



JuniorAkademie Adelsheim

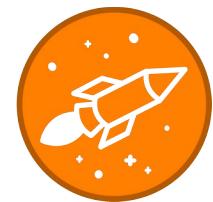
22. SCIENCE ACADEMY
BADEN-WÜRTTEMBERG
2025



Genetik



Klimaphysik/Informatik



Mikrogravitation



Pharmazie



Philosophie/Theater



Physik

Regierungspräsidium Karlsruhe Abteilung 7 – Schule und Bildung

**Dokumentation der
JuniorAkademie Adelsheim 2025**

**22. Science Academy
Baden-Württemberg**

Veranstalter der JuniorAkademie Adelsheim:

Regierungspräsidium Karlsruhe

Abteilung 7 –Schule und Bildung–

Hebelstr. 2

76133 Karlsruhe

Tel.: (0721) 926 4245

Fax.: (0721) 933 40270

www.scienceacademy.de

E-Mail: joerg.richter@scienceacademy.de

birgit.schillinger@scienceacademy.de

rico.lippold@scienceacademy.de

Die in dieser Dokumentation enthaltenen Texte wurden von der Kurs- und Akademieleitung sowie den Teilnehmerinnen und Teilnehmern der 22. JuniorAkademie Adelsheim 2025 erstellt. Anschließend wurde das Dokument mithilfe von L^AT_EX gesetzt.

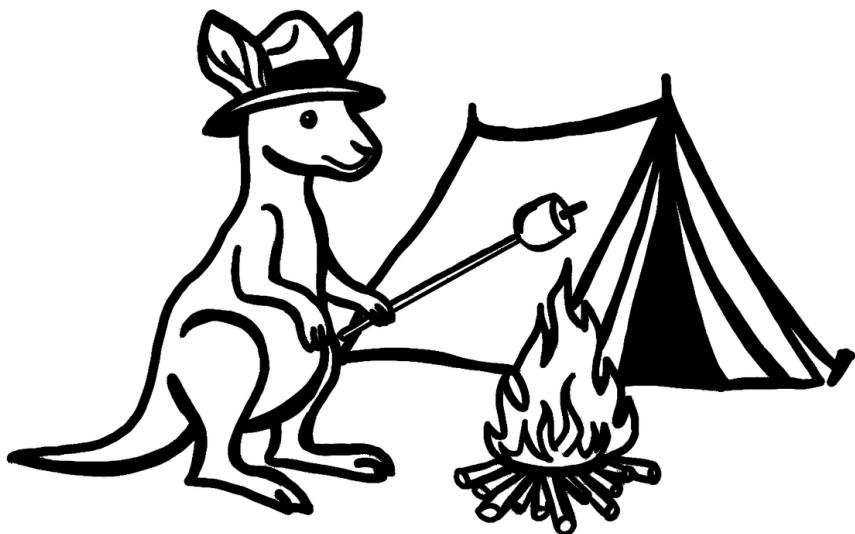
Gesamtredaktion und Layout: Jörg Richter, Tobias van Lier

Copyright © 2025 Jörg Richter, Dr. Birgit Schillinger

Vorwort – Expedition ins Unbekannte

Jede Science Academy hat ihr Motto: Dieses Jahr lautete es „Expedition“. Und so startete unsere Expedition im Juni auf dem Gelände des Landesschulzentrums für Umweltbildung (LSZU) in Adelsheim mit 77 neugierigen, hochmotivierten, abenteuerlustigen jungen Menschen. Am Eröffnungswochenende kam unser Expeditionsteam das erste Mal zusammen und lernte sich kennen. Jedes Mitglied kam mit eigenen Vorerfahrungen, Talenten, Interessen und Erwartungen. Dieses Kennenlernen weckte bei allen die Neugier und Lust auf diese Expedition. Begleitet von unserem 28köpfigen Leitungsteam sollten sie schon bald neue Interessen entdecken, wissenschaftliche Erfahrungen sammeln und Freundschaften knüpfen.

Science Academy 2025



Im Sommer brach unsere Expedition endgültig auf, ausgerüstet mit Zelt und Hut sowie weiteren wichtigen Gegenständen, die im Laufe der Expedition ihre Bedeutung erhielten. Über zwei Wochen hinweg forschten die Teilnehmerinnen und Teilnehmer in den sechs Kursen an packenden Fragestellungen und stießen auf überraschende Erkenntnisse.

Im Kurs Mathematik/Informatik wurde der Klimawandel mithilfe anspruchsvoller Modelle analysiert, aber auch Machine Learning kam zum Einsatz. Der Pharmaziekurs untersuchte, welchen Einfluss die Ernährung auf die Aufnahme eines Medikaments hat. Unterdessen testete der Raketenkurs in einer selbstgebauten Rakete die Schwerelosigkeit im Parabelflug. Der Physikkurs entwickelte eine effektive Montierung für Solarzellen, die sich nach der Sonne dreht. Die seit Jahren schwelende Frage, welche der Tiere auf dem Gelände Ziegen oder Schafe sind, konnte der Genetikkurs durch eine DNA-Analyse endlich klären. Und das Experiment, den Philosophiekurs mit Theater zu kombinieren, war höchst gelungen, und die abschließende Theateraufführung von Brechts „Der gute Mensch von Sezuan“ beeindruckte durch Tiefgang und schauspielerische Leistung.

VORWORT

Neben der Kurszeit haben sich die Expeditionsmitglieder bei Ausflügen und in den KüAs, beim Sport, im Chor oder als Teil des Orchesters, bei der Wanderung und dem Grillabend besser kennengelernt und ihre Interessen ausgelebt. So wurde es nie langweilig, und der große Abschlussstag kam viel zu früh.

Am Dokumentationswochenende bot sich dann die Möglichkeit, auf die gemeinsame Zeit zurückzublicken und die während unserer gemeinsamen Zeit gewonnenen Erkenntnisse schriftlich zu dokumentieren. Zwar war damit nun die Zeit in Adelsheim vorbei, doch unsere Expedition ist noch lange nicht zu Ende.

Wie bei einem Roman, der irgendwann fertig geschrieben ist, aber in den Lesern weiterlebt, geht auch unsere Expedition weiter in die Welt, indem wir die Erinnerung an das Erlebte, die Neugier auf weitere Erkenntnisse und vor allem die neuen Freundschaften bewahren.

Wir wünschen Euch und Ihnen viel Spaß beim Lesen unseres Expeditionsberichts!

Eure/Ihre Akademieleitung



Melissa Bauer (Assistenz)



Julian Poschik (Assistenz)



Jörg Richter



Dr. Birgit Schillinger



Inhaltsverzeichnis

VORWORT	3
KURS 1 – GENETIK	7
KURS 2 – KLIMAPHYSIK/INFORMATIK	29
KURS 3 – MIKROGRAVITATION	47
KURS 4 – PHARMAZIE	67
KURS 5 – PHILOSOPHIE/THEATER	87
KURS 6 – PHYSIK	109
KÜAS – KURSÜBERGREIFENDE ANGEBOTE	129
DANKSAGUNG	153
BILDNACHWEIS	155

Kurs 2 – Klimaphysik/Informatik: Klimamodelle und maschinelles Lernen – Die Zukunft des Planeten verstehen



Unser Kurs

Aaron war immer so tief in den Themen vertieft, dass er kaum noch vom Laptop wegzubekommen war. Mit seinen großen Mathematik- und Informatikkenntnissen konnte er uns alle beeindrucken. Nicht nur sein Fachwissen, sondern auch seine Ausstrahlung sorgten insgesamt für eine lockere und angenehme Kursatmosphäre.

Arina war immer bei der Sache und bereicherte den Kurs mit ihrem einzigartigen Humor. Sie hatte eine unglaublich starke körperliche und mentale Kraft und war fachlich sehr kompetent. Arina achtete darauf, dass alle

mitgenommen werden, und strahlte stets eine ansteckende Begeisterung aus. Sie hatte immer gute Worte parat und ein Lächeln auf den Lippen.

Chiara hat viele Leute in unserem Kurs verbunden und immer die Atmosphäre mit ihren Witzen aufgelockert. Sie war immer gut gelaunt und für ein Gespräch zu haben. Chiara ging immer mit viel Motivation an Projekte heran und bewies unglaubliches Durchhaltevermögen. Neue Taktiken beim Planenspiel konnte sie klar und verständlich kommunizieren und uns von der Umsetzung dieser überzeugen.

Emilia hat den Kurs sozial zusammengehalten. Beim Sportfest hat sie alle mit ihrem Durchhaltevermögen motiviert. Auch beim Musik-Abend hat sie alle mit ihrer Stimme berührt. Allgemein hat sie viel Ruhe in den Kurs gebracht. Außerdem konnte sie zu jedem Gespräch und jeder Diskussion Beiträge leisten.

Greta blühte im Kurs immer mehr auf und beeindruckte alle mit ihren fachlichen Kompetenzen. Sie gab immer gut durchdachte Antworten und war dennoch stets locker und gut gelaunt. Außerdem trug sie mit ihrer aufgeweckten Art zur Ruhe und Gesamtheit des Kurses bei. Sie war stets kreativ, und wie sie während des Kurses auch noch an ihrer Buchreihe weiterschreiben konnte, ist uns ein Rätsel.

Jannick bewies einen starken und großen Charakter, wobei sich auch seine Körpergröße beim Planenspiel als extrem praktisch herausstellte. Sobald man einen Wunsch nach einer Grafik hatte, erstellte Jannick sie in kürzester Zeit. Außerdem trug er einen großen Teil zu den komplizierten Programmierprojekten bei. Auch außerhalb des Kurses begeisterte er uns mit seinen Dominosteinen, aus denen er beeindruckende Bauwerke konstruierte.



Jasper war immer engagiert und hilfsbereit. Sein Fachwissen war ebenso hervorragend wie seine Sprachkenntnisse. So sorgten seine Neuseeländischkenntnisse immer für eine lockere Stimmung im Kurs. Er machte mehr Späße als alle anderen im Kurs und provozierte damit regelmäßig Gelächter. Er

war für uns wie ein zweiter Schülermentor, indem er den Schlachtruf mit anleitete. Jasper hat sowohl immer in den Projekten viel mitgearbeitet als auch den Kurs zusammengehalten.

Justus brachte sich in den Kurs durch seine humorvolle und lockere Art ein. Er ließ sich nie stressen und beteiligte sich an allen möglichen Debatten. Er schaffte es, Leute zum Nachdenken anzuregen und war unser feststehender Fels beim Planenspiel. Ob mit Jannick auf seinen Schultern oder dem ganzen Kurs um sich herum stand Justus fest mit mindestens einem Bein auf dem Boden.

Louisa war sehr engagiert und hatte zu den richtigen Zeitpunkten immer gute und passende Ideen. Sie konnte sich trotz Erkältung beim Planenspiel durchsetzen und unsere Gruppe sehr gut koordinieren. Sie machte aus jeder Situation das Beste und steckte uns mit ihrer Motivation und guten Laune an. Sobald wir Fragen zu einem Aufschrieb hatten, wusste Louisa genau, wo dieser zu finden war. Aber auch unter hohem Druck und bei komplexen Aufgaben bewahrte sie Ruhe und Durchblick.

Manuel war immer eine ruhige Komponente unseres Kurses und hatte auch die nötige Motivation, bis spät in die Nacht an mathematischen Problemen zu arbeiten. Er traute sich auch selbstständig an komplexe Projekte und lieferte somit einen riesigen Beitrag zum Fortschritt unseres Kurses. Außerdem konnte er toll mit uns reden und immer eine rationale Meinung mit uns teilen. Wir konnten uns darauf verlassen, dass Dinge, die er anfing, sauber zu Ende bearbeitet wurden.

Matz hatte zu jedem aufkommenden Problem einen kreativen Lösungsansatz. Er war an jedem noch so anstrengenden Tag gut gelaunt und war wie unser Sonnenschein. Auf Matz konnte man sich immer verlassen, und sobald uns ein Thema unklar war, konnte er es uns verständlich und höchst professionell erklären. Beim Planenspiel kam er mit neuen Strategien und konnte uns immer zur Ruhe rufen, sobald es zu laut wurde.

Niklas hatte immer etwas zu Diskussionen beizutragen und brannte für seine Ideen. Dabei konnte er sich fachlich immer sehr genau ausdrücken. Bei unserer Exkursion und unserem Rollenspiel hat er sehr aktiv mitgemacht und eine phänomenale Abschlussrede gehalten.

Sophia hat oft Gespräche angefangen und damit die Stimmung allgemein aufgelockert. Dabei hatte sie immer einen Witz auf Lager. Bei den Gruppenspielen zeigte sie Durchsetzungsvermögen. Außerdem beeindruckte sie uns mit ihrem Fachwissen über die Formel 1. Auch die selbstgekneten Cookies an ihrem Namensschild fielen auf und waren oft der Grund für ein spontanes Lächeln.

Avaneesh war der beste Schülermentor, den sich unser Kurs hätte vorstellen können. Egal, welches Problem wir hatten, er hatte immer ein offenes Ohr für uns und stand uns mit Rat und Tat zur Seite. Ob er uns beim Planenspiel anfeuerte und motivierte oder uns Kursinhalte näherbrachte, er blieb immer entspannt und sorgte mit seinem Humor für eine lockere Stimmung. Auch in Gesprächen mit ihm hörte er uns aufmerksam zu und wir konnten offen mit ihm über aufkommende Probleme sprechen.

Daniel war nicht nur ein hervorragender Kursleiter, der uns besonders im Machine-Learning- und Mathematikbereich sehr bereicherte, sondern auch jemand, der mit seiner stets guten Laune und Geduld den Stoff auf verständliche und motivierende Weise vermittelte. Er hatte immer ein offenes Ohr und erklärte auch komplexe Themen so, dass es alle verstanden.

Felix war als Kursleiter eine verlässliche und geschätzte Stütze in unserem Kurs. Mit seiner pflichtbewussten und stets freundlichen Art war er immer zur Stelle, wenn Hilfe gebraucht wurde, egal ob fachliche oder organisatorische. Besonders in Klimaphysik und Machine Learning zeichnete er sich durch tiefes Verständnis und beeindruckendes Fachwissen aus.

Julia war eine herausragende Kursleiterin, die mit einer perfekten Mischung aus beeindruckendem Fachwissen und herzlicher, offener

Art überzeugte. Ihre Erklärungen waren so klar und verständlich, dass man den Inhalt sofort erfassen konnte. Und wenn doch einmal eine Frage aufkam, merkte man sofort, wie gerne sie diese geduldig und freundlich beantwortete. Zusätzlich hatte sie stets ein offenes Ohr für uns und brachte den Kurs zusammen.

Einführung

DANIEL SCHILLER, FELIX STRNAD,
JULIA BRUGGER

In unserem Kurs machten wir es uns zur Aufgabe, die Temperatur der Erde vorherzusagen. Dabei befassten wir uns sowohl mit kurzen Wetterprognosen von wenigen Tagen als auch mit Klimaprognosen von mehreren Jahrzehnten. Stützen wir uns hierfür besser auf physikalische Prinzipien, oder lernen wir mehr aus historischen Daten? Dieser Fragestellung gingen wir nach und kamen zu dem Ergebnis, dass die Antwort aufgabenabhängig ist.

Für Klimaprognosen beschäftigten wir uns mit den grundlegenden Mechanismen des Klimasystems. Hieraus konnten wir Klimamodelle unterschiedlicher Komplexität formulieren, die grundlegend auf Erhaltungssätzen und Energiebilanzen basierten. Um Klimaprognosen zu erstellen, programmierten wir diese Modelle schließlich in Python. Für kurzzeitige Wettervorhersagen machten wir uns mit den Grundlagen von Machine Learning vertraut. Wir programmierten ein neuronales Netz, das statistische Zusammenhänge der Temperaturentwicklungen lernen konnte. Nachdem wir dieses mit echten Wetterdaten trainiert hatten, konnten wir kurzzeitige Wetterprognosen mit Konfidenzintervallen erstellen.

In unserem Kurs war es für alle durchaus eine Herausforderung, die Vielzahl der relevanten Themen zu durchdringen – viel neue Physik, geowissenschaftliche Betrachtungen zum Erdsystem, eine für manche zuvor noch kaum benutzte Programmiersprache, statistische Grundlagen der Anwendung von Machine Learning und am Exkursionstag auch noch die politische und gesellschaftliche Dimension der globalen Erwärmung.

Wir, drei aktiv Forschende, hatten als Kursleiter:innen zudem die Idee gehabt, dass im Kurs mehr geforscht als unterrichtet werden sollte. So übten wir neben fachlichen Herausforderungen auch die Frustrationstoleranz, wenn die Ursache für negative Temperaturen (gemessen in Kelvin!), unverständliche Fehlermeldungen und viel zu lange Rechenzeiten selbst von den Kursleiter:innen erst nach längerer Zeit gefunden werden konnte. Durch die Kombination aus fachlichem Input, eigenem Erarbeiten neuer Themen und der Projektarbeit in Gruppen fand jede und jeder während des Kurses ihren und seinen Platz. Im Laufe der Zeit entstand so eine Atmosphäre, die von einer produktiven Mischung aus Konzentration, Freude am gemeinsamen Arbeiten, humorvollen Unterbrechungen und konstruktivem Feedback geprägt war.

Klima, Wetter und Modelle

JASPER BOERSMA, JUSTUS BAUMGARTNER

Um das Wetter und das Klima vorherzusagen, also Prognosen für die Zukunft zu erstellen, brauchen wir Modelle. Modelle sind vereinfachte Darstellungen komplexer Systeme, in diesem Fall eines Klimasystems. Aber was sind Klima und Wetter überhaupt?

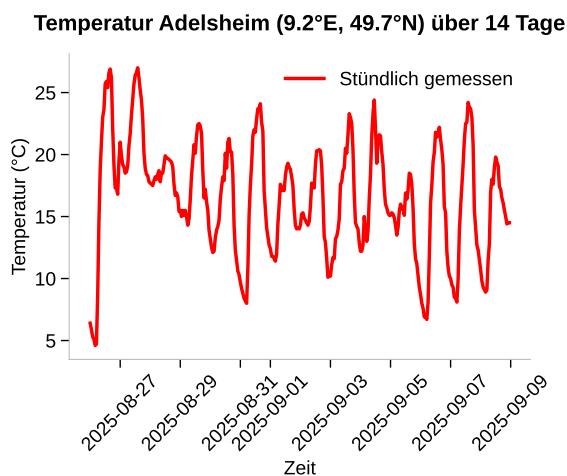


Abb. 1: Stündlich aufgelöste Temperatur für Adelsheim. Datenquelle: Deutscher Wetterdienst¹.

¹https://opendata.dwd.de/climate_environment/CDC/grids_germany/hourly/

Von Wetter spricht man, wenn kurze Zeiträume betrachtet werden, siehe Abb. 1. Beispiele sind: „Heute regnet es“ oder „Letzte Woche hatten wir schönes Wetter“. Von Klima spricht man hingegen, wenn Zeiträume von mindestens 30 Jahren betrachtet werden, siehe Abb. 2. Ein Beispiel hierzu ist: „Es wird von Jahr zu Jahr wärmer“.

Temperatur Adelsheim (9.2°E, 49.7°N) über 40 Jahre

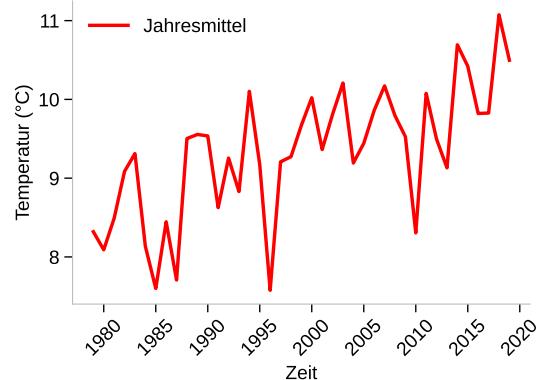


Abb. 2: Jährlich gemittelte Temperaturdaten für Adelsheim. Datenquelle: Deutscher Wetterdienst².

An den beiden Abbildungen 1 und 2 sieht man, dass sich Wetterdaten mit eher kurzfristigen Temperaturschwankungen befassen, während das Klima längere Trends beschreibt. So ist beispielsweise die Temperatur in Adelsheim in den letzten 40 Jahren um ca. 2 °C gestiegen.

Deshalb brauchen wir unterschiedliche Modelle, um das Wetter und das Klima am genauesten darzustellen. Für Klimamodellierung müssen wir mit physikalischen Gesetzen arbeiten, um dann Klimaveränderungen wie den Klimawandel simulieren zu können und damit vorherzusagen. Für Wettermodelle hat sich, statt sich dem Ganzen physikalisch zu nähern, Machine Learning in letzter Zeit bewährt. Hierzu befassten wir uns mit echten Daten, um letztendlich ein neuronales Netzwerk zu trainieren. Diese Daten wurden von der Wetterstation in Buchen, das in der Nähe von Adelsheim liegt, erhoben. Wir konnten sie auf der Website des Deutschen Wetterdienstes³ abrufen. Nun hatten wir also

²https://opendata.dwd.de/climate_environment/CDC/grids_germany/daily/Project_TRY/air_temperature_mean/

³https://opendata.dwd.de/climate_environment/CDC/

auch Wetterdaten seit 1935 – mit fünf Jahren Kriegspause – zur Tageshöchst-, Durchschnitts- und Tagestiefstemperatur sowie zum Niederschlag.

Das Klimasystem

MATZ VON ASCHERADEN

Um Klima- und Wetterprognosen erstellen zu können, ist ein grundlegendes Verständnis des Klimasystems unerlässlich. Dieses komplexe Zusammenspiel aus Atmosphäre, Hydrosphäre (Ozeane, Süßwasser und Eis), fester Erde und Biota (alle Lebewesen auf der Erde) bestimmt, wie Energie und Stoffe auf der Erde verteilt und ausgetauscht werden. Nur wer die physikalischen Prozesse, Rückkopplungen und Wechselwirkungen innerhalb dieses Systems kennt, kann Vorhersagen und Modelle entwickeln, die sowohl kurzfristige Wetterereignisse als auch langfristige Klimaveränderungen realistisch abbilden.

Das Klima auf der Erde wird durch externe Antriebe und interne Interaktionen der Komponenten des Klimasystems bestimmt.

Externe Antriebe

- **Sonneneinstrahlung (Forcing):** Die Sonne ist der wichtigste externe Antrieb und „Energiegeber“ der Erde. Die Einstrahlung der Sonne wird durch die Sonnenleuchtkraft sowie die drei Orbitalparameter beeinflusst:
 - Sonnenleuchtkraft: die Energie, die die Sonne pro Sekunde in das Weltall abgibt
 - Obliquität: Neigung der Erdachse
 - Exzentrizität: Ellipsenförmigkeit der Erdumlaufbahn
 - Präzession: Kreiseln der Erdachse

Die Sonnenleuchtkraft hat seit der Entstehung der Erde um 30 bis 40 Prozent zugenommen. Die Orbitalparameter variieren zyklisch auf einer Zeitskala von mehreren tausend Jahren. Änderungen der Orbitalparameter führen zu Klimaänderungen auf der Zeitskala von Eiszeitzyklen, also in einer Größenordnung von zehntausenden bis

hunderttausenden Jahren. Die Orbitalparameter selbst bestimmen zudem die Jahreszeiten.

- **Plattentektonik:** Die Bewegung der Kontinentalplatten führt zu Vulkanausbrüchen und anderen geologischen Prozessen, die Gase wie CO_2 in die Atmosphäre freisetzen, aber auch deren Speicherung in tiefen Gesteinsschichten ermöglichen. Damit reguliert sie das Klima langfristig. Darüber hinaus haben kurzfristige Veränderungen, zum Beispiel durch starke Vulkanausbrüche, starke und schnelle Klimaveränderungen bewirkt und damit teilweise sogar Massenaussterben ausgelöst.

Interne Interaktionen

Die einzelnen Komponenten des Klimasystems tauschen gegenseitig Masse, Stoffe und Energie aus. Das bewirkt für das Wettergeschehen und das Klima wichtige Prozesse, zum Beispiel:

- **Hydrosphäre:** Ozeane sind durch ihre hohe Wärmekapazität gute Wärmespeicher und können dadurch über Strömungen Wärme auf unterschiedlichen zeitlichen und räumlichen Skalen transportieren und mit anderen Komponenten austauschen.
- **Biota:** Pflanzen und Tiere sind Teil des Kohlenstoffkreislaufs und tauschen somit mit den anderen Komponenten Kohlenstoff aus. Außerdem bestimmen sie wichtige Größen für Wechselwirkungen auf der Landoberfläche. Ein Beispiel ist die Rauigkeit der Oberfläche, die Winde beeinflusst.
- **Feste Erde:** Die Oberfläche der Erde spielt eine wichtige Rolle beim Energietransport auf der Erde. Beispielsweise beeinflusst die Topografie atmosphärische Strömungen und Niederschlagsmuster. Auf sehr langer Zeitskala führen über Jahrmillionen wandernde Kontinente langfristig zu einer Veränderung des Wärmetransports im Ozean. Zudem bestimmt die Oberflächenbeschaffenheit die chemische Verwitterung, durch die Treibhausgase langfristig gebunden und im tiefen Ozean gespeichert werden können.
- **Atmosphäre:** Die Atmosphäre tauscht mit allen anderen Komponenten auf kurzen

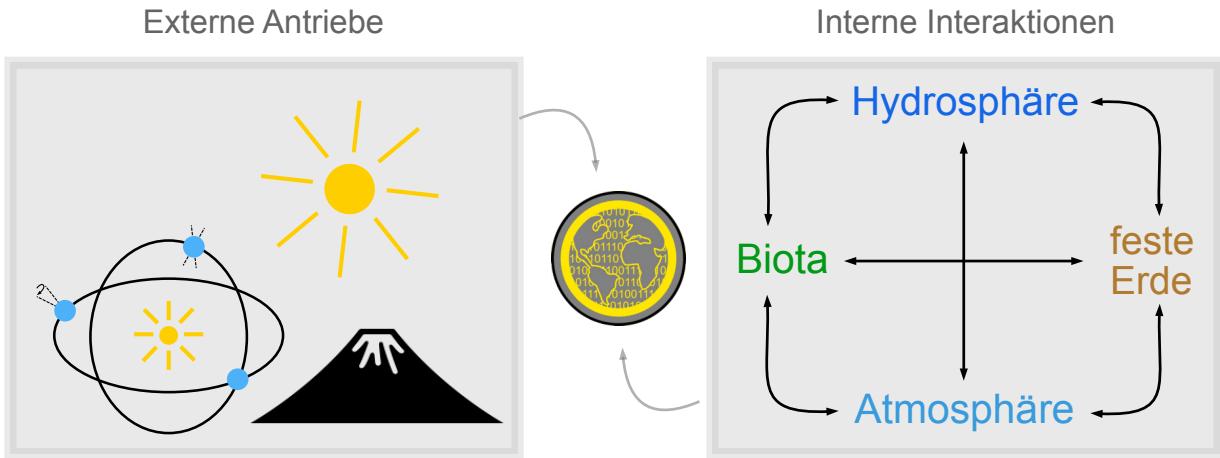


Abb. 3: Aufbau und Prozesse des Klimasystems. Links: Externe Antriebe (Sonnenleuchtkraft, Orbitalparameter, Plattentektonik); Rechts: Komponenten des Klimasystems und interne Interaktionen.

Zeitskalen Energie, Wasser und Gase aus und transportiert sie mit den atmosphärischen Strömungen. Diese Interaktionen der Atmosphäre mit den anderen Komponenten des Klimasystems bestimmen damit grundlegend das Wettergeschehen.

Feedbacks

Die Interaktionen der unterschiedlichen Komponenten können anfängliche Veränderungen im Klimasystem verstärken und abschwächen. Solche Wechselwirkungen nennt man Rückkopplungseffekte oder Feedbacks:

- **Positive Feedbacks** verstärken den Ausgangseffekt.

Beispiel: Eis-Albedo-Effekt. Durch erhöhte Temperaturen schmilzt Eis, wodurch die Reflexion (Albedo) abnimmt, was die Temperatur weiter erhöht.

- **Negative Feedbacks** schwächen den Ausgangseffekt ab.

Beispiel: Chemische Verwitterung. Höhere CO₂-Konzentrationen erhöhen die Temperaturen und die Niederschlagsmenge. Dies erhöht die chemische Verwitterung, wodurch mehr CO₂ langfristig in Gestein gebunden wird, was zum Sinken der Temperatur führt.

Die beschriebenen Prozesse zeigen, dass das Klimasystem hochkomplex und stark vernetzt ist. Diese Komplexität macht das Erstellen von Prognosen und Vorhersagen schwierig. Wir müssen daher in jedem Fall Vereinfachungen

annehmen, um das Klimasystem erfass- und vorhersagbar zu machen. Das bedeutet, wir müssen Modelle entwickeln. Im Folgenden beschreiben wir die Entwicklung eines langsam komplexer werdenden Klimamodells.

Numerische Klimamodelle

EMILIA PAUL, JANNICK BÖSERT,
MANUEL WEFERS, SOPHIA HERBEL

0-dimensionales Energiebilanz-Modell

Ein 0-dimensionales Energiebilanz-Modell ist die einfachste Form eines Klimamodells und eignet sich daher besonders für den Einstieg in die numerische Klimamodellierung. Zunächst wird die Erde in diesem Modell als Punkt betrachtet, auf den die Sonne einstrahlt. Dabei wird durch die **Solarkonstante S_0** festgelegt, wie viel Strahlungsleistung pro Fläche oberhalb der Atmosphäre auf die Erde trifft.

Ein Teil der Sonneneinstrahlung wird von der Atmosphäre, Wolken und der Erdoberfläche reflektiert. Der Anteil der Reflexion wird durch die sogenannte **Albedo α** beschrieben. Die Erde selbst gibt nach dem Stefan-Boltzmann-Gesetz Wärmestrahlung an ihre Umgebung ab:

Stefan-Boltzmann-Gesetz

Jeder Körper gibt in Abhängigkeit von seiner **Temperatur T** Wärmestrahlung an

seine Umgebung ab. Für einen schwarzen Körper (perfekt absorbierend und emittierend), gilt dabei für die abgestrahlte **Leistung P** :

$$P = \sigma A T^4.$$

Hierbei ist A die Oberfläche des Körpers und $\sigma = 5,67 \cdot 10^{-8} \frac{\text{W}}{\text{m}^2}$ die Stefan-Boltzmann-Konstante.

Für nicht perfekt schwarze Körper wird zusätzlich der **Emissionsgrad ε** berücksichtigt:

$$P = \varepsilon \sigma A T^4.$$

Daraus ergibt sich folgende Gleichung zur Beschreibung der Energiebilanz:

$$\underbrace{C \cdot \frac{\Delta T}{\Delta t}}_{\text{Temperaturänderung pro Zeit}} = \underbrace{\frac{S_0}{4} \cdot (1 - \alpha)}_{\text{Sonneninstrahlung minus reflektierter Anteil}} - \underbrace{\varepsilon \sigma T^4}_{\text{Erdabstrahlung}}.$$

Hier ist C die Wärmekapazität der Atmosphäre. Diese Gleichung bedeutet, dass die Änderung der Energie auf der Erde gegeben ist aus der Differenz der aufgenommenen und abgestrahlten Energie, was in Abb. 4 dargestellt wird.

Wenn wir annehmen, dass sich die Temperatur über die Zeit nicht ändert, $\Delta T = 0$, gilt:

$$\frac{S_0}{4} \cdot (1 - \alpha) = \varepsilon \sigma T^4.$$

Das heißt, dass die aufgenommene Energie der Erde gleich der abgegebenen Wärmestrahlung ist. Hieraus kann die Gleichgewichtstemperatur der Erde bestimmt werden:

$$T = \sqrt[4]{\frac{S_0 \cdot (1 - \alpha)}{4 \varepsilon \sigma}}.$$

Implementierung

Eine einfache Python-Implementierung dieses Modells sieht folgendermaßen aus:

```
global_mean_temp = ((1 - a) * solar_constant
                     / (4 * e * sigma)) ** (1 / 4)
```

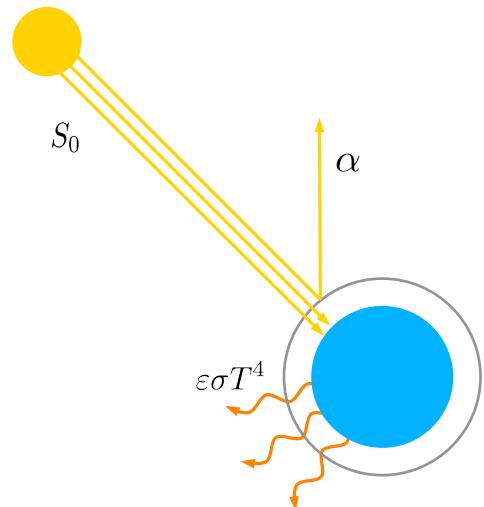


Abb. 4: Visualisierung eines 0D-Modells.

Setzt man realistische Werte ein ($\alpha = 0,3$ und $\varepsilon = 0,88$), ergibt sich eine Temperatur von etwa $T \approx -10^\circ\text{C}$. Im Vergleich zur heutigen globalen Durchschnittstemperatur von $\bar{T} \approx 15^\circ\text{C}$ erscheint das deutlich zu niedrig. Der Grund dafür ist, dass die obige Gleichung die Erdatmosphäre vernachlässigt. Diese bewirkt, dass niedrig-energetische, langwellige Strahlung der Erde von der Erdatmosphäre teilweise absorbiert und wieder emittiert wird. Die zurückgestrahlte Energie führt zu einer erhöhten Temperatur auf der Erde. Dieser **natürliche Treibhauseffekt** ist in diesem vereinfachten Modell nicht berücksichtigt.

Einfluss von Albedo und Emission

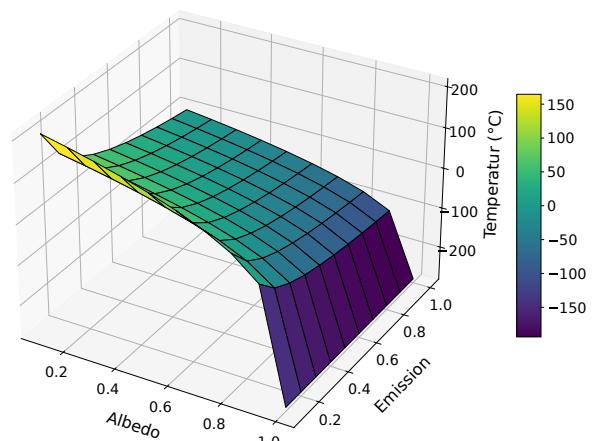


Abb. 5: Abhängigkeit der Temperatur von Albedo und Emissionsgrad.

Die Temperatur ist also von den Parametern α und ε abhängig. Wenn man diese, wie in Abb. 5 gezeigt, variiert, kommen sehr unterschiedliche mittlere Temperaturen heraus.

Wenn wir die Werte $\alpha = 0,3$ und $\varepsilon = 0,6$ wählen, erhalten wir für die global gemittelte Temperatur einen deutlich realistischeren Wert von $T \approx 15^\circ\text{C}$.

1D-Klimamodell

Um unser Modell realistischer zu machen, müssen wir weitere Dimensionen hinzufügen. Das 1D-Klimamodell ist eine erweiterte Version des 0D-Klimamodells. So wie bei dem 0D-Klimamodell handelt es sich auch hier um ein Energiebilanz-Modell. Dieses Modell verfügt jedoch über eine Abhängigkeit der Temperatur vom **Breitengrad φ** . Damit kann für jeden Breitengrad φ eine Temperatur berechnet werden. Die Dimension der Längengrade wird aber noch nicht berücksichtigt.

Die Energiebilanz dieses Modells ist gegeben durch:

$$C \cdot \frac{\Delta T}{\Delta t} = (1 - \alpha) \cdot Q(\varphi) - \text{OLR}(\varphi) - H(\varphi).$$

Die einzelnen Terme haben folgende Bedeutung:

- $(1 - \alpha) \cdot Q$ ist der Anteil der einfallenden Strahlung, der nicht von Erde und Atmosphäre reflektiert wird.
- $Q(\varphi)$ beschreibt die Abhängigkeit der Sonneneinstrahlung vom Breitengrad. Es kann durch den folgenden Ausdruck dargestellt werden:

$$Q(\varphi) = \frac{S_0}{4} (1 + s_2 \cdot P_2(\varphi)).$$

Hierbei ist $P_2(\varphi)$ das 2. Legendre-Polynom, $P_2(\varphi) = \frac{1}{2}(3x^2 - 1)$ mit $x = \sin(\varphi)$.

- $\text{OLR}(\varphi)$ ist die langwellige Wärmeabstrahlung der Erde und kann formuliert werden als

$$\text{OLR}(\varphi) = (A_{\text{OLR}} + B_{\text{OLR}} \cdot T(\varphi)).$$

Dies ist eine Parametrisierung des Stefan-Boltzmann-Gesetzes, welche die Gleichung durch eine Linearisierung vereinfacht.

- $H(\varphi)$ beschreibt den Wärmeaustausch zwischen den Breitengradbändern. Wir nehmen hier vereinfacht an, dass dieser Austausch durch eine lineare Abhängigkeit von der Differenz zwischen der Temperatur $T(\varphi)$ und der global gemittelten Temperatur \bar{T} gegeben ist:

$$H(\varphi) = b \cdot (T(\varphi) - \bar{T}).$$

Die hier verwendeten Ausdrücke für $Q(\varphi)$, $\text{OLR}(\varphi)$ und $H(\varphi)$ sind vereinfachte Ausdrücke für die Sonneneinstrahlung, die Wärmeabstrahlung der Erde und den Wärmeaustausch. Diese enthalten die freien Parameter s_2 , A_{OLR} , B_{OLR} und b , welche durch den Vergleich mit Messkurven der jeweiligen Größen angepasst werden. Die Ausdrücke für $Q(\varphi)$, $\text{OLR}(\varphi)$ und $H(\varphi)$ sind zeitunabhängig.

Mit der Energiebilanzgleichung des 1-dimensionalen Modells kann man die Temperatur für jeden Breitengrad φ berechnen, wie in der pinken gestrichelten Kurve in Abb. 6 zu sehen. Das Modell muss für 15 bis 20 Modelljahre laufen gelassen werden, um eine Gleichgewichtstemperatur für jeden Breitengrad zu erreichen.

Albedovariation

In einem 1-dimensionalen Klimamodell spielt die Albedovariation mit dem Breitengrad, also die Veränderung der Reflexivität der Erdoberfläche, eine zentrale Rolle, da die Oberfläche der Erde (insbesondere die Vegetationsbedeckung) in Abhängigkeit vom Breitengrad variiert.

Diese Eigenschaft simulierten wir, indem wir passende Albedowerte für verschiedene Breitengradbänder festlegten, siehe Abb. 6. So haben zum Beispiel Eisflächen der polaren Breitengrade hohe Albedowerte, was die schon kalten Temperaturen weiter verringert, und Gebiete mit Regenwald in tropischen Breitengraden haben niedrige Albedowerte, was zu höheren Temperaturen führt.

2D-Klimamodell

Wir führen nun eine weitere Dimension in das Energiebilanz-Modell ein, sodass es nun eine Abhängigkeit vom **Breitengrad φ** und dem **Längengrad λ** gibt. Dadurch kann man die

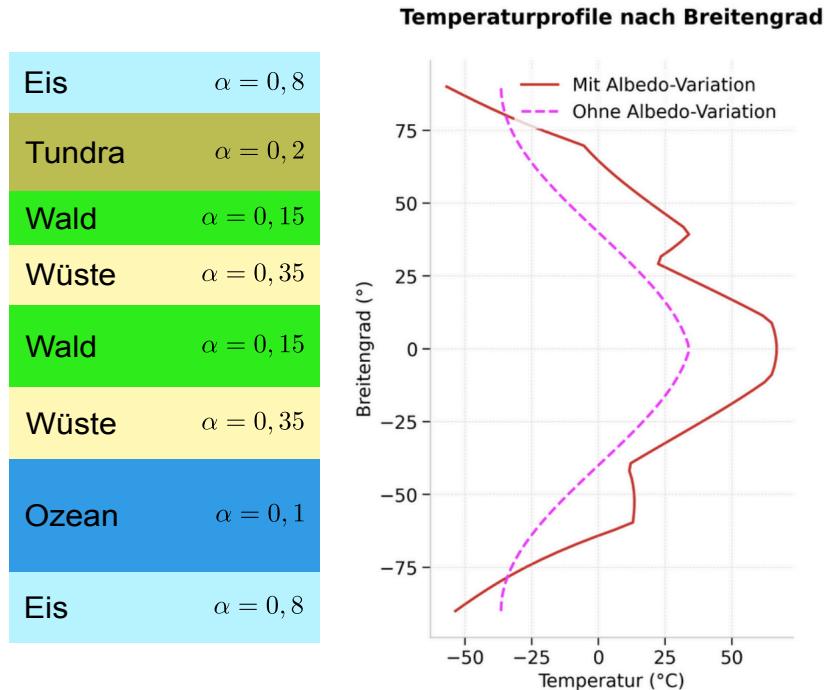


Abb. 6: Beispielhafte Wahl der Albedowerte für Breitengradbänder (links) und simulierte Temperatur mit (rot) und ohne (pink) Albedovariation (rechts).

Erde als Karte aus vielen kleinen Boxen darstellen, in denen die unterschiedliche Oberflächenbeschaffenheit die Wärmekapazität $C_{\varphi,\lambda}$ und die Albedo $\alpha_{\varphi,\lambda}$ bestimmt.

Die Formel für dieses Modell sieht so aus:

$$T_{\varphi,\lambda}^t = T_{\varphi,\lambda}^{t-1} + \frac{\Delta t}{C_{\varphi,\lambda}} \left[(1 - \alpha_{\varphi,\lambda}) \cdot Q_{\varphi}^t - \text{OLR}_{\varphi,\lambda} + D \nabla^2 T_{\varphi,\lambda}^{t-1} \right],$$

wobei $T_{\varphi,\lambda}^t$ die Temperatur in der Zelle mit dem Breitengrad φ und dem Längengrad λ zum Zeitpunkt t ist. Die Temperatur wird aus der Temperatur des vorherigen Zeitschritts berechnet, zu dem ein Term addiert wird, der die Änderung durch

- die Differenz zwischen Sonneneinstrahlung und Reflexion:

$$(1 - \alpha_{\varphi,\lambda}) \cdot Q_{\varphi}^t,$$

- die Abstrahlung $\text{OLR}_{\varphi,\lambda}$ und
- den Wärmeaustausch durch Diffusion

$$D \nabla^2 T_{\varphi,\lambda}^{t-1},$$

modelliert.

In diesem Fall beschreiben wir die einfallende Sonneneinstrahlung durch einen komplexen Term, der die zeitliche Veränderung über den Jahresverlauf beinhaltet, den wir hier aber nicht im Detail diskutieren. Daher sind in diesem Modell die Jahreszeiten repräsentiert.

Wie im 1-dimensionalen Modell vereinfachen wir den Term für die abgestrahlte Leistung von der Erde, $\text{OLR}_{\varphi,\lambda}$, durch eine Linearisierung. Den Wärmeaustausch beschreiben wir hier als Diffusion, was laut der Diffusionsgleichung als $D \nabla^2 T_{\varphi,\lambda}^{t-1}$ formuliert wird, wobei D die Diffusionskonstante ist.

Die durch unser Modell berechneten Temperaturen können wir in einer Karte darstellen, wie in Abb. 7 für unsere momentane Modellversion zu sehen ist. Es ist gut sichtbar, dass die Temperatur von niedrigen zu höheren Breitengraden wie zu erwarten abnimmt. Außerdem verändert sich die Temperatur den Jahreszeiten entsprechend. So erkennt man zum Beispiel die polare Abkühlung im Sommer auf der Südhemisphäre und im Winter in der Nordhemisphäre. Problematisch ist, dass die Temperatur von einigermaßen realistischen Temperaturen am Äquator zu höheren Breitengraden zu schnell und zu stark abnimmt. Die Ursache konnten

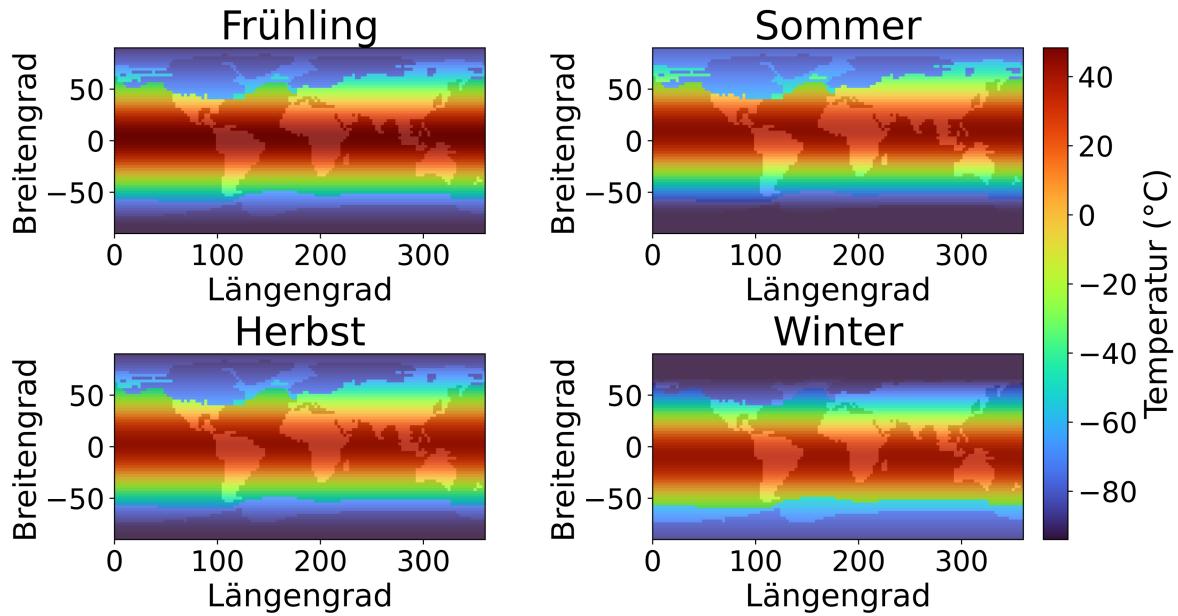


Abb. 7: Die Temperatur Karten für verschiedene Jahreszeiten.

wir noch nicht genau ermitteln. Wir vermuten allerdings ein Problem in der Implementierung des diffusiven Wärmetransports.

Warum sind komplexere Klimamodelle notwendig?

Das Klimasystem ist zu komplex und dynamisch, um es in den bisher beschriebenen einfachen Energiebilanz-Modellen umfassend und korrekt zu beschreiben. Für realistischere Simulationen und Prognosen für die Zukunft sind daher erweiterte Modelle notwendig, die die Wechselwirkungen zwischen verschiedenen Klimakomponenten anhand von detaillierterer Beschreibung berücksichtigen. Daher haben wir uns im nächsten Schritt mit der interaktiven Version eines komplexeren (allerdings immer noch einfachen) Klimamodells beschäftigt.

Monash Simple Climate Model

NIKLAS JEHN

Das Monash Simple Climate Model (MSCM) ist ein frei zugängliches⁴, dreidimensionales, von der Monash University in Melbourne entwickeltes, recht einfaches Klimamodell. Es be-

⁴https://mscm.dkrz.de/overview_i18n.html?locale=DE

nötigt nur wenig Rechenleistung, wodurch es eine schnelle Modellierungen ermöglicht. Hierbei analysiert das MSCM die Energiefüsse im Erdsystem und berechnet die Differenz zwischen der von der Sonne eingestrahlten und von der Erde abgestrahlten Energie. Trotz seiner Einfachheit werden dabei alle wichtigen Prozesse des Klimasystems berücksichtigt. Das bedeutet, dass neben der Strahlungsbilanz auch der Einfluss von Eis, Schnee, Wolken und Ozeanen, der Atmosphäre, des Treibhausgases CO₂, des Wasserkreislaufs und verschiedener Transportprozesse berücksichtigt werden. Das MSCM ist, wie viele Klimamodelle, in der Programmiersprache FORTRAN geschrieben. Der Code ist gut dokumentiert und kann auf einem einfachen Laptop ausgeführt werden. Das Modell gibt es auch als interaktive Version, mit der man das Klimasystem der Erde genauer untersuchen kann.

Bei dieser Version des MSCM arbeitet man immer mit zwei parallel angezeigten Experimenten, für die unterschiedliche Komponenten aktiviert oder deaktiviert werden können. Dadurch ist es möglich, den Einfluss einer Komponente im Detail nachzuvollziehen. Vergleichen kann man hierbei die beiden Experimente entweder in einer monatlichen, globalen Darstellung als Weltkarten oder als Zeitreihen bestimmter Orte über einen Zeitraum von einem

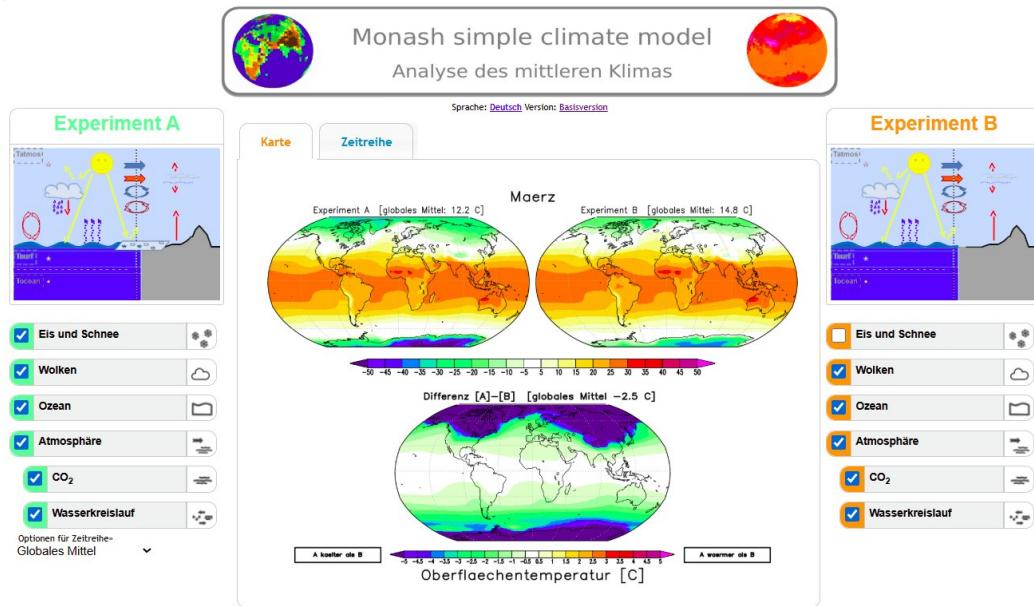


Abb. 8: Beispiel eines Experiments mit dem MSCM: Links sind alle Komponenten aktiviert, rechts ist „Eis und Schnee“ deaktiviert. Unten ist eine Differenzkarte der Temperatur gezeigt. Im März erkennt man durch die geringere Albedo ohne Eis eine höhere Temperatur für deaktiviertes Eis und Schnee.

Jahr. Des Weiteren gibt es zwei Versionen: die einfache Basisversion und die komplexere Standardversion. Wir haben uns allerdings auf die Basisversion beschränkt.

Beispiele

Wir beschäftigten uns mit dem MSCM, um nachzuvollziehen zu können, welche Prozesse ein einfaches dreidimensionales Klimamodell berücksichtigt, und um genauer zu verstehen, was die einzelnen Komponenten bewirken. Hierbei begegneten uns mehrere interessante Ergebnisse.

Beispielsweise fiel uns auf, dass bei Deaktivierung von Eis und Schnee die Temperatur gerade im Monat März an Nord- und Südpol circa 5°C wärmer war als im entsprechenden Vergleichsexperiment mit Eis und Schnee. Dies ließ sich darauf zurückzuführen, dass durch den Wegfall des höheren Albedowerts von Eis dort weniger Licht reflektiert werden kann und deshalb mehr Energie absorbiert wird.

Eis und Schnee haben aber noch eine ganz andere Wirkung, die auch im Modell repräsentiert ist: Sie isolieren die Atmosphäre von der darunter liegenden Wasser- beziehungsweise Bodenschicht. In der Arktis ist beispielsweise die Atmosphäre durch das Meereis vom Ozean

isoliert und tauscht nur wenig Wärmeenergie mit dem Ozean aus. Dadurch ist der Temperaturunterschied zwischen den Jahreszeiten mit Meereis in der Arktis viel größer, weil ohne Meereis der Ozean den Temperaturunterschied zwischen den Jahreszeiten durch seine große Wärmekapazität dämpft.

Machine Learning

AARON FETZER, CHIARA SCHRAMM,
GRETA WEIS, LOUISA SAAL

Machine Learning ist ein Teilbereich der Künstlichen Intelligenz (KI), wie in Abb. 9 dargestellt ist. Beim Machine Learning geht es darum, statistische Zusammenhänge von Daten zu lernen. Hierfür werden häufig neuronale Netzwerke verwendet. Neuronale Netzwerke sind also ein Teilbereich von Machine Learning.

Training

Damit ein Machine-Learning-Netzwerk Vorhersagen treffen kann, muss es zunächst trainiert werden. Training bedeutet, dass das Netzwerk aus Trainingsdaten Zusammenhänge lernt, die es dann später für Vorhersagen nutzt. Hierzu

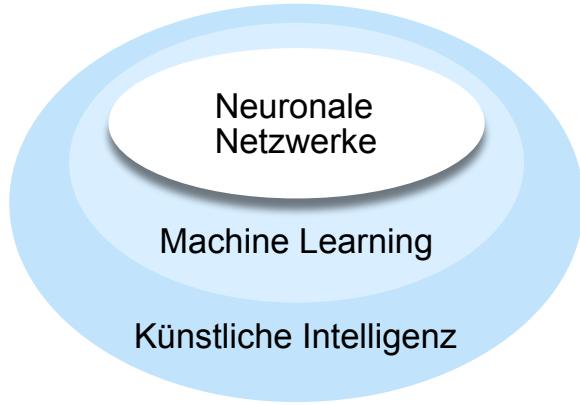


Abb. 9: Zusammenhang zwischen Künstlicher Intelligenz, Machine Learning und neuronalen Netzwerken.

gibt man dem Netzwerk Daten, genannt **Input**, und es berechnet daraus eine Vorhersage, genannt **Output**. Anschließend wird der Unterschied zu dem tatsächlichen Wert, genannt **Ground Truth**, bestimmt und das Modell entsprechend verbessert. Das wiederholt sich immer wieder, bis der Output dem tatsächlichen Wert möglichst nahe ist. Ein Durchlauf mit dem gesamten Trainingsdatensatz wird als **Epoche** bezeichnet. Dieser Kreislauf ist in Abb. 10 dargestellt.

Neuronale Netzwerke

Ein neuronales Netzwerk besteht aus mehreren Schichten, genannt Layer: dem **Input Layer**, den **Hidden Layers** und dem **Output Layer**. Jeder Layer setzt sich aus Neuronen zusammen. Jedes Neuron einer Schicht ist mit jedem Neuron der nächsten Schicht verbunden. Über diese Verbindungen werden Signale weitergegeben, deren Stärke jeweils durch ein Gewicht w bestimmt wird. Hierbei ist w ein veränderbarer Parameter, der am Anfang zufällig gesetzt wird. Das eingehende Signal wird mit der folgenden Formel berechnet:

$$\text{Signal}_{\text{ein}} = \sum_{i=\text{vorherige Neuronen}} \text{Signal}_{\text{aus}, i} \cdot w_i + b .$$

Hier werden die Signale der vorherigen Neuronen, $\text{Signal}_{\text{aus}, i}$, jeweils mit dem zur Verbindung zugehörigen Gewicht multipliziert. Diese Produkte und ein weiterer veränderbarer Parameter b , der für jedes Neuron unterschiedlich

sein kann, werden zusammenaddiert. In den Neuronen der Hidden Layer wird dann mithilfe einer sogenannten Activation-Function das ausgehende Signal berechnet,

$$\text{Signal}_{\text{aus}} = \text{Activation-Function}(\text{Signal}_{\text{ein}}) .$$

Die Activation-Function hat in der Regel die Eigenschaft, dass das Neuron das eingehende Signal weiterleitet, wenn das eingehende Signal einen bestimmten Wert überschreitet. Ansonsten wird kein Signal weitergeleitet. Die genaue Form hängt von der jeweils benutzten Activation-Function ab.

Loss-Funktion

Um das Netzwerk zu trainieren, müssen alle veränderbaren Parameter so angepasst werden, dass die Vorhersage immer besser wird. Dazu muss für das Training bestimmt werden, wie gut die Vorhersage war. Dafür wird eine sogenannte Loss-Funktion definiert, welche die Vorhersage mit dem tatsächlichen Wert vergleicht. Eine der am häufigsten verwendeten Loss-Funktionen ist folgende:

$$\mathcal{L} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2 .$$

Der echte Wert \hat{y}_i wird vom vorhergesagten Wert y_i subtrahiert und diese Differenz wird danach quadriert. Wenn es mehrere Datenpunkte gibt, werden diese als Summe $\sum_{i=1}^N$ zusammengezählt und durch die Gesamtanzahl aller Datenpunkte N geteilt.

Optimizer

Damit das Netzwerk aus den Daten lernt, verändert der sogenannte **Optimizer** die Parameter in jeweils die Richtung, in die der Loss geringer wird. Die **Learning Rate** bestimmt, wie stark die Parameter pro Trainingsschritt geändert werden.

Um bei Ausreißern eine zu starke Anpassung der Parameter zu vermeiden, werden sogenannte **Batches** benutzt. Diese sind zufällig gewählte Gruppen von Datenpunkten, aus welchen der Loss berechnet wird. In der Gleichung für die Loss-Funktion ist N damit die Anzahl der

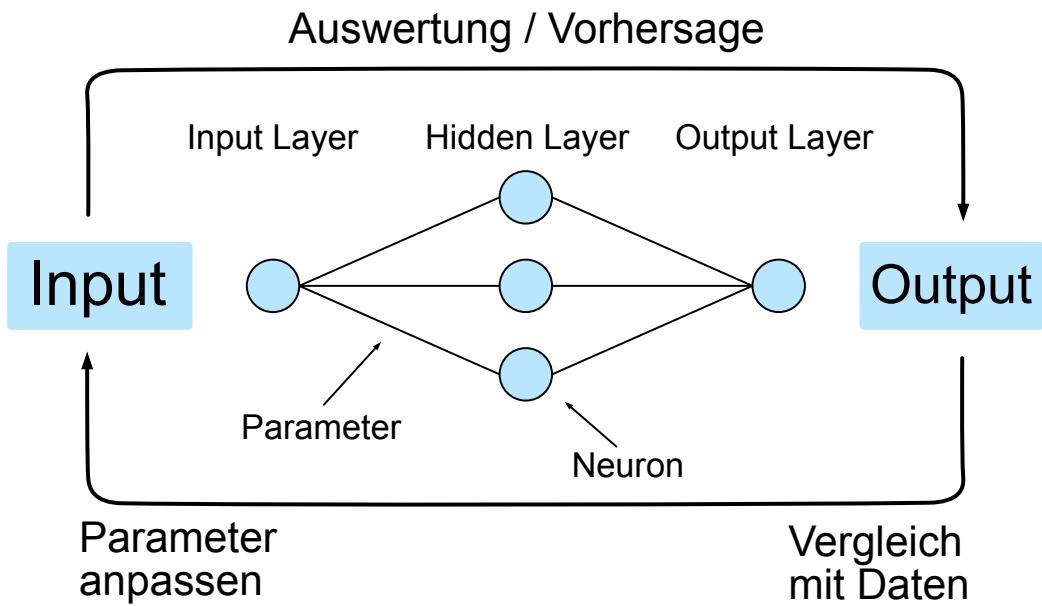


Abb. 10: Schematische Darstellung des Trainings eines neuronales Netzwerkes mit einem Hidden Layer.

Datenpunkte innerhalb des jeweiligen Batches, genannt **Batchsize**. Je größer ein Batch ist, desto geringer ist die Auswirkung eines Ausreißers. Allerdings kann eine zu große Batchsize auch dazu führen, dass das Training sehr stark verlangsamt wird.

Statistische Streuung

Für eine zuverlässige Vorhersage muss eine gewisse Streuung innerhalb der Daten berücksichtigt werden. Aufgrund dessen können Vorhersagen nicht beliebig genau sein. Die Unsicherheit um einen bestimmten Wert folgt einer bestimmten Verteilung. Um diese zu beschreiben, wird häufig die **Normalverteilung** verwendet, welche in Abb. 11 dargestellt ist.

Die Normalverteilung ist eine kontinuierliche Wahrscheinlichkeitsverteilung, die in vielen natürlichen Prozessen vorkommt, zum Beispiel bei Körpergrößen, der Geschwindigkeit von Gasteilchen oder auch Temperaturschwankungen. Mathematisch ist die Verteilung durch die Gleichung

$$p(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \cdot e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{x-\mu}{\sigma}\right)^2}$$

gegeben. Sie wird durch zwei Parameter beschrieben: den Erwartungswert μ (auch ge-

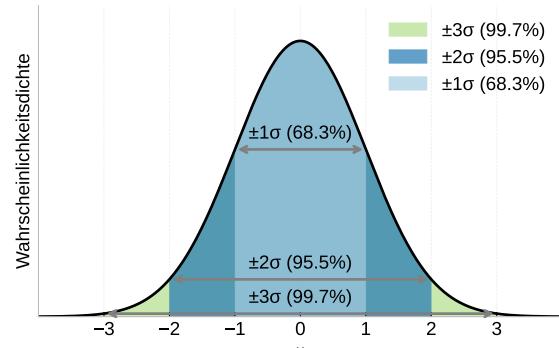


Abb. 11: Darstellung der Normalverteilung mit den Intervallen, die 68,3 %, 95,5 % und 99,7 % der Daten beinhalten.

nannt der Mittelwert der Verteilung) und die Standardabweichung σ (die charakteristische Abweichung der Werte vom Mittelwert). Die Naturkonstante e bezeichnet die Eulersche Zahl und π ist die Kreiszahl. Die Verteilung hat die Form einer symmetrischen, glockenförmigen Kurve: Der höchste Punkt liegt genau beim Mittelwert, und die Wahrscheinlichkeit nimmt nach links und rechts stetig ab. Das bedeutet, dass Werte nahe am Mittelwert am wahrscheinlichsten sind, während Abweichungen immer unwahrscheinlicher werden, je weiter man an den Rand der Verteilung kommt. Ein zentrales Merkmal der Normalverteilung ist, dass sich

bestimmte Anteile der Daten in klar definierten Abständen als Vielfache von σ vom Mittelwert befinden:

- Ca. 68,3 % der Werte liegen innerhalb des Intervalls $\mu \pm \sigma$,
- Ca. 95,5 % der Werte liegen innerhalb von $\mu \pm 2\sigma$,
- Ca. 99,7 % der Werte liegen innerhalb von $\mu \pm 3\sigma$.

Diese Eigenschaft ist besonders nützlich, um Unsicherheiten in unsere Vorhersage einzubauen. In unserem Fall – der Temperaturvorhersage – nehmen wir an, dass die tatsächliche Temperaturschwankung einer Normalverteilung folgt.

Wir passen den Output unseres neuronalen Netzwerkes so an, dass es nicht nur eine Vorhersage μ für den nächsten Zeitschritt macht, den wir als den Erwartungswert interpretieren, sondern auch die Unsicherheit σ dieser Vorhersage abschätzt. Hierfür mussten wir die Loss-Funktion anpassen:

$$\mathcal{L} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left[\frac{(\mu_i - \hat{y}_i)^2}{\sigma_i^2} + \log(\sigma_i) \right].$$

Bei dieser Gleichung teilt man das Quadrat des Unterschieds zwischen den echten Werten \hat{y}_i und den Vorhersagen μ_i durch das Quadrat der vorhergesagten Unsicherheit σ_i . Sagt das Netzwerk eine kleinere Standardabweichung vorher, d. h. das Modell ist sich also sehr sicher, bestraft der erste Summand eine Abweichung vom echten Wert stärker. Damit das Modell nicht einfach die Unsicherheit immer größer vorhersagt, addiert man den Logarithmus der vorhergesagten Unsicherheit, $\log(\sigma_i)$, dazu. Wenn das Netzwerk eine größere Unsicherheit vorhersagt, wird auch der Logarithmus der Unsicherheit größer. Dieser Summand bestraft somit das Netzwerk, wenn es eine zu große Ungenauigkeit vorhersagt. Durch diese beiden Summanden nähert sich die Ungenauigkeit der Vorhersage möglichst nah an die echte Streuung der Daten an. Das Netzwerk muss also einen Kompromiss zwischen einer möglichst hohen Genauigkeit der Vorhersage und der Unsicherheit dieser Vorhersage finden.

Wettervorhersage

Wir nutzten unser obiges Wissen, um Wettervorhersagen zu erstellen. Das Ziel des Projekts war es, ein neuronales Netzwerk zu entwickeln, das auf Basis gegebener Wetterdaten eine Vorhersage für die nächsten Tage in Adelsheim erzeugen kann.

Daten

Als Grundlage wurden die Daten des Deutschen Wetterdienstes (DWD) verwendet. Diese mussten zunächst formatiert werden. Verwendet wurden dabei das jeweilige Datum und die gemessene Temperatur, sodass das Netzwerk typische Muster und jahreszeitliche Schwankungen erkennen konnte. Als erstes importierten wir die Daten mit Hilfe des Python-packages `pandas` und bereiteten sie vor:

```
import pandas as pd
df = pd.read_csv('produkt_klima_tag.txt',
                  sep=';')
df['MESS_DATUM'] =
    pd.to_datetime(df['MESS_DATUM'],
                  format='%Y%m%d')
```

So wurden die Rohdaten eingelesen. Danach entfernen wir noch fehlerhafte Werte und konvertierten das Datumsformat. Dieser Schritt war entscheidend, damit das neuronale Netzwerk zeitabhängige Muster zuverlässig erkennen konnte.

Der Code für das Netzwerk wurde mit Hilfe des Python-packages `pytorch` geschrieben und in Google Colab ausgeführt. Auf dieser Plattform konnten wir sehr einfach selbst in Python Machine Learning Modelle trainieren, ohne die notwendige Software installieren zu müssen. So konnten wir über die bereitgestellten Grafikkarten das Modell selbst trainieren und die Ergebnisse anschließend auch grafisch darstellen. Ein Ausschnitt aus dem Code zeigt, wie die wichtigsten, oben erklärten Parameter für das neuronale Netz festgelegt wurden:

```
hidden_size = 100
num_layers = 10
window_size = 100
lr = 0.001
epochs = 300
batch_size = 256
```

Ein wichtiger Bestandteil des Projekts war die Verarbeitung der Wetterdaten in Zeitfenstern von mehreren aufeinander folgenden Zeitpunkten. Dadurch wurden nicht einzelne Tage isoliert betrachtet, sondern mehrere aufeinander folgende Tage gemeinsam ausgewertet, um eine Vorhersage für den nächsten Zeitpunkt zu erstellen. Das Modell erhielt jeweils eine Sequenz vergangener Temperaturwerte und lernte daraus, wie sich die Temperatur im nächsten Zeitschritt entwickelt. Diese Methode ermöglichte es dem neuronalen Netz, zeitliche Abhängigkeiten und Trends zu erkennen – zum Beispiel den Übergang zwischen Jahreszeiten. Wir setzten die Länge des Zeitfensters, genannt `window_size`, auf 100 Tage, also knapp ein drittel Jahr. Ein kurzer Codeausschnitt zeigt, wie wir die Trainingsdaten erzeugen konnten:

```
def create_sequences(data, window_size):
    X, y = [], []
    for i in range(len(data) - window_size):
        X.append(data[i:i+window_size])
        y.append(data[i+window_size])
    return np.array(X), np.array(y)
```

Hierbei ist `X` der Input und `y` die Ground Truth, die wir lernen wollen, richtig vorherzusagen. Um die Wetterdaten in Trainingsdaten umzuwandeln, erzeugte diese Funktion aus der vollständigen Zeitreihe eine Vielzahl überlappender Teilequenzen. Jede Sequenz bestand aus genau 100 aufeinanderfolgenden Temperaturwerten, die dem Modell als Eingabe dienten. Der jeweils unmittelbar folgende Wert wurde als Zielwert gespeichert, den das Modell vorhersagen sollte. Aus den historischen Daten der letzten 40 Jahre erstellten wir damit einen Datensatz mit ca. 25 000 Einträgen, die jeweils aus 100 Input-Werten und einem Output-Wert bestanden.

Temperaturvorhersage

Nachdem wir das Netzwerk auf die historischen Wetterdaten trainiert hatten, konnten wir Vorhersagen für einen zukünftigen Tag erstellen. Für eine mehrtägige Vorhersage gingen wir dabei folgendermaßen vor: Das Netzwerk sagte den Erwartungswert und die Standardabweichung der Temperatur des darauffolgenden Tages voraus. Von dieser Normalverteilung zogen

wir einen zufälligen Wert. Diesen hängten wir der Inputsequenz an und entfernten den Anfangswert des vorherigen Zeitfensters. Aus der neuen Sequenz konnten wir damit eine Prognose für den darauffolgenden Tag erstellen. Diese Prozedur wiederholten wir für den nächsten und übernächsten Tag und so weiter, bis wir eine Vorhersage für die gewünschte Anzahl an Tagen hatten. Dieses Prinzip ist in der Abb. 12 dargestellt.

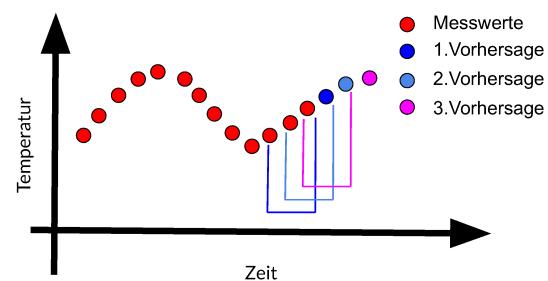


Abb. 12: Schematische Darstellung der Temperaturvorhersage für mehrere Tage.

Dieses Verfahren stellte jedoch nur ein mögliches Szenario der Temperaturentwicklung dar. Wir wiederholten das Verfahren deshalb und erstellten insgesamt 7 500 Szenarien pro Input-Zeitfenster. Aus der Verteilung aller dieser Szenarien bestimmten wir die durchschnittliche Temperaturentwicklung und deren Standardabweichung. Ein beispielhaftes Ergebnis kann man in Abb. 13 sehen. Die blaue Linie zeigt die gemessenen Tageshöchsttemperaturen. Man sieht eine deutliche Schwankung, aber insgesamt einen Anstieg bis etwa Tag 100. Danach ist eine Tendenz zum Abfallen erkennbar. Die rote Linie stellt die durchschnittlich vorhergesagte Temperaturentwicklung dar. Der rote transparente Bereich gibt den Unsicherheitsbereich dieser Vorhersage an. Er deutet darauf hin, dass die tatsächlichen Temperaturen mit einer Wahrscheinlichkeit von 68 % innerhalb dieses Bereichs liegen werden. Das bedeutet, dass die Prognosen für längere Zeiträume ungenauer werden.

Abb. 14 zeigt die Temperaturvorhersage für Adelsheim für den Zeitraum vom 01.09.2025 bis zum 15.09.2025. Die blaue Linie stellt die gemessenen Tageshöchsttemperaturen dar. Die Temperaturen schwanken zwischen etwa 20 °C und 35 °C, mit Spitzen um Ende Juni bis An-

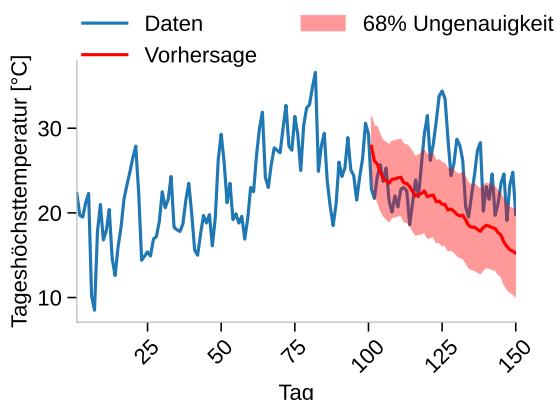


Abb. 13: Mehrtägige Temperaturvorhersage. Die echten Daten sind dargestellt als blaue Linie, die Vorhersage und der 68 %-Unsicherheitsbereich sind rot abgebildet.

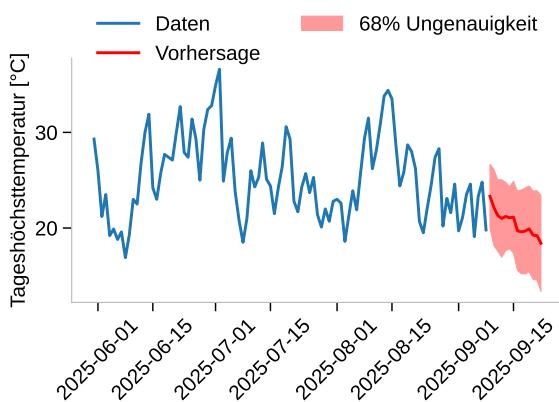


Abb. 14: 14-tägige Temperaturvorhersage für Adelsheim. Die Tage bis zur Vorhersage sind blau dargestellt, die Vorhersage und der 68 %-Unsicherheitsbereich sind rot abgebildet.

fang Juli. Im August ist eine leichte Abkühlung zu erkennen. Die rote Linie zeigt die prognostizierten Temperaturen ab Anfang September 2025. Diese sinken allmählich von rund 23 °C auf etwa 17 °C Mitte September. Für den Tag der Abschlusspräsentation, den 10.09.2025, sagte unser Modell $19,2 \pm 3,3$ °C voraus, was mit dem tatsächlichen Wert von 19 °C (laut Wetter-App) gut übereinstimmte.

Sportfest

EMILIA PAUL, SOPHIA HERBEL

„Phi R² – Wir sind am Start“

„Unser Batch – Gewinnt das Match“



Diese beiden Schlachtrufe riefen wir nach jeder erfolgreich abgeschlossenen Station. Dabei ist „Phi R²“ an die Gleichung „ $4^2 = 16$ “ angelehnt, die auf die Anzahl der Teilnehmer:innen und Leiter:innen unseres Kurses hinweist. Kurz darauf bemerkten wir jedoch, dass mit Schülermentor Avaneesh und unseren drei Leiter:innen Julia, Felix und Daniel insgesamt 17 Personen im Kurs waren. Dieses Problem lösten wir kreativ, indem wir Julia und Felix als Ehepaar einfach als eine Einheit zählten. Nach mehrfachem Üben unseres Schlachtrufs waren wir schließlich perfekt auf das Sportfest vorbereitet.

In der Woche vor dem Sportfest war unsere Aufregung groß, da man uns mithilfe gefälschter Dokumente glauben ließ, dass unter anderem Speerwerfen, Fünf-Kilometer-Läufe sowie Klimmzüge und Liegestütze pro Minute Teil der Aufgaben seien. Zur allgemeinen Erleichterung stellten sich die tatsächlichen Aufgaben jedoch als deutlich angenehmer heraus – sie reichten vom Einkaufen in der Schubkarre bis hin zum Ziehen eines Autos. Aufgrund einer Dysfunktion des Zeltes, das zu einer der Stationen gehörte, (und anderer Gründe, die definitiv nicht von uns verschuldet waren) wurde dieses unglücklicherweise minimal beschädigt.

Eine weitere Disziplin bestand darin, unseren Schülermentor auf einem Holzgestell, das wie ein „A“ geformt war und an der Spitze vier Seile hatte, über eine festgelegte Rennstrecke zu bewegen. Dazu zogen gleich große Gruppen an den Seilen. Durch klare Kommunikation (und lautes Schreien) gelang uns das außerordentlich gut.

Dank all dieser Strategien und (meist) sehr guter Zusammenarbeit erreichten wir stolz einen der drei zweiten Plätze.

Exkursion zur Klima Arena

JASPER BOERSMA



Mit unserem Ausflug zur Klima Arena in Sinsheim brachten wir auch den politischen Aspekt des Klimas ins Spiel. In einer nachgestellten Verhandlung des Klimakabinetts sollten wir als Ministerien handelnd mit einem gewissen finanziellen Budget eine bestimmte Menge an CO₂ einsparen, um so bis zum Jahr 2050 klimaneutral zu werden. Dabei merkten wir, dass es gar nicht so einfach ist, mit den gegebenen Mitteln ein gutes Konzept zu entwickeln, bei dem sowohl die einzelnen Ministerien als auch die Bevölkerung zufrieden sind. Nach einem Hin und Her und zwei Sitzungen schafften wir es letztendlich, ein Konzept zu entwickeln, dem alle zustimmten. Alle Verhandlungspartner mussten jedoch Kompromisse eingehen.

Danach hatten wir noch Zeit, uns mit einem Vesper zu stärken und uns im Museum umzusehen. Das Museum war in die vier Abschnitte „Grundlagen“, „Wohnen und Energie“, „Lebensstil und Konsum“ sowie „Mobilität“ aufgeteilt. Bei den „Grundlagen“ wurde grob erklärt, wie das Klima sich im Laufe der Zeit geändert hat, welche Faktoren das Klima beeinflussen und entsprechend auch wodurch der menschengemachte Klimawandel durch ausgestoßene Treibhausgase entsteht. Im Abschnitt „Wohnen und Energie“ war auf einem großen Touchscreen ersichtlich, an welchen Stellen im Alltag wie viel Energie verbraucht wird. Außerdem war es virtuell möglich, zukunftsorientierte Städte zu bauen und dadurch klar zu sehen, welche Änderungen im Stadtbau durchführbar wären. Auch

war es möglich, im Bereich „Lebensstil und Konsum“ virtuell für eine Grillparty einzukaufen und dabei zu sehen, wie klimafreundlich die getroffene Wahl ist. Außerdem war ein Modell interessant, bei dem wir sehen konnten, welche Produktart global den meisten Müll verursacht. Zum Thema „Mobilität“ gab es zum einen ein Spiel, bei dem man mit unterschiedlichen Verkehrsmitteln von der einen Stadt zur nächsten Stadt kommen musste und dabei sehen konnte, wie viel CO₂ durch die Wahl der Reisemittel ausgestoßen worden wäre. Zum anderen gab es einen Simulator, in dem man in fiktiven zukünftigen Fahrzeugen mitfahren bzw. -fliegen konnte.

Im sogenannten „Gletscherkino“ konnten wir eine Simulation erleben, die zeigte, wie unsere Erde aussehen könnte, wenn die Menschheit zu spät auf den Klimawandel reagiert.

Ein Highlight war außerdem eine kleine Boxauto-Rennstrecke, in der man aber erst mitfahren durfte, wenn man zuvor durch ein großes Hamsiterrad ausreichend Strom erzeugt hat. Unser Schülermentor wurde im Rennen natürlich problemlos von uns geschlagen.

Fazit

MATZ VON ASCHERADEN

Während unseres Kurses eigneten wir uns nicht nur ein großartiges Wissen über das Klimasystem, das Maschinelle Lernen und das Erstellen von Wettervorhersagen an, sondern wir sind auch als Gruppe gewachsen und zusammengeschweißt. Die gemeinsame Zeit war geprägt von lustigen und emotionalen Momenten, die wir sicherlich nie vergessen werden. Mit Stolz schauen wir auf unsere Erfolge, die gemeisterten Vorhersagen im Bereich Wetter und Klima und unsere tolle Teamarbeit zurück.

Im Laufe des Kurses, besonders als wir tiefer in das Klimasystem eintauchten, bemerkten wir allerdings, wie zerbrechlich dieses ist und wie herausfordernd es sein kann, sichere Prognosen davon zu erstellen, wie sich das Klimasystem durch menschliche Eingriffe in der nahen Zukunft verändern wird. Die vielen Feedbacks und Prozesse machen das unglaublich schwie-

rig und komplex. Unsere Erfahrung bei der Nachstellung einer Klimaverhandlung des Bundestages in der Klima Arena Sinsheim zeigte uns zudem, dass politische Verhandlungen zum Klimaschutz durch sehr gegensätzliche Interessen geprägt und die Ergebnisse daher Kompromisse sind, die für den Schutz des Erdsystems problematisch sind.

Für uns bedeuten diese Erkenntnisse, dass es unglaublich wichtig ist, auf unseren Planeten aufzupassen, und dass wir dafür sorgen müssen, dass er wieder gesünder wird, damit noch viele zukünftige Akademien stattfinden können.

Zitate

MATZ VON ASCHERADEN

- Erklärbär
- Apfelkuchen
- Ingwer-Kurkuma-Tee – hilft in allen Lebenslagen

- Warum wirft man generell Atombomben?
- Avaneesh: Ich kann mir nichts merken. Ich habe ein Goldfischgehirn.
- Daniel: Genau, genau
- Jannick ist mein Tiefpunkt
- Ich glaube nicht, dass ich ADHS habe! aggressives Beinkicken*
- KAI URUROA, KAI MATE FEKE! (dt. geschrieben)
- Heute Nacht kommt die Zahnfee!
- Jannick kann mehr zwischen Justus Füße
- OK, es ist wirklich gestorben
- Das ist hässlich, das ist deutsch!
- Leerzeichen sind böse!
- Der Klimawandel ist bewiesen!
- Wer ist zwischen meinen Beinen?
- Quod erat demonstrandum.
- ... und dann kriegt Google einen colabs
- Böööp



Danksagung

Wir möchten uns an dieser Stelle bei denjenigen herzlich bedanken, die die 22. JuniorAkademie Adelsheim / Science Academy Baden-Württemberg überhaupt erst möglich gemacht und in besonderem Maße zu ihrem Gelingen beigetragen haben.

Finanziell wurde die Akademie in erster Linie durch die Dieter Schwarz Stiftung, die Vector Stiftung, die Hopp Foundation for Computer Literacy & Informatics und den Förderverein der Science Academy gefördert. Dafür möchten wir allen Unterstützern ganz herzlich danken.

Die Science Academy Baden-Württemberg ist ein Projekt des Regierungspräsidiums Karlsruhe, das im Auftrag des Ministeriums für Kultus, Jugend und Sport Baden-Württemberg für Jugendliche aus dem ganzen Bundesland realisiert wird. Wir danken Frau Anja Bauer, Abteilungspräsidentin der Abteilung 7 „Schule und Bildung“ des Regierungspräsidiums Karlsruhe, der Leiterin des Referats 75 „Allgemein bildende Gymnasien“, Frau Leitende Regierungsschuldirektorin Dagmar Ruder-Aichelin, sowie dem Referat 35 „Allgemein bildende Gymnasien“ am Ministerium für Kultus, Jugend und Sport Baden-Württemberg, namentlich Herrn Jan Wohlgemuth und seiner Nachfolgerin Frau Dr. Margret Fetzer.

Koordiniert und unterstützt werden die JuniorAkademien von der Bildung & Begabung gGmbH in Bonn, hier gilt unser Dank der Leiterin des Bereichs Akademien Frau Dr. Ulrike Leikhof, der Referentin für die Deutschen JuniorAkademien und die Deutschen SchülerAkademien Dr. Dorothea Brandt sowie dem gesamten Team.

Wir waren wie immer zu Gast am Eckenberg-Gymnasium mit dem Landesschulzentrum für Umweltbildung (LSZU). Für die herzliche Atmosphäre und die idealen Bedingungen auf dem Campus möchten wir uns stellvertretend für alle Mitarbeiterinnen und Mitarbeiter bei dem Schulleiter des Eckenberg-Gymnasiums Herrn Oberstudiendirektor Martin Klaiber sowie dem Leiter des LSZU Herrn Studiendirektor Christian Puschner besonders bedanken.

Ein herzliches Dankeschön geht auch an Frau Oberstudiendirektorin Dr. Andrea Merger, Leiterin des Hölderlin-Gymnasium in Heidelberg, und Herrn Oberstudiendirektor Stefan Ade, Leiter des Schwetzinger Hebel-Gymnasiums, wo wir bei vielfältiger Gelegenheit zu Gast sein durften.

Zuletzt sind aber auch die Leiterinnen und Leiter der Kurse und der kursübergreifenden Angebote gemeinsam mit dem Schülermentorenteam und der Assistenz des Leitungsteams diejenigen, die mit ihrer hingebungsvollen Arbeit das Fundament der Akademie bilden.

Diejenigen aber, die die Akademie in jedem Jahr einzigartig werden lassen und sie zum Leben erwecken, sind die Teilnehmerinnen und Teilnehmer. Deshalb möchten wir uns bei ihnen und ihren Eltern für ihr Engagement und Vertrauen ganz herzlich bedanken.

Bildnachweis

Seite 12, Abbildung DNA-Aufbau:

Von Wikipedia-User Matt bearbeitet nach einer Abbildung von Wikipedia-User Madprime,
https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Chemische_Struktur_der_DNA.svg?lang=de
CC BY-SA 3.0 (<https://creativecommons.org/licenses/by-sa/3.0/legalcode>)

Seite 13, Abbildung DNA-Replikation:

Ausschnitt aus einer Abbildung von Wikimedia-User VWALevi2020,
<https://de.wikipedia.org/wiki/Replikation#/media/Datei:DNA-Replikation.png>
CC BY 4.0 (<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/legalcode>)

Seite 15, Abbildung Ablauf einer PCR:

Bearbeitet nach einer Abbildung von Wikimedia-User Enzoklop,
https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Polymerase_chain_reaction.svg
CC BY-SA 3.0 (<https://creativecommons.org/licenses/by-sa/3.0/legalcode>)

Seite 54, Abbildung ISS:

Roskosmos/NASA, <https://www.dlr.de/de/forschung-und-transfer/projekte-und-missionen/iss/die-internationale-raumstation-iss-forschung-im-all-mit-nutzen-fuer-alle>

Seite 62, Abbildung DLR in Lampoldshausen:

DLR, <https://www.dlr.de/de/das-dlr/standorte-und-bueros/lampoldshausen/>
CC BY-NC-ND 3.0 (<https://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/3.0/legalcode>)

Seite 70, Menschlicher Verdauungstrakt:

Bearbeitet nach einer Abbildung von Wikimedia-User LadyofHats,
https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Digestive_system_diagram_de.svg
Als gemeinfrei gekennzeichnet

Seite 71, Aufbau des Dünndarms:

Bearbeitet nach einer Abbildung von Wikimedia-User McorNGHH,
https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Villi_%26_microvilli_of_small_intestine.svg
CC BY-SA 4.0 (<https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/legalcode>)

Seite 71, pH-Skala:

Wikimedia-User Palmstroem, <https://commons.wikimedia.org/wiki/File:PHscala.png>
CC BY-SA 4.0 (<https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/legalcode>)

Seite 74, elektromagnetisches Spektrum:

Wikimedia-User Horst Frank / Phrood / Anony,
https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Electromagnetic_spectrum_de_c.svg
CC BY-SA 3.0 (<https://creativecommons.org/licenses/by-sa/3.0/legalcode>)

Seite 89, Fotografie von Bertolt Brecht:

Wikimedia, https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Bundesarchiv_Bild_183-W0409-300,_Bertolt_Brecht.jpg
Bundesarchiv, Bild 183-W0409-300 / Jörg Kolbe
CC BY-SA 3.0 (<https://creativecommons.org/licenses/by-sa/3.0/legalcode>)

Seite 93, Büste des Aristoteles:

Wikimedia, https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Aristotle_Altemps_Inv8575.jpg
Teil der Ludovisi Collection, Foto von Jastrow (2006)
Als gemeinfrei gekennzeichnet

Seite 95, Gemälde von Immanuel Kant:

Wikimedia, https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Kant_gemaelde_3.jpg
Johann Gottlieb Becker (1768)
Als gemeinfrei gekennzeichnet

Seite 95, Fotografie von Arthur Schopenhauer:

Wikimedia, https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Arthur_Schopenhauer_colorized.jpg
CC0 1.0 (<https://creativecommons.org/publicdomain/zero/1.0/legalcode.en>)

BILDNACHWEIS

Seite 97, Fotografie von Karl Marx:

Wikimedia, https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Karl_Marx_by_John_Jabez_Edwin_Mayall_1875_-Restored_%26_Adjusted_%283x4_cropped_b%29.png
John Jabez Edwin Mayall (1875)
Als gemeinfrei gekennzeichnet

Seite 99, Gemälde von Friedrich Nietzsche:

Wikimedia, https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Portrait_of_Friedrich_Nietzsche.jpg
Als gemeinfrei gekennzeichnet

Seite 100, Gemälde von Gotthold Ephraim Lessing:

Wikimedia, https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Gotthold_Ephraim_Lessing.jpg
Nach einem Gemälde von Carl Jäger (ca. 1870)
Als gemeinfrei gekennzeichnet

Alle anderen Abbildungen sind entweder gemeinfrei oder eigene Werke.

Bearbeitungen von Bildern unter einer CC-SA-Lizenz werden hiermit unter derselben Lizenz weitergegeben.

Abbildungen der Europäischen Weltraumagentur (ESA) werden gemäß der ESA Standard License für Bildungszwecke verwendet: https://www.esa.int/ESA_Multimedia/Copyright_Note/Images

Abbildungen der National Aeronautics and Space Administration (NASA) können für Schulen und Lehrbücher ohne explizite Erlaubnis verwendet werden: <https://www.nasa.gov/multimedia/guidelines/index.html>