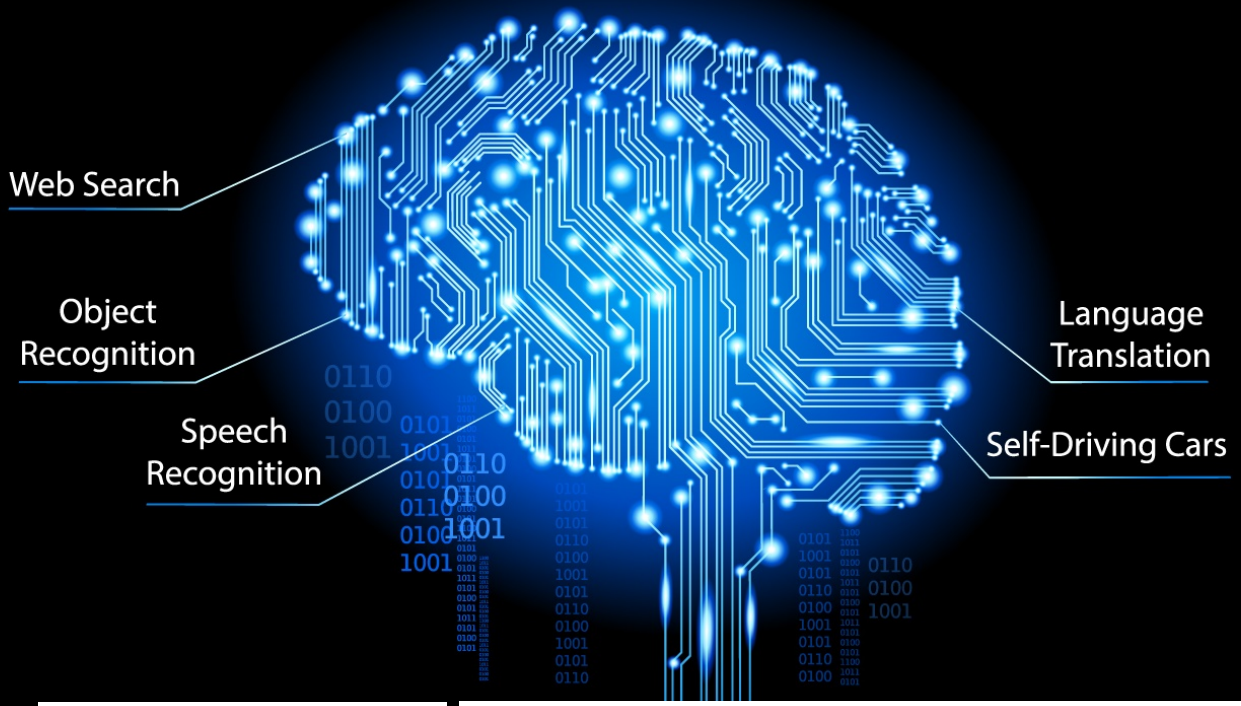


b+m Informatik

KI & ML – Ein Blick unter die Mortorhaube

b+m Engineering

Digitale Woche 2020

Agenda

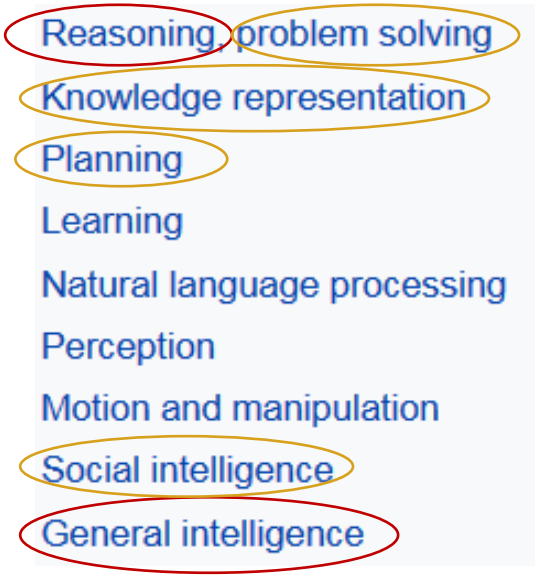
Die drei großen Bereiche des Machine Learning –
dazu relevante Anwendungsbeispiele, sowie Einführung in die Funktionsweise

1. KI – Sichten

2. Supervised Learning: Image Classification mit Convolutional Neural Nets
3. Unsupervised Learning: Anomalieerkennung/Fraud Detection
4. Reinforcement Learning: Deep Q-Learning

5. KI - typische Missverständnisse
6. Projektmanagement-Aspekte

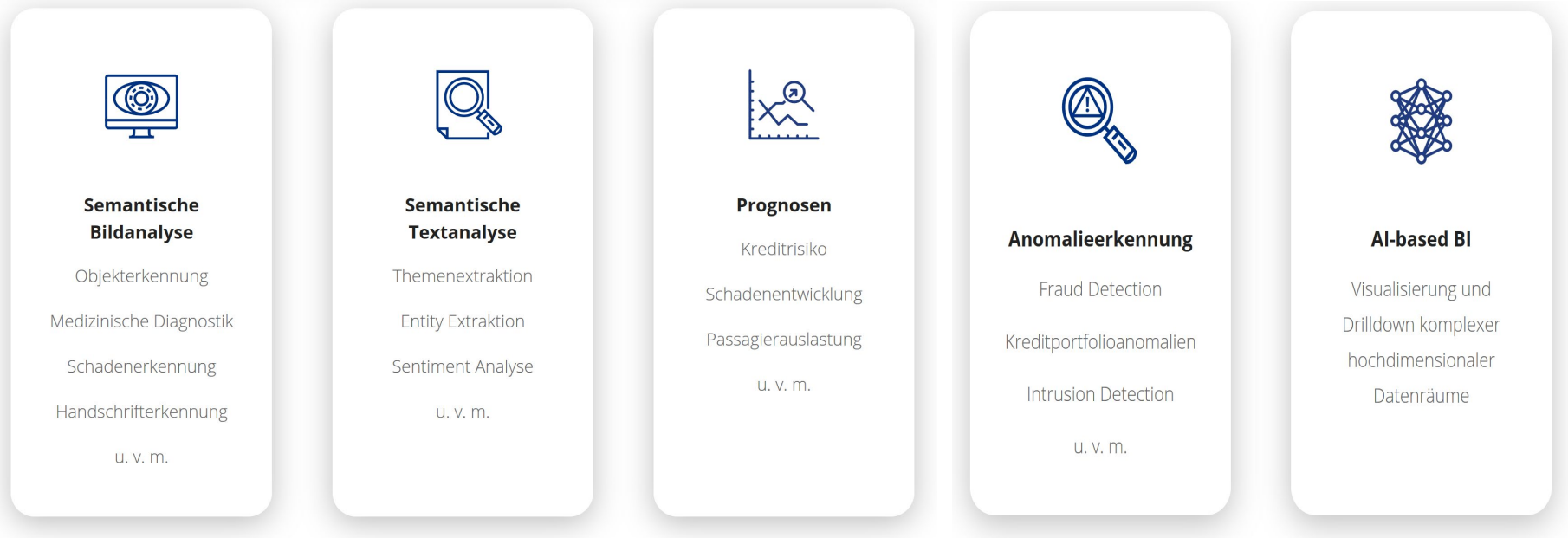
KI – Forschungssicht



Spitzenforschung

Forschung in den Kinderschuhen

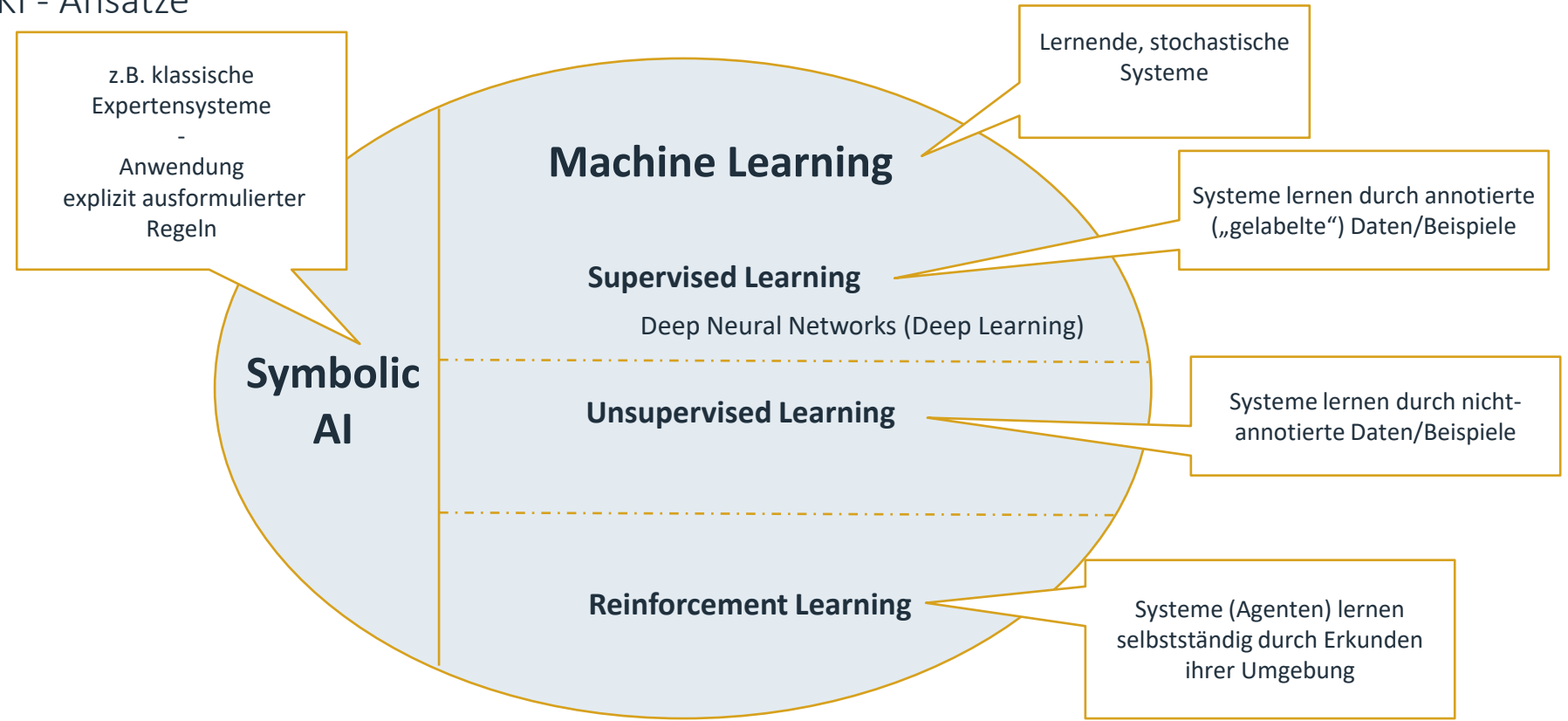
KI – Anwendungssicht - Beispiele



vgl. www.bminformatik.de/themen/ki/

u.v.v.m wie Chatbots, Robo-Advisors, Robitics, Autonomes Fahren, Steuerungen …

KI - Ansätze


z.B. klassische Expertensysteme - Anwendung explizit ausformulierter Regeln
Symbolic AI
Machine Learning
Lernende, stochastische Systeme
Supervised Learning
Systeme lernen durch annotierte („gelabelte“) Daten/Beispiele
Deep Neural Networks (Deep Learning)
Unsupervised Learning
Systeme lernen durch nicht-annotierte Daten/Beispiele
Reinforcement Learning
Systeme (Agenten) lernen selbstständig durch Erkunden ihrer Umgebung

Agenda

Die drei großen Bereiche des Machine Learning –
dazu relevante Anwendungsbeispiele, sowie Einführung in die Funktionsweise

1. KI – Sichten

2. Supervised Learning: Image Classification mit Convolutional Neural Nets
3. Unsupervised Learning: Anomalieerkennung/Fraud Detection
4. Reinforcement Learning: Deep Q-Learning

5. KI - typische Missverständnisse
6. Projektmanagement-Aspekte

Image Classification & Transfer Learning mit Convolutional Neural Nets

AI Info | Classify Image

Response from Artificial Neural Network

You are connected with a ResNet50 instance.

General info:

- Description: ResNet50 trained on ImageNet dataset
- Origin: Deep learning benchmark by Kaiming He et.al.,2015
- Task type: Computer vision / single object image classification

Instance info:

- Scope: Animals (focus on cats and dogs), commodity items
- Target classes: 1000
- Training data: ImageNet.ILSVRC, 1.2M samples
- Input: (*,224,224,3)-shaped tensor (normalized batch of RGB-images)

Architecture info:

- Type: Deep Residual Convolutional Neural Net (RNN/CNN)
- Number of residual blocks: 50
- Number of learnable parameters: 25.5M
- Number of hyperparameters: 53.1T
- Runtime: Keras with tensorflow backend

Input Image

Response from Artificial Neural Network

Image processed: true

Classification:
ringlet (probability:99.799%)
great_grey_owl (probability:0.042%)
bittern (probability:0.041%)
lycaenid (probability:0.026%)
sulphur_butterfly (probability:0.009%)

W-keits Verteilung

Image Classification & Transfer Learning mit Convolutional Neural Nets

AI Info | Classify Image

Response from Artificial Neural Network

You are connected with a ResNet50 instance.

General info:

- Description: ResNet50 trained on ImageNet dataset
- Origin: Deep learning benchmark by Kaiming He et.al.,2015
- Task type: Computer vision / single object image classification

Instance info:

- Scope: Animals (focus on cats and dogs), commodity items
- Target classes: 1000
- Training data: ImageNet.ILSVRC, 1.2M samples
- Input: (*,224,224,3)-shaped tensor (normalized batch of RGB-images)

Architecture info:

- Type: Deep Residual Convolutional Neural Net (RNN/CNN)
- Number of residual blocks: 50
- Number of learnable parameters: 25.5M
- Number of hyperparameters: 53.1T
- Runtime: Keras with tensorflow backend

Input Image

Response from Artificial Neural Network

Image processed: true

Classification failed
No distinct/unique match for known classes
Best matches:
racer (probability:19.781%)
sports_car (probability:19.045%)
car_wheel (probability:13.644%)
convertible (probability:6.213%)
pickup (probability:4.880%)

Image Classification & Transfer Learning mit Convolutional Neural Nets

AI Info | Classify Image

Response from Artificial Neural Network

You are connected with a modified ResNet50 instance.
Specialization via transfer learning: Cars

General info:

- Description: ResNet50 trained on Stanford.Cars dataset
- Origin: Deep learning architecture by Kaiming He et.al.,2015
- Transfer learning adoption: Tom Stahl
- Task type: Computer vision / single object image classification

Instance info:

- Scope: Cars (American market up to 2013)
- Target classes: 196
- Training data: Stanford.Cars, 11286 samples
- Input: (*,224,224,3)-shaped tensor (normalized batch of RGB-images)

Architecture info:

- Type: Deep Residual Convolutional Neural Net (RNN/CNN)
- Number of residual blocks: 50
- Number of transfer learning layers: 1
- Number of frozen layers during fit: 0
- Number of learnable parameters: 23.9M
- Number of hyperparameters: 53K
- Runtime: Keras with tensorflow backend

Transfer Learning = Adaption auf andere Domäne

- **Wiederverwendung des „visuellen Cortex“**
- **Wesentlich weniger Samples nötig**
- **Wesentlich kürzere Trainingszeit**

Image Classification & Transfer Learning mit Convolutional Neural Nets

AI Info | Classify Image

Response from Artificial Neural Network

You are connected with a modified ResNet50 instance.
Specialization via transfer learning: Cars

General info:

- Description: ResNet50 trained on Stanford.Cars dataset
- Origin: Deep learning architecture by Kaiming He et.al.,2015
- Transfer learning adoption: Tom Stahl
- Task type: Computer vision / single object image classification

Instance info:

- Scope: Cars (American market up to 2013)
- Target classes: 196
- Training data: Stanford.Cars, 11286 samples
- Input: (*,224,224,3)-shaped tensor (normalized batch of RGB-images)

Architecture info:

- Type: Deep Residual Convolutional Neural Net (RNN/CNN)
- Number of residual blocks: 50
- Number of transfer learning layers: 1
- Number of frozen layers during fit: 0
- Number of learnable parameters: 23.9M
- Number of hyperparameters: 53K
- Runtime: Keras with tensorflow backend

Input Image

Response from Artificial Neural Network

Image processed: true

Classification:
Dodge Challenger SRT8 2011 (probability:99.943%)
Dodge Charger SRT-8 2009 (probability:0.055%)
Rolls-Royce Phantom Sedan 2012 (probability:0.001%)
Chevrolet Camaro Convertible 2012 (probability:0.001%)
Jaguar XK XKR 2012 (probability:0.000%)

Image Classification & Transfer Learning mit Convolutional Neural Nets

AI Info | Classify Image

Response from Artificial Neural Network

You are connected with a modified ResNet50 instance.
Specialization via transfer learning: Cars

General info:

- Description: ResNet50 trained on Stanford.Cars dataset
- Origin: Deep learning architecture by Kaiming He et.al.,2015
- Transfer learning adoption: Tom Stahl
- Task type: Computer vision / single object image classification

Instance info:

- Scope: Cars (American market up to 2013)
- Target classes: 196
- Training data: Stanford.Cars, 11286 samples
- Input: (*,224,224,3)-shaped tensor (normalized batch of RGB-images)

Architecture info:

- Type: Deep Residual Convolutional Neural Net (RNN/CNN)
- Number of residual blocks: 50
- Number of transfer learning layers: 1
- Number of frozen layers during fit: 0
- Number of learnable parameters: 23.9M
- Number of hyperparameters: 53K
- Runtime: Keras with tensorflow backend

Input Image

Response from Artificial Neural Network

Image processed: true

Classification:
Chevrolet Corvette Convertible 2012 (probability:82.123%)
Mercedes-Benz 300-Class Convertible 1993 (probability:8.252%)
Ferrari California Convertible 2012 (probability:5.712%)
Ford GT Coupe 2006 (probability:2.870%)
Plymouth Neon Coupe 1999 (probability:0.243%)

Image Classification & Transfer Learning mit Convolutional Neural Nets

AI Info | Classify Image

Response from Artificial Neural Network

You are connected with a modified ResNet50 instance.
Specialization via transfer learning: Cars

General info:

- Description: ResNet50 trained on Stanford.Cars dataset
- Origin: Deep learning architecture by Kaiming He et.al.,2015
- Transfer learning adoption: Tom Stahl
- Task type: Computer vision / single object image classification

Instance info:

- Scope: Cars (American market up to 2013)
- Target classes: 196
- Training data: Stanford.Cars, 11286 samples
- Input: (*,224,224,3)-shaped tensor (normalized batch of RGB-images)

Architecture info:

- Type: Deep Residual Convolutional Neural Net (RNN/CNN)
- Number of residual blocks: 50
- Number of transfer learning layers: 1
- Number of frozen layers during fit: 0
- Number of learnable parameters: 23.9M
- Number of hyperparameters: 53K
- Runtime: Keras with tensorflow backend

Input Image

Response from Artificial Neural Network

Image processed: true

Classification failed
No distinct/unique match for known classes
Best matches:
HUMMER H3T Crew Cab 2010 (probability:28.610%)
Bentley Mulsanne Sedan 2011 (probability:11.431%)
Acura ZDX Hatchback 2012 (probability:9.035%)
Jeep Liberty SUV 2012 (probability:8.209%)
Ferrari California Convertible 2012 (probability:7.326%)

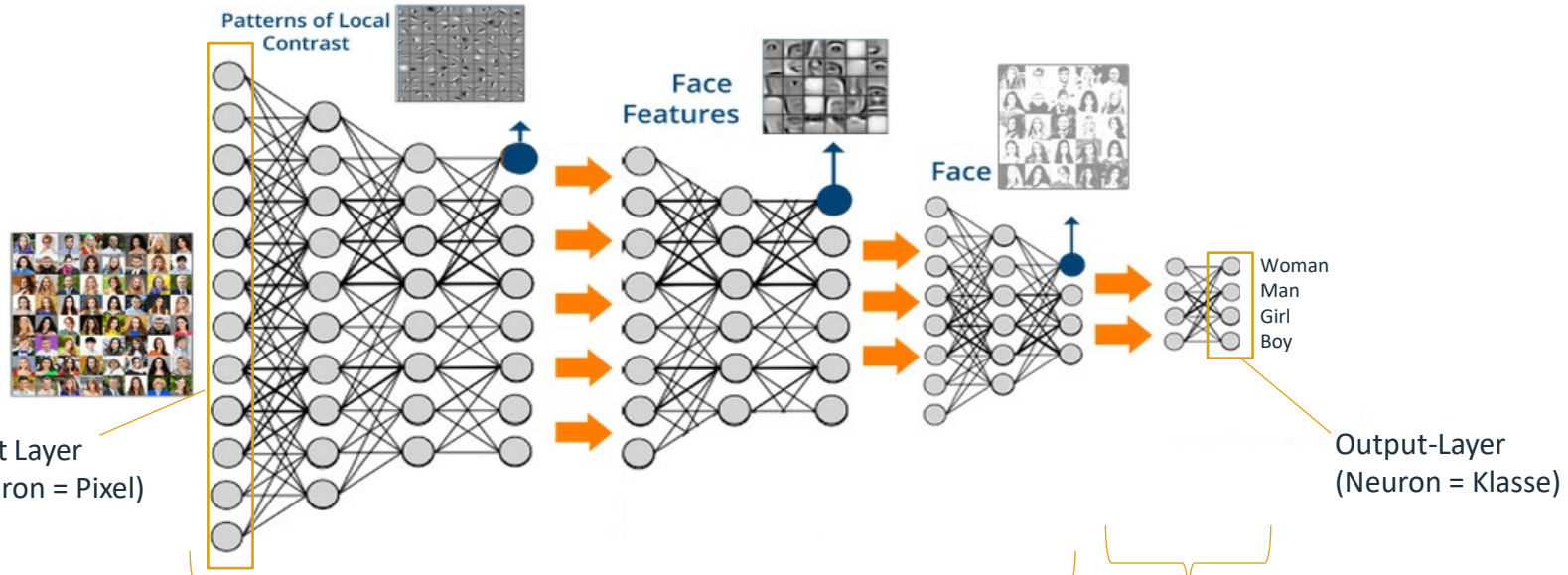
UseCases für Image Recognition mit Transfer Learning

- Automatische Schadenklassifikation bei Versicherungen
- Medizinische Diagnostik
- Fehlerdiagnose in der industriellen Fertigung
- Umwelt(schutz) Überwachung durch Webcams o. Drohnen
- U.v.m.

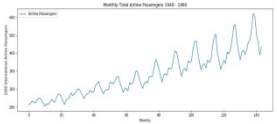
Convolutional Neural Nets – Beispiel: Face Classification

Classification Output

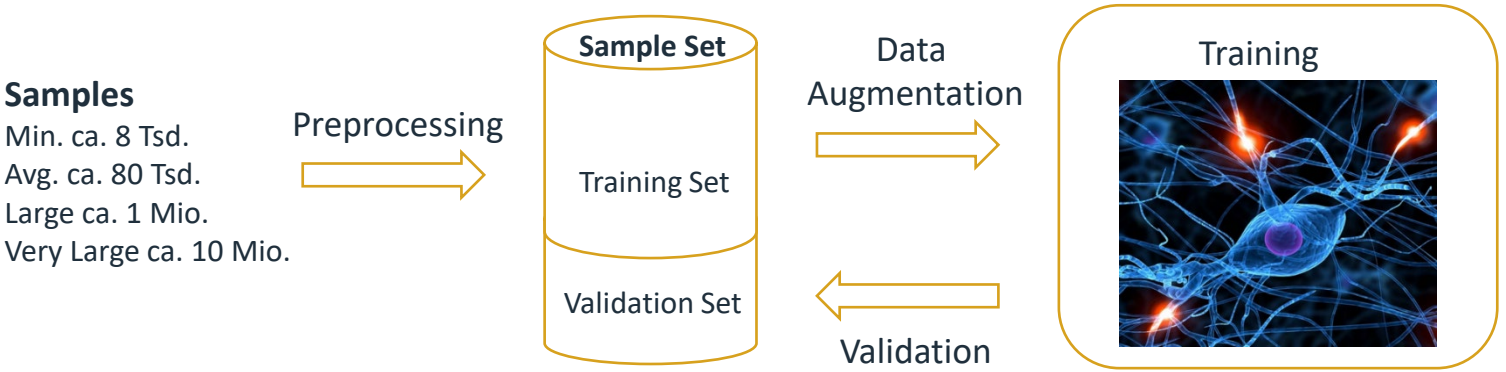
Woman:	85%
Girl:	14,5%
Boy:	0,5%
Man:	0%



Supervised Learning – Training and Validation: Samples

	Input	**Target (Output)**
Image Classification Sample		„Jaguar E-Type Serie-1 Roadster“
Semantic Text Analysis Sample (Topic + Sentiment Analysis)		Beschwerde, Schadenmeldung; „empört“
Data Based Prediction Sample	**Adresse: Schlossallee 1** **Liquidität: 50 TEUR** **Mahnungen: 10** **Mtl. Ausgaben: 3 TEUR** **…**	Kreditausfall nach 3 Jahren
Time Series Prediction Sample	 **Passagierzahlen KW1-6 2018**	Passagierzahlen KW7 2018

Supervised Learning – Training and Validation: Sample Sets



Agenda

Die drei großen Bereiche des Machine Learning –
dazu relevante Anwendungsbeispiele, sowie Einführung in die Funktionsweise

1. KI – Sichten

2. Supervised Learning: Image Classification mit Convolutional Neural Nets
3. Unsupervised Learning: Anomalieerkennung/Fraud Detection
4. Reinforcement Learning: Deep Q-Learning

5. KI - typische Missverständnisse
6. Projektmanagement-Aspekte

Data-Based Unsupervised Learning - Charakteristika

- Samples bestehen nur aus dem Input – es gibt keine Labels (Targets)
  (d.h. keine Zielvorgabe/Soll-Output).
- Das ML-Modell muss selbstständig Strukturen und Zusammenhänge in den Daten erkennen/lernen.
- Supervised Learning ist in der Regel genauer und führt direkter zum Ziel, dafür kann Unsupervised Learning verwendet werden, wenn das genaue Lernziel a priori noch unbekannt (Data-Mining) oder das Labeling der Trainingsdaten zu teuer/aufwändig ist.

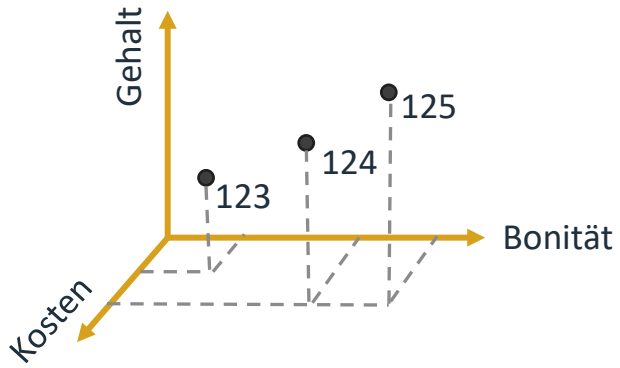
  - Spezialfall Anomalieerkennung: Oftmals sind (fast) nur Daten verfügbar, die den Normalfall repräsentieren (Bsp. Server-Logs oder Bank-Transaktionen).
    Das Modell muss also lernen, diesen Datenraum zu „verstehen“.
    Anomalien sind dann (neue/unbekannte) Daten, die diesem Verständnis nicht entsprechen.

AI/ML Grundlagen – Datenräume und Dimensionen

Beispiel: Vereinfachter Kreditrating Datensatz
Identifikator + 3 Attribute

KdNr	Bonität	Gehalt	Kosten
123	5000	2000	1500
124	25000	2500	2000
125	30000	3000	2000

3dim Datenraum (math.: Vektorraum)



- Spalten/Tabellenüberschriften sind Dimensionen im Datenraum
- Eine Zeile/einzelner Datensatz ist ein Punkt (Vektor) im Datenraum
- Der Wert einer Zelle ist ein Wert auf der entsprechenden Achse im Datenraum (Vektor-Komponente)

In der Praxis entstehen schnell hochdimensionale Datenräume, die daher nicht 1:1 visualisiert werden können

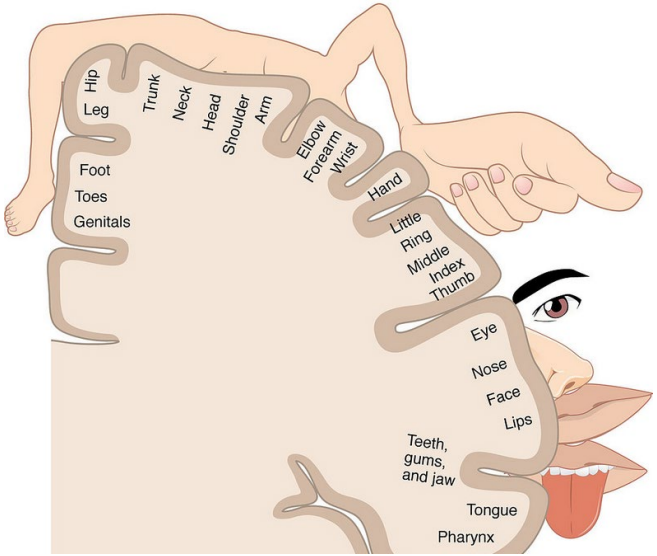
Self Organizing Maps – Topology of the Human Brain

The human brain has two self organized cortical maps – i.e. 2-dim projections onto the surface of the brain of sensoric resp. motoric systems.

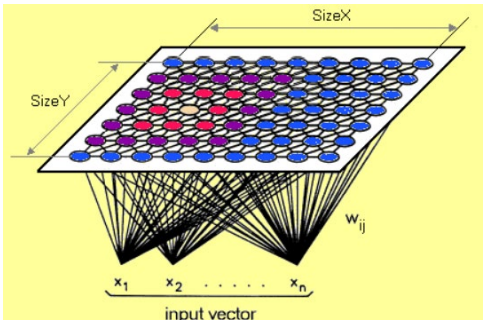
- Sensoric cortical map (right cerebral hemisphere)
- Motoric cortical map (left cerebral hemisphere)

These 2-dim maps preserve topological features of the 3-dim structures they represent – esp. nerve density.

The maps are plastic – i.e. adaptive (e.g. pianist vs. drummer).



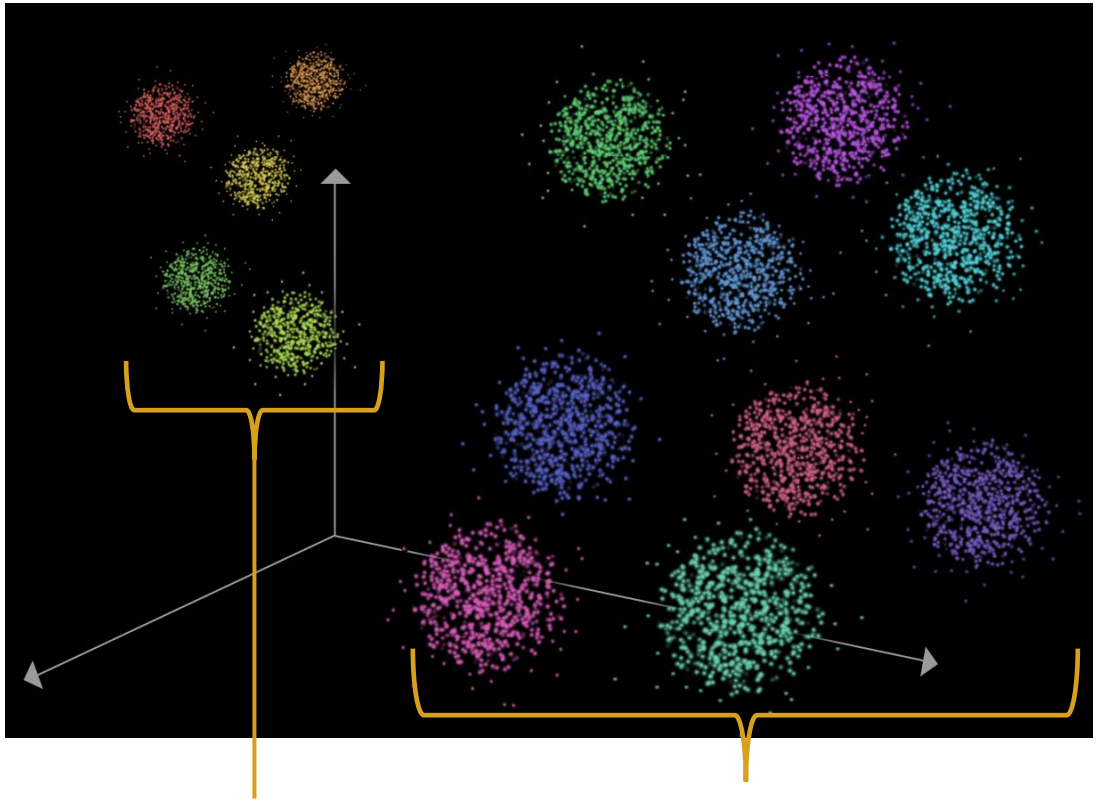
Artifical Self Organizing Maps (SOM) are a kind of Artificial Neural Network – quite different from standard ANN - inspired by these cortical models.



Unsupervised Learning: SOM-Test

Generated points on disjoint hyperspheres in 14-dim abstract vector space.

Added gaussian noise to the distance from the sphere center for each point.

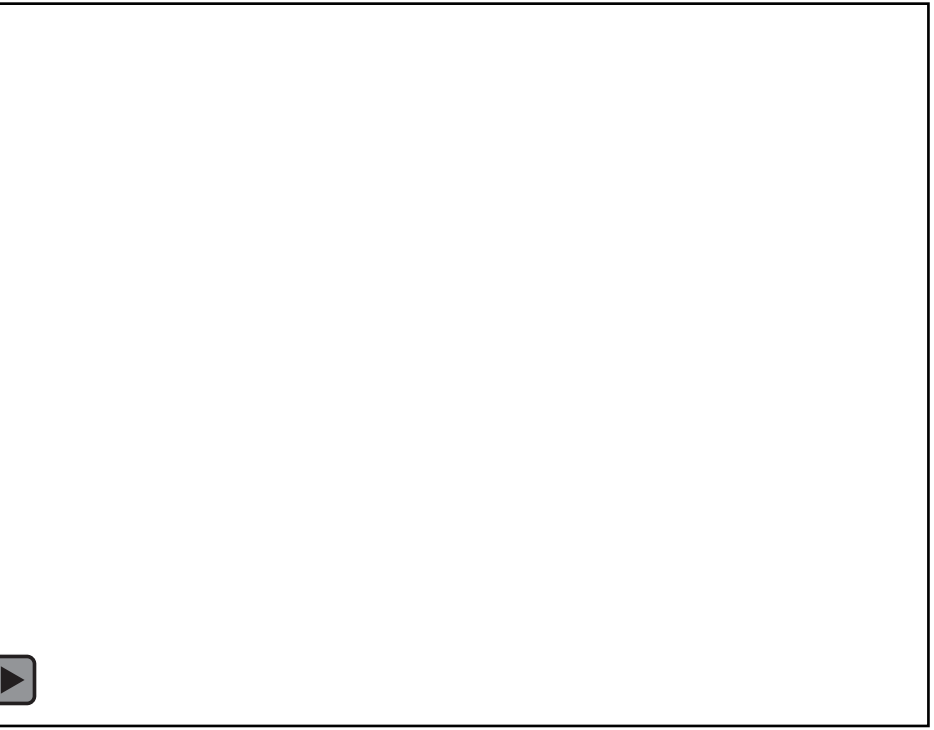


5 spheres in 5-dim subspace

9 spheres in 9-dim subspace

Unsupervised Learning: SOM-Test

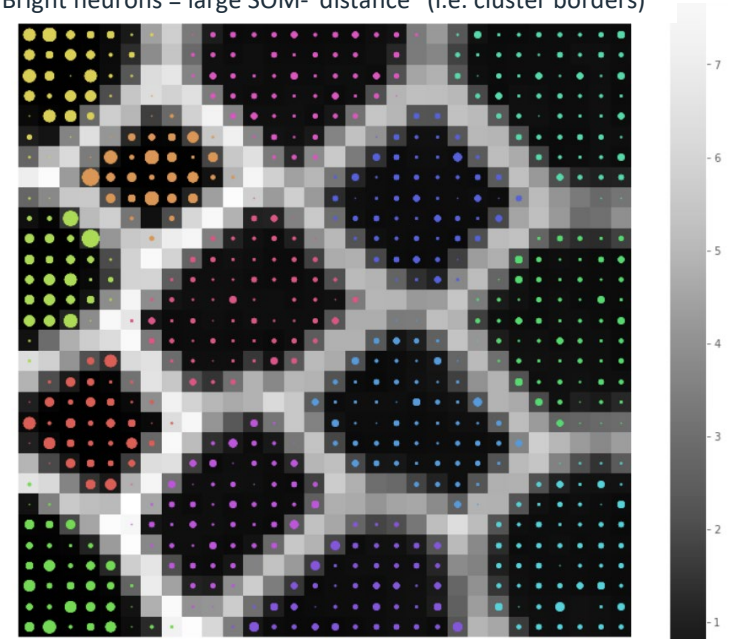
Self organized 2-dim map of 14-dim data space containing 14 noisy manifolds (hollow hyperspheres). Topological features are preserved.



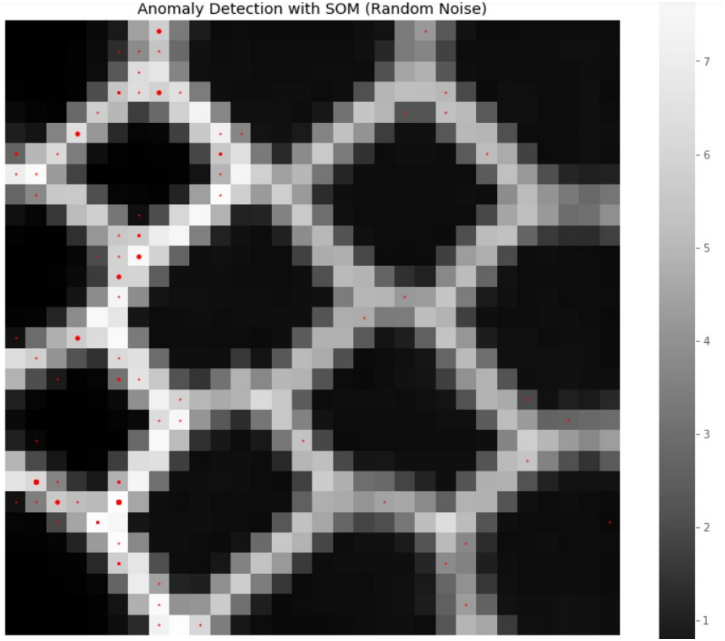
Unsupervised Learning: SOM-Test

Self organized 2-dim map of 14-dim data space containing 14 noisy manifolds (hollow hyperspheres). Topological features are preserved.

9 large spheres in 9-dim subspace, 5 smaller spheres in 5-dim subspace.
Bright neurons = large SOM-“distance“ (i.e. cluster borders)



Anomaly detection based on trained SOM:
Random noise (100 data points) is basically
Mapped onto „bright“ neurons – i.e. anomalies.



ShowCase: Anomalie-Erkennung mit Self Organizing Map (SOM)

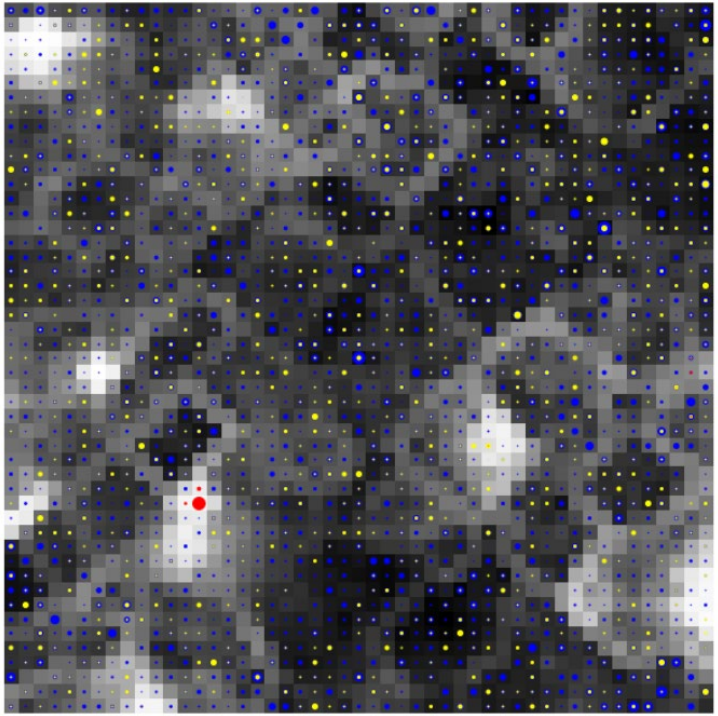
Aufgabe: Erkennung von Anomalien (Betrugsfällen) mittels Unsupervised Learning - d.h. das Modell wird ausschließlich mit normalen Tx trainiert und muss lernen, diesen Datenraum zu „verstehen“

Trainingsdaten: 10000 normale Tx aus dem **28-dim** Basisdatensatz. Validierung: ca. 1500 normale Tx und ca. 500 Betrugsfälle

ShowCase: Anomalie-Erkennung mit Self Organizing Map (SOM)

Aufgabe: Erkennung von Anomalien (Betrugsfällen) mittels Unsupervised Learning - d.h. das Modell wird ausschließlich mit normalen Tx trainiert und muss lernen, diesen Datenraum zu „verstehen“

Trainingsdaten: 10000 normale Tx aus dem **28-dim** Basisdatensatz. Validierung: ca. 1500 normale Tx und ca. 500 Betrugsfälle



Ergebnis (Visualisierung der SOM)

- Dunkle Neuronen -> enge Nachbarschaft im Datenraum
- Helle Neuronen -> Nachbar Neuronen liegen „weit entfernt“ im Datenraum
- Blau: Trainierte, normale Tx
- Gelb: Nicht-trainierte, normale Tx (Validierung)
- Rot: Nicht-trainierte Betrugsfälle/Anomalien (Validierung)

=> Normale Tx liegen in dunklen Bereichen

=> Betrugsfälle werden von hellen Neuronen „angezogen“

=> Das unsupervised entstandene Modell kann als Klassifikator für zukünftige Transaktionen verwendet werden!

Metriken:

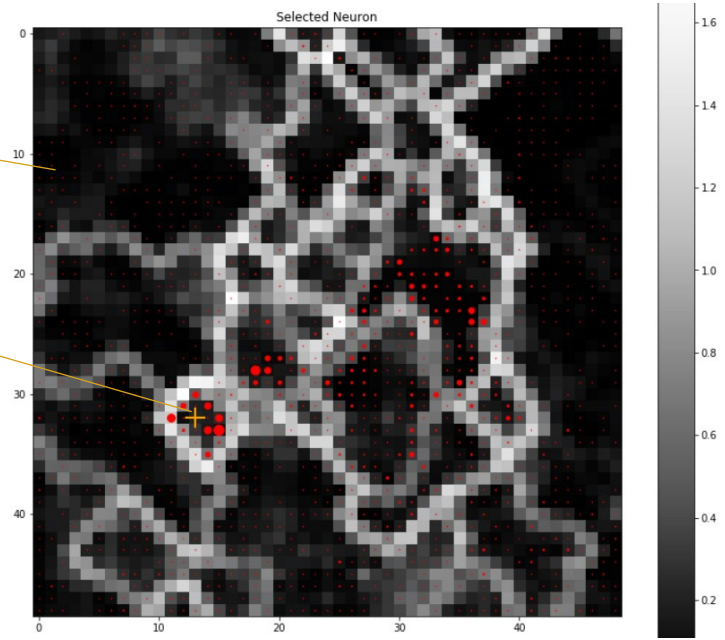
train recall (false negatives critical)	= 93.62%
validation recall (false negatives critical)	= 94.23%
validation accuracy (true positives/negatives critical)	= 93.00%
validation precision (false positives critical)	= 96.26%
validation f1-score (balanced recall and precision)	= 95.24%

BI-Aspekte: Data-Visualization, -Analytics, -Mining im Kontext von ML

AI-Systeme werden mittels ML hergestellt.

Manche ML-Methoden/Verfahren stellen darüber hinaus bzw. als Nebeneffekt nützliche Zwischenergebnisse für eine fachliche Interpretation bereit („AI based BI“):

- **Visualisierungstechniken**
  z.B. Clustering
- **Drill-Down / Trace-Back**
  z.B. Identifikation gehäufter Kreditrisiken im Datenraum (hier keine Anomalien)
- **Mining**
  z.B. Identifikation von Potenzial für Umsatzsteigerung

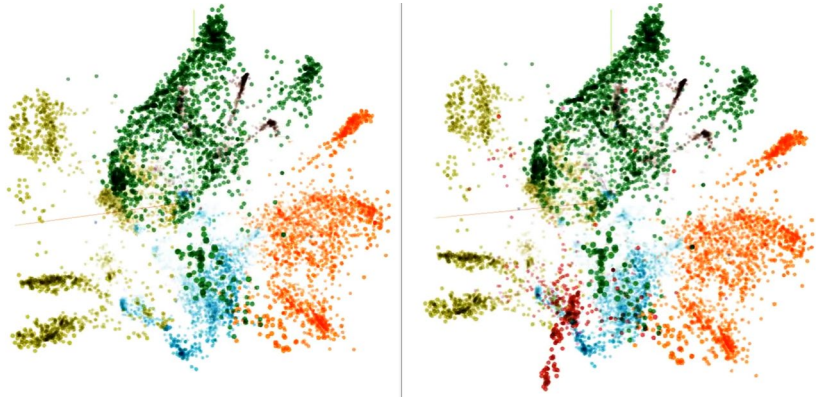


ShowCase: Anomalie-Erkennung mit Parametric t-SNE und Clustering

Aufgabe:
Erkennung von Anomalien (Betrugsfälle bei Kreditkarten-Transaktionen) mittels Unsupervised Learning - Das Modell wird ausschließlich mit normalen Tx (d.h. Nicht-Betrugsfällen) trainiert und muss lernen, diesen Datenraum zu „verstehen“. Dieser ist 28-dimensional und enthält 10000 normale Transaktionen

Modell:
Ein Dimensionsreduzierer (28 -> 3), dem ein neuronales Netz „injiziert“ wurde. Somit können auch neue, dem Modell nicht bekannte Daten verarbeitet werden.

Ergebnis:
Der trainierte Normalfall enthält 5 Cluster.
Die Betrugsfälle bilden ein neues Cluster, das mathematisch separiert werden kann.
Somit ist eine Prognose für zukünftige Transaktionen möglich.



Metriken:

train recall (false negatives critical)	= 97.13%
validation recall (false negatives critical)	= 96.91%
validation accuracy (true positives/negatives critical)	= 93.10%
validation precision (false positives critical)	= 94.00%
validation f1-score (balanced recall and precision)	= 95.43%

Agenda

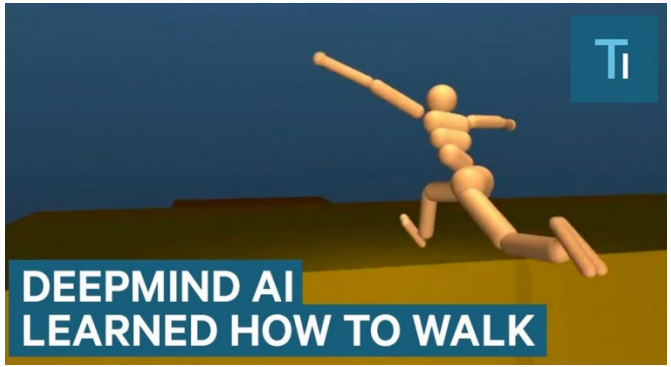
Die drei großen Bereiche des Machine Learning –
dazu relevante Anwendungsbeispiele, sowie Einführung in die Funktionsweise

1. KI – Sichten

2. Supervised Learning: Image Classification mit Convolutional Neural Nets
3. Unsupervised Learning: Anomalieerkennung/Fraud Detection
4. Reinforcement Learning: Deep Q-Learning

5. KI - typische Missverständnisse
6. Projektmanagement-Aspekte

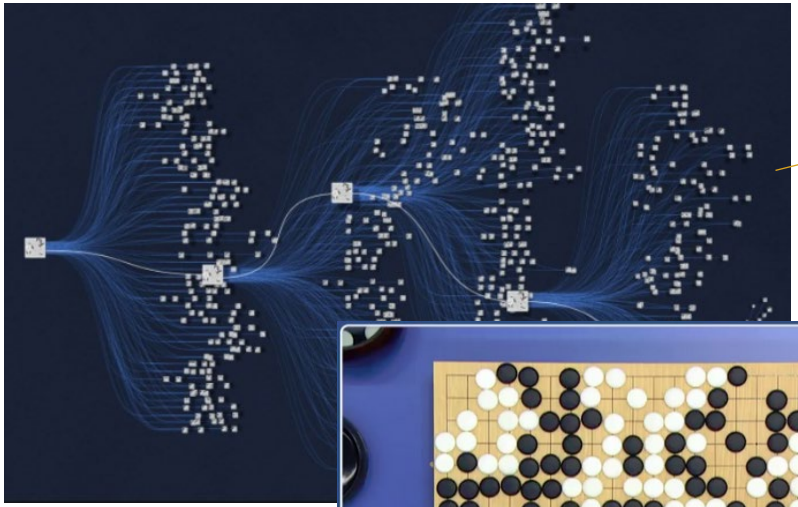
AI-Breakthroughs : Reinforcement Learning (RL) - Robotics



Google Deepmind Runner

Boston Dynamics Atlas

AI-Breakthroughs : Reinforcement Learning (RL) – „Full Information Games“



Branching-Factor Schach ≈ 20
Branching-Factor Go ≈ 200
Mögliche Go Positionen ≈ 10^{170}
Atome im sichtb. Universum ≈ 10^{80}

AlphaGo

AlphaGo Zero

AI-Breakthroughs : Reinforcement Learning (RL) – „Incomplete Information Games “

DotA (Defense of the Ancients) – Open AI Five vs. 5 Humans (Pro Gamer)

Open AI Five won against champion DotA pro team

Challenges

Long time horizons
Partially-observed state
High-dim continuous action space
High-dim continous observation space

Open-AI Five plays 180 years worth of games against itself every day

AI – Research Benchmarks: Games

Board Games (tief aber nicht visuell)

Computer Games (visuell reichhaltig)

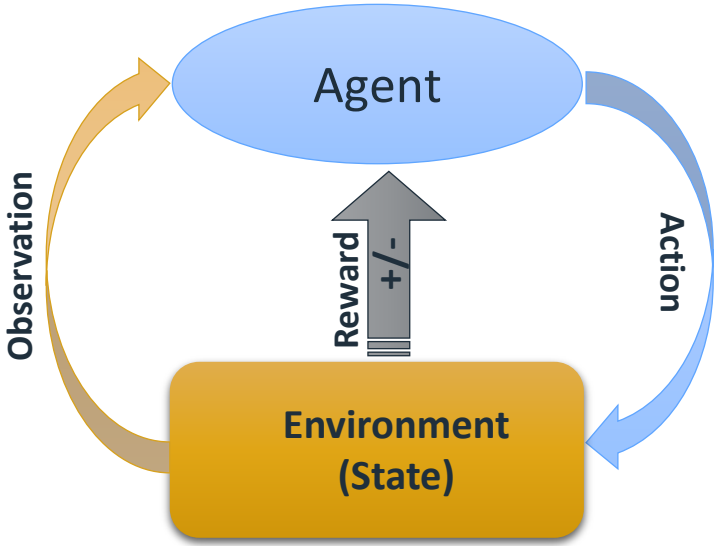
?

Real World UseCases

Adobe Stock Datei-Nr.: 162980569 | Urheber: metamorworks

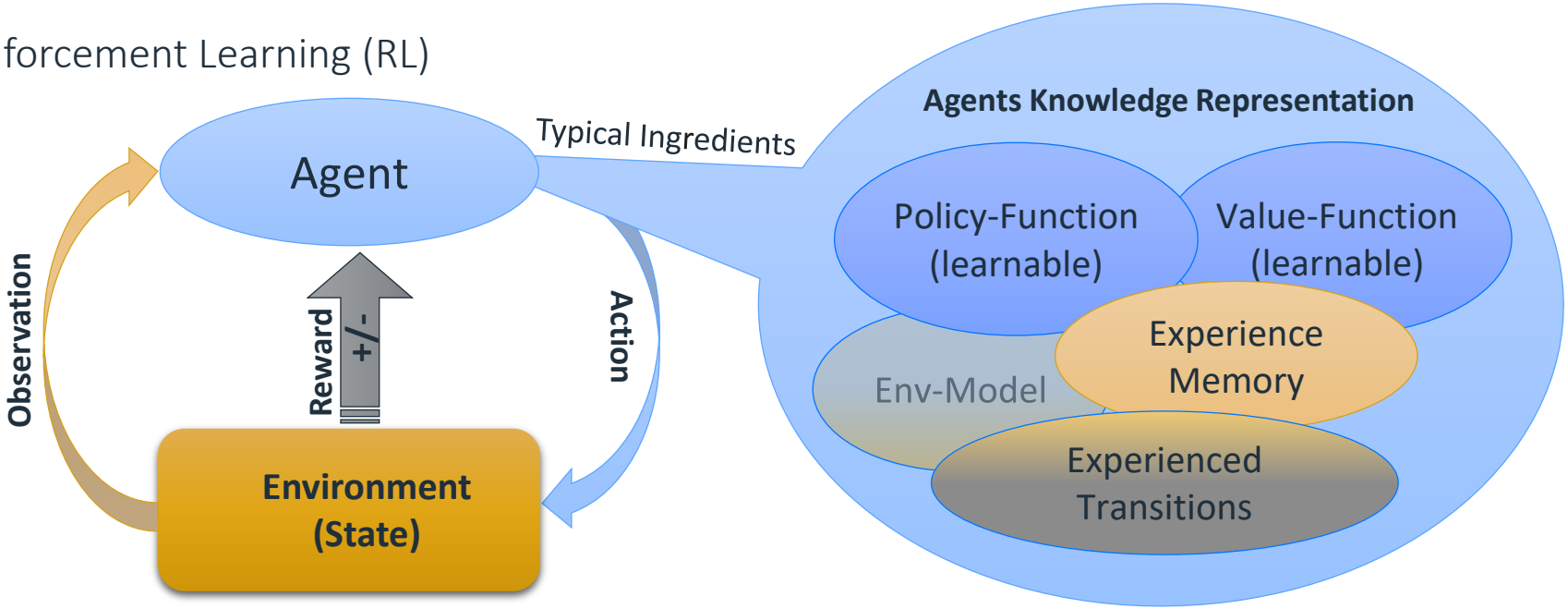
- Autonomes Fahren
- Robotics
- Steuerung von Industrieanlagen
- Intelligente Verkehrsleitung
- Geschäftsprozessoptimierung
- Proteinfaltung
- …

Reinforcement Learning (RL)



Observation: (Observable part of) current state
Reward: Measure of „what is good“ or „bad“ (given by design)

Reinforcement Learning (RL)



Policy: What to do next (learnable)
Value: Rating of a state based on reward prediction (learnable)
Reward: Measure of „what is good“ or „bad“ (given by design)
Experience: Past reaction of environment in a state to an action: reward + next obs.
Env-Model: Agents representation of Environment (optional, given or learnable)

Agenda

Die drei großen Bereiche des Machine Learning –
dazu relevante Anwendungsbeispiele, sowie Einführung in die Funktionsweise

1. KI – Sichten

2. Supervised Learning: Image Classification mit Convolutional Neural Nets
3. Unsupervised Learning: Anomalieerkennung/Fraud Detection
4. Reinforcement Learning: Deep Q-Learning

5. KI - typische Missverständnisse
6. Projektmanagement-Aspekte

KI – typische Missverständnisse, Vorurteile und Irrtümer

- Der Fortschritt kommt durch den Hardware-Schub (Moores Law) - neuronale Netze gibt es schließlich schon seit den 60er Jahren.
- KI kommt von den Tech-Giganten (Silicon Valley)
- KI = tiefe neuronale Netze (Deep Learning)
- KI benötigt (immer) Big Data
- KI ist heutzutage simpel – man nimmt einfach fertige Bausteine (LEGO-Prinzip)
- Die Mathematik ist nur theoretischer Hintergrund - um gute Systeme herzustellen muss man „nur“ gut coden können und die APIs kennen
- KI-Projekte sind genau wie herkömmliche Software-Projekte und benötigen keine weitere Adaption im Projektmanagement

Agenda

Die drei großen Bereiche des Machine Learning –
dazu relevante Anwendungsbeispiele, sowie Einführung in die Funktionsweise

1. KI – Sichten

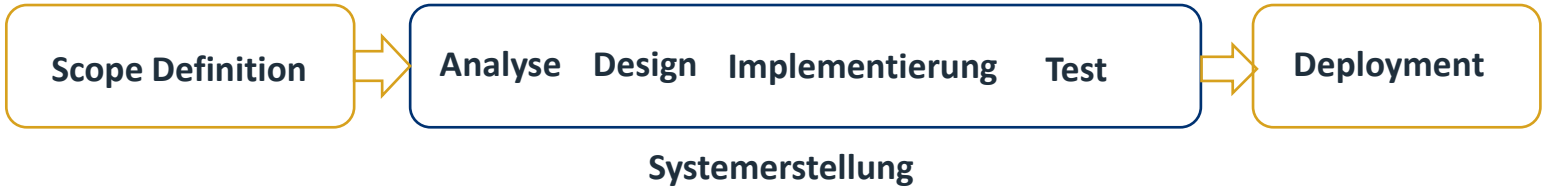
2. Supervised Learning: Image Classification mit Convolutional Neural Nets
3. Unsupervised Learning: Anomalieerkennung/Fraud Detection
4. Reinforcement Learning: Deep Q-Learning

5. KI - typische Missverständnisse
6. Projektmanagement-Aspekte

Klassische Software-Entwicklung vs. Supervised Machine Learning

- **Eine AI ist „am Ende“ ein IT-System**
- **Solche Systeme entstehen auf eine ganz andere Art als klassische IT-Systeme**

Phasen/Zyklen/Tätigkeitsarten Klassisch



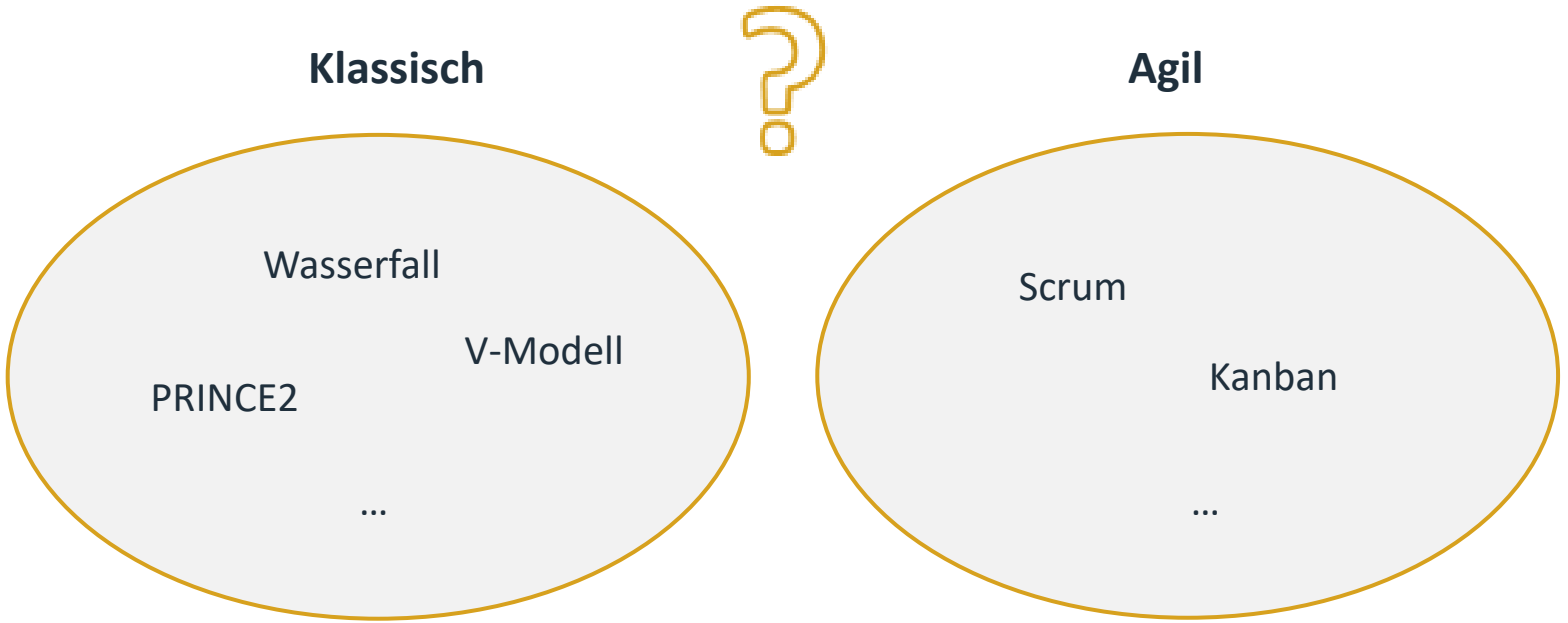
Phasen/Zyklen/Tätigkeitsarten AI

Charakter von KI-Projekten

KI-Projekte haben Gemeinsamkeiten mit der Modellbildung in den empirischen Wissenschaften

- These (Modell) und Validierung ➔ Durchführung vieler, kleiner Experimente
- Erzielbares Ergebnis a priori nicht genau bekannt (hängt insb. z.B. von der Datenqualität ab)
- Mikro- und Makro-Zyklen (iterativ)
- Keine Fließbandarbeit („Fabrikmodus“)

KI-geeignete Projektmanagement Methoden



KI-geeignete Projektmanagement-Methoden

Contra klassische Methoden

- Klassische Methoden sind zu starr und zu spezifikationszentrisch

Pro Kanban, contra Scrum

- Feste Iterationslängen sind hinderlich. Ein kontinuierlicher Fluss von Aufgaben (statt Sprints) passt wesentlich besser zum Charakter von ML-Projekten
- Kanban ist flexibler als Scrum

Contra User-Stories

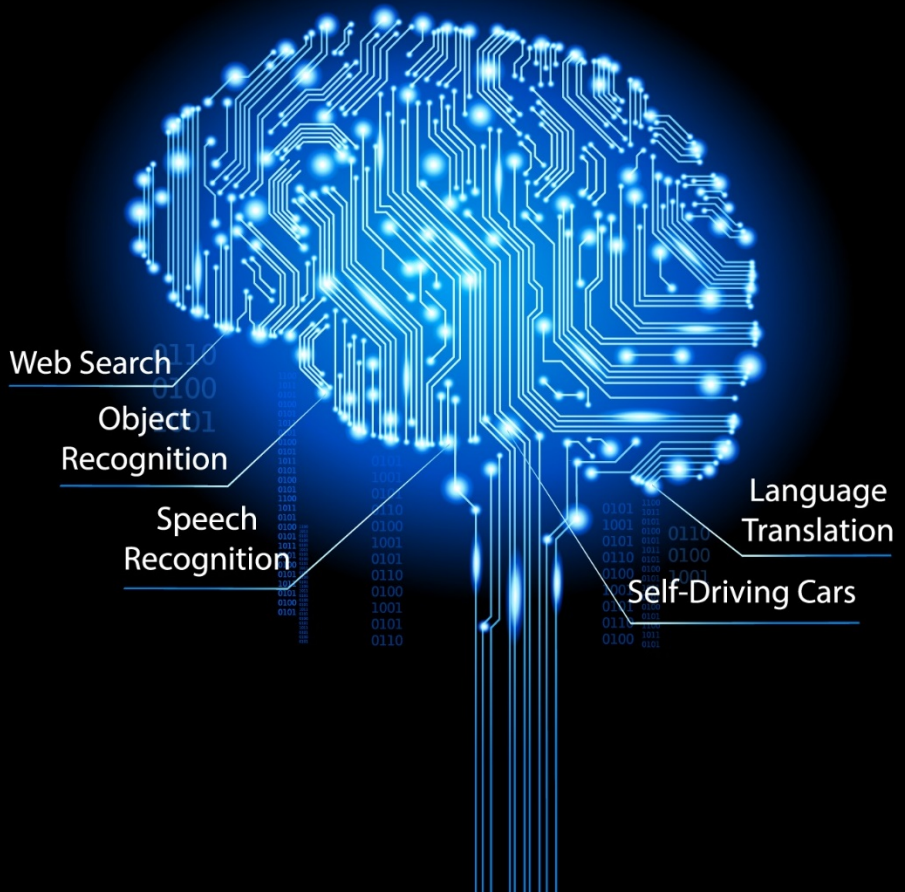
- Eine Zerlegung in „Business-Features“ (User-Stories) ist im ML-Kontext i.d.R. sinnlos/nicht machbar (s. „Fabrikmodus“).
  Die Aufgaben müssen sich vom Schnitt/Typ an Data-Science- und ML-Tätigkeiten orientieren.

b+m Informatik AG
Rotenhofer Weg 20
24109 Melsdorf

www.bmiag.de

Ihr Ansprechpartner
Thomas Stahl
CTO
Head of AI-Lab

thomas.stahl@bmiag.de



Artificial Neural Nets – Mathematischer Werkzeugkasten

Gradient Chain Rule: $(f \circ g)'(c) = \nabla f(a) \cdot g'(c)$, a =g(c)

Optimizer
Backpropagation via SGD (Stochastic Gradient Descent), RMSProp (Root Mean Square Propagation) , Adam (Adaptive Moment Estimation), … (ca. 30+)

SGD Iteration: $w := w - \eta \nabla Q(w) = w - \eta \sum_{i=1}^{n} \nabla Q_i(w)/n$

Regularization
L2-Norm, L1-Norm, Dropout, … (ca 20+)

Categorical Crossentropy: $\mathcal{L}(\hat{\mathbf{y}}, \mathbf{y}) = -\frac{1}{N} \sum_{i}^{N} [y_i \log \hat{y}_i + (1 - y_i) \log(1 - \hat{y}_i)]$

Loss Functions
MSE (Mean Squared Error), Binary Crossentropy, Categrorical Crossentropy, … (ca. 50+)

Sigmoid: $\mathrm{sig}(t) = \frac{1}{1+e^{-t}} = \frac{e^t}{1+e^t} = \frac{1}{2} \cdot \left(1 + \tanh \frac{t}{2}\right)$

Activation Functions
ReLU (Rectified Linear Unit), tanh (Tangens Hyperbolicus), SoftMax, Sigmoid, … (ca. 20+)

Softmax: $\sigma : \mathbb{R}^K \to \left\{ \sigma \in \mathbb{R}^K | \sigma_i > 0, \sum_{i=1}^{K} \sigma_i = 1 \right\} \quad \sigma(\mathbf{z})_j = \frac{e^{z_j}}{\sum_{k=1}^{K} e^{z_k}}$ for $j = 1, \ldots, K$.

Layer Types
Dense, Flatten, 1D/2D/3D-Convolutional, 1D/2D/3D-Max/Avg-Pooling, BatchNormalization, Recurrent, LSTM, Add, Upscaling, …(ca. 50+)

Architecture Pattern
Residual Block, Inception Block, Encoder, Bottleneck, Decoder, Long-Range Skip Connection, … (ca. 100+)

Architecture Types
Multilayer Perceptron (MLP), Convolutional (CNN), Recurrent (RNN), Long Short Term Memory (LSTM), Residual, Dense, Autoencoder, … (ca. 50+)

Reference Architectures
VGG16, ResNet50, InceptionV3, Xception, DenseNet, Unet, .. (ca. 50+)

Datenschutz und ML: Endkundenspezifische oder Sensible Daten

Schema-Analyse
- Bestimmung ML-relevanter Attribute

Vektorisierung
- Umwandlung kategorischer Attribute in numerische
- Ggf. Normierung, z.B. auf [-1, +1]

Principal Component Analysis (PCA)
- Lineare Vektorraum Basistransformation
- Neue Attribute (Principal Components) sind
- stochastisch unabhängig
- PC1..n sind nach Varianz sortiert
- Abbildung ist ohne Kenntnis der Originaldaten/ Schemata nicht umkehrbar (Verschlüsselungsaspekt)
- Kein Informationsverlust =>ML-Modelle können auf den transformierten Attributen trainiert werden

Originaldaten

b+m / Kunde
Gemeinsame Analyse und Vorverarbeitung

b+m
Modellbildung und Validierung

b+m / Kunde
Gemeinsame Schema-Analyse

vektorisierte Daten

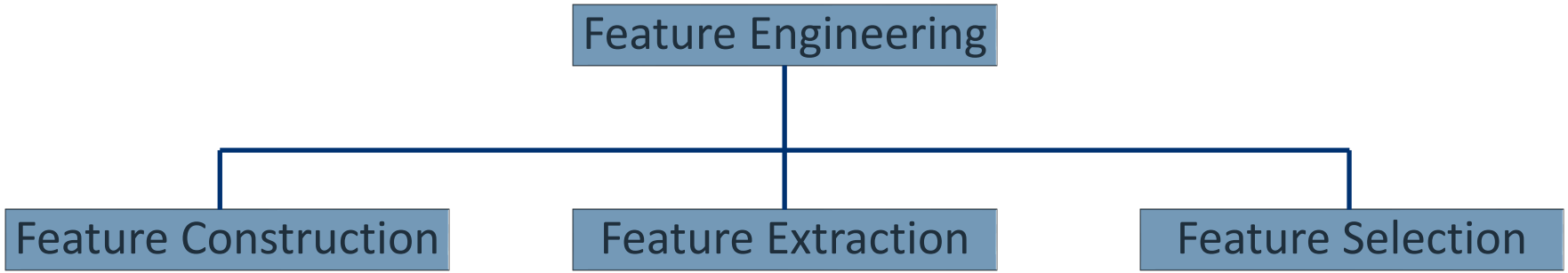
b+m
Modellbildung und Validierung

Kunde
Schema-Analyse, Vektorisierung, PCA

PCA-verschlüsselte Daten und Schemata

b+m
Modellbildung Und Validierung

Feature Engineering

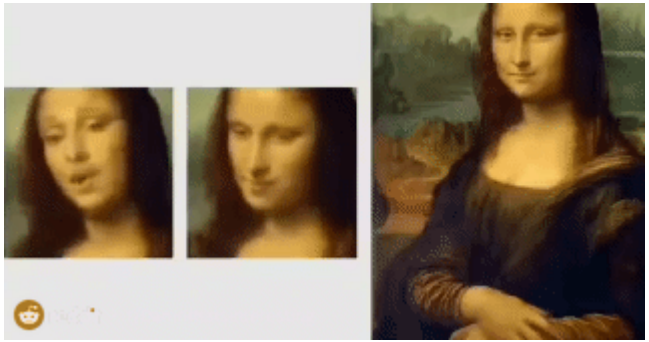


- Expand the dimensionality of the data by „handcrafted“ features (using stochastic methods)
- Purpose: Reveal hidden correlations to the model and
- Add knowledge to the model

- Make categorical and text information useable – aka „vectorization“
- Extract additional knowledge from data - typically via ML-methods like:
- Dimension reduction transformations and Manifold Learning

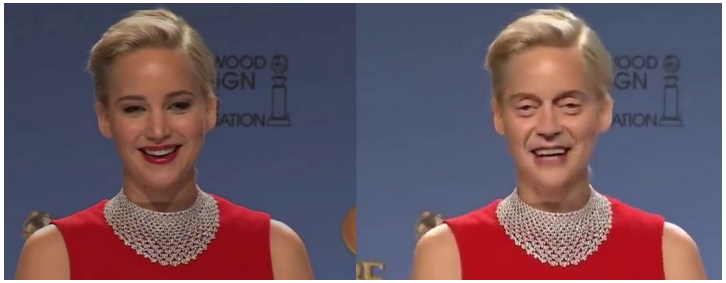
- A given data set is getting sparse exponentially when the number of features (dimensions) increases
- Feature Selection reduces data dimensionality
- Select features with the most explanatory power

AI-Breakthroughs : Generative Adversarial Networks (GAN)



Animation Style Transfer from just one image !

Generate photorealistic images from textual description



Deep Fake images and videos

Generative Adversarial Networks (GAN) – Simplified Training Setup

Ian J. Goodfellow et. al