

Michael Wüger^{*)}

Das neue Saisonbereinigungsverfahren des WIFO

Ökonomische Zeitreihen weisen neben langfristigen Veränderungen oft auch unterjährig wiederkehrende Einflüsse auf. Die Bereinigung von diesen „Saisoneinflüssen“ ist ein zentrales Problem in der empirischen Wirtschaftsforschung, weil nur dadurch eine sinnvolle Diagnose der Wirtschaftsentwicklung, insbesondere des Konjunkturverlaufs gewährleistet werden kann.

In der ökonomischen Literatur wird diesem Problem unter dem Titel „Nicht-beobachtbare-Komponenten-Modelle“ („Unobserved Component Models“) breiter Raum eingeräumt (Nerlove — Grether — Carvalho, 1979). Dieser Ansatz geht davon aus, daß eine beobachtete Zeitreihe eine Kombination von mehreren Komponenten ist: etwa einer Trend-¹⁾, Saison- sowie irregulären Komponente. Die Trendkomponente spiegelt längerfristige Struktureinflüsse wider, die Saisonkomponente unterjährig jahreszeitlich bedingte (z. B. Wetter) und die irreguläre Komponente den nicht erklärten Rest oder Störungen

Ursprünglich wurden für den Trend und die Saison deterministische Spezifikationen wie z. B. fixe Polynome in der Zeit oder Sinus-Cosinus-Funktionen verwendet. Diese rein deterministischen Ansätze wurden später durch Anwendung gleitender Durchschnitte („Moving Average Methods“) ersetzt²⁾. Die prominentesten Beispiele sind das „Census-X-11-Verfahren“ (Shiskin — Young — Musgrave, 1967) zur Saisonbereinigung und der „HP-Filter“ (Hodrick — Prescott, 1980, Prescott, 1986) zur Trendbereinigung. Die Vorteile dieser Ad-hoc-Filter liegen darin, daß sie einfach und leicht anzuwenden sind. Sie haben aber — dar-

Ökonomische Zeitreihen werden saisonbereinigt, um die Datenanalyse zu erleichtern. Ursprünglich unterstellte man deterministische Ansätze für die nicht beobachtbaren Komponenten (Trend, Saison). Diese wurden später durch Anwendung gleitender Durchschnitte ersetzt. Um die Probleme dieser Ad-hoc-Filter zu beseitigen, wurden in den letzten fünfzehn Jahren parametrische Ansätze zur Komponentenzerlegung entwickelt. Die vorliegende Arbeit beleuchtet die Probleme von Ad-hoc-Filtern und stellt einen modellgestützten Ansatz vor, den Eurostat aufgrund von Tests mit mehreren Verfahren für die Saisonbereinigung empfiehlt.

auf wird weiter unten genauer eingegangen (Maravall, 1993) — auch ernste Nachteile und Grenzen.

Um die Probleme des Ad-hoc-Filterns zu beseitigen, wurden auf der Basis parametrischer Modelle in den letzten 15 Jahren neue Ansätze zur Schätzung der nicht beobachtbaren Komponenten entwickelt. Sie stehen in enger Beziehung zu ARIMA-Modellen (Autoregressive Integrated Moving Average), die durch Box — Jenkins (1970) populär gemacht wurden.

Da es keine allgemein gültige Definition der spezifischen Komponenten gibt, kann es auch keine eindeutige

Modellspezifikation geben. Ein möglicher Ansatz (eines Globalmodells) ist die Spezifikation eines Modells für jede nicht beobachtbare Komponente, das den eigenen Vorstellungen über diese Komponente entspricht. Dieser Ansatz ist in der ökonomischen Literatur unter dem Namen „Struktureller Zeitreihenansatz“ bekannt (Engle, 1978, Gersch — Kitagawa, 1983, Harvey — Todd, 1983, Harvey, 1989)³⁾.

Die strukturellen Zeitreihenmodelle gehen also von einer Annahme über das Aussehen der nicht beobachtbaren Komponenten aus. Als Alternative dazu bietet sich folgendes Vorgehen an: Man identifiziert ein Modell der beobachtbaren Zeitreihe und leitet daraus Modelle für die einzelnen Komponenten ab, die mit dem Globalmodell kompatibel sind. Diese Vorgangsweise wird in der ökonomischen Literatur als ARIMA-modellgestützter Ansatz bezeichnet (Box — Hillmer — Tiao, 1978, Burman, 1980, Hillmer — Tiao, 1982, Bell — Hillmer, 1984, Maravall — Pierce, 1987).

Im folgenden werden zunächst Probleme von einfachen Filtern dargestellt sowie Kriterien für ein gutes Saisonbe-

^{*)} Die Aufbereitung der statistischen Daten betreuten Inge Buder und Ilse Schulz.

¹⁾ Oft wird in der Literatur (Schlittgen — Streitberg 1991, Fischer 1995) die langfristige Komponente in Trend- und Konjunkturkomponente unterteilt, sodaß man eine Zerlegung in vier Komponenten erhält (Trend-, Konjunktur-, Saison- und irreguläre Komponente). Die Trendkomponente erfaßt dabei die langfristige systematische Veränderung des mittleren Niveaus der Zeitreihe, die Konjunkturkomponente die mehrjährige, nicht notwendig regelmäßige Schwankung. Trend- und Konjunkturkomponente zusammen werden in diesem Literaturzweig als glatte Komponente bezeichnet, die Konjunktur- und Saisonkomponente als zyklische Komponente.

²⁾ Dadurch wird eine Zeitreihe geglättet, was der Ausschaltung von irregulären Schwankungen durch lokale Approximation entspricht.

³⁾ Ein Computerprogramm wurde dafür unter dem Namen STAMP (Structural Time Series Analyser, Modeller and Predictor) von der London School of Economics entwickelt.

reinigungsverfahren aufgezeigt. Danach wird ein ARIMA-modellgestützter Ansatz – nämlich TRAMO/SEATS – vorgestellt, den Eurostat aufgrund von Tests mit mehreren Verfahren für die Saisonbereinigung empfiehlt und den das WIFO künftig anstelle des X-11 verwenden wird. Die exemplarische Anwendung von TRAMO/SEATS auf einige ökonomische Zeitreihen sowie Schlußfolgerungen bilden den Abschluß der Studie

Probleme und Grenzen einfacher Filter

Die einfachen empirischen Methoden zur Komponentenzerlegung, die diese Komponenten eher beschreiben als exakt definieren, haben wie erwähnt den Vorteil der leichten Anwendbarkeit. Der Nachteil liegt darin, daß sie einen einheitlichen Blickwinkel für alle Zeitreihen zugrunde legen.

Auf die Gefahren und Probleme der Anwendung von Ad-hoc-Filtern wurde in der ökonomischen Literatur (Miron, 1986, Harvey — Jäger, 1991) wiederholt hingewiesen. Zuletzt zeigte vor allem Maravall (1993) anhand von einfachen Beispielen drastisch mögliche Folgen auf: Mit einem HP-Filter trendbereinigte er einen reinen Zufallsprozeß (einen „White-Noise-Prozeß“), der per Konstruktion weder Trend- noch Saison- noch periodische Elemente enthält. Die bereinigte Reihe wies eine stark stochastische Komponente der Periode 2 (Quartale) auf. Tatsächlich müßte sie jedoch identisch mit der ursprünglichen Reihe sein. Für denselben reinen Zufallsprozeß extrahierte das X-11-

Der Vorteil der Ad-hoc-Filter liegt in der einfachen Anwendbarkeit, ihr Nachteil in der Tatsache, daß „die Welt in einem bestimmten Blickwinkel gesehen wird“. Letzteres kann zur Folge haben, daß aus einem reinen Zufallsprozeß mit Hilfe von Ad-hoc-Filtern eine Saison- oder zyklische Komponente herausgefiltert wird, obwohl per Konstruktion solche Einflüsse in einem reinen Zufallsprozeß nicht vorhanden sein dürften.

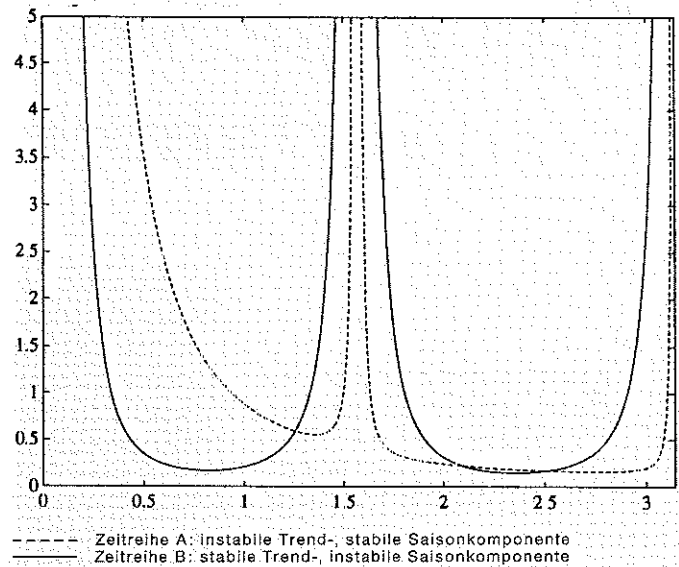
Saisonbereinigungsverfahren fälschlicherweise eine Saisonkomponente, obwohl eine White-Noise-Reihe per Definition keine Saisonschwankung aufweist

Weiters zeigte Maravall (1993), daß HP-Filter sehr stark über die Zeit schwankende Schätzungen für den Trend liefern. Für das BIP der USA etwa stabilisiert sich der Trend-schätzer erst nach nahezu zehn Jahren. Den aktuellen Wachstumspfad könnte man demnach erst in zehn Jahren identifizieren.

Andererseits können diese Ad-hoc-Filter aber gute Approximationen für spezielle modellgestützte Ansätze sein. So

Pseudospektren von Zeitreihen mit stabilen und instabilen Trend- und Saisonkomponenten

Abbildung 1



Das Spektrum einer stationären Zeitreihe beschreibt die Verteilung der Varianz des gesamten Prozesses auf verschiedene Frequenzbänder. Langfristige Schwingungen haben niedrige Frequenzen, unterjährige hingegen hohe. Für nichtstationäre Zeitreihen ist das Spektrum nicht definiert, sondern nur ein „Pseudospektrum“, das an den Nullstellen des nichtstationären Operators (für Quartalsreihen: Trendfrequenz: 0, Saisonfrequenzen: 1,57, 3,14) einen unendlichen Wert hat, sonst einen endlichen

zeigen z. B. Cleveland — Tiao (1976), daß die Filter des X-11-Saisonbereinigungsverfahrens dann optimal sind, wenn eine Zeitreihe durch ein „Airline-Modell“⁴⁾ hinreichend gut abgebildet werden kann und der saisonale Moving-Average-Parameter den Wert 0,4 annimmt

Mit Saison- und Trendfiltern werden Ausschläge, die Zeitreihen an den entsprechenden Frequenzen ihres Spektrums⁵⁾ aufweisen, beseitigt. Über die Stabilität der Trend- und Saisonkomponente gibt die Breite des Ausschlags Auskunft. Je enger der Ausschlag, desto deterministischer (stabiler) ist eine Komponente (Abbildung 1).

Das Pseudospektrum der Zeitreihe A weist an der Trendfrequenz (0) einen breiten Ausschlag auf, an den Saisonfrequenzen (1,57 und 3,14 im Falle von Quartalsdaten) einen engen. Die Zeitreihe hat also eine instabile Trendkomponente und eine stabile Saisonkomponente. Umgekehrt hat die Zeitreihe B eine stabile Trend- und eine instabile Saisonkomponente.

Zeitreihen können unterschiedliche Trend- und Saisonmuster aufweisen, mehr oder weniger stabile Komponenten (Trend und Saison)⁶⁾ haben. Da Ad-hoc-Filter eine bestimmte Weite des Ausschlags an der entsprechenden

⁴⁾ Dieser Ansatz wurde erstmals zur Modellierung von Flugreisedaten verwendet. Er bezieht erste (Vorperiode) und saisonale Differenzen (Vorjahresperiode) der beobachteten Zeitreihe auf erste und saisonale gleitende Durchschnitte (Moving Averages) und eignet sich für die Modellierung vieler Zeitreihen mit Saisonschwankungen.

⁵⁾ Als Spektrum einer stationären Zeitreihe (das ist eine Zeitreihe, deren Mittelwert und Varianz über die Zeit konstant bleiben) bezeichnet man die „Fouriertransformierte“ der Autokorrelationsfunktion. Sie beschreibt die Verteilung der Varianz des gesamten Prozesses auf verschiedene Frequenzbänder (Schlittgen — Streitberg 1991). Langfristige Schwingungen (z. B. die Trendkomponente) haben niedrige Frequenzen, unterjährige (Saisonkomponente) hingegen hohe. Für nichtstationäre Zeitreihen ist das Spektrum nicht definiert, sondern nur ein „Pseudospektrum“, das an den Nullstellen des nichtstationären Operators unendlichen Wert hat, sonst endlichen (Harvey 1989).

⁶⁾ Für eine Zeitreihe, die einem Airline-Modell folgt, geben z. B. die Werte des gewöhnlichen bzw. saisonalen Moving-Average-Parameters Auskunft über die Stabilität der Trend- bzw. der Saisonkomponente. Je näher diese Werte bei (minus) 1 liegen, desto stabiler sind die Komponenten (Maravall 1993).

Frequenz des Spektrums vorgeben, kann es vorkommen, daß die Bereinigung entweder zuviel oder zuwenig wegnimmt, je nachdem ob der (fixe) Ad-hoc-Filter enger oder breiter ist als das tatsächliche Spektrum an der entsprechenden Frequenz

Maravall (1993) zeigt, daß das X-11-Verfahren bei instabilem Saisonmuster die Saisonkomponente unterschätzt. In der saisonbereinigten Reihe ist daher noch Saison vorhanden, das Spektrum der saisonbereinigten Reihe weist an der Saisonfrequenz einen signifikanten Ausschlag auf

Das Fehlen eines statistischen Modells limitiert die sinnvolle Anwendung von Ad-hoc-Filtern. Weder kann definiert werden, wann sie adäquat sind, noch wann sie besser nicht angewendet werden sollten. Die Gefahr des Über- oder Unterdifferenzierens ist groß; dadurch können in Zeitreihen Komponenten identifiziert werden (z. B. ein Zyklus), die tatsächlich nicht vorhanden sind. Außerdem liefern Ad-hoc-Filter keine Basis für statistische Inferenz.

Probleme ergeben sich nach Maravall (1993) auch, wenn man auf eine Zeitreihe mit instabilem Trend den HP-Filter anwendet. Der HP-Filter unterschätzt den Ausschlag an der Trendfrequenz, sodaß die trendbereinigte Reihe überschätzt wird und sich eine starke zyklische Komponente ergibt. Probleme mit dem HP-Filter dokumentieren z. B. auch King — Rebelo (1993), Cogley (1990), Canova (1991), Jäger (1994) und Cogley — Nason (1995).

Das Fehlen eines statistischen Modells limitiert die (sinnvolle) Anwendung von Ad-hoc-Filtern. Vor allem ist es nicht möglich anzugeben, wo der Filter besser nicht anzuwenden ist. Zudem besteht keine Möglichkeit Abhilfe zu schaffen, wenn der Filter für eine Zeitreihe nicht paßt⁷⁾. Unbefriedigend ist vor allem, daß eine Basis für statistisch gesicherte Schlußfolgerungen fehlt. Man kann daher z. B. keine Schwankungsbreite für die geschätzten Komponenten angeben⁸⁾, Prognosen der Komponenten sind (meist) unmöglich

Kriterien für ein gutes Saisonbereinigungsverfahren

Da die ökonomische Theorie — wie erwähnt — keine klare Definition der Komponenten gibt und diese nicht beobachtbar sind, ist es schwierig, eine optimale Methode der

Da die ökonomische Theorie keine klaren Definitionen der Komponenten liefert und diese nicht beobachtbar sind, ist es schwierig, eine optimale Methode zur Saisonbereinigung zu finden. Jedenfalls sind sowohl theoretische als auch empirische Kriterien für die Entscheidung heranzuziehen.

Saisonbereinigung zu finden. Dazu bedarf es eindeutig definierter Kriterien, die möglichst allgemein zu halten

sind. Einen umfassenden Überblick über mögliche Kriterien und die damit auftretenden Probleme bietet eine Arbeit von Fischer (1995), die von Eurostat initiiert wurde

Der wichtigste Mangel in der aktuellen Diskussion über Saisonbereinigungsverfahren ist nach Fischer (1995) die Vernachlässigung der methodologischen Sicht, und es überrascht, daß viele Ansätze keine präzise Antwort auf wichtige Fragen erlauben. Ein sinnvolles Entscheidungskriterium wäre nach Fischer ein Vergleich zwischen einem theoretisch abgeleiteten Schätzer für die Komponenten und einer empirischen Schätzung. Dieser Vergleich ist aber nur in modellgestützten Ansätzen möglich.

Weil Zeitreihen recht unterschiedlichen Bildungsgesetzen folgen⁹⁾ und empirische Kriterien immer nur sinnvoll in Zusammenhang mit den speziellen Eigenschaften einer Zeitreihe zu sehen sind, kann es kaum ein generell anerkanntes empirisches Kriterium geben. Die wichtigsten Kriterien müssen daher aus der Theorie und der praktischen Erfahrung von Experten in der Behandlung einer großen Zahl von Zeitreihen kommen.

Eurostat hat in einer umfassenden Studie fünf verschiedene Saisonbereinigungsverfahren anhand von über 80 Zeitreihen getestet. TRAMO/SEATS erwies sich dabei als die ausgefeilteste mathematisch-theoretische Methode und ist auch in empirischen Tests zumeist vorzuziehen.

Eurostat (Fischer, 1995) hat daher für die Festlegung auf ein Saisonbereinigungsverfahren fünf verschiedene Methoden¹⁰⁾ anhand von mehr als 80 Zeitreihen getestet. Als theoretische Entscheidungsgrundlage dienten folgende Kriterien:

- Die Methode sollte konsistent mit der in den Daten enthaltenen Information sein.
- Die Schätzmethode sollte annahmepadäquat sein.
- Jede Methode sollte folgende Information liefern: exakte Angaben für die Schätzung des Modells, präzise Definition der Komponenten, klares Schätzkonzept sowie Angaben über Optimierungskriterien.
- Statistische Werkzeuge sollten mitgeliefert werden, um einerseits angeben zu können, wann ein Verfahren unpassend ist, und um andererseits mögliche Probleme beheben zu können.

Da wie erwähnt nur eine Kombination von theoretischen Aspekten mit praktischen Erfahrungen zu einem sinnvollen Ergebnis führen kann, wurden von Eurostat auch Kriterien für einen empirischen Vergleich der Methoden erarbeitet:

- Angemessenheit des Modells in einem modellgestützten Ansatz,
- „Idempotenz“ — eine saisonbereinigte Reihe darf keinerlei Saisonmuster mehr enthalten,

⁷⁾ In einem modellgestützten Ansatz kann z. B. ein unpassender Modellansatz durch einen anderen besseren ersetzt werden.

⁸⁾ Ob im Zeitablauf eintretende Änderungen der Komponenten statistisch signifikant sind oder nicht kann deshalb nicht bestimmt werden.

⁹⁾ Zeitreihen können etwa eine unterschiedlich deutlich ausgeprägte Trendkomponente haben, die wiederum deterministisch oder stochastisch sein kann. Unterschiede kann es auch in Zyklizität und Saison geben. Diese können stabil oder instabil sein.

¹⁰⁾ DAINTIES, SABL, BVA, X-11, ARIMA, SEATS/TRAMO. Eine genaue Beschreibung dieser Verfahren bietet Fischer (1995).

- Orthogonalität zwischen der Saisonkomponente und der saisonbereinigten Reihe, d h es darf keinen Zusammenhang zwischen diesen geben,
- Variabilität der Saisonfigur (konstantes versus sich änderndes Saisonmuster),
- Differenzen zwischen der Jahressumme der Original- und der saisonbereinigten Reihe,
- Prognosefehler,
- Analyse der Zeitreihe an ihrem Ende,
- Stabilität der (Prognose-)Ergebnisse,
- Erkennen von Wendepunkten.

Diese empirischen Kriterien sind — wie auch *Fischer* (1995) betont — sicher nicht alle unumstritten¹¹⁾. Sie geben jedoch einen guten Querschnitt über Vergleiche von Saisonbereinigungsverfahren wieder¹²⁾, sodaß den von Eurostat gewonnen Erkenntnissen durchaus repräsentative Aussagekraft zugebilligt werden kann

Eurostat (*Fischer*, 1995) kommt zum Schluß, daß von den getesteten Verfahren TRAMO/SEATS die ausgefeilteste mathematisch-theoretische Methode ist Es liefert

- statistische Werkzeuge für die Beurteilung der Qualität der Saisonbereinigung,
- zusätzliche Informationen für den Benutzer (z. B. Fehler der Schätzer),
- die Basis für statistische Inferenz,
- Prognosen für die nächsten Perioden,
- eine weitaus geringere Gefahr für Über- oder Unteranpassung als Ad-hoc-Filter

Die empirischen Tests zeigten, daß TRAMO/SEATS

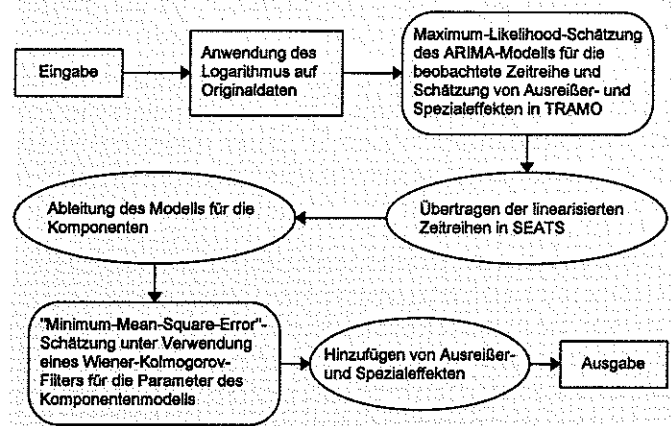
- adäquate Modelle für die meisten betrachteten Zeitreihen schätzen kann,
- besonders in bezug auf die „Idempotenz“ den anderen Verfahren überlegen ist,
- in der Erkennung von Wendepunkten keine schlechteren Ergebnisse liefert als die anderen Methoden und
- nach keinem der anderen Kriterien am schlechtesten abschneidet (in bezug auf die Stabilität etwa erreichte TRAMO/SEATS wohl nicht immer Spitzenwerte, jedoch hinreichend gute Ergebnisse).

Beschreibung von TRAMO/SEATS

TRAMO/SEATS ist ein ARIMA-modellgestütztes Saisonbereinigungsverfahren, das von *Maravall — Gomez* (1992, 1994) aufbauend auf einem Programm von *Burman* (1980)

Schematische Darstellung des Programmpakets TRAMO/SEATS

Abbildung 2



Q: *Fischer* (1995).

entwickelt wurde. Mit dem Programmpaket TRAMO (Time Series Regression with ARIMA Noise, Missing Observations, and Outliers) werden die Zeitreihen vorbehandelt (Abbildung 2), die eigentliche Komponentenerlegung erfolgt im Programm SEATS (Signal Extraction in ARIMA Time Series)

ARIMA-gestützte Ansätze zur Komponentenerlegung gehen — wie der Name sagt — von einem (saisonalen) ARIMA-Modell der betrachteten Zeitreihe aus. In der Praxis erweist sich jedoch ein reiner ARIMA-Ansatz vielfach

TRAMO/SEATS basiert auf einem ARIMA-modellgestützten Verfahren zur Saisonbereinigung. Für diese Ansätze wird zunächst ein Modell der beobachtbaren Zeitreihe identifiziert und daraus Modelle für die einzelnen Komponenten (Trend, Saison, irreguläre Komponente) abgeleitet, die kompatibel mit dem Globalmodell sind.

als zu restriktiv Sinnvoller scheint es davon auszugehen, daß sich eine Zeitreihe aus einem reinen ARIMA-Modell und einer parametrischen Funktion zusammensetzt. Letztere umfaßt fixe Einflußfaktoren, die zur Erklärung der Zeitreihe einen wesentlichen Beitrag leisten können Solche Faktoren sind z. B. fiskalische Maßnahmen, Interventionen der Wirtschaftspolitik, Streiks, Kalendereffekte u a

Die Zeitreihe wird nur dann zufriedenstellend abgebildet werden, wenn sowohl diese deterministischen Faktoren als auch das verbleibende stochastische Element bei der Modellierung berücksichtigt werden Das Programmpaket TRAMO verknüpft einen ökonometrischen mit einem zeitreihentheoretischen Ansatz¹³⁾ und bietet so gute Voraussetzungen dafür, den genannten Anforderungen gerecht zu werden. Es erlaubt die Berücksichtigung von „Regres-

¹¹⁾ So ist z B die Annahme, daß die Summe der saisonbereinigten Reihe für ein Kalenderjahr identisch mit der Summe der Originalreihe sein soll auf dem ersten Blick eine ökonomisch sinnvolle Beschränkung Erreicht werden kann diese Beschränkung durch Zugrundelegen eines deterministischen Saisonmusters. Im Fall einer sich ändernden Saisonalität ergeben sich jedoch stochastische Abweichungen (*Hillmer — Tiao* 1982 *Thury — Wüger* 1992B *Maravall* 1993) SEATS bietet eine Möglichkeit automatisch Korrekturfaktoren zu berechnen

¹²⁾ Einen sehr ähnlichen Kriterienkatalog verwenden z B *den Butter — Mourik* (1990) Sie vergleichen strukturelle Zeitreihenmodelle mit Census X-11

¹³⁾ Ökonometrische Ansätze versuchen den Einfluß der „unabhängigen“ Variablen auf die zu erklärende Größe zu erfassen Die Existenz einer Zufallskomponente wird zwar prinzipiell anerkannt, aber mögliche daraus resultierende Schwierigkeiten werden durch relativ strikte Annahmen verharmlost Zeitreihenanalysen wiederum konzentrieren sich ausschließlich auf die Modellierung dieser Zufallskomponente

sionsvariablen“ bei der Schätzung des ARIMA-Modells. Speziell vorgefertigt bietet TRAMO eine Ausreißerbereinigung und die Berücksichtigung von Kalendereffekten (Verkaufstags- und Ostereffekte).

Durch die Ausreißerbeseitigung sollen Unregelmäßigkeiten in Zeitreihen, die entweder durch Verhaltensänderungen der Wirtschaftssubjekte¹⁴⁾ hervorgerufen werden oder auch rein statistischer Natur sind¹⁵⁾, beseitigt werden. Die spezielle Berücksichtigung von Kalendereffekten ist erforderlich, weil ökonomische Zeitreihen z. B. von der Länge der Monate, der ungleichen Verteilung der Wochentage in einem Monat, der Lage und Zahl der Feiertage usw. wesentlich beeinflusst werden können. Ausreißer- und Kalendereffekte in ökonomischen Zeitreihen sind oft Ursache falsch identifizierter und/oder schlecht geschätzter ökonomischer Modelle und in der Folge schlechter Prognosen und Saisonbereinigungen (Thury — Wüger, 1992A, 1992B).

TRAMO unterscheidet vier¹⁶⁾ Arten von Ausreißern, die entweder vorgegeben oder vom Programm automatisch aufgespürt werden können:

- Niveaushiftungen (Verschiebungen im Mittelwert einer Zeitreihe),
- additive Ausreißer (Ausreißer an einem einzigen Datenpunkt),
- temporäre Änderungen (Ereignisse, deren Effekte gemäß einem Dämpfungsfaktor abklingen),
- Ausreißer in den Innovationen (Ausreißer im Störterm des ARIMA-Modells)

ARIMA-modellgestützte Ansätze zur Komponentenerlegung gehen von einem saisonalen ARIMA-Modell der betrachteten Zeitreihe aus. Dieser Ansatz erweist sich in der Praxis vielfach als zu restriktiv, da sich Zeitreihen meist aus einer parametrischen Funktion und einem reinen ARIMA-Modell zusammensetzen. Deshalb werden die Zeitreihen in TRAMO zunächst um Sondereffekte bereinigt, um eine adäquate Ausgangsbasis für die Komponentenerlegung zu erhalten.

Zur automatischen Suche nach Ausreißern (Chen — Liu, 1993) werden in TRAMO zunächst die Regressionsparameter mit der Methode der kleinsten Quadrate initialisiert. Danach werden die autoregressiven (AR) und die Moving-Average-Modellparameter (MA) geschätzt. Mit Hilfe des „Kalman-Filters“¹⁷⁾ werden die Residuen errechnet und die Parameter neu geschätzt. Für jede Beobachtung wird ge-

testet, ob sie ein Ausreißer des genannten Typs ist¹⁸⁾. Ausreißer werden einzeln entfernt und neue Modellparameter geschätzt. Wenn diese erste Sequenz beendet ist, wird eine multiple Regression durchgeführt und, falls Ausreißer entfernt wurden, kehrt das Programm zur ersten Sequenz zurück und iteriert solange, bis in der multiplen Regression kein Ausreißer mehr gefunden wird. Der Vorteil dieses Ansatzes liegt darin, daß die Ausreißereffekte simultan mit Hilfe multipler Regressionen erfaßt werden und die Modellparameter gemeinsam mit den Ausreißereffekten geschätzt werden.

Die Kalenderkomponenten werden in TRAMO mit Hilfe von Regressionen geschätzt. Zur Erfassung des Verkaufstags-effekts dienen die Zahl der einzelnen Wochentage und der Feiertage sowie die Monatslänge als Regressoren¹⁹⁾. Der Ostereffekt, d. h. der Einfluß der unterschiedlichen Lage von Ostern (Ostern fällt entweder in den März oder in den April und beeinflusst z. B. die Umsatzentwicklung des Einzelhandels in diesen beiden Monaten), wird ebenfalls regressionstechnisch erfaßt; dabei wird davon ausgegangen, daß in einer — vom Benutzer vorgegebenen — bestimmten Frist vor Ostern die Umsätze erhöht sind.

Die in TRAMO vorbehandelten Zeitreihen bilden in der Regel die Ausgangsbasis für die eigentliche Komponentenerlegung in SEATS. Die Komponenten werden theoretisch abgeleitet und empirisch geschätzt. Der Vergleich von theoretischer und geschätzter Komponente ermöglicht eine Diagnose. Weiters bietet SEATS ein Reihe von analytischen Werkzeugen als Basis für statistisch gesicherte Schlußfolgerungen an.

Mit der Möglichkeit der Beseitigung von deterministischen Einflüssen — einerseits durch vorgefertigte Prozeduren (Ausreißer- und Kalenderbereinigung), andererseits durch Berücksichtigung selbst definierter Regressionsvariablen — schafft TRAMO die Voraussetzung für ein adäquates ARIMA-gestütztes Saisonbereinigungsverfahren. Nach Ausschaltung aller deterministischen Einflußfaktoren einer Zeitreihe bleibt nur die stochastische Komponente übrig; sie kann durch einen ARIMA-Ansatz, der — wie eingangs erwähnt — speziell für die Modellierung solcher Komponenten geschaffen wurde, adäquat abgebildet werden²⁰⁾. Für die Schätzung des ARIMA-Modells bietet TRAMO eine automatische Modellidentifikation an²¹⁾. Diese mit TRAMO vorbehandelte Zeitreihe dient als Ausgangspunkt für die Komponentenerlegung²²⁾ in SEATS.

Bei der Komponentenerlegung einer beobachteten Zeitreihe x_t geht man davon aus, daß sich diese als Summe

¹⁴⁾ So kann z. B. die Ankündigung einer Mehrwertsteuererhöhung Vorkäufe vor Inkrafttreten der Maßnahme und ähnlich hohe Kaufausfälle im Jahr der Erhöhung auslösen oder aber bleibende Effekte erzeugen.

¹⁵⁾ Datenfehler, Umstellungen in der statistischen Basis.

¹⁶⁾ In der neuesten Version des Softwarepakets werden bei der Komponentenerlegung keine Ausreißer in den Innovationen mehr berücksichtigt.

¹⁷⁾ Die Kalman-Filtertechnik ist eine rekursive Schätzung von Parametern. Die Schätzung des Parameters im Zeitpunkt t kann aus der Schätzung des Parameters bis zum Zeitpunkt $t-1$ und den Beobachtungen der erklärenden Variablen im Zeitpunkt t gewonnen werden.

¹⁸⁾ Dazu werden für jeden Beobachtungszeitpunkt vier Teststatistiken (eine für jeden Ausreißertyp) berechnet und der jeweils größte Wert mit einem vorgegebenen kritischen Wert verglichen.

¹⁹⁾ Der Verkaufstags-effekt wird durch einen deterministischen Ansatz approximiert (Hillmer — Bell — Tiao, 1985).

²⁰⁾ Mit einem Interpolationsprogramm können in TRAMO auch Lücken in den Datenreihen beseitigt werden.

²¹⁾ Diese erfolgt zweistufig. Die erste Stufe umfaßt den deterministischen (nichtstationären) Teil, die zweite den stationären.

²²⁾ TRAMO erübrigt sich, wenn das optimale ARIMA-Modell einer Zeitreihe bekannt ist.

der Teilkomponenten x_{it} (z. B. Trend-, Saison-, irreguläre Komponente) darstellen läßt²³⁾:

$$(1) \quad x_t = \sum_i x_{it}$$

In SEATS wird unterstellt, daß diese Komponenten voneinander unabhängig sind

In ARIMA-modellgestützte Verfahren zur Komponentenzerlegung leitet man Modelle für die einzelnen Komponenten x_{it} ab:

$$(2) \quad \Phi_i(B) x_{it} = \theta_i(B) a_{it}$$

B bezeichnet in (2) den Lag-Operator ($B x_t = x_{t-1}$), a_{it} wechselseitig unabhängige White-Noise-Prozesse, die normalverteilt sind mit Mittelwert 0 und Varianz σ_i^2 , Φ_i die (autoregressiven) AR-Polynome und θ_i die (Moving-Average) MA-Polynome. Die Polynome $\Phi_i(B)$ und $\Phi_j(B)$ haben für $i \neq j$ laut Annahme keine gemeinsamen Wurzeln. Wie man durch Einsetzen von (2) in (1) zeigen kann, ist die Annahme, daß die Komponentenmodelle vom Typ eines ARIMA-Modells²⁴⁾ sind, nur dann erfüllt, wenn die beobachtete Zeitreihe einem ARIMA-Modell der Form (3) folgt:

$$(3) \quad \Phi(B) x_t = \theta(B) a_t$$

Wären die Polynome in (2) bekannt, so könnte man mit „Signalextraktionsverfahren“ (Whittle, 1963, Cleveland — Tiao, 1976, Thury, 1985) Schätzungen für die Komponenten x_{it} erhalten. Da diese nicht bekannt sind, ist es nicht möglich, die Komponenten direkt zu schätzen. Man kann jedoch das ARIMA-Modell für die beobachtete Zeitreihe schätzen²⁵⁾ und diese Schätzung für die Herleitung der Komponentenmodelle verwenden.

Dazu sind zunächst Annahmen über die Komponenten nötig (hier Trend und Saison). SEATS geht Hillmer — Tiao (1982) folgend von einem stochastischen Trend- und Saisonmodell aus.

Selbst diese Annahmen über den Trend und die Saisonkomponente sowie die Information aus dem ARIMA-Modell der Originalreihe reichen nicht aus, ein eindeutiges Modell für die Komponenten (Trend-, Saison- und irreguläre Komponente) sicherzustellen. Eine zusätzliche Annahme ist erforderlich:

Es scheint plausibel, so viel Variabilität wie möglich aus der Trend- und Saisonkomponente herauszufiltern. Deshalb legt SEATS eine „kanonische“ Zerlegung²⁶⁾ zugrunde, die die Varianz der irregulären Komponente maximiert und die der zwei anderen Komponenten minimiert²⁷⁾. Sie hat attraktive Eigenschaften:

— Sie ist eindeutig, d. h. jede zulässige Zerlegung kann aufgefaßt werden als Summe der kanonischen Zerlegung und eines White-Noise-Prozesses

— Wenn eine zulässige Zerlegung existiert, existiert auch eine kanonische Zerlegung.

— Sie macht die Trend- und Saisonkomponente so stabil wie möglich, bei gleichzeitiger Konsistenz mit der in den Daten enthaltenen Information.

— Sie minimiert den Schätzfehler der Komponenten.

Die Schätzung der Komponenten mit Signalextraktionsverfahren erfolgt in SEATS durch Anwendung eines „optimalen“ Schätzers²⁸⁾, der auf einem „Wiener-Kolmogorov-Filter“ aufbaut. Dieser Filter ist symmetrisch und zentriert, konvergiert in beiden Richtungen und paßt sich an die Reihen an. Die Symmetrie macht Prognosen für die Anfangs- und Endwerte nötig; trotzdem sind die Stabilitätseigenschaften der mit SEATS geschätzten Saisonkomponenten hinreichend gut (Fischer, 1995). Die Prognosen werden auf der Basis der geschätzten ARIMA-Modelle erstellt.

Schließlich werden die in TRAMO gefundenen Ausreißer²⁹⁾ und Spezialeffekte wieder hinzugefügt, um die endgültigen Schätzergebnisse zu erhalten (Abbildung 2).

Empirische Ergebnisse

Um das Programmpaket TRAMO/SEATS in der Praxis vorzustellen und seine Vorzüge gegenüber dem bisher verwendeten X-11-Verfahren zu demonstrieren, werden im folgenden Zeitreihen der realen Einzelhandelsumsätze

Das Programmpaket TRAMO/SEATS liefert, wie die Anwendung auf die Zeitreihen der Einzelhandelsumsätze und der Konsumausgaben zeigt, adäquate Modelle zur Erklärung dieser Daten. Die in diesen Zeitreihen georteten Ausreißer decken sich mit den erwarteten Auswirkungen von fiskalischen Maßnahmen und Umstellungen in der statistischen Basis. Theoretisch abgeleitete und empirisch geschätzte Komponenten stimmen sehr gut überein. Die Schwankungen der Veränderungsraten sind in den mit TRAMO/SEATS saisonbereinigten Reihen wesentlich geringer als in den mit X-11 bereinigten. Die Dateninterpretation wird damit erleichtert.

und des realen privaten Konsums mit der Software von Maravall und Gomez analysiert und in die nicht beobachtbaren Komponenten zerlegt. Die Auswahl gerade dieser Zeitreihen hat mehrere Gründe:

— Zunächst sollten Reihen mit unterschiedlicher Periodizität betrachtet werden. Die Einzelhandelsumsätze lie-

²³⁾ Eine multiplikative Zerlegung läßt sich in eine additive durch Anwendung von Logarithmen überführen.

²⁴⁾ Die Ordnung der ARIMA-Modelle wird in SEATS begrenzt (Maravall, 1993, Fischer, 1995): Die gewöhnlichen AR- und MA-Terme haben Ordnung ≤ 3 die saisonalen ≤ 2 . Die endgültige Ordnung wird mit Hilfe eines Informationskriteriums festgelegt; dabei wird besonders darauf geachtet ein „sparsames“ und „ausbalanciertes Modell“ zu erhalten (d. h. ähnliche AR- und MA-Ordnungen; Maravall — Gomez 1994).

²⁵⁾ Das Programmpaket TRAMO/SEATS bietet spezielle Schutzmechanismen gegen Über- und Unterdifferenzieren an (Maravall — Gomez 1994).

²⁶⁾ „Kanonisch“ bedeutet, daß die Komponenten (ausgenommen die irreguläre) frei von „Noise“ sind und impliziert, daß kein additiver „White Noise“ aus ihnen (ausgenommen der irregulären) extrahiert werden kann.

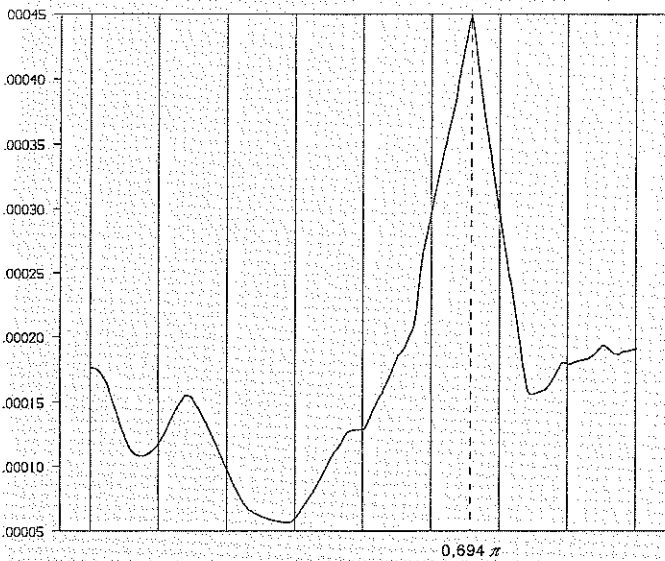
²⁷⁾ In SEATS sind alle Komponenten außer der irregulären kanonisch. Außerdem wird sowohl dem Trend als auch der saisonbereinigten Reihe Augenmerk geschenkt. In der Literatur (Fischer 1995) wird ja diskutiert, welche dieser beiden Reihen sinnvollerweise betrachtet werden sollte.

²⁸⁾ Eines „Minimum-Mean-Squared-Error-Schätzers“ (MMSE) der Komponenten (Whittle 1963, Cleveland — Tiao 1976).

²⁹⁾ Niveaueverschiebungen werden der Trendkomponente zugeschlagen, die übrigen Ausreißer der irregulären Komponente.

Spektrum der Restkomponente der Einzelhandelsumsätze

Abbildung 3



Weist das Spektrum einer monatlichen Zeitreihe nach Ausschaltung von Trend-, Konjunktur- und Saisoneinflüssen im Frequenzbereich $0,694 \pi$ (7-Tage-Periode) eine deutliche Spitze auf, so hat die Wochentagszusammensetzung einen nicht zu unterschätzenden Einfluß auf diese Zeitreihe.

gen monatlich, die Ausgaben für den privaten Konsum quartalsweise vor

- Außerdem bieten diese beiden Reihen gute Voraussetzungen für die Anwendung von TRAMO und SEATS: Die Einzelhandelsumsätze weisen bekanntlich nicht nur Konjunktur- und Saisonschwankungen, sondern auch ein deutliches Wochenprofil auf. Die Wochentagszusammensetzung der einzelnen Monate dürfte daher die Umsatzentwicklung erheblich beeinflussen. Um dies zu testen (Kohlmüller, 1987, Strohm, 1986, Cleveland — Devlin, 1982), bereinigt man die Einzelhandelsumsätze um Trend-, Konjunktur- und Saisoneinflüsse und schätzt das Spektrum der Restkomponente dieser monatlichen Zeitreihe. Ist im Frequenzbereich von $0,694 \pi$ (7-Tage-Periode) eine deutliche Spitze festzustellen, werden die Einzelhandelsumsätze von der Wochentagszusammensetzung signifikant beeinflusst. Wie aus Abbildung 3 ersichtlich, ist dies der Fall

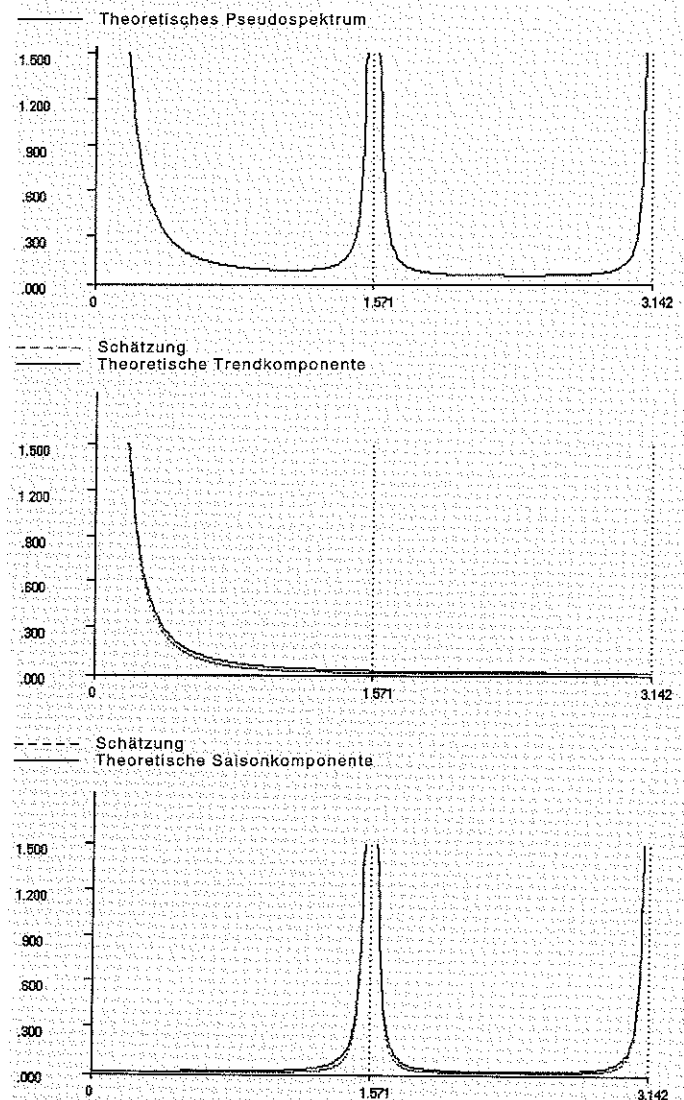
- Die unterschiedliche Lage von Ostern beeinflusst die Umsatzentwicklung des Einzelhandels im März und April und die Konsumausgaben im I und II Quartal. Die Berücksichtigung des Ostereffekts scheint daher für diese beiden Zeitreihen angebracht, um ein unverzerrtes Modell für die Komponentenerlegung zu finden

- Fiskalpolitische Maßnahmen wie z. B. Mehrwertsteuererhöhungen (Puwein — Stankovsky — Wüger, 1984, Thury, 1988, Thury — Wüger, 1992B) und notwendige Umstellungen in der statistischen Basis erzeugten in der Vergangenheit zum Teil Ausreißer in den Zeitreihen der Konsumausgaben und der Einzelhandelsumsätze, die bei der Modellierung berücksichtigt werden müssen.

TRAMO bietet wie erwähnt sowohl für den Verkaufstag als auch den Ostereffekt sowie die Erfassung und Bereini-

Theoretisches und geschätztes Pseudospektrum des privaten Konsums

Abbildung 4



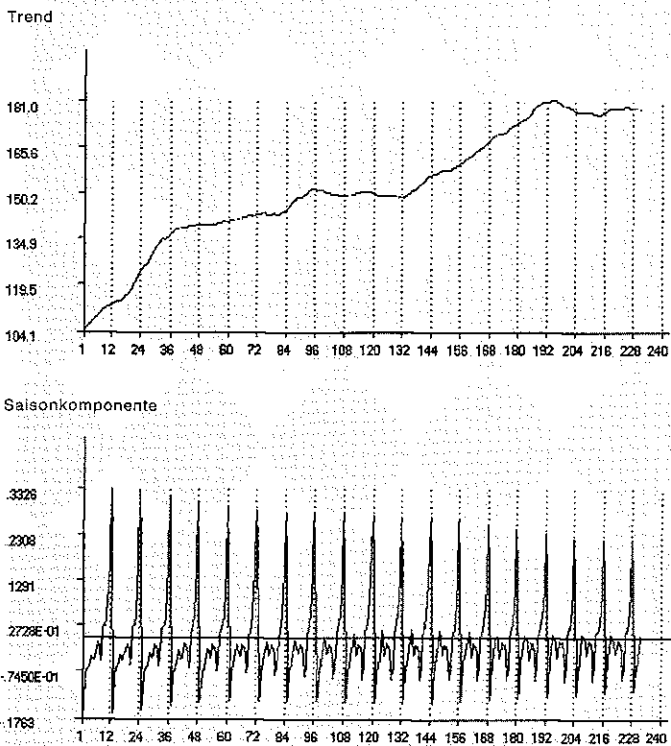
Das theoretische Pseudospektrum zeigt Ausschläge an der Trendfrequenz (0) und an den Saisonfrequenzen (1,57, 3,14). Die Konsumausgaben unterliegen also Trend- und Saisoneinflüssen. Theoretische und geschätzte Trend- und Saisonkomponenten stimmen sehr gut überein.

gung von Ausreißern vorgefertigte Prozeduren, sodaß diese Faktoren bei der Komponentenerlegung der beiden Reihen leicht berücksichtigt werden können.

Wie aus den Übersichten 1 und 2 hervorgeht, gelang es mit Hilfe von TRAMO, ein adäquates ARIMA-Modell für die Erklärung der Einzelhandelsumsätze und der Konsumausgaben zu finden. Die Ljung-Box- und Box-Pierce-Tests sowie die Durbin-Watson-Statistik zeigen, daß die Modelle wohlspezifiziert sind; die Residuen folgen einer Normalverteilung. Die Koeffizienten der Variablen sind mit Ausnahme einzelner Verkaufstagsvariablen, für die Multikollinearität erwartungsgemäß (Hillmer — Bell — Tiao, 1985) nicht ganz ausgeschaltet werden konnte, statistisch sehr gut abgesichert. Die aufgefundenen Ausreißer decken sich gut mit fiskalischen Maßnahmen (Mehrwertsteuererhöhungen) und bekannten statistischen Umstellungen

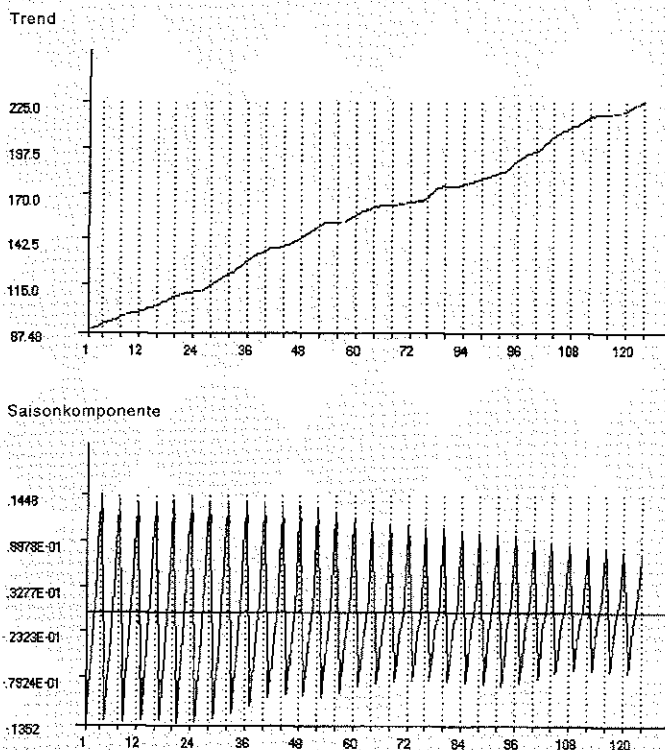
Trend- und Saisonkomponente der realen Einzelhandelsumsätze
 Jänner 1976 bis März 1995 (231 Beobachtungen)

Abbildung 5



Trend- und Saisonkomponente der realen Konsumausgaben
 I. Quartal 1964 bis IV. Quartal 1994 (124 Beobachtungen)

Abbildung 6



Der mit TRAMO/SEATS herausgefilterte Trend der realen Einzelhandelsumsätze verläuft im Beobachtungszeitraum keineswegs linear. Er enthält also auch zyklische Einflüsse. Die mit TRAMO/SEATS isolierte Saisonkomponente nimmt mit der Zeit deutlich ab. Diese Tendenz geht auf das steigende Wohlstandsniveau in Österreich zurück.

Die mit TRAMO identifizierten Modelle sind der Ausgangspunkt für die Komponentenzerlegung in SEATS. Das in der Abbildung 4 wiedergegebene Pseudospektrum zeigt Ausschläge an der Trend- (Frequenz 0) und der Saisonfre-

Ein ARIMA-Modell der realen Einzelhandelsumsätze unter Berücksichtigung von Verkaufstag-, Oster- und Ausreißereffekten Übersicht 1

$$\begin{aligned}
 (1 - B) (1 - B^{12}) \ln EH_t = & \frac{0,033}{(0,005)} (1 - B) (1 - B^{12}) OD_t + \frac{0,003}{(0,002)} (1 - B) (1 - B^{12}) T_{1,t} + \frac{0,006}{(0,003)} (1 - B) (1 - B^{12}) T_{2,t} - \\
 & \frac{0,0003}{(0,002)} (1 - B) (1 - B^{12}) T_{3,t} + \frac{0,014}{(0,002)} (1 - B) (1 - B^{12}) T_{4,t} + \frac{0,005}{(0,002)} (1 - B) (1 - B^{12}) T_{5,t} - \\
 & \frac{0,008}{(0,003)} (1 - B) (1 - B^{12}) T_{6,t} + \frac{0,045}{(0,008)} (1 - B) (1 - B^{12}) T_{7,t} - \frac{0,162}{(0,015)} (1 - B) (1 - B^{12}) A_1 + \\
 & \frac{0,096}{(0,017)} (1 - B) (1 - B^{12}) A_2 - \frac{0,073}{(0,017)} (1 - B) (1 - B^{12}) A_3 + \frac{0,063}{(0,016)} (1 - B) (1 - B^{12}) A_4 + \\
 & \frac{(1 - 0,568 B) (1 - 0,464 B^{12})}{(0,060) \quad (0,063)} a_t
 \end{aligned}$$

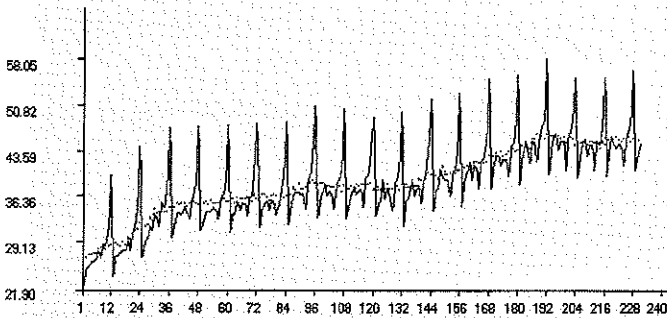
SE = 0,020 DW = 2,10 Ljung-Box Statistik = 14,19 Pierce-Statistik = 1,18

B Lag-Operator: $B^k y_t = y_{t-k}$, EH Index der Einzelhandelsumsätze, OD Dummy für den Ostereffekt, \ln natürlicher Logarithmus, A_1 Ausreißer im Jänner 1978 (Einführung des 3. Mehrwertsteuersatzes), A_2 Ausreißer im Dezember 1983 (Ankündigung der Mehrwertsteuererhöhung), A_3 Ausreißer im Jänner 1984 (Mehrwertsteuererhöhung), A_4 Ausreißer im Jänner 1991 (statistische Umstellung), kursive Zahlen in Klammern Standardfehler
 $T_{1,t}$ Zahl der Montage minus Zahl der Sonntage im Monat t ,

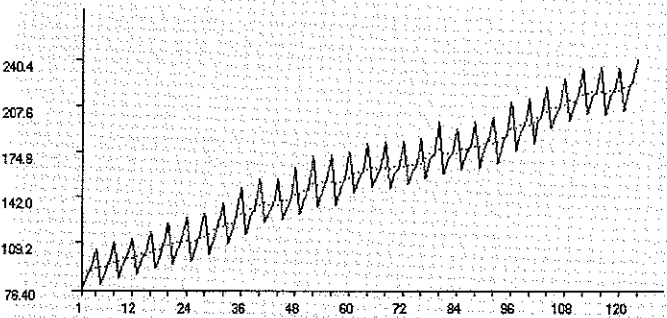
$T_{6,t}$ Zahl der Samstage minus Zahl der Sonntage im Monat t ,
 $T_{7,t}$ Zahl der Tage im Monat t

**Originalreihe und mit TRAMO/SEATS
saisonbereinigte Reihen** *Abbildung 7*

Einzelhandelsumsätze, real
Jänner 1976 bis März 1995 (231 Beobachtungen)



Konsumausgaben, real
I. Quartal 1964 bis IV. Quartal 1994 (124 Beobachtungen)



----- Saisonbereinigte Reihe
----- Originalreihe

**Die mit TRAMO/SEATS saisonbereinigten Reihen verlaufen relativ glatt;
die Dateninterpretation wird damit erleichtert.**

quenz (1,57 bzw. $\pi/2$ und Vielfache davon für Quartalsreihen), d. h. die Reihe des realen privaten Konsums unterliegt einem starken Trend- und Saisoneinfluß. Wie aus Abbildung 4 ersichtlich, stimmen die empirisch geschätzten Komponenten mit den theoretischen sehr gut überein. Ähnliches gilt für die Einzelhandelsumsätze.

Die Zeitreihen der realen Einzelhandelsumsätze und der realen Ausgaben für den privaten Konsum weisen keinen stabilen Trend bzw. kein deterministisches Saisonmuster auf. Der errechnete nicht deterministische Trend und die Saisonkomponente sind den Abbildungen 5 und 6 zu entnehmen. Die Saisonkomponente wird im Zeitablauf deutlich schwächer. Diese geringeren Saisonausschläge in den Einzelhandelsumsätzen und den Konsumausgaben

dürften hauptsächlich mit dem steigenden Wohlstandsniveau in Österreich sowie der zunehmenden Streuung der Auszahlung von Urlaubs- und Weihnachtsgeld zusammenhängen.

Abbildung 7 gibt die Originalreihen und die mit TRAMO/SEATS saisonbereinigten Reihen wieder. Letztere verlaufen recht glatt. Werden diese Zeitreihen mit dem X-11-Verfahren saisonbereinigt, so sind die Schwankungen wesentlich höher: gemessen an den Standardabweichungen der Veränderungsraten für den Einzelhandel mehr als dreimal, für den privaten Konsum knapp zweimal so hoch wie nach der Saisonbereinigung mit TRAMO/SEATS. Die größere Glätte der mit TRAMO/SEATS bereinigten Reihen hat viele Ursachen, etwa die Anwendung geeigneter Filter oder die adäquate Bereinigung von Sondereffekten³⁰. Diese Faktoren erleichtern dem Benutzer die Beurteilung der aktuellen Wirtschaftsentwicklung gegenüber dem zuvor verwendeten Census X-11.

Schlußbemerkungen

Nach *Bell — Hillmer* (1984) sollte eine Saisonbereinigung die Daten so vereinfachen, daß sie von statistisch weniger geschulten Benutzern leichter interpretiert werden können; dabei dürfe jedoch keine wichtige Information verlorengehen.

Modellgestützte Verfahren haben gegenüber Ad-hoc-Filtern den Vorteil, daß nicht alle Zeitreihen durch einen einheitlich vorgegebenen Blickwinkel betrachtet werden, sondern die in den Daten enthaltene Information für die notwendige Feinabstimmung an die jeweilige Zeitreihe genutzt werden kann. Voraussetzung dafür ist allerdings, daß es gelingt, ein adäquates Modell zu identifizieren.

Das Programmpaket TRAMO/SEATS liefert gute Voraussetzungen dafür. Es ermöglicht, eine Zeitreihe durch die kombinierte Schätzung von ARIMA-Ansätzen sowie Ausreißer- und Spezialeffekten zu modellieren, und bietet Schutz gegen Über- und Unterdifferenzieren. Außerdem können u. a. die theoretisch aus dem Modell abgeleiteten Komponenten mit den empirischen Schätzern verglichen werden, sodaß eine Diagnose möglich wird. Die Software bietet weiters eine Reihe von analytischen Werkzeugen, die die Basis für statistisch gesicherte Schlußfolgerungen bilden. Die bisherigen empirischen Erfahrungen und die Testergebnisse von Eurostat legen nahe, diesen An-

Ein ARIMA-Modell der Konsumausgaben nach Herausfiltern von Oster- und Ausreißereffekten *Übersicht 2*

$$(1 - 0,855 B) (1 - B^4) \ln C_t = 0,031 + (1 - 0,286 B) (1 - 0,383 B^4) a_t$$

(0,075) (0,004) (0,127) (0,100)

SE = 0,016 DW = 1,97 Ljung-Box-Statistik = 11,29 Pierce-Statistik = 0,49

B: Lag-Operator: $B^k y_t = y_{t-k}$, C: Konsumausgaben, real, ln: natürlicher Logarithmus; kursive Zahlen in Klammern: Standardfehler.

³⁰) Auch in X-11 werden — allerdings etwas rudimentär — Ausreißer- und Kalendereinigungen vorgenommen.

satz auch in Österreich zur Saisonbereinigung zu verwenden

Literaturhinweise

- Bell** W R, Hillmer, S C „Issues Involved with the Seasonal Adjustment of Economic Time Series“ *Journal of Business and Economic Statistics* 1984 (2)
- Box** G E P, Hillmer S C, Tiao G C „Analysis and Modeling of Seasonal Time Series“ in Zellner A (Hrsg.) *Seasonal Analysis of Economic Time Series* U.S. Department of Commerce Bureau of the Census Washington D.C. 1978
- Box**, G. E P, Jenkins G M, *Time Series Analysis: Forecasting and Control* Holden Day San Francisco 1970
- Burman** J P „Seasonal Adjustment by Signal Extraction“ *Journal of the Royal Statistical Society A* 1980 143
- Canova** F „Detrending and Business Cycle Facts“ *European University Institute Working Paper Eco* 1991 (58)
- Chen** C., Liu L. M. „Joint Estimation of Model Parameters and Outlier Effects in Time Series“ *Journal of the American Statistical Association* 1993 (88)
- Cleveland** W S, Devlin S J „Calendar Effects in Monthly Time Series: Modeling and Adjustment“ *Journal of the American Statistical Association* 1982 77 (379)
- Cleveland** W P, Tiao G C „Decomposition of Seasonal Time Series: A Model for the X-11 Program“ *Journal of the American Statistical Association* 1976 71(335)
- Cogley** T „Spurious Business Cycle Phenomena in HP Filtered Time Series“ *University of Washington Washington D.C. 1990 (mimeo)*
- Cogley** T, Nason J. M. „Effects of the Hodrick-Prescott Filter on Trend and Difference Stationary Time Series: Implications for Business Cycle Research“ *Journal of Economic Dynamics and Control* 1995 19
- den Butter** F A G, Mourik, T J J. „Seasonal Adjustment Using Structural Time Series Models: An Application and a Comparison with the Census X-11 Method“ *Journal of Business & Economic Statistics* 1990 (8)
- Engle** R F „Estimating Structural Models of Seasonality“ in Zellner A (Hrsg.) *Seasonal Analysis of Economic Time Series*, U.S. Department of Commerce Bureau of the Census Washington D.C. 1978
- Fischer** B „Decomposition of Time Series: Comparing Different Methods in Theory and Practice“ *Eurostat Luxembourg* 1995
- Gersch** W, Kitagawa G „The Prediction of Time Series with Trend and Seasonalities“ *Journal of Business and Economic Statistics* 1983 (1)
- Harvey** A C *Forecasting, Structural Time Series Models and the Kalman Filter* Cambridge University Press Cambridge 1989
- Harvey**, A C, Jäger A „Detrending Stylised Facts and the Business Cycle“ *STICERD London School of Economics Discussion Paper EM/91/ 1991 (230)*
- Harvey** A. C, Todd P. H. J., „Forecasting Economic Time Series with Structural and Box-Jenkins Models: A Case Study“ *Journal of Business and Economic Statistics* 1983 (1)
- Hillmer** S C, Bell W, Tiao G C „Modeling Consideration in the Seasonal Adjustment of Economic Time Series“ *Scientific Computing Associates Working Paper* 1985 (112)
- Hillmer** S C, Tiao G C „An ARIMA-Model Based Approach to Seasonal Adjustment“ *Journal of the American Statistical Association* 1982 (77)
- Hodrick** R, Prescott, E. C. „Post-War U.S. Business Cycles: An Empirical Investigation“ *Carnegie Mellon University* 1980 (mimeo)
- Jäger**, A „Mechanical Detrending by Hodrick-Prescott Filtering: A Note“ *Empirical Economics* 1994 (19)
- King** R G, Rebelo, S. T. „Low Frequency Filtering and Real Business Cycles“ *Journal of Economic Dynamics and Control* 1993 (17)
- Kohlmüller** G „Analyse von Zeitreihen mit Kalenderunregelmäßigkeiten“ *Quantitative Ökonomie* 1987 (2)
- Maravall** A „Unobserved Components in Economic Time Series“ *European University Institute Florenz, 1993 EUI Working Paper Eco. (93/34)* erscheint demnächst in Pesaran H, Schmidt P, Wickens M (Hrsg.) *The Handbook of Applied Econometrics* Vol 1 Basil Blackwell Oxford
- Maravall** A, Gomez V „Time Series Regression with ARIMA Noise and Missing Observations Program TRAM“ *European University Institute Florenz EUI Working Paper Eco* 1992 (92/81)
- Maravall** A, Gomez V „The Program SEATS Signal Extraction in ARIMA Time Series Instruction for the User“ *European University Institute Florenz EUI Working Paper ECO* 1994 (94/28)
- Maravall** A, Pierce, D A „A Prototypical Seasonal Adjustment Model“ *Journal of Time Series Analysis* 1987 3
- Miron** J A „Seasonal Fluctuations and the Life Cycle-Permanent Income Model of Consumption“ *Journal of Political Economy* 1986 (94)
- Nerlove** M, Grether D M, Carvalho J. L. *Analysis of Economic Time Series: A Synthesis* Academic Press New York 1979
- Prescott** E. C. „Theory Ahead of Business-Cycle Measurement“ *Carnegie-Rochester Conference Series on Public Policy* 1986 (25)
- Puwein**, W, Stankovsky, J, Wüger M „Vorziehkäufe im Jahr 1983“ *WIFO-Monatsberichte* 1984 57(4)
- Schlittgen** R, Streitberg B H J. *Zeitreihenanalyse* München Wien 1991
- Shiskin**, J, Young, A H, Musgrave J C. „The X-11 Variant of the Census Method II Seasonal Adjustment Programm“, U.S. Department of Commerce Bureau of the Census Technical Paper 1967 (15)
- Strohm** W „Zur Frage der Kalenderbereinigung von Zeitreihen“ *Wirtschaft und Statistik* 1986 (6)
- Thury** G „Seasonal Adjustment by Signal Extraction“ *Empirica* 1985 12(2)
- Thury** G „Intervention Analysis of Consumer Expenditure in Austria“ *Empirica* 1988 15(2)
- Thury** G, Wüger M (1992A), „Outlier Detection and Adjustment: An Empirical Analysis for Austrian Data“ *Empirica* 1992 19(1)
- Thury** G, Wüger M (1992B) „Bereinigung von Ausreißern und Kalendereffekten und Saisonbereinigung von ökonomischen Zeitreihen“ *WIFO-Monatsberichte* 1992 65(9)
- Whittle** P *Predictions and Regulations by Linear Least-Squares Method* Van Nostrand Princeton 1963

WIFO's New Seasonal Adjustment Procedure

Summary

Economic time series are submitted to seasonal adjustment procedures in order to facilitate the analysis of the data. Originally, deterministic approaches were adopted for the non-observable components like trend, seasonal factors, etc. Later on, they were replaced by the calculation of moving averages. Best known are „Census X-11“ for seasonal and „HP filter“ for trend adjustment.

The advantage of such ad-hoc filters lies in their easy applicability, their disadvantage is that „they take a look at the world from a particular perspective“, with possibly far-reaching negative consequences. Also, the lack of a statistical model detracts from a meaningful application of ad-hoc filters.

In order to eliminate the problems attached to ad-hoc filters, new ways of estimating the non-observable components have been developed over the last 15 years. With the ARIMA model-based approaches, one first identifies a model of the observable time series and then derives from it models for the particular non-observable components (trend, season, irregular component) which are compatible with the global model.

For the selection of an optimal seasonal adjustment method, both theoretical and empirical criteria should be applied. In a comprehensive study, Eurostat has examined five different seasonal adjustment procedures using more than 80 time series. TRAMO/SEATS — an ARIMA model

based approach — proved to be the most sophisticated theoretical method and also performed best in most empirical tests.

The TRAMO/SEATS program set allows the modeling of a time series via the combined estimation of ARIMA approaches and outlier as well as special effects, while also protecting against over- or underdifferentiation. It also allows a comparison between the components derived from the theoretical model and the empirical estimators, thereby facilitating the diagnosis. Furthermore, it offers a number of analytical tools which form the basis for statistically robust conclusions.

Application of TRAMO/SEATS to time series of retail sales and consumption expenditure shows that it produces appropriate models for the explanation of these data. The outliers identified in these time series are readily explained by the expected effects of discretionary fiscal measures and changes in the statistical base. The theoretically obtained components correspond to a high degree to the empirically estimated ones. The series seasonally adjusted with TRAMO/SEATS exhibit markedly weaker variations in growth rates than those adjusted with X-11, which makes interpretation of the data easier. The empirical record so far as well as test results of Eurostat suggest that this approach should be adopted for seasonal adjustment also in Austria.