

u^b

b

**UNIVERSITÄT
BERN**

u^b

Künstliche Intelligenz in der Klima- und Wetterforschung

Eine (kleine) Übersicht

Martin Wegmann

Naturforschende Gesellschaft Oberwallis

21.03.2024

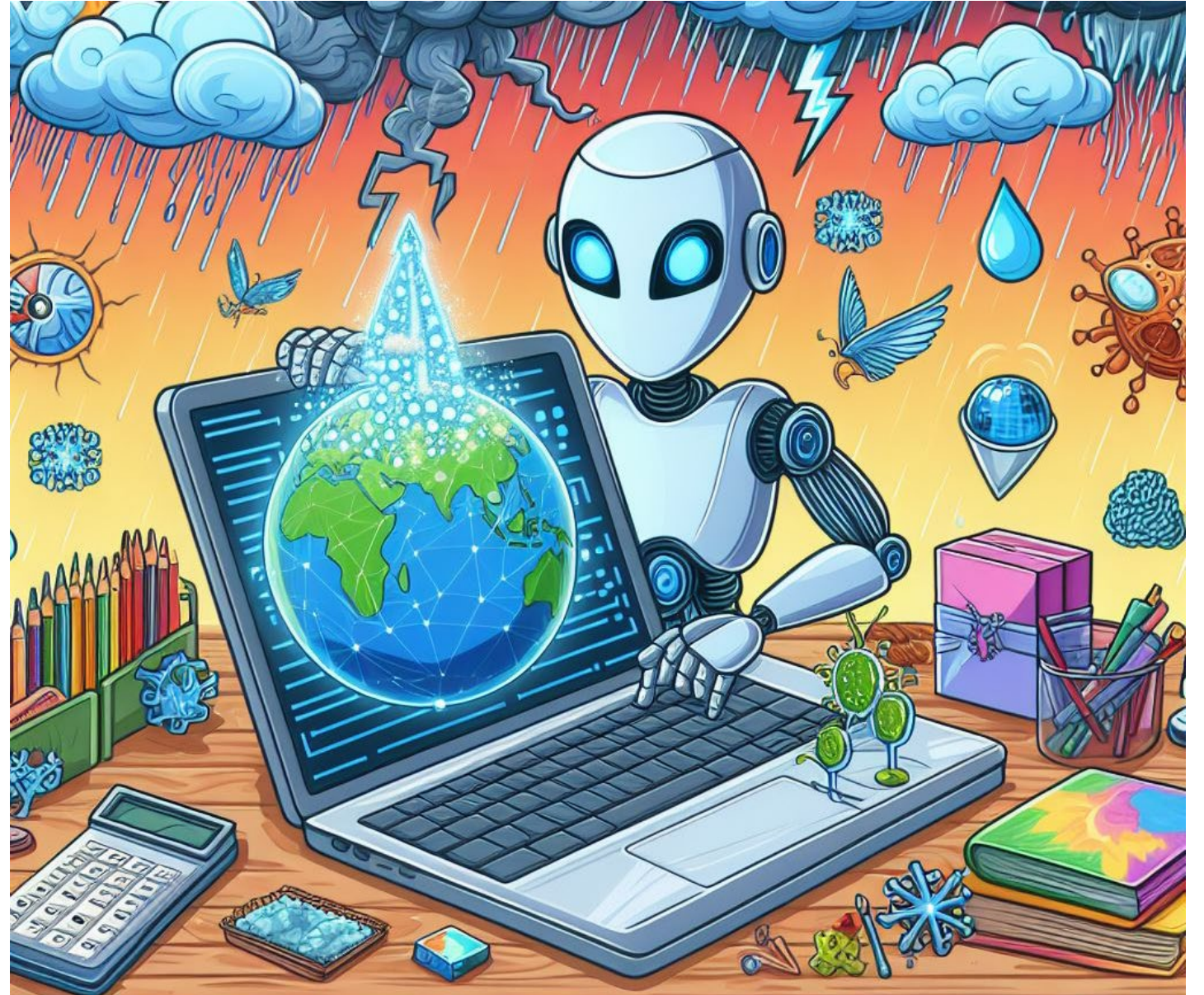
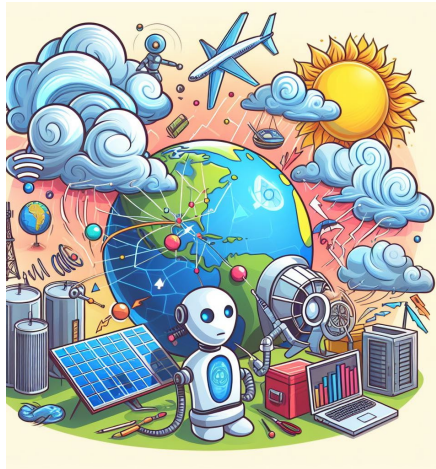
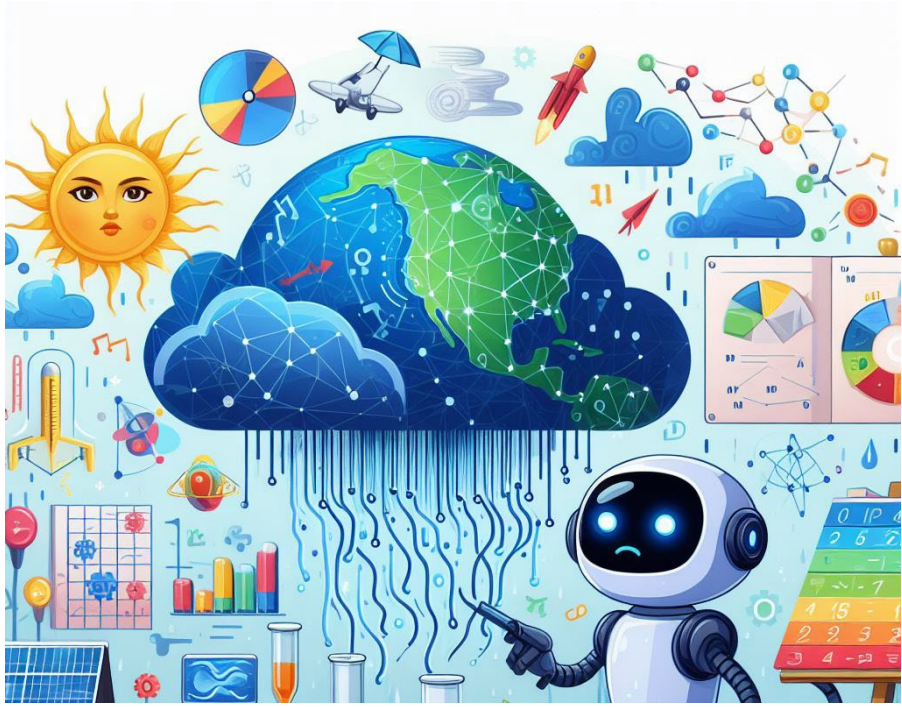
u^b

Menu für heute



Frage an Microsoft CoPilot:


Kannst du einen Comic über künstliche Intelligenz in der Wetter- und Klimaforschung malen?



u^b

Menu für heute



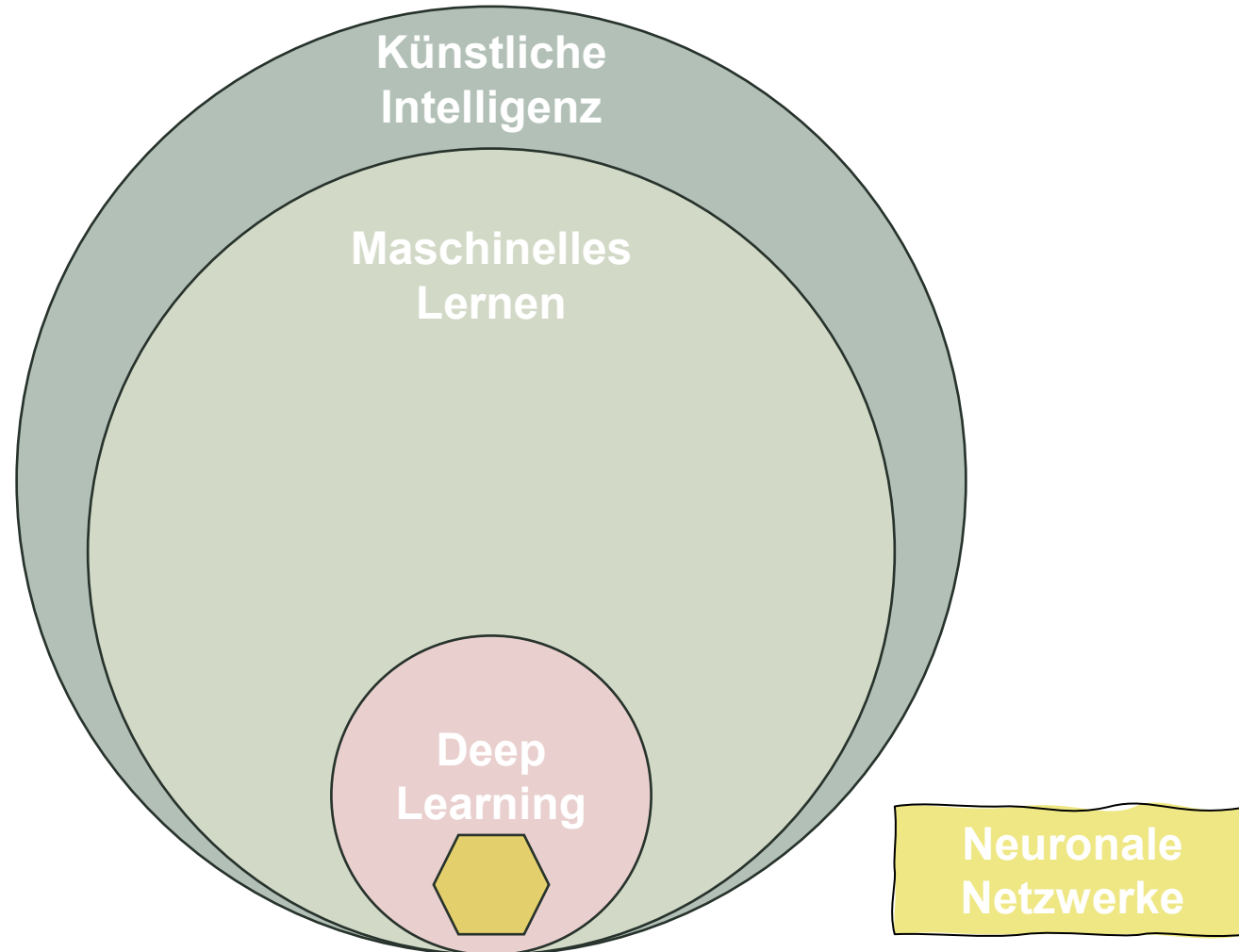
- 1 Was und wo ist künstliche Intelligenz?
- 2 Warum passiert das jetzt?
- 3 Beispiele aus der Klima- und Wetterforschung 
- 4 Herausforderungen, Probleme, Potenzial



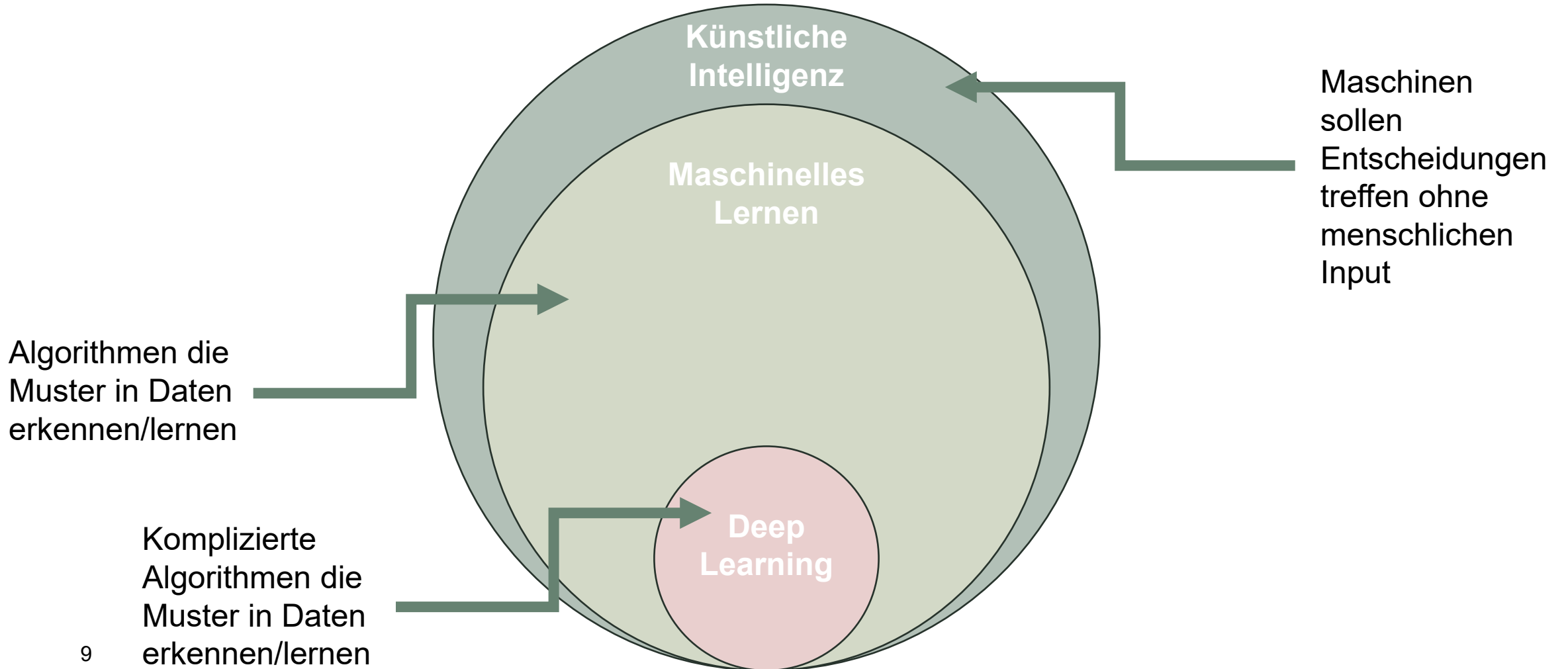
**Was und wo ist
künstliche
Intelligenz?**

u^b

1

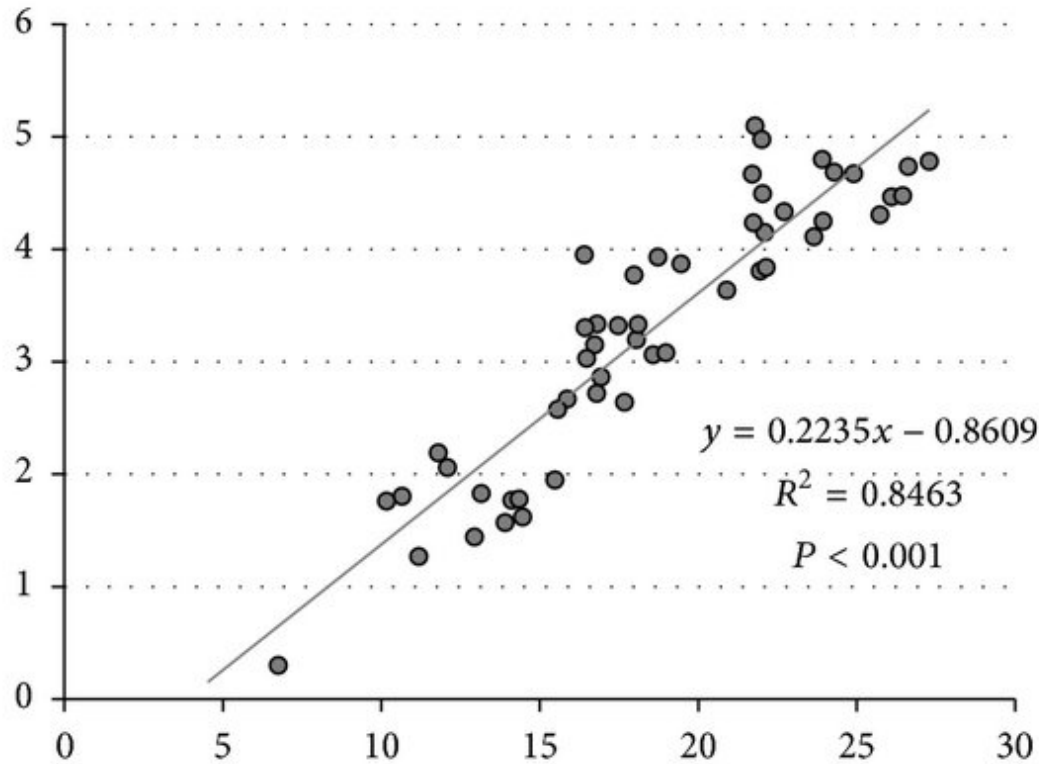


1

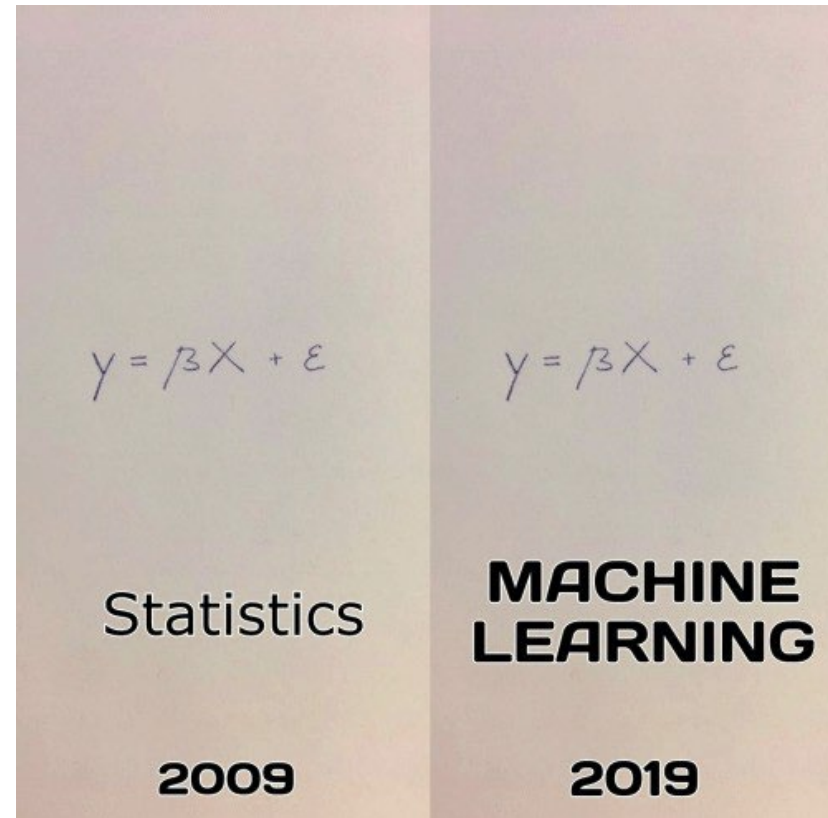


u^b

1



[Measurements of Soil Carbon Dioxide Emissions from Two Maize Agroecosystems at Harvest under Different Tillage Conditions \(hindawi.com\)](https://www.hindawi.com)



[Understanding Machine Learning through Memes | by Harsh Aryan | Nybles | Medium](https://www.nybles.com)

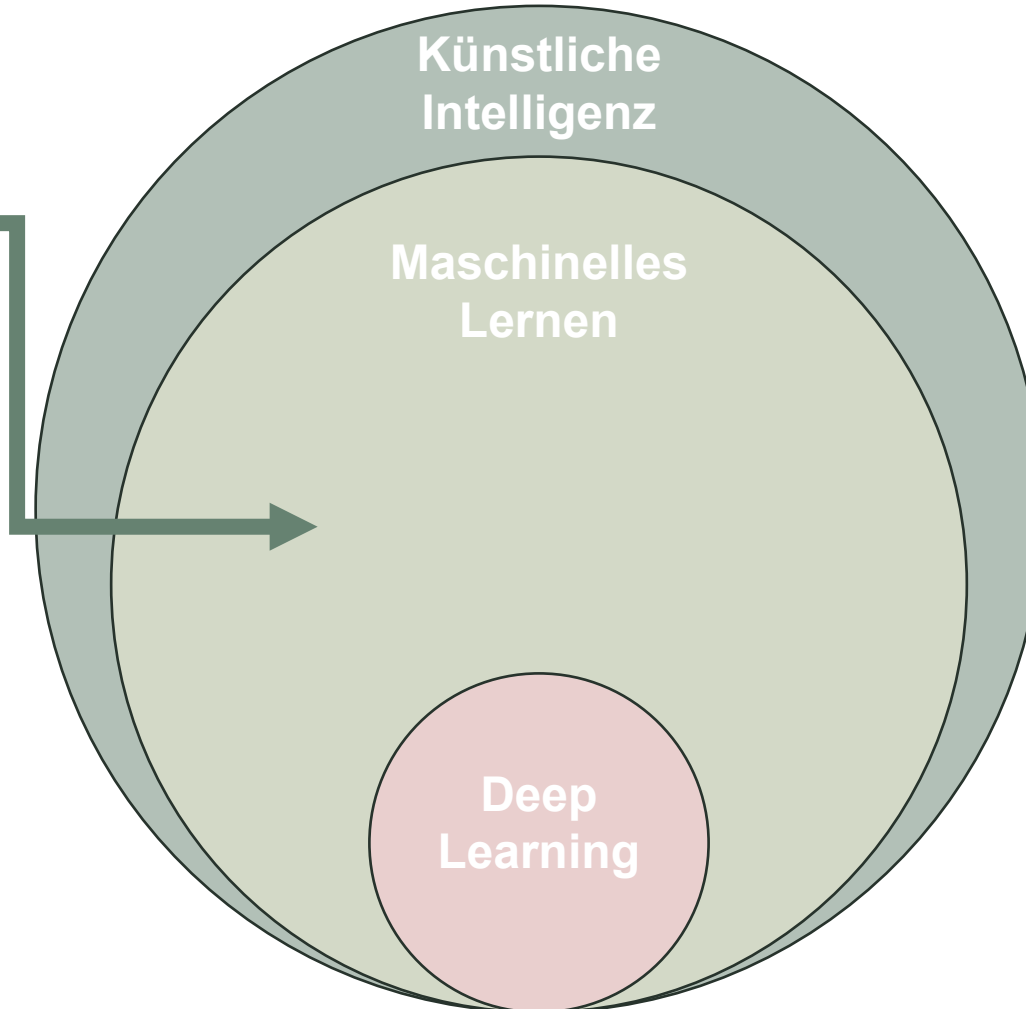
u^b

1

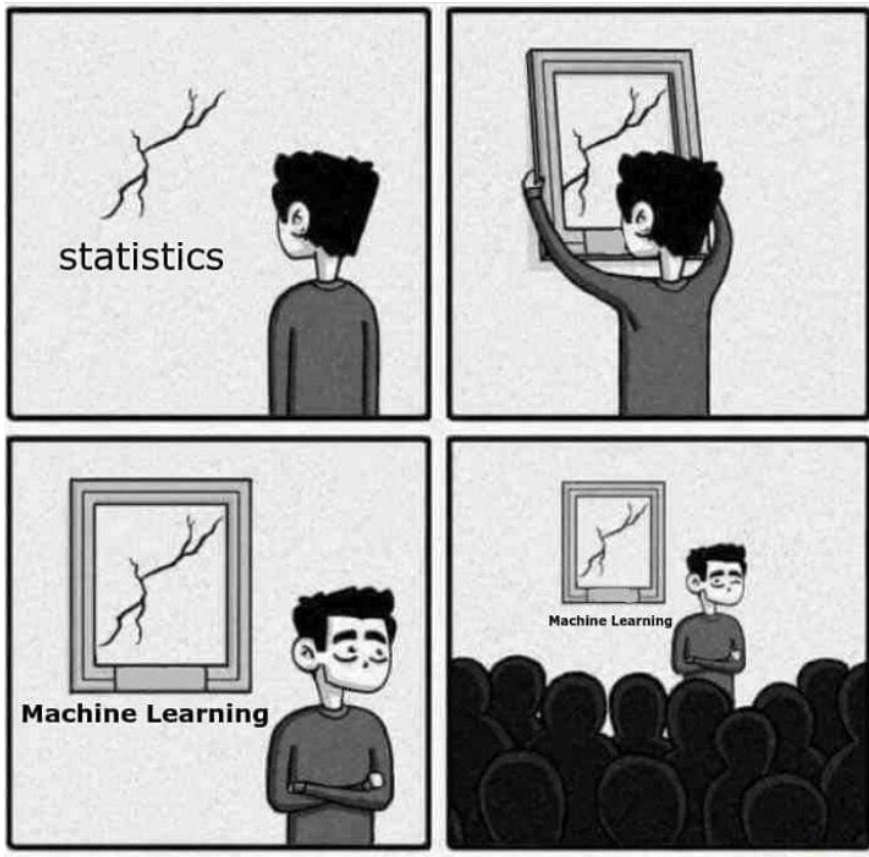
Lineare
Regression

Kanonische
Korrelation

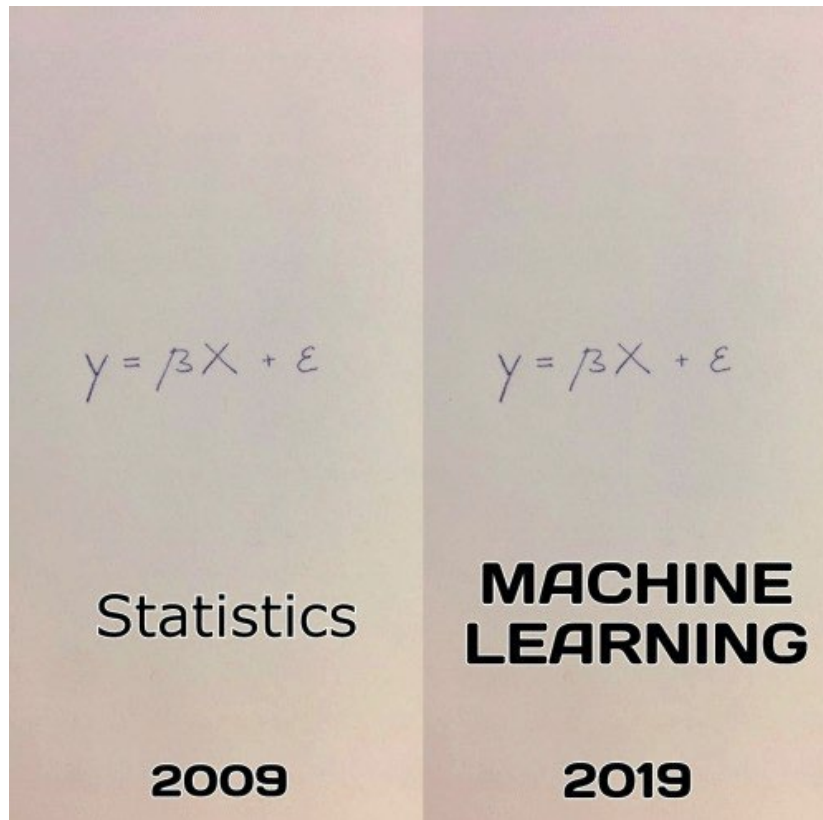
Hauptkomponenten
analyse



1

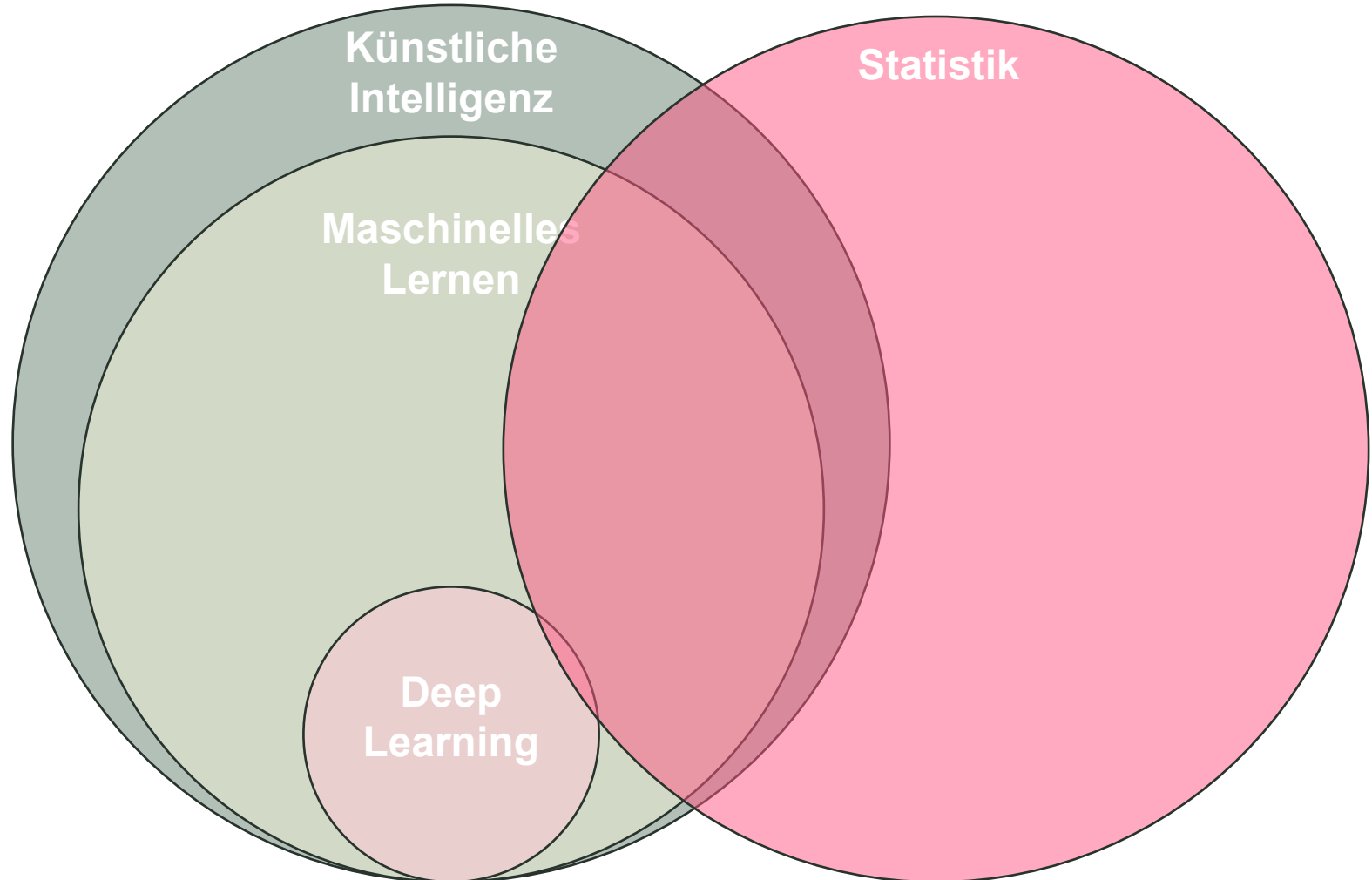


[Understanding Machine Learning through Memes | by Harsh Aryan | Nybles | Medium](#)

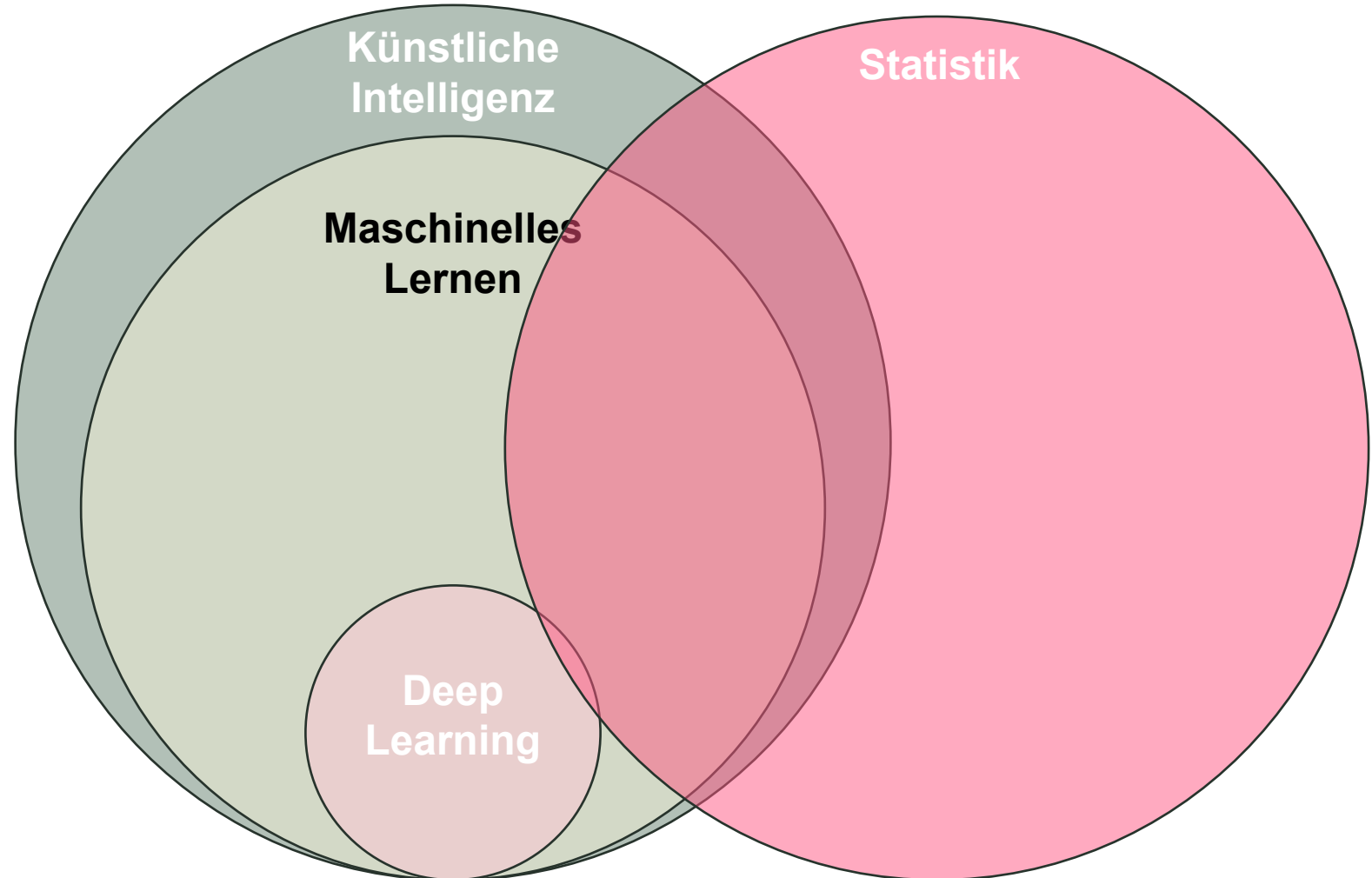


[Understanding Machine Learning through Memes | by Harsh Aryan | Nybles | Medium](#)

1



1



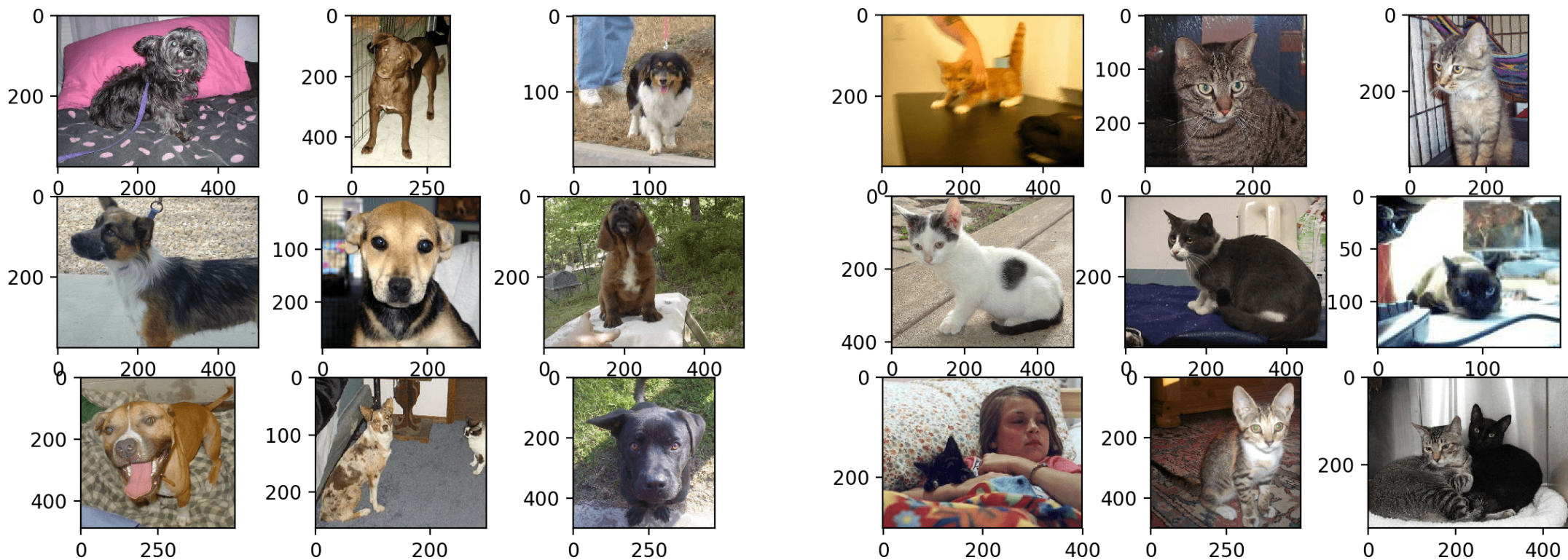
1

Maschinelles Lernen besteht aus zwei Komponenten

- 1) **Lernen:** Durch Exposition eines Modells zu Daten, werden «Gesetzmässigkeiten» «erlernt» → **TEUER**
- 2) **Ausführen:** Wenn das Model fertig «gelernt» hat, dann gibt man dem Model neue Daten und fragt → **GÜNSTIG**

u^b

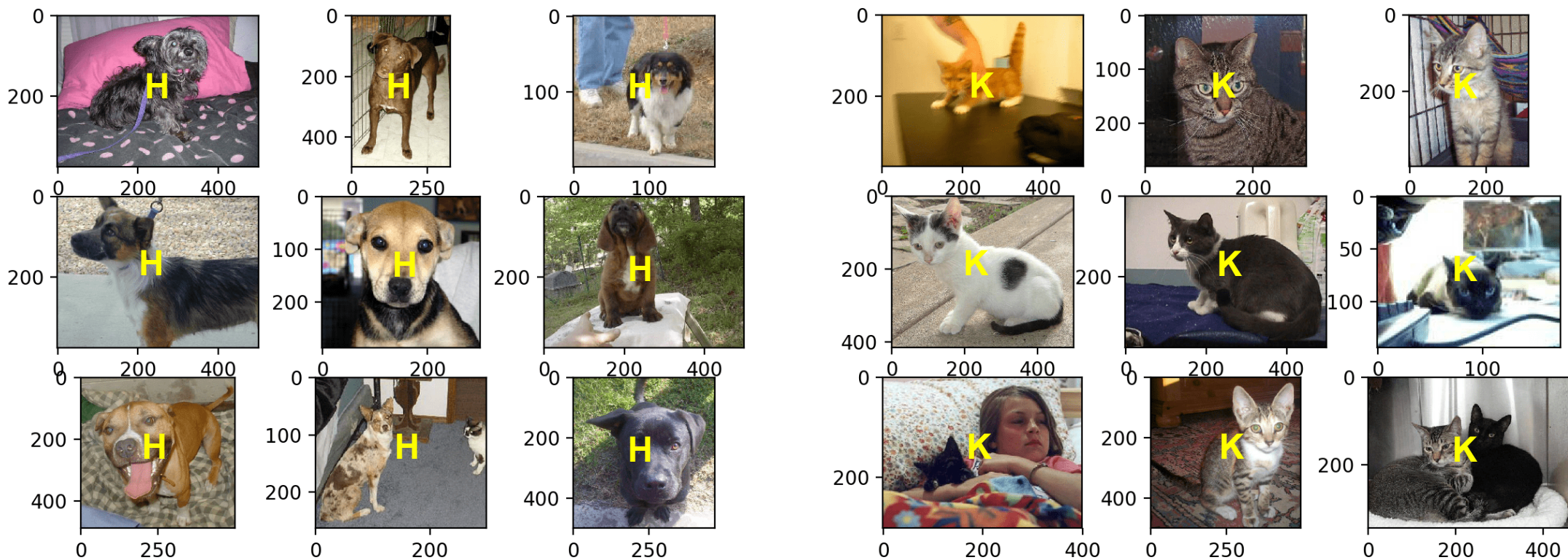
1



[Understanding How AI Identify Images | by Felicia Sutandijo | Medium](#)

1

TEUER

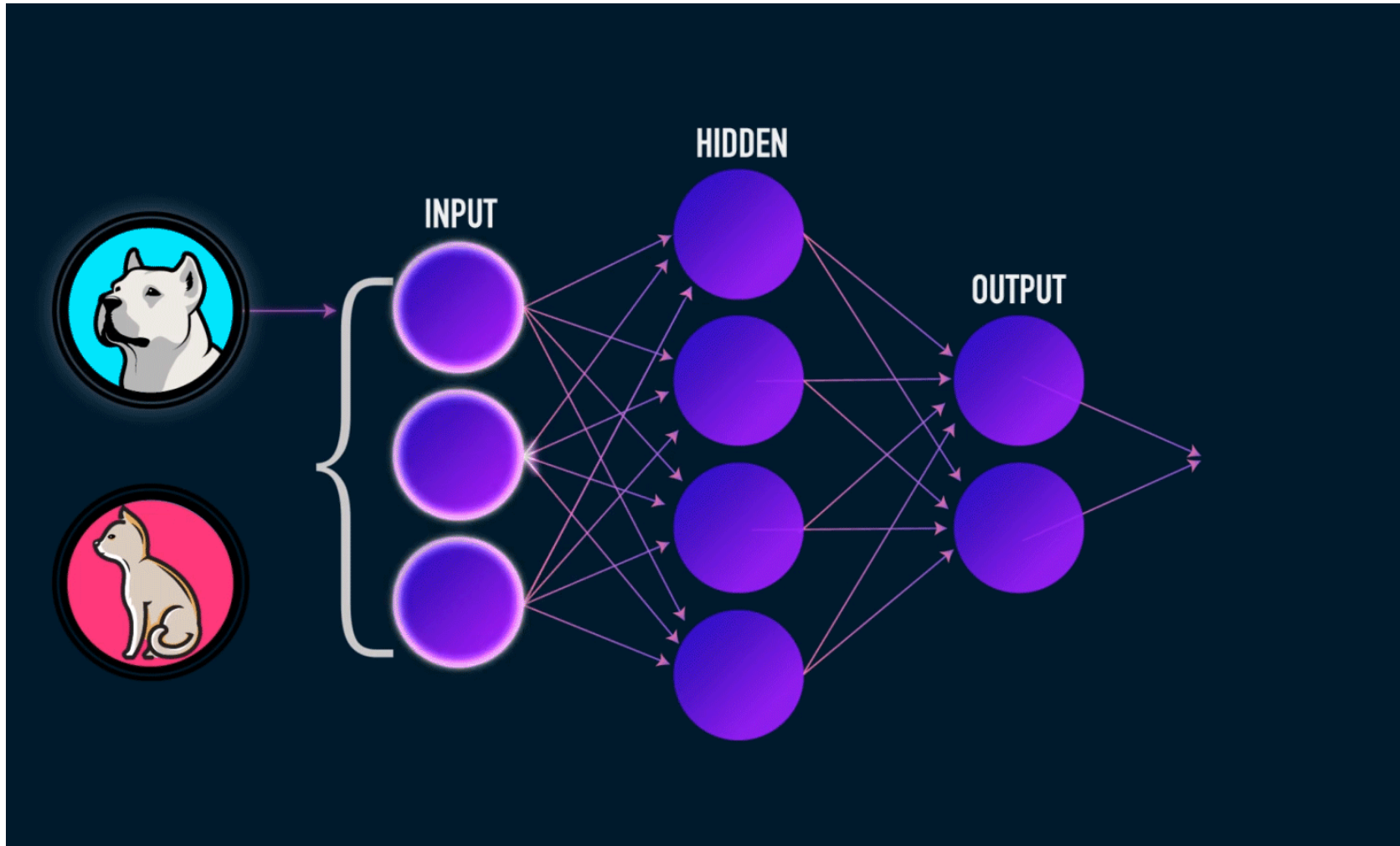


[Understanding How AI Identify Images | by Felicia Sutandijo | Medium](#)

u^b

1

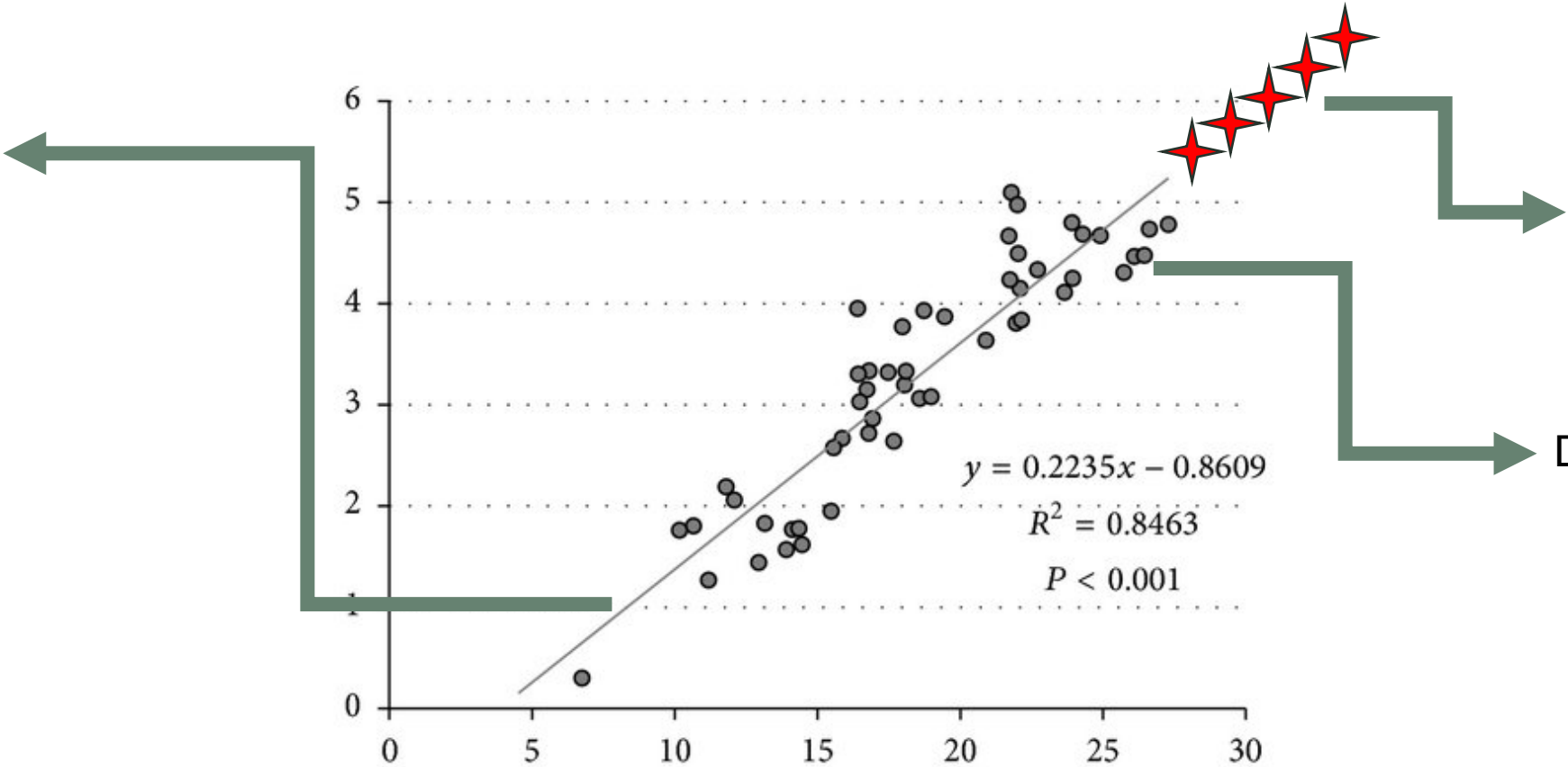
GÜNSTIG



[Auto-ML in a Flash. An end-to-end Deep Learning platform... | by Shantanu Acharya | Medium](#)

1

Model und was es gelernt hat



Vorhersage auf Basis des Modells und des Gelernten

Daten

[Measurements of Soil Carbon Dioxide Emissions from Two Maize Agroecosystems at Harvest under Different Tillage Conditions \(hindawi.com\)](http://hindawi.com)

1

Künstliche Intelligenz kann...

Ideen verbinden und vermischen und so etwas «neues» schaffen

Abhängigkeiten finden, die wir noch nicht gefunden haben

Künstliche Intelligenz kann nicht...

kreativ ohne Input sein

1



Kannst du ein Bild von einem Klimamodell im Stil von XXX malen?

2

Warum passiert das
jetzt?

u^b

2

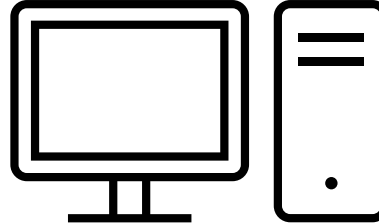
Die Konzepte und mathematischen Grundbausteine von zB Neuronalen Netzen wurden schon in den **1950er Jahren entwickelt.**

2

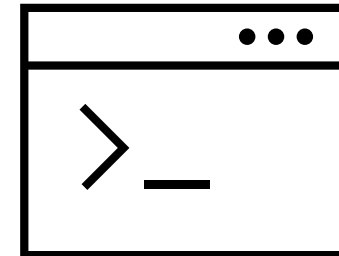
3 Dinge die zusammen kommen mussten:



Daten

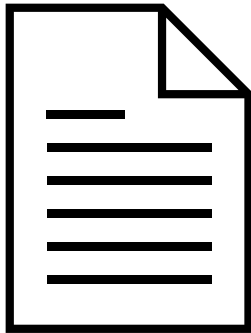


Hardware



Software

3 Dinge die zusammen kommen mussten:



Daten

Neuronale Netzwerke brauchen
>20.000 Datenproben

- Webcam
- Satelliten
- Social Media
- Klimamodelle
- MRTs/EEGs
- SmartWatches
- Wettervorhersagen

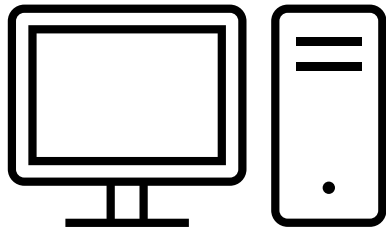


[Earthdata | Earthdata \(nasa.gov\)](https://earthdata.nasa.gov)

Verfügbarkeit → ethische Spielregeln

2

3 Dinge die zusammen kommen mussten:



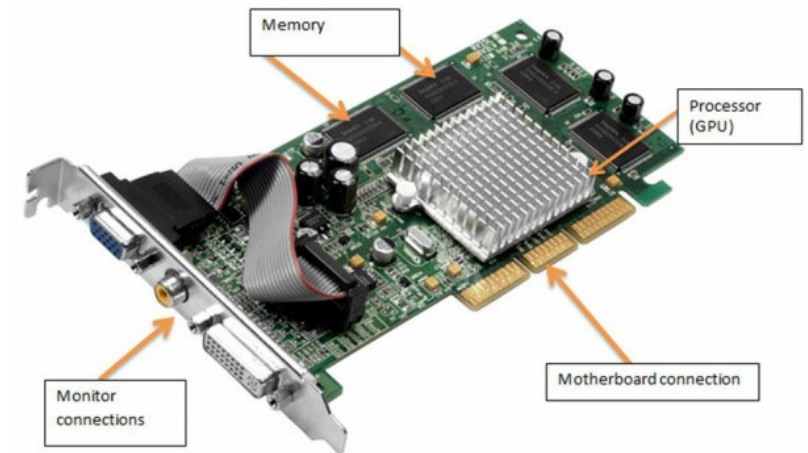
Hardware

Neuronale Netzwerke
brauchen viele Ressourcen

Videospiele haben sehr
geholfen, etwa mit der
Entwicklung von GPUs:

Graphical Processing Unit
DE: Grafikkarte

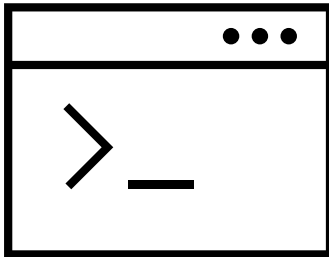
**Brutaler Preisanstieg
durch KI Trend** → Firmen
fokussieren auf KI und nicht
mehr auf Videospiele



[File:AGP-Video-Card.jpg - Wikimedia Commons](#)

2

3 Dinge die zusammen kommen mussten:



Software

Komplizierte Formeln
einfach verpackt

→ **Benutzerfreundlichkeit**

Code verallgemeinert für
eine Reihe von Hardware

→ **Benutzerfreundlichkeit**

Software umsonst und
öffentlich zugänglich

→ **Benutzerfreundlichkeit**

```
#step1-convolution
classifier.add(Convolution2D(32,3,3,input_shape=(64,64,3),activation='relu'))
#step2-maxpooling
classifier.add(MaxPooling2D(pool_size=(2,2)))
#step3-flattening
classifier.add(Flatten())
#step4-fullconnection
classifier.add(Dense(output_dim=128,activation='relu'))
classifier.add(Dense(output_dim=1,activation='sigmoid'))
```

We are fitting our model to the training set. It will take some time for this to finish.

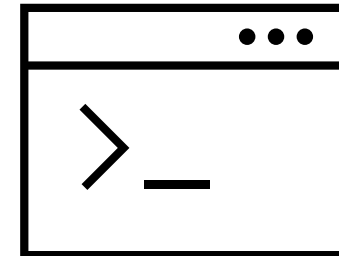
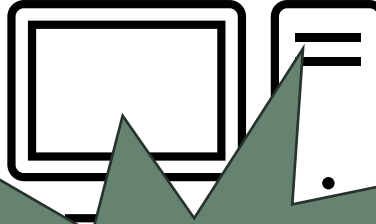
```
classifier.fit_generator(training_set,samples_per_epoch=8000,nb_epoch=25,validation_data=test_set,nb_val_
```

2

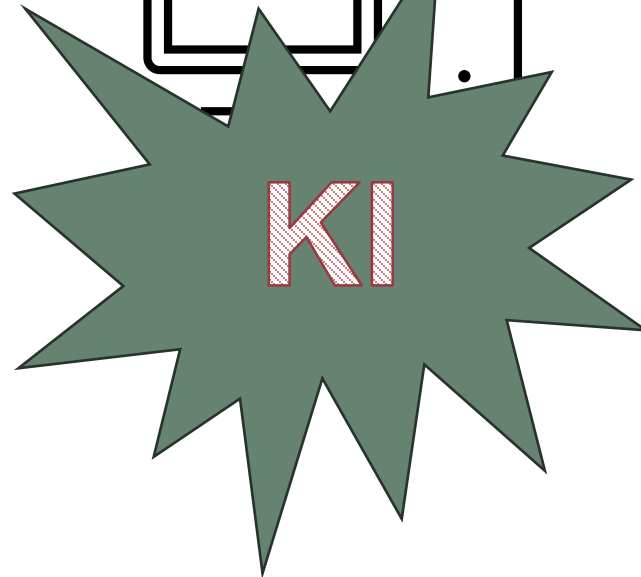
3 Dinge die zusammen kommen mussten:



Daten



Software



3

**Beispiele aus der
Klima- und
Wetterforschung**

3

1. Vorhersagen treffen
2. Lücken füllen
3. Daten zusammenfügen und genauer machen
4. Prozesse erklären → Warum ist der Hund ein Hund?

3

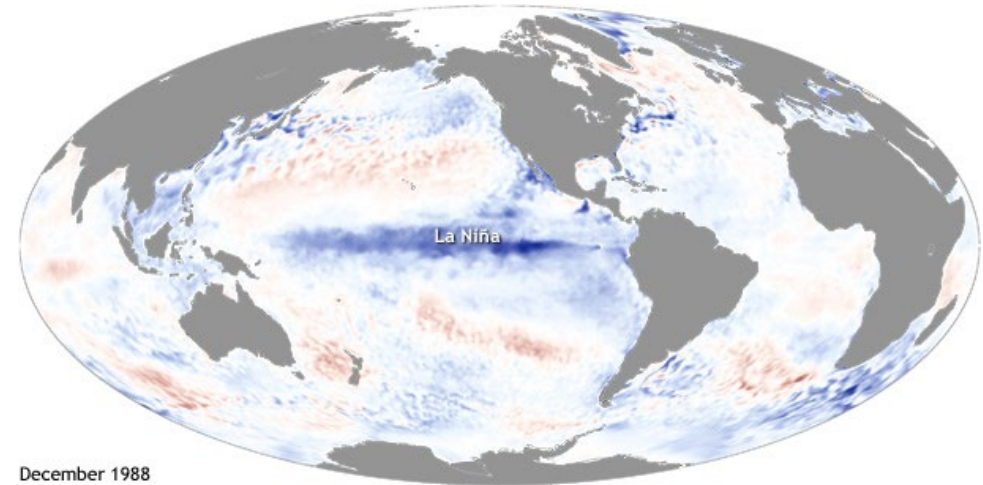
Warum kann das nicht einfache lineare Regression auch?

- **Viele Prozesse im Erdsystem sind NICHT linear**
- **Viele Prozesse im Erdsystem sind mehrdimensional**
- **Viele Prozesse im Erdsystem sind abhängig von räumlichen oder zeitlichen Mustern**
- **Viele Prozesse im Erdsystem kann man nur mit ganz unterschiedlichen Datentypen erklären**

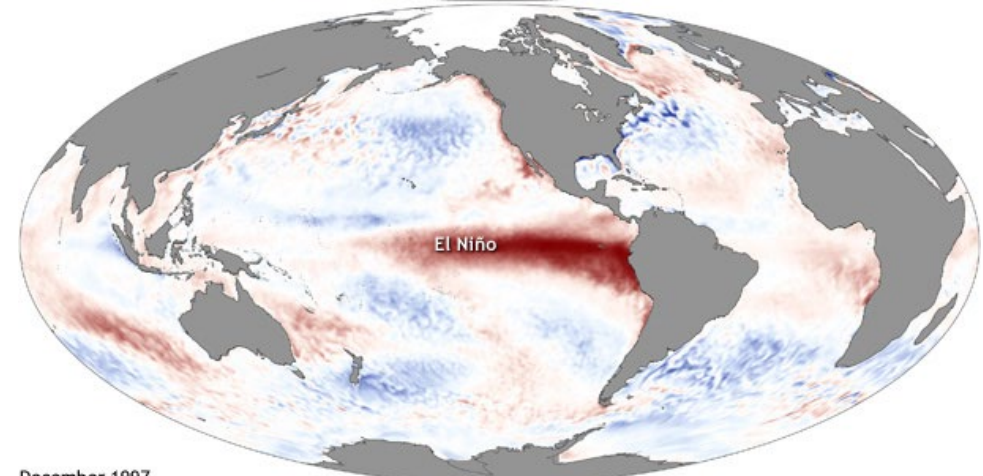
u^b

3

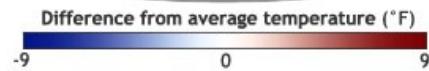
- Vorhersagen



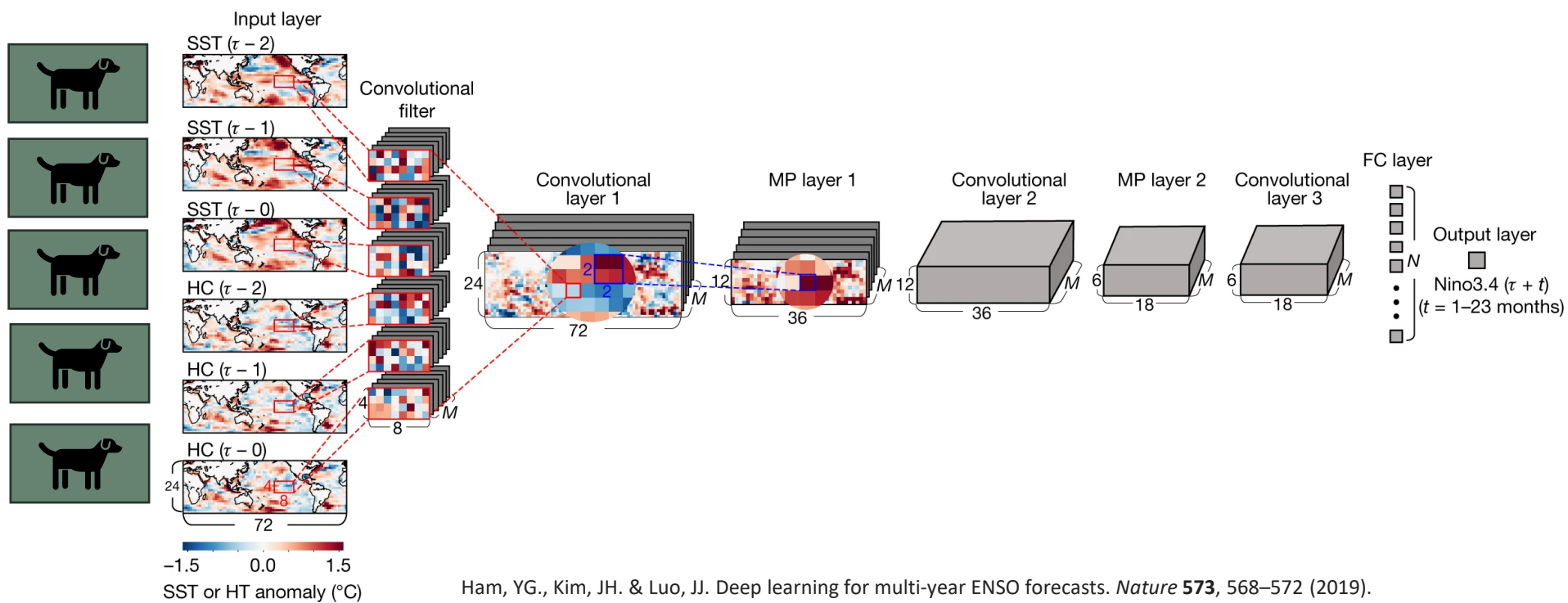
December 1988



December 1997



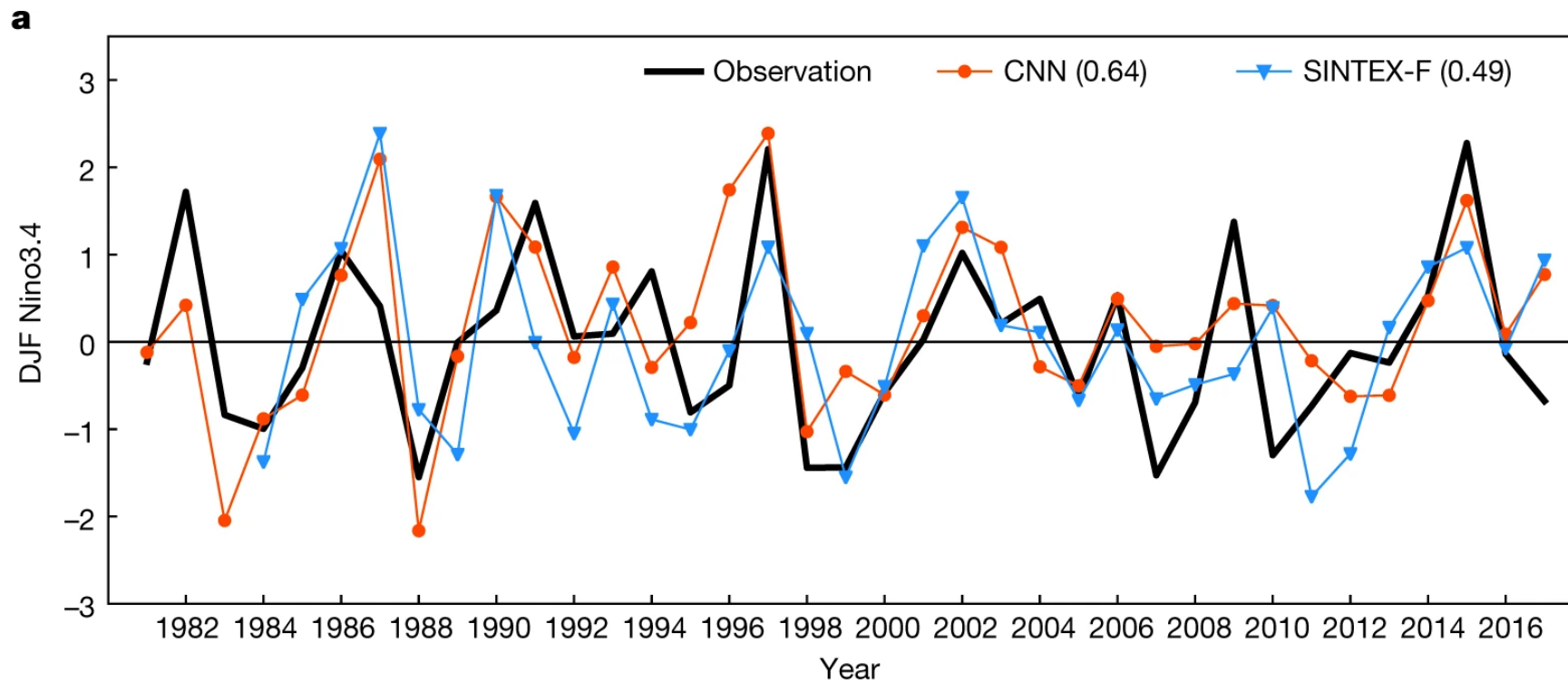
- Vorhersagen



Hund/warm
Katze/kalt

Ham, YG., Kim, JH. & Luo, JJ. Deep learning for multi-year ENSO forecasts. *Nature* **573**, 568–572 (2019).
<https://doi.org/10.1038/s41586-019-1559-7>

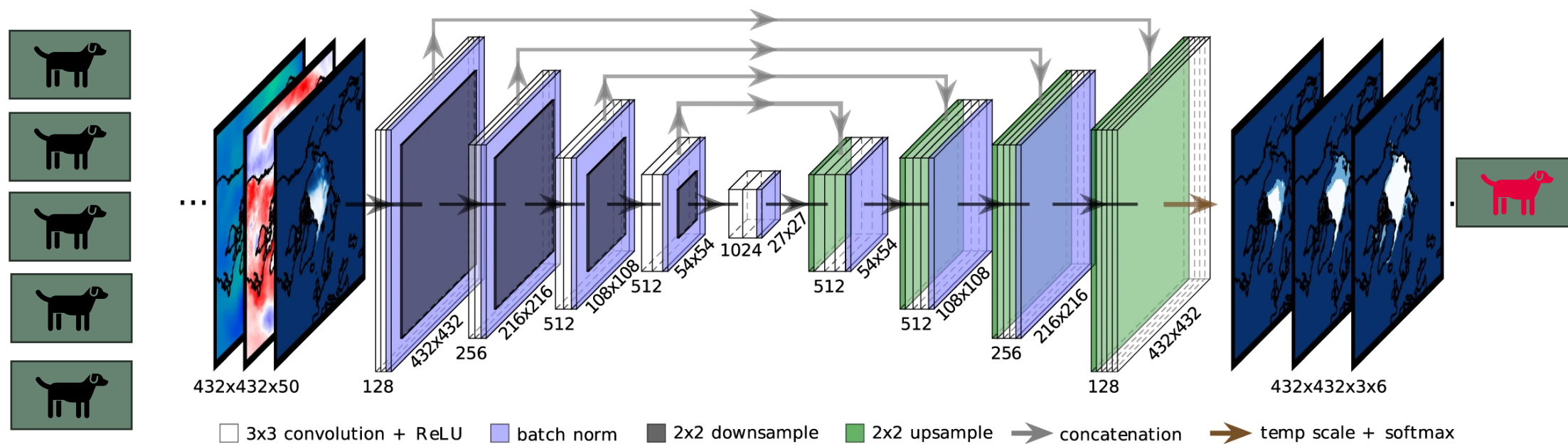
- Vorhersagen



u^b

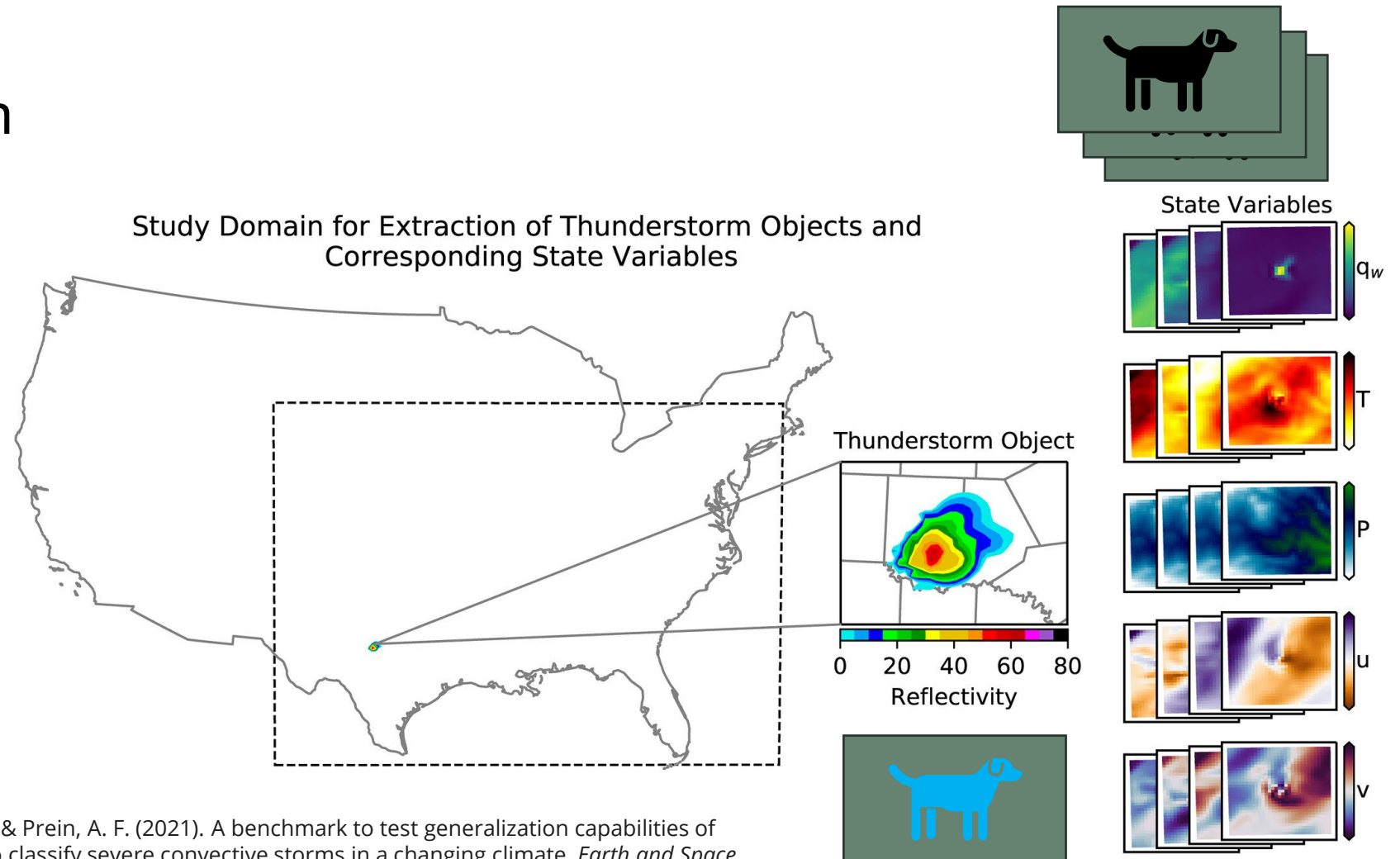
3

- Vorhersagen



Andersson, T.R., Hosking, J.S., Pérez-Ortiz, M. *et al.* Seasonal Arctic sea ice forecasting with probabilistic deep learning. *Nat Commun* 12, 5124 (2021). <https://doi.org/10.1038/s41467-021-25257-4>

- Vorhersagen



3

- Vorhersagen

Projekt GraphCast

Google-KI sagt Wetter besser voraus als bisherige Modelle

Eine KI-Anwendung von Google kann das Wetter mittelfristig offenbar präziser und günstiger vorhersagen, als es aktuelle Programme tun. Das System könnte auch helfen, Unwetter früher zu erkennen.

15.11.2023, 12.39 Uhr

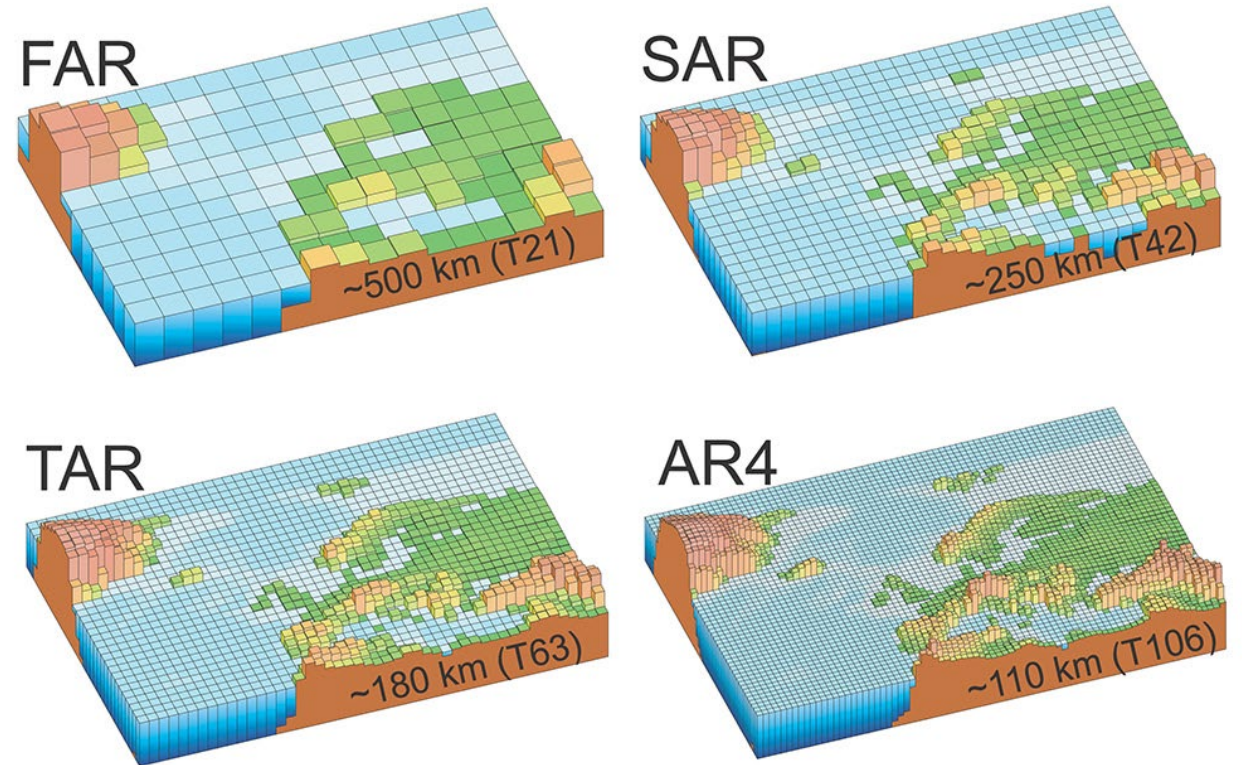
[GraphCast: Google-KI sagt Wetter besser voraus als aktuelle Modelle - DER SPIEGEL](#)

u^b

3

- Vorhersagen (damals)

$$RH \approx 0.00263 \frac{p}{1\text{Pa}} q_v \exp \left[\frac{17.67(273.15\text{K} - T)}{T - 29.65\text{K}} \right].$$

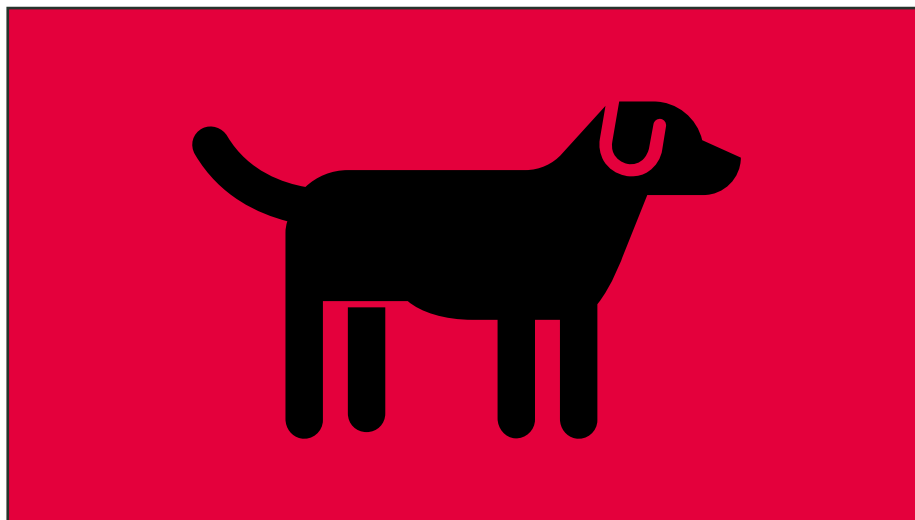


u^b

3

- Vorhersagen

14.56
RH \approx

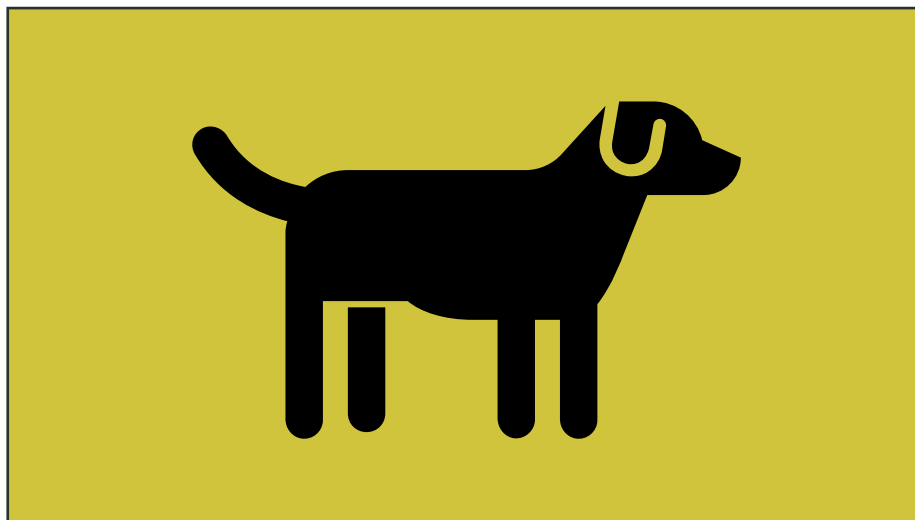


u^b

3

- Vorhersagen

75.92
RH \approx

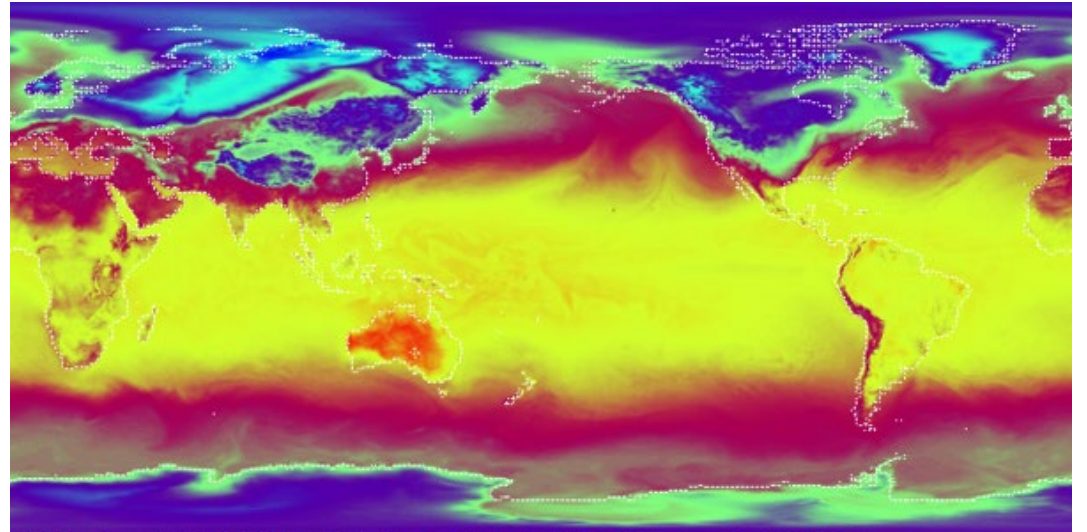
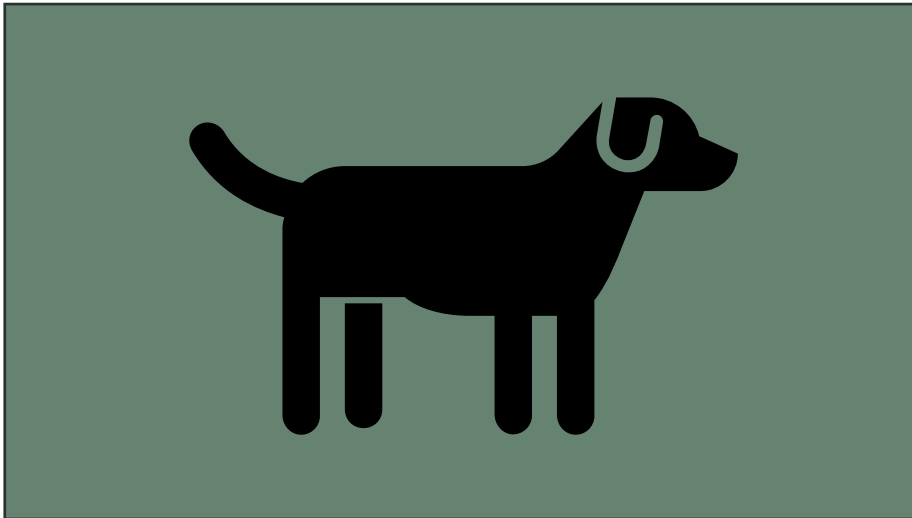


u^b

3

- Vorhersagen

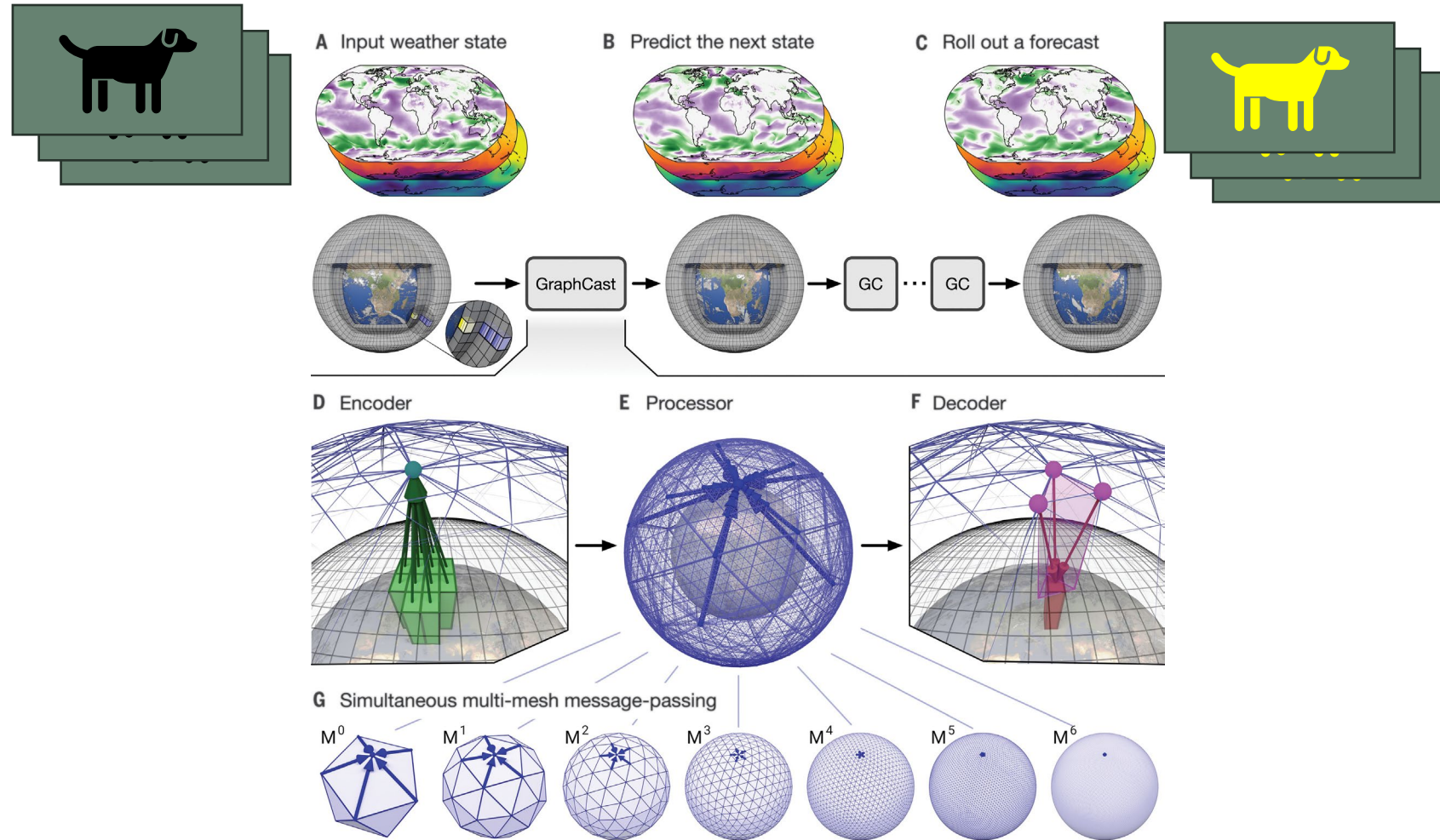
56.3
RH \approx



u^b

3

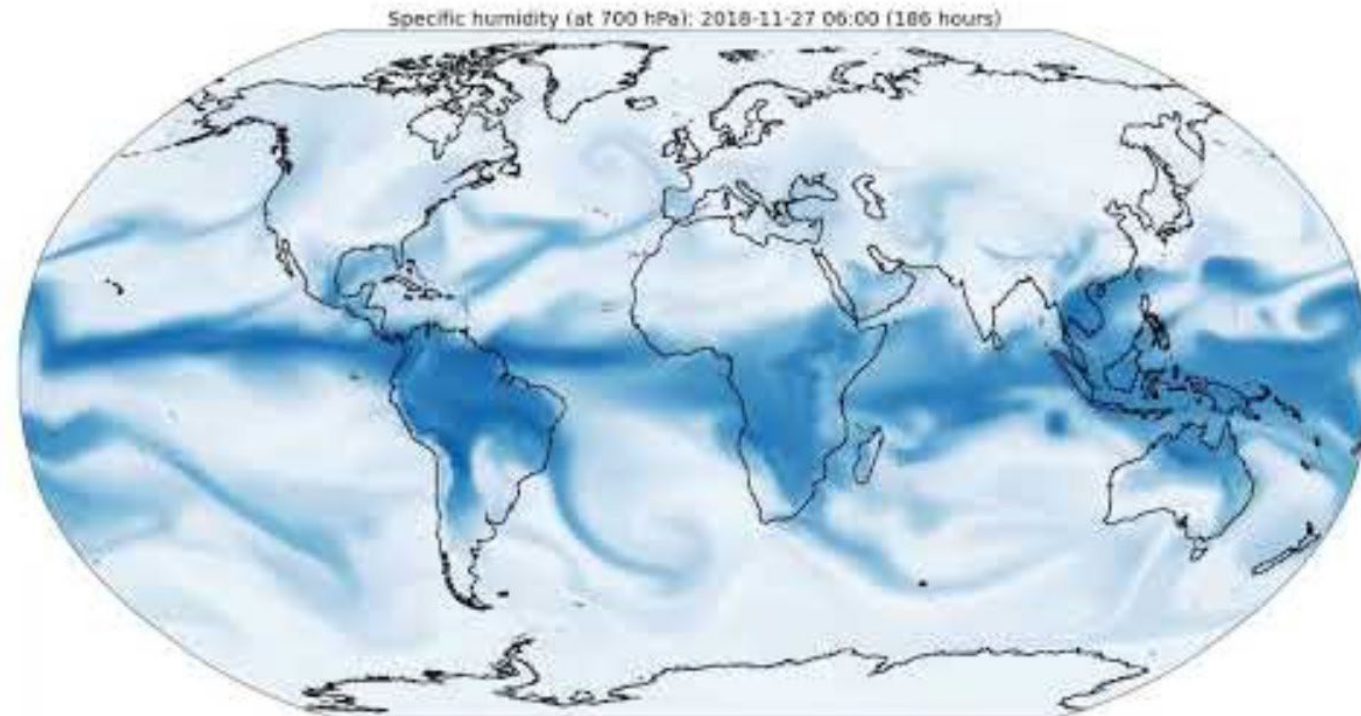
- Vorhersagen



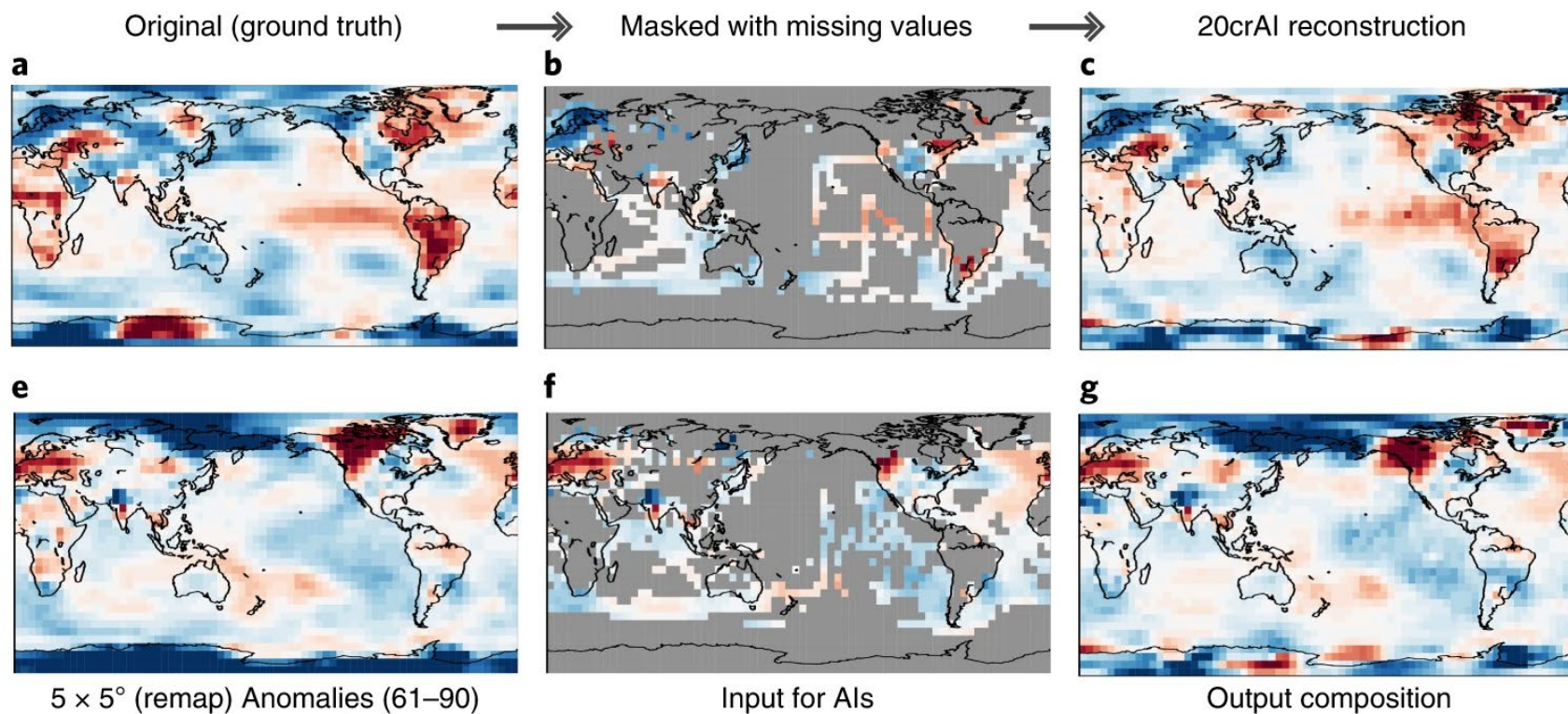
u^b

3

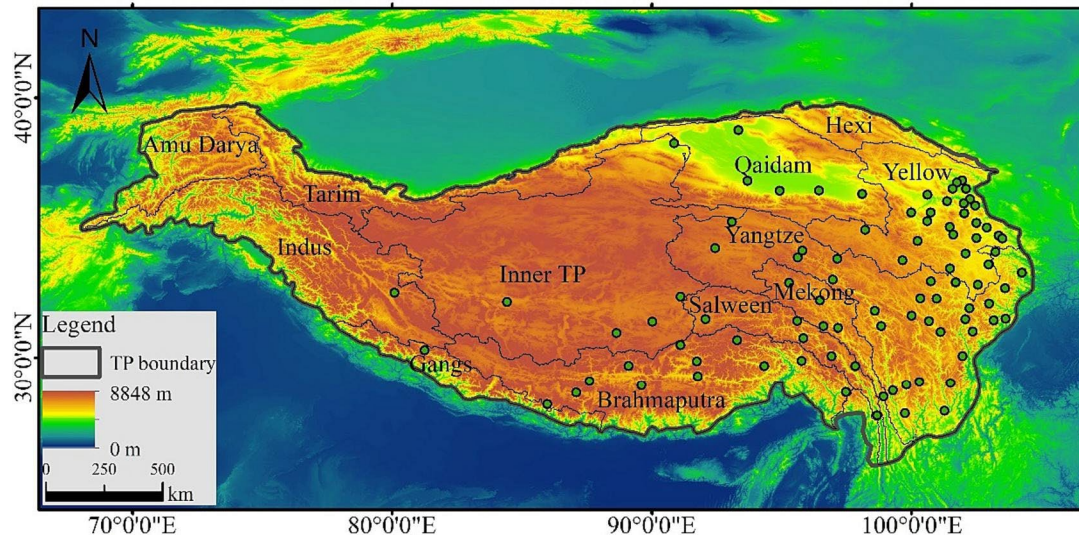
- Vorhersagen



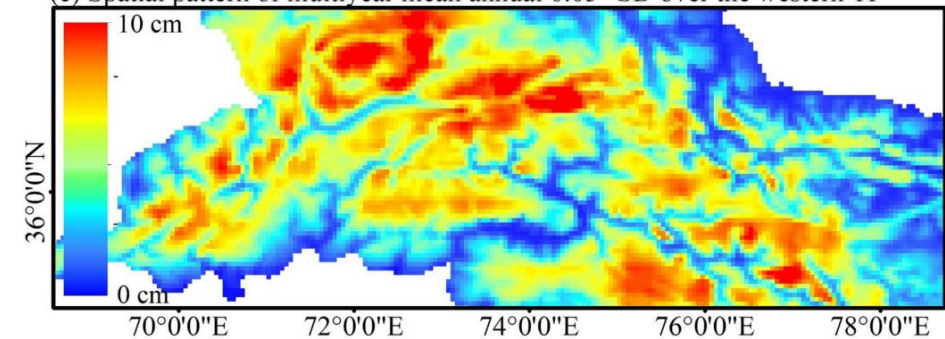
- Lücken füllen



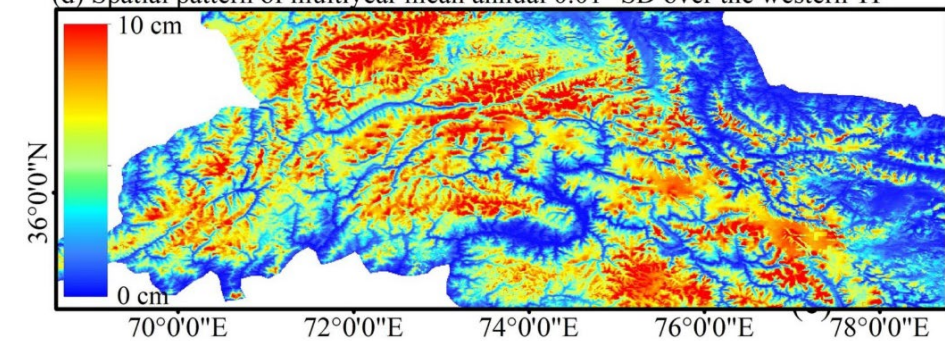
- Daten zusammenfügen und genauer machen



(c) Spatial pattern of multiyear mean annual 0.05° SD over the western TP

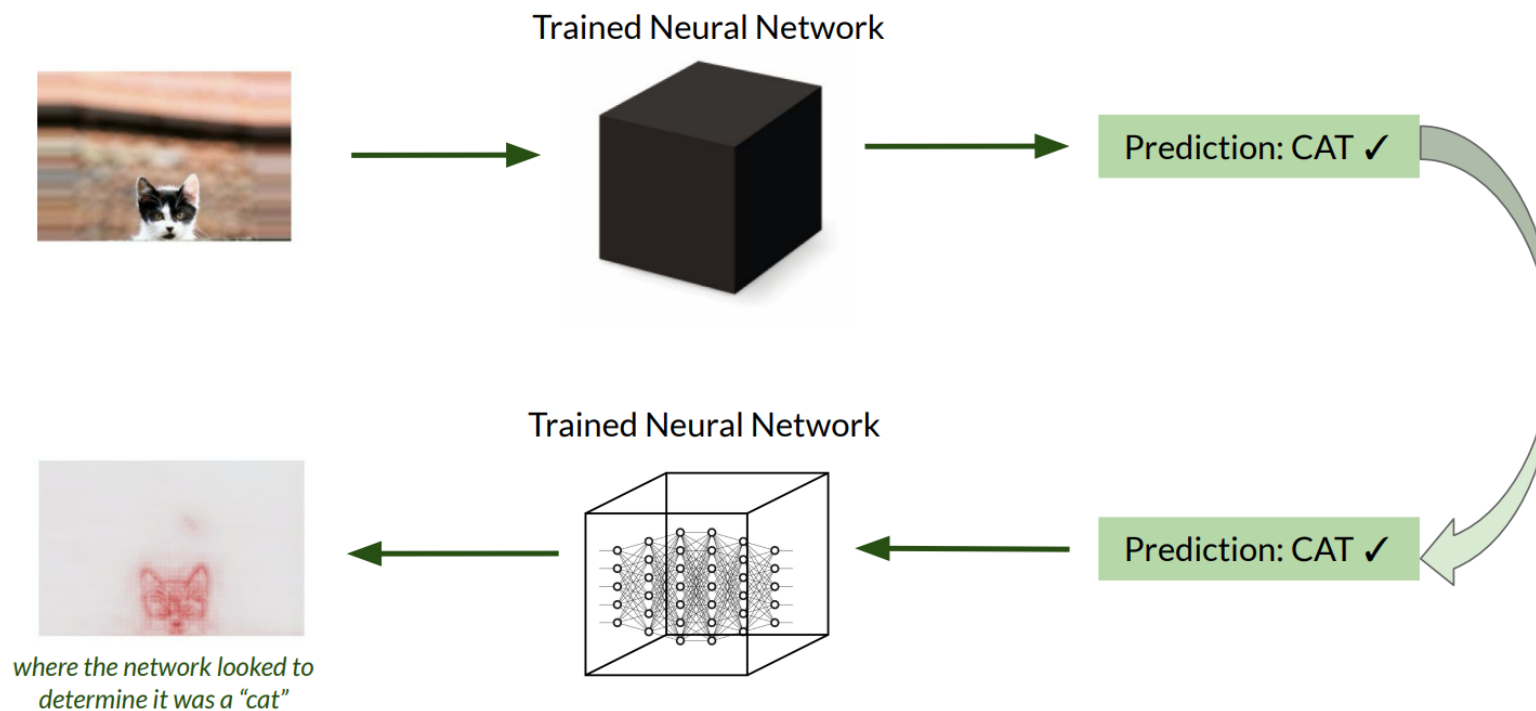


(d) Spatial pattern of multiyear mean annual 0.01° SD over the western TP



3

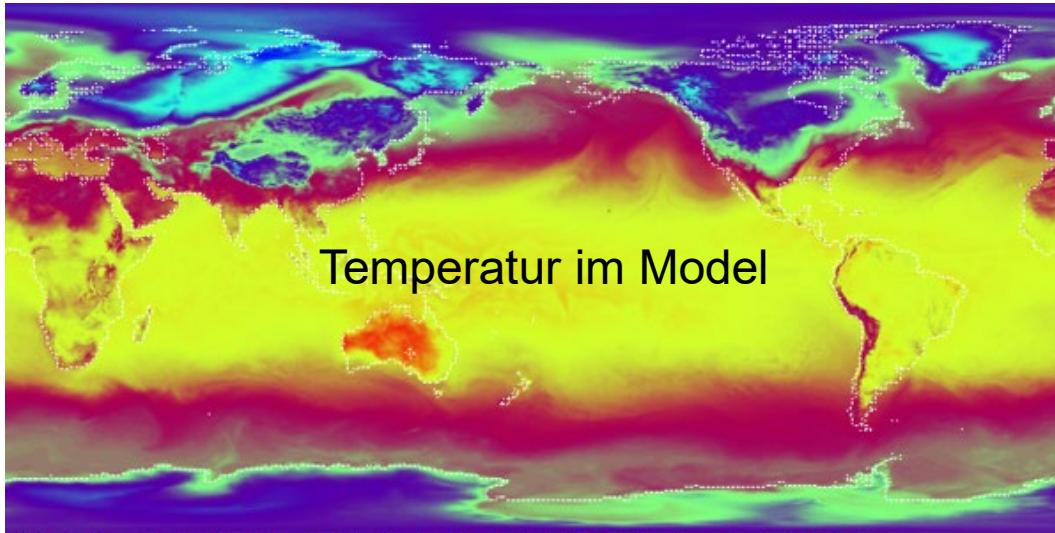
- Warum ist der Hund ein Hund?



u^b

3

- Warum ist der Hund ein Hund?

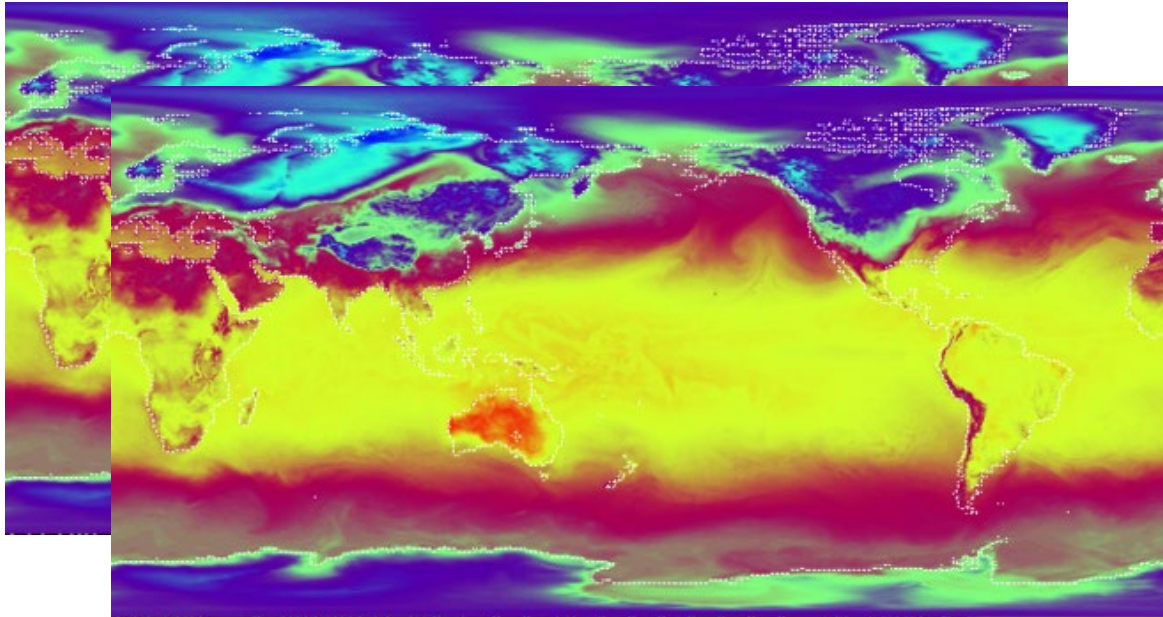


= 1946 im Model

u^b

3

- Warum ist der Hund ein Hund?



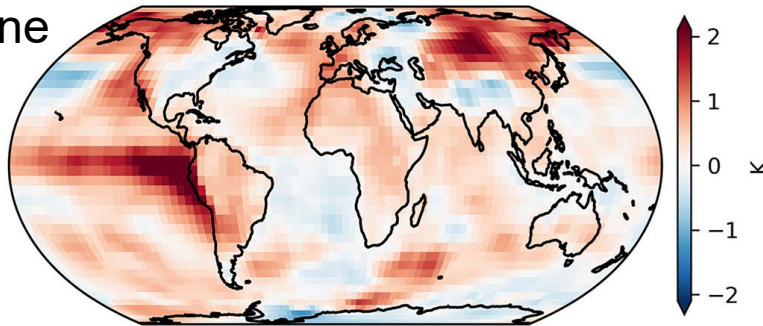
= 1946 im Model

= 2055 im Model

- Warum ist der Hund ein Hund?

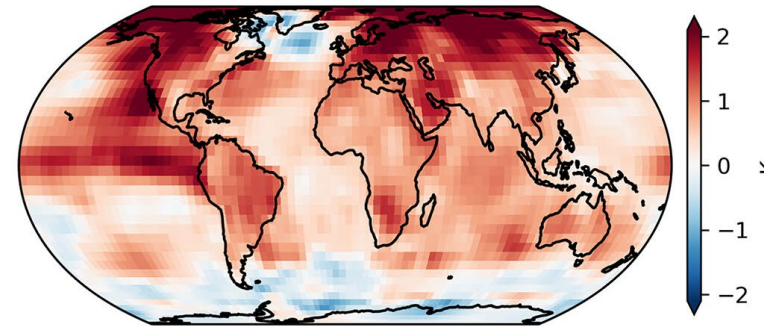
Gemessene
Daten

(b) Observed map for 1997
ANN prediction = 1997



Tatsächliches Jahr: 1997
KI-sagt: 1997

(c) Observed map for 2015
ANN prediction = 2013



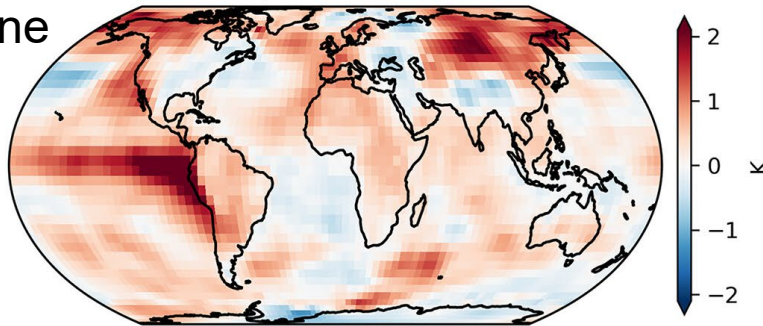
Tatsächliches Jahr: 2015
KI-sagt: 2013

Barnes, E. A., Toms, B., Hurrell, J. W., Ebert-Uphoff, I., Anderson, C., & Anderson, D. (2020). Indicator patterns of forced change learned by an artificial neural network. *Journal of Advances in Modeling Earth Systems*, 12, e2020MS002195. <https://doi.org/10.1029/2020MS002195>

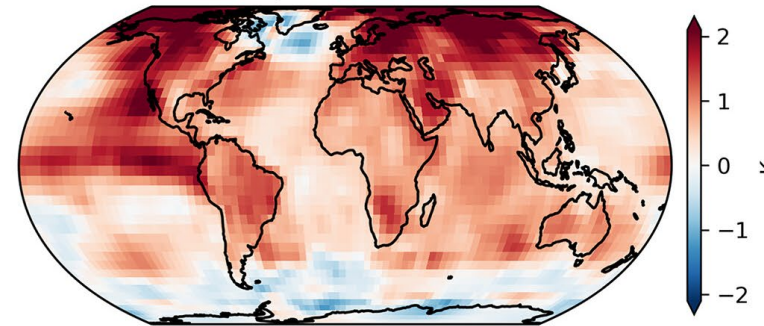
- Warum ist der Hund ein Hund?

Gemessene
Daten

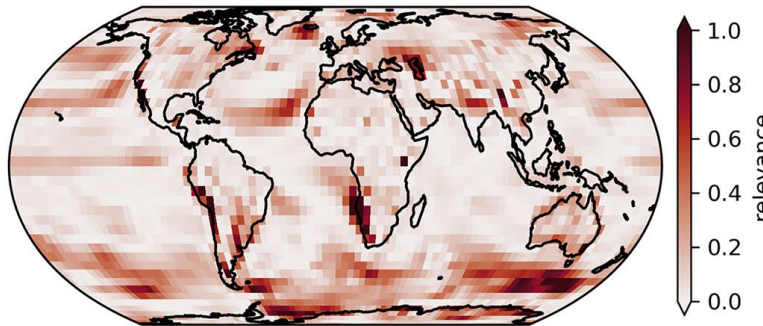
(b) Observed map for 1997
ANN prediction = 1997



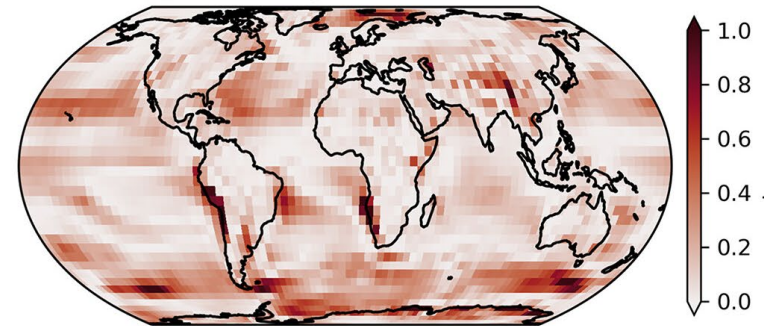
(c) Observed map for 2015
ANN prediction = 2013



(d) LRP heatmaps for observed 1997



(e) LRP heatmaps for observed 2015



Barnes, E. A., Toms, B., Hurrell, J. W., Ebert-Uphoff, I., and Anderson, C., & Anderson, D. (2020). Indicator patterns of forced change learned by an artificial neural network. *Journal of Advances in Modeling Earth Systems*, 12, e2020MS002195. <https://doi.org/10.1029/2020MS002195>



**Herausforderungen,
Probleme,
Potenzial**

4

- Wie sagt man etwas vorher, was es noch nie gab?
- Garbage in, Garbage out
 - Bias in, Bias out
- Kostenreduzierung? → Chance auf Gleichstellung?
- Entscheidungen verstehen
- Wer bezahlt die tollen Daten? Wem gehören sie?
- In Klima: Unsere Daten sind oft nicht perfekt oder komplett

u^b

Take-away food

- 1 Künstliche Intelligenz ist kein Zauberwerk**
- 2 Künstliche Intelligenz ist kein Messias**
- 3 KI kann Dinge schneller, günstiger, flexibler machen**
- 4 KI ist toll für Muster und nicht-lineare Prozesse**
 - Die gibt es oft in der Klima- und Wetterforschung**

u^b

Martin Wegmann

martin.wegmann@unibe.ch