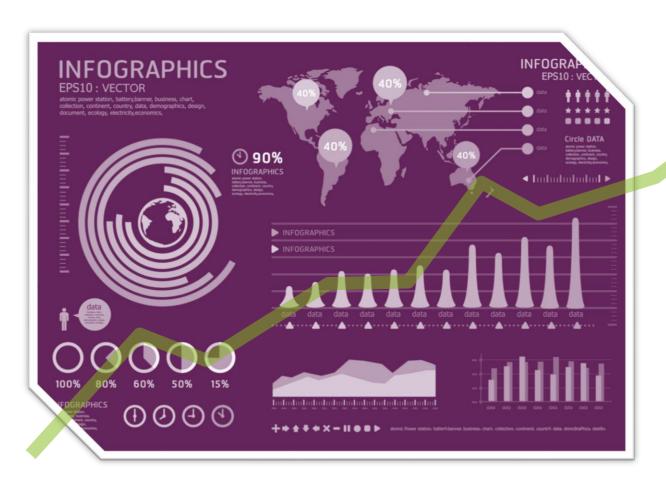
Der Wert von *Daten* in Zeiten von *Big Data Microsoft Vision Days*, 21.01.2016

zh

Thilo Stadelmann





Wert → Anforderungen → Trends



1

Der Wert von Daten

Zürcher Fachhochschule

2

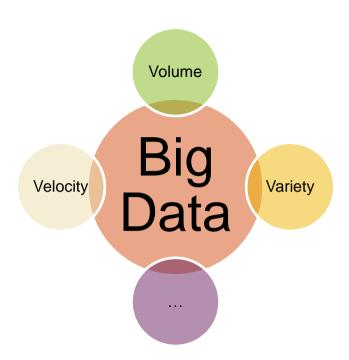
zhaw

«Data is the new oil» (Clive Humby, ANA Senior marketer's summit, 2006)



Der quantifizierbare Wert von Big Data





(D. Laney, "3D Data Management: Controlling Data Volume, Velocity and Variety". Gartner, 2001.)

Zürcher Fachhochschule

4

Der quantifizierbare Wert von Big Data





(D. Laney, "3D Data Management: Controlling Data Volume, Velocity and Variety". Gartner, 2001.)

Zürcher Fachhochschule

5

Der quantifizierbare Wert von Big Data





(D. Laney, "3D Data Management: Controlling Data Volume, Velocity and Variety". Gartner, 2001.)

Big Data – eine grosse Veränderung

Es geht nicht um 3/4/... V's.





Big Data – eine grosse Veränderung

zh aw

Es geht nicht um 3/4/... V's.

Es geht um eine generelle Änderung der Denkweise

- Daten sind *verfügbar* (kostengünstig, für jedes Faktum des Lebens)
- Wir können daraus Lernen (automatisiert, prozessintegriert)



Big Data – eine grosse Veränderung

zh aw

Es geht nicht um 3/4/... V's.

Es geht um eine generelle Änderung der Denkweise

- Daten sind *verfügbar* (kostengünstig, für jedes Faktum des Lebens)
- Wir können daraus Lernen (automatisiert, prozessintegriert)



(Michael Natusch @ SDS|2014)

→ Bessere Entscheidungen haben einen messbaren Wert



Der Wert von Daten ...am Beispiel Twitter Inc.

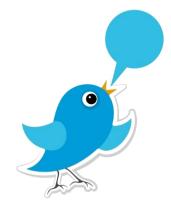






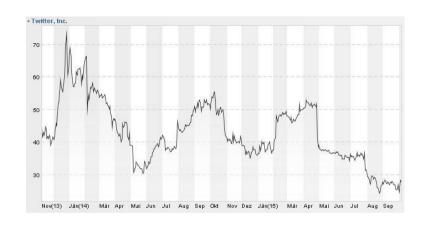
Der Wert von Daten ...am Beispiel Twitter Inc.





Börsennotiert

Gesamtbewertung von knapp 21.3 Mrd. \$



Der Wert von Daten ...am Beispiel Twitter Inc.



Gesellschaftlich

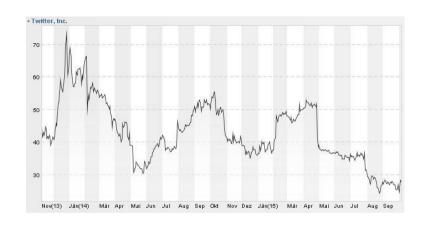


Börsennotiert

«Results shown here are impressive, showing that **Twitter data can** be used to detect and possibly **track** Influenza like **epidemics in real time**.»

(Herland et al., "A review of data mining using big data in health informatics", Journal of Big Data, 2014, 1:2)

Gesamtbewertung von knapp 21.3 Mrd. \$



Wert → Anforderungen → Trends



2

Veränderte Anforderungen

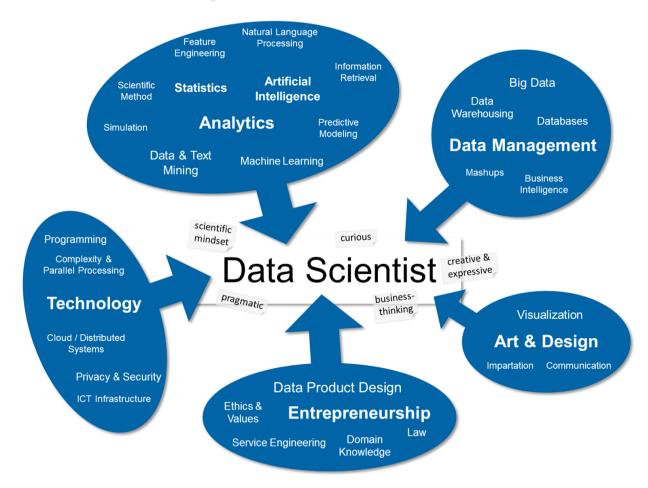
Big Data = grosse Veränderung





zhaw

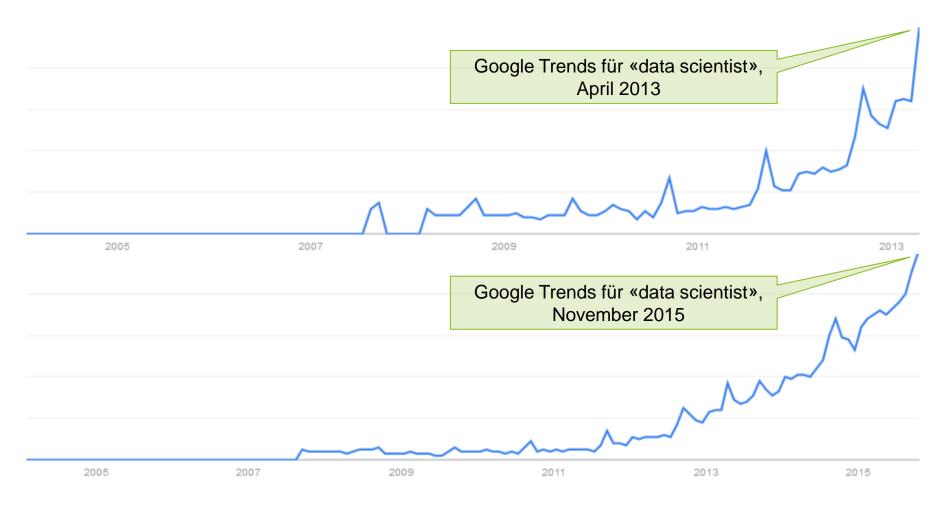
Ein neuer Typ Mitarbeiter Interdisziplinär & praxisbezogen



(Stadelmann et al. (2013). "Applied Data Science in Europe". ECSS 2013, Amsterdam.)

Nur ein Trend? Kontinuierlich steigend









- Besteht seit Herbst 2014
- Anmeldestand Herbst 2015: Wenige freie Plätze im Herbst 2017

CAS Data Science Applications

Machine Learning, Big Data Visualization, Design & Development of Data Products, Data Protection & Security

CAS Information Engineering

Scripting in Python, Information Retrieval & Text Analytics, Databases & SQL, Data Warehousing, Big Data

CAS Datenanalyse

Data Description & Visualization, Statistical Foundations of Analytics, Multiple Regression, Time Series & Forecasting Clustering & Classification

«But merely using data isn't really what we mean by "data science".

A data application acquires its value from the data itself...»

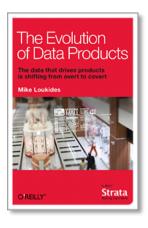
M. Loukides, «What is Data Science?», 2010

Mehrwert durch «Data Products» Loukides, "The Evolution of Data Products", 2011



Offene Data Products

- · Basieren auf Daten, liefern Daten
- Beispiel: Produktempfehlung anhand "Likes" → erzeugt Datensätze in einer DB
- → Charakterisiert durch Datentransformation (data in → data out)



Geschlossene Data Products

- Daten werden nur intern verwendet; Ausgabe ist Lebensqualität
- Beispiel: Navigation durch Karten und Verkehrsinfos -> entspanntes Reisen (durch Liste von Wegpunkten)
- Erweiterung: Ergänzung um Fahrverhaltensanalyse → optimierter Kraftstoffverbrauch

Typische Zutaten

- "Datenausstoss" (Daten, die nebenbei entstehen)
- "Versteckte Daten" (schwer zu gebrauchende Daten; keiner Weiss, was damit anfangen)
- Kombination verschiedener Datenquellen (auch "open data")

Best practices für data product design



Bsp. Empfehlungssystem: Etwas beliebtes vs. etwas neues finden

- Die "Filterblase" hält uns ansonsten im Loch landläufiger Meinung und gepflegter Vorurteile
- Gute Treffer sind nicht genug interessante (d.h. nicht offensichtliche) Treffer sind es
- → "Likes" sind das falsche Optimierungsziel
- → Vorhersagen sind kein enggültiges Ziel; Entscheidungen sind es

Benutzer-zentriertes Design

- Menschen können schlecht mit Rohdaten umgehen
 → gib Ihnen Optionen zum Entscheiden
- Menschen interagieren nicht mit Daten
 → gib Ihnen Anwendungen und
- Menschen kümmern sich nicht um Daten
 - → gib Ihnen **Mehrwert**
- → Data Products sind kein Job für Nerds, (Value Proposition) Design spielt von Anfang an mit



Wert → Anforderungen → Trends



3

Trends aus der Forschung

Technologische Trends



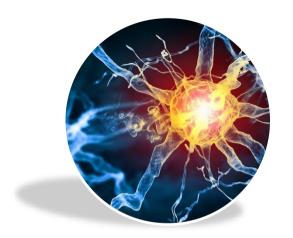
Datenhaltung

- Mix aus klassischen relationalen DBMS...
- ...und Big Data Technologien wie Hadoop Stack

Datenauswertung

- Erste übermenschliche Leistung in Mustererkenungsaufgaben seit 2012
- Auslöser: Deep Learning Verfahren





Zürcher Fachhochschule

21

Hintergrund I: Der ImageNet Wettbewerb



1000 "Klassen"1 Mio. Beispielbilder



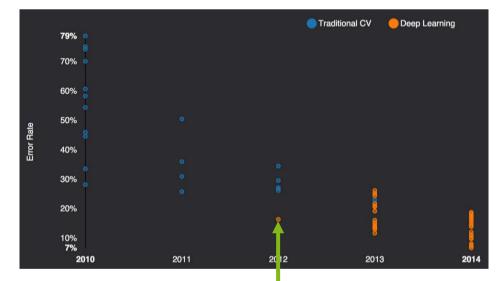












Fortsetzung 2015:

4.95% Microsoft (Feb 6)

→ lässt menschliche Leistung (5.1%) hinter sich

4.8% Google (<u>Feb 11</u>)

4.58% Baidu (May 11)

. .

→ Computer lernen zu sehen

cher Fachhochschule 2012: A. Krizhevsky wendet als erster Deep Learning Verfahren an.

Hintergrund II: Kernidee "feature learning"



Klassicher Ansatz

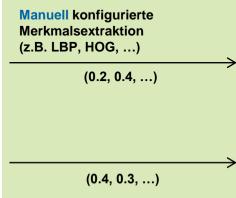


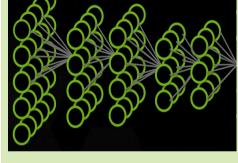


Neuer Deep Learning Ansatz via CNNs (Convolutional Neural Networks)

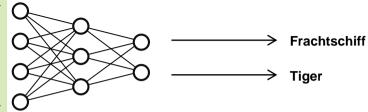




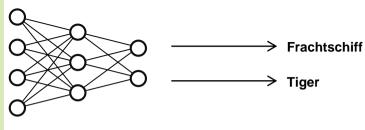




Tradiitionalle Lernverfahren (z.B. SVM, Neuronales Netz, ...)



Verarbeitet automatisch Rohdaten zu visuellen Merkmalen



Beispiel: Data-driven Condition Monitoring Ein KTI-Projekt des ZHAW Datalab mit mechmine IIc



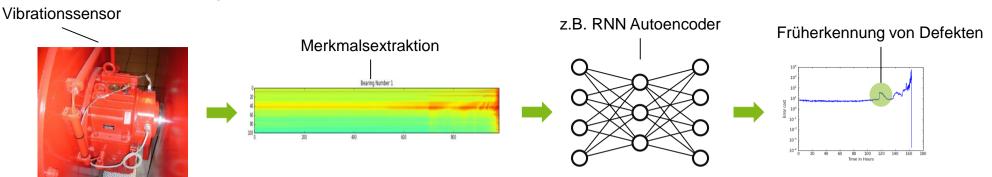
Situation: Wartung grosser (Rotations-)Maschinen ist teuer, Defekte sind noch teurer



Ziel: Wartung dann einplanen, wenn Defekt vorausgesagt wird, nicht einfach regelmässig

Herausforderung: Ansatz finden, der sich automatisch an neue Maschinen anpasst

LÖSUNG: Anomalieerkennung aus dem Machine Learning anwenden, um den Normalzustand jeder Maschine sowie Abweichungen davon rein aus Sensordaten herauslesen zu können; Kombination klassischer Ansätze laut Industriestandard sowie u.a. Deep Learning Autoencoders



Wohin führt die Reise? Eine Prognose.



Maschinen

• ...machen, worin sie gut sind: «Number Crunching», nicht müde werden, Muster erkennen

Menschen

• ...machen, worin sie unersetzbar sind: Entscheidungen treffen



→ Datenanalyse in Zeiten von Big Data hat folgenden Wert: Ein Navigationsgerät – es zeigt Routen auf, wir dürfen selber fahren

Zusammenfassung



- Es braucht nicht viele Daten, um im Big Data Zeitalter zu profitieren
- Es braucht gute Leute, gut ausgebildet als Data Scientists
- Mehrwert kommt aus Data Products, die Daten verwenden, aber Lebensqualität liefern
- Analytics- und Storage Technologien entwickeln sich rasant weiter
- Es werden immer Kombinationen von Ansätzen eingesetzt







Mehr zu mir:

- Leiter ZHAW Datalab
- thilo.stadelmann@zhaw.ch
- 058 934 72 08
- www.zhaw.ch/~stdm

Mehr Data Science?

- Weiterbildung www.zhaw.ch/datalab
- Konferenz: www.zhaw.ch/datalab/sds2016
- Projekte: datalab@zhaw.ch
- Verband data+service: In Gründung, offen für Mitglieder.
- → Fragen Sie gerne an.