

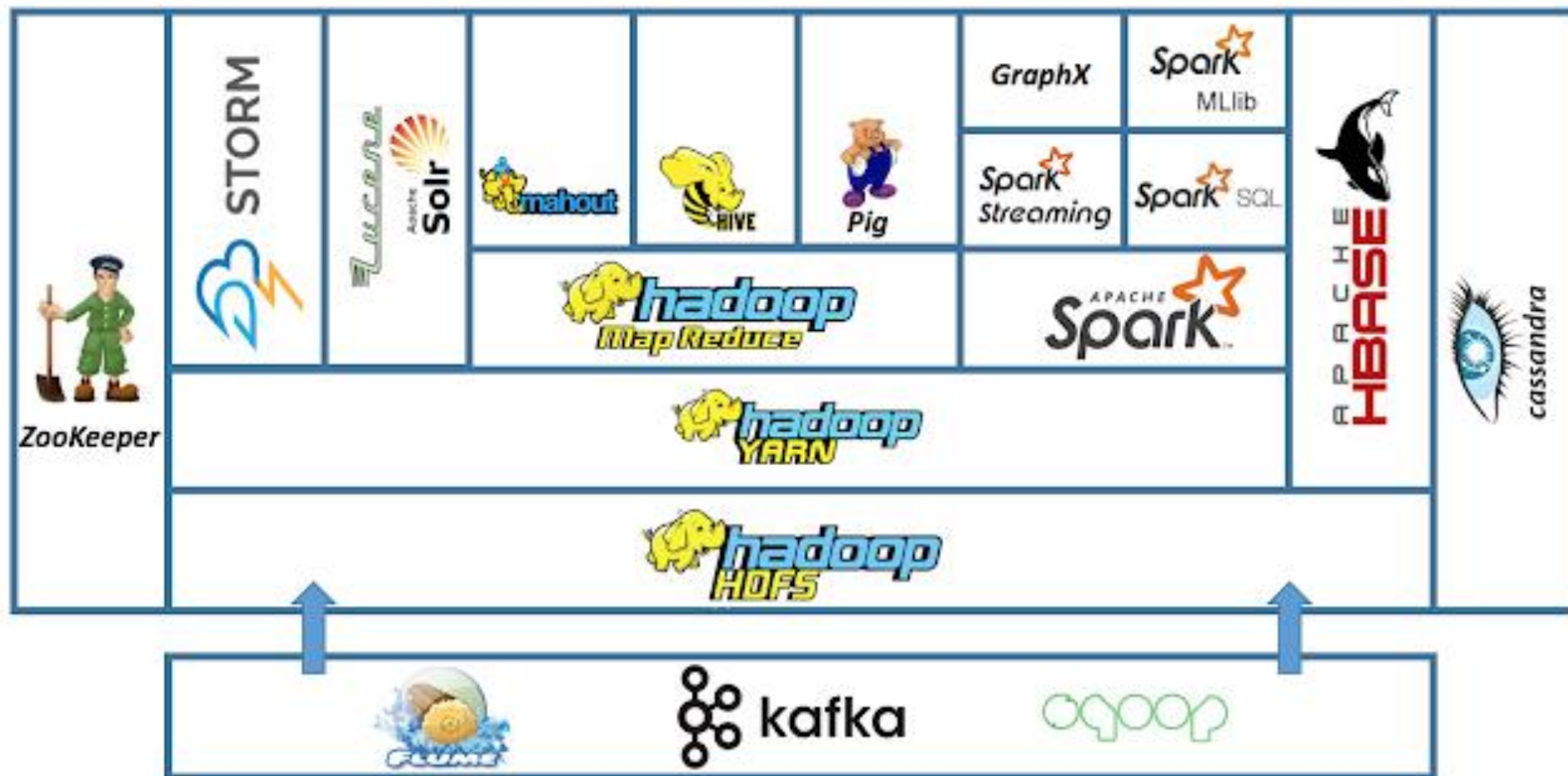


Odisee
DE CO-HOGESCHOOL

Streaming



Jens Baetens





Wat is Streaming?



Streaming

- ▣ Framework om continue datastromen te verzamelen, verwerken, filteren, op te slaan, ...
- ▣ Een aantal vaak voorkomende platforms hiervoor:
 - Spark Streaming
 - Storm
 - Kafka
 - ...



Kenmerken

- ▣ Stukjes van data per keer verwerkt
- ▣ De eigenschappen van de stream/data kunnen wijzigen
- ▣ Volledige dataset moet niet tegelijkertijd beschikbaar zijn

- ▣ Past goed binnen het concept van data-lake
 - ▢ Lake bevat alle data
 - ▢ Streams monitoren folders / spouts om nieuwe data op te vangen en te verwerken
 - ▣ ETL paradigma



<https://youtu.be/ds7tx5IF8GM?t=22>



Spark Streaming

- 
- ▣ API sterk gelijkaardig aan Spark
 - ▣ Maakt gebruik van DataFrames
 - ▣ Werkt samen met andere Spark-delen zoals MLlib
 - ▣ Kan op Hadoop cluster runnen



Storm



Storm

- ▣ Gratis en open-source
- ▣ Distributed real-time computing system
 - Unbounded streams of data
 - Doet wat Hadoop doet voor batch processing
- ▣ Gelijkaardig aan Spark Streaming
- ▣ Werkt met elke programmeertaal
 - eventueel wel kleine, zelf te schrijven wrapper nodig



Use cases

- ▣ Realtime analyses
- ▣ Online Machine Learning
- ▣ Extract-Transfer-Load



Kenmerken

- ▣ Heel snel
 - 1.000.000+ tuples / sec / node
- ▣ Schaalbaar
- ▣ Fout-tolerant
- ▣ Garantie dat de data verwerkt wordt
- ▣ Gebruiksvriendelijk
- ▣ Integreert met bestaande queueing en database technieken

Storm cluster

▣ Nimbus

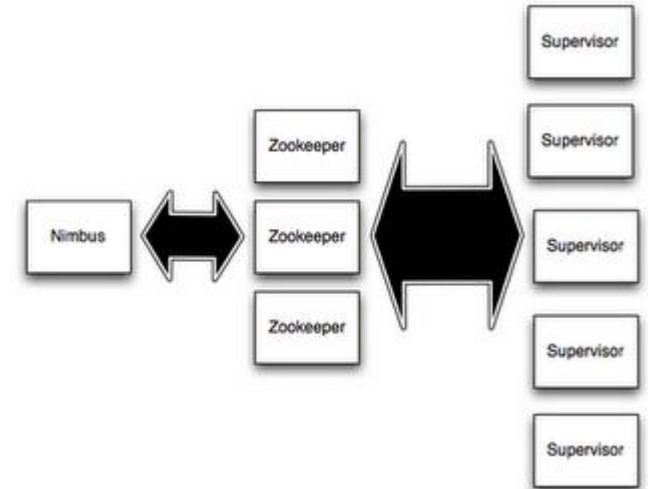
- Master node
- job tracker binnen Hadoop

▣ Supervisors

- Worker nodes
- Deel van de bewerkingen

▣ Zookeeper

- Extra cluster voor beheer en coordinatie



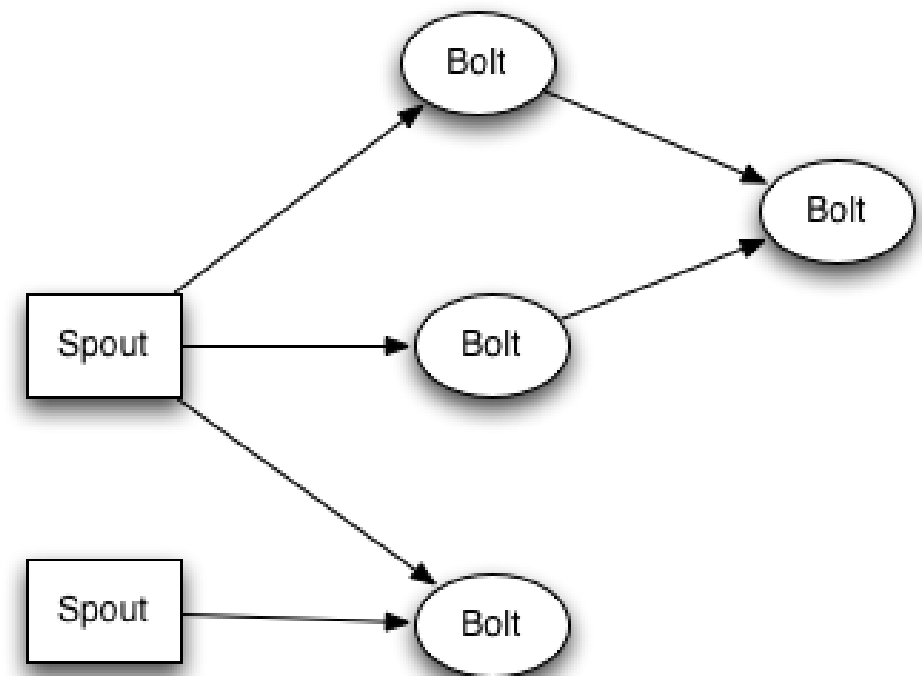
Topologies

- ▣ Graaf met de uit te voeren stappen

- Knopen zijn de bewerkingen
- Verbindingen de data die gestuurd wordt

- ▣ Twee types nodes

- Spouts / kranen / databronnen
- Bolt: verwerkt inputs en stuurt eventueel een nieuwe stream uit





Kafka



Capaciteiten

- ▣ Aanmaken van streams (write)
 - ▣ Streams binnenhalen (read)
 - ▣ Streams opslaan
 - ▣ Streams verwerken
-
- ▣ Highly scalable, secure, fault-tolerant



Componenten

▣ Servers

- Cluster dat meerdere datacenters/regios kan omvatten
- Types
 - Storage layer -> brokers
 - Kafka connect -> import en export data als streams

▣ Clients

- Voer gedistribueerde applicaties en microservices uit om de streams te verwerken

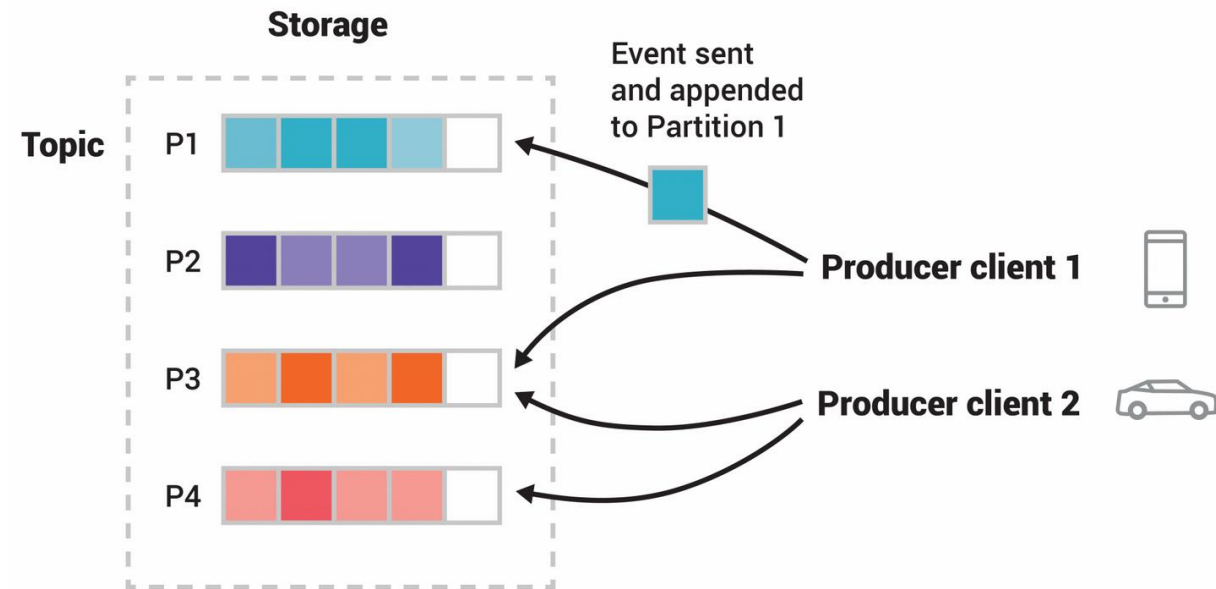


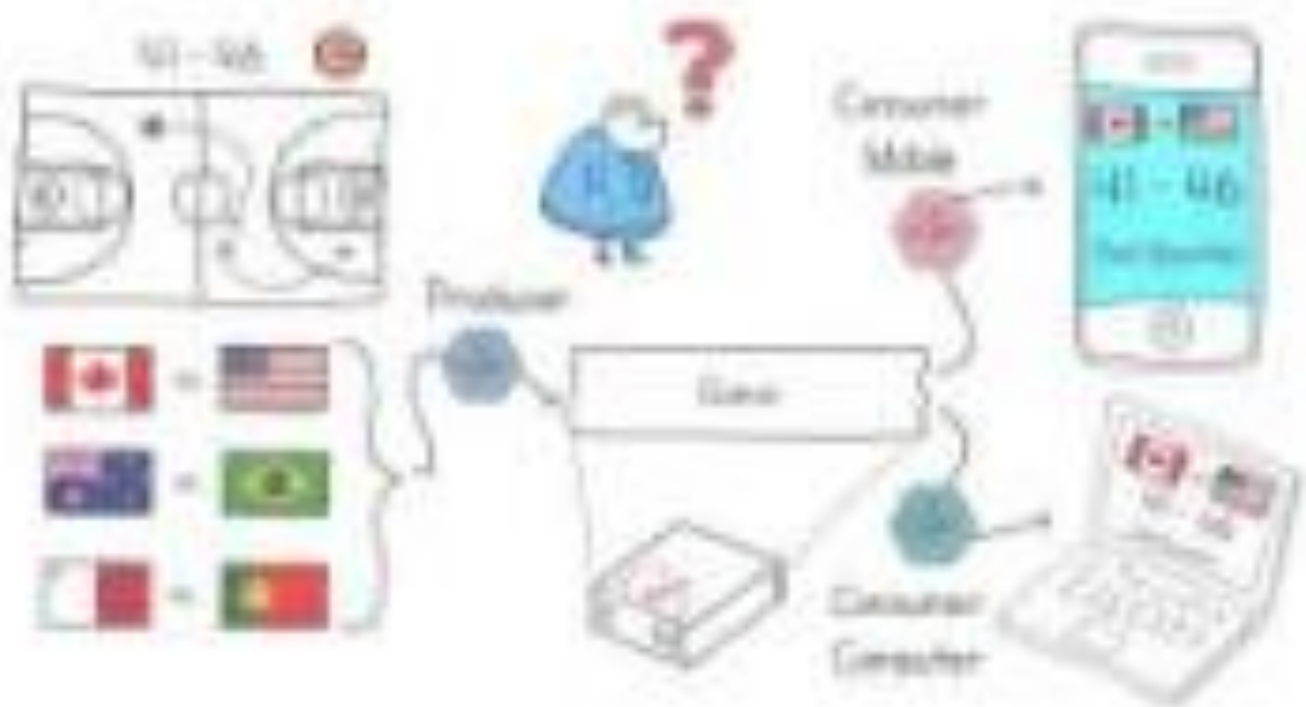
Concepts / terminology

- ▣ Event (record/message)
 - ▬ Doorgestuurd in de streams
 - ▬ Key, value, timestamp, metadata (optional)
- ▣ Producers: Write
- ▣ Consumers: Read and process
- ▣ Topics
 - ▬ Alle binnengekomen events (niet verwijderd na gelezen/remain time instelbaar)
 - ▬ Meerdere consumers / producers

Topics

- ▣ Kunnen verdeeld worden over een aantal buckets op verschillende brokers
- ▣ Belangrijk voor schaalbaarheid
- ▣ Zelfde event-key = zelfde partitie
- ▣ Kan gerepliceerd worden





<https://youtu.be/Ch5VhJzaol>



Wanneer wat?



▣ Apache Spark

- ▬ Schaalbare, fout-tolerante streaming applicaties

▣ Apache Storm

- ▬ Distributed real-time berekeningen

▣ Apache Samza

- ▬ Real-time data verwerking met state

▣ Apache Flink

- ▬ Data Stream berekeningen met state

▣ Amazon Kinesis Data Streams

- ▬ Real-time managed data streaming

▣ Apache Ignite

- ▬ High performance in-memory computing



Spark Streaming

Inlezen



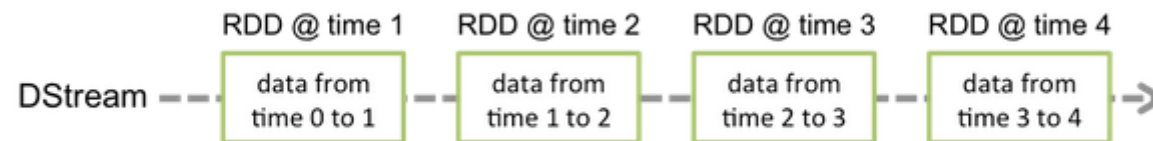


<https://youtu.be/dYBWZTZT6o0>

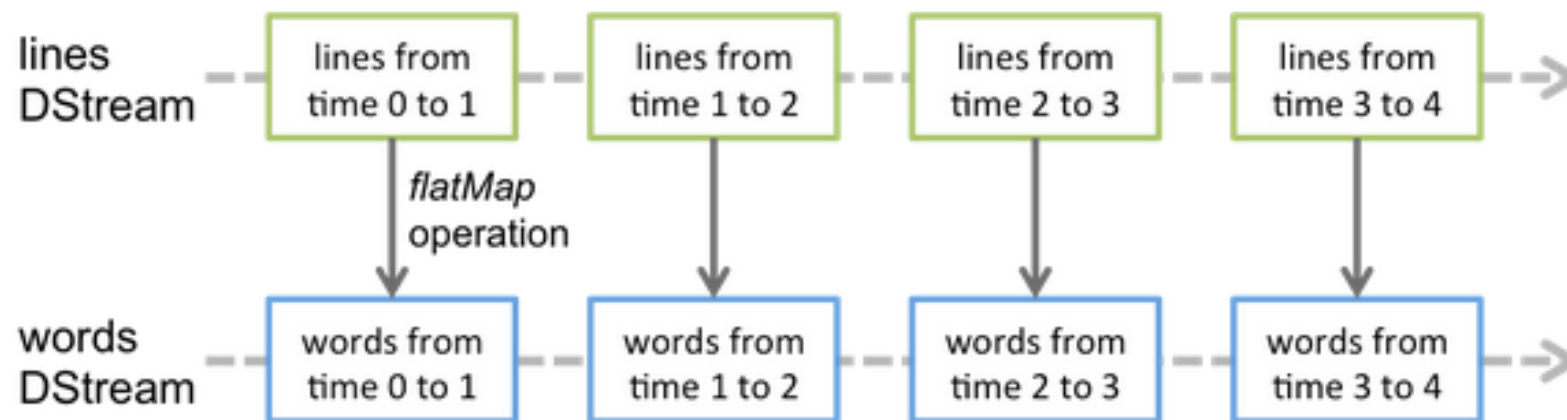
DStreams

▣ Basisabstractie van SparkStreaming

- Continue datastroom
 - Ontvangen van input
 - Verwerkte datastroom (load)
- Reeks van RDD's
 - Elke RDD bevat de inputdata ontvangen tijdens een bepaald interval



Streaming – wordcount example



Streamingcontext ipv Sparkcontext

```
from pyspark import SparkContext
from pyspark.streaming import StreamingContext

# Create a local StreamingContext with two working thread and batch interval of 1 second
sc = SparkContext("local[2]", "NetworkWordCount")
ssc = StreamingContext(sc, 1)
```



Opmerkingen

- ▣ Wanneer spark lokaal uitgevoerd wordt zijn minstens twee threads nodig
- ▣ Elke Dstream is verbonden met een receiver
 - Haalt data binnen en slaat het op in het Spark toegewezen geheugen
 - Aantal cores toegekend aan spark moet minstens 1 hoger zijn dan het aantal receivers

Sources

- ▣ TCP-socket

```
# Create a DStream that will connect to hostname:port, like localhost:9999  
lines = ssc.socketTextStream("localhost", 9999)
```

- ▣ Monitor Directory

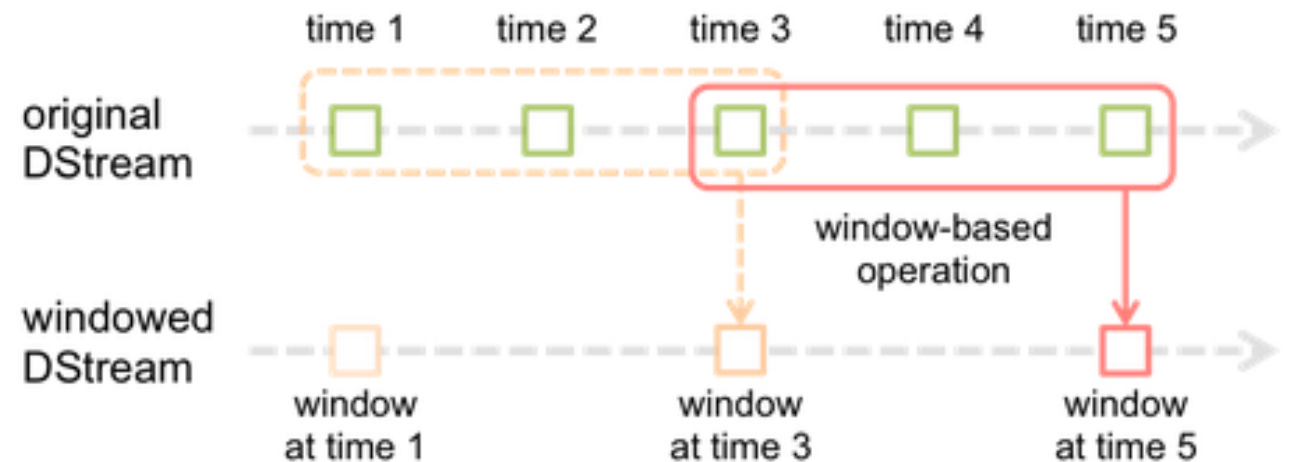
```
streamingContext.textFileStream(dataDirectory)
```

- ▣ Queue of RDD's (voor testen)

- ▣ Andere platformen: Kafka, Kinesis, ...

Transformations on DStreams

- Meeste wat mogelijk is op RDD kan ook uitgevoerd worden op DStreams
 - ▬ UpdateStateByKey
 - Maintain state will continuously receive data
 - ▬ Transform()
 - Voor RDD naar RDD functies die niet beschikbaar zijn in Dstreams
 - ▬ Window operations
 - Window length
 - Sliding interval





Output / Loads

- ▣ To console (print)
- ▣ To Files
 - ▣ TextFiles
 - ▣ ObjectFiles
 - ▣ Hadoop Files
- ▣ Generiek extern systeem
 - ▣ For Each RDD -> wees aandachtig voor waar je de connectie aanmaakt

Load stap van ETL in Spark Streaming

```
In [ ]: def sendRecord(rdd):  
        connection = createNewConnection() # executed at the driver  
        rdd.foreach(lambda record: connection.send(record))  
        connection.close()  
  
        dstream.foreachRDD(sendRecord)
```

▣ Gaat dit werken?

Load stap van ETL in Spark Streaming

```
In [ ]: def sendRecord(rdd):  
        connection = createNewConnection() # executed at the driver  
        rdd.foreach(lambda record: connection.send(record))  
        connection.close()  
  
        dstream.foreachRDD(sendRecord)
```

Verkeerd

- Hier wordt de connectie op de driver aangemaakt en verstuurd naar de nodes
 - ▬ Gaat zelden werken

Load stap van ETL in Spark Streaming

```
In [ ]: def sendRecord(record):  
        connection = createNewConnection()  
        connection.send(record)  
        connection.close()  
  
        dstream.foreachRDD(lambda rdd: rdd.foreach(sendRecord))
```

▣ Is dit beter?

Load stap van ETL in Spark Streaming

```
In [ ]: def sendRecord(record):  
        connection = createNewConnection()  
        connection.send(record)  
        connection.close()  
  
        dstream.foreachRDD(lambda rdd: rdd.foreach(sendRecord))
```

Verkeerd

- ▣ Hier wordt er een nieuwe connectie aangemaakt voor elke record
 - Werkt maar zorgt voor veel overhead

Load stap van ETL in Spark Streaming

```
In [ ]: def sendPartition(iter):  
        connection = createNewConnection()  
        for record in iter:  
            connection.send(record)  
            connection.close()  
  
        dstream.foreachRDD(lambda rdd: rdd.foreachPartition(sendPartition))
```

▣ En dit?

Load stap van ETL in Spark Streaming

```
In [ ]: def sendPartition(iter):  
        connection = createNewConnection()  
        for record in iter:  
            connection.send(record)  
            connection.close()  
  
        dstream.foreachRDD(lambda rdd: rdd.foreachPartition(sendPartition))
```

Goed

- ▣ Hier wordt er een nieuwe connection aangemaakt voor elke partitie
 - ▬ Werkt maar zorgt nog steeds voor overhead

Load stap van ETL in Spark Streaming

```
In [ ]: def sendPartition(iter):  
        # ConnectionPool is a static, lazily initialized pool of connections  
        connection = ConnectionPool.getConnection()  
        for record in iter:  
            connection.send(record)  
        # return to the pool for future reuse  
        ConnectionPool.returnConnection(connection)  
  
        dstream.foreachRDD(lambda rdd: rdd.foreachPartition(sendPartition))
```

▣ En dit?

Load stap van ETL in Spark Streaming

```
In [ ]: def sendPartition(iter):  
        # ConnectionPool is a static, lazily initialized pool of connections  
        connection = ConnectionPool.getConnection()  
        for record in iter:  
            connection.send(record)  
        # return to the pool for future reuse  
        ConnectionPool.returnConnection(connection)  
  
        dstream.foreachRDD(lambda rdd: rdd.foreachPartition(sendPartition))
```

Ideaal

- ▣ Hier worden connecties herbruikt waardoor deze niet steeds geopend en gesloten moeten worden



Checkpointing

- ▣ Streaming applications blijven draaien (24/7) en moeten dus ook fault-tolerant zijn.
- ▣ Hiervoor moeten checkpoints bijgehouden worden in een fout-tolerant opslagsysteem
- ▣ Types
 - Metadata checkpointing
 - Data checkpointing



Metadata checkpointing

- ▣ Informatie over de streaming berekeningen
 - Configuratie om de applicatie aan te maken
 - De operaties om de applicatie uit te voeren
 - Batches die wachten om verwerkt te worden
- ▣ Recover indien de node met de driver van de applicatie uitvalt

Data checkpointing

- ▣ Bewaar de gegenereerde RDDs
- ▣ Noodzakelijk om een state bij te houden
- ▣ Recover indien een verwerkingsnode faalt

```
# enable checkpoints waar "checkpoint" de directory waar ze bijgehouden worden voorstelt  
ssc.checkpoint("checkpoint")
```

Accumulators / broadcasting

- ▣ Kunnen niet recovered worden via checkpointing
- ▣ Maak lazy singletons aan:

```
def getWordExcludeList(sparkContext):  
    if ("wordExcludeList" not in globals()):  
        globals()["wordExcludeList"] = sparkContext.broadcast(["a", "b", "c"])  
    return globals()["wordExcludeList"]  
  
def getDroppedWordsCounter(sparkContext):  
    if ("droppedWordsCounter" not in globals()):  
        globals()["droppedWordsCounter"] = sparkContext.accumulator(0)  
    return globals()["droppedWordsCounter"]
```



Nadelen gebruik DStreams

- ▣ Low-level API door gebruik RDD's ipv DataFrames
- ▣ Gebruikt niet de optimalisaties van Dataframes
- ▣ Moet casten naar een Dataframe voor de krachtigere high-level API's te gebruiken zoals Spark SQL



Structured Streaming Spark

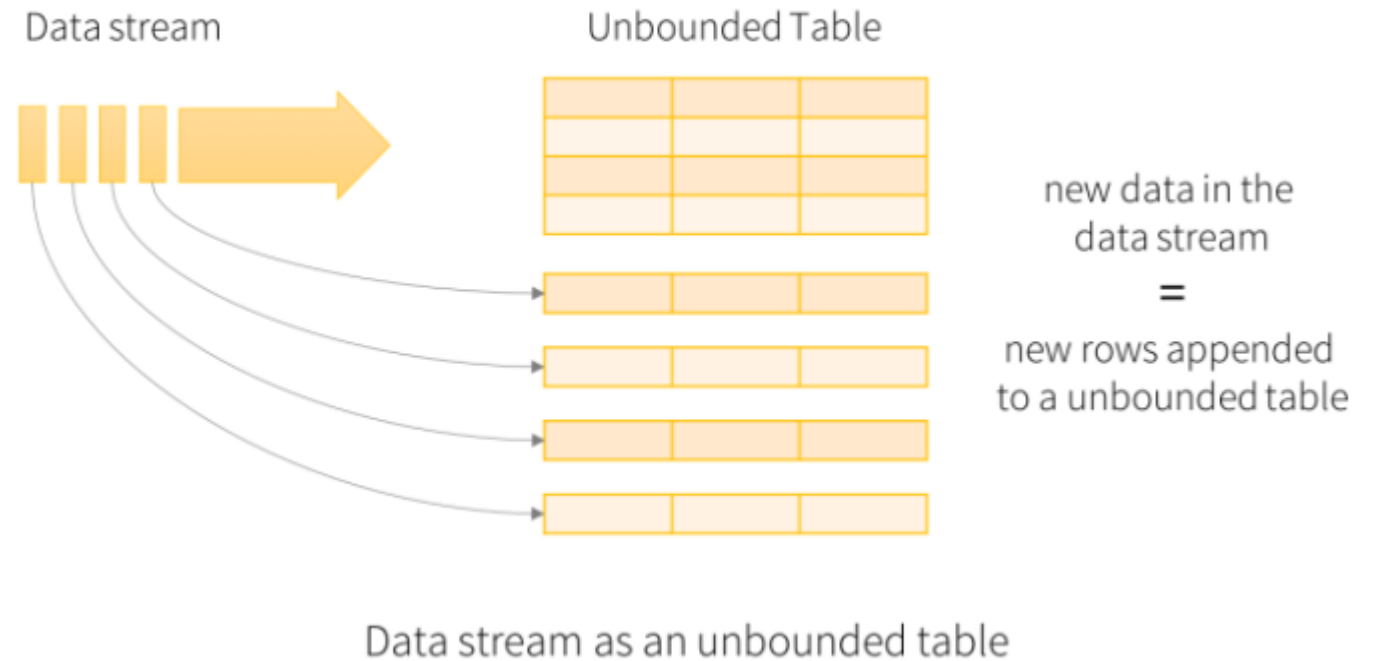


Streaming API direct in DataFrames

- ▣ Lost de nadelen van DStreams op
- ▣ Maar trager (100ms gegarandeerd vs 10ms niet-gegarandeerd)
- ▣ Voor sommige applicaties minder flexibel

Verschillen: Geen concept van batch

- ▣ Nieuwe data wordt toegevoegd aan een dataframe





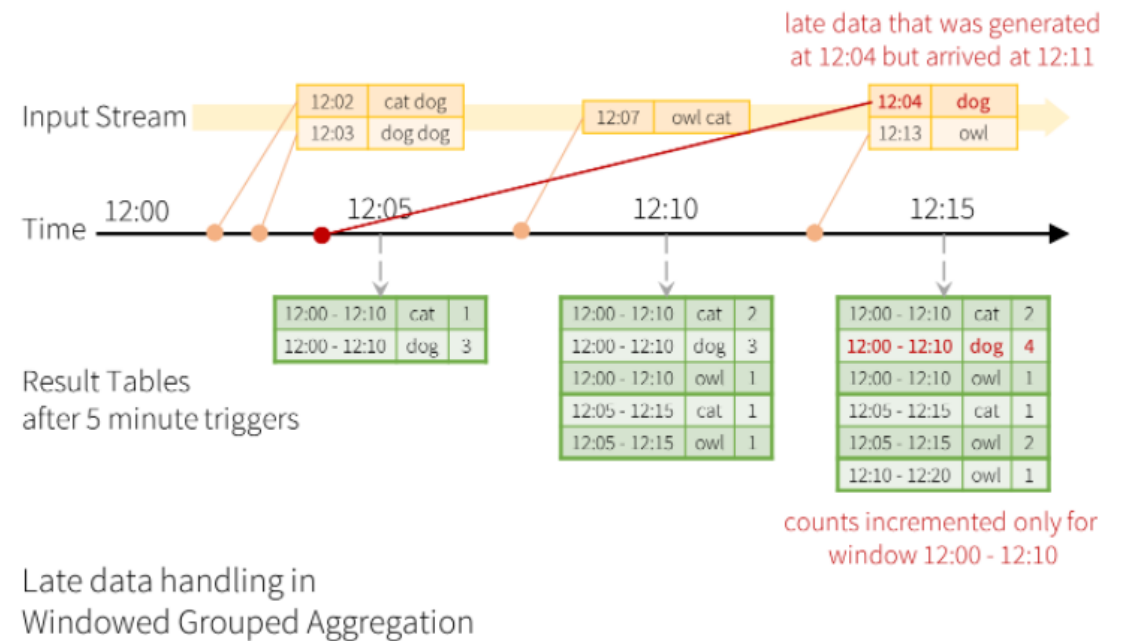
Input sources

- ▣ Files
- ▣ Kafka
- ▣ Socket (voor testing)
- ▣ Rate source
 - ▣ Genereer data aan een bepaalde snelheid

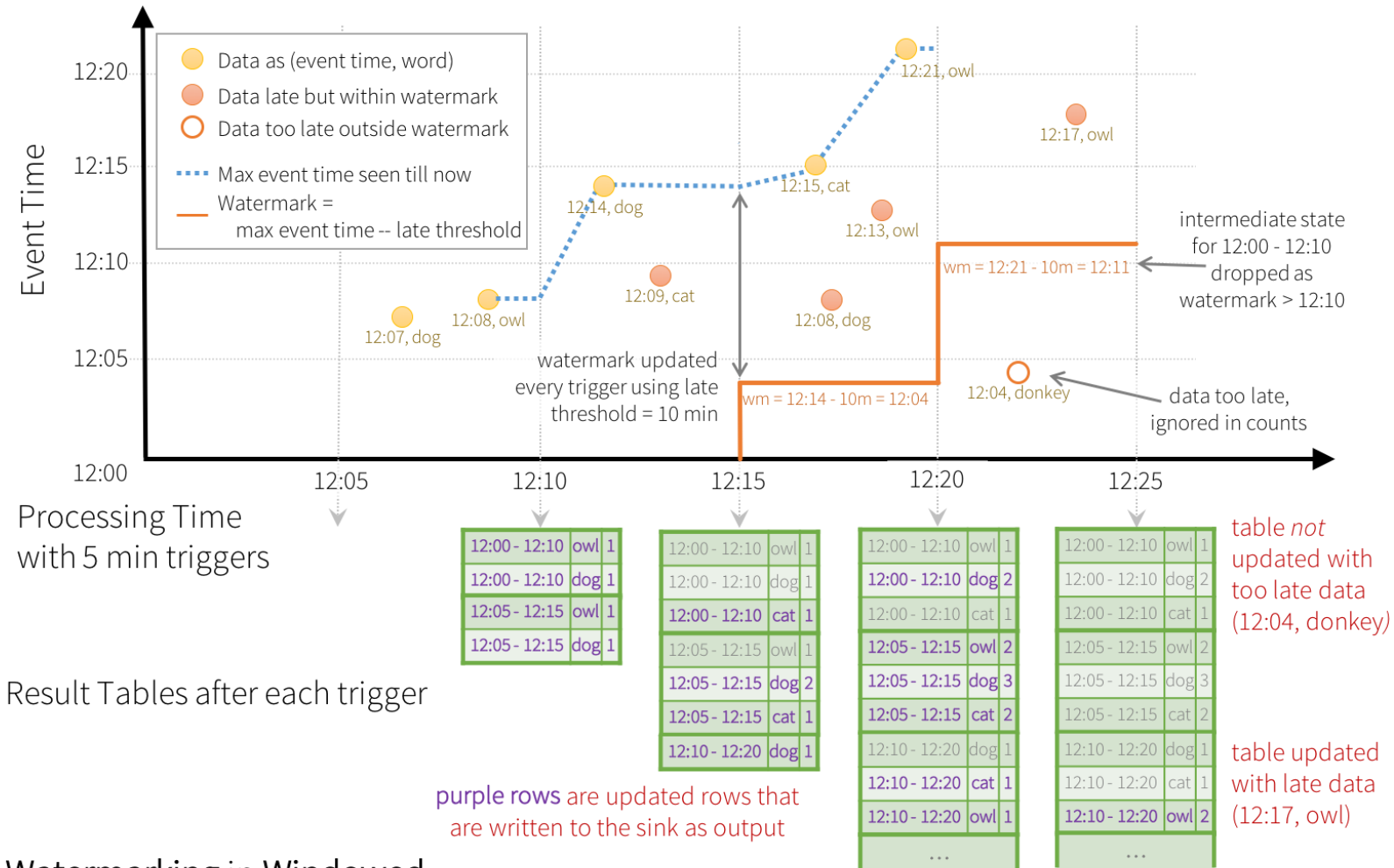
Transformaties

■ Alles wat mogelijk is op Dataframes kan hier gebruikt wordt

- Groupby
- Window
 - Heeft timestamp kolom nodig
- Late data



Watermark om te late data te negeren



Structured streaming with MLlib

```
from pyspark.ml import PipelineModel
from pyspark.sql.functions import udf
from pyspark.sql.types import DoubleType

# Load the trained MLlib model
model = PipelineModel.load('model_path')

# Define a function to apply the model to a batch of data
def predict_batch(batch_df):
    # Apply the model to the batch
    predictions = model.transform(batch_df)
    # Extract the prediction values from the output column
    get_prediction = udf(lambda x: x[1], DoubleType())
    prediction_values = predictions.select(get_prediction('probability')).collect()
    # Print the predictions for this batch
    print(prediction_values)

# Create a structured stream from a Kafka topic
stream = spark.readStream.format('kafka').option('kafka.bootstrap.servers', 'localhost:9092').option('subscribe', 'input_topic').load()

# Apply any necessary transformations to the stream
processed_stream = preprocess(stream)

# Use foreachBatch to apply the MLlib model to each batch of data in the stream
predictions = processed_stream.writeStream.foreachBatch(predict_batch).start()

# Start the streaming query
predictions.awaitTermination()
```



Load

▣ Output modes

- Append -> new rows written
- Update -> updated rows
- Complete -> complete df



Load

▣ Sinks

- File
- Kafka
- Foreach
- Console (debugging)
- Memory (debugging)

- ▣ Niet alle sinks zijn even fout tolerant en niet alle queries laten alle output modes toe
- ▣ <https://spark.apache.org/docs/latest/structured-streaming-programming-guide.html>

