Atributos ML:

- Tipos diferentes: numérico, nominal y binario (DF).
- Estadísticas de resumen.

Feature transformers:

- Label indexer, one-hot encoder, etc.

Más algoritmos en la pipeline API (spark.ml)

Persistencia del pipeline (New!)

Integración con SparkR.

Dataset API (New!) - A new Spark API, similar to RDDs, that allows users to work with **custom objects and lambda functions** while still gaining the benefits of the Spark SQL execution engine.



Recursos

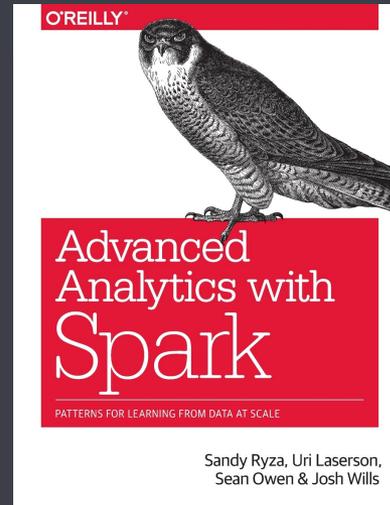
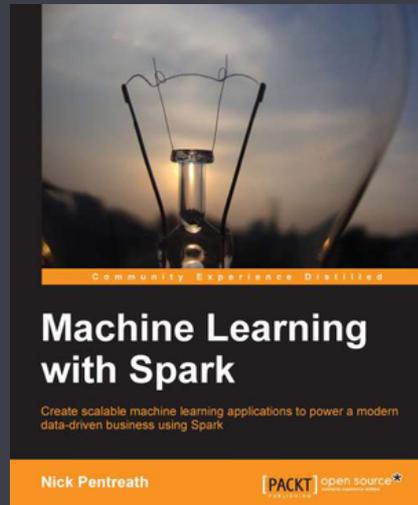
Documentación oficial MLLIB: <http://spark.apache.org/docs/latest/mllib-guide.html>

Spark packages: <https://spark-packages.org/>

Blog Databricks: <https://databricks.com/blog>

Paper MLLIB: <http://jmlr.org/papers/v17/15-237.html>

Algunos libros:



Thanks!

ANY QUESTIONS?

You can find me at sramirez@decsai.ugr.es

CREDITS

Special thanks to all the people who made and released these awesome resources for free:

- Presentation template by [SlidesCarnival](#)
- Photographs by [Unsplash](#)