

# Hydroinformatik I - WiSe 2019/2020

## V15: Maschinelles Lernen

Prof. Dr.-Ing. habil. Olaf Kolditz

<sup>1</sup>Helmholtz Centre for Environmental Research – UFZ, Leipzig

<sup>2</sup>Technische Universität Dresden – TUD, Dresden

<sup>3</sup>Center for Advanced Water Research – CAWR

Dresden, 31.01.2020

## Semester-Fahrplan

WiSe 2019/2020: Hydroinformatik I, Freitag (3. DS) 11:10-12:40, HÜL/S186/H					
No	KW	Datum	ID	Vorlesung	Dozent
1a	42	19.10.2019	BHYWI-08-01	Hydroinformatik - Einführung	Kolditz
1b	42	19.10.2019	BHYWI-08-02	Compiler (Installation)	Kolditz
2	43	25.10.2019	BHYWI-08-03	Datentypen	Kolditz
3	44	01.11.2019	BHYWI-08-05	Hausaufgaben	Kolditz
5	45	08.11.2019	BHYWI-08-04	Klassen	Kolditz
4	46	15.11.2019	BHYWI-08-06	Programmieren in Nat-Ing	Kalbacher
6	47	22.11.2019	BHYWI-08-07	Input-Output (I/O)	Kolditz
7	48	29.11.2019	BHYWI-08-08	Strings - Textverarbeitung	Kolditz
8	49	06.12.2019	BHYWI-08-09	Hydrologische Modellierung	HA
9	50	13.12.2019	BHYWI-08-10	Hydrologische Modellierung	Kolditz
10	51	20.12.2019	BHYWI-08-11	Pointer & Container	Kolditz
12	2	10.01.2020	BHYWI-08-12	BigData & Water 4.0	Kolditz
13	3	17.01.2020	BHYWI-08-13	Neuronale Netzwerke	Kolditz
14	4	24.01.2020	BHYWI-08-14	ANN / Bayes'sche Netzwerke	Kolditz
15	5	31.01.2020	BHYWI-08-15	BN / Maschinelles Lernen	Kolditz
16	6	07.02.2020	BHYWI-08-16	Klausurvorbereitung	Kolditz

# Übersicht

1. ML: Definition
2. ML: Anwendungsmöglichkeiten
3. ML: Methodik
4. ML: Algorithmen
5. ML in der Forschung
6. ML in der Hydrologie

# Maschinelles Lernen

# Maschinelles Lernen

## Definition

” **Maschinelles Lernen** ist ein Oberbegriff für die „künstliche“ Generierung von Wissen aus Erfahrung: Ein künstliches System lernt aus Beispielen und kann diese nach Beendigung der Lernphase verallgemeinern. Das heißt, es werden nicht einfach die Beispiele auswendig gelernt, sondern es „erkennt“ Muster und Gesetzmäßigkeiten in den Lerndaten. So kann das System auch unbekannte Daten beurteilen (Lerntransfer) oder aber am Lernen unbekannter Daten scheitern (Überanpassung).”

Source: [https://de.wikipedia.org/wiki/Maschinelles\\_Lernen](https://de.wikipedia.org/wiki/Maschinelles_Lernen)

# Maschinelles Lernen

## Definition

„Maschinelles Lernen ist ein Oberbegriff für die „künstliche“ **Generierung von Wissen aus Erfahrung**: Ein künstliches System lernt aus Beispielen und kann diese nach Beendigung der Lernphase **verallgemeinern**. Das heißt, es werden nicht einfach die Beispiele auswendig gelernt, sondern es „erkennt“ **Muster und Gesetzmäßigkeiten in den Lerndaten**. So kann das System auch unbekannte Daten beurteilen (**Lerntransfer**) oder aber am Lernen unbekannter Daten scheitern (Überanpassung).“

Source: [https://de.wikipedia.org/wiki/Maschinelles\\_Lernen](https://de.wikipedia.org/wiki/Maschinelles_Lernen)

# Maschinelles Lernen

## Anwendungen

” Aus dem weiten Spektrum möglicher Anwendungen seien hier genannt: automatisierte Diagnoseverfahren, Erkennung von Kreditkartenbetrug, Aktienmarktanalysen, Klassifikation von Nukleotidsequenzen, Sprach- und Texterkennung sowie autonome Systeme.” Naturwissenschaften ?

Source: [https://de.wikipedia.org/wiki/Maschinelles\\_Lernen](https://de.wikipedia.org/wiki/Maschinelles_Lernen)

# Maschinelles Lernen

## Anwendungen

”Das Thema ist eng verwandt mit „Knowledge Discovery in Databases“ und „Data-Mining“, bei dem es jedoch vorwiegend um das Finden von neuen **Mustern** und **Gesetzmäßigkeiten** geht. Viele Algorithmen können für beide Zwecke verwendet werden. Außerdem können Methoden der „Knowledge Discovery in Databases“ genutzt werden, um Lerndaten für „maschinelles Lernen“ zu produzieren oder vorzuverarbeiten, und Algorithmen aus dem maschinellen Lernen finden beim Data-Mining Anwendung.“

Source: [https://de.wikipedia.org/wiki/Maschinelles\\_Lernen](https://de.wikipedia.org/wiki/Maschinelles_Lernen)

# Maschinelles Lernen

## Methoden

” Beim maschinellen Lernen spielt Art und Mächtigkeit der Wissensrepräsentation eine wichtige Rolle. Man unterscheidet zwischen **symbolischen Systemen**, in denen das Wissen – sowohl die Beispiele als auch die induzierten Regeln – explizit repräsentiert ist, und subsymbolischen Systemen wie **neuronalen Netzen**, denen zwar ein berechenbares Verhalten „antrainiert“ wird, die jedoch keinen Einblick in die erlernten **Lösungswege** erlauben; hier ist Wissen implizit repräsentiert.”

Source: [https://de.wikipedia.org/wiki/Maschinelles\\_Lernen](https://de.wikipedia.org/wiki/Maschinelles_Lernen)

# Maschinelles Lernen

## Algorithmen

”Die praktische Umsetzung geschieht mittels Algorithmen. Verschiedene Algorithmen aus dem Bereich des maschinellen Lernens lassen sich grob nach diesem Schema einteilen:[3]”

- ▶ Überwachtes Lernen (engl. supervised learning)
- ▶ Unüberwachtes Lernen (engl. unsupervised learning)

Source: [https://de.wikipedia.org/wiki/Maschinelles\\_Lernen](https://de.wikipedia.org/wiki/Maschinelles_Lernen)

# Maschinelles Lernen

## Algorithmen - Überwachtes Lernen

”Der Algorithmus lernt eine Funktion aus gegebenen Paaren von Ein- und Ausgaben. Dabei stellt während des Lernens ein „Lehrer“ den korrekten Funktionswert zu einer Eingabe bereit. Ziel beim überwachten Lernen ist, dass dem Netz nach mehreren Rechengängen mit unterschiedlichen Ein- und Ausgaben die Fähigkeit antrainiert wird, **Assoziationen** herzustellen. Ein Teilgebiet des überwachten Lernens ist die automatische Klassifizierung. Ein Anwendungsbeispiel wäre die Handschrifterkennung.”

Source: [https://de.wikipedia.org/wiki/Maschinelles\\_Lernen](https://de.wikipedia.org/wiki/Maschinelles_Lernen)

# Maschinelles Lernen

... in der Hydrologie

maschinelles lernen hydrologie 

Alle News Videos Bilder Shopping Mehr Einstellungen Tools

Ungefähr 9.320 Ergebnisse (0,41 Sekunden)

**FAQ Machine Learning: Was Sie über Maschinelles Lernen wissen ...**  
[https://www.computerwoche.de/\\_was-sie-ueber-maschinelles-lernen-wissen-muessen...](https://www.computerwoche.de/_was-sie-ueber-maschinelles-lernen-wissen-muessen...)  
 Maschinelles Lernen wird heute mehr und mehr zum Mainstream. Waren selbstlernende Programme noch bis vor wenigen Jahren ausschließlich ein Thema für Universitäten, Forschungseinrichtungen und einige Technologieunternehmen, finden sie heute zunehmend Eingang in ganz normale Produkte und Lösungen.  
 Es fehlt hydrologie

**Programm — Professur für Hydrologie — TU Dresden**  
<https://tu-dresden.de/bu/umwelt/hydro/hm/hydrologie/dh2018/programm>  
 16.11.2017 - Messen und Modellieren, Modellbasierte Planung von Messnetzen sowie Methoden zur Regionalisierung von Messdaten. Neue Datenquellen und Methoden zur inversen Modellierung, Datenbasierte Modellierung und maschinelles Lernen ...  
 Du hast diese Seite 3 Mal aufgerufen. Letzter Besuch: 25.01.18

**Maschinelles Lernen – Wikipedia**  
[https://de.wikipedia.org/wiki/Maschinelles\\_Lernen](https://de.wikipedia.org/wiki/Maschinelles_Lernen)  
 Maschinelles Lernen ist ein Oberbegriff für die „künstliche“ Generierung von Wissen aus Erfahrung. Ein künstliches System lernt aus Beispielen und kann diese nach Beendigung der Lernphase verallgemeinern. Das heißt, es werden nicht einfach die Beispiele auswendig gelernt, sondern es „erkennt“ Muster und ...  
 Es fehlt hydrologie  
 Du hast diese Seite am 25.01.18 besucht.

**[PDF] Anwendung statistischer Verfahren zur hydrologischen Modellierung ...**  
[www.geogr.uni-jena.de/fileadmin/Gaoinformatik/Lehre/\\_DA\\_Fischer.pdf](http://www.geogr.uni-jena.de/fileadmin/Gaoinformatik/Lehre/_DA_Fischer.pdf)  
 von S Krallsch - **Ähnliche Artikel**  
 Geohydrologie und Modellierung in Jena für die Unterstützung, hilfreichen Ratschläge ... satz zum Lernen mit „Kernel Maschinen“ dar. Durch ein solides statistisches Fundament birgt das Lernen mit Gaußprozessen Vorteile bezüglich der ... deite auf Problemstellungen aus dem Bereich des maschinellen Lernens an.

**Wissenschaftlicher Mitarbeiter (m/w) (Uni-Diplom/Master ...**  
[jobs.zeit.de/\\_koblentz\\_wissenschaftlicher\\_mitarbeiter\\_m\\_w\\_uni-diplom\\_master\\_fach...](https://jobs.zeit.de/_koblentz_wissenschaftlicher_mitarbeiter_m_w_uni-diplom_master_fach...)

# Maschinelles Lernen

... in der Hydrologie



## M<sup>3</sup> - Messen, Modellieren, Managen

Der 20. Tag der Hydrologie legt den Fokus auf die Schnittstellen und Wechselbeziehungen der drei Arbeitsbereiche Messen, Modellieren und Managen und richtet sich gleichermaßen an „ExperimentatorInnen“, „ModelliererInnen“ und „WasserwirtschaftlerInnen“. Präsentieren sie ihre Methoden, Ergebnisse und Erfahrungen aus Forschung und Praxis zur Integration von zwei oder drei Tätigkeitsfeldern! Besonders gefragt sind M<sup>2</sup>- und M<sup>3</sup>-Beiträge, die zeigen wie Beobachtungsmethoden, Modelle und Entscheidungstechniken voneinander abhängen und in Wissenschaft und Praxis zusammenhängend entwickelt sowie aufeinander abgestimmt angewendet werden. Gewünscht sind Beiträge, die sich mindestens einem der nachfolgenden Themenfelder zuordnen lassen:

- Messen und Modellieren
- Modellieren und Managen
- Messen und Managen
- Messen, Modellieren und Managen

Source: <https://tu-dresden.de/bu/umwelt/hydro/ihm/hydrologie/tdh2018/programm>

# Maschinelles Lernen

... in der Hydrologie



TECHNISCHE UNIVERSITÄT DRESDEN Institut für Hydrologie und Meteorologie Sprache Suche

PROFESSUR FÜR HYDROLOGIE DIE PROFESSUR STUDIUM FORSCHUNG SERVI

TDH 2018 PROGRAMM

## Programm

### M<sup>3</sup> - MESSEN, MODELLIEREN, MANAGEN

Der 20. Tag der Hydrologie am 22./23. März 2018 legt den Fokus auf die Schnittstellen und Wechselbeziehungen der drei Arbeitsbereiche Messen, Modellieren und Managen und richtet sich gleichermaßen an „ExperimentatorInnen“, „ModelliererInnen“ und „WasserwirtschaftlerInnen“. Präsentieren Sie ihre Methoden, Ergebnisse und Erfahrungen aus Forschung und Praxis zur Integration von zwei oder drei Tätigkeitsfeldern! Besonders gefragt sind M<sup>2</sup>- und M<sup>3</sup>-Beiträge, die zeigen, wie Beobachtungsmethoden, Modelle und Entscheidungstechniken voneinander abhängen und in Wissenschaft und Praxis zusammenhängend entwickelt sowie aufeinander abgestimmt angewendet werden.

Source: <https://tu-dresden.de/bu/umwelt/hydro/ihm/hydrologie/tdh2018/programm>

# Maschinelles Lernen

... in der Hydrologie

## Messen und Modellieren

- Modellbasierte Planung von Messnetzen sowie Methoden zur Regionalisierung von Messdaten
- Neue Datenquellen und Methoden zur inversen Modellierung
- Datenbasierte Modellierung und maschinelles Lernen

## Modellieren und Managen

- Modellbasierte Entscheidungsunterstützung
- Entscheidungsmethoden zur Modellauswahl einschl. Kriterien zur Bewertung von Modellgüte, Unsicherheit und Generalisierungsfähigkeit

## Messen und Managen

- [Neue] Mess- und Analysemethoden zur Entscheidungsunterstützung für die optimale Steuerung in der Wasserressourcenbewirtschaftung
- Umgang mit Daten- und Informationsmangel sowie Modellunsicherheit bei Entscheidungen in der Wasserressourcenbewirtschaftung

## Messen, Modellieren und Managen

- Nutzung von low-cost Sensorik und Crowdsourcing zur Modellierung und Entscheidungsunterstützung
- Fusion von Beobachtungsdaten und Modellsimulation zu Umweltinformationen

# Maschinelles Lernen

... in der Forschung

[PDF] **Machine learning for water monitoring, hydrology and sustainability**  
[www.cs.toronto.edu/~kswersky/wp.../WorkshopPresentation.pdf](http://www.cs.toronto.edu/~kswersky/wp.../WorkshopPresentation.pdf) - Diese Seite übersetzen  
 Machine learning for water monitoring, hydrology and sustainability. Kevin Swersky. Joint work with Touraj Farahmand, Nando de Freitas, Michael Osborne, Roman Garnett, Ryan Turner and others ...

**Daily streamflow forecasting by machine learning methods with ...**  
<https://www.sciencedirect.com/science/.../S0022169411007633> - Diese Seite übersetzen  
 von K Rasouli - 2012 - **Zitiert von: 50 - Ähnliche Artikel**  
 11.01.2012 - Weather forecast data generated by the NOAA Global Forecasting System (GFS) model, climate indices, and local meteo-hydrologic observations were used to forecast daily streamflows for a small watershed in British Columbia, Canada, at lead times of 1-7 days. Three machine learning methods ...

**Streamflow Hydrology Estimate Using Machine Learning (SHEM)**  
[onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1111/1752-1688.12555/pdf](http://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1111/1752-1688.12555/pdf) - Diese Seite übersetzen  
 von TR Petty - **Zitiert von: 1**  
 Streamflow Hydrology Estimate Using Machine Learning (SHEM). Journal of the American Water Resources Association (JAWRA) 1-14. <https://doi.org/10.1111/1752-1688.12555>. INTRODUCTION. Continuity and accuracy of streamflow gauge. (streamgage) data are critical for hydrological prediction systems and effective ...

**Machine learning algorithms for modeling groundwater level changes ...**  
[onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1002/2016WR019933/full](http://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1002/2016WR019933/full) - Diese Seite übersetzen  
 von S Sahoo - **Ähnliche Artikel**  
 13.05.2017 - Assessments of machine learning applications in hydrology suggest that such methods can achieve performance comparable to, or even more accurate than, that of numerical models of physical transport [Coppola et al., 2003; Parkin et al., 2007; Nikolos et al., 2008; Chu and Chang, 2009]. Overall, these ...

**Session Proposal: Applications of machine learning in hydrology ...**  
<https://agu.confex.com/agu/fm17/preliminaryview.../Session2463...> - Diese Seite übersetzen

# Maschinelles Lernen

... in der Hydrologie

## Water Resources Research



### RESEARCH ARTICLE

10.1002/2016WR019933

#### Key Points:

- Groundwater level change can be modeled with high accuracy using machine learning methods
- Model framework does not require subsurface parameters and simulates comparable groundwater levels to numerical models of physical flow
- Seasonal irrigation demand has the highest relevance to groundwater level change compared to climate and streamflow inputs for most wells

#### Supporting Information:

- Supporting Information S1

#### Correspondence to:

T. A. Russo,  
russo@psu.edu

#### Citation:

Sahoo, S., T. A. Russo, J. Elliott, and I. Foster (2017), Machine learning algorithms for modeling groundwater level changes in agricultural regions of the U.S., *Water Resour. Res.*, 53, 3878–3895, doi:10.1002/2016WR019933.

## Machine learning algorithms for modeling groundwater level changes in agricultural regions of the U.S.

S. Sahoo<sup>1</sup>, T. A. Russo<sup>1</sup>, J. Elliott<sup>2,3</sup>, and I. Foster<sup>2,3,4</sup>

<sup>1</sup>Department of Geosciences, Pennsylvania State University, University Park, Pennsylvania, USA, <sup>2</sup>Computation Institute, University of Chicago, Chicago, Illinois, USA, <sup>3</sup>Mathematics and Computer Science Division, Argonne National Laboratory, Lemont, Illinois, USA, <sup>4</sup>Department of Computer Science, University of Chicago, Chicago, Illinois, USA

**Abstract** Climate, groundwater extraction, and surface water flows have complex nonlinear relationships with groundwater level in agricultural regions. To better understand the relative importance of each driver and predict groundwater level change, we develop a new ensemble modeling framework based on spectral analysis, machine learning, and uncertainty analysis, as an alternative to complex and computationally expensive physical models. We apply and evaluate this new approach in the context of two aquifer systems supporting agricultural production in the United States: the High Plains aquifer (HPA) and the Mississippi River Valley alluvial aquifer (MRVA). We select input data sets by using a combination of mutual information, genetic algorithms, and lag analysis, and then use the selected data sets in a Multilayer Perceptron network architecture to simulate seasonal groundwater level change. As expected, model results suggest that irrigation demand has the highest influence on groundwater level change for a majority of the wells. The subset of groundwater observations not used in model training or cross-validation correlates strongly ( $R > 0.8$ ) with model results for 88 and 83% of the wells in the HPA and MRVA, respectively. In both aquifer systems, the error in the modeled cumulative groundwater level change during testing (2003–2012) was less than 2 m over a majority of the area. We conclude that our modeling framework can serve as an alternative approach to simulating groundwater level change and water availability, especially in regions where subsurface properties are unknown.



# Maschinelles Lernen

## Grundwasserwirtschaft

Sahoo, S., T. A. Russo, J. Elliott, and I. Foster (2017), Machine learning algorithms for modeling groundwater level changes in agricultural regions of the U.S., *Water Resour. Res.*, 53, 3878–3895, doi:10.1002/2016WR019933.

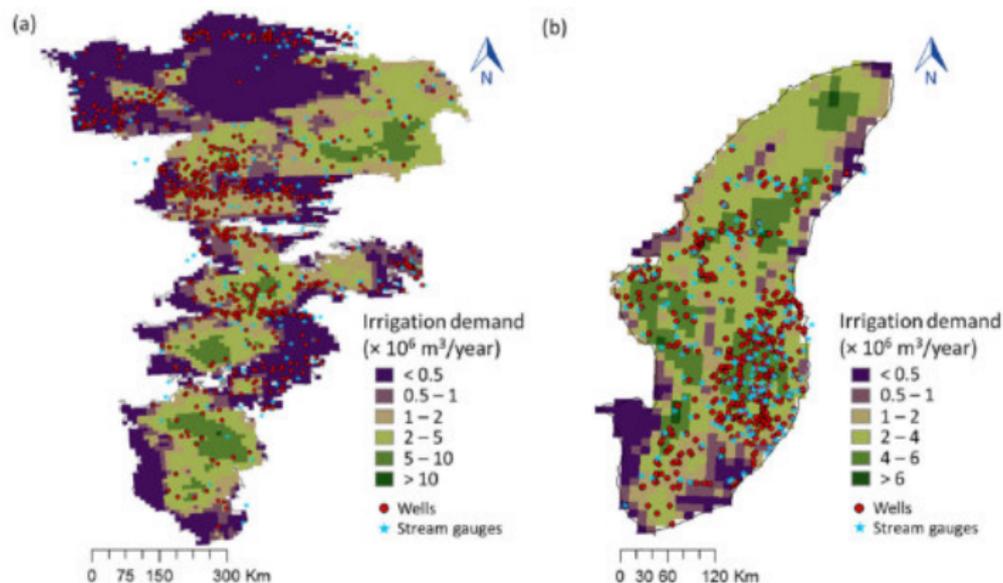
HPA High Plains Aquifer

MRVA Mississippi River Valley alluvial Aquifer

Source: Sahoo et al. (2017)

# Maschinelles Lernen

## Grundwasserwirtschaft

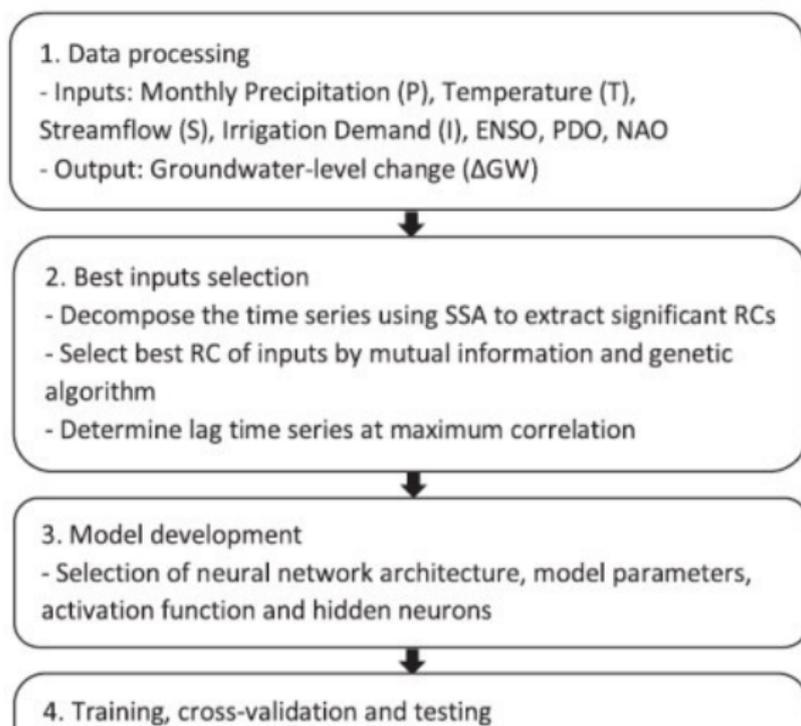


**Figure 1.** (a) HPA and (b) MRVA showing observation wells (red circles), stream gauges (blue stars), and DSSAT-simulated annual average irrigation demand ( $\text{m}^3/\text{yr}$ ) at 5 arc min resolution. The irrigation demand in the HPA is shown for seven crops: corn, sorghum, soybean, cotton, barley, spring wheat, and winter wheat, and accounts for 83% of the total irrigated cropland. The irrigation demand in the MRVA is shown for five crops: cotton, sorghum, soybean, corn, and winter wheat, and accounts for 93% of the total irrigated cropland.

Source: Sahoo et al. (2017)

# Maschinelles Lernen

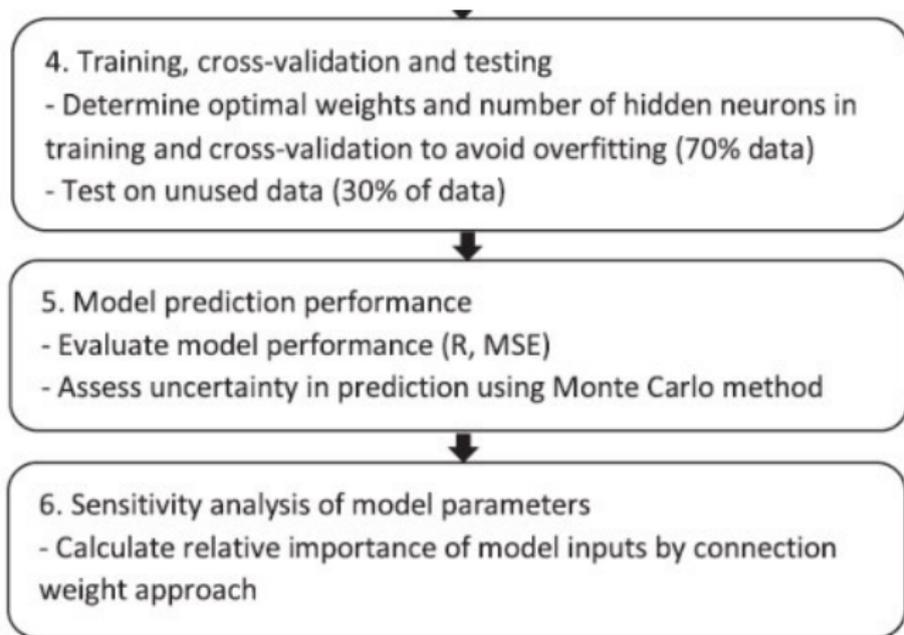
## Grundwasserwirtschaft



Source: Sahoo et al. (2017)

# Maschinelles Lernen

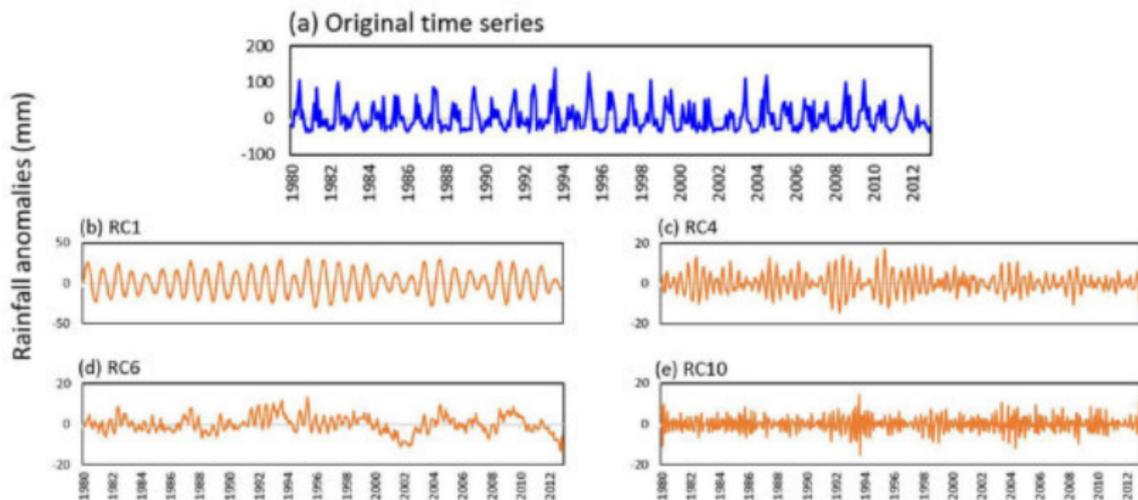
## Grundwasserwirtschaft



**Figure 2.** Methodological framework of the proposed groundwater model.

# Maschinelles Lernen

## Grundwasserwirtschaft

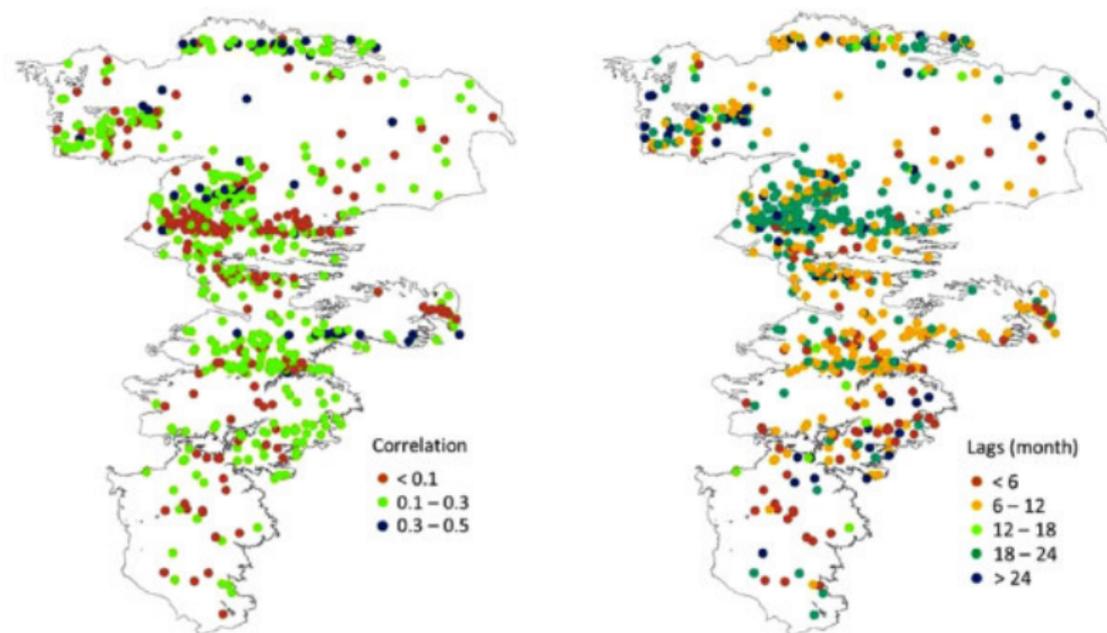


**Figure 3.** (a) Original time series of the rainfall anomalies. (b-e) Decomposed time series (4 RCs shown here out of 10 RCs) using SSA.

Source: Sahoo et al. (2017)

# Maschinelles Lernen

## Grundwasserwirtschaft

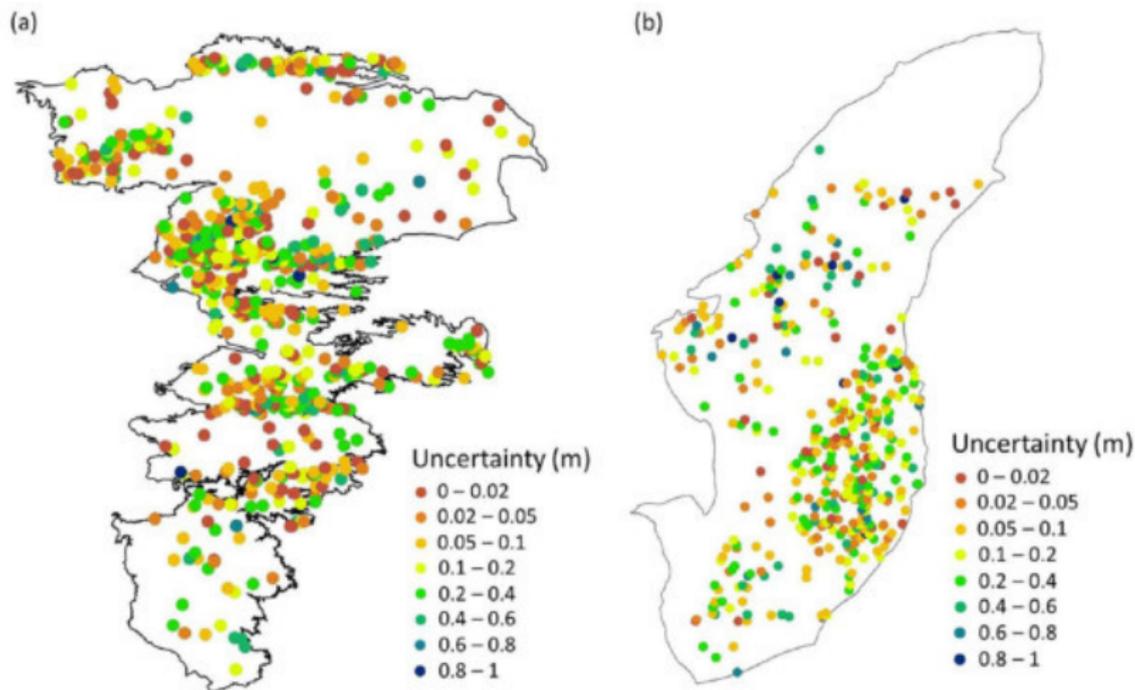


**Figure 4.** (a) Correlations and (b) respective time lags between monthly groundwater level and precipitation over the HPA for 687 well locations.

Source: Sahoo et al. (2017)

# Maschinelles Lernen

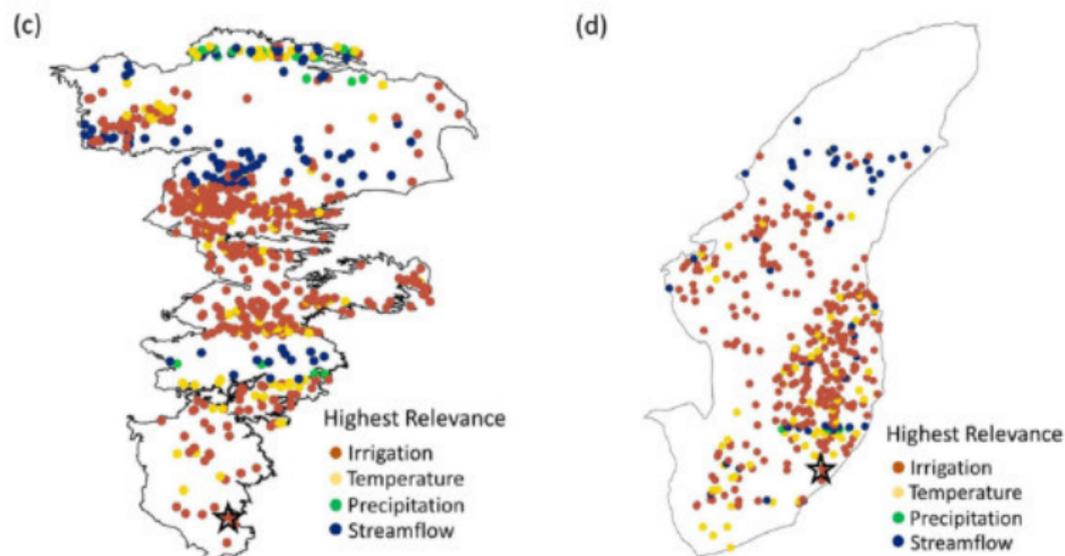
## Grundwasserwirtschaft



**Figure 8.** Average seasonal groundwater level uncertainty in model prediction for (a) 687 wells in the HPA and (b) 437 wells in MRVA calculated using HANN model and Monte Carlo method.

# Maschinelles Lernen

## Grundwasserwirtschaft

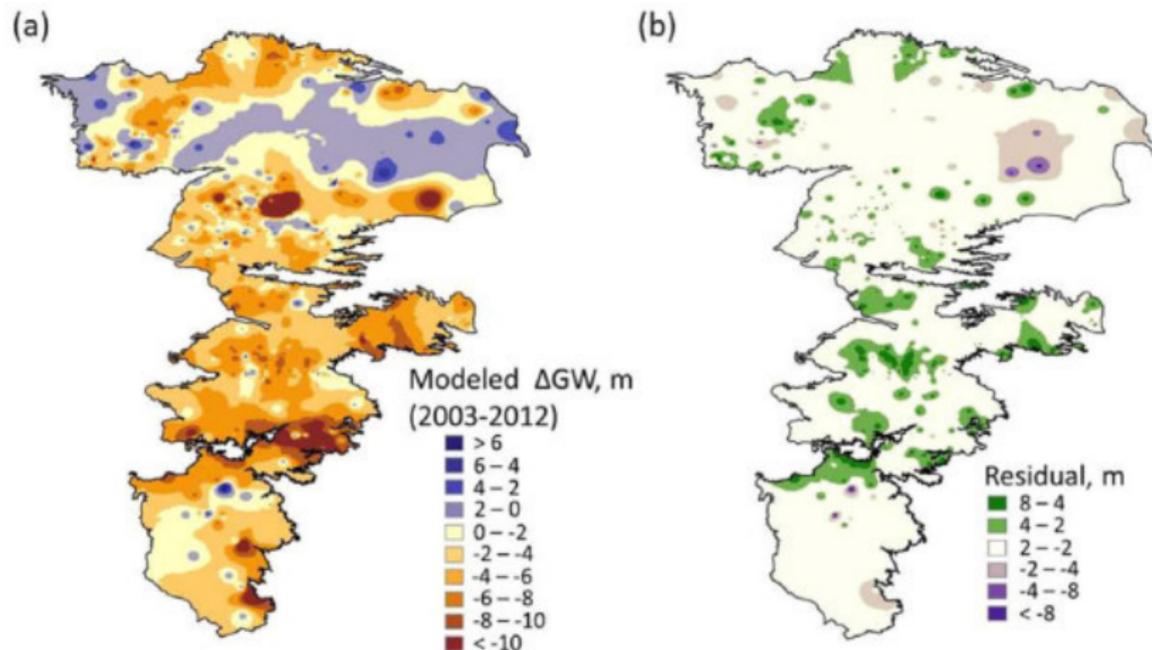


**Figure 9.** Relative importance of model inputs to groundwater level change prediction by connection weight approach for the example wells in the (a) HPA and (b) MRVA (I: irrigation demand, P: precipitation, T: temperature, S: stream discharge), and the input parameter with the highest relevance at each well location using the HANN model for (c) 687 wells in the HPA and (d) 437 wells in the MRVA. The black stars in the HPA and MRVA indicate the locations of two example sites. The ranking for all of the input parameters and percentage of wells that fall under each category is included in Table 2.

Source: Sahoo et al. (2017)

# Maschinelles Lernen

## Grundwasserwirtschaft



Source: Sahoo et al. (2017)

# Maschinelles Lernen

... in den Geowissenschaften

## Geophysical Research Letters

---

### RESEARCH LETTER

10.1002/2017GL075661

**Key Points:**

- A new geothermal heat flux map of Greenland is obtained within ~15% accuracy using machine learning techniques
- The new map honors regional geology, tectonic settings, and ice core measurements
- Pockets of high heat flux are predicted in central-north Greenland and upstream of several fast-flowing outlet glaciers

**Supporting Information:**

- Supporting Information S1

**Correspondence to:**  
S. Rezvanehbahani,  
soroushr@ku.edu

## Predicting the Geothermal Heat Flux in Greenland: A Machine Learning Approach

**Soroush Rezvanehbahani<sup>1,2</sup>**, **Leigh A. Stearns<sup>1,2</sup>**, **Amir Kadivar<sup>1</sup>**, **J. Doug Walker<sup>1</sup>**, and **C. J. van der Veen<sup>1</sup>**

<sup>1</sup>Department of Geology, University of Kansas, Lawrence, KS, USA, <sup>2</sup>Center for Remote Sensing of Ice Sheets, University of Kansas, Lawrence, KS, USA, <sup>3</sup>Department of Mathematics and Statistics, McGill University, Montréal, Québec, Canada, <sup>4</sup>Department of Geography and Atmospheric Sciences, University of Kansas, Lawrence, KS, USA

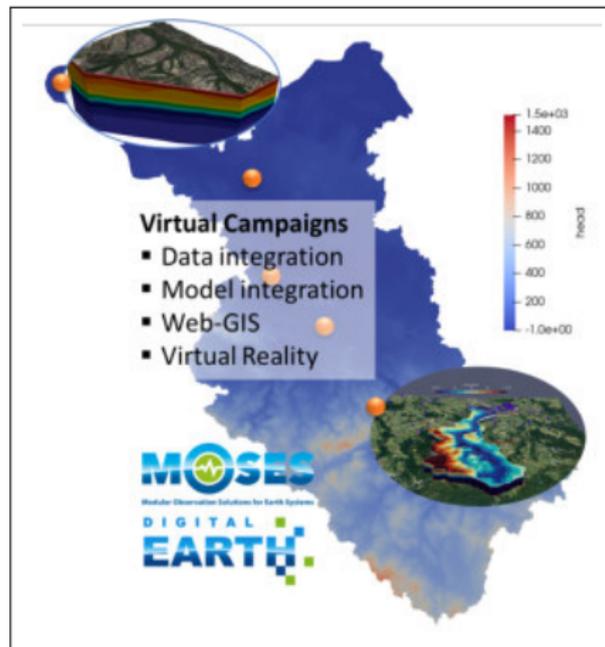
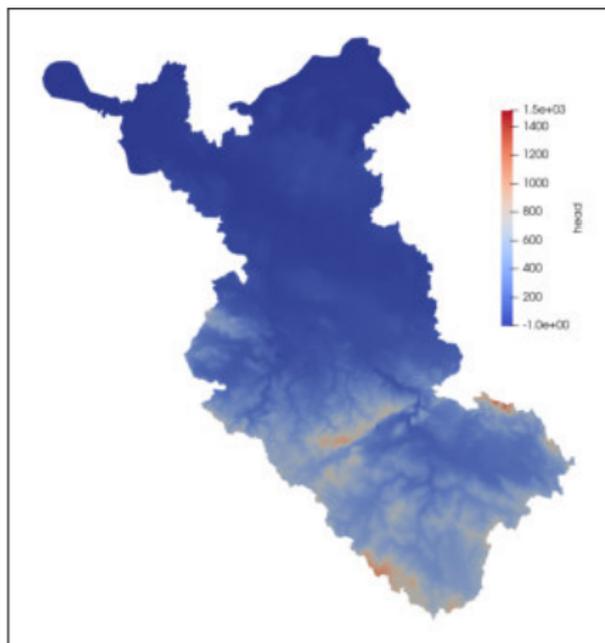
---

**Abstract** Geothermal heat flux (GHF) is a crucial boundary condition for making accurate predictions of ice sheet mass loss, yet it is poorly known in Greenland due to inaccessibility of the bedrock. Here we use a machine learning algorithm on a large collection of relevant geologic features and global GHF measurements and produce a GHF map of Greenland that we argue is within ~15% accuracy. The main features of our predicted GHF map include a large region with high GHF in central-north Greenland surrounding the NorthGRIP ice core site, and hot spots in the Jakobshavn Isbræ catchment, upstream of Petermann Gletscher, and near the terminus of Nioghalvfjærdsfjorden glacier. Our model also captures the trajectory of Greenland movement over the Icelandic plume by predicting a stripe of elevated GHF in central-east Greenland. Finally, we show that our model can produce substantially more accurate predictions if additional measurements of GHF in Greenland are provided.

Source: AGU

# Maschinelles Lernen

... in der eigenen Forschung



Source: Thomas Kalbacher, Thomas Fischer, Erik Nixdorf (Umweltinformatik)

# Maschinelles Lernen

## Quellen

1. Tobias Reitmaier: Aktives Lernen für Klassifikationsprobleme unter der Nutzung von Strukturinformationen. kassel university press, Kassel 2015, ISBN 978-3-86219-999-0, S. 1 (Google books).
2. Lillian Pierson: Data Science für Dummies. 1. Auflage. Wiley-VCH Verlag, Weinheim 2016, ISBN 978-3-527-80675-1, S. 105 f. (Google books).
3. Ralf Mikut: Data Mining in der Medizin und Medizintechnik. KIT Scientific Publishing, 2008, ISBN 978-3-86644-253-5, S. 34 (Google books).
4. Paul Fischer: Algorithmisches Lernen. Springer-Verlag, 2013, ISBN 978-3-663-11956-2, S. 6–7 (Google books).
5. Andreas C. Müller / Sarah Guido: Einführung in Machine Learning mit Python. Hrsg.: O'Reilly-Verlag. ISBN 978-3-96009-049-6 (oreilly.de [abgerufen am 28. November 2017]).
6. Sebastian Raschka: Machine Learning mit Python — ISBN 978-3-95845-422-4. mitp-Verlag, abgerufen am 28. November 2017

# Fragen ?

# Maschinelles Lernen

## Fragen

1. Beschreiben sie die Methode "Maschinelles Lernen" mit eigenen Worten (3 Sätze).
2. ...