



## ON4OFF – Stärkung des Einzelhandels durch Künstliche Intelligenz

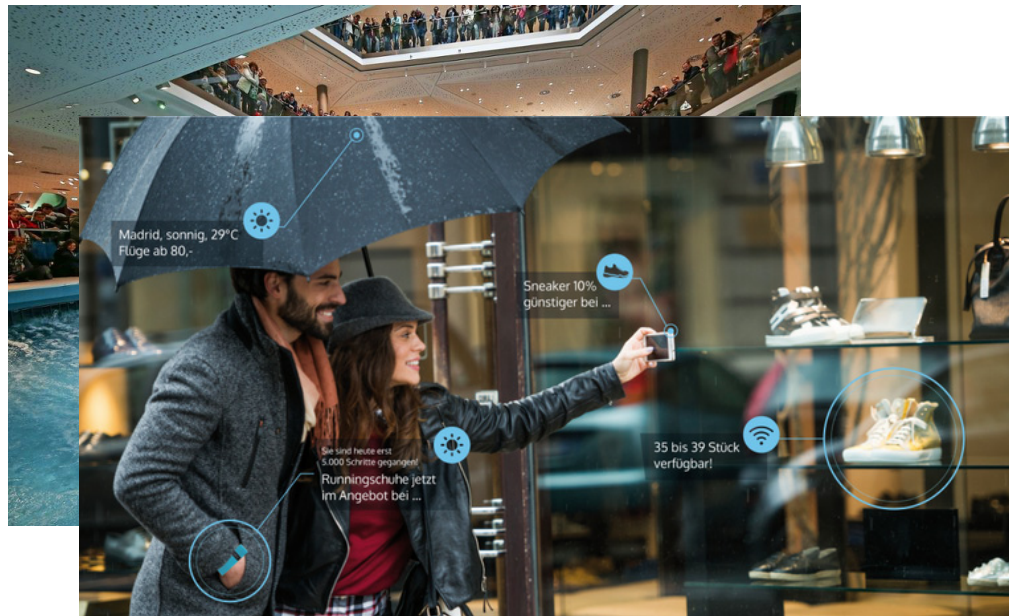
**Prof. Dr. – Ing. Morris Riedel**

Jülich Supercomputing Centre, Forschungszentrum Jülich, Deutschland  
28.01.2020, IHK zu Dortmund, Deutschland

## Einkaufen in der Zukunft als Erlebnis

### Nachschub- lösungen und Abo- Dienste

werden Produktanforderungen des täglichen Bedarfs sehr effizient und effektiv erfüllen.



**Künstliche Intelligenz** stellt sicher, dass die Produkte, die wir kaufen, ideal zu unserer Person, Körper und Geschmack passen.

**Immersives Einkauf** mit haptischen Technologien geben uns die Möglichkeit, das multisensorisch zu erleben, was wir kaufen, bevor wir es kaufen.

## Beispiel: Immersives Einkaufen – mit Augmented Reality die FanWelt erleben



- **xR APP Features** als Schnittstelle zum **erweiterten Einkaufserlebnis**
- **Digitale Interaktion** mit der Ware im physischen Regal
- **Produktindividualisierung** im digitalisiertem Regal
- **Visualisierte Produktinformationen** für ein gesteigertes Kundenerlebnis
- Physisches **Extended Reality** Erlebnis zur Aufenthalts-steigerung

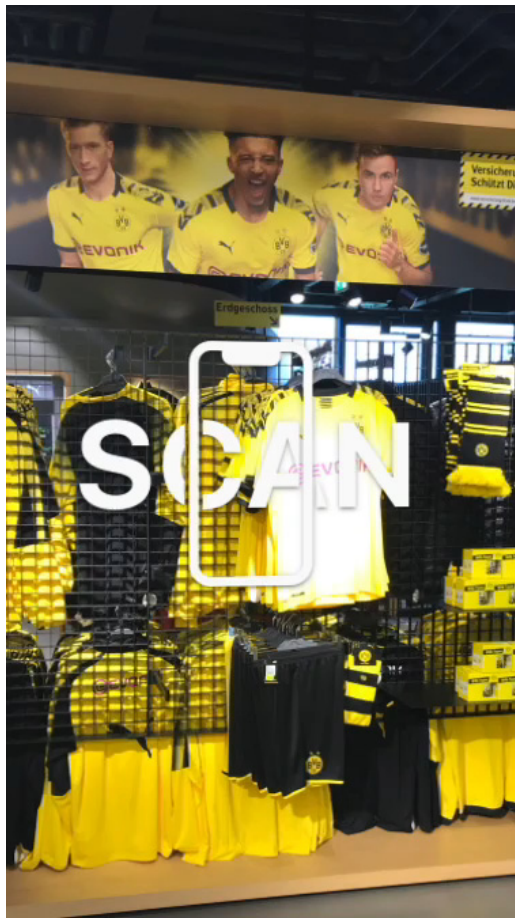


adesso

business.  
people.  
technology.



## Beispiel: Immersives Einkaufen – mit Augmented Reality die FanWelt erleben



adesso mobile 9:41 AM 100%  
BVB-TRIKOT 19/20 (HEIM)



**Produktdetails**

- Authentisches Saison-Design
- Schwarzgelb

Meine Herren, wenn das mal kein Heim-Trikot ist! Für echte Borussen das Highlight der Saison 2019/2020. Klar, dass das diesjährige Trikot wie gewohnt individuell beflokkbar ist, sodass stets feststeht, wer mit vollem Herzblut hinter seiner Mannschaft steht.

**BVB im Fan-Herz.**

Die drei schönsten Buchstaben prangen als Logo auf Eurer linken Brust und wärmen so Euer Fan-Herz. Dank der halblangen Ärmel kommt Ihr auch an warmen Tagen oder wenn es im SIGNAL IDUNA PARK einmal heiß hergeht nicht ins Schwitzen.

[▶ PRODUKT ERLEBEN](#)

[TRIKOT PERSONALISIEREN](#)



# ON4OFF - Forschungsprojekt

adesso

JÜLICH  
Forschungszentrum

Hochschule Niederrhein  
University of Applied Sciences

IN-telegence

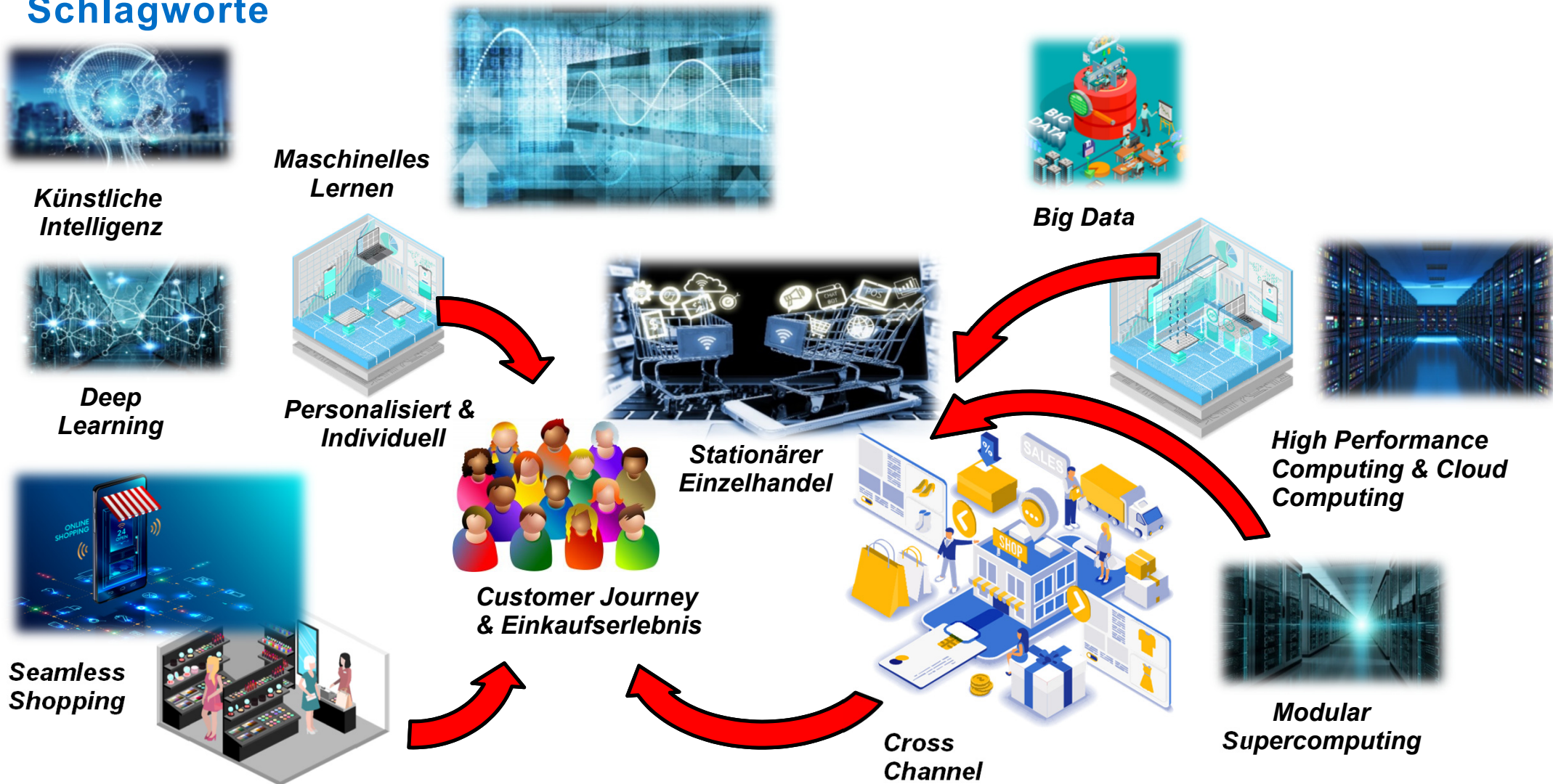
UNIVERSITÄT  
DUISBURG  
ESSEN

Offen im Denken

PARFÜMERIE  
Pieper



## Schlagworte





## Künstliche Intelligenz – Was ist das?





## Künstliche Intelligenz im Kontext



### Künstliche Intelligenz (KI)

Ein sehr breites Feld mit Techniken und Werkzeugen die Computern erlauben das menschliche Verhalten nachzuahmen



### Maschinelles Lernen (ML)

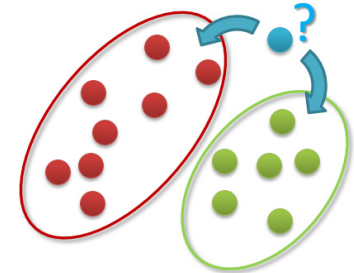
Lernen aus Daten ohne explizit ein Programm aus üblichen Programmiersprachen zu haben



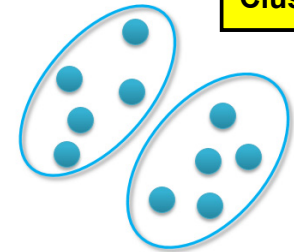
### Deep Learning (DL)

Komplexe Systeme mit der Fähigkeit die zugrundeliegenden Merkmale in Daten zu lernen

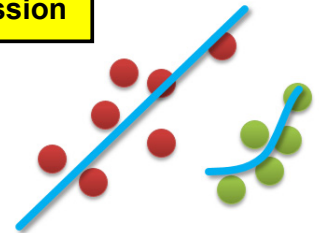
#### Classification



#### Clustering



#### Regression

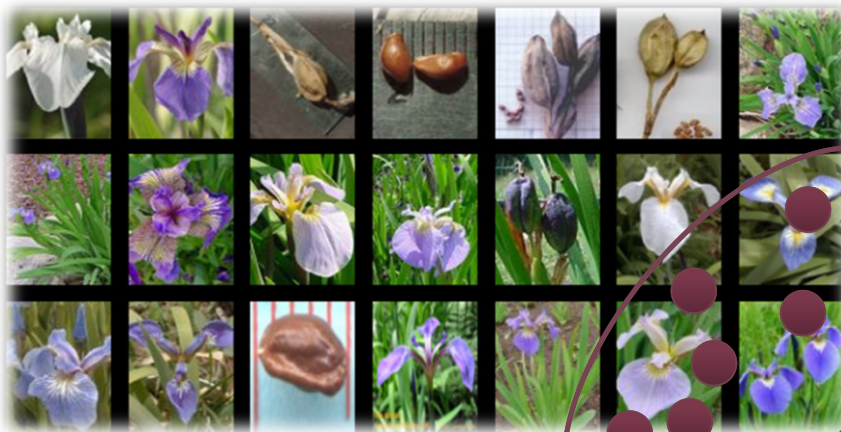


## Maschinelles Lernen – Kernprinzipien & Beispiel

1. Es gibt eine Art „Muster“ in den Daten
2. Es gibt keine exakte mathematische Formel dafür
3. Es gibt historische Daten von denen wir lernen können

(was ist das  
für eine Pflanze?)

(was bedeutet das für  
Ihre Typen von Kunden?)



(Blumentyp 'IRIS Setosa')



(Blumentyp 'IRIS Virginica')

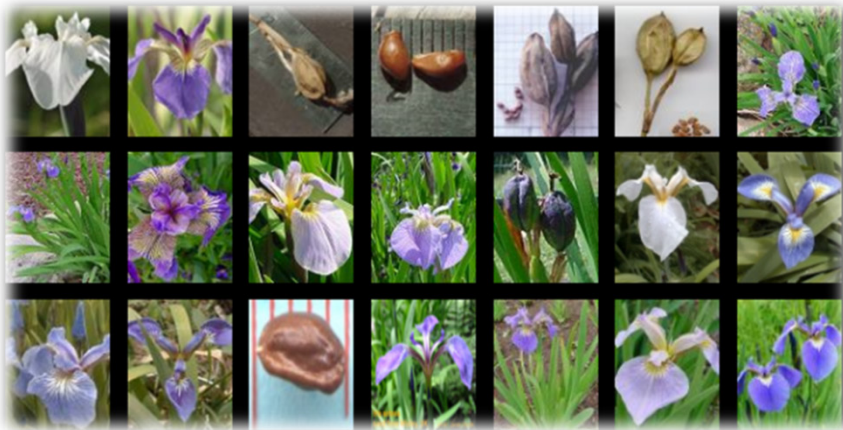
[6] Image sources: Species Iris Group of North America Database, [www.signa.org](http://www.signa.org)

## Maschinelles Lernen – Das Lernproblem & Vorhersagen („Prediction“)

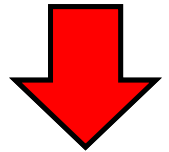
- Ist die noch nie gesehene neue Iris-Blume eine Setosa oder Virginia?
- Einfaches zwei („binary“) Klassenbeispiel im maschinellen Lernen
- Welche Merkmale helfen hier eigentlich aus den Daten dem Computer?



(Blumentyp 'IRIS Setosa' – Klasse 1)



(Blumentyp 'IRIS Virginica' – Klasse 2)



(Diesen Ansatz kann man auch auf Ihre Kunden bspw. anwenden)

[6] Image sources: Species Iris Group of North America Database, [www.signa.org](http://www.signa.org)



## Maschinelles Lernen – Merkmale („Attribute“)

- ✓ Es gibt eine Art „Muster“ in den Daten
- ✓ Es gibt keine exakte mathematische Formel dafür
- ✓ Es gibt historische Daten von denen wir lernen können



(four data attributes for each sample in the dataset)

(one class label for each sample in the dataset)

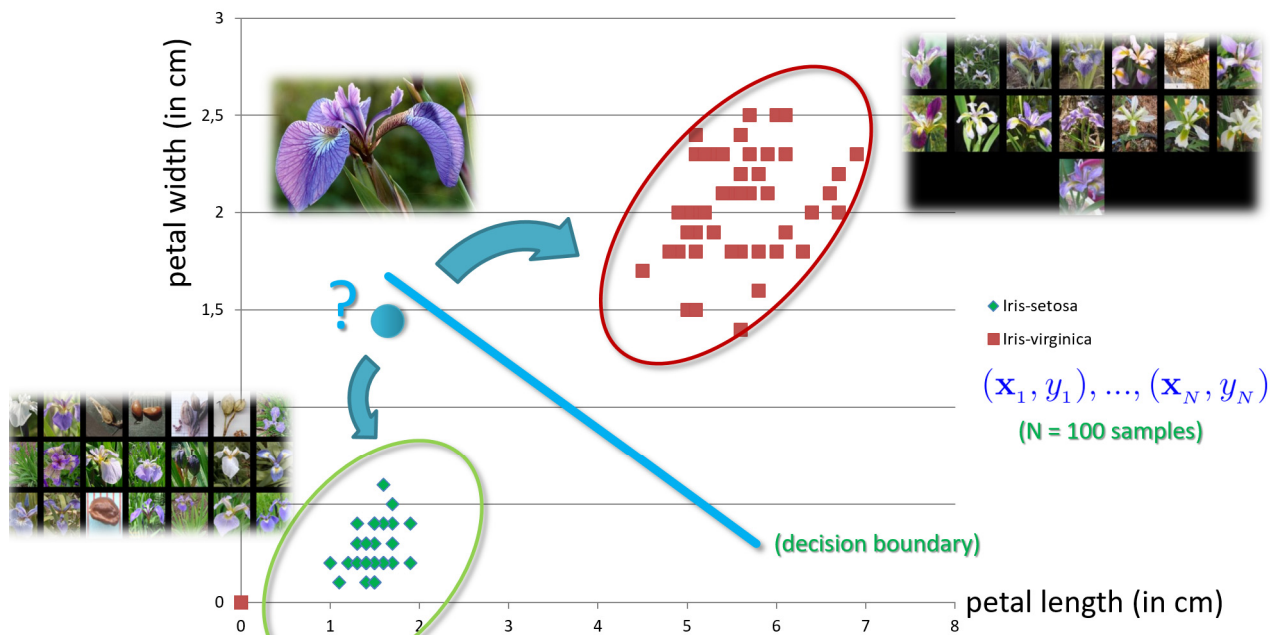
- sepal length in cm
- sepal width in cm
- petal length in cm
- petal width in cm
- Klasse: Iris Setosa, oder Iris Versicolour, oder Iris Virginica



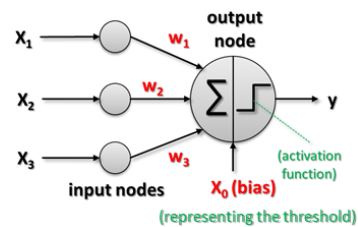
(was gibt es für Merkmale in Ihren Kunden?)

[7] Image source: Wikipedia, Sepal

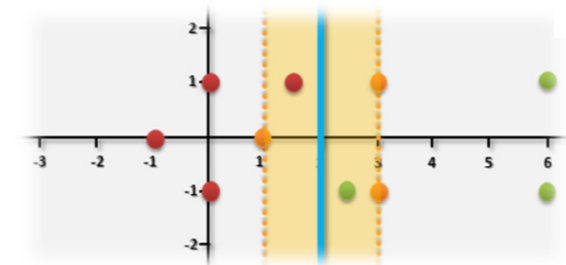
# Maschinelles Lernen – Lernmodelle



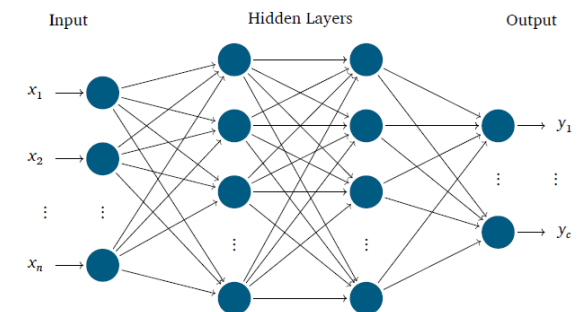
[6] Image sources: Species Iris Group of North America Database, [www.signa.org](http://www.signa.org)



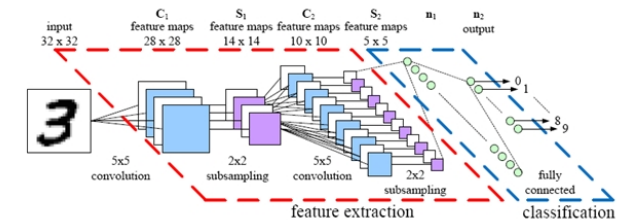
(Lernmodell  
Perceptron –  
einfachstes  
Lernmodell –  
aka ~Neuron)



(Support Vector Maschine)



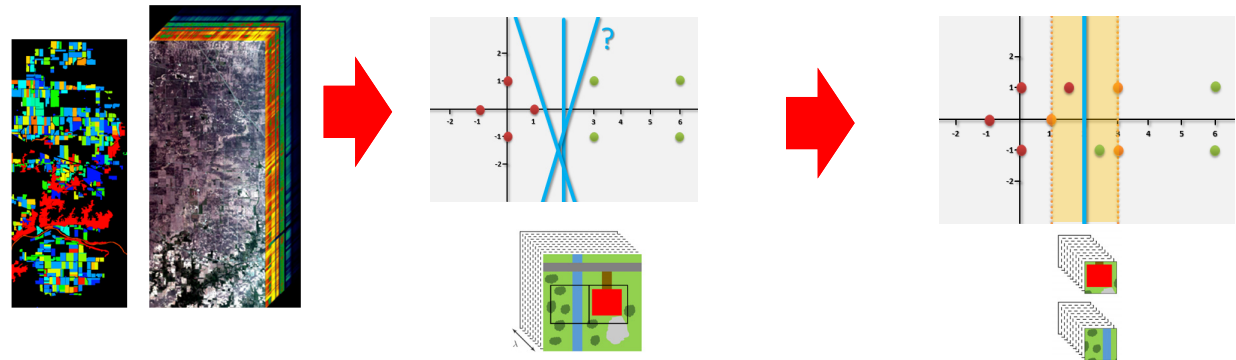
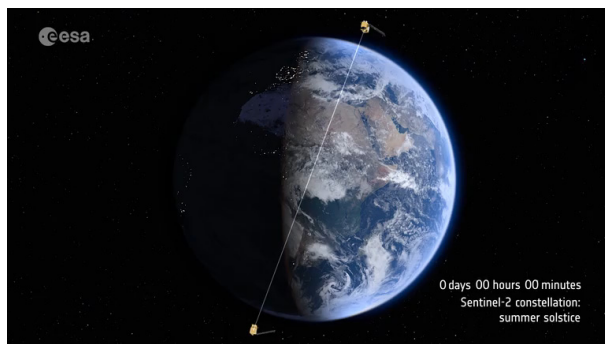
(Künstliches Neuronales Netzwerk)



(Deep Learning – Tiefes Neuronales Netzwerk)

## Beispiel: Lernmodell mit 52 Klassen & High Performance Computing

Number of samples				Number of samples			
Class	Number of samples	Class	Number of samples	Class	Number of samples	Class	Number of samples
Number	Name	Training	Test	Number	Name	Training	Test
1	Buildings	1720	15 475	27	Pasture	1039	9347
2	Corn	1778	16 005	28	pond	10	92
3	Corn?	16	142	29	Soybeans	939	8452
4	Corn-EW	51	463	30	Soybeans?	89	805
5	Corn-NS	236	2120	31	Soybeans-NS	111	999
6	Corn-CleanTill	1240	11 164	32	Soybeans-CleanTill	507	4567
7	Corn-CleanTill-EW	2649	23 837	33	Soybeans-CleanTill?	273	2453
8	Corn-CleanTill-NS	3968	35 710	34	Soybeans-CleanTill-EW	1180	10 622
9	Corn-CleanTill-NS-Irrigated	80	720	35	Soybeans-CleanTill-NS	1039	9348
10	Corn-CleanTilled-NS?	173	1555	36	Soybeans-CleanTill-Drilled	224	2018
11	Corn-MinTill	105	944	37	Soybeans-CleanTill-Weedy	54	489
12	Corn-MinTill-EW	563	5066	38	Soybeans-Drilled	1512	13 606
13	Corn-MinTill-NS	886	7976	39	Soybeans-MinTill	267	2400
14	Corn-NoTill	438	3943	40	Soybeans-MinTill-EW	183	1649
15	Corn-NoTill-EW	121	1085	41	Soybeans-MinTill-Drilled	810	7288
16	Corn-NoTill-NS	569	5116	42	Soybeans-MinTill-NS	495	4458
17	Fescue	11	103	43	Soybeans-NoTill	216	1941
18	Grass	115	1032	44	Soybeans-NoTill-EW	253	2280
19	Grass/Trees	233	2098	45	Soybeans-NoTill-NS	93	836
20	Hay	113	1015	46	Soybeans-NoTill-Drilled	873	7858
21	Hay?	219	1966	47	Swampy Area	58	525
22	Hay-Alfalfa	226	2032	48	River	311	2799
23	Lake	22	202	49	Trees?	58	522
24	NotCropped	194	1746	50	Wheat	498	4481
25	Oats	174	1568	51	Woods	6356	57 206
26	Oats?	34	301	52	Woods?	14	130



Scenario 'Vorbereitete Datenmenge', 10xCV serial: accuracy (min)

$\gamma/C$	1	10	100	1000	10 000
2	48.90 (18.81)	65.01 (19.57)	73.21 (20.11)	75.55 (22.53)	74.42 (21.21)
4	57.53 (16.82)	70.74 (13.94)	75.94 (13.53)	76.04 (14.04)	74.06 (15.55)
8	64.18 (18.30)	74.45 (15.04)	<b>77.00</b> (14.41)	75.78 (14.65)	74.58 (14.92)
16	68.37 (23.21)	76.20 (21.88)	76.51 (20.69)	75.32 (19.60)	74.72 (19.66)
32	70.17 (34.45)	75.48 (34.76)	74.88 (34.05)	74.08 (34.03)	73.84 (38.78)

Scenario 'Vorbereitete Datenmenge', 10xCV parallel: accuracy (min)

$\gamma/C$	1	10	100	1000	10 000
2	75.26 (1.02)	65.12 (1.03)	73.18 (1.33)	75.76 (2.35)	74.53 (4.40)
4	57.60 (1.03)	70.88 (1.02)	75.87 (1.03)	76.01 (1.33)	74.06 (2.35)
8	64.17 (1.02)	74.52 (1.03)	<b>77.02 (1.02)</b>	75.79 (1.04)	74.42 (1.34)
16	68.57 (1.33)	76.07 (1.33)	76.40 (1.34)	75.26 (1.05)	74.53 (1.34)
32	70.21 (1.33)	75.38 (1.34)	74.69 (1.34)	73.91 (1.47)	73.73 (1.33)



**Erstes Ergebnis: Beste Parameter Kombination von 14.41 min → 1.02 min**  
**Zweites Ergebnis: Alle Parameter Kombinationen von ~9 Std → ~35 min**

[9] G. Cavallaro & M. Riedel & J.A. Benediktsson et al., 'On Understanding Big Data Impacts in Remotely Sensed Image Classification Using Support Vector Machine Methods', *Journal of Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2015

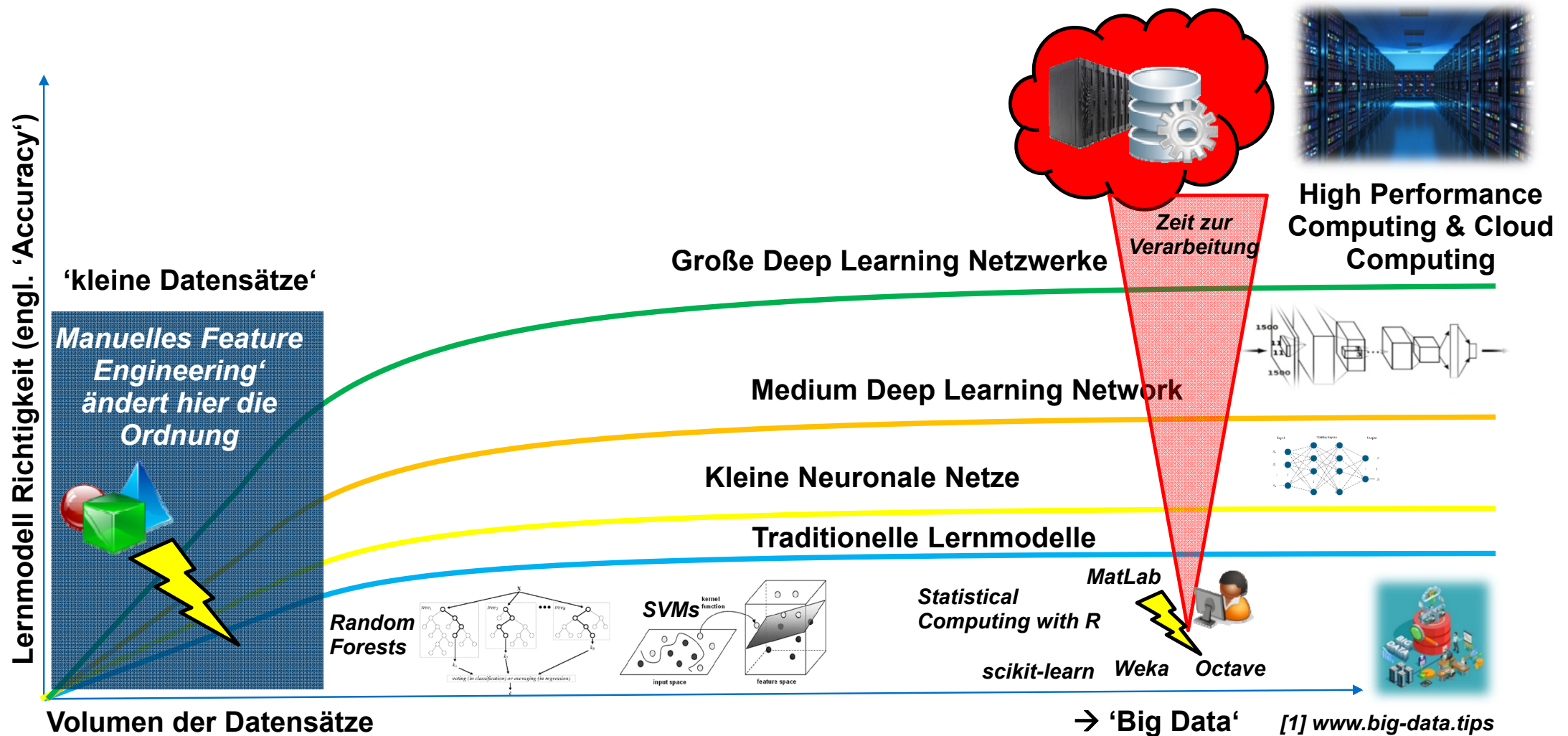
[8] C. Cortes, 'SV Networks', *Machine Learning*, 1995



## Künstliche Intelligenz – Warum jetzt?



## Komplexe Zusammenhänge



## Der richtige Zeitpunkt

1952  
1958  
:  
:  
1985  
:  
:  
1995  
:  
:  
2019

Stochastic Gradient Descent

- Optimierungsprobleme lösen

Perceptron Lernmodell

- Lernende Gewichte

'Backpropagation der Fehler' Ansatz im Lernen

- Künstliche Neuronale Netze

Deep Convolutional Neural Networks

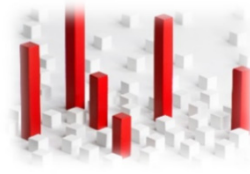
- Deutliche Verbesserung in der Bilderkennung

Enorme Chancen durch Deep Learning



### Big Data

- Große Datenmengen
- Leichter Zugang
- Mehr Speicher



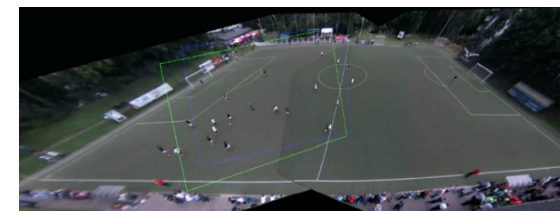
### Hardware

- Mehr Memory
- Graphical Processing Units (GPUs)
- HPC & Parallele Systeme



### Software

- Skalierende Datenanalyse
- Neue Lernmodelle
- Open Source & Freie Software Pakete



[4] NVIDIA

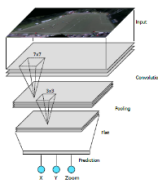


[2] Keras

[3] TensorFlow



[5] soccerwatch.tv



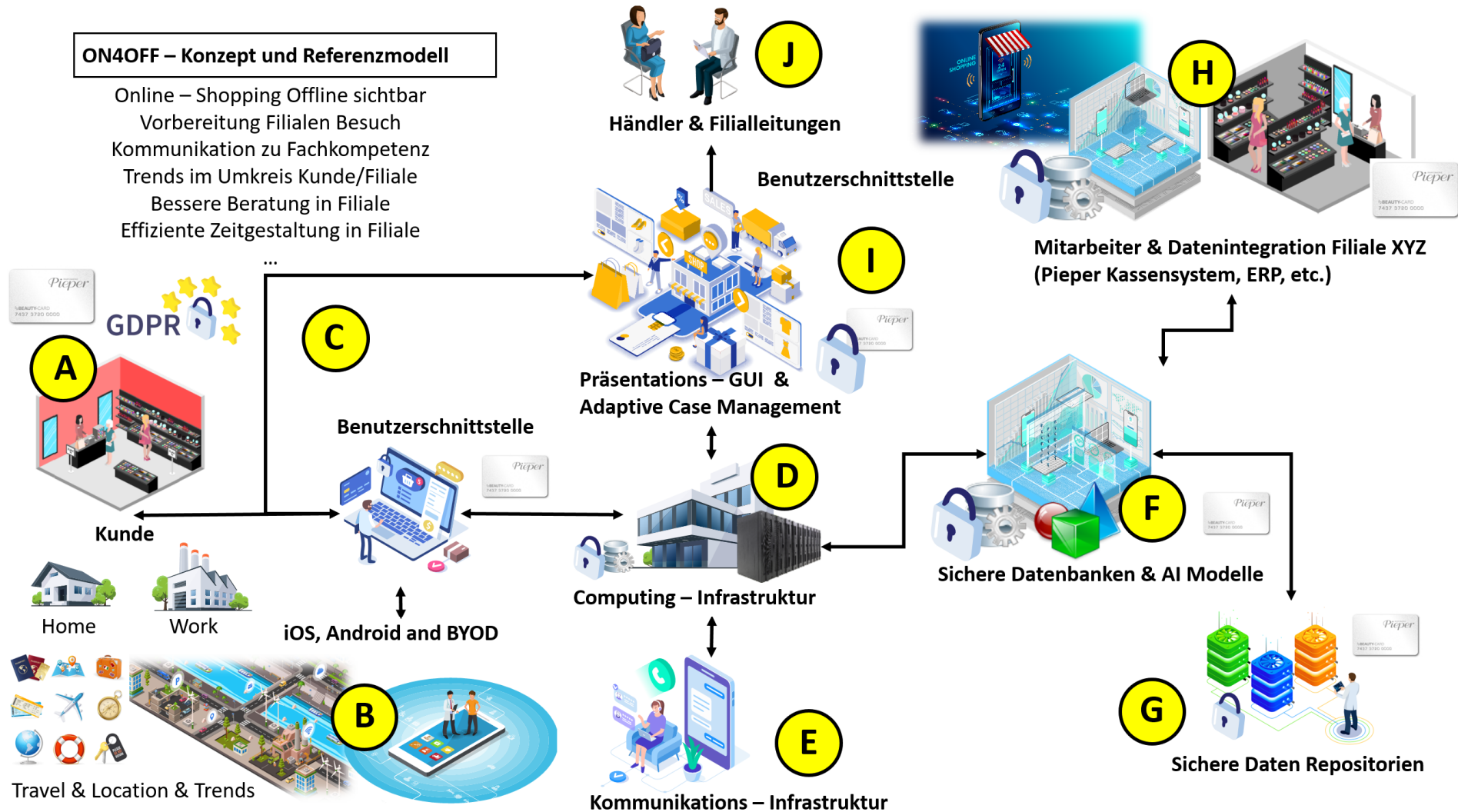
**Kombination: Start-up Beispiel aus Forschungsgruppe**



## Künstliche Intelligenz im Einzelhandel



## ON4OFF Referenzmodell für den Einzelhandel

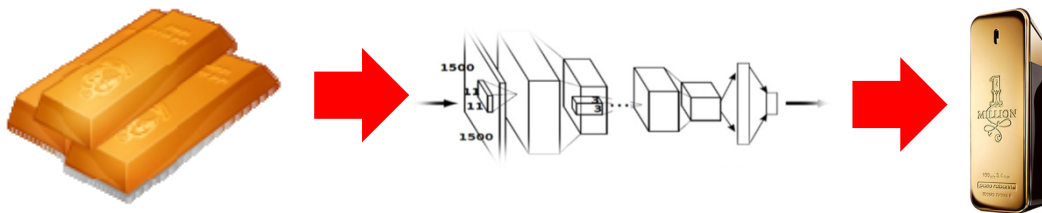




## Beispiel: Automatische Erzeugung von Produktbegriffen für Fragen im Shop

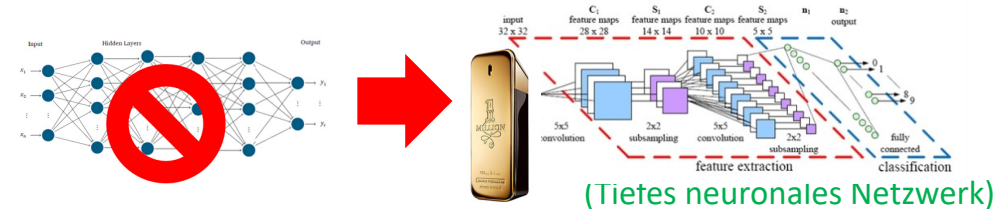


(Ich suche ein Parfum das sieht aus wie ein Goldbarren...)



- ✓ Vortrainiertes RESNET-50 Netzwerk auf 14 Mio Bilder (ImageNet Bilder frei verfügbar)
- ✓ 3-4 Stunden Aufwand, nicht sehr komplex (Fine-tuning mit RESNET-50 etwas mehr)
- ✓ Einmal trainiert, braucht kaum Rechenzeit
- ✓ Adaptierbar auf Ihre Produktpalette
- ✓ Top 1-5 Treffer denkbar (nicht nur Hauptbegriff - auch Nebengriffe)

(Neuartige tiefe Neuronale Lernnetze zur Bilderkennung ...)



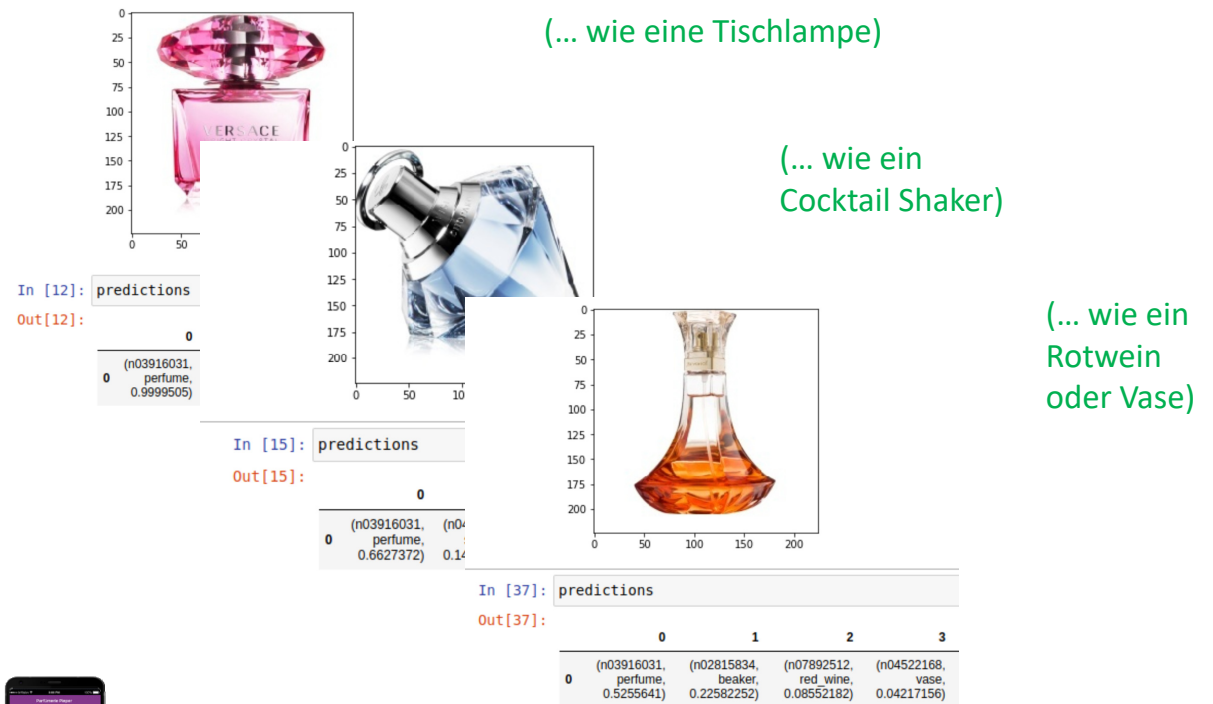
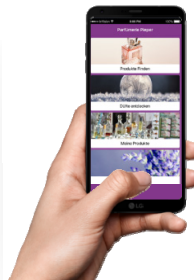
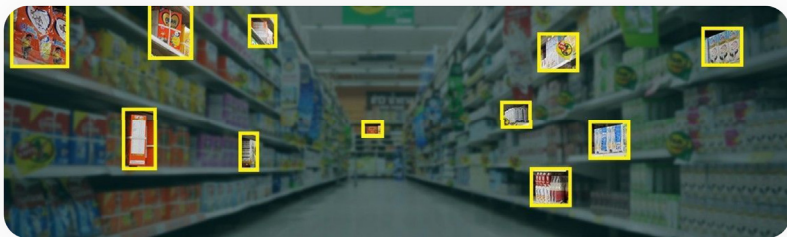
[16] Foto: lührmann.de



## Beispiel: Automatische Erzeugung von Produktbegriffen bei Pieper



[15] DeepSense.ai, 'Produkterkennung'



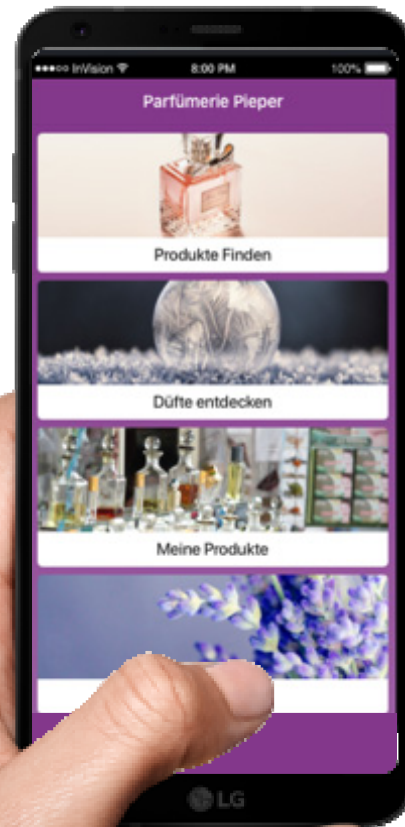
(Nächster Schritt bspw.: Wo ist Produkt X bzw. die ähnlichen Produkte bei Ihnen?)

## Beispiel: Virtuelle Duftprobe → Appetizer zum Besuch an unserem Stand!

**Experience APP**  
als Schnittstelle  
zum **erweiterten**  
**Einkaufserlebnis**

**KI**-basierte  
Produktvorschläge

**Personalisiert**  
Angebote

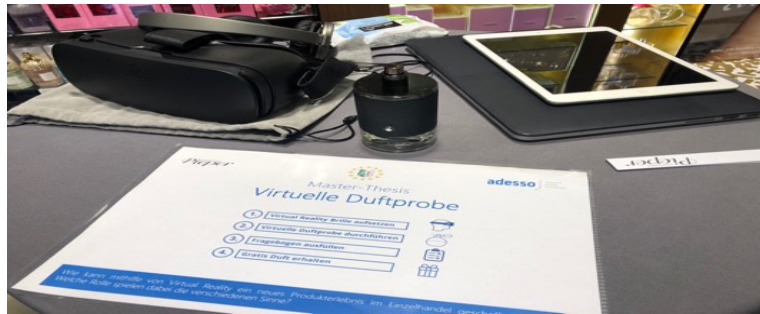


Physisches  
**multisenso-  
risches** Erlebnis

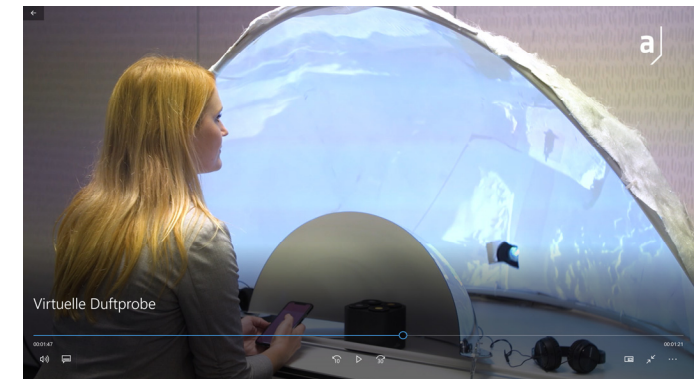
Kombiniert mit  
**Extended  
Reality**

Mobiler Single Item  
**Erlebnis Show  
Rooms**

## Beispiel: Virtuelle Duftprobe → Appetizer für Ihren Besuch an unserem Stand!




**VIDEO**  
**BEISPIEL**





# Künstliche Intelligenz – Beratung & Trainings für Assoziierte Partner



## Cloud Computing & Big Data


PARALLEL & SCALABLE MACHINE LEARNING & DEEP LEARNING

**Prof. Dr. – Ing. Morris Riedel**  
Adjunct Associated Professor  
School of Engineering and Natural Sciences, University of Iceland  
Research Group Leader, Juelich Supercomputing Centre, Germany


1. Cloud Computing & Big Data
2. Machine Learning Models in Clouds
3. Apache Spark for Cloud Applications
4. Virtualization & Data Center Design
5. Map-Reduce Computing Paradigm
6. Deep Learning driven by Big Data
7. Deep Learning Applications in Clouds
8. Infrastructure-As-A-Service (IAAS)
9. Platform-As-A-Service (PAAS)
10. Software-As-A-Service (SAAS)
11. Data Analytics & Cloud Data Mining
12. Docker & Container Management
13. OpenStack Cloud Operating System
14. Online Social Networking & Graphs
15. Data Streaming Tools & Applications
16. Epilogue

+ additional practical lectures for our hands-on exercises in context


- Practical Topics
- Theoretical / Conceptual Topics




UNIVERSITY OF ICELAND  
SCHOOL OF ENGINEERING AND NATURAL SCIENCES  
FACULTY OF INDUSTRIAL ENGINEERING, MECHANICAL ENGINEERING AND COMPUTER SCIENCE



JÜLICH  
Forschungszentrum



HELMHOLTZ  
RESEARCH FOR GRAND CHALLENGES



DEEP  
Project

**[10] M. Riedel, 'Cloud Computing & Big Data – Parallel & Scalable Machine Learning & Deep Learning', 2018**



## High Performance Computing

ADVANCED SCIENTIFIC COMPUTING

**Dr. – Ing. Morris Riedel**  
Adjunct Associated Professor  
School of Engineering and Natural Sciences, University of Iceland  
Research Group Leader, Juelich Supercomputing Centre, Germany

1. High Performance Computing
2. Parallelization Fundamentals
3. Parallel Programming with MPI
4. Advanced MPI Techniques
5. Parallel Algorithms & Data Structures
6. Parallel Programming with OpenMP
7. Hybrid Programming & Patterns
8. Debugging & Profiling Techniques
9. Performance Optimization & Tools
10. Scalable HPC Infrastructures & GPUs
11. Scientific Visualization & Steering
12. Terrestrial Systems & Climate
13. Systems Biology & Bioinformatics
14. Molecular Systems & Libraries
15. Computational Fluid Dynamics
16. Finite Elements Method
17. Machine Learning & Data Mining
18. Epilogue

+ additional practical lectures for our hands-on exercises in context



UNIVERSITY OF ICELAND  
SCHOOL OF ENGINEERING AND NATURAL SCIENCES  
FACULTY OF INDUSTRIAL ENGINEERING, MECHANICAL ENGINEERING AND COMPUTER SCIENCE



JÜLICH  
Forschungszentrum

**[11] M. Riedel, 'High Performance Computing – Advanced Scientific Computing', 2017**



**Morris Riedel**  
@MorrisRiedel

Folgen

Thanks to all participants of our Introduction to Deep Learning course organized by our DEEP-EST project @DEEPprojects & Juelich Supercomputing Centre @fzj\_jsc & University of Iceland @Haskoli\_Islands - slides are publicly available at: [morrisriedel.de/deep-est-tutor...](http://morrisriedel.de/deep-est-tutor...) - CU next time!



11:41 - 8. Juni 2018 aus Jülich, Deutschland

**[12] M. Riedel et al., 'DEEP-EST Tutorial: Introduction to Deep Learning', 2018**



**Morris Riedel** @MorrisRiedel · Mar 21

Video of my talk @ Deutscher Bundestag German federal parliament now at [dbtg.tv/cvid/7332302](https://dbtg.tv/cvid/7332302) discussing among #ArtificialIntelligence experts HAICU @helmholtz\_en SMITH, ONMOFF & Modular Supercomputing by @DEEPprojects @fzj\_jsc @fz\_juelich @uisens @uni\_iceland @Haskoli\_Islands

You

3 9

**[13] M. Riedel @ Deutscher Bundestag – German Parliament, 2019**



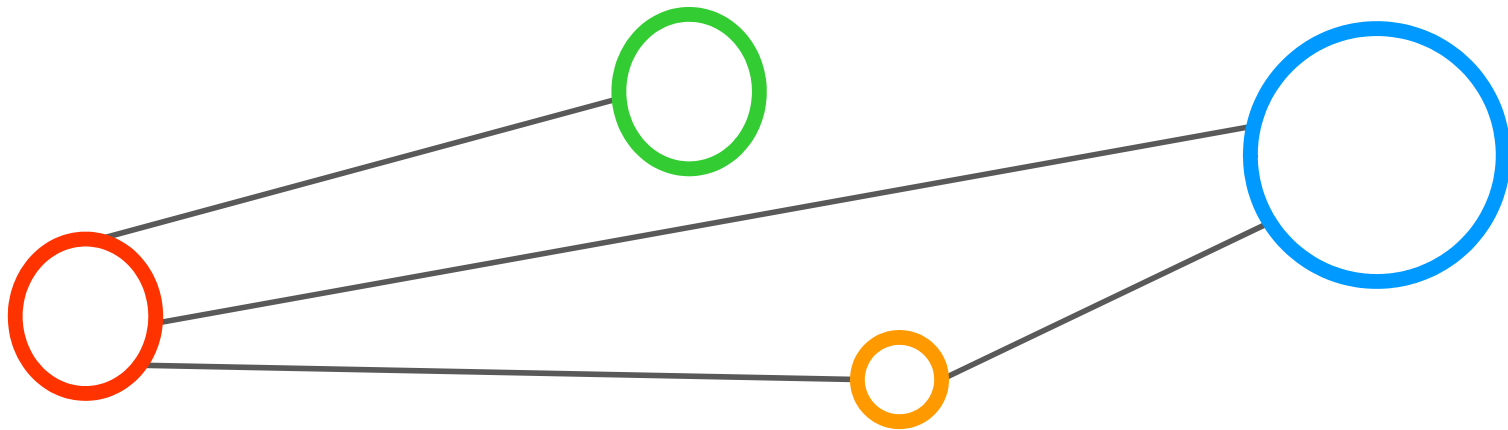
**European Leadership Network** @theELN · Oct 15

Day two of the @EGLNtweets meeting in Berlin, @theELN Director @SirAdamELN with @ClairePKaiser, Susanne Dehmel @Bitkom\_Privacy and @MorrisRiedel after a panel on new technologies and policy in the Euro-Atlantic region #EGLN2019

2 4

**[14] M. Riedel @ European Leadership Network, 2019**

## Referenzen



## Referenzen (1)

- [1] Big Data Tips – Big Data Mining & Machine Learning, Online:  
<http://www.big-data.tips/>
- [2] Keras Python High-Level Deep Learning Library, Online:  
<https://keras.io/>
- [3] TensorFlow Python Low-Level Deep learning Library, Online:  
<https://www.tensorflow.org/>
- [4] NVIDIA Web Page, Online:  
<https://www.nvidia.com/en-us/>
- [5] Deep Learning Start-Up Beispiel Deutschland, Online:  
<https://soccerwatch.tv/>
- [6] Species Iris Group of North America Database, Online:  
<http://www.signa.org>
- [7] Wikipedia 'Sepal', Online:  
<https://en.wikipedia.org/wiki/Sepal>
- [8] C. Cortes & V. Vapnik (1995). Support-vector networks. Machine learning, 20(3), 273-297, Online:  
<https://doi.org/10.1007/BF00994018>



## Referenzen (2)

- [9] G. Cavallaro, M. Riedel, M. Richerzhagen, J. A. Benediktsson and A. Plaza, "On Understanding Big Data Impacts in Remotely Sensed Image Classification Using Support Vector Machine Methods," *in the IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, vol. 8, no. 10, pp. 4634-4646, Oct. 2015, Online:  
[https://www.researchgate.net/publication/282524415 On Understanding Big Data Impacts in Remotely Sensed Image Classification Using Support Vector Machine Methods](https://www.researchgate.net/publication/282524415_On_Understanding_Big_Data_Impacts_in_Remotely_Sensed_Image_Classification_Using_Support_Vector_Machine_Methods)
  - [10] M. Riedel, 'Cloud Computing & Big Data – Parallel & Scalable Machine Learning & Deep Learning', 2018, Online:  
<http://www.morrisriedel.de/cloud-computing-and-big-data-course-fall-2018>
  - [11] M. Riedel, 'High Performance Computing – Advanced Scientific Computing', 2017, Online:  
<http://www.morrisriedel.de/hpc-course-fall-2017>
  - [12] M. Riedel et al., 'DEEP-EST Tutorial: Introduction to Deep Learning', Online:  
<http://www.morrisriedel.de/deep-est-tutorial-deep-learning>
  - [13] M. Riedel at Deutscher Bundestag – German Parliament, Online:  
<https://twitter.com/MorrisRiedel/status/1108687426153861122>
  - [14] M. Riedel at European Leadership Network, Online:  
<https://twitter.com/theELN/status/1184116825056935936>
  - [15] DeepSense.ai, 'How to create a product recognition solution', Online:  
<https://deepsense.ai/how-to-create-a-product-recognition-solution/>
- <https://www.luehrmann.de/de/city-life/erfolgsraume/beitrag/parfumerie-pieper-bez-markante-eckimmobilie/>

## Referenzen (3)

- [9] Lührmann.de, 'Parfümerie Pieper bezieht markante Eckimmobilie', Online:  
<https://www.luehrmann.de/de/city-life/erfolgsraume/beitrag/parfumerie-pieper-bezieht-markante-eckimmobilie/>

**Danke – Folien verfügbar unter <http://www.morrisriedel.de/talks>**

