





AGENDA

- 1. Erklärung Data Science
- 2. Vorgehensweise Use Case Data Science
- 3. Fallbeispiel inklusive Data Engineering



RÜCKBLICK AUF LETZTE WOCHE...

	Kunden-ID	Name	Geboren	Alter	Adresse	Kreditkartennummer	Einkäufe 2020	Umsätze 2020
Sicherstellen	ID definiert und eindeutig (d.h. darf max. 1 mal vorkommen)	Liegt vor	Datum in europäischem Format: TT.MM.YY., sonst umwandeln		vorliegen	 1. 12 ≤ Anzahl Ziffern ≤ 16 2. Korrekte Prüfsumme (bspw. Luhn-Algorithmus¹) 		Währung in EUR, sonst umwandeln
Relevant für Wertschöpfung per Empfehlung/ Service	-	-	Altersgruppen	l '	Ja, bspw. Wohnort		Ja, für Empfehlungen	Ja, für Empfehlungen

- Wie generiert die gewählte Firma mit Daten Einnahmen?
- Welche Daten benötigt die gewählte Firma hierfür?
- Wie müssen die Daten dann sein? Welche Kriterien für Datenqualität sind dann wichtig?
- Skalieren: Nehmen Sie an, Sie haben 100 000 oder mehr Kunden/ User.
 - Können Sie Regeln für das Erfassen, Prüfen, Auswerten der Daten definieren?
 - Wie können Sie -bspw. auf Basis der definierten Regeln die Vorgänge automatisieren?





Sie haben in Ihren Fallbeispielen Sixt, H&M, Amazon genommen und wollten per personalisierten Empfehlungen an Ihre Kunden Einnahmen generieren.

Aber:

- wie stellen Sie fest, was für Ihre Kunden denn passende personalisierte Empfehlungen sind?
- Und was zeichnet "den" Kunden aus? Wer ist denn "der" Kunde?
- Und wie kann man statistisch verläßliche Aussagen treffen? (Nächste Woche)



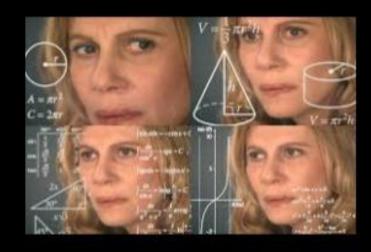


TECHNICAL APPLICATIONS AND DATA MANAGEMENT: DATA SCIENCE UND DATA ENGINEERING | DR. JENS KOHL

what my friends think I do

what my family thinks I do

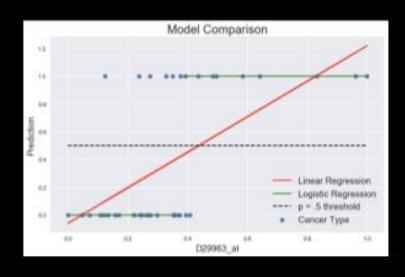
what society thinks I do

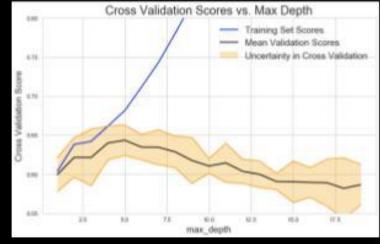


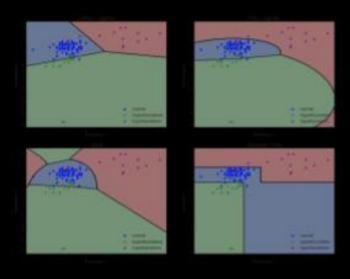




what I actually (will) do in Data Science 1

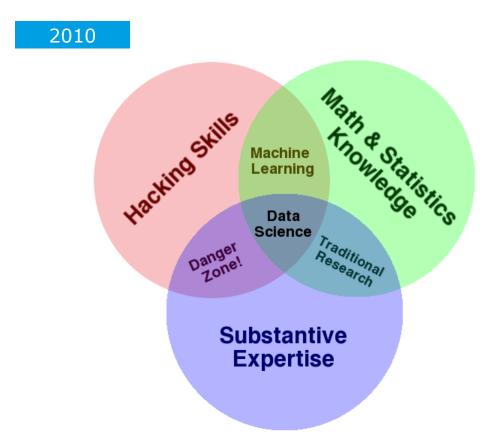




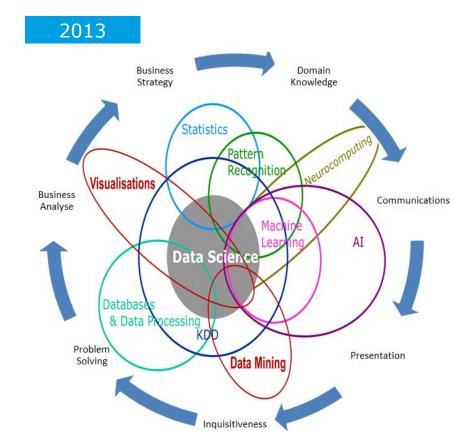




VERSTÄNDNIS FÜR BEGRIFF SOWIE UMFANG DATA SCIENCE HAT SICH STARK GEÄNDERT IN DEN LETZTEN JAHREN.



Quelle: Drew Conway 2010, verfügbar unter: Link



Quelle: B. Tierney, 2013, verfügbar unter: Link



VERSTÄNDNIS FÜR BEGRIFF SOWIE UMFANG DATA SCIENCE HAT SICH STARK GEÄNDERT IN LETZTEN JAHREN.

2016

Understand customers Ask good questions Define metrics that matter Substantive Make it actionable Expertise Translate for nontechnical audience (Marketing) Constraints (privacy, legal) Statistical packages Get the right data Data Traditional Engineer Research Data Advanced math Science Data preparation Experimental design Machine Data governance -Learning Hacking Model fitting SQL and **Statistics** Coding Scripting languages Predictive analytics

2019



Quelle: NIST big data workgroup, 2019, verfügbar unter: Link

Quelle: Gartner 2016, verfügbar unter: Link



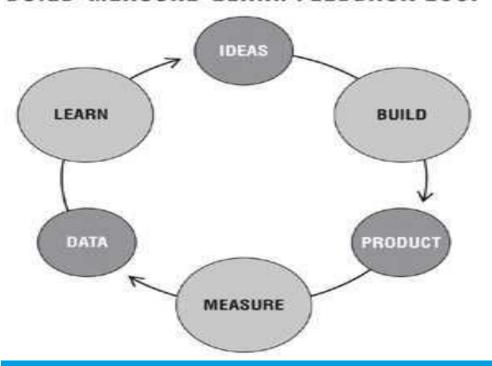
2. VORGEHENSWEISE BEI EINEM DATA SCIENCE USE CASE

TECHNICAL APPLICATIONS AND DATA MANAGEMENT: DATA SCIENCE UND DATA ENGINEERING | DR. JENS KOHL





BUILD-MEASURE-LEARN FEEDBACK LOOP



Vorgehensweise einer "data-driven company"

Ask an interesting question

Get the Data

Explore the Data

Model the Data

Communicate/Visualize the Results

Generische Vorgehensweise Data Science

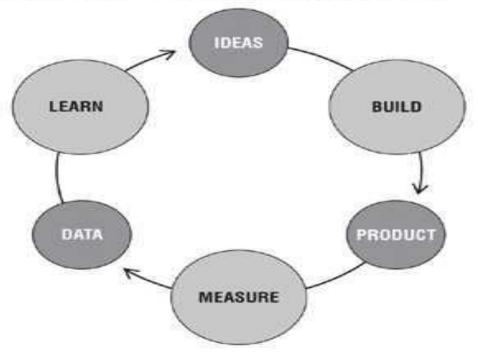
Quelle: E. Ries, "The Lean Start-up", 2011

Quelle: Protopapas, Rader, Tanner, CS109 Data Science, 2020, Link



DER BUILD-MEASURE-LEARN-FEEDBACK LOOP WIRD SEHR OFT IN STARTUPS, ABER AUCH ANDEREN DIGITALEN FIRMEN EINGESETZT.

BUILD-MEASURE-LEARN FEEDBACK LOOP



Minimize TOTAL time through the loop

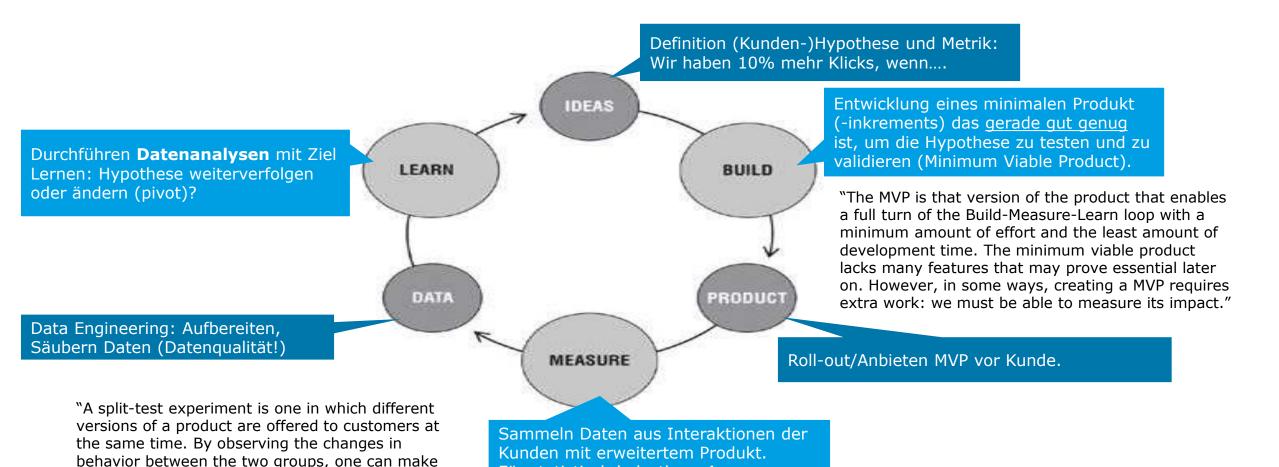
"The fundamental activity of a startup is to turn ideas into products, measure how customers respond, and then learn whether to pivot or persevere. All successful startup processes should be geared to accelerate that feedback loop".

"Startups exist not just to make stuff, make money, or even serve customers. They exist to learn how to build a sustainable business. This learning can be validated scientifically by running frequent experiments that allow entrepreneurs to test each element of their vision."

Iterativer Prozess mit dem Ziel kontinuierliches Lernen



DETAILLIERUNG BUILD-MEASURE-LEARN FEEDBACK LOOP.



Für statistisch belastbare Aussagen

(oder Split bzw. "A/B-Test") eingesetzt.

wird ein stat. Hypothesen-Test

inferences about the impact of the different

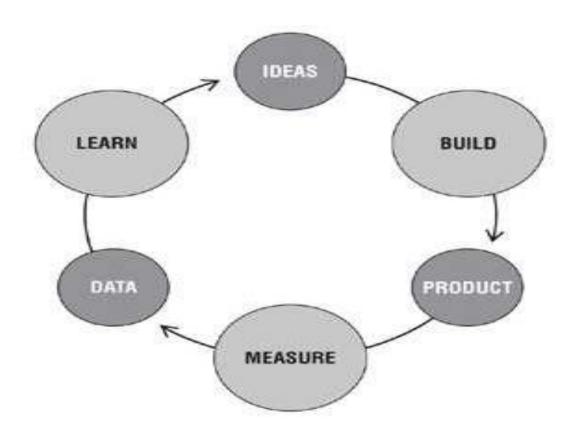
names to each variation.)"

variations. (This technique is sometimes called

A/B testing after the practice of assigning letter



VERTIEFUNG BUILD-MEASURE-LEARN FEEDBACK LOOP.



Sie sind verantwortlicher Manager eines Online-Shops/ ...

- Wofür wären Kunden bereit (mehr) zu zahlen? Welche Kundenhypothese haben Sie?
- Was wäre Ihr MVP, um diese Hypothese zu testen?
- Was wären (beispielhafte) Metriken für Messen dieser Hypothese?

Am Beispiel WhatsApp:

- Hypothese: Versenden beliebiger Handy-Nachrichten per Internet statt SMS/ MMS liefert Mehrwert für Kunden (für den Kunden auch zahlen¹ würden).
- MVP: eine App, die nur Text versenden kann (Roll-out erst für iPhone um Aufwand zu sparen und mehr Nutzer).
- Metriken: Anzahl Downloads für App, Anzahl versendeter Nachrichten, Anzahl zahlender Kunden, Anzahl Power-User (Kunden mit mehr als x Nachrichten),

Definieren Sie in Gruppenarbeit einen Durchlauf des Loop für einen Online-Shop oder eine andere digitale Firma



Ask an interesting question

Get the Data

Explore the Data

Model the Data

Communicate/Visualize the Results

Was ist die Fragestellung?

Was würde ich tun, wenn ich alle verfügbare Daten hätte?

Was möchte ich abschätzen/ vorhersagen?



Ask an interesting question

Get the Data

Explore the Data

Model the Data

Communicate/Visualize the Results

Wie wurden die Daten generiert?

Welche Daten sind relevant?

Datenschutz??



Ask an interesting question

Get the Data

Explore the Data

Model the Data

Communicate/Visualize the Results

Daten darstellen (visuelles Verständnis)

Gibt es Anomalien? Unplausible Werte?

Sehen Sie Muster in den Daten?



Ask an interesting question

Get the Data

Explore the Data

Model the Data

Communicate/Visualize the Results

Modell erstellen

Modell trainieren auf Daten ("fitten")

Modell validieren



Ask an interesting question

Get the Data

Explore the Data

Model the Data

Communicate/Visualize the Results

Was habe ich gelernt?

Machen die Ergebnisse Sinn?

Ergebnisse verständlich kommunizierbar? Story??



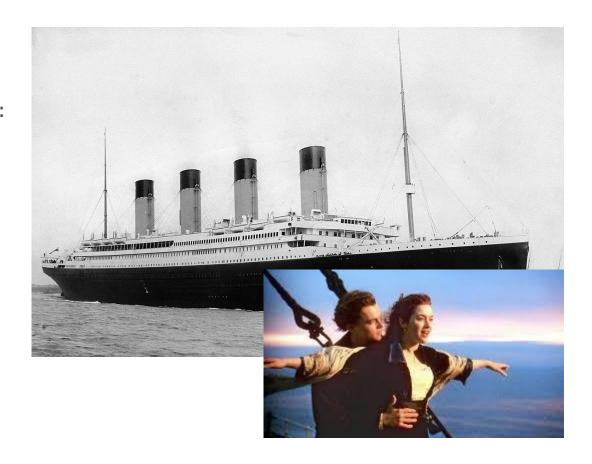


TECHNICAL APPLICATIONS AND DATA MANAGEMENT: DATA SCIENCE UND DATA ENGINEERING | DR. JENS KOHL



HANDS ON DATA SCIENCE AM FALLBEISPIEL TITANIC.

- Passagierliste Titanic ist beliebter Datensatz für Data Science:
 - Kleiner Datensatz (1310 Zeilen à 14 Spalten)
 - Deckt ganzen Workflow inkl. üblicher Probleme ab
 - Fragestellung einfach verständlich und interessant
- Was werden wir machen:
 - Import/ Laden der Daten
 - Data Engineering: säubern, aufbereiten, neue Features
 - Univariate Datenanalysen (Analyse eines Features)
 - Multivariate Datenanalysen (Analyse mehrerer Features)
 - Annäherung Zielvariable per manueller Optimierung



Später werden wir Libraries einsetzen, um viele der o.a. Tätigkeiten zu automatisieren. Für den Anfang sollten Sie aber diese Schritte im Detail mal gesehen haben.

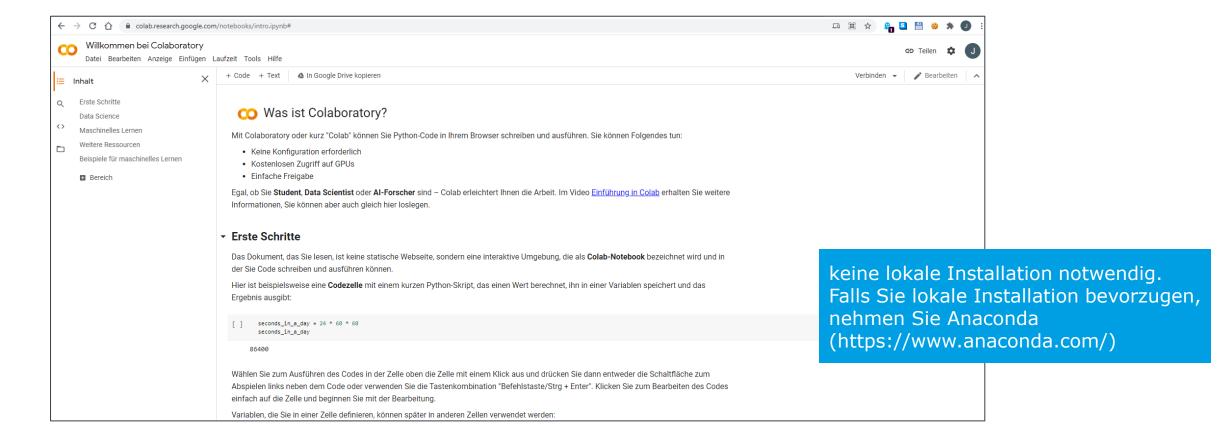


ALS PROGRAMMIERSPRACHE WERDEN WIR PYTHON EINSETZEN.

- Einfach zu erlernen und zu benutzen.
- Kostenfrei verfügbar.
- Sehr viele kostenfreie, leistungsfähige Bibliotheken, die viel Programmierarbeit abnehmen.
- Flexibel und weit einsetzbar.
- Sehr häufig für Data Science und Künstliche Intelligenz eingesetzt.
- Sehr viele frei verfügbare Beispiele und Tutorials.



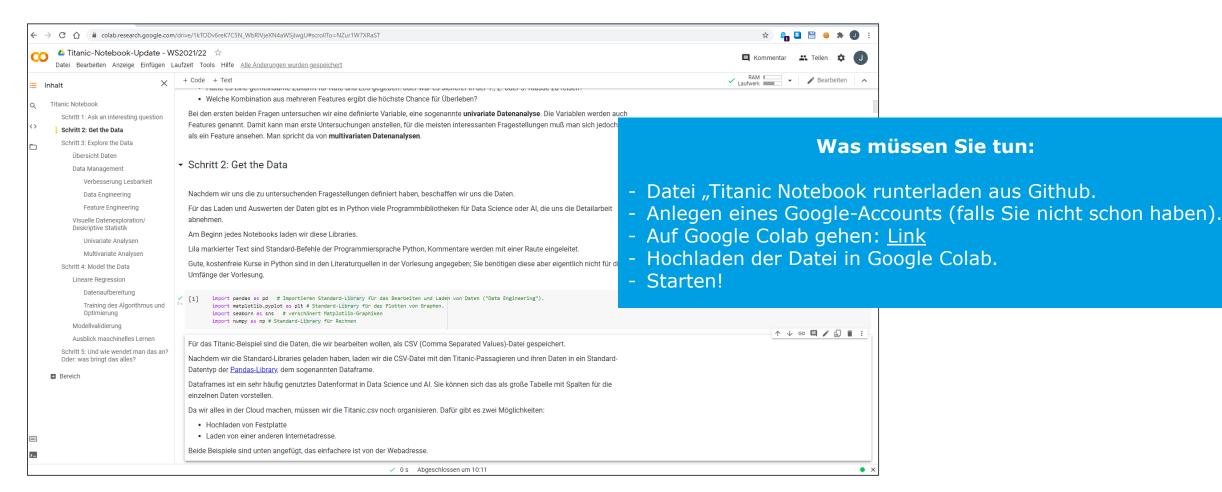
IM RAHMEN DER VORLESUNG WERDEN SIE PROGRAMMIEREN, EMPFEHLUNG PROGRAMMIERUMGEBUNG IST GOOGLE COLAB.



https://colab.research.google.com/notebooks/intro.ipynb#



WIR SCHAUEN UNS DIE EINZELNEN SCHRITTE ANHAND EINES NOTEBOOKS AUF COLAB AN.





HANDS ON DATA SCIENCE-FALLBEISPIEL

Ask an interesting question

Get the Data

Explore the Data

Model the Data

Communicate/Visualize the Results

Was ist die Fragestellung?

Was würde ich tun, wenn ich alle Daten hätte?

Was möchte ich abschätzen/ vorhersagen?

- Wie hoch war die Überlebens-Chance eines Passagiers der Titanic?
- Hätte es eine gemeinsame Zukunft für Kate und Leonardo gegeben: oder war es sicherer, in der 1., 2. oder 3. Klasse zu reisen?
- Was ist der sicherste Indikator für das Überleben eines Passagiers?



Ask an interesting question

Get the Data

Explore the Data

Model the Data

Communicate/Visualize the Results

Wie wurden die Daten generiert?

Welche Daten sind relevant?

Privacy??

- Daten sind aus Passagierliste abgetippt
- Relevante Daten: schauen wir es uns an
- Privacy: eher nicht relevant

FRESENIUS UNIVERSITY OF APPLIED SCIENCES

DATENMANAGEMENT.

- Aufbereiten Daten für bessere Lesbarkeit:
 - Spaltennamen ändern:
 - Sibsp: Number of Siblings/Spouses Aboard
 - Parch: Number of Parents/Children Aboard
 - Werte statt Abkürzungen (categorical Variables) für Embarked: C = Cherbourg; Q = Queenstown; S = Southampton
- Datenqualität verbessern:
 - Null-, Leere Werte: welchen Wert nehmen? (Imputing)
 - Zielvariable definieren und an richtiger Stelle: Survived

Sehr aufwendig, sehr oft erfahrungsgetrieben. Umsetzung mit Programmierkenntnissen empfohlen, da man so schnell die Auswirkungen auswerten kann.

- Neue Spalten bauen (Feature Engineering)
 - Altersgruppen (KIND, TEENAGER, ERWACHSEN)
 - Boat corrected

Benötigen wir vor allem bei Machine Learning



Ask an interesting question

Get the Data

Explore the Data

Model the Data

Communicate/Visualize the Results

Daten aufzeichnen (visuelles Verständnis)

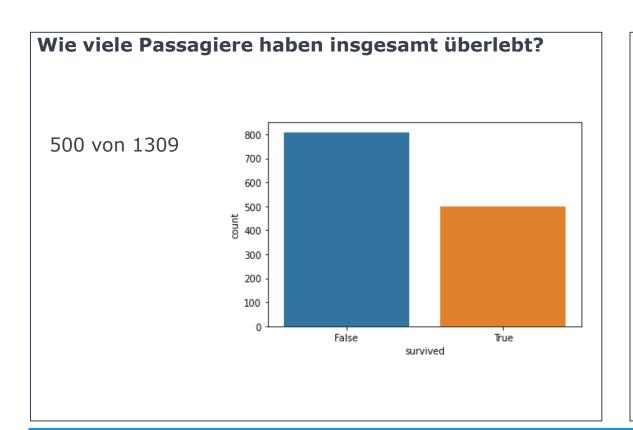
Gibt es Anomalien? Unplausible Werte?

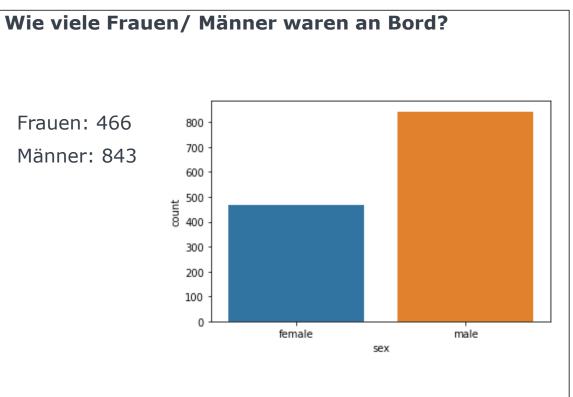
Sehen Sie Muster in den Daten?

Gehen wir's an! Programm-Code für die jeweiligen Auswertungen finden Sie im Titanic-Notebook (<u>Link</u>)



DATENEXPLORATION: UNTERSUCHEN EINZELNER MERKMALE (UNIVARIATE ANALYSEN).





Empfehlung: Einsatz univariater Analyse am Anfang jeder Datenanalyse, um Muster oder Anomalien in Daten zu erkennen.



DATENEXPLORATION: UNTERSUCHEN MEHRERER MERKMALE (MULTIVARIATE ANALYSEN).

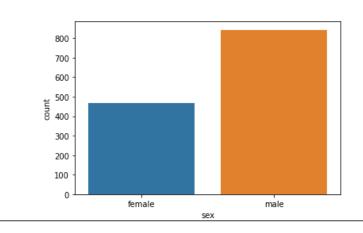
Zwei Attribute: wie viele Frauen/Männer überlebten?

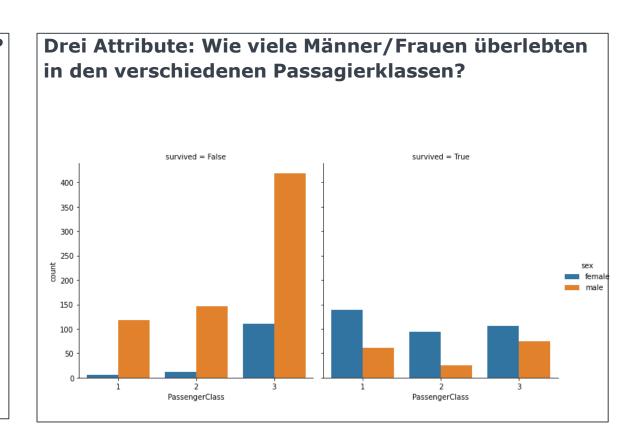
Geschlecht an Bord: Frauen 466, Männer 843

Überlebt:

Frauen überlebt: 339/466 = 72%

– Männer überlebt: 161/843 = 19%







DATENEXPLORATION: UNTERSUCHEN MEHRERER MERKMALE (MULTIVARIATE ANALYSEN).

Verteilung Geschlechter aus Passagierklassen:

- Anzahl Männer und Passagierklasse: PC1 = 179, PC2 = 171, PC3 = 493)
- Anzahl Frauen und Passagierklasse: PC1 = 144, PC2 = 106, PC3 = 216)

Bedingte Wahrscheinlichkeit daß gegeben ein Mann er in Passagierklasse 3 war

- Pr(Männlich | Passagierklasse=3) = P(Männlich und Passagierklasse 3) / P(Männlich) = 493/843 = 58%
- Pr(Frau | Passagierklasse=1) = P(Frau und Passagierklasse 1) / P(Frau) = 144/466 = 30%

Gibt es Unterschiede für die Anzahl Überlebende/ Überlebensrate abhängig von Geschlecht und Passagierklasse

Pr(Überlebensrate | Männlich, Passagierklasse = X) = Pr(Überlebensrate und Männlich und Passagierklasse X) / Pr(Überlebensrate)

Kettenregel, kommt in späterer Vorlesung

Gerne zum Ausprobieren: Gegeben alle Attribute, welches ist das mit der geringsten Indikation fürs Überleben?



ERSTE DATENANALYSEN IN GRUPPENARBEIT.

Fahrpreis:

- Was war der höchste Fahrpreis, den ein weiblicher Passagier zahlte?
- Schwierig: Was war der durchschnittliche Fahrpreis für Frauen je Passagierklasse?

Zusteigeort:

- Was der häufigste Zusteigeort (Embark) für Passagierklasse 1?
- Gibt es einen Zusammenhang zwischen Zusteigeort (Embark) und der Überlebenschance?

Alter:

- Schwierig: Was ist das Durchschnittsalter in der 2. Klasse? Ist es h\u00f6her als das f\u00fcr die 3. oder 1. Klasse?
- Was ist das Durchschnittsalter in 2. Klasse für Männer?



FALLS SIE GERNE WEITERE ERFAHRUNGEN SAMMELN WOLLEN....

- Amazon TOP 50 Books: https://www.kaggle.com/sootersaalu/amazon-top-50-bestselling-books-2009-2019
- Credit Card Approval: https://www.kaggle.com/rikdifos/credit-card-approval-prediction
- Starbucks Menu: https://www.kaggle.com/starbucks/starbucks-menu?select=starbucks-menu-nutrition-food.csv
- Wetter: https://www.kaggle.com/sudalairajkumar/daily-temperature-of-major-cities



LITERATUR UND WEITERE QUELLEN (AUSZUG).

Statistik:

- James, Witten, Hastie and Tibshirani: An Introduction to Statistical Learning (freies Ebuch unter: <u>Link</u>)
- Spiegelhalter: The Art of Statistics: Learning from Data
- Witte: Statistics (10th Edition)
- Silver: The Signal and the noise
- Taleb: Black Swan
- Huff: How to Lie with Stastistics
- Wheelan: Naked statistics

Kostenfreie Online-Kurse (bei Interesse):

- Data Science mit Excel (<u>Link</u>)
- Python-Kurse
 - Python for Everybody (<u>Link</u>)
 - Udacity Python Course (<u>Link</u>)
 - Kaggle Courses:
 - Python (<u>Link</u>)
 - Python Library Pandas (Link)
 - PythonData Visualization (<u>Link</u>)