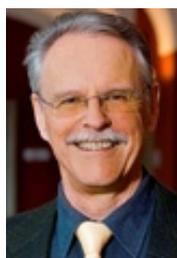


Reaktivität und Prognosen: Ein Irrtum der "Big-Data" Analyse

<http://oekonomenstimme.org/a/677/>



• Reto Cueni



• Bruno S. Frey

"Big Data" lässt viele Prognostiker davon träumen, die Zukunft in den Griff zu bekommen und die Sozialwissenschaften endlich zu einer "echten" Naturwissenschaft zu machen. Doch geht dabei vergessen, dass Menschen auf Prognosen reagieren, die Natur nicht. Entsprechend können sich Prognosen in ihr Gegenteil umkehren, wie dieser Beitrag zeigt.

Die heutige Sozialwissenschaft ist in einem Umbruch. Die Datenflut wächst dank digitalen Netzwerken, Mobiltelefonie, Kreditkarten und allzeit einsetzbaren Kleincomputern ungebremst. "Big-Data" werden, so wird mancherorts verkündet (bspw. Pentland 2014), die Sozialwissenschaft zu einer echten Wissenschaft machen, welche das Verhalten der Menschen immer genauer berechnen und vorhersehen kann. Riesige Datenmengen sollen es möglich machen.

Mehr Daten von hoher Frequenz, gepaart mit leistungsstärkeren Computern zur Speicherung, Verarbeitung und Analyse, lassen immer bessere Prognose erwarten (bspw. Goel et al. 2010). In der Meteorologie haben heute die Sieben-Tages-Prognosen dieselbe Genauigkeit wie Anfang der Neunziger Jahre die Fünf-Tages-Prognosen (ECMWF 2012). Was für die komplexen Vorgänge des Wetters gilt, sollte demnach auch in wirtschaftlichen und sozialen Systemen möglich sein.

Allerdings existiert ein fundamentaler Unterschied zwischen den Natur- und den Sozialwissenschaften, der immer wieder vergessen geht: Menschen reagieren auf Prognosen, die Natur nicht. Auch wenn eine Prognose für ein von Menschen beeinflusstes System anfänglich noch so präzise gewesen sein mag, kann

sie dennoch, wenn sie bekannt wird, zu einer falschen Prognose verkommen. So können beispielsweise die Benutzer einer Verkehrssoftware die zunächst richtige Vorhersage einer besseren Route ohne Stau erhalten. Reagieren nun viele Benutzer auf die Vorhersage und wählen die vorgeschlagene Route, so kann diese überlastet werden, obwohl sie zu Beginn tatsächlich unbefahren war. Eine solche selbstzerstörende Prophezeiung ist die Kehrseite der selbsterfüllenden Prophezeiung, wie sie beispielsweise im Aktienhandel oder bei sogenannten "Bankruns" vorkommen kann. Werden Prognosen (oder auch nur schon Gerüchte) über eine allfällige Zahlungsunfähigkeit einer Bank verbreitet, so kann diese die Einlagenhalter dazu bewegen, lieber heute als morgen ihre Ersparnisse von der Bank abzuziehen. Sehen andere Bankkunden wiederum voraus, dass die Bank nach Abzug der ersten Einlagen ernsthafte Probleme mit der Liquidität bekommt, ziehen auch diese ihre Einlagen ab. Das Rad dreht sich weiter und die Prognose wird sich selbst erfüllen, auch wenn sie anfänglich falsch war.

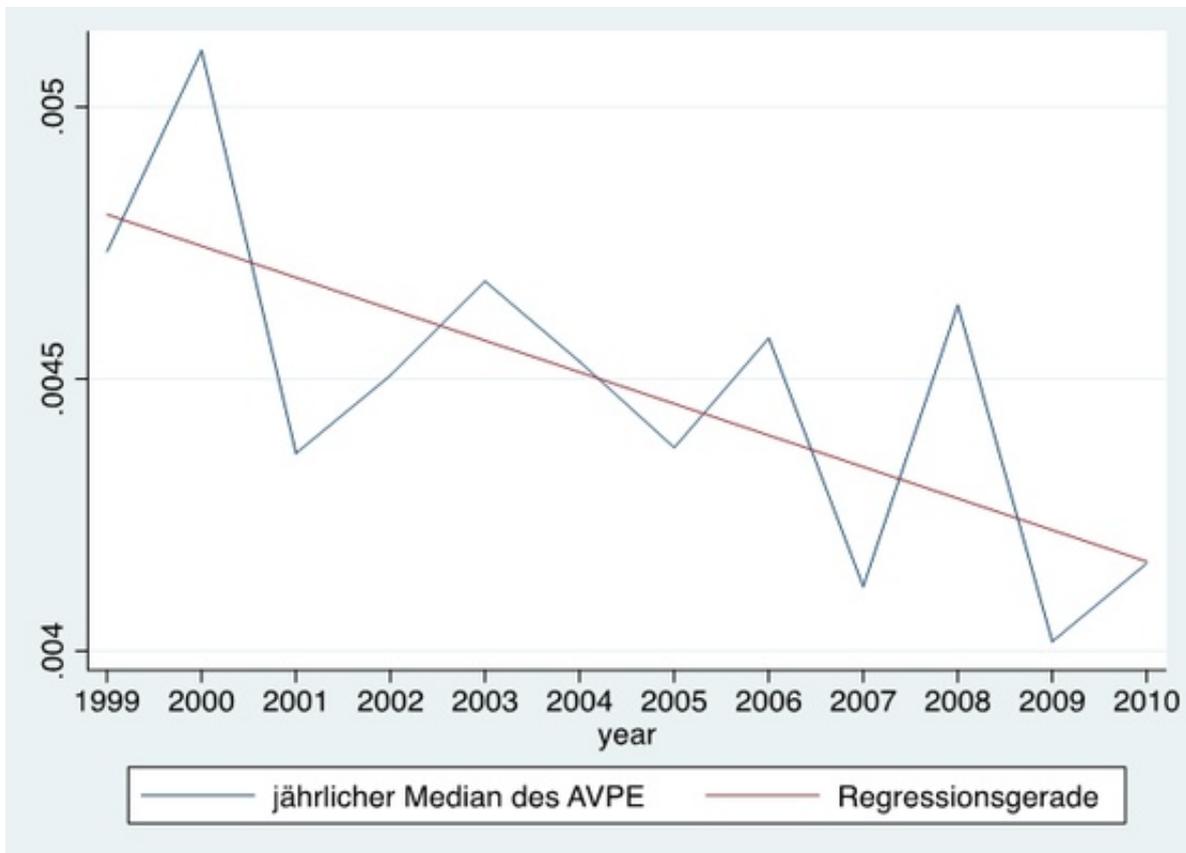
Eine empirische Analyse des Reaktivitätsproblems

Dass Prognosen in von Menschen beeinflussten Systemen auch mit der neuen Fülle an Daten nicht stetig besser werden, im Gegensatz zu Prognosen für nicht-reaktive natürliche Systeme, können wir testen (vgl. ausführlich in Cueni und Frey 2014). Wir haben dazu drei Datensätze zusammengestellt: Erstens vergleichen wir die Wettervorhersagen mit tatsächlich eingetroffenen Wetterlagen von sechs verschiedenen Städten in der Schweiz (Basel, Bern, Genf, Lugano, Sion, Zürich). Zweitens betrachten wir Analystenschätzungen zu Firmengewinnen und die tatsächlich gemachten Gewinne der Unternehmen, die an den zwei grössten amerikanischen Börsen gehandelt werden (NYSE und NASDAQ). Drittens kontrastieren wir Schätzungen von Kunstexperten und die tatsächlich erzielten Verkaufspreise chinesischer Kunstwerke an Auktionen. Alle Datensätze erstrecken sich über einen Zeitraum von 12 Jahren von 1999 bis 2010.

Für den Vergleich der Präzision der Prognosen in den drei Systemen lässt sich der jährliche Median des absoluten Vorhersagefehlers in Prozent des tatsächlichen Ergebnisses grafisch darstellen. In Abbildung A ist leicht ersichtlich, dass der Vorhersagefehler für die Wettervorhersage über die Jahre kontinuierlich fällt. Für die Gewinnprognosen von Aktien (B. Finanzprognose) und Auktionspreisen von Kunstwerken (C. Kunstprognose) ist eher ein zunehmender Fehlertrend ersichtlich.

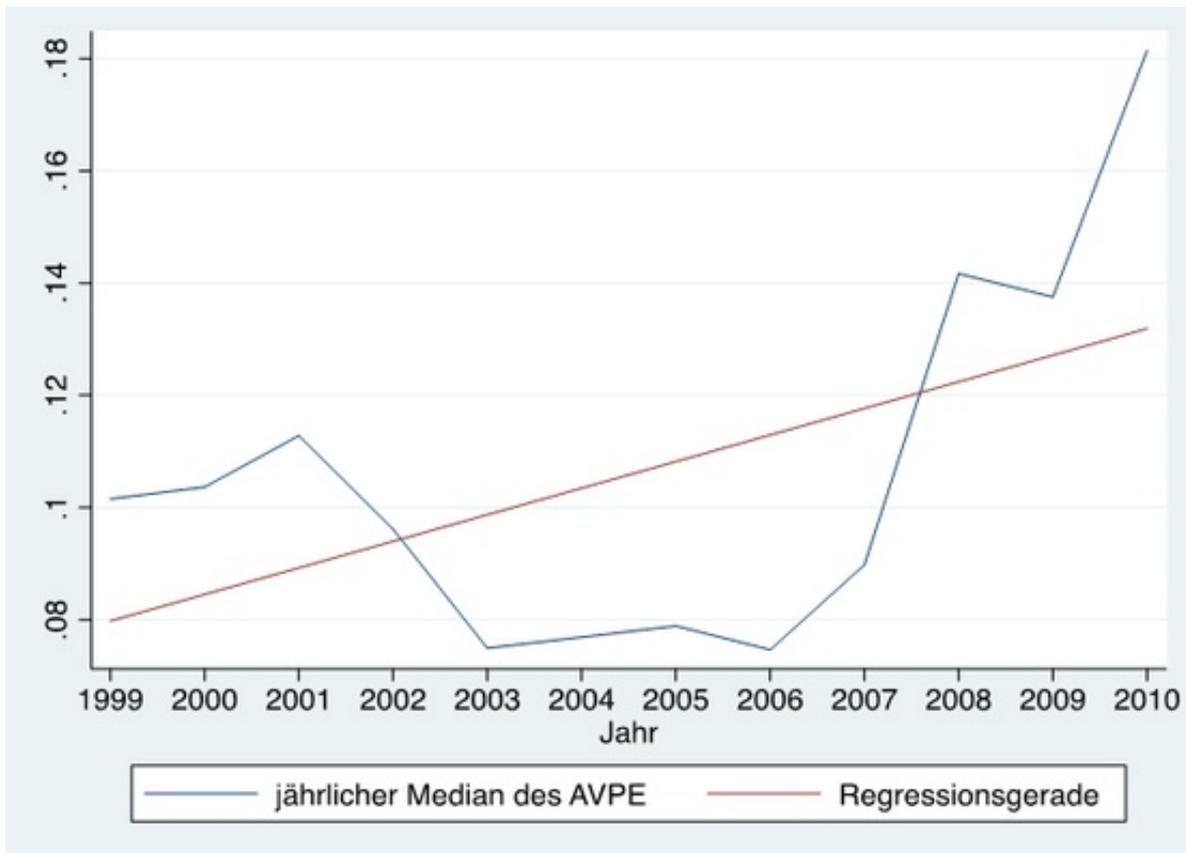
Abbildungen: Jährlicher Median des absoluten Vorhersagefehlers in Prozent des eingetretenen Ergebnisses (AVPE)

Abbildung 1: Vorhersagefehler (AVPE) der Wetterprognose



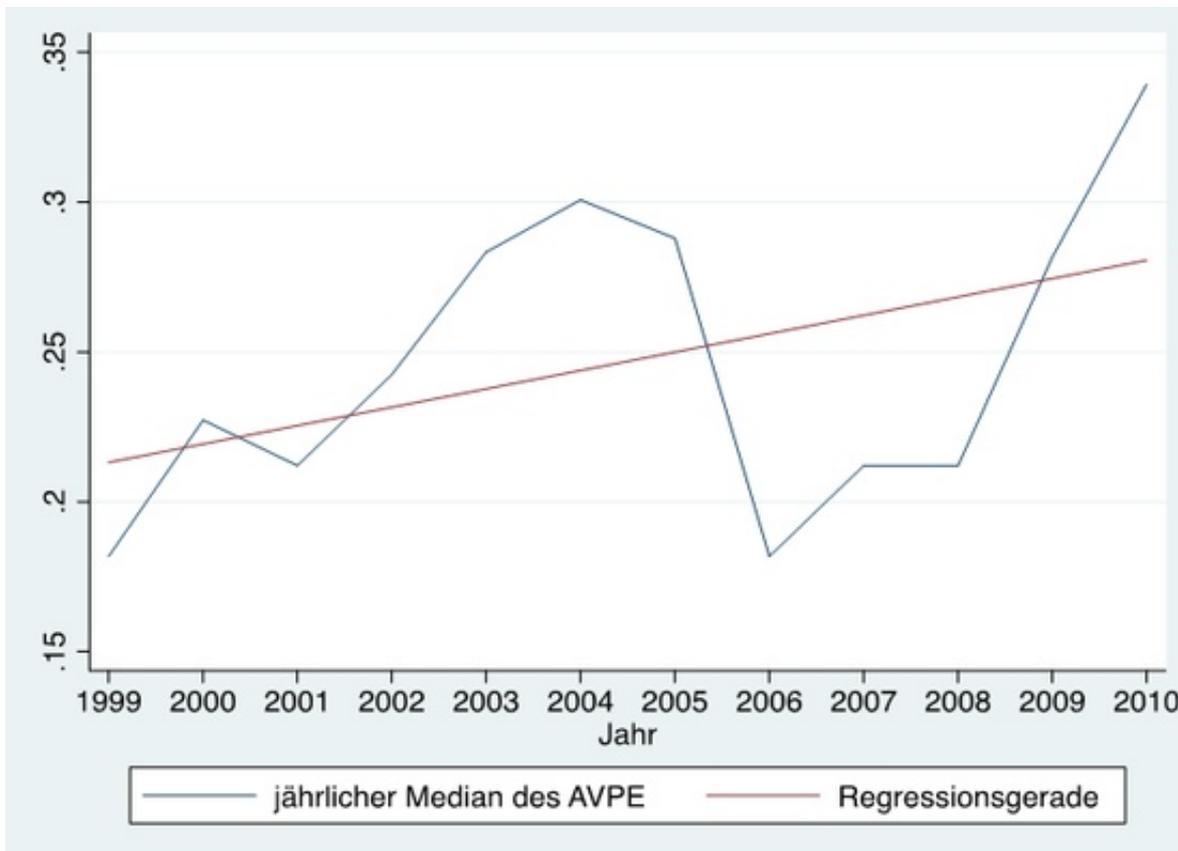
Bemerkungen: Die Regressionsgerade hat einen Koeffizienten von -0.00006 und ist statistisch signifikant auf dem 1% Niveau (t -Wert = 3.04).

Abbildung 2: Vorhersagefehler (AVPE) der Finanzprognose



Bemerkungen: Die Regressionsgerade hat einen Koeffizienten von 0.005 und ist statistisch signifikant auf dem 10% Niveau (t -Wert = 1.92).

Abbildung 3: Vorhersagefehler (AVPE) der Kunstprognose



Bemerkungen: Die Regressionsgerade hat einen Koeffizienten von 0.006 und ist statistisch insignifikant (t-Wert = 1.54).

Gemäss den Signifikanzen der in den Abbildungen gezeigten Regressionsgeraden erzielt nur der Vorhersagefehler der Wetterprognosen einen auf dem Einprozentniveau statistisch signifikanten negativen Koeffizienten (t-Wert = -3.04). Der Koeffizient des Vorhersagefehlers für Kunstprognosen und für Finanzprognosen ist positiv, wobei ersterer mit einem t-Wert von 1.54 statistisch insignifikant ist und letzterer mit einem t-Wert von über 1.92 sogar eine statistische Signifikanz auf dem Zehnprozentniveau aufweist.

Demnach werden Vorhersagen in reaktiven Systemen weder durch mehr Daten noch durch bessere technische Hilfsmittel stetig und grundlegend verbessert. Dass die Information auf dem hier untersuchten Finanz- sowie auf dem Kunstmarkt stark angestiegen ist, wird von verschiedenen Studien belegt (Bai et al. 2012, 2013). In nicht reaktiven Systemen wie dem Wetter ist eine stetige Verminderung des Prognosefehlers aber möglich.

Die Prognostiker besitzen den Zugang zu der wachsenden Datenflut nicht exklusiv, sondern müssen diesen immer auch mit anderen Marktteilnehmern teilen. Selbstverständlich sind kurz- bis mittelfristige Verbesserungen von Prognosen auch in reaktiven Systemen nach Einführung eines besseren Instrumentariums möglich. Dennoch bedeutet der mit der Veröffentlichung der Prognose begonnene Prozess der Reaktivität auch den Beginn der Störung des prognostizierten Verlaufs. Marktteilnehmer benutzen die

publizierte Prognose, um ihre Ansichten über den zukünftigen Verlauf des Geschehens aufzufrischen. Sie werden stets versuchen, die Annahmen wie auch die Datengrundlagen der Prognose zu identifizieren und für eigene Einschätzungen zu verwenden.

Die vergessene Erkenntnis des Reaktivitätsproblems

Bereits 1866 hat Venn in seinem Buch "The Logic of Chance" dargelegt, dass sich Prognosen gerade durch ihre Veröffentlichung selbst beeinflussen. Später griffen Morgenstern (1928) in der Ökonomie und Merton (1936) in der Soziologie das Problem der selbstzerstörenden und selbsterfüllenden Prophezeiung auf.

Sozialwissenschaftler sollten vorsichtiger auf die Verheissungen von "Big-Data" reagieren. Riesige Datenmengen allein sind kein Allerheilmittel, sondern sollten als eine zusätzliche Hilfe erkannt werden (vgl. Lazer et al. 2014). Die Menschen passen sich an die neue Datenflut an. Unsere empirischen Resultate deuten darauf hin, dass in reaktiven Systemen auch mit riesigen Datenmengen nicht dieselben Fortschritte gemacht werden können, wie in nicht-reaktiven Systemen. Sogar wenn die Reaktivität in Prognosemodelle miteingebunden würde, wäre die Reaktion darauf wiederum offen. Die grossen Hoffnungen auf stetig bessere oder sogar perfekte Vorhersagen menschlichen Verhaltens werden sich auch durch "Big-Data" nicht erfüllen.

Literatur

Bai, J., Guo, J. und Mandel, B. (2013). Going global: markups and product quality in the Chinese art market. FRB of New York Staff Report.

Bai, J., Philippon, T. und Savov, A. (2012). Have financial markets become more informative? FRB of New York Staff Report.

Cueni, R. und Frey B.S. (2014). Forecasts and Reactivity. CREMA Working Paper, Center for Research in Economics, Management and the Arts, No. 10-2014.

ECMWF – European Centre for Medium-Range-Weather-Forecasts (2012). Annual Report. Reading (UK).

Goel, S., Hofman, J. M., Lahaie, S., Pennock, D. M. and Watts, D. J. (2010). Predicting consumer behavior with Web search. Proceedings of the National Academy of Sciences, 107: 17486-17490.

Lazer, D., R. Kennedy, G. King, and Vespignani, A. (2014). The Parable of Google Flu: Traps in Big Data Analysis. Science 343 (6176) (March 14): 1203–1205.

Merton, R.K., 1936. The unanticipated consequences of purposive social action. American sociological review 1: 894-904.

Morgenstern, O., 1928. Wirtschaftsprognose. Wien: Springer.

Pentland, A. (2014). Social Physics: How Good Ideas Spread-The Lessons from a New Science. New York: Penguin Press.

Venn, J., 1866. Logic of Chance. Lond and Cambridge: MacMillan and Co.

©KOF ETH Zürich, 30. Apr. 2014