

Neue statistische Abschätzungen zur anthropogenen und natürlichen Steuerung des Globalklimas

C.-D. Schönwiese
A. Walter

Der Klimawandel im Industriezeitalter, ungefähr seit 1800/1850, wird häufig unter dem Synonym „Global Warming“ zusammengefasst. Dabei dienen die global und i. a. auch jährlich gemittelten Schätzwerte der bodennahen Lufttemperatur (CRU, 2009) als Kenngröße, wie das auch in diesem Beitrag der Fall ist. Diese Daten zeigen nun keinesfalls nur einen ansteigenden Trend, sondern sind von vielfältigen Fluktuationen überlagert. Das ist darauf zurückzuführen, dass sich in der Zielgröße „Globaltemperatur“ die Einflüsse diverser nicht nur anthropogener, sondern auch natürlicher Einflüsse widerspiegeln (IPCC, 2007; SCHÖNWIESE, 2008). Mit Hilfe aufwändiger Klimamodelle wird versucht, dies für die Vergangenheit zu simulieren und auf der Grundlage alternativer Szenarien des anthropogenen Antriebs für die Zukunft zu projizieren (IPCC, 2007), einschließlich der hier nicht betrachteten regionalen und jahreszeitlichen Strukturen.

Alternativ dienen statistische Studien dem Ziel, auf der Grundlage von Beobachtungsdaten ebenfalls die Klimaänderungen der Vergangenheit zu simulieren. Dabei ist wichtig, sich an den physikalischen Grundlagen zu orientieren, wie sie zunächst durch die Strahlungsantriebe (Radiative Forcing, RF; siehe Tab. 1, Spalte 2) gegeben sind (IPCC, 2007). Allerdings lassen sich damit nur externe Einflüsse auf das Klimasystem erfassen und nicht atmosphärisch-ozeanische Wechselwirkungen wie z. B. der ENSO-Mechanismus (El Niño/ Southern Oscillation). In statistischen Berechnungen können jedoch auch solche Vorgänge als Antriebe aufgefasst werden und somit, wie die Zielgröße und die weiteren Einflussgrößen, in Zeitreihenform in die Analysen eingehen.

In Aktualisierung früherer Arbeiten (insbesondere WALTER und SCHÖNWIESE, 2002) haben wir nun für die aktuelle Zeitspanne 1860–2008 wiederum die Sonnenaktivität (SOL), den explosiven Vulkanismus (VOL) und ENSO als dominante natürliche Einflüsse auf die „Globaltemperatur“ betrachtet und als anthropogene Einflüsse die atmosphärischen Konzentrationen von Treibhausgasen (Greenhouse Gases, GHG) sowie des Sulfataerosols (SUL). Beim Solareinfluss liefern die Abschätzungen der Variationen der Solarkonstanten S_0 nach LEAN et al. (1995) weitaus bessere Korrelationen als die Sonnenflecken-Relativzahlen, die u. a. in diese Abschätzungen mit eingehen. Daher sind diese S_0 -Daten in einer aktuellen revidierten Version (LEAN, 2009) hier verwendet worden. Beim vul-

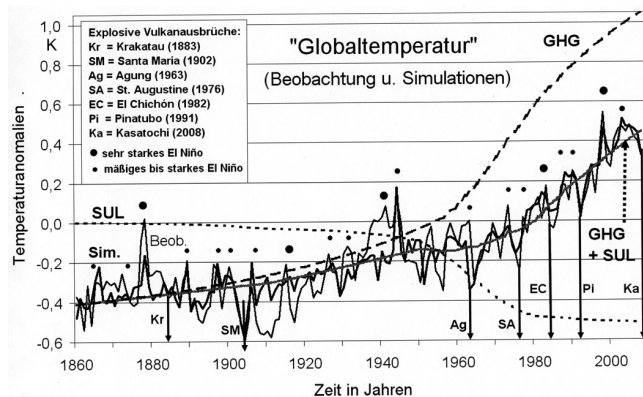


Abb. 1: Simulation (WALTER) der beobachteten global gemittelten Jahresanomalien 1860–2008 (Referenzperiode 1961–1990) der bodennahen Lufttemperatur (Beob., dünne Kurve) durch ein neuronales Netz (NN2, vgl. Text; Sim., dicke Kurve), anthropogene Signale durch Treibhausgase (GHG, gestrichelt), Sulfatpartikel (SU, punktiert) und kombiniert (GHG+SUL, grau) sowie Markierung einiger explosiver Vulkanausbrüche (maximaler Temperatureffekt i. a. ca. 1 Jahr nach Ausbruch) und El-Niño-Ereignisse (vgl. dazu Chronologien in SCHÖNWIESE, 2008, Anhänge A.4 und A.5).

kanischen Einfluss haben wir auf die Abschätzungen der Strahlungsantriebe nach GRIESER und SCHÖNWIESE (1999) zurückgegriffen und sie aufgrund der VEI-Informationen (Volcanic Explosivity Index) der US Smithsonian Institution aktualisiert. Dabei ist bemerkenswert, dass es jüngst (Aug. 2008) nach längerer Zeit wieder eine Eruption der Größenklasse VEI = 5 (somit die Stratosphäre erreichend) gegeben hat (Kasatochi, Aleuten, 52,2°N 175,5°W), auch wenn die Wirksamkeit als nicht so groß wie bei tropischen Vulkanen (zuletzt Pinatubo, Juni 1991, 15,1°N 120,4° O; ebenfalls VEI = 5) angesetzt werden darf. Der ENSO-Mechanismus ist hier wieder durch den Southern Oscillation Index (SOI) repräsentiert (CRU, 2009), der bekanntlich mit den El-Niño-SST-Daten hoch (negativ) korreliert ist (SST = sea surface temperature in den sog. El-Niño-Gebieten des tropischen Ostpazifiks). Beim anthropogenen Einfluss sind wie bei unseren früheren Untersuchungen die CO_2 -Äquivalente ($\text{CO}_2\text{Ä} = \text{GHG}$) bzw. SO_2 -Emissionsdaten nach CHARLSON et al. (1992) verwendet worden, unter der Annahme, dass letztere proportional zu den troposphärischen Sulfatkonzentrationen sind (jeweils aktualisiert, teilweise aufgrund von Szenarien; vgl. WALTER und SCHÖNWIESE, 2002; SCHÖNWIESE, 1994, 2008). Für 2008 beträgt der CO_2 -Konzentrationswert (Mauna Loa) 385,6 ppm und der $\text{CO}_2\text{Ä}$ -Wert 465,2 ppm (1860 jeweils 290 ppm).

Da die Klimaprozesse typischerweise nicht-linear ablaufen, sind bei statistischen Abschätzungen neuronale Netze (NN) den üblichen multiplen linearen Regressionen überlegen, was sich u. a. in einer relativ großen erklärten Gesamtvarianz EVG zeigt (WALTER und SCHÖNWIESE, 2002; s. auch WALTER, 2001). Hier kamen nun zwei Versionen von Backpropagation-Netzwerken zur Anwendung, mit 9 (NN1) bzw. 12 (NN2) verarbeitenden Neuronen in der „hidden layer“ (zu allen Details siehe oben angegeben Literatur). Das Ergebnis der NN2-Simulation ist in Abb. 1 zu sehen, wo auch die wichtigsten explosiven Vulkanausbrüche und El-Niño-Ereignisse vermerkt sind. Die erklärte Gesamtvarianz beträgt dabei EVG = 88 %. Somit ist die Version NN2 vermutlich realistischer als NN1 (EVG = 76 %), obwohl bei NN1 der solare Antrieb besser getroffen wird. Die Signale, d. h. die Temperatureffekte, die den einzelnen Antriebsmechanismen zugeordnet werden können, sind in Tab. 1 zusammengestellt (Trends bzw. maximale Amplituden). Dabei kommt, verglichen mit NN1, NN2 offenbar zu deutlich größeren anthropogenen Effekten, nämlich jeweils gerundet: GHG-Signal +1,5 K, SU-Signal -0,5K, kombiniert (GHG+SU) +0,9 K. Beachtenswert ist in Abb. 1 auch, dass das kombinierte GHG+SU-Signal die Langfristentwicklung der Temperatur sehr gut reproduziert, einschließlich der offenbar durch SU (Abkühlung) verursachten Stagnation der Erwärmung ca. 1945-1975. Natürlichen Ursprungs sind demnach vor allem die dieser Langfristentwicklung überlagerten Fluktuationen.

Vielleicht können die anthropogenen NN2-Signale als Maximalschätzung interpretiert werden und die entsprechenden NN1-Werte als Minimalschätzung (bei den SOL-Signalen ist es umgekehrt), was sich dann recht gut in unsere früheren Ergebnisse (WALTER und SCHÖNWIESE, 2002) und nicht zuletzt auch in die IPCC-Befunde einordnen lässt. Die in Tab. 1 ebenfalls angegebenen erklärten Einzelvarianzen EV beruhen auf simplen (Pearson-) Korrelationsrechnungen, allerdings mit der Normierung, dass die erklärte Gesamtvarianz EVG dem Modell NN2 entspricht. Dabei tritt das Problem auf, dass die T-GHG und T-SU-Korrelationen (mit T = Temperatur) fast identisch und aufgrund dieser extrem hohen Kovarianz die GHG- und SU-Einflüsse zunächst nicht unterscheidbar sind, in erfreulichem Gegensatz zu neuronalen Netzen. Eine weitere nicht unerhebliche Kovarianz besteht zwischen GHG und SOL. Erwähnenswert ist weiterhin die Tatsache, dass selten eintretende Ereignisse wie klimawirksame Vulkanausbrüche nur wenig erklärte Varianz liefern, aber relativ starke Signale, sofern sie im Fall des Eintretens entsprechend effektiv sind.

Eine ausführliche Diskussion der hier nur kurz vorab vorgestellten Ergebnisse wird demnächst publiziert (SCHÖNWIESE, WALTER und BRINCKMANN, 2009). Hier sei abschließend nur erwähnt, dass der in den letzten Jahren beobachtete Temperaturrückgang aus einer Überlagerung der Effekte von La Niña (Kalterwassereignis), relativ geringer Sonnenaktivität und dem Kasatochi-

Antrieb	RF	EV	NN1	NN2
GHG	+ 3,0 (2,7-3,6) Wm ⁻²	- *	+ 0,88 K	+ 1,46 K
SU	- 1,2 (0,4-2,7) Wm ⁻²	- *	- 0,18 K	- 0,51 K
GHG+SU	[+ 1,8 Wm ⁻²]	60,8 %	+ 0,73 K	+ 0,86 K
SOL	+ 0,1 (0,06-0,3) Wm ⁻²	22,5 %	+ 0,20 K	+ 0,05 K
VUL	- 3,2 (0,1-6,7) Wm ⁻² **	0,8 %	- 0,24 K	- 0,24 K
ENSO	-	3,9 %	+ 0,15 K	+ 0,18 K
EVG	-	88 %	76 %	88 %

Tab. 1: Betrachtete Antriebsfaktoren (GHG = Treibhausgase, SU = Sulfataerosol, SOL = solar, VUL = vulkanisch, ENSO = El Niño /Southern Oscillation, repräsentiert durch den Southern Oscillation Index SOI), Strahlungsantriebe (RF) nach IPCC (2007; für die Zeitspanne 1750-2005), mit Hilfe von NN2 normierte, auf einfachen Korrelationsrechnungen beruhende erklärte Varianzen EV, Temperatursignale als Ergebnis der Simulationen mit den neuronalen Netzen NN1 und NN2 und dazu jeweils erklärte Gesamtvarianz EVG; Datenbasis 1860-2008 (vgl. Abb. 1). * GHG und SU bei einfacher Korrelationsrechnung nicht unterscheidbar. ** Orientierung an der Pinatubo-Eruption, Bandbreite nach GRIESER und SCHÖNWIESE (1999).

Vulkanausbruch erklärbar ist. Der anthropogene Langfristtrend ist aller Wahrscheinlichkeit nach davon nicht betroffen, so dass in den nächsten Jahren aus empirisch-statistischer Sicht wieder höhere Temperaturwerte zu erwarten sind.

Literatur:

- CHARLSON, R.J., et al. (1992): Climate forcing by anthropogenic aerosols. – *Science* **255**, 423–430.
- CRU (Climate Research Unit, Univ. Norwich, UK), 2009. – online verfügbar unter www.cru.uea.ac.uk/cru/data/
- GRIESER, J., SCHÖNWIESE, C.-D. (1999): Parameterization of spatio-temporal patterns of volcanic aerosol induced stratospheric optical depth and its climate radiative forcing. – *Atmosphäre* **12**, 111–133.
- IPCC (Intergovernmental Panel on Climate Change, Solomon, S., et al., eds., 2007): *Climate Change 2007. The Physical Science Basis*. – Cambridge Univ. Press, Cambridge, 969 pp.
- LEAN, J., et al. (1995): Reconstruction of solar irradiance since 1610: implications for climate change. – *Geophys. Res. Letters* **22**, 3195–3198.
- LEAN, J. (2009): Pers. comm.
- Schönwiese, C.-D. (1994): Das “Treibhaus“-Problem: Emissionen und Klimaeffekte. – Bericht Nr. 96, Inst. Meteorol. Geophys. Univ. Frankfurt/Main, 174 S.
- SCHÖNWIESE, C.-D. (2008): *Klimatologie*. – Ulmer (UTB), 3. Aufl., Stuttgart, 472 S.
- SCHÖNWIESE, C.-D., Walter, A., Brinckmann, S. (2009): Statistical assessments of anthropogenic and natural global climate forcing. An update. In prep.
- WALTER, A. (2001): Zur Anwendung neuronaler Netze in der Klimatologie. – Bericht Nr. 218, Deut. Wetterdienst, Offenbach, 168 S.
- WALTER, A., Schönwiese, C.-D. (2002): Attribution and detection of anthropogenic climate change using a backpropagation neural network. – *Meteorol. Z.* **11**, 335–343.