

# Die Vorhersage makroökonomischer Prozesse: Wissenschaft, Kunst oder Hochstaplerei?

François E. Cellier  
[Cellier@ECE.Arizona.Edu](mailto:Cellier@ECE.Arizona.Edu)  
<http://www.ece.arizona.edu/~cellier>  
Dept. of Electr. & Comp. Engr.  
University of Arizona  
Tucson, AZ 85721-0104  
U.S.A.

## Kurzfassung

Der Beitrag behandelt die Modellierung und Simulation makroökonomischer Prozesse. Eine Methodologie wird vorgestellt, die sowohl Struktur- als auch empirische Informationen berücksichtigt, und die den Vorhersagefehler inhärent als Beiprodukt der Simulation mit abschätzt. Bei der Modellierungsmethodik handelt es sich um ein induktives, qualitatives und nichtparametrisches Verfahren der Datenanalyse.

## 1 Einführung

Die zunehmende Globalisierung der Wirtschaft führt zu einem vermehrten Bedürfnis nach Marktanalyseverfahren, die es sowohl Regierungen wie auch industriellen Entscheidungsträgern ermöglichen, Investitionsentscheide zu fällen, die auf fundierten Vorhersagen beruhen. Während im Zeitalter der Kleinfirmen und lokalen Märkte die einzelnen Entscheidungsträger noch in der Lage waren, die lokale Entwicklung des Marktes mit ihren Entscheidungen namhaft mitzubestimmen, ist dies im heutigen Marktgeschehen immer weniger der Fall. Sowohl Großunternehmen wie auch Regierungen sind den scheinbar unsteuerbaren Marktentwicklungen ausgesetzt wie Spielbälle, die auf den Wogen eines windgepeitschten Meeres dahinschaukeln. Aus diesem Grunde werden die Planungszyklen fortnehmend kürzer, und auch Großunternehmen können immer weniger eine saubere, besonnene und langfristige Firmenpolitik betreiben. Da wird ein CEO entlassen und ein neuer eingestellt, der dann auf Grund unfundierter Modellvorstellungen alles bisherige auf den Kopf stellt, und eine neue Firmenpolitik betreibt, die ebenso wenig funktioniert wie die frühere. Dafür zahlt er sich selber Höchstlöhne aus, da er damit rechnet, schon bald wieder einem anderen Firmenleiter weichen zu müssen, der mit wiederum anderen Vorstellungen die Firma noch tiefer in den Bankrott reitet. Vorbei sind die Zeiten, da Firmentradition, intime Kenntnisse des sozialen und sozialpolitischen Umfelds, sowie Erfahrung im Umgang mit Angestellten, Kunden, Lieferfirmen sowie den internen Firmenprozessen Bedeutung hatten. Was heute zählt, sind schnelle und aggressive Entscheidungen, Umstrukturierungen, Einsparungen sowie Expansion in neue Märkte. Da

niemand eine gute Antwort auf die anfallenden Probleme hat, ist Neues und Unerprobtes besser als Althergebrachtes, von dem man ja bereits weiß, dass es versagt hat.

Dieses Paper setzt es sich zum Ziel, zu analysieren, wie diesen Problemen begegnet werden kann, welche Voraussetzungen Vorhersageprogramme erfüllen müssen, damit sie glaubwürdige Aussagen liefern können, so dass vielleicht in Zukunft wieder eine stabilere Firmen- und Landespolitik betrieben werden kann. Ist es überhaupt möglich, makroökonomische Prozesse vorherzusagen, und wenn ja, unter welchen Umständen? Wie ist es möglich, dass ein Computerprogramm sinnvolle Beiträge zur Bewältigung dieses Problems liefern kann, welches sich doch ganz offensichtlich dem Wissen und der Erfahrung menschlicher Analysten entzieht? Sind nicht Menschen den Maschinen immer noch haushoch überlegen, wenn es um Fragen der Mustererkennung geht?

Vor einigen Jahren trat die amerikanische Regierung an mich heran mit der Bitte, ihr bei der Vorhersage technologischer Entwicklungen im Telekommunikationssektor zu helfen. Investitionen in neue Technologien haben Langzeitwirkung. Eine Entscheidung, die heute gefällt wird und die heute Milliarden von Dollars kostet, wird sich vielleicht erst in fünf bis zehn Jahren voll auswirken. Wann ist die Bandbreite des Internets in seiner heutigen Form ausgeschöpft? Wann muss eine Neutechnologie entwickelt werden, und wie hat diese auszusehen? Wenn heute auf das falsche Pferd gesetzt wird, kann dies langfristig verheerende Auswirkungen auf die Wirtschaft des Landes haben. Ist es möglich, einer solchen Fehlentscheidung vorzubeugen? Wenn ja, auf welche Weise kann dies geschehen?

Wir sprachen zum Beispiel über den Ausbau der Faseroptiktechnologie. Ist es möglich, vorherzusagen, wie hoch der Prozentsatz von Faseroptikkommunikationskabeln in Singapur in fünf Jahren sein wird? Ich schlug 87% vor. Meine Gesprächspartner betrachteten mich verdutzt und fragten sich, wie ich auf eine so präzise Aussage kommen konnte. Die Antwort ist sehr einfach. Ich wusste, dass es sich um einen Wert zwischen 0 und 100% handeln musste. Ich kannte ebenfalls den Momentanwert (dazu braucht es keine Vorhersage), ich wusste, dass momentan eine steigende Tendenz besteht, und des weiteren riet ich einfach. Es ist somit sehr einfach, Vorhersagen zu machen. Weniger einfach ist es, zu wissen, wie gut die Vorhersagen sind. Darum versprach ich meinen Gesprächspartnern nicht, ein noch ausgeklügelteres und noch undurchsichtigeres Vorhersageprogramm zu entwickeln, sondern vielmehr, eine Modellierungstechnologie vorzuschlagen, die inhärent die Glaubwürdigkeit einer Vorhersage mitbestimmt. Darum geht es in diesem Beitrag.

## **2 Anforderungen an Vorhersageverfahren**

Vorprellen in Unbekanntes ist immer mit Gefahren verbunden. Gäbe es keine Risiken, wäre alles bereits vorhersehbar, dann wäre es ja nicht mehr unbekannt. In Begriffen der Vorhersage: Interpolation ist einfacher und zuverlässiger als Extrapolation. Wie sollte es zum Beispiel möglich sein, die Auswirkung von Verschmutzungswerten, die 100 mal höher liegen als alles, was dieser Planet je gesehen hat, auf die Entwicklung der Ökologie vorherzusagen, wie dies das Weltmodell von Forrester [3] vorschlug? Ist somit das Weltmodell unsinnig? Die Antwort auf diese Frage ist ein deutliches Nein. Die Vorhersa-

gen sind jedoch mit Unsicherheitsfaktoren behaftet, die bei der Vorhersage mitgerechnet werden sollten. Eine Vorhersage ohne gleichzeitige Angabe der Vertrauensintervalle ist zwar nicht falsch, aber polemisch, häufig irreführend und im Allgemeinen wenig nützlich.

Vor einigen Jahren wurde der israelische Ministerpräsident Rabin während einer Rede von einem Extremisten erschossen. War dies vorauszusehen? Wenn ja, warum wurde es dann nicht verhindert? Offensichtlich sind externe Ereignisse nicht vorhersehbar. Wenn solche Ereignisse, wie im Falle Rabins, die Entwicklung einer ganzen Region entscheidend beeinflussen, muss eine Vorhersage der Zukunft, wie sie stattfinden wird, wohl scheitern. Bedeutet dies, dass wir unser Anliegen aufgeben müssen? Keineswegs. Es bedeutet lediglich, dass wir davon Abstand nehmen müssen, vorherzusagen, was sein wird. Wir können nur vorhersagen, was sein mag. Externe Ereignisse können in der Form von Szenarienabläufen mitsimuliert werden und beeinflussen die Vertrauensintervalle der Simulationsresultate. Außerdem mögen unerfreuliche Simulationsresultate dazu führen, rechtzeitig Vorkehrungen zu treffen, um möglichen externen Ereignissen vorzubeugen und diese, wenn auch nicht zu verunmöglichen, so doch unwahrscheinlicher zu machen.

Warum ist es uns immer noch nicht gelungen, die Aktienkurse von morgen vorherzusagen? An Versuchen dazu fehlte es sicherlich nicht. Willige, die bereit sind, Geld und Zeit auf dieses wertvolle Ziel zu ver(sch)wenden, gibt es zuhauf, genauso, wie den Casinos in Las Vegas und Monte Carlo nie die Kunden ausgehen. Warum geht das nicht? Nehmen wir einmal an, es wäre möglich, dieses Problem zu lösen. Dann würde der glückliche Simulant sehr schnell sehr viel Geld verdienen. Er müsste dieses Geld wieder in den Markt investieren, was die Ausbeutung durch ihn erschweren würde. Heißt dies, dass wir die Aussichten auf eine erfolgreiche Vorhersage der Aktienkurse ein für allemal aufgeben müssen? Keineswegs. Eine gewisse Vorhersage ist durchaus möglich. Leider (oder aber besser zum Glück) wissen dies die Banken und Regierungen auch. Darum schützen sie den Markt durch Investitionsspesen sowie Kapitalgewinnsteuern. Sie müssen nur dafür sorgen, dass die Spesen und Steuern zusammen höher sind als die durch Vorhersage zu erzielenden Gewinne, und alles ist wieder in Ordnung.

Warum haben wir in der Bewältigung der kalifornischen Energiekrise dieses Jahr so kläglich versagt? An fehlenden Simulationen lag es sicherlich nicht. Da wurde täglich und stündlich auf das Heftigste simuliert [1], und zumindest die kurzfristigen Simulationen waren äußerst genau. Dennoch lagen die längerfristigen Vorhersagen völlig daneben. Extrapoliert wurde kaum. In Tat und Wahrheit stimmten die Vorhersagen des Elektrizitätsverbrauchs leidlich gut. Was nicht stimmte, war die Vorhersage des Elektrizitätsangebots. Wenn man den Medien Glauben schenken darf, haben da ein paar Meisterprofiteure die kalifornische Regierung sowie die kalifornische Energiebehörde ganz heftig an der Nase herumgeführt und sich dabei dumm und dämlich verdient. Wie war das möglich? Das Bild mit dem Spielball des Schicksals stimmt eben nicht immer. Wenn ein paar Akteure eine echte Monopolstellung erringen können in einem Marktsektor, der für Erpressungen empfänglich ist, dann gewinnen menschliches Schurkentum und menschliche Habgier schnell die Überhand, und denen ist auch das beste Vorhersageprogramm nicht gewachsen. Wer mit gezinkten Karten spielt hat eben einen unschätzbaren Vorteil.

Schließlich bleibt noch ein Problem: mangelndes Wissen. Ohne Wissen läßt sich keine Erkenntnis erlangen. In Begriffen der Simulationstechnik: Ohne Daten läßt sich keine

Vorhersage machen. Dies ist häufig die wirkliche Beschränkung der Vorhersagemöglichkeit. Vorhersageverfahren sind datenhungrig. Wenn nicht ausreichend Daten zur Verfügung stehen, läßt sich eben nichts, oder jedenfalls nichts Vernünftiges, vorhersagen. Außerdem lassen Vorhersageverfahren sich nicht durch künstliche Daten täuschen. Es nützt nichts, jeweils zwischen zwei echte Meßdaten 10 interpolierte Datenwerte einzuschieben. Die benötigte Datenrate ist durch die Eigenfrequenz des zu simulierenden Systems vorbestimmt. Unglücklicherweise verliert sich häufig im Laufe der Zeit die Korrelation einer Datenreihe. Ältere Datenwerte sind nicht mehr relevant, weil sich unterdessen andere Parameter verändert haben. Es nützt nichts, unser Vorhersageverfahren mit unkorrelierten Daten zu füttern. Die Datenlänge ist durch die Vergessensrate des zu simulierenden Prozesses bestimmt und nicht durch die Länge der zur Verfügung stehenden Messreihe. Dies ist das Kernproblem bei der Vorhersage der Aktienkurse.

Dennoch sind Vorhersagen häufig möglich und sinnvoll. Sie sind aber mit vielen Wenn und Aber verbunden. Vorhersageverfahren, die sich über ihre eigenen Beschränkungen keine Rechenschaft ablegen, sind darum zum vorneherein suspekt und sollten daher abgelehnt werden. Die Verantwortung für die systemgerechte Interpretation der Simulationsresultate darf nicht dem Endverbraucher angelastet werden. Woher sollte der wirtschaftliche Entscheidungsträger, der eine Ausbildung in Nationalökonomie genossen hat, die mathematischen Annahmen, die diesen Simulationsresultaten zu Grunde liegen, kennen oder deren Auswirkungen abschätzen können? Woher sollte der Chirurg, der bei der Operation eines Patienten ein intelligentes Patientüberwachungssystem zum Einsatz bringt, die Einschränkungen der dem Programm zu Grunde liegenden mathematischen Annahmen beurteilen können? Ein Simulationstechniker, der diese Verantwortung von sich weist, handelt unverantwortlich und nicht im Interesse der Gesellschaft.

### **3 Deduktive und induktive Vorhersageverfahren**

Man unterscheidet häufig zwischen deduktiven und induktiven Modellierungsverfahren. Deduktive Modellierungsverfahren basieren auf früher getroffenen verallgemeinerten Erkenntnissen (beim elektrischen Widerstand verhält sich die Spannung proportional zum Strom), während induktive Verfahren auf der Auswertung von Beobachtungen, das heißt Messdaten beruhen.

Deduktive Verfahren haben den Vorteil, dass sie früher gewonnene Erkenntnisse mitverwerten können. Induktive Verfahren sind sehr datenhungrig. Durch Verwendung verallgemeinerter Erkenntnisse ist es möglich, die Datenabhängigkeit des Modellierungsprozesses zu reduzieren. Diese verallgemeinerten Erkenntnisse sind aber selbst wieder Modelle, die früher einmal aufgestellt wurden. Deduktive Verfahren haben den Nachteil, dass die Annahmen, die diesen Modellen zu Grunde liegen (der elektrische Widerstand mag nichtlinear oder temperaturabhängig sein), nur schwer zu ermitteln sind, und dass deren Auswirkungen bei der Simulation kaum berücksichtigt werden können. Somit sind Simulationsresultate, die mittels deduktiver Vorhersageprogramme gerechnet wurden, häufig ungenau. Der Simulant ist sich aber dieser Ungenauigkeit kaum je bewusst.

Induktive Verfahren haben den Vorteil, dass sie sich direkt auf Messwerte abstützen. Somit gibt es keine falschen oder vereinfachenden Modellannahmen, welche die Simula-

tionsresultate verfälschen können. Aus diesem Grunde sind Vorhersagen, die mittels induktiver Vorhersageprogramme bestimmt wurden, häufig erstaunlich genau. Induktive Verfahren haben den Nachteil, dass sie ausschließlich auf Messdaten des zu modellierenden Prozesses beruhen. Somit gibt es keinerlei verallgemeinernde Kenntnisse, welche eine Verallgemeinerung der erhaltenen Simulationsresultate unterstützen würden. Somit sind deduktive Vorhersagen zumindest in einem gewissen Rahmen verallgemeinerbar, jedoch häufig ungenau, während qualitative Vorhersagen wesentlich genauer, aber kaum verallgemeinerbar sind.

Eine Verknüpfung der beiden Modellierungsarten ist daher sinnvoll. Bisher wurde aber nur wenig Forschung darauf verwandt, zu untersuchen, wie Verknüpfungen zwischen diesen Verfahren auszusehen hätten.

## 4 Quantitative und qualitative Vorhersageverfahren

Quantitative Vorhersageverfahren beruhen direkt auf den ermittelten Messdaten und berechnen die Vorhersage der zu modellierenden Ausgangsgrößen ebenfalls direkt. Demgegenüber werden bei qualitativen Vorhersageverfahren die Eingangsgrößen zunächst qualifiziert (quantisiert, diskretisiert); sodann wird eine qualitative Vorhersage der zu modellierenden Größen auf Grund der Klassenzugehörigkeit der Eingangsgrößen ermittelt; schließlich werden die so erhaltenen qualitativen Vorhersagen unter Verwendung des Quantisierungsfehlers wiederum quantifiziert (interpoliert, geglättet).

Warum stehen qualitative Vorhersageverfahren im Einsatz, wenn doch ihre quantitativen Konkurrenten so viel einfacher, direkter und transparenter einzusetzen sind? Qualitative Verfahren zeichnen sich durch zwei charakteristische Merkmale aus, die ihre Verwendung ans Herz legen.

- Beim Modellierungsprozess handelt es sich grundsätzlich um ein Verfahren der Abstraktion, der Verallgemeinerung. Das „beste“ Modell ist dasjenige, welches es dem Simulanten ermöglicht, die geeignetsten Aussagen über das zu analysierende reale System aus den Modellsimulationsresultaten zu ermitteln. Bei der Ermittlung des besten Modells müssen die Abstraktionsmechanismen optimiert werden. Somit ist Modellierung immer eng mit Verfahren zur Optimierung verknüpft. Bei qualitativen Modellierungsverfahren ist aber der Suchraum des zugehörigen Optimierungsproblems drastisch eingeschränkt. Somit können qualitative Modelle entweder schneller oder aber gründlicher optimiert werden als ihre quantitativen Konkurrenten.
- Beim Simulationsprozess handelt es sich grundsätzlich um ein Verfahren, bei welchem die früher gewonnenen Abbildungsvorschriften (das Modell) auf die momentanen Eingangsgrößen angewandt werden. Während somit Modellierungsverfahren entweder deduktiv oder induktiv ablaufen können, sind Simulationsverfahren grundsätzlich deduktiv. Beim quantitativen Simulieren wird die gesamte Information, welche in den Eingangsgrößen steckt, direkt verwendet. Somit bleibt keine Information übrig, um damit den Simulationsfehler abzuschätzen. Damit der Fehler abgeschätzt werden kann, muss zunächst ein Fehler auftreten. Solange kein

Fehler besteht, kann der Fehler auch nicht abgeschätzt werden. Bei der qualitativen Simulation wird zunächst nur die Klassenzugehörigkeit der Eingangsgrößen verwendet. Somit kann der Quantisierungsfehler dazu verwendet werden, eine Abschätzung des Simulationsfehlers zu errechnen. Damit führen quantitative Simulationen immer zur Ermittlung einer einzelnen Trajektorie, während qualitative Simulationen zur Bestimmung ganzer Trajektorienfamilien oder aber zur Eruiierung von Trajektorien mit Vertrauensintervallen benutzt werden können.

## **5 Parametrische und nichtparametrische Vorhersageverfahren**

Deduktive Modellierungsverfahren treten selten in Reinform auf. Im Allgemeinen wird eine Modellstruktur vorgegeben, die Parameter enthält, deren Werte durch Anpassen an Messdaten (Parameterabschätzungsverfahren) ermittelt werden. Bei der Lösung dieser Aufgabe kommen induktive Optimierungsverfahren zum Einsatz.

Parametrische Vorhersageverfahren zeichnen sich dadurch aus, dass sie die Messdaten ausschließlich während der Modellierungsphase verwenden. In der Modellierungsphase wird die in den Messdaten enthaltene Information auf die Parameterwerte übertragen. Einen Extremfall parametrischer Modelle stellen die neuronalen Netzwerke dar. Bei diesen wird eine völlig generische, das heißt unspezifische Struktur vorgegeben, die keinerlei systemspezifische Information enthält. Die gesamte systemspezifische Information steckt in den Verstärkungsfaktoren der Synapsen zwischen den Neuronen, das heißt in den Parameterwerten. Bei der Modellierung, das heißt während der Lernphase des neuronalen Netzwerks, werden die Modellparameter optimiert.

Wenn die Modellierungsphase abgeschlossen ist, werden die Messdaten weggeworfen. Während der Simulation wird nur noch mit dem parametrisierten Modell gearbeitet. Wenn also bei der Simulation Eingangsgrößen vorgegeben werden, die nicht denen entsprechen, welche während der Modellierung im Einsatz standen, ist das Modell für das vorliegende Experiment (die vorliegenden Eingabedaten) ungültig. Das Modell wird sich aber kaum je Rechenschaft über dieses Problem ablegen, und so wird der Simulant getäuscht, indem er oder sie sich auf Simulationsresultate verlässt, die keinerlei Gültigkeit haben.

Nichtparametrische Vorhersageverfahren zeichnen sich dadurch aus, dass sie auf die Messdaten sowohl während der Modellierungsphase als auch während der Simulationsphase zugreifen. Während der Simulation werden dauernd die gemachten Vorhersagen mit den Messdaten verglichen, um eine Aussage über die Glaubwürdigkeit der gemachten Vorhersagen zu erhalten. Somit sind nichtparametrische Verfahren für unsere Zwecke geeigneter.

## **6 Fuzzy Inductive Reasoning (Diffuses induktives Schließen)**

Ich ziehe es vor, hier beim englischen Begriff des „Fuzzy Inductive Reasoning“ (FIR) zu bleiben, da er sich im Gegensatz zur deutschsprachigen Übersetzung in der Literatur eingebürgert hat.

Beim Fuzzy Inductive Reasoning [2,7] handelt es sich um ein induktives, qualitatives, nichtparametrisches Vorhersageverfahren. FIR besteht aus vier Hauptteilen.

- Die Qualifizierungseinheit führt eine diffuse Diskretisierung der verfügbaren Messdaten durch. Dabei werden realwertige Messdaten auf eine üblicherweise kleine Anzahl von Klassen (drei oder fünf Klassen sind üblich) abgebildet. Der Diskretisierungsfehler wird in der Form einer „diffusen Zugehörigkeitsfunktion“ (fuzzy membership function) sowie einer „Bereichsfunktion“ (side function) aufbewahrt. Die Zugehörigkeitsfunktion misst die Glaubwürdigkeit der Klassenzugehörigkeit. Wenn sich der Messwert in der Mitte einer Klasse befindet, ist die Wahrscheinlichkeit der richtigen Zuordnung zu dieser Klasse höher, als wenn sich der Messwert an der Grenze zwischen zwei Klassen befindet. Die Zugehörigkeitsfunktion drückt diese Glaubwürdigkeit aus. Die Bereichsfunktion sagt aus, ob sich der Messwert links oder rechts von der Mitte des Intervalls, welches durch die Klasse bestimmt ist, befindet. Die Bereichsfunktion ermöglicht es, die Qualifizierung eindeutig umzukehren.
- Die qualitative Modellierungseinheit erkennt Muster bei der Abbildung der Eingangs- auf die Ausgangsgrößenklassen. Das beste Modell zeichnet sich dadurch aus, dass es die Abbildung der Eingangs- auf Ausgangsgrößen so deterministisch wie möglich gestaltet unter der Einschränkung, dass dabei der Eingangsraum weitgehendst abgedeckt ist; das heißt, dass möglichst alle zulässigen Kombinationen von Eingangsgrößen in der Datenbank mehrfach enthalten sind, und dass eine gegebene Kombination von Eingangsgrößen jeweils zum gleichen Muster bei der Ausgangsvariablen führt. Die Modelle, die von FIR ermittelt werden, können dynamisch sein. Zum Beispiel könnte ein Modell die Form:

$$y(t) = f(x_1(t), x_2(t-\Delta t), x_1(t-2\Delta t), y(t-\Delta t))$$

annehmen.

- Die qualitative Simulationseinheit verwendet die Regelbasis, die auf Grund der Messdaten der Modellierungsphase erstellt wurde, um die momentane Kombination der Klassenzugehörigkeit der Eingangsgrößen auf die wahrscheinlichste Klasse der Ausgangsgröße abzubilden. Dabei wird auch eine Abschätzung der Zugehörigkeits- und Bereichsfunktion vorgenommen, sowie auch eine Abschätzung des Vorhersagefehlers.
- Die Quantifizierungseinheit errechnet auf Grund der zuvor ermittelten Vorhersagen des Klassenwerts der Ausgangsgröße sowie deren Zugehörigkeits- und Bereichsfunktionswerte eine quantitative (realwertige) Vorhersage des Ausgangs.

## 7 Der Vorhersagefehler

Wie trifft FIR seine Vorhersagen? In der Modellierungsphase wird eine Datenbank mit Erfahrungswissen aufgestellt. Diese beinhaltet eine alphabetische Liste von diffusen Regeln, die Muster von Eingangsgrößenkombinationen auf Ausgangsgrößen abbilden. In der Simulationsphase wird das Muster der aktuellen Eingangsgrößen mit der zuvor erstellten Datenbank verglichen, und es werden die fünf nächsten Nachbarn herausgegriffen. Die Ausgangsgröße wird sodann als eine gewichtete Kombination der Ausgangsgrößen der fünf nächsten Nachbarn vorausgesagt.

Was sind die Gründe für Vorhersagefehler? Diese Frage wurde bereits erörtert. Es gibt zwei grundsätzliche Fehlerquellen:

- Die Datenbank beinhaltet zu wenig Daten.
- Die Daten in der Datenbank sind zu wenig korreliert.

Im ersten Fall wird der Abstand zwischen dem Muster der aktuellen Eingangsgrößen und den fünf nächsten Nachbarn in der Datenbank zu groß sein. Im zweiten Fall wird die Streuung zwischen den Ausgangsgrößen der fünf Nachbarn zu groß sein.

Im ersten Fall ergibt sich somit eine Unsicherheit bei der Vorhersage, da zu stark interpoliert werden muss, während im zweiten Fall die Unsicherheit daher stammt, dass in der Vergangenheit bei sehr ähnlicher Eingangskombination unterschiedlichste Ausgänge beobachtet worden sind.

Der Vorhersagefehler von FIR [4] ist ein Maß, welches die beiden Fehlerquellen berücksichtigt. Dieses Maß kann durch eine zu hohe Abtastrate überlistet werden. In diesem Falle sind scheinbar viele Daten verfügbar, die außerdem eine geringe Streuung aufweisen. Somit ist FIR zuversichtlich, dass es eine korrekte Vorhersage getroffen hat. Dieses Problem kann aber leicht erkannt werden. In der Modellierungsphase führt eine Datenmenge mit zu hoher Abtastrate regelmäßig zu einem Modell mit einer einzigen Eingangsvariablen:

$$y(t) = f(y(t-\Delta t))$$

wobei nur die Ausgangsgröße selbst berücksichtigt wird. Wenn FIR ein solches Modell findet, muss davon ausgegangen werden, dass die Abtastrate zu hoch war.

## 8 Strukturinformation

Strukturinformation kann auf zwei Arten ins Modell eingebracht werden.

- Wenn echte Strukturinformation im Sinne der deduktiven Modellierung bekannt ist, kann diese ohne weiteres vorgegeben werden. In einem solchen Fall wird eben FIR erst eine Stufe niedriger eingesetzt, das heißt der Modellierer erstellt ein separates FIR Modell für jede unbekannte Verknüpfung von Eingangs- und Ausgangsgrößen innerhalb der vorgegebenen Struktur.

- Moorthy [5,6] schlug eine generische Struktur für die Modellierung makroökonomischer Prozesse vor. Bei diesem Vorschlag wird hierarchisch vorgegangen. Auf einer ersten Stufe wird ein Modell der Populationsdynamik erstellt, da beinahe jedes makroökonomische System von Erzeugern und Verbrauchern abhängt. Ohne Angestellte kann nichts produziert werden, und ohne Käufer macht die Produktion von Gütern wenig Sinn. Auf einer zweiten Stufe wird ein Modell des Allgemeinzustands der Wirtschaft erstellt. Dieses berücksichtigt den Geldmarkt, den Arbeitsmarkt, den Produzentenindex (PPI) und den Konsumentenindex (CPI). Dieses Modell verwendet die Variablen der Populationsdynamikstufe als zusätzliche mögliche Eingänge. Auf der dritten Stufe wird sodann das zu simulierende System selbst, z.B. Produktion und Verkauf mobiler Telephonapparate, modelliert. Dieses Modell verwendet die Variablen der ersten zwei Stufen als zusätzliche Eingangsgrößen. Moorthy konnte aufzeigen, dass die Vorhersagefehler bei der Simulation des Endproduktes deutlich kleiner werden, wenn die Populationsdynamik sowie der allgemeine Zustand der Wirtschaft mitsimuliert werden.

## 9 Ergebnisse

Bei der praktischen Modellierung und Simulation dynamischer Prozesse liegt die Hauptschwierigkeit ganz grundsätzlich in der Datenerfassung. Nur sehr selten sind ausreichende und ausreichend gute Daten verfügbar, um darauf ein optimales Modell zu basieren. Die Kunst des Modellierens besteht darin, Unzulänglichkeiten bei der Datenerfassung zu umgehen und dennoch geeignete, das heißt nützliche, Resultate liefern zu können.

Eines der Hauptprobleme dabei liegt in der Ermittlung der Zuverlässigkeit der auf diese Weise erhaltenen Simulationsresultate. Die klassische Simulation, die unbeirrt einzelne Trajektorien errechnet und diese mit 14 Kommastellen ausgibt, ohne sich über den Modellierungsfehler irgendeine Rechenschaft abzulegen, ist ungeeignet. Es ist die Pflicht des Modellierungs- und Simulationstechnikers, da Abhilfe zu schaffen. Dies wurde mit der vorgestellten Methodik versucht zu erreichen.

## 10 Literatur

- [1] *California Independent System Operator* (2001), verantwortlich für die Energiepolitik und Elektrizitätsversorgung des kalifornischen Staates, siehe <http://www.caiso.com/SystemStatus.html>.
- [2] *Cellier, F.E.* (1991), *Continuous System Modeling*, Springer-Verlag, New York.
- [3] *Forrester, J.W.* (1971), *World Dynamics*, Wright-Allen Press, Cambridge, Mass.

- [4] *López, J.* (1999), Time Series Prediction Using Inductive Reasoning Techniques, Doktorarbeit, Institut d'Organització i Control de Sistemes Industrials, Universitat Politècnica de Catalunya, Barcelona, Spanien.  
([http://www.ece.arizona.edu/~cellier/fina\\_phd.pdf](http://www.ece.arizona.edu/~cellier/fina_phd.pdf)).
- [5] *Moorthy, M.* (1999), Mixed Structural and Behavioral Models for Predicting the Future Behavior of Some Aspects of the Macroeconomy, MS Thesis, Department of Electrical and Computer Engineering, University of Arizona, Tucson, Arizona, U.S.A. (<http://www.ece.arizona.edu/~cellier/moorthy.pdf>).
- [6] *Moorthy, M., F.E. Cellier und J.T. LaFrance* (1998), "Predicting U.S. Food Demand in the 20th Century: A New Look at System Dynamics," Proc. SPIE Conference 3369: "Enabling Technology for Simulation Science II," AeroSense'98, Orlando, Florida, pp.343-354.  
([http://www.ece.arizona.edu/~cellier/spie98\\_mcl.ps](http://www.ece.arizona.edu/~cellier/spie98_mcl.ps)).
- [7] *Nebot, A., F.E. Cellier und M. Vallverdú* (1998), "Mixed Quantitative/Qualitative Modeling and Simulation of the Cardiovascular System," Computer Methods and Programs in Biomedicine, 55(2), pp.127-155.