



Datenanalyse & Big Data

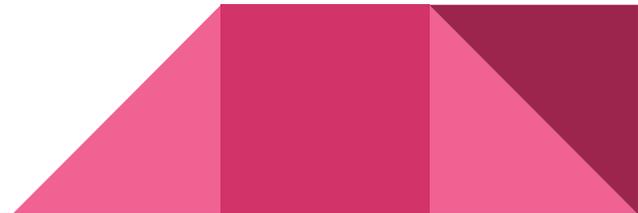
Harald Schilly, Wifi Wien, 20160616



Geschichte der Technologien

Mathematik/Statistik

- Wahrscheinlichkeitstheorie: neue Ansätze und Methoden, philosophische Überlegungen, ...
- Wissenschafts&Erkenntnistheorie (Falsifikationismus)
- Bayes Statistik (Rechenaufwändiger, subjektivistischer Wahrscheinlichkeitsbegriff, Vorwissen, Verteilungen, Laplace 1812)
- Bootstrapping (1979)
- Optimierung: LP, MILP, konvex, NLP
- Graphentheorie



ICT

- Verteiltes Rechnen ([Amdahl's Law](#))
- Funktionales Programmieren / immutable Datenstrukturen
- Approximative Algorithmen
- Relationale Datenbanken und NoSQL
 - guaranteed vs. eventual consistency
- SQL und DataFrames (R)
- [Moore's Law](#) / [Kryder's Law](#)
- NUMA Architektur
- Container & Cluster Management ([Kubernetes](#), [Mesos](#), ...)

Visualisierung



Kommunikation der Ergebnisse, Überblick, sinnliche Erfassung

- [John Tukey](#)
- [Edward Tufte](#)
- [Leland Wilkinson](#)'s [Grammar of Graphics](#)

Multidisciplinary: Data Science

Extraktion von Information aus Daten (information retrieval)

Wissenschaften

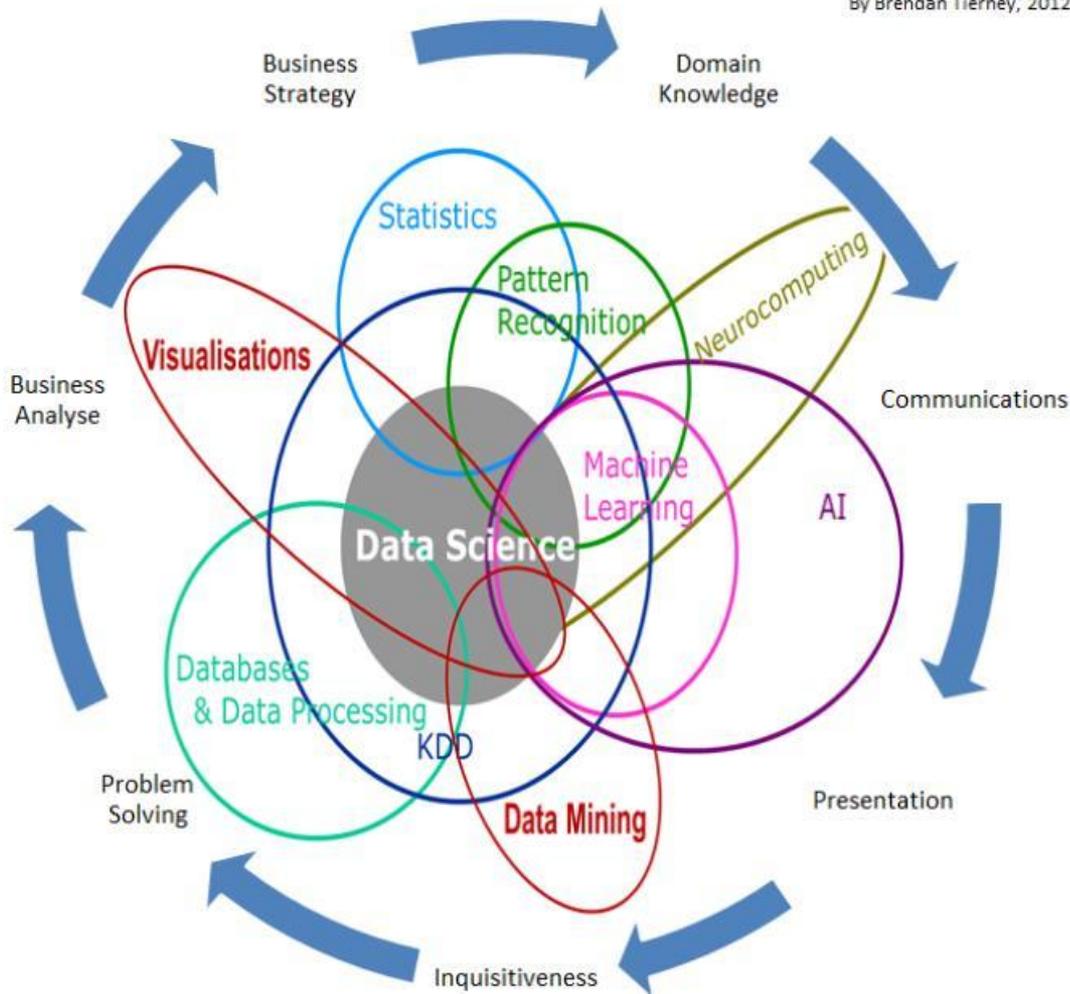
- Mathematik
- Statistik/Wahrscheinlichkeitstheorie
- Informationstheorie
- Signalverarbeitung
- Mustererkennung
- Optimierung
- Visualisierung/Design

ICT

- Programmierung
- Datenbanken
- Machine Learning
- Storage
- Cluster (HPC/HTC)
- Streaming

Data Science Is Multidisciplinary

By Brendan Tierney, 2012





Industrielle Forschung

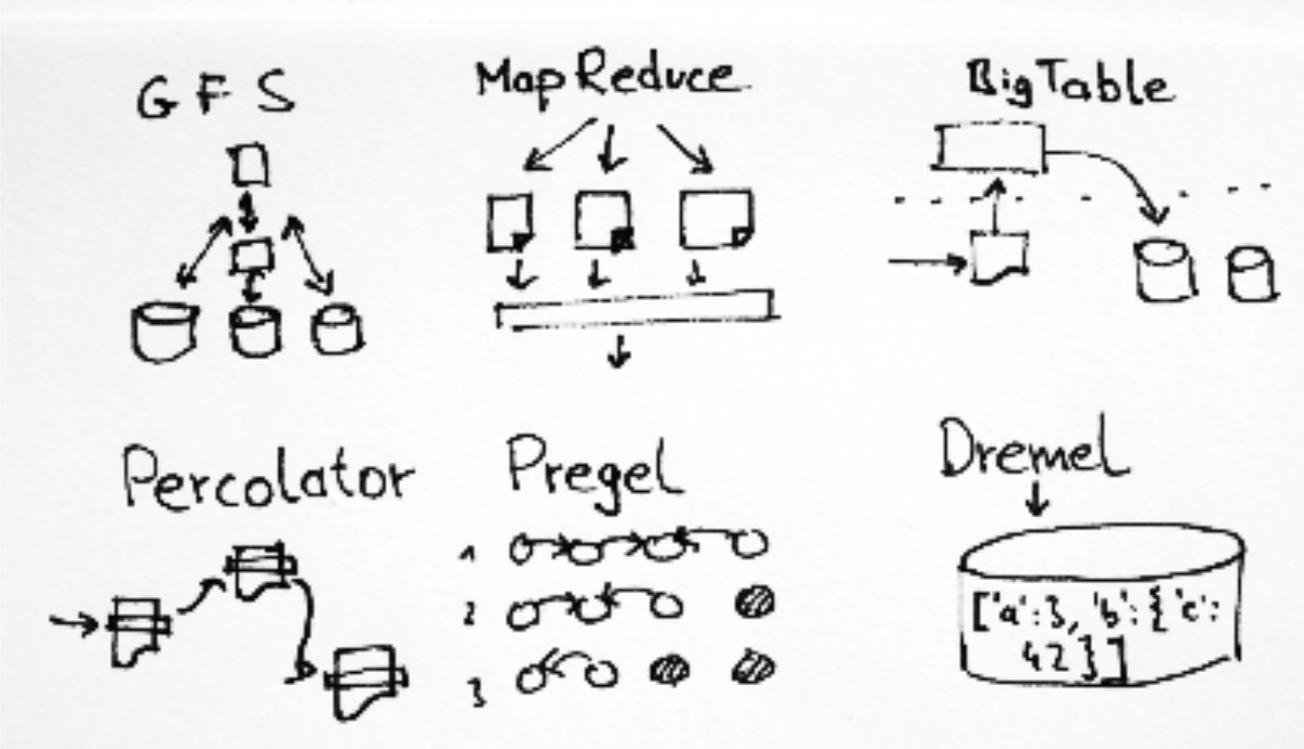
(zuvor militärische)



Industry Research / Google & Co.

- Google Filesystem 2003: dx.doi.org/10.1145%2F945445.945450
- MapReduce 2004: research.google.com/archive/mapreduce.html
 - $\text{Map}(k_1, v_1) \rightarrow \text{list}(k_2, v_2)$ und $\text{Reduce}(k_2, \text{list}(v_2)) \rightarrow \text{list}(v_3)$
- BigTable 2006: research.google.com/archive/bigtable.html (u.a. [columnar storage](#))
- Pregel 2010: dl.acm.org/citation.cfm?id=1807184
- Dremel 2010: [Interactive Analysis of Web-Scale Datasets](#) (BigQuery)
- Stream Processing Frameworks:
[Perculator](#) (Google Index), S4 (Yahoo!), [Storm](#) (Twitter)
- TensorFlow 2015: tensorflow.org ([whitepaper](#))

Industry Research / Google & co





Software

unvollständiger Überblick

Software Lösungen / Distributed Computing



- MPI - Klassisch, Rechenintensiv
 - [mpich](#)
- [Cassandra](#), [HBase](#), [Hive](#), ...
 - inspiriert von BigTable
- Hadoop: [hadoop.apache.org](#)
 - HDFS (GFS, ...)
 - (mit Oozie) von Yahoo!
- **Spark**: [spark.apache.org](#)
 - Verallgemeinertes Modell
 - umfasst ETL, Computation, GraphX, Machine-Learning und Stream Processing.
- Giraph: [giraph.apache.org](#)
 - Pregel, bei Facebook für Graph der Freundschaften

Software Lösungen: Spark (2011)



- **Idee:** Hadoop ist langsam wegen Festplatte → nützen wir den Speicher!
- Handling von Datenverarbeitungsschritten und Fehlern? → RDDs!
- High-Level API zur Beschreibung der Schritte, Caching, und Realisierung.
- Framework zum verteilten Ausführen, mit Management, etc. (aufgesetzt auf Zookeeper, Mesos)
- Gewinn Daytona GraySort contest
(3x schneller, 10x weniger Nodes als Hadoop)
- Machine Learning, Graph Analyse, Streaming, etc.



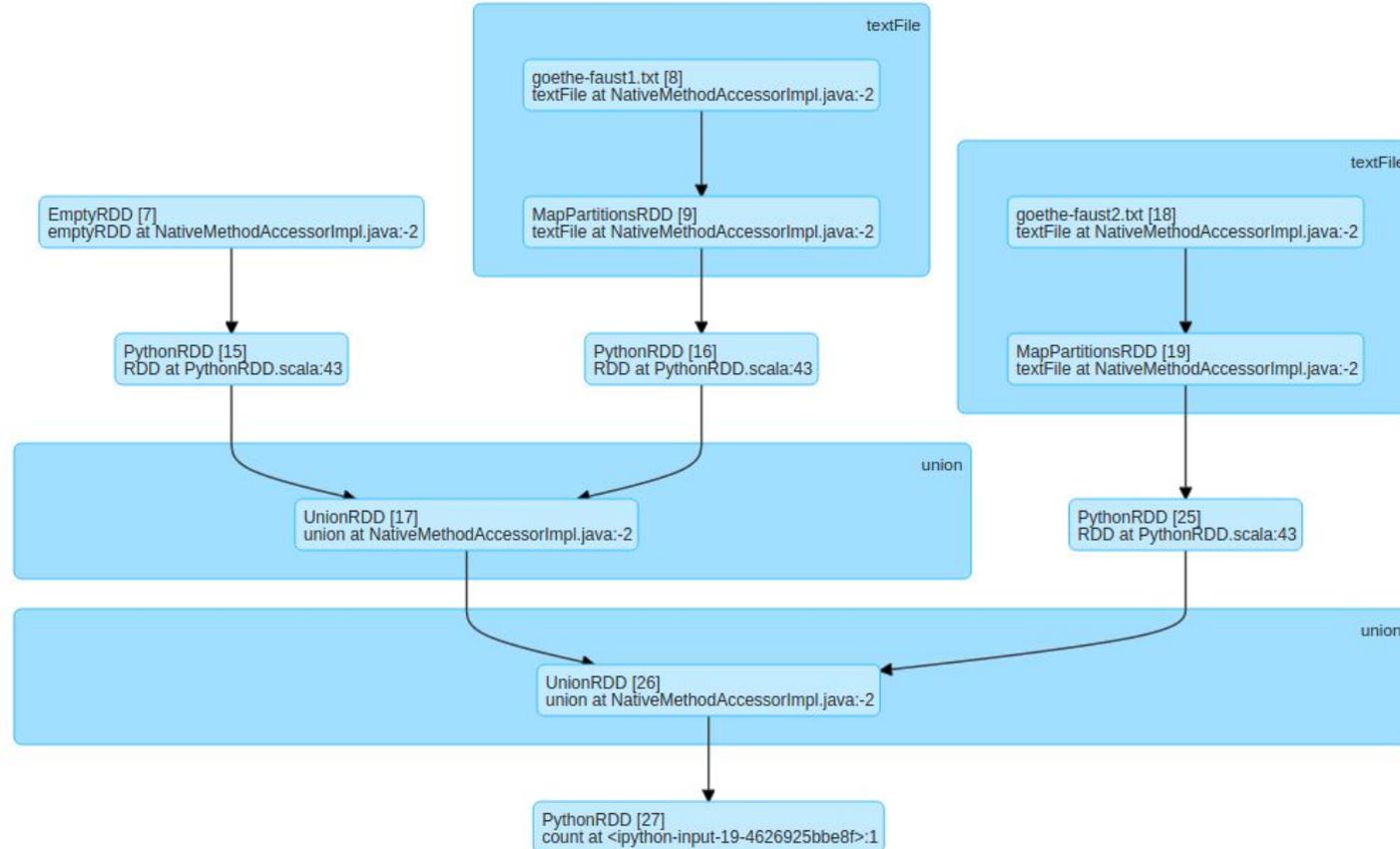
Software Lösungen:



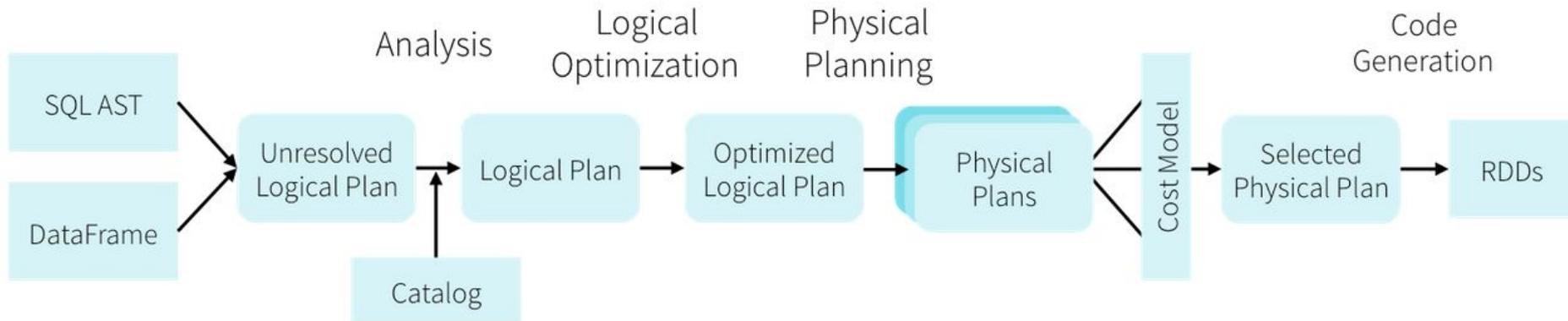
- Start 2011
- RDDs Initialisierung: `range`, `parallelize`, oder `textFile` (auch `hdfs://`)
- Zwei funktionale Grundbausteine:
 - **Transformationen:** RDD → RDD
`map`, `flatMap`, `filter`, `sample`, `union`, `intersection`, `distinct`, `groupByKey`/
`reduceByKey`/ `aggregateByKey`/ `sortByKey`, `join`, `cartesian`, `pipe`, ...
 - **Aktionen:** RDD → Value
`collect`, `count`, `reduce`, `first` / `take` / `takeOrdered`, `foreach`, ...
- **Extras:** `cache`, `saveAs...`, `sc.accumulator`, `sc.broadcast`, ...

Software Lösungen: Spark - Lineage Graph

Stage 12



Software Lösungen: Spark - Query Execution



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

Details for Stage 30 (Attempt 0)



Total Time Across All Tasks: 6 ms

Locality Level Summary: Process local: 2

Input Size / Records: 2.7 KB / 40

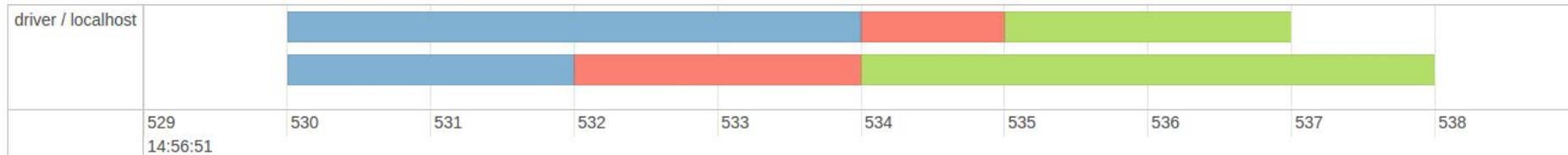
[▶ DAG Visualization](#)

[▶ Show Additional Metrics](#)

[▼ Event Timeline](#)

Enable zooming

- Scheduler Delay
- Task Deserialization Time
- Shuffle Read Time
- Executor Computing Time
- Shuffle Write Time
- Result Serialization Time
- Getting Result Time



Summary Metrics for 2 Completed Tasks

Metric	Min	25th percentile	Median	75th percentile	Max
Duration	2 ms	2 ms	4 ms	4 ms	4 ms
GC Time	0 ms	0 ms	0 ms	0 ms	0 ms
Input Size / Records	1376.0 B / 20	1376.0 B / 20	1376.0 B / 20	1376.0 B / 20	1376.0 B / 20

Aggregated Metrics by Executor

Executor ID ▲	Address	Task Time	Total Tasks	Failed Tasks	Succeeded Tasks	Input Size / Records
driver	localhost:55233	15 ms	2	0	2	2.7 KB / 40

Tasks

Index ▲	ID	Attempt	Status	Locality Level	Executor ID / Host	Launch Time	Duration	GC Time	Input Size / Records	Errors
0	51	0	SUCCESS	PROCESS_LOCAL	driver / localhost	2016/01/13 14:56:51	2 ms		1376.0 B (memory) / 20	

Machine Learning in



Alle Funktionen in Scala; Schnittstellen für Python hat großen Umfang.

Overview: DataFrame→Transformation (Feature Extraction, ...) → Estimation → Model&Parameter

MLLib: <http://spark.apache.org/docs/latest/mllib-guide.html>

- Klassisch: Statistiken, Sampling, Optimierung (L-BFGS, ...), ...
- Clustering: KMeans, gauss mixture, LDA, ...
- Regression/Classification: Linear (auch SVMs, Logistisch, ...), NaiveBayes, DecisionTree, Gradient-Boosted Trees, RandomForest, Isotonic,
- Recommendation: ALS
- Accelerated failure time model: AFT
- Python API: <http://spark.apache.org/docs/latest/api/python/index.html>
- oft auch support für “streaming data”...

Stream Processing in



- Quellen: Kafka, Flume, Twitter, ZeroMQ, Kinesis, or TCP sockets
- Datenpakete in Zeitfenstern als “DStream” (=RDD für Streaming)
- Windowing (sliding interval), Verarbeitung in Transformationen und ML-Modellen, ...
- Ausgabe
- <http://spark.apache.org/docs/latest/streaming-programming-guide.html>



Software Lösungen: Drill



Drill: drill.apache.org - schema-free SQL engine

- “Treat your data like a table even when it's not”:
mischen von Daten über Grenzen der Datenbank/Files hinweg, etc.
- Ideen von Dremel
- Durch SQL kompatibel zu BI Toolchain ([Tableau](#), etc.)

Software Lösungen / weitere

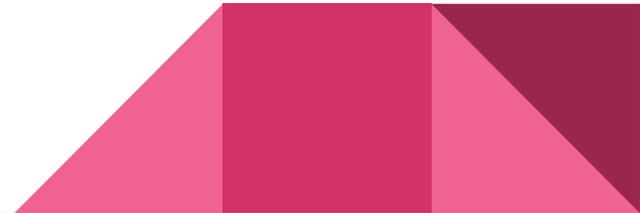
- Parquet: parquet.apache.org - columnar storage
- Hive: hive.apache.org - DataWarehouse, query large datasets
- HBase: hbase.apache.org - Facebook, Yahoo! , ...
- Accumulo: accumulo.apache.org - BigTable + sorting
- Presto: prestodb.io - Facebook (300PB warehouse), Airbnb, Dropbox
- Impala: impala.io - SQL query engine für HDFS, HBase
- **BlinkDB**: blinkdb.org - schneller als in-Memory? → Ja!
approximative Abfragen (stratified/poissonized sampling)



Chancen

Wissenschaftliche Methodik

- Hypothese, Empirie, ...
- Datenbasierte Entscheidungen
- Nachvollziehbarkeit
- Automatisierung
- Szenarienanalyse
- bessere Validierung
- Statistik
- Unsupervised Learning
- Predictive Modelling



Datenverarbeitung

- ETL Pipeline
- weniger Mehrgleisigkeit
- schnellere Resultate
- Flexibilität
- weniger vendor lock-in
- ad-hoc
- Skalierbarkeit
- Mashup



Visualisierung

- bessere Kommunikation von Effekten/Resultaten
- interaktive Webseiten statt statischer Dokumente
(Bokeh, Shiny, Spyre, ...)



2012

HBR.ORG

Harvard Business Review

OCTOBER 2012

46 **The Big Idea**
The True Measures
Of Success
Michael J. Mauboussin

54 **International Business**
10 Rules for Managing
Global Innovation
Kerley Wilson and Voss L. Ditz

55 **Leadership**
What Ever Happened
To Accountability?
Thomas C. Ricks

GETTING
CONTROL
OF

BIG DATA



How vast new streams of
information are changing
the art of management
PAGE 59





May 2011

Big data: The next frontier for innovation, competition, and productivity



FIN

© 2016, Harald Schilly <harald@schil.ly>

Lizenz: CC BY-SA 4.0