



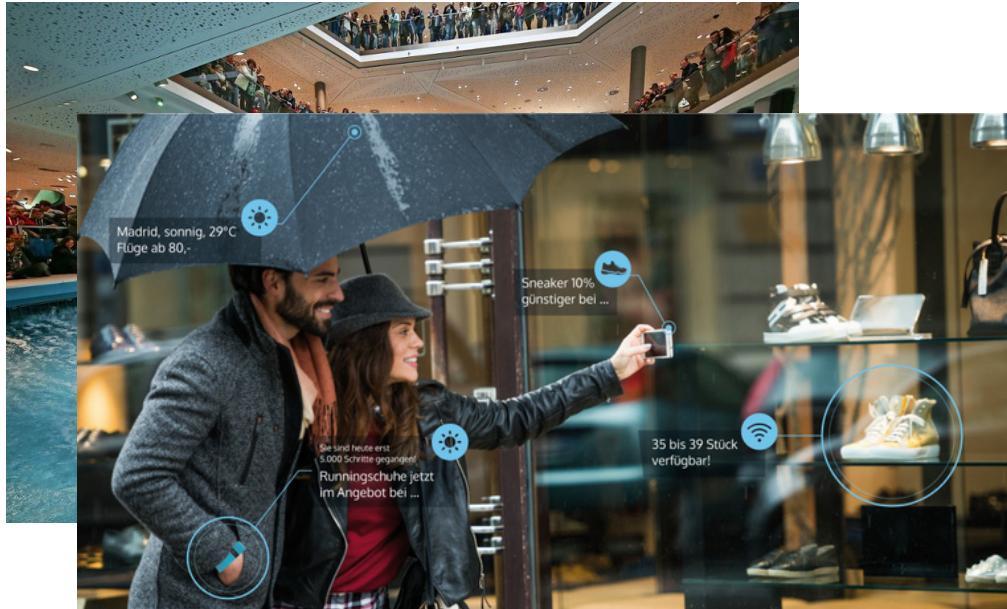
ON4OFF – Stärkung des Einzelhandels durch Künstliche Intelligenz

Prof. Dr. – Ing. Morris Riedel

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

Einkaufen in der Zukunft als Erlebnis

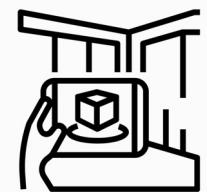
**Nachschub-
lösungen
und Abo-
Dienste**
werden Produkt-
anforderungen
des täglichen
Bedarfs sehr
effizient und
effektiv erfüllen.



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

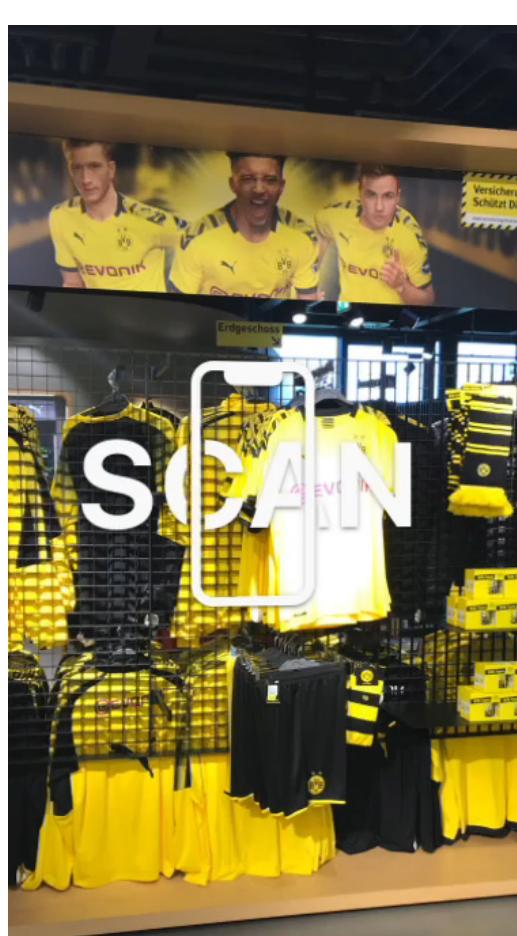
Immersives Einkaufen mit haptischen Technologien geben uns die Möglichkeit, das multisensorisch zu erleben, was wir kaufen, bevor wir es kaufen.

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

Beispiel: Immersives Einkaufen – mit Augmented Reality die FanWelt erleben



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 befolkbar 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



Schlagworte



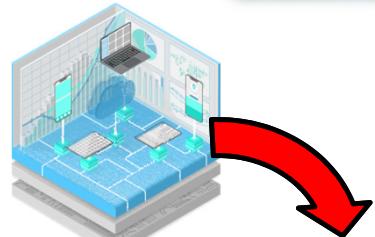
Künstliche
Intelligenz



Maschinelles
Lernen



Deep
Learning



Personalisiert &
Individuell



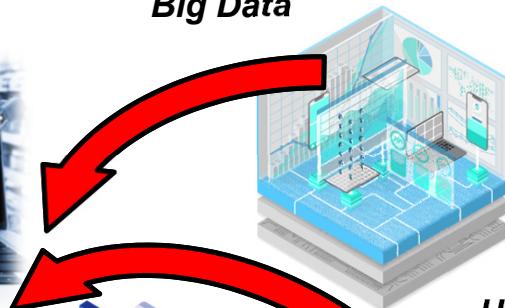
Stationärer
Einzelhandel



Seamless
Shopping



Big Data



High Performance
Computing & Cloud
Computing



Modular
Supercomputing

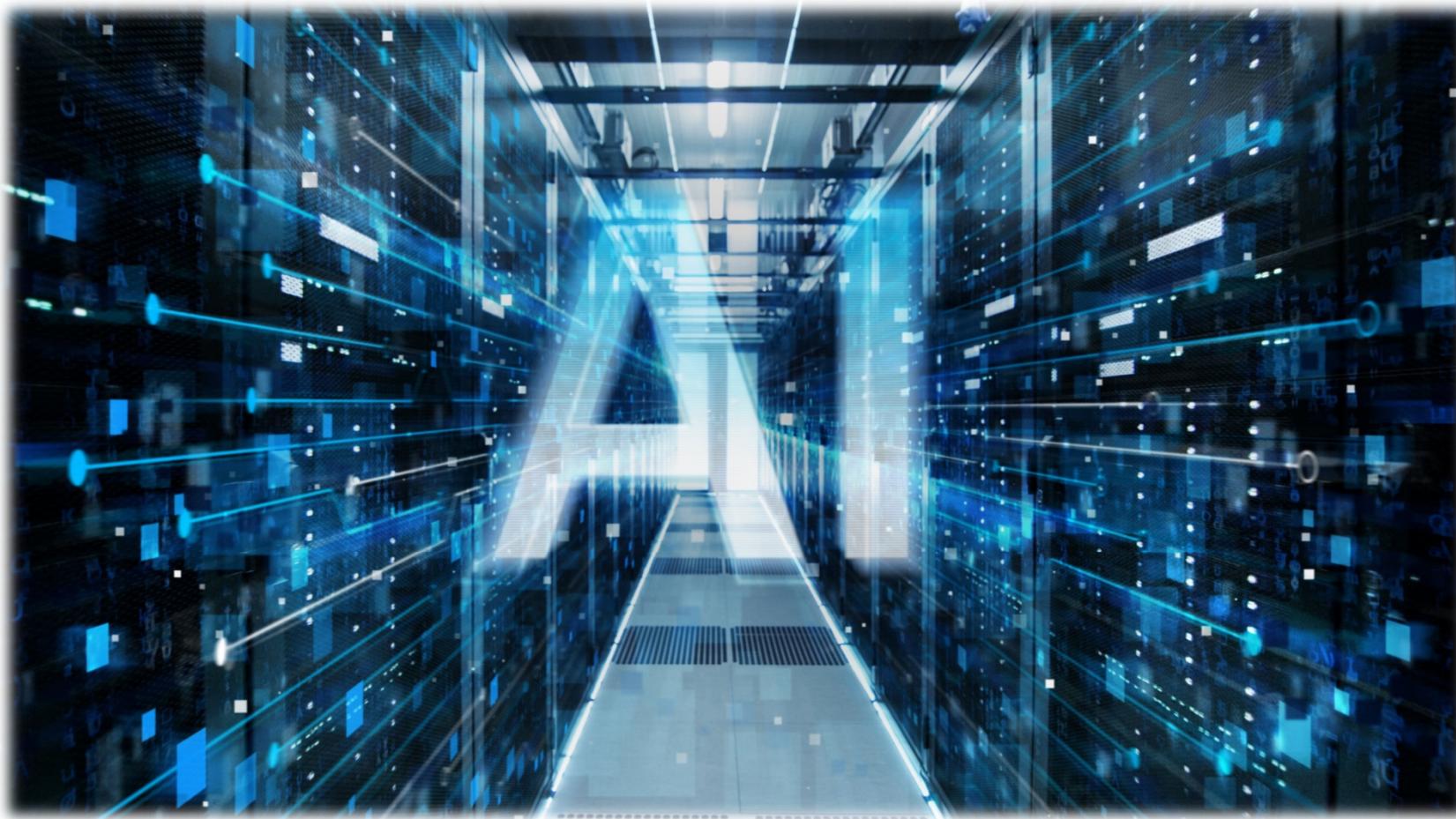


Customer Journey
& Einkaufserlebnis



Cross
Channel

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)

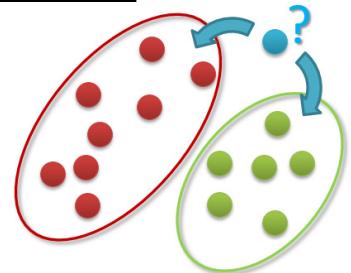
Lernen aus Daten ohne explizit ein Programm aus üblichen Programmiersprachen zu haben



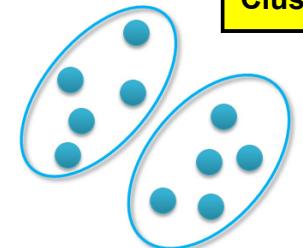
Deep Learning (DL)

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

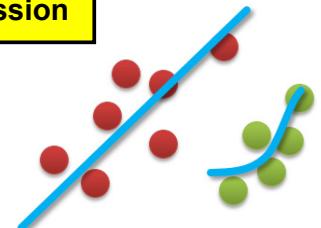
Classification



Clustering

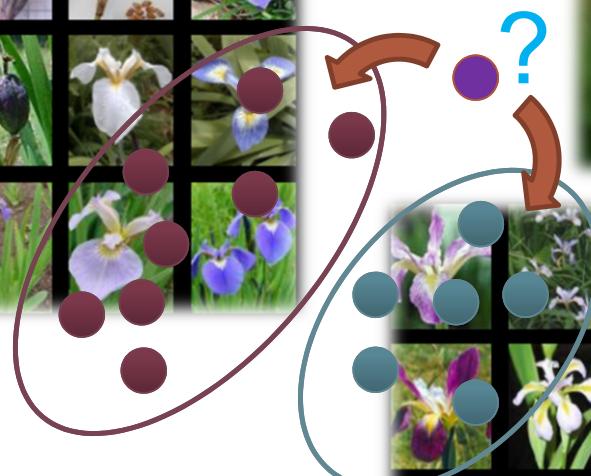


Regression



Maschinelles Lernen – Kernprinzipien & Beispiel

1. Es gibt eine Art „Muster“ in den Daten
2. Es gibt keine exakte mathematische Formel dafür (was ist das für eine Pflanze?)
3. Es gibt historische Daten von denen wir lernen können (was bedeutet das für Ihre Typen von Kunden?)

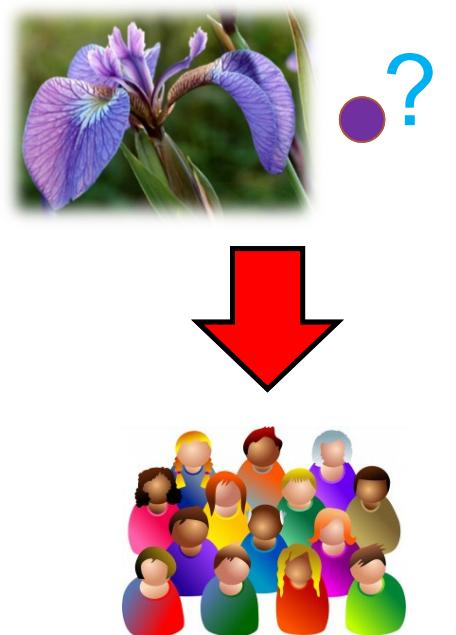


[6] Image sources: Species Iris Group of North America Database, www.signa.org

(Blumentyp 'IRIS Virginica')

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

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)

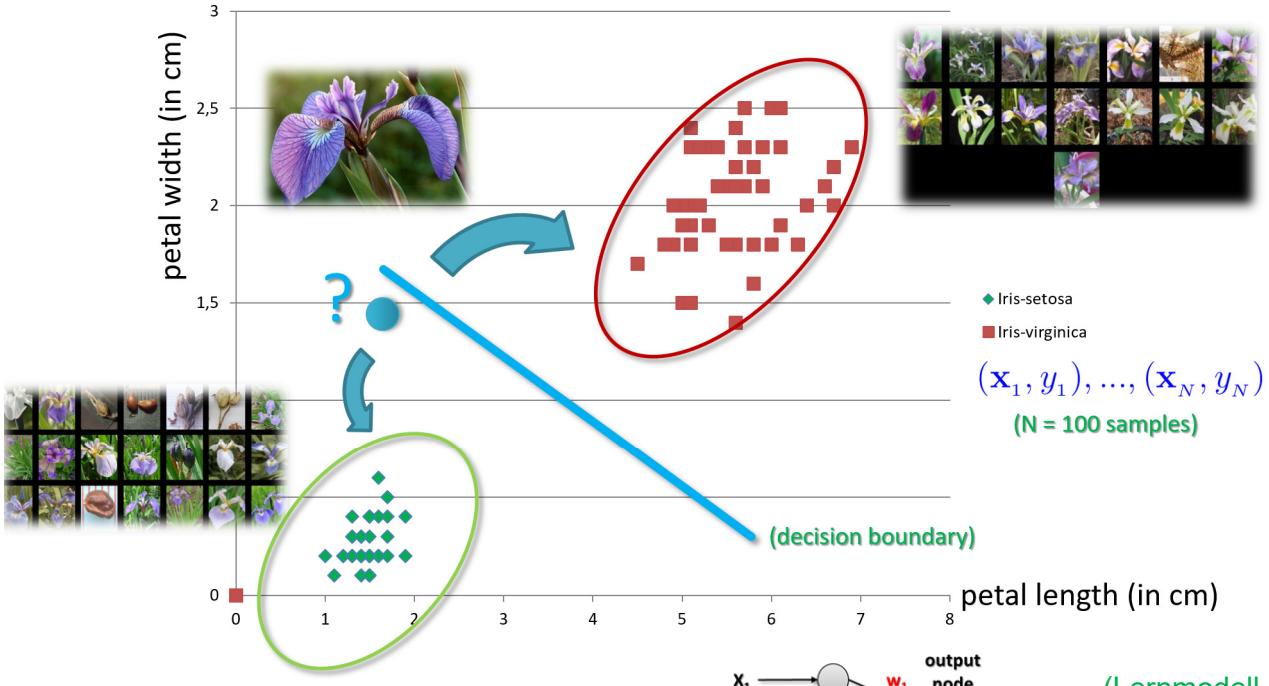
- sepal length in cm
- sepal width in cm
- petal length in cm
- petal width in cm
- Klasse: Iris Setosa, oder Iris Versicolour, oder Iris Virginica



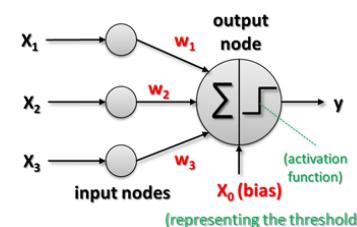
(was gibt es für Merkmale in Ihren Kunden?)

[7] Image source: Wikipedia, Sepal

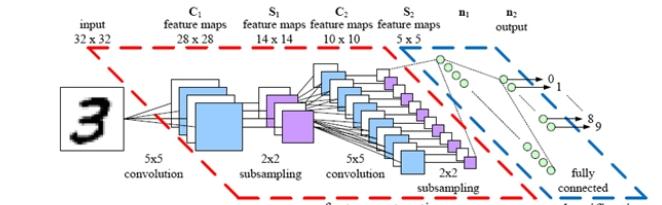
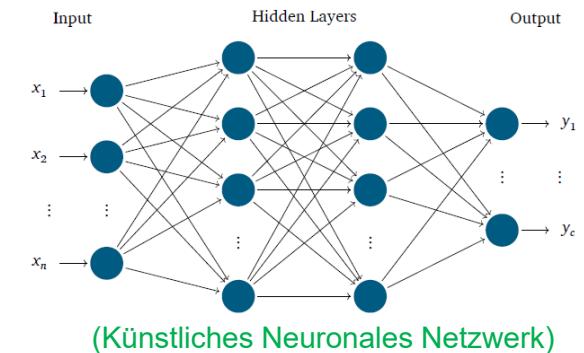
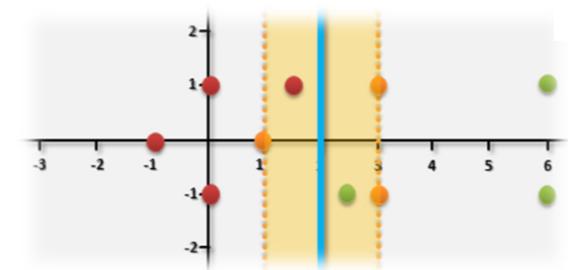
Maschinelles Lernen – Lernmodelle



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

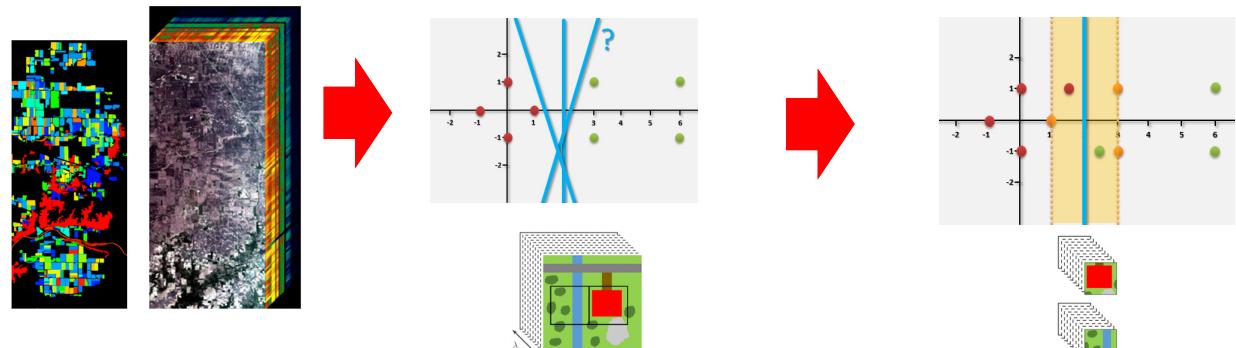
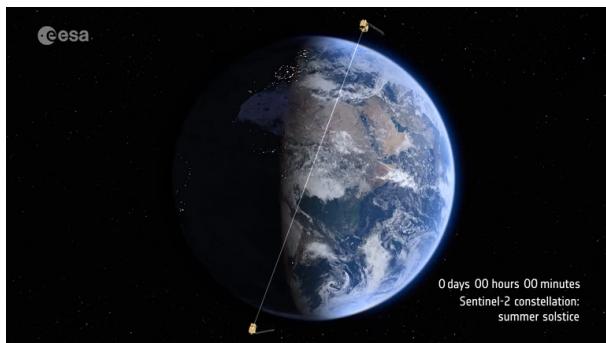


(Lernmodell
Perceptron –
einfachstes
Lernmodell –
aka ~Neuron)



Beispiel: Lernmodell mit 52 Klassen & High Performance Computing

Number	Class		Number of samples			Class		Number of samples		
	Training	Test	Number	Name	Training	Test	Number	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	57206			
26	Oats?	34	301	52	Woods?	14	130			



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

γ/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)	77.00 (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)

γ/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)	77.02 (1.02)	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
Zweiter Ergebnis: Alle Parameter Kombinationen von ~9 Std → ~35 min

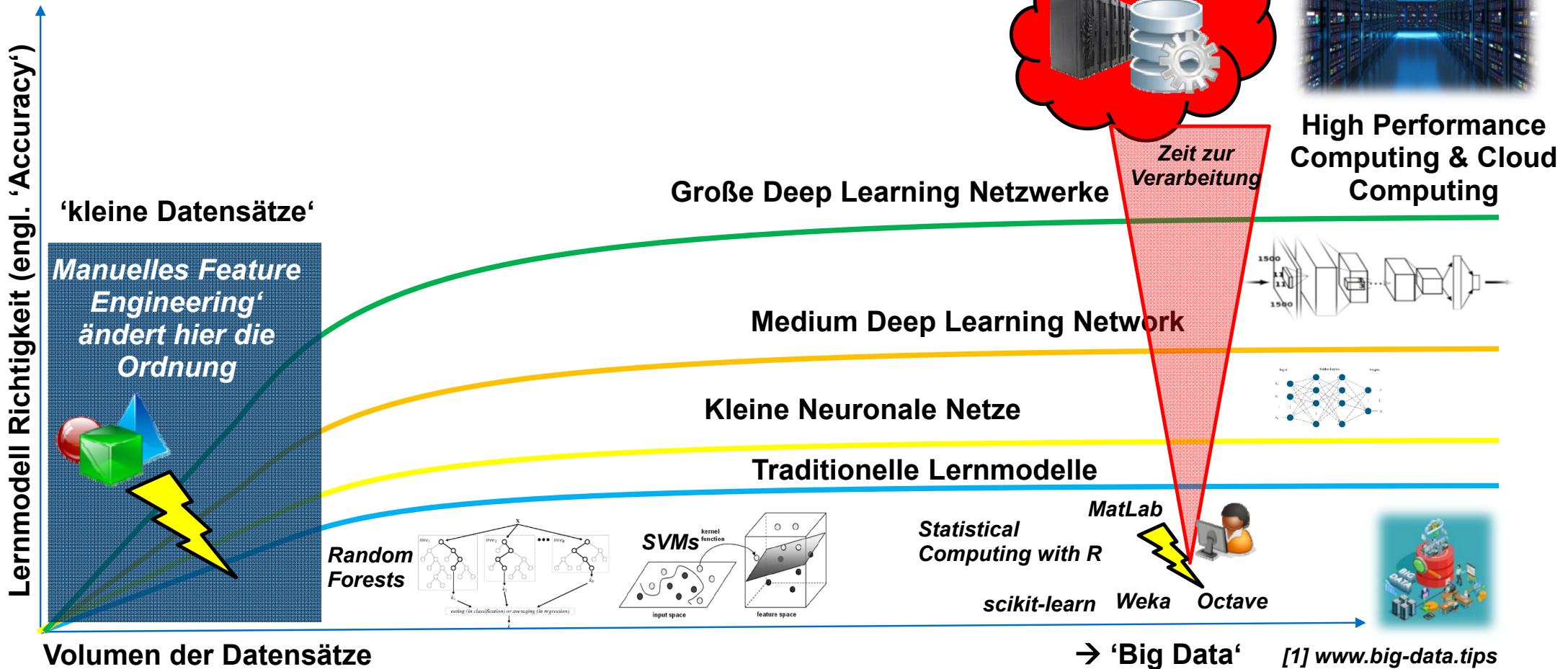
[9] G. Cavallaro & M. Riedel & J.A. Benediktsson et al., 'On Understanding Big Data Impacts in Remotely Sensed Image Classification Using Support Vector Machine Methods', *Journal of Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2015

[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

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



‘Backpropagation der Fehler’ Ansatz im Lernen

- Künstliche Neuronale Netze

Deep Convolutional Neural Networks

- Deutliche Verbesserung in der Bilderkennung

Enorme Chancen durch Deep Learning

K Keras

[2] Keras



[3] TensorFlow

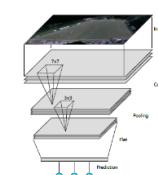


[5] soccerwatch.tv



eXIST

Existenzgründungen aus der Wissenschaft

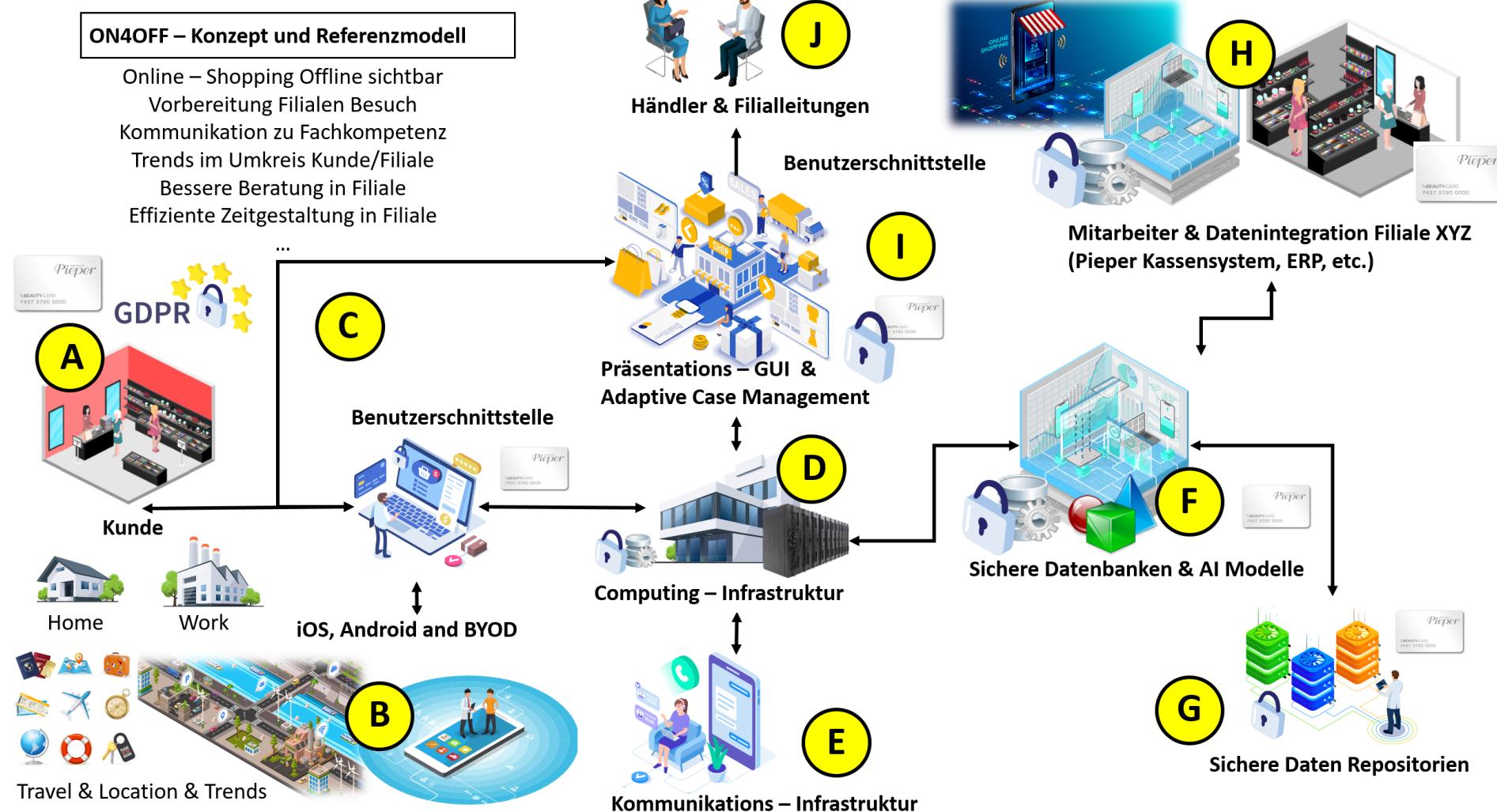


Kombination: Start-up Beispiel aus Forschungsgruppe

Künstliche Intelligenz im Einzelhandel



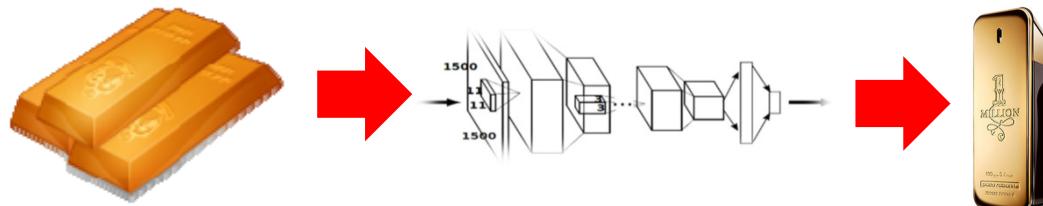
ON4OFF Referenzmodell für den Einzelhandel



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 Nebenbegriffe)

(Neuartige tiefe Neuronale Lernnetze zur Bilderkennung ...)



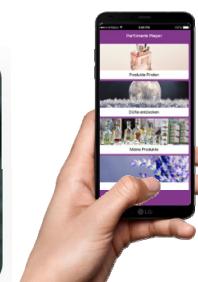
(Tieles neuronales Netzwerk)

[16] Foto: lührmann.de

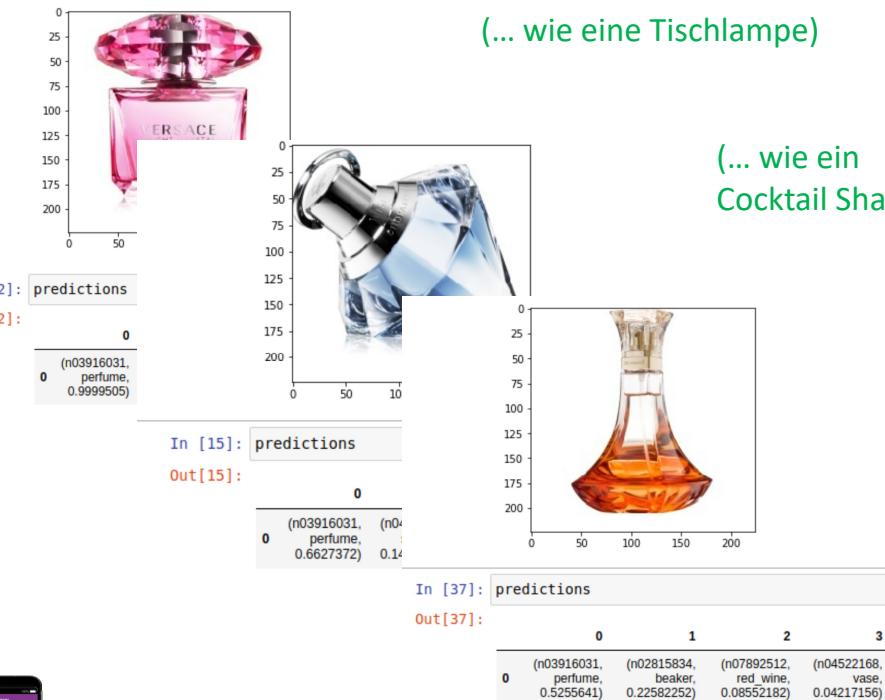
Beispiel: Automatische Erzeugung von Produktbegriffen bei Pieper



[15] DeepSense.ai, 'Produkterkennung'



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



(... wie ein
Cocktail Shaker)

(... wie ein
Rotwein
oder Vase)

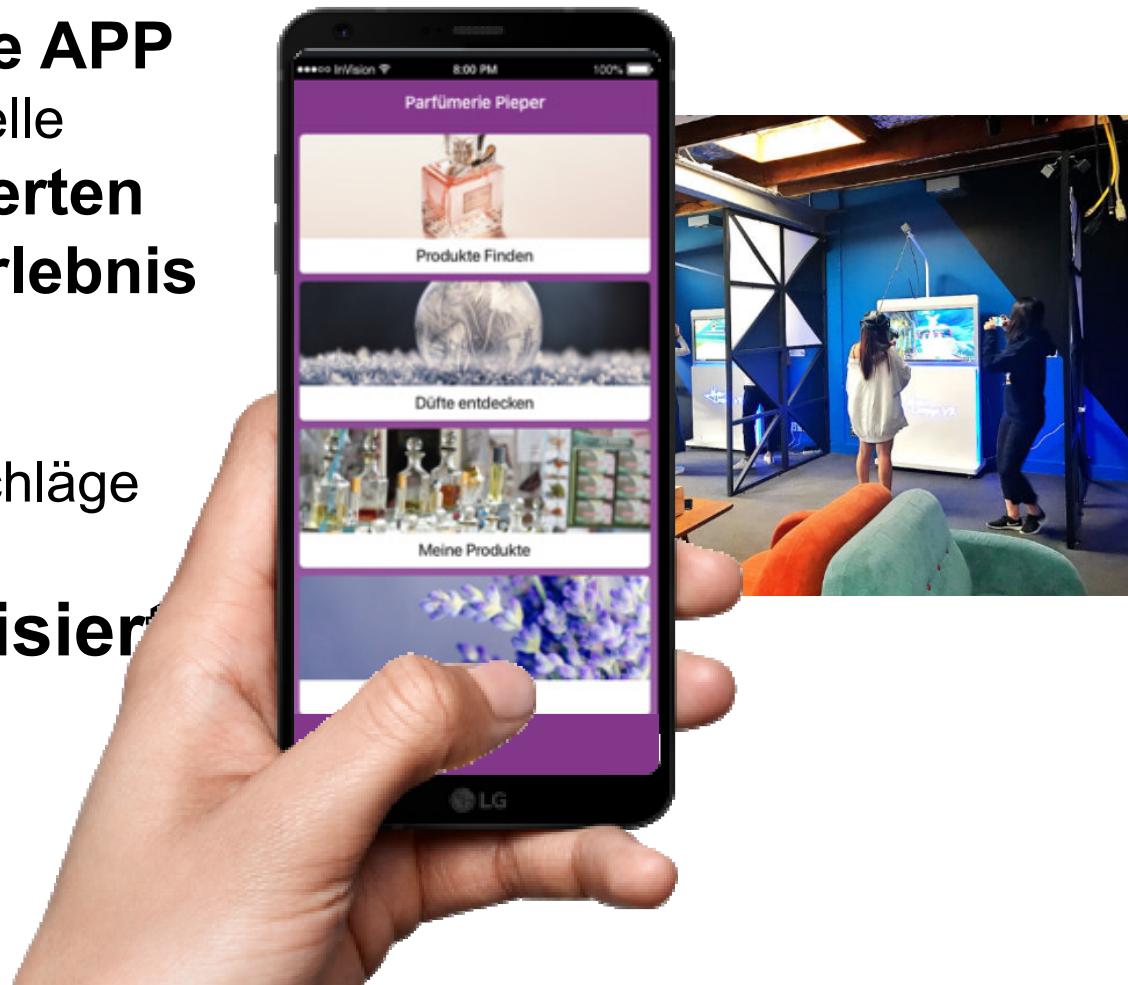
(... wie eine Tischlampe)

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

Experience APP
als Schnittstelle
zum **erweiterten**
Einkaufserlebnis

KI-basierte
Produktvorschläge

Personalisierte
Angebote



Physisches
multisensorisches Erlebnis

Kombiniert mit
**Extended
Reality**
**Mobiler Single Item
Erlebnis Show
Rooms**

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

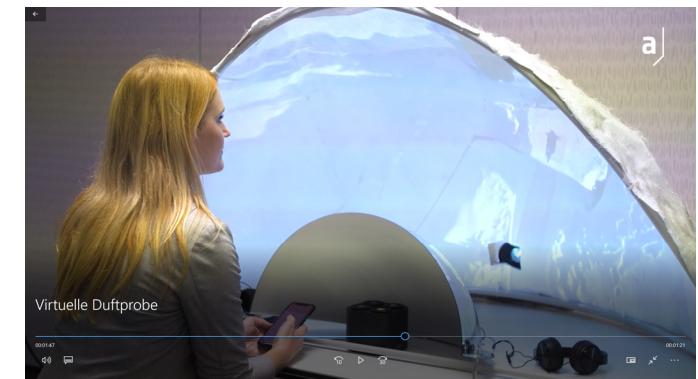


adesso

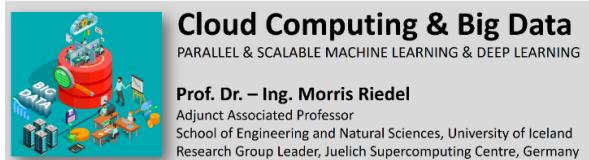


Parfümerie
Pieper

VIDEO
BEISPIEL



Künstliche Intelligenz – Beratung & Trainings für Assozierte Partner



Cloud Computing & Big Data

PARALLEL & SCALABLE MACHINE LEARNING & DEEP LEARNING

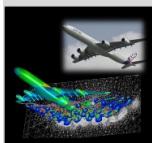
Prof. Dr. – Ing. Morris Riedel

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



[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



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

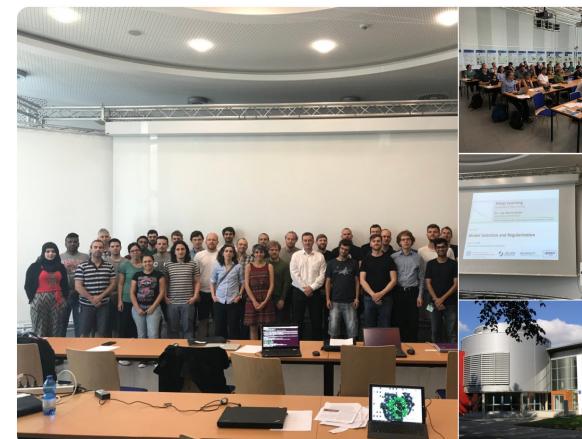


Morris Riedel

@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... - 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](#) discussing among [#ArtificialIntelligence](#) experts HAIKU [@helmholtz_en](#) SMITH, ON4OFF & 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 @YGLNtweets 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 #YGLN2019



2

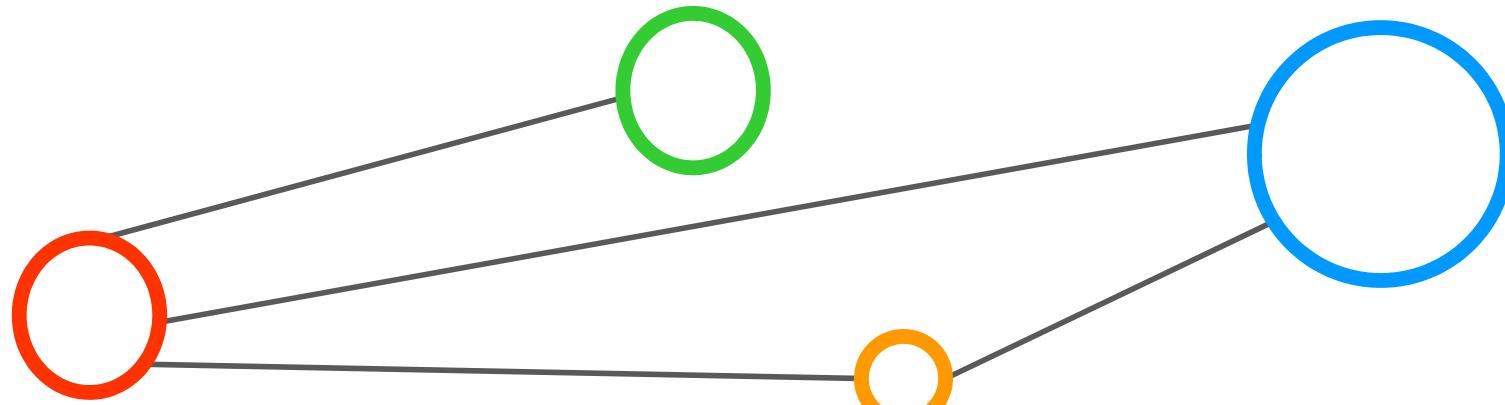


4



[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
- [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> <https://www.luehrmann.de/de/city-life/erfolgsraume/beitrag/parfumerie-pieper-bezmarkante-eckimmobilie/>
- [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/>

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>

