

# Über die unsachgemäße Anwendung der Regression kleinster Quadrate

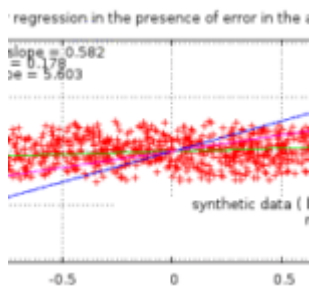


Abbildung 1 (rechts!) zeigt die konventionelle und inverse ‚normale kleinste Quadrate‘-Anpassung einiger wirklicher, real gemessener Variablen.

Normale Regression kleinster Quadrate [Ordinary least squares regression (OLS)] ist ein sehr nützliches Verfahren, das in allen Bereichen der Wissenschaft häufig angewendet wird. Dem Prinzip nach müssen einer oder mehrere Parameter zu adjustieren, dass sie den besten Fit einer Modellfunktion erfüllen, und zwar dem Kriterium folgend, die Summe der quadrierten Ableitungen der Daten vom Modell zu minimieren.

Normalerweise ist es eines der ersten Verfahren, das bzgl. der Analyse experimenteller Daten in Schulen gelehrt wird. Das Verfahren wird auch genauso oft falsch als wie richtig angewendet.

Es kann gezeigt werden, dass unter bestimmten Bedingungen das Kleinste-Quadrate-Fit die beste Schätzung der wirklichen Beziehung darstellt, die aus den verfügbaren Daten abgeleitet werden kann. In der Statistik nennt man sie oft die ‚besten, unverzerrten linearen Schätzwerte‘ der Neigung.

Fundamental liegt diesem Verfahren die Annahme zugrunde, dass die Variable der Ordinate (X-Achse) einen vernachlässigbaren Fehler aufweist: es ist eine „kontrollierte Variable“. Es sind die Ableitungen der abhängigen Variable (Y-Achse), die minimiert werden. Im Falle einer Anpassung einer geraden Linie an die Daten ist seit mindestens 1878 bestens bekannt, dass dieses Verfahren die Neigung unterschätzen wird, falls es einen Messfehler oder andere Fehler bei den X-Variablen gibt (R. J. Adcock) [[link](#)]).

Es gibt zwei wesentliche Bedingungen, damit dieses Ergebnis eine genaue Schätzung der Neigung ist. Eine ist, dass die Ableitungen der Daten aus der wirklichen Relation ‚normal‘ oder Gauss-verteilt sind. Das heißt, sie sind zufälliger Natur. Diese Bedingung kann gestört werden durch signifikante periodische Komponenten in den Daten oder eine exzessive Anzahl von Ausreißer-Datenpunkten. Letztere können oftmals auftreten, wenn nur eine kleine Anzahl von Datenpunkten vorhanden ist und das Rauschen, selbst bei von Natur aus zufälligen Daten, nicht angemessen aufbereitet ist, um sich herauszumitteln.

**Die andere wesentliche Bedingung ist, dass der Fehler (oder die nichtlineare**

Variabilität) der X-Variablen vernachlässigbar ist. Falls diese Bedingung nicht erfüllt ist, werden die aus den Daten abgeleiteten OLS-Ergebnisse fast immer die Neigung der realen Relation unterschätzen. Dieser Effekt wird manchmal als *Regressions-Verdünnung* [regression dilution] bezeichnet. Der Grad, bis zu dem die Neigung unterschätzt wird, wird bestimmt durch die Natur der X- und Y-Fehler, am stärksten jedoch durch die X-Werte, müssen diese doch vernachlässigbar sein, damit OLS die beste Schätzung ergeben kann.

In dieser Diskussion können „Fehler“ sowohl Ungenauigkeiten bei der Beobachtung oder Messung als auch jedweder Variabilität geschuldet sein infolge irgendwelcher anderen Faktoren als derjenigen, die maßgeblich für die Relation sind, die man mittels Regression der beiden Variablen bestimmen will.

Unter gewissen Umständen kann man die Regressions-Dilution korrigieren, aber um das zu tun, muss die Natur und die Größenordnung der Fehler sowohl der X- als auch der Y-Werte in gewissem Umfang bekannt sein. Typischerweise ist dies nicht der Fall, wenn es über die Kenntnis darüber hinausgeht, ob die X-Variable eine ‚kontrollierte Variable‘ mit vernachlässigbarem Fehler ist, obwohl viele Verfahren entwickelt worden sind, den Fehler bei der Schätzung der Neigung abzuschätzen ([hier](#)).

Eine kontrollierte Variable kann man gewöhnlich mit einem kontrollierten Experiment gewinnen, oder wenn man eine Zeitreihe untersucht – vorausgesetzt, dass Datum und Zeit der Beobachtungen aufgezeichnet und dokumentiert worden sind in präziser und konsistenter Manier. Das ist typischerweise nicht der Fall, wenn beide Datensätze Beobachtungen verschiedener Variablen sind, was beim Vergleich zweier Quantitäten in der Klimatologie der Fall ist.

Eine Möglichkeit, dieses Problem deutlich zu machen ist, die X- und Y-Achse zu vertauschen und den OLS-Fit zu wiederholen. Falls die Ergebnisse gültig sind, unabhängig von der Orientierung, wäre die erste Neigung das Reziprok der zweiten. Allerdings ist dies nur dann der Fall, wenn es *in beiden Variablen* nur sehr kleine Fehler gibt; d. h. die Daten sind hoch korreliert (eng verteilt um eine gerade Linie). Im Falle von einer kontrollierten Variable und einer fehleranfälligen Variable wird das invertierte Ergebnis unrichtig sein. Falls zwei Datensätze Beobachtungsfehler enthalten, werden beide Ergebnisse falsch sein, und das korrekte Ergebnis wird allgemein irgendwo dazwischen liegen.

Eine andere Möglichkeit, das Ergebnis zu checken, ist die Kreuz-Korrelation [cross-correlation] zwischen den Residuen und der unabhängigen Variable, d. h. (Modell minus Y) zu X, was man dann für schrittweise erhöhte Werte des *fitted* Verhältnisses wiederholt. Abhängig von der Natur der Daten wird oftmals offensichtlich sein, dass das OLS-Ergebnis nicht das Minimum-Residuum erzeugt zwischen der Ordinate und dem *Regressor*; d. h. es ist nicht optimal für die Ko-Variabilität der beiden Quantitäten.

Bei Letzterem können die beiden Regressions-Fits herangezogen werden als Beschränkung des wahrscheinlich wahren Wertes, aber Einiges muss über die relativen Fehler bekannt sein, wenn man entscheidet, wo innerhalb dieser Bandbreite die beste Schätzung liegt. Es gibt eine Anzahl von Verfahren wie

etwa die Winkelhalbierung, wobei man das geometrische Mittel (Quadratwurzel des Erzeugten) oder irgendein anderes Mittel betrachtet, aber ultimativ gibt es keine weitere Objektivität, es sei denn mittels Wissens um die relativen Fehler. Eindeutig wäre die Halbierung nicht korrekt, falls eine Variable nur einen geringen Fehler aufweist, da die wirkliche Neigung dann nahe dem OLS-Fit liegen würde, die man mit jener Quantität auf der X-Achse durchgeführt hätte.

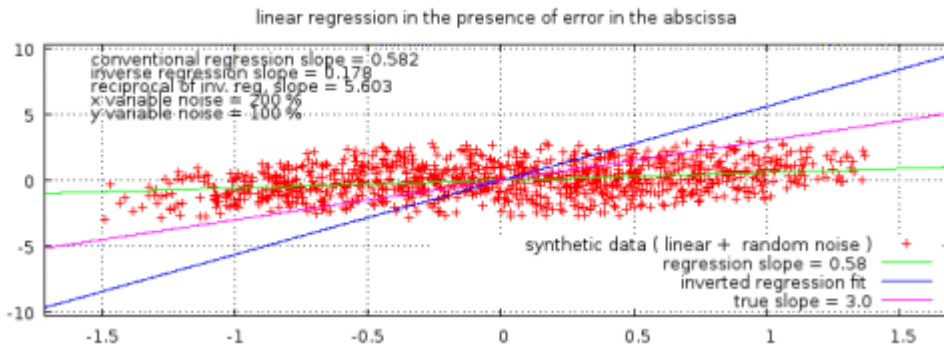


Abbildung 2: Ein typisches Beispiel einer linearen Regression zweier Variablen mit starkem Rauschen, erzeugt aus synthetischen willkürlichen Daten. Die wahre Neigung, die bei der Generierung der Daten angewendet wurde, liegt zwischen den beiden Ergebnissen der Regression. (Nur im Originalbeitrag: Der Klick auf die Graphik liefert die Reproduktion der Daten und des Graphen).

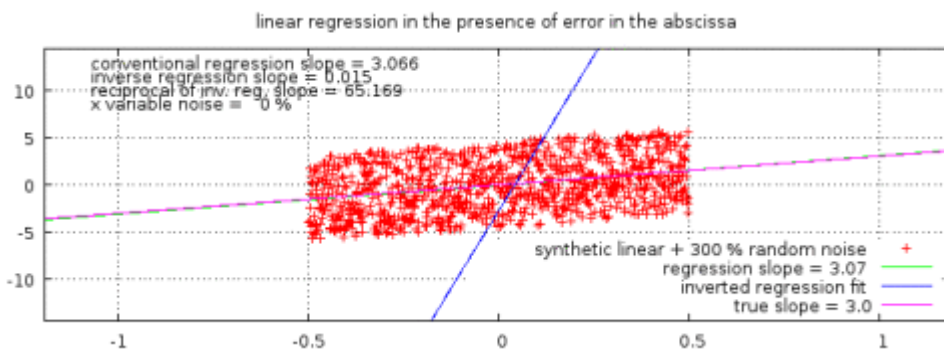


Abbildung 2b: Ein typisches Beispiel einer korrekten Anwendung einer linearen Regression auf Daten mit vernachlässigbaren X-Fehlern. Die erzeugte Neigung liegt sehr nahe dem wahren Wert – so nahe, dass er nach Augenschein fast ununterscheidbar ist.

Je größer die X-Fehler, umso größer die Schiefe [skew] bei der Verteilung und umso größer der Dilutions-Effekt.

## Eine Illustration: Das Spencer simple model

Der folgende Fall dient der

Illustration des Themas mit ‚klima-artigen‘ Daten. Allerdings muss betont werden, dass das Problem ein objektives mathematisches Problem ist, dessen Prinzip unabhängig von jedweden speziellen Test-Datensatz ist. Ob das folgende Modell eine genaue Repräsentation des Klimas ist (was hier nicht behauptet wird), hat keine Bedeutung für das Regressions-Problem.

In einem kurzen [Beitrag](#) auf seiner Website hat Dr. Roy Spencer ein einfaches Ein-Schicht-Ozean-Klimamodell vorgestellt mit einer vorbestimmten Rückkopplungs-Variablen. Er beobachtete, dass der Versuch der Ableitung der Klimasensitivität auf normale Weise die *bekannte Rückkopplung* konsistent unterschätzte, die zur Generierung der Daten benutzt worden war.

*Mit der Spezifikation dieser Sensitivität (mit einem Gesamt-Rückkopplungs-Parameter) in dem Modell*

***kann man sehen, wie sich eine Analyse simulierter Satellitendaten Beobachtungen ergibt, die routinemäßig ein sensitiveres Klimasystem zeigen (geringeren Rückkopplungs-Parameter) als tatsächlich im Modelllauf spezifiziert.***

***Und falls unser Klimasystem die Illusion erzeugt, dass es sensitiv ist, werden die Klimamodellierer Modelle entwickeln, die ebenfalls sensitiv sind, und je sensitiver das Klimamodell, umso mehr globale Erwärmung wird es zeigen durch das Hinzufügen von Treibhausgasen in die Atmosphäre.***

**Das ist eine sehr wichtige Beobachtung. Die Regression eines Strahlungsflusses mit viel Rauschen gegen Temperaturanomalien mit viel Rauschen erzeugt konsistent unrichtig hohe Schätzungen der Klimasensitivität. Allerdings ist es keine vom Klimasystem erzeugte**

**Illusion, sondern eine solche, die durch die unrichtige Anwendung einer OLS-Regression zustande kommt. Finden sich in beiden Variablen Fehler, ist die OLS-Neigung keine akkurate Schätzung mehr der zugrunde liegenden Relation, nach der man sucht.**

**Dr. Spencer war so freundlich, eine Implementierung des Simple Model in Form einer Kalkulationstabelle zum [Herunterladen](#) anzubieten. Damit kann man das Experiment leicht nachvollziehen und den Effekt verifizieren.**

**Um dieses Problem zu verdeutlichen, wurde die angebotene Kalkulationstabelle modifiziert, um das Verhältnis Strahlungsfluss- zu Temperaturdifferenzen zu duplizieren, jedoch mit umgekehrten Achsen, d. h. es werden genau die gleichen Daten für jeden Lauf verwendet, aber zusätzlich umgekehrt gezeigt. Folglich ist die aus der Tabelle berechnete**

**,Trendlinie‘ mit den Variablen invers erstellt worden. Am Modell wurden keine Änderungen vorgenommen.**

**Drei Werte für die vorbestimmte Rückkopplungs-Variable wurden der Reihe nach verwendet. Zwei Werte, nämlich 0,9 und 1,9, die Roy Spencer ins Spiel bringt, repräsentieren die Bandbreite der IPCC-Werte. Der Wert 5,0, den er als Wert näher bei dem liegend vorgeschlagen hat, die er aus Satelliten-Beobachtungsdaten abgeleitet hat.**

**Hier folgt eine Momentaufnahme, die eine Tabelle mit Ergebnissen aus neun Modellläufen zeigt für jeden Wert des Rückkopplungs-Parameters. Sowohl die konventionelle als auch die inverse Regressions-Neigung sowie deren geometrische Mittelwerte wurden aufgelistet.**

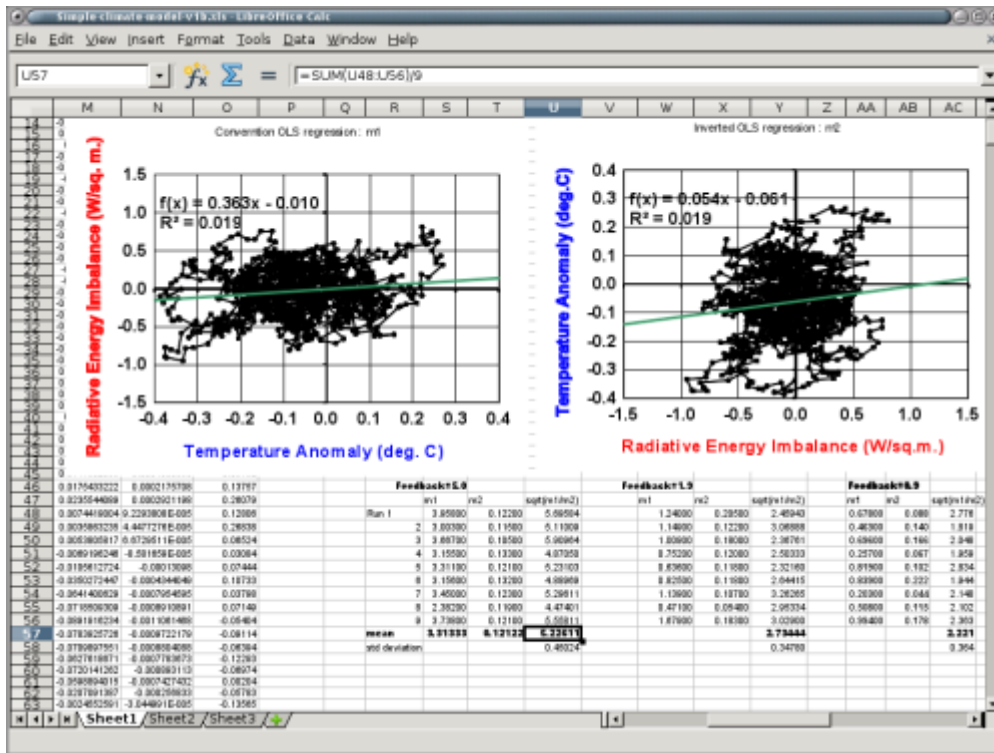


Abbildung 3: Momentaufnahme der Kalkulationstabelle.

Zunächst einmal bestätigt dies Roy Spencers Beobachtung, dass die Regression von D-Strahlungsfluss zu D-Temperatur permanent und signifikant den Rückkopplungs-Parameter unterschätzt, der herangezogen worden ist, um die Daten ursprünglich zu erzeugen (was folglich die Klimasensitivität des Modells überschätzt). In diesem limitierten Test liegt der Fehler zwischen einem Drittel und der Hälfte des korrekten



Wertes. Es gibt nur einen Wert der konventionellen Neigung kleinster Quadrate, der größer ist als der Wert des jeweiligen Rückkopplungs-Parameters.

Zweitens ist anzumerken, dass das geometrische Mittel der beiden OLS-Regressionen tatsächlich einen wahren Rückkopplungs-Parameter ergibt, der einigermaßen nahe dem Wert liegt, wie er aus den Satellitenbeobachtungen abgeleitet ist. Variationen sind ziemlich gleichmäßig verteilt auf beiden Seiten: Das Mittel ist nur wenig höher als der wahre Wert, und die Standardabweichung ist etwa 9% des Mittels.

Allerdings, für die beiden niedrigeren Rückkopplungs-Parameter-Werte, die die IPCC-Bandbreite der Klimasensitivitäten repräsentieren, während die übliche OLS-Regression substantiell unter dem wahren Wert liegt, ist das geometrische Mittel

**eine Überschätzung und keine zuverlässige Korrektur über die Bandbreite der Rückkopplungen.**

**Alle Rückkopplungen repräsentieren eine negative Rückkopplung (anderenfalls wäre das Klimasystem fundamental instabil). Allerdings repräsentiert die Bandbreite der Werte des IPCC weniger negative Rückkopplungen und damit ein weniger stabiles Klima. Dies wird reflektiert durch den Grad der Variabilität der Daten, die in der Kalkulationstabelle geplottet sind. Die Standardabweichungen der Neigungen sind ebenfalls um Einiges größer. Dies war zu erwarten bei weniger die Rückkopplungen kontrollierenden Variationen.**

**Daraus kann man folgern, dass sich das Verhältnis der proportionalen Variabilität in den beiden Quantitäten ändert als eine Funktion des Grades der Rückkopplung in dem System. Das**

geometrische Mittel der beiden Neigungen bietet keine gute Schätzung der wahren Rückkopplung für die weniger stabilen Konfigurationen, welche eine größere Variabilität haben. Dies stimmt überein mit Isobe et al. 1990 ([link](#)), der die Güte vieler Regressions-Verfahren überprüft hat.

Das einfache Modell hilft zu erkennen, wie dies in Beziehung steht zu den Strahlungs-/Temperatur-Streuplots und Klimasensitivität. Allerdings ist das Problem der Regressions-Dilution ein vollständig allgemeines mathematisches Ergebnis und kann reproduziert werden aus zwei Reihen, die eine lineare Relation mit hinzugefügten Zufallsänderungen haben, wie oben gezeigt.

# **Was die Studien sagen**

**Eine  
Schnelldurchsicht  
vieler Studien aus  
jüngster Zeit über  
das Problem der  
Schätzung der  
Klimasensitivität  
zeigt eine  
allgemein fehlende  
Berücksichtigung**

**des Problems der  
Regressions-  
*Dilution*.**

**Aus Dessler 2010 b  
([hier](#)):**

***Schätzungen der  
Klimasensitivität  
der Erde sind  
unsicher,  
hauptsächlich wegen  
der Unsicherheit***

***bei der  
Langfristigen  
Wolken-  
Rückkopplung.***

**Spencer & Braswell  
2011 ([hier](#)):**

***Abstract: Die  
Sensitivität des  
Klimasystems auf  
ein Strahlungs-  
Ungleichgewicht***

***bleibt die größte  
Quelle der  
Unsicherheit bzgl.  
der Projektionen  
einer zukünftigen  
anthropogenen  
Klimaänderung.***

**Es scheint  
Übereinstimmung zu  
bestehen, dass dies  
das  
Schlüsselproblem**

**bei der Abschätzung  
zukünftiger  
Klimatrends ist.  
Allerdings scheinen  
sich viele Autoren  
nicht des  
Regressionsproblems  
bewusst zu sein,  
und viele  
veröffentlichte  
Arbeiten zu diesem  
Thema scheinen sich**



**schwer auf die  
falsche Hypothese  
zu stützen, dass  
die OLS-Regression  
von Strahlungs-  
gegen  
Temperaturänderunge  
n herangezogen  
werden kann, um  
dieses Verhältnis  
genau bestimmen zu  
können und damit**

**auch zahlreiche  
Sensitivitäten und  
Rückkopplungen.**

**Trenberth 2010  
([hier](#)):**

***Die  
Klimasensitivität  
abzuschätzen aus  
Messungen der  
Strahlung der Erde  
von begrenzter***

***Dauer und  
gemessenen  
Wassertemperaturen  
erfordern eine  
geschlossene und  
damit globale  
Erfassung,  
Gleichgewicht  
zwischen den  
Bereichen und  
robuste Verfahren,  
mit dem Rauschen***

***umzugehen. Rauschen  
entsteht durch  
natürliche  
Variabilität in der  
Atmosphäre, und  
Rauschen bei  
Messungen durch  
Satelliten mit  
Präzession.***

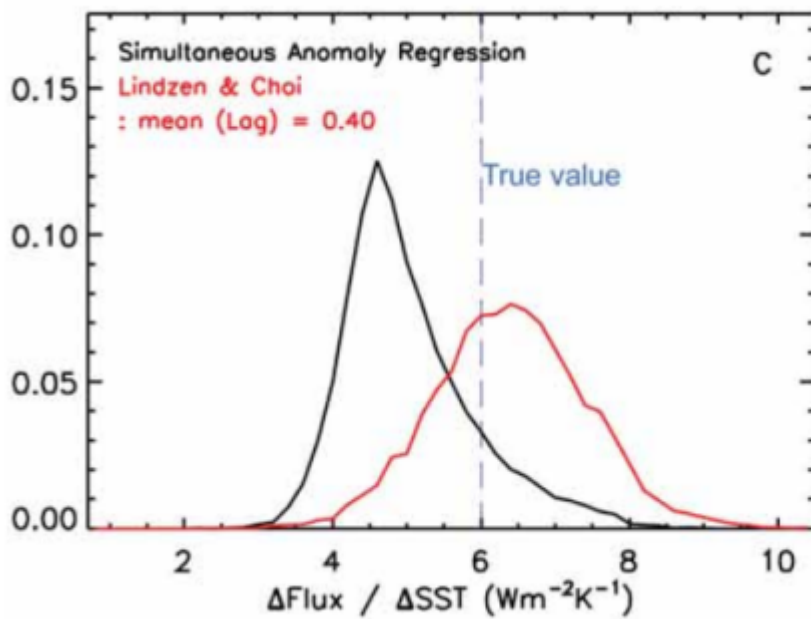
***Ob die Ergebnisse  
bedeutsame  
Einsichten***

***vermittelt oder  
nicht hängt  
kritisch von den  
Hypothesen,  
Verfahren und dem  
zeitlichen Rahmen  
ab...***

**So ist es, aber  
unglücklicherweise  
fährt er dann damit  
fort, früheren  
Arbeiten von**

**Lindzen und Choi zu  
widersprechen, die  
sich mit dem OLS-  
Problem befasst  
hatten  
einschließlich  
einer detaillierten  
statistischen  
Analyse, mit der  
sie ihre Ergebnisse  
vergleichen, wenn  
man sich auf eine**

**ungeeignete  
Anwendung von  
Regression stützt.  
Sicher kein  
Beispiel für  
„robuste  
Verfahren“, nach  
denen er verlangt.**



**Abbildung 4: Auszug aus Lindzen und Choi 2011, Abbildung 7, welche die permanente Unterschätzung der Neigung durch die**



**OLS-Regression  
zeigt (schwarze  
Linie).**

**Spencer und  
Braswell 2011  
([hier](#)):**

***Wie von SB 2010  
gezeigt,  
dekorreliert die  
Präsenz jedweden  
mit der Zeit***

***variierenden  
Strahlungsantriebs  
die Ko-Variationen  
zwischen  
Strahlungsfluss und  
Temperatur.  
Niedrige  
Korrelationen  
führen zu aus  
Regressionen  
diagnostizierten  
Rückkopplungs-***

***Parametern, die in  
Richtung Null  
verzerrt sind, was  
mit einem  
grenzwertig  
instabilem  
Klimasystem  
korrespondiert.***

**Dies ist eine  
wichtige Studie, in  
der die  
Notwendigkeit in**

**den Vordergrund gerückt wird, die verzögerte Reaktion des Klimas während der Regression zu berücksichtigen, um den dekorrelierenden Effekt von Verspätungen der Reaktion zu vermeiden.**

**Allerdings befasst  
sich dies nicht mit  
der weiteren  
Abschwächung  
infolge der  
Regressions-  
Dilution. Es  
basiert ultimativ  
immer noch auf  
Regression von zwei  
mit Fehlern  
behafteten**

**Variablen und  
erkennt daher nicht  
die Regressions-  
Dilution, die auch  
in dieser Situation  
präsent ist. Daher  
ist es  
wahrscheinlich,  
dass diese Studie  
die Sensitivität  
immer noch  
überschätzt.**

**Dessler 2011  
(hier):**

***Verwendet man einen  
realistischeren  
Wert von  
 $\sigma(dF_{ocean}) / \sigma(dR_{cloud}) = 20$ , ergibt  
sich aus der  
Regression des  
Strahlungsflusses  
an der Obergrenze  
der Atmosphäre TOA***

***zu***

***Temperaturänderungen eine Neigung, die innerhalb von 0,4% von Lambda liegt.***

**Dann in der  
Conclusion der  
Studie**

**(Hervorhebung  
hinzugefügt) :**

***Vielmehr wird die***



***Evolution von  
Oberfläche und  
Atmosphäre während  
ENSO-Variationen  
dominiert durch  
ozeanischen  
Wärmetransport.  
Dies wiederum  
bedeutet, dass  
Regressionen von  
Flüssen an der TOA  
zu  $\delta T$ s herangezogen***

***werden können, um  
Klimasensitivität  
oder die  
Größenordnung von  
Klima-  
Rückkopplungen  
genau abzuschätzen.***

**Und aus einer  
früheren Studie von  
Dessler 2010 b  
([hier](#)):**

**Die Auswirkung  
eines unechten  
langzeitlichen  
Trends entweder  
durch  
Strahlungsunterschi  
ede bei bedecktem  
oder bei klarem  
Himmel wird  
geschätzt, indem  
man einen Trend von  
 $0,5 \text{ W/m}^2$  pro**

***Jahrzehnt in die CERES-Daten einfügt. Dies ändert die berechnete Rückkopplung um  $T0,18 \text{ W/m}^2$  pro Dekade. Die Hinzufügung dieser Fehler bei der Quadratur ergibt eine Gesamt-***

***Unsicherheit von  
0,74 und 0,77 W/m<sup>2</sup>  
pro Jahrzehnt in  
den Berechnungen,  
jeweils bei  
Verwendung der  
Reanalysen des EZMW  
und von MERRA.  
Andere Quellen der  
Unsicherheit sind  
vernachlässigbar.***

**Dem Autor war**

**offensichtlich  
nicht bewusst, dass  
die Ungenauigkeit  
bei der Regression  
von zwei  
unkontrollierten  
Variablen eine  
Hauptquelle von  
Unsicherheit und  
Fehlern ist.**

**Lindzen & Choi 2011  
([hier](#)):**

***Unser neues  
Verfahren macht  
sich halbwegs gut  
bei der  
Unterscheidung  
positiver von  
negativen  
Rückkopplungen und  
bei der  
Quantifizierung  
negativer  
Rückkopplungen. Im***

***Gegensatz dazu  
zeigen wir, dass  
einfache  
Regressionsverfahren,  
die in vielen  
Studien angewendet  
worden waren,  
positive  
Rückkopplungen  
allgemein  
übertreiben und  
selbst dann noch***



***positive  
Rückkopplungen  
zeigen, wenn diese  
tatsächlich negativ  
sind.***

***...aber wir erkennen  
auch deutlich, dass  
die einfache  
Regression immer  
negative  
Rückkopplungen  
unter- und positive***

# ***Rückkopplungen überschätzt.***

**Hier haben die  
Autoren eindeutig  
bemerkt, dass es  
ein Problem gibt  
mit den auf  
Regression  
beruhenden  
Verfahren, und sind  
ziemlich ins Detail  
gegangen bei der**

**Quantifizierung des Problems, obwohl sie es nicht explizit identifizieren als eine Folge der Präsenz von Unsicherheiten bei der X-Variablen, welche die Regressionsergebnisse verzerrt.**

**Die L&C-Studien  
erkennen, dass auf  
Regression  
basierende  
Verfahren mit kaum  
korrelierenden  
Daten die Neigung  
ernsthaft  
unterschätzen und  
Verfahren  
verwenden, um das  
Verhältnis genauer**

**zu berechnen. Sie zeigen Wahrscheinlichkeits-Dichte-Graphen von Monte Carlo-Tests, um die beiden Verfahren zu vergleichen.**

**Es scheint, dass Letzteres die Autoren heraushebt, schauen sie doch**

**auf die  
Sensitivitäts-Frage  
ohne sich auf  
ungeeignete lineare  
Regressionsverfahren  
zu stützen. Dies  
ist mit Sicherheit  
teilweise der  
Grund, dass ihre  
Ergebnisse deutlich  
niedriger liegen  
als die Ergebnisse**

**fast aller anderen  
Autoren, die sich  
mit diesem Thema  
befasst hatten.**

**Forster & Gregory  
2006 ([hier](#)):**

***Für weniger perfekt  
korrelierende Daten  
tendiert die OLS-  
Regression von Q-N  
zu  $\delta T$ s dazu, Y-Werte***

***zu unterschätzen  
und daher die  
Gleichgewichts-  
Klimasensitivität  
zu überschätzen  
(siehe Isobe et al.  
1990).***

***Ein weiterer  
wichtiger Grund für  
die Übernahme  
unseres  
Regressionsmodells***



***war es, die  
Hauptschlussfolgeru  
ng zu untermauern  
der Studie mit dem  
Titel [übersetzt]  
Nachweis einer  
relativ kleinen  
Gleichgewichts-  
Klimasensitivität.  
Um die  
Stichhaltigkeit  
dieser***

**Schlussfolgerung zu zeigen, haben wir absichtlich das Regressionsmodell übernommen, welches die höchste Klimasensitivität ergab (kleinster Y-Wert). Es wurde gezeigt, dass ein auf Regression kleinster Quadrate**

**beruhendes  
Verfahren ein  
besseres Fit  
ergibt, wenn Fehler  
in den Daten  
uncharakterisiert  
sind (*Isobe et al.  
1990*). Zum Beispiel  
zeigen beide diese  
Verfahren für den  
Zeitraum 1985 bis  
1996 ein YNET von**

***etwa 3.5 +/- 2.0 W  
m<sup>2</sup> K<sup>-1</sup> (eine  
Gleichgewichts-  
Temperaturzunahme  
um 0,7 bis 2,4 K  
bei einer  
Verdoppelung des  
CO<sub>2</sub>-Gehaltes). Dies  
sollte verglichen  
werden mit unserer  
Bandbreite von 1,0  
bis 3,6 K, die in***

*der Conclusion der Studie genannt wird.*

**Hier benennen die Autoren explizit das Regressionsproblem sowie dessen Auswirkungen auf die Ergebnisse ihrer Studie zur Sensitivität.**

**Allerdings, als sie die Studie 2005 geschrieben hatten, befürchteten sie offensichtlich, dass es die Akzeptanz dessen erschweren würde, was bereits ein niedriger Wert der Klimasensitivität war, falls sie die**

**mathematisch  
genaueren, aber  
kleineren Zahlen  
gezeigt hätten.**

**Interessant ist,  
dass Roy Spencer in  
einem nicht  
begutachteten  
Artikel eine sehr  
ähnlichen Wert  
gefunden hatte von  
3,66 W/m<sup>2</sup>/K durch**

**den Vergleich von  
ERBE-Daten mit aus  
MSU abgeleiteten  
Temperaturen nach  
dem Ausbruch des  
Pinatubo ([hier](#)).**

**Also fühlten sich  
Forster und Gregory  
verpflichtet, ihr  
Best Estimate der  
Klimasensitivität  
zu begraben und die**



**Diskussion des  
Regressionsproblems  
in den Anhang zu  
verschieben.**

**Angesichts der mit  
den Klimagate-E-  
Mails bekannt  
gewordenen**

**Aktivitäten war  
diese Beurteilung  
im Jahre 2005 klug.**

**Und jetzt, zehn**

**Jahre nach der  
Veröffentlichung  
von F&G 2006, ist  
die angemessene  
Anwendung der  
besten verfügbaren  
mathematischen  
Verfahren zur  
Korrektur dieser  
systematischen  
Überschätzung der  
Klimasensitivität**

**längst überfällig.**

**Eine Studie aus  
jüngerer Zeit  
(Lewis & Curry 2014  
[hier](#)) verwendete  
ein anderes  
Verfahren, um  
Änderungen zwischen  
gewählten  
Zeiträumen zu  
identifizieren, die  
daher von**

**Regressionsprobleme  
n nicht betroffen  
sind. Auch dieses  
Verfahren ergab  
niedrigere Werte  
der  
Klimasensitivität.**

**Schlussfo  
lgerung**

**Unangemes  
sene**

**Anwendung**

**en**

**linearer**

**Regression**

**n können**

**falsche**

**und**

**signifika  
nt  
niedrige  
Schätzung  
en der  
wirkliche**

**n Neigung  
einer  
linearen  
Beziehung  
erzeugen,  
falls**



**beide**

**Variablen**

**signifika**

**nte**

**Messfehler**

**oder**

**andere**

**Störfakto**

**ren**

**aufweisen**

■

**Genau  
dies ist  
der Fall,  
wenn man  
versucht,  
den**

**modellier  
ten oder  
beobachte  
ten**

**Strahlung  
sfluss zu**

**Temperatu  
ren einer  
Regressio  
n zu  
unterzieh  
en, um**

**die  
Sensitivität  
des  
Klimasystems  
abzuschätzen**

**zen .**

**In dem**

**Sinne ,**

**dass**

**diese**

**Regressio  
n in der  
Klimatolo  
gie  
konventio  
nellaerwei**



**se  
angewende  
t wird,  
wird der  
Gesamt -  
Rückkoppl**

**ungs -**

**Faktor**

**unterschä**

**tzt**

**werden .**

**Da die**

**Klimasensitivität  
definiert  
ist als  
das  
Reziprok**

**dieses**

**Terms ist**

**dieses**

**Ergebnis**

**eine**

**Überschät**

**zung der  
Klimasens  
itivität.**

**Diese  
Situation**

**könnte**

**die**

**Ursache**

**sein für**

**die**

**Differenz**

**zwischen**

**auf**

**Regressio**

**n**

**basierend**

**en**

**Schätzung  
en der  
Klimasens  
itivität  
und jenen  
mittels**



**anderer  
Verfahren  
. Viele  
Verfahren  
zur  
Reduktion**

**dieses  
Effektes  
sind in  
der  
wissenschaftlichen  
a**

**Literatur  
verfügbar  
, jedoch  
gibt es  
nicht die  
eine,**

**generell  
anwendbar  
e Lösung  
des  
Problems .**

**Verwendet**

**man**

**Lineare**

**Regression**

**n zur**

**Abschätzung**

**ng der  
Klimasens  
itivität,  
muss man  
diese  
bedeutend**

e

Fehlerque

lle

berücksic

htigen,

wenn man

**ungenau  
Werte  
veröffent  
lichten  
Schätzun  
gen der**



**Klimasensitivität  
hinzufügt  
oder  
Schritte  
bzgl.**

**dieses  
Themas  
unternimm  
t.**

**Die**

**Dekorrela  
tion**

**infolge**

**gleichzei  
tiger**

**Präsenz**

**sowohl**

**gleichpha**

**siger als**

**auch**

**orthogona**

**ler**

**Klimareak  
tionen**

**muss**

**ebenfalls**

**berücksic**

**htigt**

**werden ,  
um die  
genaueste  
n  
Informati  
onen aus**

**den  
verfügbar  
en Daten  
zu  
bekommen .  
Ein**

**mögliche  
Verfahren  
wird  
detaillie  
rt hier  
beschrieb**



**en :**

**<https://judithcurry.com/2015/02/06/>**

**n -  
determina  
tion - of -  
tropical -  
feedbacks  
/**

**Eine  
mathemati  
sche  
Erklärung  
des  
Ursprungs**

**der**

**Regressio**

**ns -**

**Dilution**

**findet**

**sich**

**hier:**

**On the  
origins  
of  
regressio**

**n**

**dilution.**

**Link:**

**https://j**

**udithcurr**

**y . com / 201**

**6 / 03 / 09 / o**

**n -**

**i n a p p r o p r**

**i a t e - u s e -**

**o f - l e a s t -**

**squares -  
regressio  
n/**

**Übersetzt  
von Chris**



**Frey** **EIKE**