

Simulation und Analyse dynamischer Systeme in den Wirtschafts- und Sozialwissenschaften

Teil 3 von 4

Seite 399-521

Prof. Dr. Eckart Zwicker
Technische Universität Berlin
Fachgebiet Unternehmensrechnung und Controlling

3. System Dynamics – ein Modellierungs-konzept dynamischer Systeme

System Dynamics ist eine Modellierungskonzeption dynamischer Systeme, die von Jay W. FORRESTER am Massachussets Institute of Technology in Cambridge (M.I.T.) entwickelt wurde.

Das System-Dynamics-Konzept geht von einer bestimmten Interpretationsweise dynamischer Systeme aus. Hiernach können technische und soziale Systeme stets durch bestimmte zeitveränderliche Bestandsgrößen (Level) und deren verzögert beeinflußte Zu- und Abgänge (Rates) beschrieben werden.

Die ebenfalls am M.I.T. entwickelte Programmiersprache DYNAMO ist dieser Interpretationsweise angepaßt und liefert die sprachlichen Kategorien zu einer einfachen und computeradäquaten Formulierung von System-Dynamics-Modellen. [163]

FORRESTER und seine Schüler haben unter Anwendung des System-Dynamics-Konzeptes eine Reihe von Modellen betrieblicher, städtebaulicher, biologischer und militärischer Zusammenhänge entwickelt. [56],[78],[133] [161],[196],[219]

Berichte über die Entwicklung neuer Modelle und Verfahren erscheinen in dem von FORRESTER jährlich herausgegebenen System-Dynamics Newsletter. [198]

Die Zeitschrift 'Dynamica, System Dynamics and Socio-Economic Systems' ist ausschließlich diesem Modellierungskonzept gewidmet. [142]

Bekannt wurde das System-Dynamics-Konzept in jüngster Zeit durch die von FORRESTER und MEADOWS entwickelten ökologischen Entwicklungsmodelle der Welt. Diese im System-Dynamics-Konzept formulierten 'Weltmodelle' haben insbesondere außerhalb der Fachwelt wegen ihrer pessimistischen Prognosen großes Aufsehen erregt. [57], [135]

Da System Dynamics heute in sehr starkem Umfang zur Modellierung so-

zio-ökonomischer Systeme verwendet wird, soll es im folgenden ausführlich erörtert und auch kritisch analysiert werden.

Mit Hilfe eines sukzessiv erweiterten Modells werden die Grundelemente einer System-Dynamics-Modellierung eingeführt und unter Verwendung der Simulationssprache DYNAMO simulierfähig formuliert. Dieser ersten Präzisierung der Konzeption schließt sich die Erörterung bestimmter konzeptioneller Forderungen sowohl zur Gewinnung und Interpretation von System-Dynamics-Modellen als auch zur Bestimmung ihrer Modellgrenzen an. Mit dem folgenden Abschnitt über die Sensitivitäts- und Retrodiktionsanalyse von System-Dynamics-Modellen werden die wichtigsten Methoden der Implikationenaufdeckung einschließlich ihrer technischen Realisierung eingehend erörtert.

Danach beginnt eine kritische Diskussion der konzeptionellen Prämissen des System-Dynamics-Ansatzes, die zu dem Entwurf einer als FOLR-Modellierung bezeichneten alternativen Modellierungskonzeption führt.

3.1. Aufbau und Wirkungsweise der Modellelemente

3.1.1. Levelvariablen

Die zentralen Elemente eines im System-Dynamics-Konzept entwickelten Modells bilden die sogenannten Level. Prinzipiell kann jedes als Bestandsgröße interpretierbare Phänomen als Level angesehen werden, wie zum Beispiel Auftrags- oder Kapitalbestände, Bestände an Wohnungen oder Geldvermögen.

Jeder Level erfährt in gleichen Zeitabständen einen Zu- und Abfluß. Die damit bewirkte zeitliche Entwicklung wird durch die folgende Levelgleichung dargestellt:

$$L(t) = L(t-1) + Z(t-1,t) - A(t-1,t) \quad (31.1)$$

Hierbei beschreibt $Z(t-1,t)$ die dem Level während der $t-1$ -ten Periode zugeflossenen und $A(t-1,t)$ die in derselben Periode den Level verlassenden Mengeneinheiten. In Gleichung (31.1) wird eine Formulierung ver-

wendet, die nicht genau der DYNAMO-Sprache entspricht. Dort werden die laufenden Zeitindizes mit den Großbuchstaben J, K und L bezeichnet, wobei $J=t-1$, $K=t$ und $L=t+1$ zu setzen ist. Die Formulierung der Levelgleichung (31.1) in der von DYNAMO geforderten Schreibweise ergibt:

$$L \cdot L.J = L.J + DT * (Z.JK - A.JK) \quad (31.2)$$

Der Buchstabe L vor der Levelgleichung dient der Identifizierung dieses Gleichungstyps durch den DYNAMO-Compiler. Befremdlicher wirkt die Größe DT, mit der die Zu- und Abgänge Z.JK und A.JK zu multiplizieren sind. Zur ersten Darstellung der Konzeption wollen wir vorläufig davon ausgehen, daß das sogenannte Zeitinkrement DT immer gleich Eins sein soll. Diese Einschränkung beeinflußt nicht das Verständnis der Konzeption, abstrahiert jedoch vorläufig von einer schwer verständlichen Eigenschaft dieser Konzeption. Die bisherige Beschreibung einer Levelgleichung läßt erkennen, daß es sich um einfache Definitionsgleichungen von Bestandsgrößen handelt.

Nach FORRESTER läßt sich jedes reale System als ein System von Levels interpretieren, deren Zu- und Abflüsse von eben diesen Levels verzögert beeinflußt werden. Folgende mechanistische Analogie dient zur Veranschaulichung dieser Weltsicht:

Man kann sich vorstellen, daß jeder Level durch einen Wasserbehälter dargestellt wird, der einen Zu- und Abfluß aufweist. Die sogenannte Levelhöhe wird hierbei durch die Höhe des Wasserstandes in dem betreffenden Behälter gekennzeichnet. In diskreten Zeitabständen erfährt der Wasserbehälter einen bestimmten Zu- und Abfluß, dessen Betrag durch die bereits in der Vergangenheit realisierten Wasserstandshöhen (Levelhöhen) bestimmter Wasserbehälter (Level) bestimmt wird. Der dynamische Effekt eines derartigen Systems resultiert damit aus der Tatsache, daß ein bestimmter Level im Zeitpunkt t von den verzögerten Levelhöhen seines eigenen und auch anderer Level beeinflußt wird. Abbildung 31.1 zeigt eine graphische Darstellung des grundsätzlichen Aufbaus eines im System-Dynamics-Konzept beschriebenen Systems.

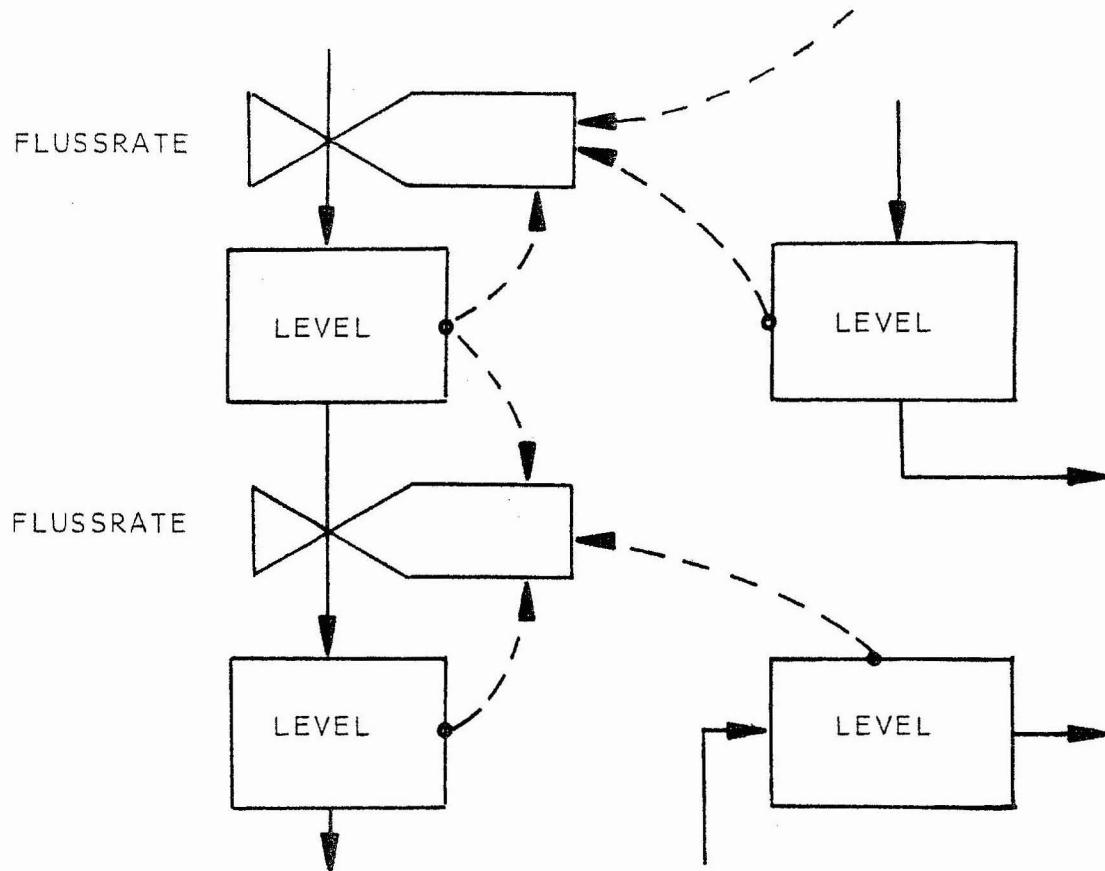


Abb. 31.1 Zusammenhang zwischen Leveln und Flußraten in einem System-Dynamics-Modell

In dieser von FORRESTER eingeführten Diagrammtechnik werden die Level durch ein Rechteck und die Flußraten durch ein Ventilsymbol repräsentiert. Die Flußraten steuern die durch Pfeile gekennzeichneten materiellen Zu- und Abflüsse der Level. Der Betrag einer Flußrate dagegen wird durch die Level bestimmt, von denen unterbrochene Einflußpfeile zum Ratensymbol führen.

3.1.2. Flußraten und Hilfsvariablen

Mit der Spezifizierung der in die Levelgleichungen eingehenden Zu- und Abflußraten durch sogenannte Ratengleichungen ist man in der Lage, ein einfaches System-Dynamics-Modell zu entwickeln. Die Raten-

gleichungen repräsentieren stets bestimmte empirische Hypothesen.

Denn es handelt sich um zeitinvariante Behauptungen, in welcher Weise bestimmte Bestände eine Änderung erfahren.

Abbildung 31.2 zeigt das Diagramm eines System-Dynamics-Modells, welches aus einem Level besteht.

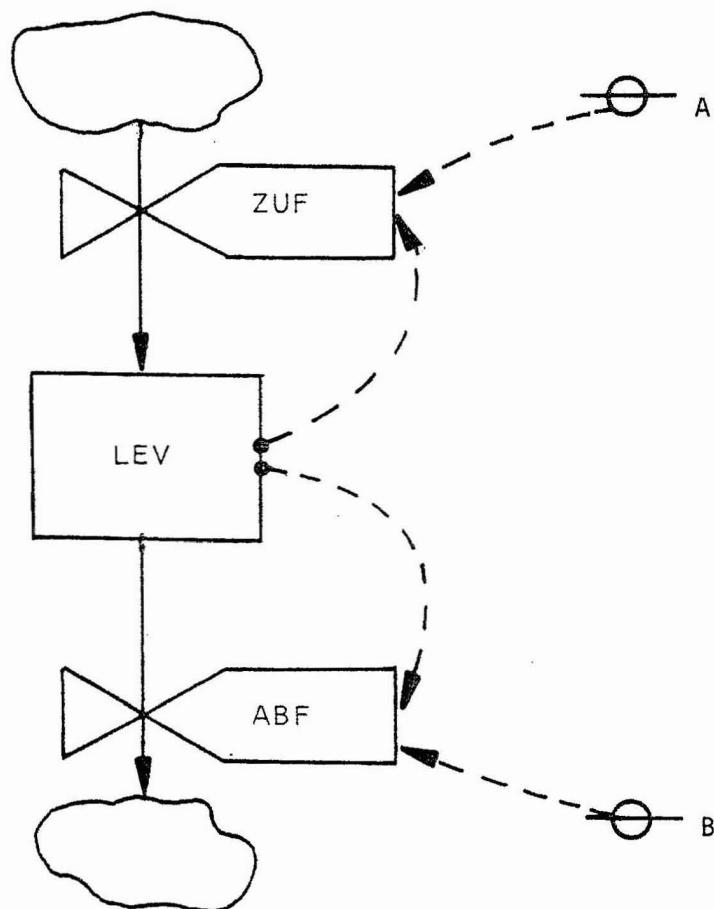


Abb. 31.2 Diagramm eines aus einem Level bestehenden System-Dynamics-Modells

Das Diagramm bedarf einer kurzen Erläuterung. Der den Levelzufluß beschreibende Pfeil entspringt einem wolkenartigen Gebilde, welches man als Quelle bezeichnet, während das gleiche Gebilde, in welches der Levelabfluß führt, Senke genannt wird. Durch diese Symbole wird zum Ausdruck gebracht, daß die Weiterverfolgung der Zu- und Abflüsse nicht

mehr Gegenstand der beabsichtigten Modellierung sein soll. Die mit A und B bezeichneten Symbole repräsentieren bestimmte Konstanten.

Als Beispiel sei ein einfaches System-Dynamics-Modell mit einer Zuflüsse ZUF und einer Abflußrate ABF angeführt.

Die Levelgleichung lautet:

$$L \text{ LEV.K} = \text{LEV.J} + DT * (\text{ZUF.JK} - \text{ABF.JK}) \quad (31.3)$$

Es würde nahe liegen, die Flußraten ZUF und ABF mit den Zeitindizes JK zu definieren, denn diese Zeitindizierung tritt auch in der rechten Seite der Levelgleichung (31.3) auf. Die DYNAMO-Sprache verlangt jedoch eine zeitliche Verschiebung der zeitinvarianten Ratengleichung um eine Periode, wodurch der empirische Gehalt der Hypothese nicht verändert wird. Die Ratengleichungen, die in der DYNAMO-Sprache durch ein R gekennzeichnet werden, bestimmen sich damit durch:

$$\begin{aligned} R \text{ ZUF.KL} &= A * \text{LEV.K} \\ R \text{ ABF.KL} &= B * \text{LEV.K} \end{aligned}$$

Die Konstanten A und B werden in einer speziellen, durch ein 'C' charakterisierten Konstantengleichung

$$C \text{ A} = 0.94 / \text{B} = 0.975$$

definiert.

Es ist einsichtig, daß jeder Level als eine Bestandsgröße auch einen Anfangswert besitzen muß, der den Bestand in der Anfangsperiode angibt. Bei einem unterstellten Anfangswert von 100 Einheiten wird diese Information durch die Anfangswertgleichung

$$N \text{ LEV} = 100$$

ausgedrückt. Das angeführte Modell ist damit vollständig beschrieben. Für seine Simulation sind allein noch drei weitere Anweisungen erforderlich.

```
SPEC DT=1/PLTPER=1/PRTPER=1/LENGTH=50
PLOT LEV=L(0,100)/ZUF=Z(0,200)/ABF=A(0,150)
PRINT LEV,ZUF,ABF
```

Die Spezifikationsanweisung (SPEC) schreibt vor, daß (verabredungsgemäß) DT=1 gewählt werden soll. PLTPER=1 fordert den Ausdruck eines Histogrammes für die in der Plot-Anweisung angeführten Variablen LEV, ZUF und ABF; PRTPER=1 entsprechend den Ausdruck der numerischen Werte der in der Print-Anweisung angeführten Variablen im Simulationszeitraum. Mit LENGTH wird die Anzahl der zu simulierenden Perioden bestimmt.

Die Schrägstriche in der Plot-Anweisung (PLOT) besagen, daß im Histogramm der Variablenverläufe für LEV, ZUF und ABF verschiedene Ordinatenmaßstäbe definiert werden sollen. Das hinter einer Variablen in Klammern angeführte Zahlenpaar legt den Ordinatenbereich fest. Unterläßt man diese Angabe, dann wählt das Programm entsprechend den Simulationsergebnissen jeweils einen eigenen Maßstab. Der Zeitverlauf der Variablen LEV soll im Histogramm durch den Buchstaben L beschrieben werden, während die Verläufe von ZUF und ABF entsprechend durch Z und A zu kennzeichnen sind. Die Print-Anweisung (PRINT) schreibt vor, daß LEV in der ersten, ZUF in der zweiten und ABF in der dritten Spalte ausgedruckt werden sollen. Die sogenannte Run-Anweisung schließt jedes Programm ab.

Es ergibt sich das unmittelbar simulierfähige Modell

```
* EIN-LEVEL-MODELL
*
L LEV.K=LEV.J+DT*(ZUF.JK-ABF.JK)
N LEV=100
R ZUF.KL=A*LEV.K
R ABF.KL=B*LEV.K
C A=0.94/B=0.975
SPEC DT=1/LENGTH=50/PRTPER=1/PLTPER=1
PRINT LEV,ZUF,ABF
PLOT LEV=L(0,100)/ZUF=Z(0,200)/ABF=A(0,150)
RUN
```

Dieses DYNAMO-Programm führt zur Berechnung des Zeitverlaufes der endogenen Variablen LEV, ZUF und ABF. Aufgrund der Print-Anweisung wird er in Form einer Zeitreihenliste ausgegeben.

Die erste Zeile unter den Variablenbezeichnungen gibt über den gewählten Maßstab der ausgedruckten Zeitreihen Auskunft. Die Zahlen hinter dem Symbol E kennzeichnen die Potenz der Zehnereinheit, mit

TIME	LEV	ZUF	ABF
E+00	E+00	E+00	E+00
.0	100.00	94.000	97.500
1.	96.50	90.710	94.087
2.	93.12	87.535	90.794
3.	89.86	84.471	87.617
4.	86.72	81.515	84.550
5.	83.68	78.662	81.591
6.	80.75	75.909	78.735
7.	77.93	73.252	75.979
8.	75.20	70.688	73.320
9.	72.57	68.214	70.754
10.	70.03	65.827	68.278
.	.	.	.
.	.	.	.
.	.	.	.
.	.	.	.

der jedes Glied der Zahlenreihe zu multiplizieren ist. Im vorliegenden Fall ist dieses Multiplikationsglied mit $10^0=1$. Die laufende Periodenbenennung in Form von TIME wird vom Programm ohne besondere Anweisung erstellt.

Durch die Plot-Anweisung wird das in Abbildung 31.3 angeführte Histogramm erzeugt. In der ersten Zeile des Histogrammes erfolgt die Angabe, welche Plotsymbole mit welchen Variablen korrespondieren. Hinter den Ordinatenmaßstäben sind die Plotsymbole der Variablen angeführt, auf welche sich die Maßstäbe beziehen. Die Levelvariable LEV, gekennzeichnet durch das Plotsymbol L, wird daher durch den ersten Ordinatenmaßstab mit dem Definitionsbereich 0 bis 100 beschrieben. Zur Erhöhung der Übersichtlichkeit sind die ausgedruckten Symbolfolgen einer Variablen nachträglich durch Linien miteinander verbunden. Neben den Leveln und Raten werden im System-Dynamics-Konzept noch so genannte Hilfsvariablen verwendet. Sie werden als Zwischenglieder eingeführt, wenn die Verknüpfungen zwischen den Raten und Leveln eines Modells zu komplex werden, oder wenn diese Zwischenglieder für die Beurteilung des Systemverhaltens von Bedeutung sind.

Gehen wir in dem entwickelten Beispiel von der Modifizierung aus, daß die Abfluß- und die Zuflußrate von einem konstanten Vielfachen der

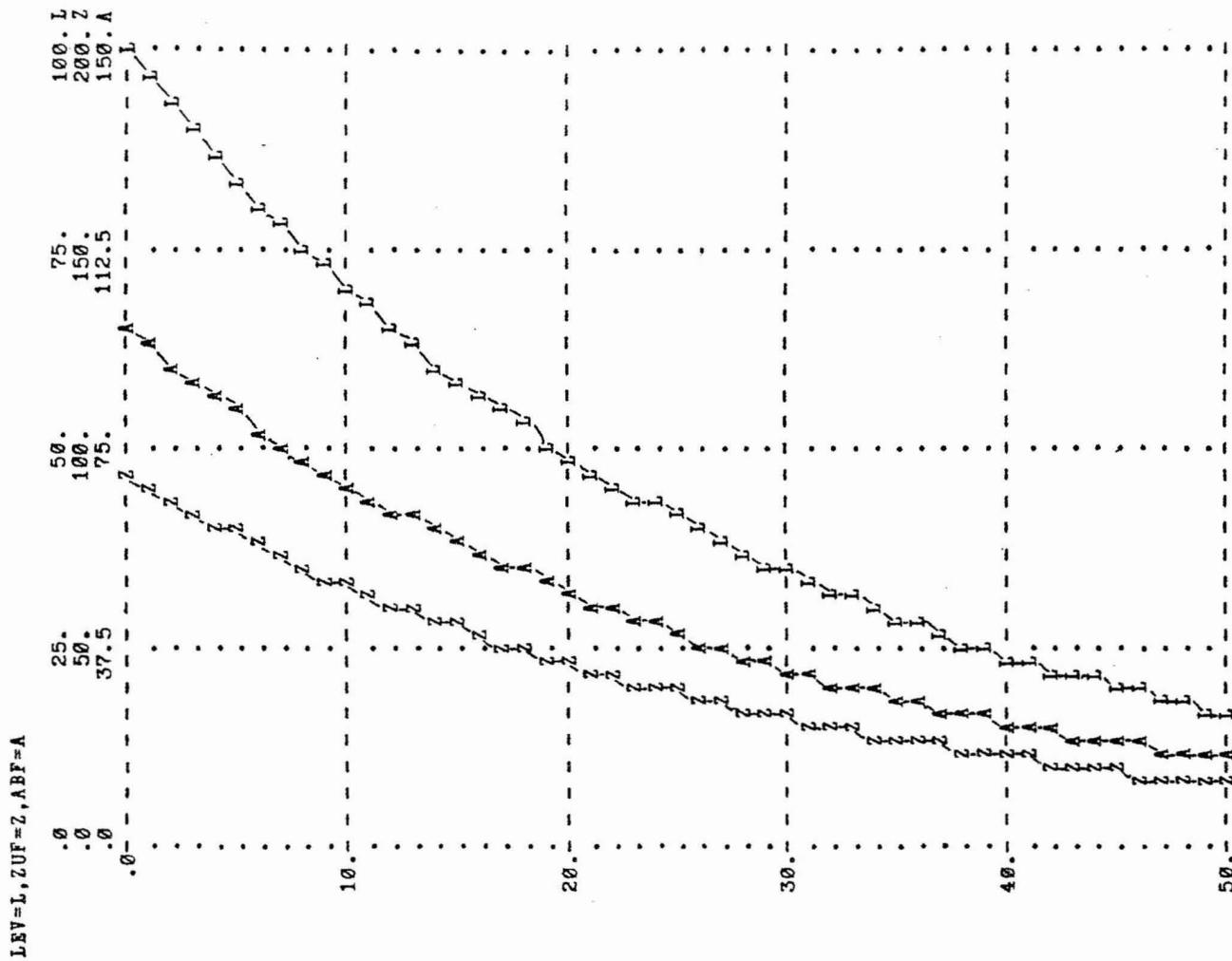


Abb. 31.3 Histogramm des simulierten Einlevelmodells.

Differenz zwischen einem Sollevel SLEV und dem tatsächlichen Levelwert LEV bestimmt wird, dann ergibt sich bei Änderung der Konstanten A und B

$$\begin{aligned}
 R & \text{ ZUF.KL} = A * (\text{SLEV} - \text{LEV.K}) \\
 R & \text{ ABF.KL} = B * (\text{SLEV} - \text{LEV.K}) \\
 C & \text{ A} = 0.8 / \text{B} = 0.65 / \text{SLEV} = 450
 \end{aligned}$$

Bezeichnet man die Differenz zwischen Soll- und Istlevelwert als SIDIF, so kann man die oben beschriebenen Beziehungen auch so formulieren:

$$\begin{aligned}
 R & \text{ ZUF.KL} = A * \text{SIDIF.K} \\
 R & \text{ ABF.KL} = B * \text{SIDIF.K} \\
 A & \text{ SIDIF.K} = \text{SLEV} - \text{LEV.K} \\
 C & \text{ A} = 0.8 / \text{B} = 0.65 / \text{SLEV} = 450
 \end{aligned}$$

SIDIF ist eine Hilfsvariable, die durch eine Hilfsgleichung zum Aus-

druck gebracht wird. Hilfsgleichungen werden durch den Buchstaben 'A' gekennzeichnet.

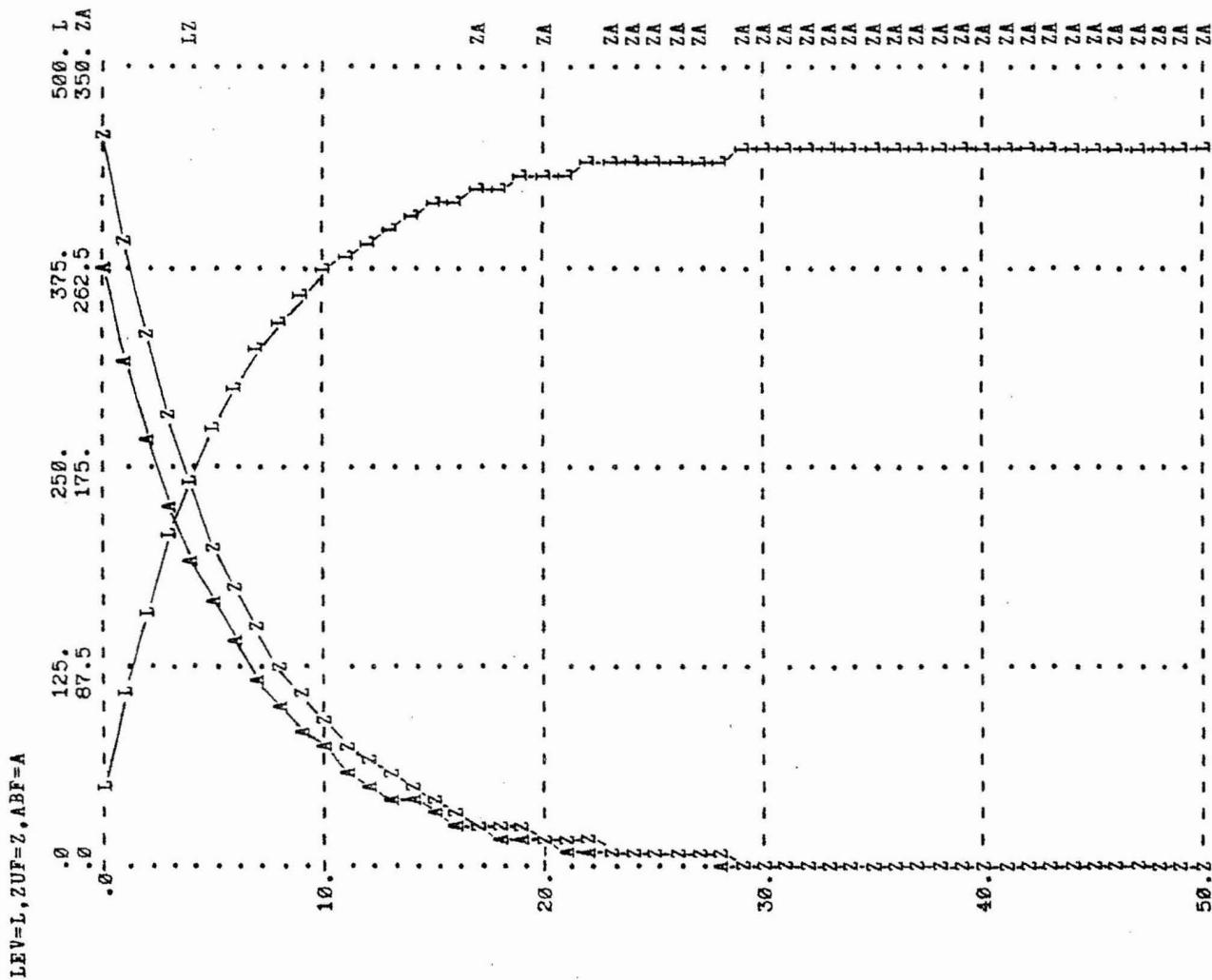


Abb. 31.4 Histogramm des erweiterten Einlevelmodells

Das Histogramm dieser Modifizierung bei Wahl der Plot-Anweisung

PLOT LEV=L(0,500),ZUF=Z(0,350),ABF=A(0,350)

zeigt Abbildung 31.4

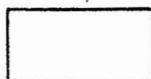
3.1.3. Graphische Darstellung von System-Dynamics-Modellen

Das erörterte Einlevelmodell wurde in Abbildung 31.1 und 31.2 anhand

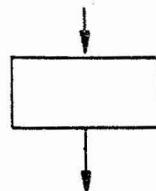
eines Diagrammes dargestellt. Während im vorliegenden Fall die Diagrammdarstellung eines derartig einfachen Modells nur aus didaktischen Gründen zu rechtfertigen ist, führt eine graphische Repräsentation bei komplexen System-Dynamics-Modellen oft zu einer wesentlich besseren Beurteilung der vorliegenden Zusammenhänge.

FORRESTER verwendet zur Darstellung einer im System-Dynamics-Konzept interpretierten Welt besondere Diagrammsymbole und Darstellungskonventionen, die anhand der Abbildungen des Einlevelmodells schon teilweise beschrieben wurden und nunmehr noch einmal systematisch erörtert werden sollen.

Ein Level wird durch ein Rechteck dargestellt.

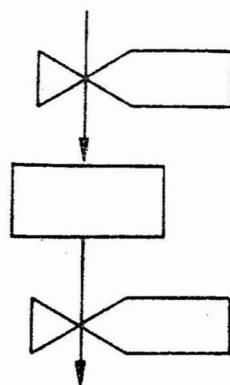


Die einem Level zu- und abfließenden Ströme werden anhand von durchgehenden Pfeilen beschrieben, die in den Level hinein bzw. aus dem Level herausführen.



Die Beeinflussung dieses Levelzu- und -abflusses erfolgt, wie erwähnt, durch die Zu- und Abflußraten, welche durch sogenannte Ventilsymbole beschrieben werden. Unter Einbeziehung der Ventilsymbole ergibt sich das auf Seite 410 oben angeführte Bild. Die bereits erwähnten Hilfsvariablen werden durch ein Kreissymbol zum Ausdruck gebracht, während als Konstantensymbol ein kleiner Kreis mit einem waagerechten Querbalken dient.

Die Einflüsse zwischen den Variablen eines System-Dynamics-Modells werden mit Ausnahme der Levelzu- und -abflüsse durch unterbrochene Pfeillinien dargestellt. Auf die Bedeutung des Quellen- und Senkensymbols als Anfangs- und Endpunkt eines im Modell unerklärten Level-



zu- oder -abflusses wurde bereits hingewiesen.

Das nachfolgende Bild zeigt das vollständige System-Dynamics-Diagramm des erörterten Modells.

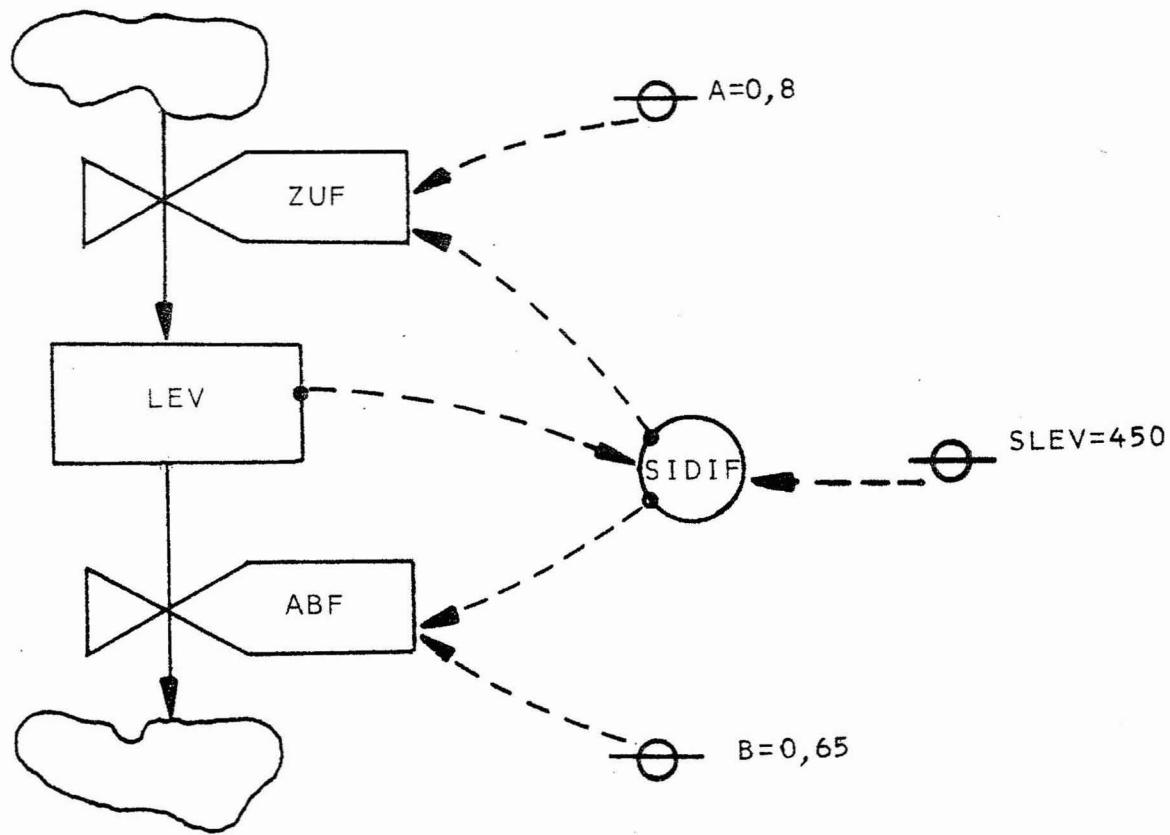


Abb. 31.5 System-Dynamics-Diagramm des erweiterten Einlevelmodells

Für bestimmte Arten von Level- und Hilfsvariablen werden im Rahmen der beschriebenen Diagrammtechnik die Symboldarstellungen noch stär-

ker konkretisiert. Doch reicht die vorliegende Beschreibung aus, um jedes beliebige System-Dynamics-Modell durch ein Diagramm zu repräsentieren.

System-Dynamics-Diagramme besitzen nicht denselben Informationsgehalt wie die auf ihrer Grundlage entwickelten Modelle. Sie erweisen sich daher als die weniger scharfe Vorstufe eines Modellierungsansatzes, die durch weitere Verschärfung der Modellhypthesen zu dem eigentlichen parametrisch-singulären System-Dynamics-Modell führt. Die folgende Übersicht zeigt die in einem System-Dynamics-Modell verwendeten Gleichungstypen und Diagrammsymbole:

Element	Glei- chungs- symbol	Gleichungstyp	Diagramm- Symbol
Level	L	$L.K=L.J+DT*(ZUF.JK-ABF.JK)$	
Rate	R	$R.KL=F[L1.K, \dots, LN.K, A1.K, \dots, AM.K]$	
Hilfsvariable	A	$A.K=F[L1.K, \dots, LN.K, A1.K, \dots, AM.K]$	
Anfangswert	N	$N = \text{numerischer Wert}$	kein Symbol
Parameter	C	$C = \text{numerischer Wert}$	

Symbolbezeichnung	Diagramm- symbol	Verwendung
Senke		Ende eines Levelabflusses
Quelle		Beginn eines Levelzuflusses
unterbrochene Pfeillinie		Pfeilspitze kennzeichnet Beeinflussungsrichtung einer Variablen durch Level, Hilfsvariable oder Parameter

Da simultane Gleichungen unter den Hilfsvariablen nicht zugelassen sind, und die erklärenden Variablen der Level- und Ratengleichungen um eine Periode verzögert sind, ist ein System-Dynamics-Modell stets rekursiv.

3.1.4. Exponentielle Bestands- und Informationsverzögerungen

A. Exponentielle Bestandsverzögerungen

Jeder Level kann als ein schwarzer Kasten gedeutet werden, aus dem die Zuflüsse verzögert abfließen. Die Art der Verzögerung, die die Elemente in dem Level erfahren, hängt von der Abflußratenhypothese ab. Da die in diese Hypothesengleichung eingehenden Variablen wiederum durch andere Hypothesen erklärt werden, ergibt sich in der Regel ein System von Hypothesen, welches indirekt an der Erklärung der Abflußvariablen beteiligt ist. Wie bereits anläßlich der Beschreibung der Verweilzeithypothesen erwähnt wurde, ist es unter Umständen möglich, aus dem vorliegenden Hypothesensystem eine sekundäre Verweilzeithypothese abzuleiten. Denn würde es gelingen, in einem System-Dynamics-Modell die Verknüpfung zwischen den Zu- und Abflüssen eines Levels zu modellieren, dann wäre diese Beziehung stets als Verweilzeithypothese aufzufassen.

Primäre Verweilzeithypothesen können immer dann verwendet werden, wenn dem Modellentwickler die Impulsantwort zwischen einem Levelzu- und -abfluß bekannt ist. Dies ist zum Beispiel der Fall, wenn die Einkaufsabteilung eines Unternehmens die Art der Verzögerung zwischen ausgehenden Bestellungen und eingehenden Lieferungen und damit die Impulsantwort zwischen den Bestellungen ZUF (als Eingang) und den auf diese Bestellungen verzögert eingehenden Lieferungen ABF (als Ausgang) kennt. Eine schematische Darstellung dieses Zusammenhangs zeigt Abbildung 31.6.

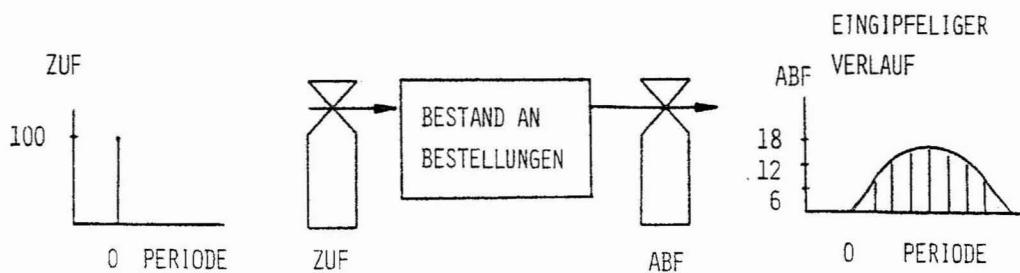


Abb. 31.6 Schematische Darstellung der verzögerten Beziehung zwischen ausgehenden Bestellungen (ZUF) und eingehenden Lieferungen (ABF)

Zwei Ausprägungen einer derartigen Impulsantwort der Liefereingänge zeigt Abbildung 31.7.

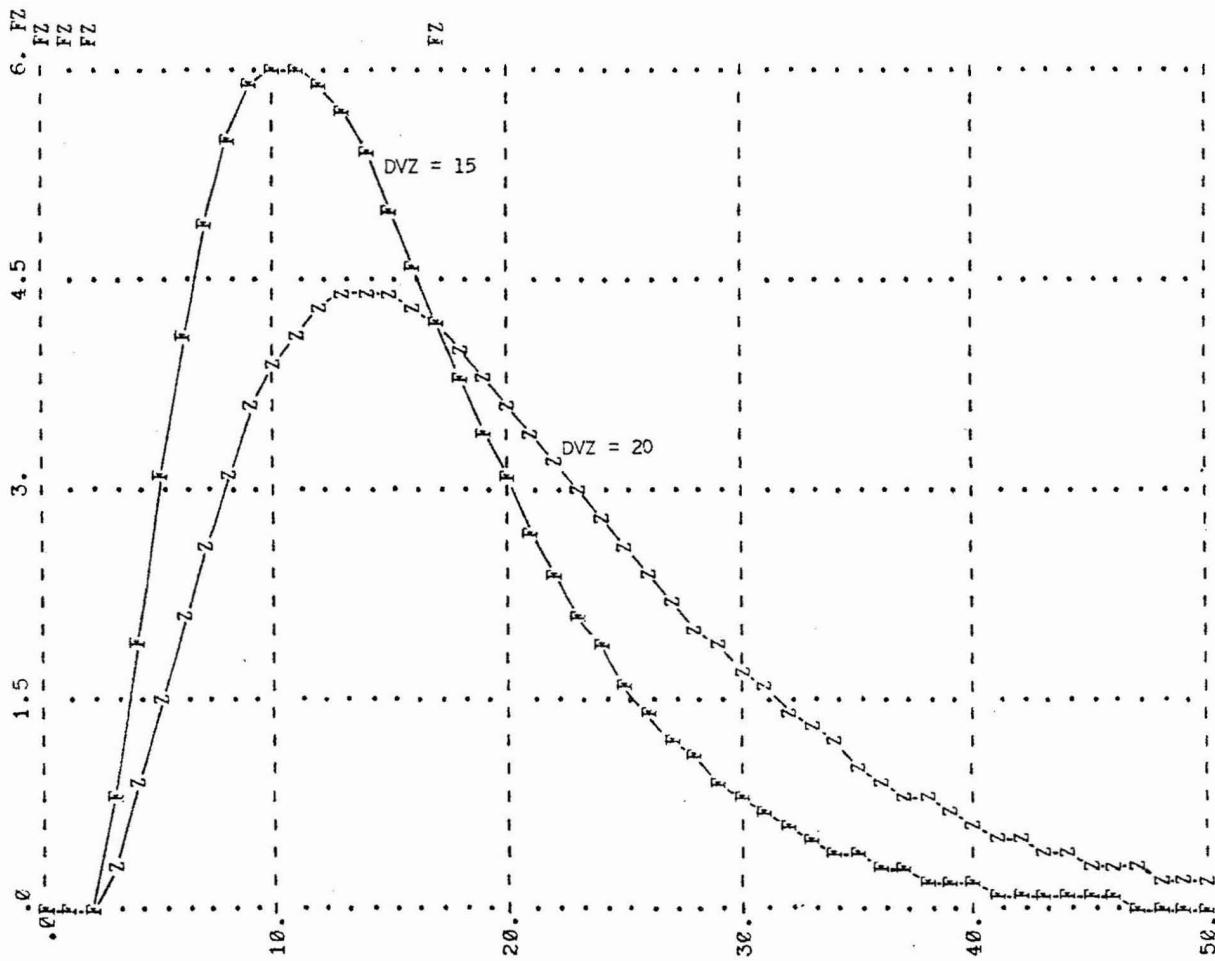


Abb. 31.7 Charakteristiken des verzögerten Eingangs bestellter Waren bei einer einmaligen Bestellung von 100 Einheiten in Periode 0

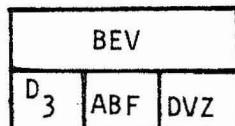
FORRESTER verwendet zur Modellierung von Leveln, deren Impulsantworten bekannt sind, bestimmte Teilklassen von Verweilzeithypothesen, die sogenannten exponentiellen Verweilzeithypothesen. Die von ihm im Rahmen dieser Teilkasse fast ausschließlich angewendeten exponentiellen Verweilzeithypothesen dritter Ordnung zeichnen sich durch einen eingipfligen Verlauf ihrer Impulsantworten aus. Ist ein Modellentwickler zu der Auffassung gelangt, daß die Impulsantwort eines vorliegenden Levels dieser Klasse entstammt, dann reicht es zur voll-

ständigen Modellierung einer parametrisch-singulären Verweilzeithypothese aus, die sogenannte durchschnittliche Verzögerung numerisch zu spezifizieren. Die durchschnittliche Verzögerung ist ein Parameter, der die durchschnittliche Verweildauer eines in den Level eintretenden Elementes zum Ausdruck bringt.¹ Beide in Abbildung 31.7 dargestellten Impulsantworten sind exponentielle Verweilzeithypothesen dritter Ordnung. Die mit Z gekennzeichnete Impulsantwort besitzt eine durchschnittliche Verzögerung von zwanzig Perioden, während der mit F beschriebene Kurvenverlauf eine Durchschnittsverzögerung von fünfzehn Perioden aufweist.

Die Modellierung derartiger Verweilzeithypothesen kann in DYNAMO durch folgende Makrofunktion beschrieben werden:²

R ABF.KL=DELAY3(ZUF.JK,DVZ) (31.4)

ABF und ZUF kennzeichnen hierbei die Zu- und Abflußvariablen, während mit DVZ die durchschnittliche Verzögerung angegeben wird. Mit DELAY3 kommt zum Ausdruck, daß eine exponentielle Verweilzeithypothese dritter Ordnung vorliegt. Sie wird in einem System-Dynamics-Diagramm mit folgendem Symbol beschrieben:



'D₃' besagt, daß es sich um eine exponentielle Verweilzeithypothese dritter Ordnung (Delay3) handelt. Das mittlere Segment kennzeichnet den Namen der Abflußrate der Verzögerung (ABF). Der Parametername der durchschnittlichen Verzögerung (DVZ) wird im rechten Segment der unteren Symbolhälfte eingetragen. Ist man daran interessiert, auch den Bestand des Verzögerungslevels zu kennen, so wird die diesen Bestand kennzeichnende Levelvariable (BEV) in die obere Symbolhälfte eingetragen. Da die Abflußrate ABF eines DELAY3-Levels nicht von anderen Levels direkt beeinflußt wird, wird sie im Diagramm nicht durch ein

¹ Siehe auch Seite 288

² Zum Begriff einer Makrofunktion siehe Seite 434

besonderes Ventilsymbol gekennzeichnet. Die Angabe der Bezeichnung der Abflußrate im Levelsymbol ersetzt daher gewissermaßen das Ventilsymbol.

Die Bestimmung und Anwendung derartiger exponentieller Verweilzeit-hypothesen im Rahmen des System-Dynamics-Konzeptes ist nicht unproblematisch und wird später eingehender diskutiert.³

B. Exponentielle Informationsverzögerungen

Bei der Beschreibung von System-Dynamics-Diagrammen wurde darauf hingewiesen, daß die Beeinflussung einer Raten- oder Hilfsvariablen durch unterbrochene Pfeillinien gekennzeichnet wird. Diese Pfeillinien bezeichnet FORRESTER als informationelle Verknüpfung. Dieser Bezeichnungsweise liegt die Deutung zugrunde, daß die Raten, welche das Verhalten bestimmter Einheiten wie Personen oder technische Aggregate beschreiben, durch 'Informationen' in Form der Level-, Hilfsvariablen- und Parameterwerte beeinflußt werden. Während die durchgezogenen Pfeillinien damit substantielle Flüsse beschreiben, werden durch die zu den Raten führenden unterbrochenen Linien gewissermaßen Informationsverbindungen zur Ausdruck gebracht. Diese Informationen, d.h. Kenntnisse über die Level- und Hilfsvariablenausprägungen, müssen von der beschriebenen Verhaltenseinheit nicht unmittelbar zur Ratenfestlegung herangezogen werden. Sie können (oder werden) vielmehr (bewußt oder unbewußt) verzögert. Der Beschreibung dieser Verzögerungen dienen die sogenannten exponentiellen Glättungsverzögerungen.

Exponentielle Glättungsverzögerungen definieren einen Level, dessen Inhalt die zeitliche Entwicklung eines Prognosewertes beschreibt, der mit Hilfe des als exponentielle Glättung bezeichneten Prognoseverfahrens ermittelt wird.

Die Levelgleichung dieses 'Prognoseleveltyps' lautet:

$$L_{\text{PLE.K}} = L_{\text{PLE.J}} + DT * (ZUF.JK - L_{\text{PLE.J}}) / APF \quad (31.5)$$

³ Vgl. Seite 489ff.

APF wird als Anpassungsfaktor bezeichnet. Unter Verwendung des üblichen Glättungsfaktors $\alpha=1/APF$ läßt sich Gleichung (31.5) in die übliche Darstellungsform einer exponentiellen Glättung

$$\text{PLE}(t) = \text{PLE}(t-1) + \alpha[\text{ZUF}(t-1) - \text{PLE}(t-1)]$$

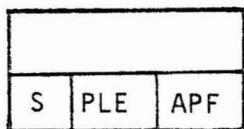
überführen.

In der DYNAMO-Sprache wird eine exponentielle Glättung der Form (31.5) durch eine Makroinstruktion (SMOOTH-Funktion)

A PLE.K=SMOOTH(ZUF.JK,APF) (31.6)

ausgedrückt.

Als Prognoselevel kann beispielsweise die Schätzung einer Verkaufsmenge (PLE) in Abhängigkeit von den realisierten Verkaufsmengen (ZUF) zur Anwendung kommen. Allgemein werden mit Prognoselevels Schätzwerte beschrieben, welche als erklärende Variablen (direkt oder indirekt) in bestimmte Ratengleichungen eingehen. Für Prognoselevel wird ein spezielles Levelsymbol der folgenden Art verwendet:



Mit 'S' wird zum Ausdruck gebracht, daß es sich um einen Glättungslevel (Smooth) handeln soll. Die Eintragung im mittleren Segment enthält den Namen der prognostizierten Variablen, während im rechten Segment der Name des Anpassungsfaktors eingetragen wird.

Die beiden beschriebenen Formen einer exponentiellen Verweilzeithypothese dritter Ordnung und einer Glättungsverzögerung sollen im folgenden anhand eines einfachen Fertigungsmodells demonstriert werden. An die Fertigung eines Betriebes gerichtete Bestellungen BMR sollen in der Fertigung eine Verzögerung erfahren, die sich durch eine exponentielle Verweilzeithypothese dritter Ordnung mit einer durchschnittlichen Verzögerung von DVZ=10 Wochen beschreiben läßt. Die aus der Fertigung abgehenden ausgeführten Bestellungen FZU erhöhen zugleich den Fertiglagerbestand FLB. Der den Fertiglagerbestand ver-

mindernde Fertiglagerabgang FLA soll stets das 0,3fache des Fertiglagerbestandes betragen. Die an die Fertigung gerichteten Bestellungen BMR werden von dem entsprechenden Disponenten als die RF-fache Differenz zwischen dem tatsächlichen Fertiglagerbestand FLB und einem Solllagerbestand SLB zuzüglich des prognostizierten Fertiglagerabgangs festgelegt. Der Solllagerbestand des Fertiglagers wird so festgelegt, daß er stets das MF-fache des mit Hilfe einer exponentiellen Glättung prognostizierten Fertiglagerabganges PFLA plus 500 beträgt.

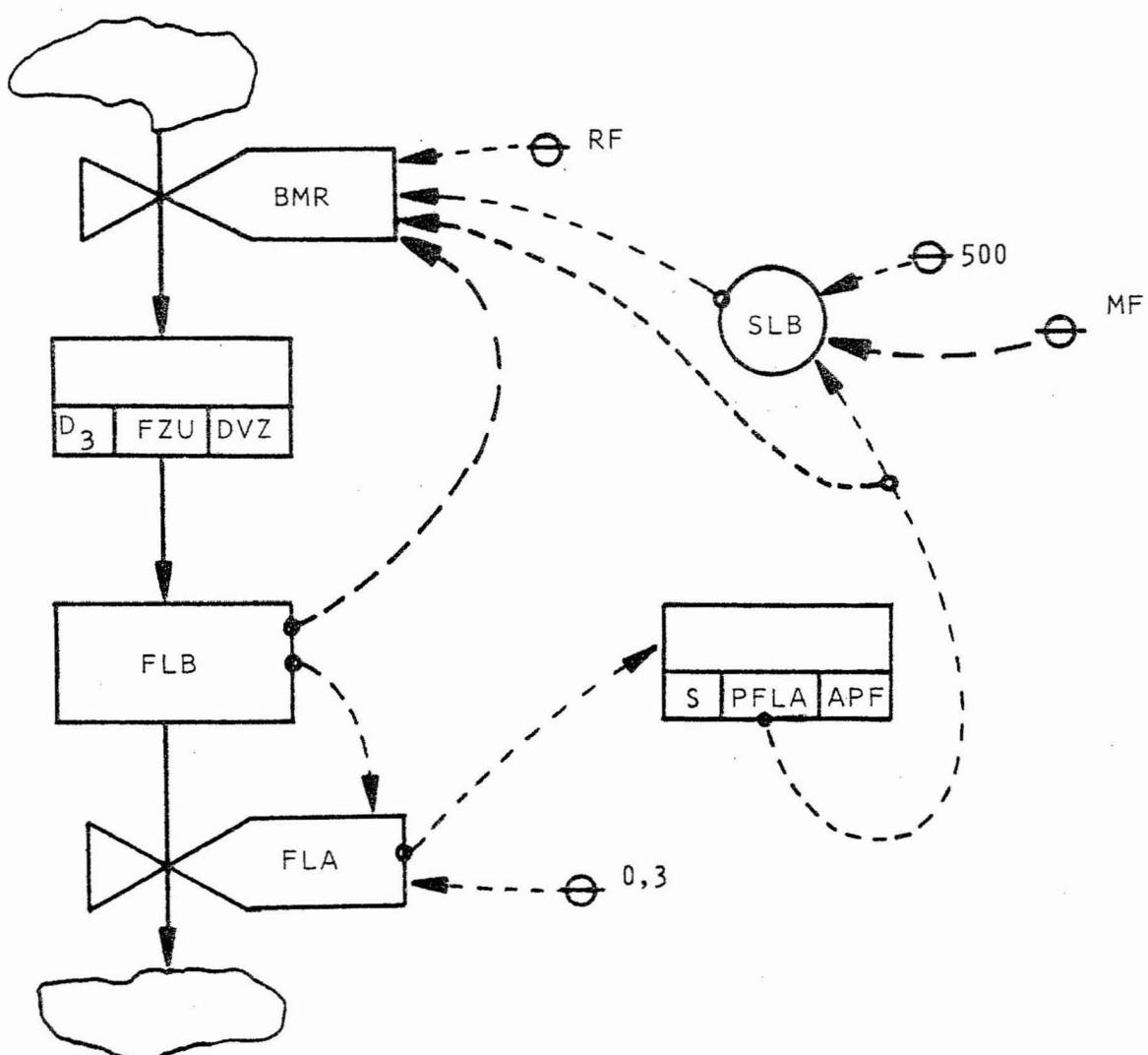


Abb. 31.8 System-Dynamics-Diagramm eines Fertigungs- und Lagerhaltungssystems

Das DYNAMO-Programm des beschriebenen Modells ergibt

```

* FERTIGUNGS-UND LAGERHALTUNGSSYSTEM
*
R BMR.KL=PFLA.K+RF*(SLB.K-FLB.K)
R FZU.KL=DELAY3(BMR.JK,DVZ)
L FLB.K=FLB.J+DT*(FZU.JK-FLA.JK)
N FLB=450
A PFLA.K=SMOOTH(FLA.JK,APF)
A SLB.K=MF*PFLA.K+500
R FLA.KL=0.3*FLB.K
C RF=0.3,DVZ=10,APF=2,MF=0.25
SPEC DT=1,LENGTH=20,PRTPER=1,PLTPER=1
PLOT FLB=F/FZU=Z/FLA=A/SLB=S
PRINT FLB,FZU,FLA,SLB
RUN

```

In dem vorliegenden Modell sind manche Parameter direkt im Modell numerisch spezifiziert, wie zum Beispiel in der Gleichung für FLA, während andere wie DVZ erst im Rahmen einer Konstantengleichung einen numerischen Wert erhalten. Eine Belegung der Parameter in den strukturellen Gleichungen durch Symbolausdrücke, die erst im Rahmen von Konstantengleichungen definiert werden, empfiehlt sich immer, wenn die betrachteten Parameter in sukzessiven Simulationsläufen variiert werden sollen. Denn DYNAMO gestattet im Rahmen sogenannter Reruns, d.h. wiederholten Simulationen desselben Modells mit geänderten Parametern, eine sehr flexible Variation der Parameter, die im Rahmen von Konstantengleichungen definiert werden.

3.1.5. Tabellenfunktionen und sonstige Makrofunktionen

Raten- und Hilfsgleichungen eines System-Dynamics-Modells sollen die empirischen Hypothesen in Form der Verknüpfung bestimmter metrischer Größen zum Ausdruck bringen. Diese Verknüpfungen können in einigen Fällen mit Hilfe elementarer algebraischer Funktionen beschrieben werden; wie in Abbildung 31.9 beispielsweise durch die Funktion $Y=0,01x^2+1$.

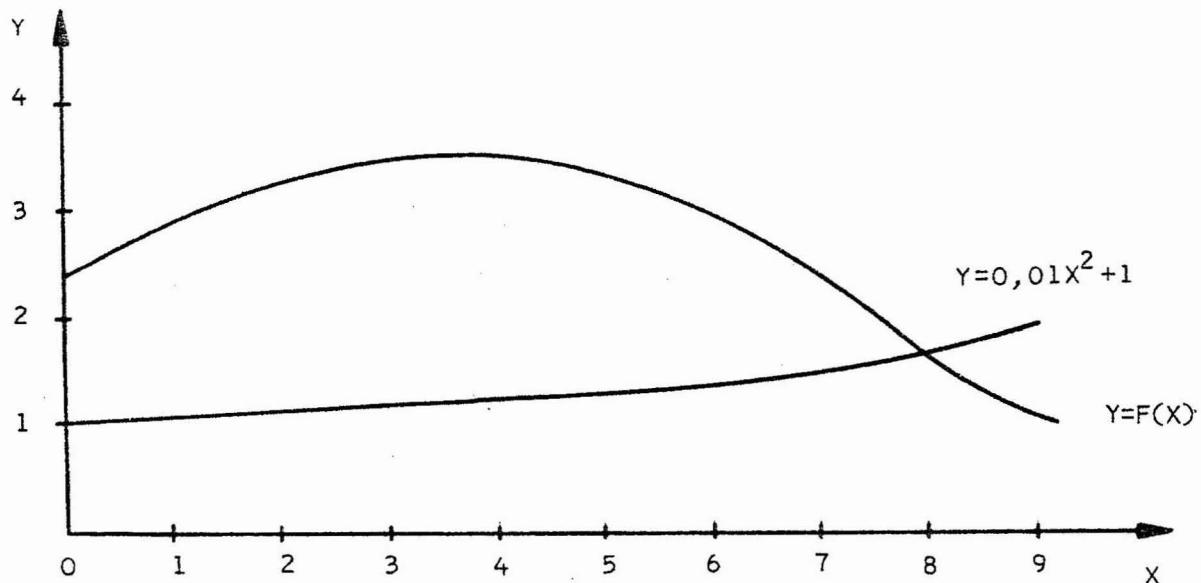


Abb. 31.9 Funktionsverläufe in dynamischen Modellen

In derselben Abbildung ist jedoch auch eine Funktion $F(x)$ eingetragen, die nicht durch eine elementare Funktion beschrieben werden kann. Zur Modellierung derartiger Funktionsverläufe in der DYNAMO-Sprache kann man sogenannte Tabellenfunktionen verwenden. Die zu beschreibende Funktion wird in gleichen Abszissenabständen durch senkrechte Linien geschnitten und die Ordinatenwerte dieser Schnittpunkte werden als Stützpunkte einer stückweise linearisierten Funktion verwendet, welche die ursprüngliche Funktion näherungsweise beschreibt.

Entscheidet man sich im Beispiel der Funktion $F(x)$ für eine von 0 bis 9 laufende Abszissenstückelung von 1, dann ergibt sich ein Polygonzug, dessen Ordinatenstützwerte in Abbildung 31.10 angeführt sind. Dieser Funktionszusammenhang wird durch

```
A Y.K=TABLE(TAB,X.K,0,9,1)
T TAB=2.3/2.7/3.1/3.15/3.1/3.0/2.6/2.3/1.5/1.2
```

beschrieben. Das erste Argument der Makrofunktion nennt den Na-

men der Tabelle (hier TAB genannt), in dem die Ordinatenwerte abgespeichert sind. Das zweite Argument kennzeichnet den Namen der unabhängigen Variablen (in diesem Fall X.K) der Funktion. Die letzten drei Argumente spezifizieren den größten und kleinsten Definitionswert des Abszissenbereiches (0 und 9) sowie die Schrittweite des gewählten Abszissenabschnitts.

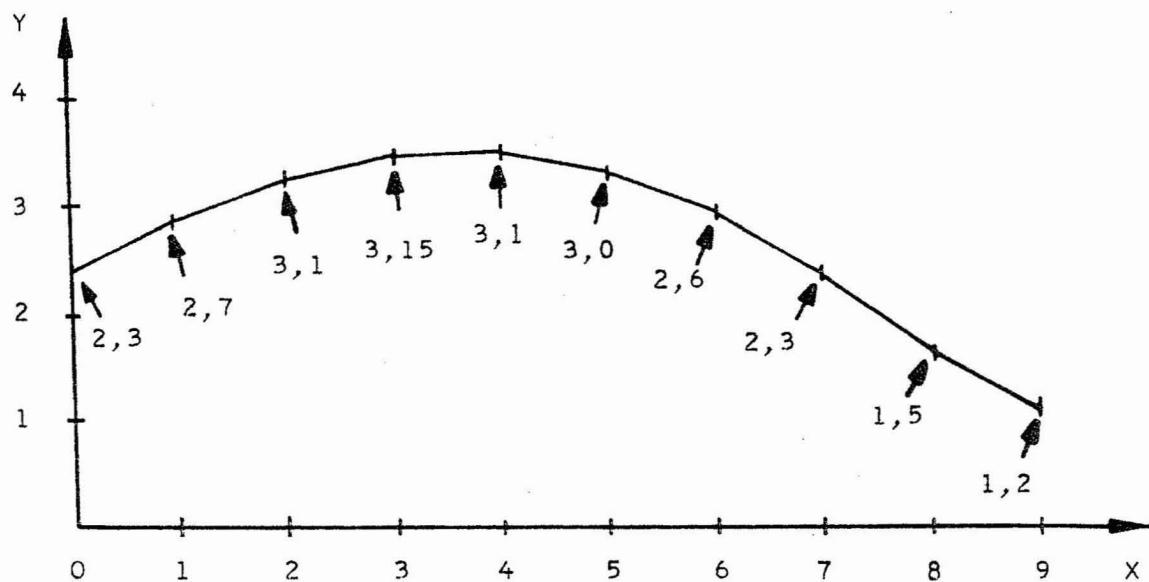


Abb. 31.10 Beispiel einer Tabellenfunktion im System-Dynamics-Konzept

Derartige Tabellenfunktionen werden in System-Dynamics-Modellen in großem Umfang verwendet und tragen entscheidend zur Nichtlinearität dieser Modelle bei. FORRESTER verwendet in seinem Weltmodell allein 21 Tabellenfunktionen.

Das von uns entwickelte Modell eines Fertigungs- und Lagerhaltungssystems soll um eine derartige Tabellenfunktion erweitert werden und damit alle wesentlichen Elemente enthalten, die in System-Dynamics-Modellen auftreten.

Wir unterstellen, daß der Fertiglagerabgang FLA durch

$$A \text{ FLA.K} = \text{FAK.K} * \text{FLB.K}$$

beschrieben wird, wobei FAK entsprechend der in Abbildung 31.11 beschriebenen Funktion von FLB abhängt.

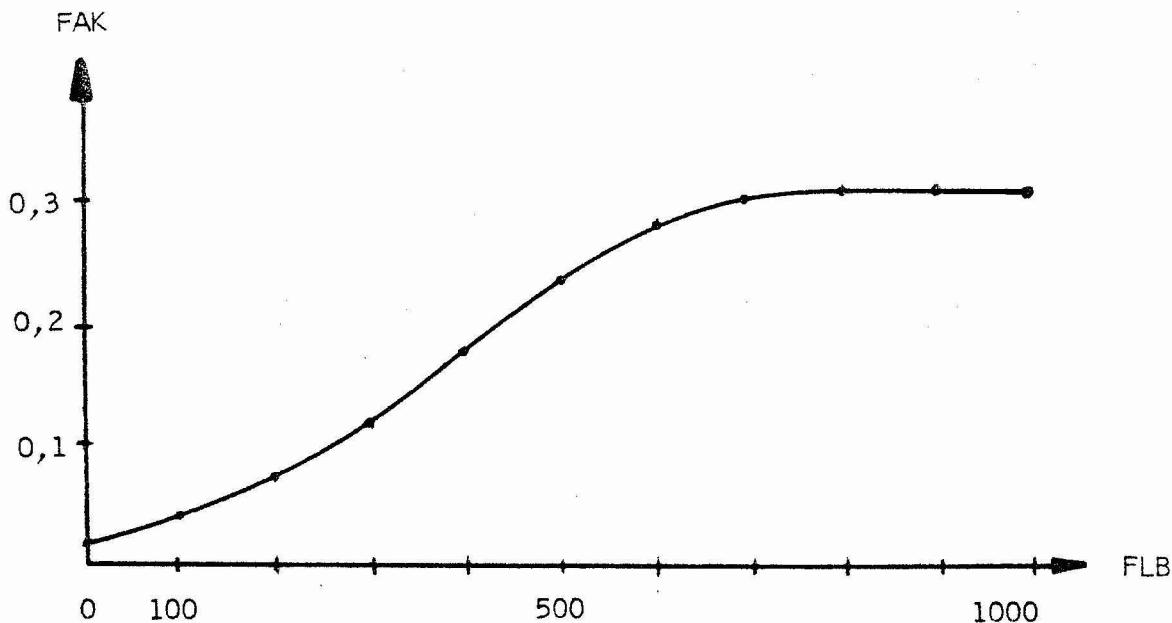


Abb. 31.11 Tabellenfunktionsverlauf am Beispiel eines Fertigungs- und Lagerhaltungsmodells

Dieser Zusammenhang wird durch

```
A FAK.K=TABLE(TAFA,FLB.K,0,1000,100)
T TAFA=0.02/0.05/0.07/0.11/0.18/0.25/0.29/0.32/0.32/0.32
```

beschrieben. Man erhält das DYNAMO-Programm

```
* FERTIGUNGS-UND LAGERHALTUNGSSYSTEM
*
R BMR.KL=PFLA.K+RF*(SLB.K-FLB.K)          BESTELLMENGENRATE
R FZU.KL=DELAY3(BMR.JK,DVZ)                 FERTIGLAGERZUGANG
L FLB.K=FLB.JK+DT*(FZU.JK-FLA.JK)          FERTIGLAGERBESTAND
A PFLA.K=SMOOTH(FLA.JK,APF)                PROGNOSTIZIERTER LAGERABGANG
A SLB.K=MF*PFLA.K+500                      SOLLAGERBESTAND
N FLB=450
R FLA.KL=FAK.K*FLB.K                        FERTIGLAGERABGANG
A FAK.K=TABLE(TAFA,FLB.K,0,1000,100)        LAGERABGANGSKoeffizient
T TAFA=0.02/0.05/0.07/0.11/0.18/0.25/0.29/0.32/0.32/0.32
                                             FUNKTIONSWERTE
C RF=0.3                                     BESTELLEFAKTOR
C DVZ=10                                      DURCHSCHNITTL. VERZOEGERUNG
C APF=2                                       ANPASSUNGSFAKTOR
C MF=0.25                                     SOLLBESTANDSFAKTOR
SPEC DT=1, LENGTH=50, PRTPER=1, PLTPER=1
PRINT FLB,FZU,FLA,BMR
PLOT SLB=S(300,550)/FLB=L(300,550)/FZU=Z(100,150)/FLA=A(100,150)
RUN
```

und das System-Dynamics-Diagramm

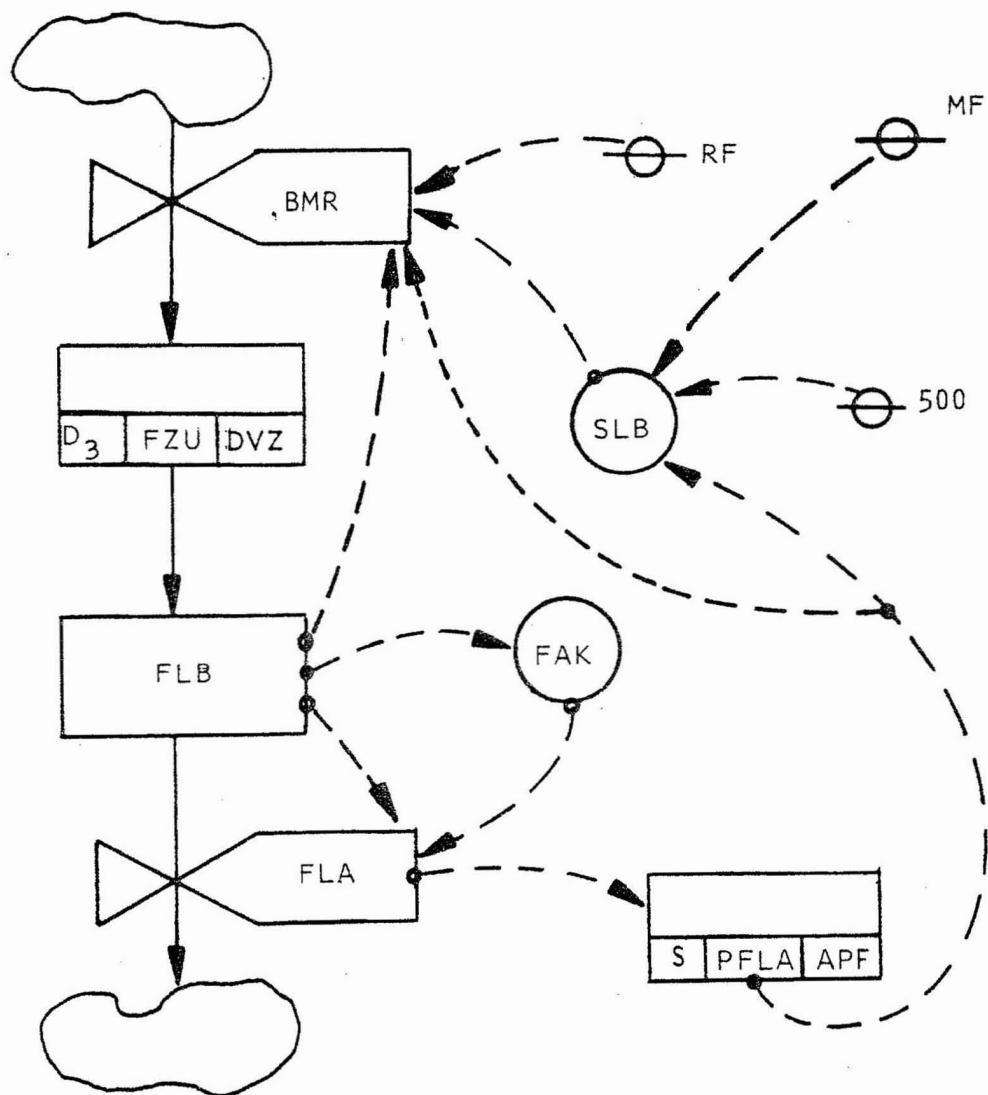


Abb. 31.12 System-Dynamics-Diagramm eines Fertigungs- und Lagerhaltungssystems

Das aufgrund des Programmes erstellte Histogramm zeigt Abbildung 31.13. Man erkennt, daß das System einem Gleichgewicht zustrebt.

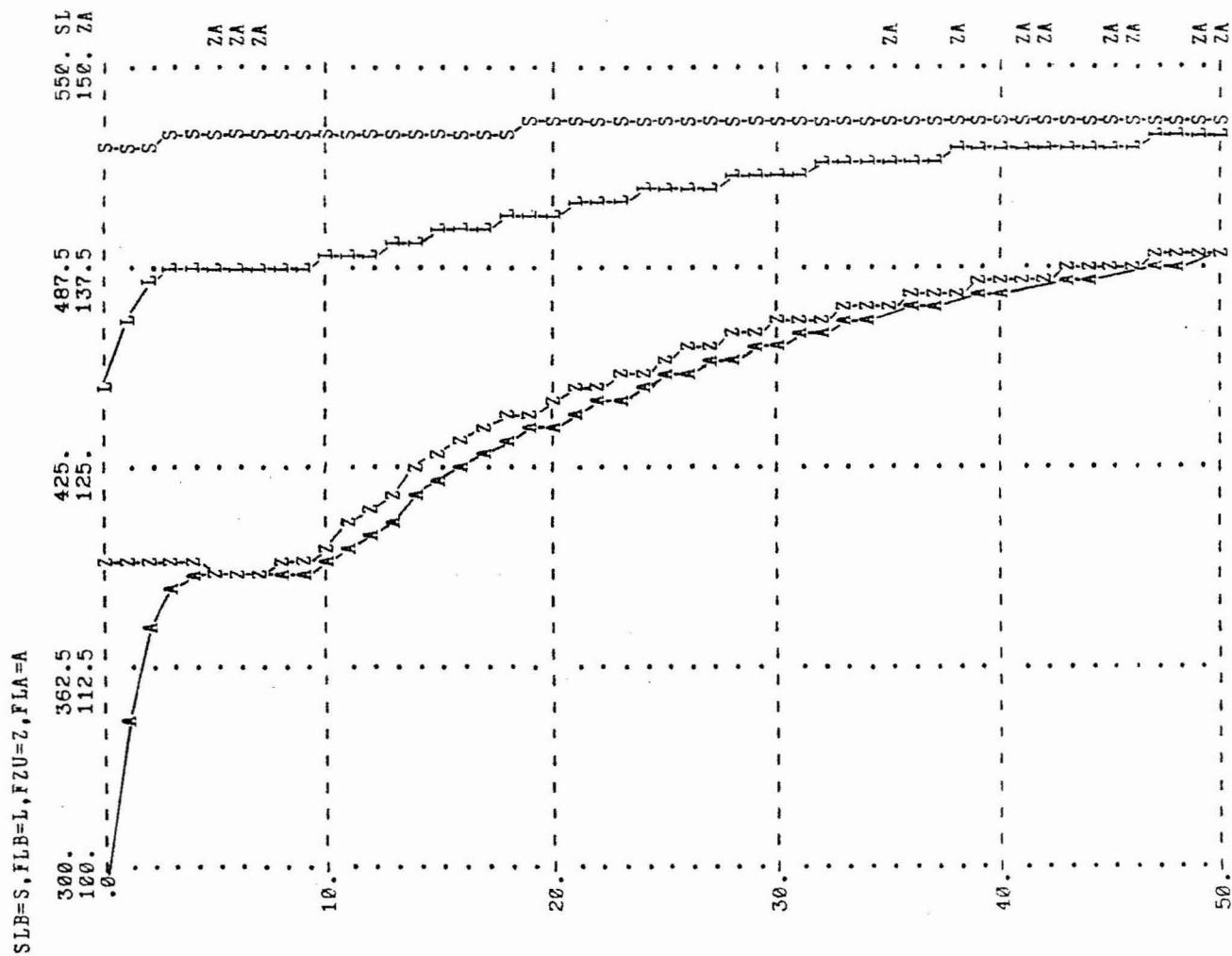


Abb. 31.13 Histogramm eines Fertigungs- und Lagerhaltungssystems

Neben den Makrofunktionen wie `DELAY3`, `SMOOTH` oder `TABLE` stehen eine Reihe von anderen Funktionen zur Verfügung, mit welchen beispielsweise bestimmte Zufallszahlensequenzen oder Verläufe der exogenen Variablen erzeugt werden können.⁴ Erwähnt werden sollen an dieser Stelle nur noch die `CLIP-` und `SWITCH-`Funktionen, welche später öfter verwendet werden. Beide Funktionen beschreiben logische Operationen, da in Abhängigkeit von dem Ergebnis eines Vergleichsprozesses unterschiedliche Alternativen zur Anwendung kommen.

Die `SWITCH`-Funktion besitzt die Form:

$$\text{SWITCH}(A, B, V)$$

⁴ Siehe [163]

und bringt die Beziehung

$$\text{SWITCH}(A, B, V) = \begin{cases} A & \text{wenn } V=0 \\ B & \text{wenn } V \neq 0 \end{cases}$$

zum Ausdruck.

Durch die CLIP-Funktion

$$\text{CLIP}(A, B, V_1, V_2)$$

wird die Beziehung

$$\text{CLIP}(A, B, V_1, V_2) = \begin{cases} A & \text{wenn } V_1 \geq V_2 \\ B & \text{wenn } V_1 < V_2 \end{cases}$$

beschrieben.

CLIP- und SWITCH-Funktionen dienen oft zur Formulierung von Entscheidungsregeln.

Eine Lagerabgangsforderung LAF kann beispielsweise nur dann voll befriedigt werden, wenn der tatsächliche Lagerbestand LAB mindestens so groß ist wie die abgerufene Menge. Der tatsächliche Lagerabgang LAT ergibt sich daher nach der Beziehung:

$$\text{LAT} = \begin{cases} \text{LAF} & \text{wenn } \text{LAB} \geq \text{LAF} \\ \text{LAB} & \text{wenn } \text{LAB} < \text{LAF} \end{cases}$$

Unter Verwendung der CLIP-Funktion kann diese Verhaltensweise durch

$$A \text{ LAT.K} = \text{CLIP}(\text{LAF.K}, \text{LAB.K}, \text{LAB.K}, \text{LAF.K})$$

modelliert werden.

Die sukzessive Entwicklung der Beschreibungselemente von System-Dynamics-Modellen wurde von Anfang an unter Verwendung der Simulationssprache DYNAMO vorgenommen, da diese speziell zur Modellierung dieser Konzeption entwickelt worden ist und sich daher als besonders einfach und übersichtlich erweist. Die Formulierung der im folgenden erörterten System-Dynamics-Modelle erfolgt daher ebenfalls in DYNAMO. Man sollte sich jedoch bewußt sein, daß die Beschreibungselemente eines System-Dynamics-Modells nicht auf eine Formulierung im Rahmen der DYNAMO-Sprache angewiesen sind, sondern, wie später gezeigt werden wird, auch mit Hilfe anderer Programmiersprachen, wie zum Beispiel FORTRAN oder CSMP, vollständig erfaßt werden können. DYNAMO ist da-

her nur eine (allerdings sehr geeignete) von mehreren Sprachen zur computeradäquaten Formulierung von System-Dynamics-Modellen.⁵

3.2. Feedbackheuristik und Geschlossenheitsprinzip als Elemente der System-Dynamics-Konzeption

Bisher wurde die sogenannte Level-Raten-Interpretation des System-Dynamics-Konzeptes geschildert, nach welcher die Welt als eine Beziehung von Bestands- und Flußgrößen gesehen werden kann.

Auf der Basis dieser Level-Raten-Interpretation wurde die Modellierung realer Systeme bis zur Entwicklung simulierfähiger Modelle dargestellt.

Nachdem die für System-Dynamics-Modelle so fundamentale Level-Raten-Interpretation erörtert und durch Beispiele illustriert wurde, sollen zwei weitere Elemente der System-Dynamics-Konzeption beschrieben werden.

Das erste konzeptionelle Element bezieht sich auf die Art der Hypothesengewinnung eines System-Dynamics-Modells. FORRESTER ist der Auffassung, daß sich soziale Systeme als ein Geflecht von Feedbackkreisen deuten lassen. An diese Deutungsweise anknüpfend, fordert er, die Entwicklung von System-Dynamics-Modellen an der Identifizierung bestimmter Feedbackkreise auszurichten. Diese Vorgehensweise zur Hypothesengewinnung soll als Feedbackheuristik bezeichnet werden. Das zweite konzeptionelle Element ist eine Maxime, welche sich auf die Modellgrenzen eines System-Dynamics-Modells bezieht und als Geschlossenheitsprinzip bezeichnet wird.

5 Auch DYNAMO ist im Hinblick auf seine Funktion als Darstellungsmittel von System-Dynamics-Modellen verbesserungsfähig. Beispielsweise ist die Kennzeichnung der Gleichungstypen mit Buchstaben redundant, weil der DYNAMO-Compiler schon aus der Indizierung den Gleichungstyp erkennen könnte. Auch wäre es angebracht, auf die Ratenindizierung KL zu verzichten. Man käme mit weniger Zeitindizes aus, wenn die zu erklärenden Ratenvariablen mit demselben Index JK versehen werden würden, mit welchem sie in den Levelgleichungen auftreten.

3.2.1. Feedbackheuristik des System-Dynamics-Konzeptes

Wir erinnern uns, daß jede Schleife in der Verknüpfungsmatrix eines rekursiven dynamischen Modells als ein Feedbackkreis interpretiert werden kann. Die Aufweisung bestimmter Feedbackkreise wird von vielen Modellanwendern nach der Entwicklung eines primären Hypothesensystems vorgenommen, um zusätzliche Informationen über die Struktur des Systems zu erhalten. Im Gegensatz dazu dient FORRESTER die Identifizierung bestimmter Feedbackkreise als Vorstufe zur Entwicklung eines parametrisch-singulären Modells. FORRESTERS Vorgehen läßt sich in folgende Stufen aufgliedern:

- (1) Identifizierung der Feedbacks, welche in einem System wirken und Entwicklung eines Feedbackdiagrammes, das die Wirkungsrichtungen der Feedbacks zum Ausdruck bringt sowie die Variablen kennzeichnet, über welche die Feedbacks laufen.
- (2) Verschärfung des informatorischen Gehalts des Feedbackdiagrammes, indem die erkannten Feedbackkreise als positiv oder negativ charakterisiert werden.
- (3) Entwicklung eines komparativen Kausaldiagrammes anhand des Feedbackdiagrammes.¹
- (4) Entwicklung eines System-Dynamics-Diagrammes auf der Grundlage eines komparativen Kausaldiagrammes
- (5) Formulierung eines System-Dynamics-Modells (zum Beispiel in der Simulationssprache DYNAMO).

FORRESTERS Forderung, die erste Stufe einer Modellentwicklung mit der Identifizierung der wirkenden Feedbacks einzuleiten, wird als Feedbackheuristik bezeichnet, weil dieser Weg sich unter Umständen als eine heuristisch fruchtbare Hypothesenfindungsmethode erweisen kann. Seine Forderung zur Feststellung der Feedbackkreise kann nicht so verstanden werden, daß alle in dem System wirkenden Feedbacks zu ermitteln seien, sondern die als wesentlich erachteten.

¹ Aus den Veröffentlichungen von FORRESTER und seinen Schülern ist nicht klar zu erkennen, ob ein Kausaldiagramm immer einem Feedbackdiagramm nachfolgt oder umgekehrt.

Ein Modellentwickler wäre bei großen Modellen überfordert, wenn er die umfangreiche Anzahl von Schleifen zu identifizieren hätte, die man in der Regel nach einer Modellformulierung mit Hilfe einer Schleifenanalyse der Verknüpfungsmatrix feststellen kann.

Die erste Stufe der Modellentwicklung läßt sich in unserer Terminologie dadurch charakterisieren, daß ein nichtparametrisches Schaubildmodell eines Systems entwickelt wurde, in welchem bestimmte Schleifen als 'wesentliche' Feedbackkreise gekennzeichnet sind.

In der zweiten Stufe müssen die wesentlichen Feedbacks als positiv oder negativ erkannt werden. Diese Bestimmung dürfte vielen Personen erst aufgrund eines komparativen Kausaldiagrammes möglich sein. Offenbar handelt es sich bei dieser Festlegung um eine mehr intuitive Bestimmung die unter Umständen bei der Entwicklung eines Kausaldiagrammes revidiert werden kann.

Im Falle des beschriebenen Fertigungs- und Lagerhaltungssystems läßt sich folgendes Feedbackdiagramm formulieren:

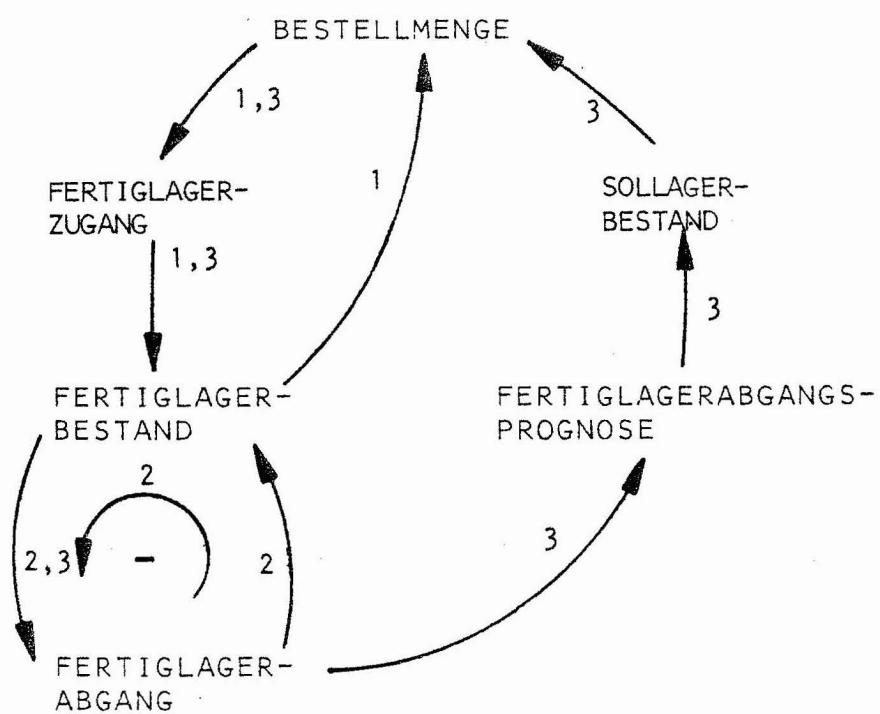


Abb. 32.1 Feedbackdiagramm eines Fertigungs- und Lagerhaltungssystems

Man kann zwischen drei Feedbackkreisen unterscheiden, die durch die Zahlen 1 bis 3 gekennzeichnet sind. Die Unterscheidung, ob es sich um positive oder negative Feedbackkreise handelt, wird unter der Voraussetzung getroffen, das System befände sich in einem Gleichgewicht und der Wert einer Variablen, die sich in dem zu beurteilenden Kreis befindet, würde erhöht. Unter dieser Annahme verfolgt man gedanklich die Auswirkung der Erhöhung über die einzelnen Variablen des Feedbackkreises bis zu der ursprünglich erhöhten Ausgangsvariablen. Hat die gedankliche 'Durchwanderung' des Feedbackkreises eine Erhöhung der Ausgangsvariablen zur Folge, dann liegt ein positiver Feedbackkreis vor, während eine Verminderung als ein negativer Feedbackkreis angesehen wird.²

Betrachten wir als erstes den durch 2 gekennzeichneten Kreis: Eine Erhöhung des Fertiglagerbestandes führt zur Erhöhung des Fertiglagerabganges, und die Erhöhung des Fertiglagerabganges wiederum führt zur Verminderung des Fertiglagerbestandes. Es liegt damit ein negativer Feedbackkreis vor.

Die mit den Zahlen 1 und 3 gekennzeichneten Kreise führen beide über die Variable 'Bestellmenge'. Diese Größe kann sowohl zunehmen als auch abnehmen, wenn im Falle der Analyse von Kreis 1, der Fertiglagerbestand oder, im Falle von Kreis 3, der Solllagerbestand als wachsend angenommen wird. Denn die Entscheidung, ob die Bestellmenge bei wachsendem Soll- oder Fertiglagerbestand wächst oder fällt, hängt von der Relation zwischen dem Soll- und Istlagerbestand ab. Die Verknüpfung zwischen der Bestellmenge und den beiden Lagerbeständen wird daher durch eine nichtkomparative Hypothese beschrieben. Es ist somit nicht möglich, die beiden Kreise als (ständig) positiv oder negativ zu klassifizieren. Mit diesem Beispiel wurde deutlich, daß die Forderung FORRESTERS, die positiven und negativen Feedbacks von Systemen zu identifizieren, aus empirischen Gründen nicht immer möglich ist.

Im Rahmen der dritten Stufe wird ein komparatives Kausaldiagramm des betreffenden Systems entwickelt.

2 Vgl. Seite 59f. und 282f.

In Abbildung 32.2 ist das Kausaldiagramm des beschriebenen Fertigungs- und Lagerhaltungssystems dargestellt.

Im Hinblick auf die Bestellmenge wird durch das Zeichen \pm zum Ausdruck gebracht, daß die Bestellmenge durch eine nichtkomparative und in diesem Fall auch multikausale Hypothese beschrieben wird. Es ist daher im vorliegenden Beispiel nur unter Vorbehalt möglich, von einem komparativen Kausaldiagramm zu sprechen, da es nicht nur komparative Hypothesen enthält.

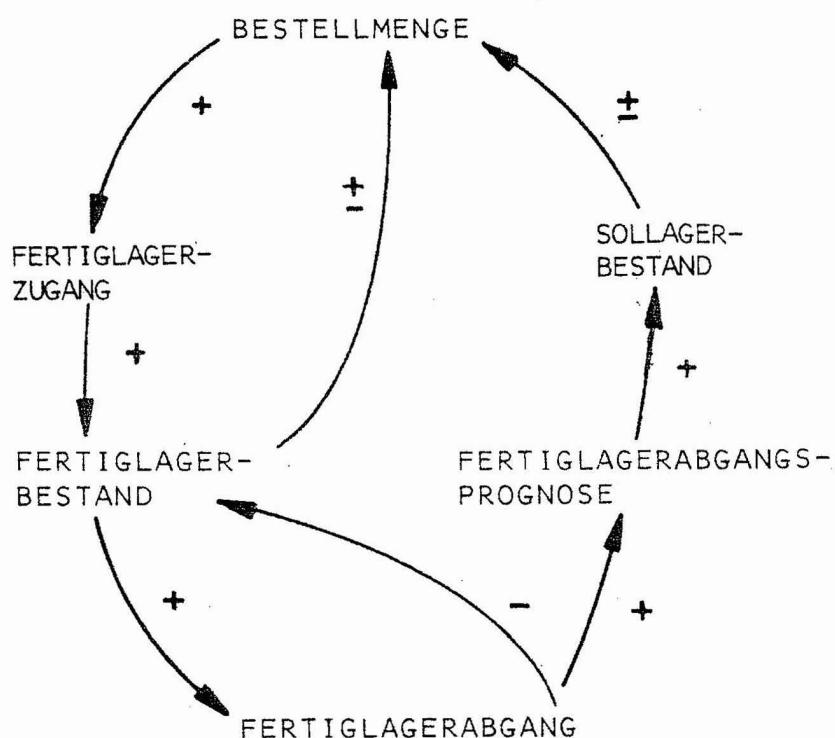


Abb. 32.2 Komparatives Kausaldiagramm eines Fertigungs- und Lagerhaltungssystems

In der vierten Stufe kommt nunmehr die schon beschriebene Level-Raten-Interpretation zur Anwendung. Die Variablen des komparativen Kausaldiagrammes werden daraufhin untersucht, ob sie sich als Level-, Raten- oder Hilfsvariablen klassifizieren lassen. Die Beziehungen zwischen den Variablen und Parametern werden durch die uns bereits bekannten System-Dynamics-Diagramme beschrieben.

Die Formulierung des parametrisch-singulären System-Dynamics-Modells vollzieht sich in der fünften Stufe.

3.2.2. Geschlossenheitsprinzip und System-Dynamics

Das Geschlossenheitsprinzip charakterisiert eine bestimmte Auffassung FORRESTERs bezüglich des Auftretens exogener Variablen in einem System-Dynamics-Modell. Im Hinblick auf die Existenz bestimmter exogener Variablen lässt FORRESTER nur zwei Modellformen zu: geschlossene Modelle und singulär offene Modelle. Geschlossene Modelle sind, wie uns bereits bekannt ist, Modelle ohne zeitveränderliche exogene Variable. Unter einem singulär offenen Modell soll ein Modell mit nur einer zeitveränderlichen exogenen Variablen verstanden werden.

A. Singulär offene System-Dynamics-Ansätze

a) Kennzeichnung singulär offener System-Dynamics-Ansätze

Singulär offene Modelle dienen nicht der Ex-post- oder Ex-ante-Prognose bestimmter endogener Variablen, sondern der Ermittlung bestimmter typischer Systemverhaltensweisen. Zu diesem Zweck wird ein Modell künstlich in einen (in der Realität fast nie vorliegenden) Gleichgewichtszustand versetzt und dann im Hinblick auf seine Reaktion bezüglich bestimmter Testeingänge untersucht.³ Eine derartige Testantwortanalyse dient dem Studium des Systemverhaltens. Singulär offene System-Dynamics-Modelle, welche ausschließlich für Testantwortanalysen entwickelt werden, sollen als Testantwortmodelle bezeichnet werden. Durch bestimmte Änderungen der kontrollierbaren Systemparameter versucht man nach der Formulierung eines Testantwortmodells das Modellverhalten im Hinblick auf bestimmte wünschenswerte Eigenschaften wie etwa eines monotonen Verhaltens zu verändern. Führt die Wahl eines anderen Parameterwertes im Rahmen der Testantwortanalyse zu dem gewünschten Erfolg, dann werden diese Parameteränderungen am konkreten System realisiert.

³ Vgl. zu dieser Methode Seite 202f.

Als Beispiel sei eine Version des bereits erörterten Einlevelmodells angeführt, in der die Abgangsrate ABF eine exogene Variable darstellt. ABF soll durch eine Testfunktion in Form eines in der Periode 5 auftretenden Impulses von 500 Einheiten ersetzt werden. Hierzu verwendet man die Funktion,

R ABF.KL=PULSE(500,5,1000)

in der das erste Argument die Impulshöhe und das zweite den Zeitpunkt des Impulsauftrittens kennzeichnet. Das dritte Argument gibt die Impulsfrequenz an, d.h. den Zeitabstand, nach welchem ein neuer Impuls auftritt. Dieser liegt mit 1000 außerhalb des Simulationszeitraumes. Man erhält folgendes Programm:

```
* EIN-LEVEL-MODELL
*
L LEV.K=LEV.J+DT*(ZUF.JK-ABF.JK)           ANFANGSWERT DES LEVELS
N LEV=200
R ZUF.KL=APP*(SLEV-LEV.K)
R ABF.KL=PULSE(500,5,1000)
C APP=0.1          ANPASSUNGSFAKTOR
C SIEV=600         SOLLBESTAND
SPEC DT=1,PLTPER=1,PRTPER=1,LENGTH=50
PLOT LEV=L/ZUF=Z/ABF=A
PRINT LEV,ZUF,ABF
RUN
```

Manchem Leser wird nicht entgangen sein, daß das vorliegende Modell für eine Testantwortanalyse noch nicht geeignet ist, da von einem Gleichgewichtszustand auszugehen ist, d.h. durch eine geeignete Wahl der Levelanfangswerte eine künstliche Gleichgewichtssituation zu schaffen ist. Während (wie wir später sehen werden) diese Gleichgewichtssetzung in vielen Modellen durchaus keine Trivialität ist, gestaltet sich hier das Auffinden eines gleichgewichtigen Levelanfangswertes als sehr einfach. Im Gleichgewicht muß der Sollbestand SLEV=600 dem Istbestand LEV entsprechen, d.h. LEV ist gleich SLEV zu setzen. Aus der Gleichung für ZUF erkennt man, daß unter der Annahme LEV=SLEV die Zuflussrate ZUF=0 wird. Da ABF ebenfalls Null ist, folgt: LEV.K=LEV.J, d.h. die Levelwerte ändern sich nicht, und es herrscht

somit ein Gleichgewicht. Wir ersetzen damit die ursprüngliche Level-anfangswertgleichung durch die Anfangswertgleichung

N LEV=SLEV GLEICHGEWICHTSANFANGSWERT

und erhalten damit ein gleichgewichtiges System. Man erkennt, daß auch Anfangswertgleichungen auf der rechten Seite Variablen enthalten dürfen, die erst über andere Anfangswertgleichungen auf numerische Werte zurückgeführt werden.

In Abbildung 32.3 sind verschiedene Impulsantworten für unterschiedliche Anpassungsfaktoren APF angeführt.

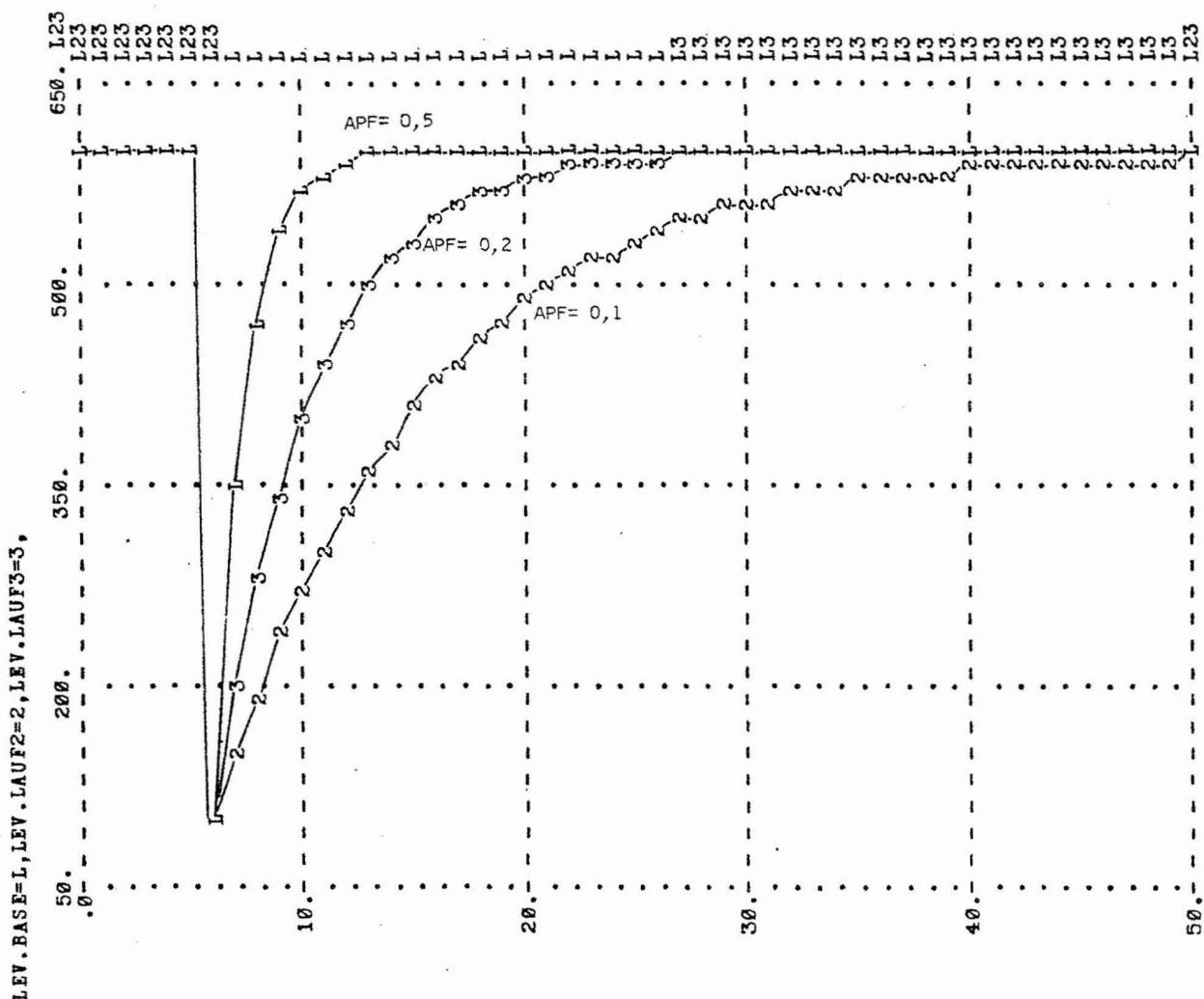


Abb. 32.3 Impulsantwort des gleichgewichtigen Einlevelmodells bei unterschiedlichen Anpassungsfaktoren APF

Der Anpassungsfaktor APF=0,5 zeigt eine schnellere Anpassung des Levelwertes an den Gleichgewichtspfad als der ursprünglich gewählte Faktor. Geht man von dem Ziel einer Verminderung der Fluktuation aus, dann sollte im konkreten System APF=0,5 dem ursprünglichen Anpassungsfaktor von APF=0,1 vorgezogen werden.

Es fragt sich, wie die empirische Überprüfung derartiger Gleichgewichtsmodelle erfolgen soll, denn die künstlich geschaffene Gleichgewichtssituation stimmt erklärtermaßen nicht mit der Realität überein.

Im Prinzip sollte es möglich sein, bei Kenntnis des historischen Verlaufs der exogenen Flußrate eine Ex-post-Prognose vorzunehmen und anhand dieser die empirische Adäquanz des Modells zu beurteilen. Ein derartiges Vorgehen lehnt FORRESTER jedoch ab. Er ist vielmehr der Auffassung, daß ein Modell dann gerechtfertigt ist, wenn die aufgrund einer normativen Modellanalyse gefundenen Maßnahmen zum gewünschten Erfolg führen. Im Falle des Sprague-Modells, dem singulär offenen Modell eines Elektrobetriebes, führten beispielsweise die anhand des Modells gewonnenen Maßnahmen zu einer Verminderung der Lager- und Personalfluktuation.⁴ Im Sinne von FORRESTER liefert dieses Ergebnis eine hinreichende Rechtfertigung des Modells.

b) Zur Bestimmung von gleichgewichtigen Levelanfangswerten in singulär offenen System-Dynamics-Ansätzen

Es wurde bereits darauf hingewiesen, daß die Bestimmung der zu einem Gleichgewichtssystem führenden Levelanfangswerte Schwierigkeiten bereiten kann. Dies soll am Beispiel des erörterten Lagerhaltungs- und Fertigungsmodells gezeigt werden.

Die Abflußrate des Fertiglagerbestandes FLA soll nicht nur wie in dem auf Seite 421 beschriebenen (geschlossenen) Modell vom Fertiglagerbestand abhängen, sondern auch von einer exogen bedingten Größe EX, d.h.

$$R \text{ FLA.KL} = \text{FAK.K} * \text{FLB.K} + \text{EX.K}$$

Geht man davon aus, daß EX im Gleichgewicht 25 betragen soll, und

⁴ Zum Aufbau dieses Modells siehe [53, S. 173] und [230]

prägt dem im Gleichgewicht befindlichen System in Periode 5 einen Impuls der Größe 150 auf, dann wird dies durch das Programm dargestellt.

```

* FERTIGUNGS-UND LAGERHALTUNGSSYSTEM
*
R BMR.KL=PFLA.K+RFF*(SLB.K-FLB.K)
R FZU.KL=DELAY3(BMR.JK,DVZ)
L FLB.K=FLB.J+DT*(FZU.JK-FLA.JK)
N FLB=450
A PFLA.K=SMOOTH(FLA.JK,APP)
A SLB.K=MF*PFLA.K+500
R FLA.KL=FAK.K*FLB.K+EX.K
A EX.K=25+PULSE(150,5,100)
A FAK.K=TABLE(TAFA,FLB.K,0,1000,100)
T TAFA=0.02/0.05/0.07/0.11/0.18/0.25/0.29/0.32/0.32/0.32
C RF=0.3,DVZ=10,APP=2,MF=0.25
SPEC DT=1,LENGTH=50,PRTPER=1,PLTPER=1
PLOT FLB=F/FZU=Z/FLA=A//SLB=S
PRINT FLB,FZU,FLA,SLB
RUN

```

Es stellt sich nunmehr die Frage, wie die Levelanfangswerte zu wählen sind, um ein Modellgleichgewicht herzustellen.

Man könnte meinen, daß ausschließlich die Bestimmung des gleichgewichtigen Levelanfangswertes für FLB notwendig sei, der den nur vorläufig gewählten Anfangswert der Höhe 450 ersetzt. Da in den verwendeten DELAY3- und SMOOTH-Makros ebenfalls Levelvariablen auftreten, ist auch der Frage nachzugehen, wie die Anfangswerte dieser Variablen im Falle eines Gleichgewichts zu wählen sind. Diese grundsätzliche Frage soll vorab geklärt werden.

ba) Makrofunktionen in gleichgewichtigen Modellen

Makrofunktionen - im folgenden kurz Makros genannt - stehen stellvertretend für eine Reihe von elementaren DYNAMO-Instruktionen, die beim Aufruf dieser Makrofunktionen aktiviert werden. Makrofunktionen können neben den vorhandenen vom Benutzer in DYNAMO selbst definiert werden. Die im Rahmen des DYNAMO-Compilers vorgenommene Definition des SMOOTH-Makros lautet:

```

MACRO SMOOTH(IN,DEL)
L SMOOTH.K=SMOOTH.J+DT*(IN.J-SMOOTH.J)/DEL
N SMOOTH=IN
MEND

```

Die elementaren Instruktionen des Makros sind von den Zeilen MACRO und MEND eingeschlossen. An das Wort MACRO hat sich der zu definierende Makroaufruf anzuschließen, wobei die als Makroeingangsgrößen dienenden Argumente in ihrer Bezeichnung (IN und DEL) mit den entsprechenden Bezeichnungen dieser Größen in den Gleichungen übereinstimmen müssen.

Der Makroname (SMOOTH) muß mit der Variablen in den Gleichungen identisch sein, deren Wert durch die Makrofunktion ausgedrückt werden soll. Variablen, die in den Gleichungen des Makros auftreten, aber weder Eingänge noch Ausgänge bilden, erhalten als erstes Variablen-symbol ein \$-Zeichen. Im Fall des SMOOTH-Makros treten solche makro-internen Variablen nicht auf. Anders dagegen in der folgenden Makrofunktion einer exponentiellen Verzögerung dritter Ordnung:

```

MACRO DELAY3(IN,DEL)
A DELAY3.K=$LV3.K/$DL.K
L $LV3.K=$LV3.J+DT*($RT2.JK-DELAY3.J)
N $LV3=$DL*IN
R $RT2.KL=$LV2.K/$DL.K
L $LV2.K=$LV2.J+DT*($RT1.JK-$RT2.JK)
N $LV2=$LV3
R $RT1.KL=$LV1.K/$DL.K
L $LV1.K=$LV1.J+DT*(IN.JK-$RT1.JK)
N $LV1=$LV3
A $DL.K=DEL/3.
MEND

```

Werden in einem Modell eine SMOOTH- oder DELAY3-Makrofunktion verwendet, so kann man diese durch ihre elementaren Gleichungen ersetzen. Da Makros aber gerade dem Ziel dienen, den mit der Formulierung dieser Gleichungen verbundenen Aufwand zu vermeiden, ist ein solches Vorgehen für praktische Zwecke nicht sehr sinnvoll. Stellen wir uns jedoch im Hinblick auf die zur Diskussion stehende Frage vor, daß alle SMOOTH- und DELAY3-Makros eines Modells durch entsprechende elementare Gleichungen ersetzt werden, dann wird deutlich, daß weitere Le-velgleichungen in dem Modell enthalten sind, deren Anfangswerte offenbar bei der Herbeiführung eines Gleichgewichtszustandes zu berück-

sichtigen sind.

Eine genauere Untersuchung der angeführten Makrofunktionen zeigt, daß die Anfangswerte in bestimmter Weise definiert sind.

Der Anfangswert von SMOOTH ist gleich dem als konstant anzusehenden IN gesetzt, mit der Folge, daß der Klammerausdruck in der Levelgleichung Null wird und sich damit $\text{SMOOTH.K} = \text{SMOOTH.J}$ ergibt.

Für den DELAY3-Makro soll die Existenz eines Gleichgewichts nur für \$LV1 gezeigt werden. Setzt man die Gleichung für \$RT1 in die Levelgleichung \$LV1 ein, dann folgt:

$$\$LV1.K = \$LV1.J + DT * (IN.JK - (\$LV1.J / \$DL.J))$$

Geht man davon aus, daß das System im Gleichgewicht sein soll, dann ist IN.J ein konstanter Wert. Mit den Anfangswertgleichungen

$$\$LV1 = \$LV3$$

und

$$\$LV3 = \$DL * IN$$

folgt

$$IN = \$LV1 / \$DL$$

Bei konstantem IN verschwindet damit der Klammerausdruck in der Gleichung für \$LV1, und es wird $\text{LV1.K} = \text{LV1.J}$ für alle Zeitpunkte, in denen IN konstant ist. Eine analoge Betrachtung kann für die Level \$LV2 und \$LV3 durchgeführt werden.

Als Ergebnis ist festzuhalten, daß SMOOTH- und DELAY3-Makros, die einem konstanten Input IN ausgesetzt sind, immer auch einen konstanten Output SMOOTH(IN,DEL) bzw. DELAY3(IN,DEL) zur Folge haben.

bb) Gleichgewichtsbestimmung von Modellen durch Simulation

Kehren wir zu dem Problem der Bestimmung von Gleichgewichtsanfangswerten in dem Fertigungs- und Lagerhaltungsmodell zurück. Wir wissen nunmehr, daß bei SMOOTH- und DELAY3-Makros ein gleichgewichtiger Eingang einen gleichgewichtigen Ausgang hervorruft. Doch unbeantwortet blieb bisher die Bestimmung des Gleichgewichtsanfangswertes für den Level FLB.

Vorab eine kurze Festlegung: Der Gleichgewichtswert eines Levels oder einer Rate soll durch einen Querstrich über dem Variablenamen gekennzeichnet werden. Anhand der Gleichungen des Lagerhaltungs- und Fertigungsmodells können wir folgende Betrachtungen anstellen:

Im Gleichgewicht muß der gleichgewichtige Solllagerbestand \overline{SLB} dem gleichgewichtigen Fertilagerbestand \overline{FLB} entsprechen, d.h.

$$\overline{FLB} = \overline{SLB}$$

weiter gilt immer im Falle eines Gleichgewichtes

$$\overline{SLB} = MF * \overline{PFLA} + 500$$

$$\overline{PFLA} = \overline{FLA}$$

$$\overline{FLA} = \overline{FLB} * \overline{FAK} + \overline{EX}$$

$$\overline{FAK} = TABLE(\overline{FLB})$$

$$\overline{EX} = 25$$

Durch sukzessives Einsetzen erhält man die Gleichgewichtsbedingung für FLB

$$\overline{FLB} = MF * [\overline{FLB} * TABLE(\overline{FLB}) + 25] + 500$$

Da $TABLE(FLB)$ eine nichtlineare Funktion repräsentiert, muß zur Ermittlung von FLB eine nichtlineare Gleichung gelöst werden.

Handelt es sich in realistischeren Fällen um ein System mehrerer, in vielfältig nichtlinearer Weise miteinander verknüpfter Level, so ist ein nichtlineares simultanes Gleichungssystem zur Ermittlung der Levelanfangswerte zu lösen.

Angesichts dieser Schwierigkeiten, die mit dem Lösen derartiger Gleichungssysteme verbunden sind, bietet sich ein anderer Weg zur Gleichgewichtsermittlung an:

Man simuliert den Zeitverlauf der Level eines Systems bei Unterdrückung der Testfunktion, ermittelt die Gleichgewichtswerte und setzt diese als Levelanfangswerte ein. Da eine Veränderung bestimmter Systemparameter (in unserem Fall MF) jedesmal zu anderen Gleichgewichtswerten führt, ist dieses Verfahren mühselig, wenn Parametermodifikationen getestet werden sollen.

In diesem Fall sei das folgende Programm empfohlen, welches bewirkt, daß im Simulationslauf eine Testfunktion erst nach dem Erreichen des Gleichgewichtszustandes dem System aufgeprägt wird und nur von der gewünschten Testantwort ein Histogramm erstellt wird.

Folgende Instruktionen sind dem eigentlichen Programm voranzustellen:

```

MACRO VE1(A)
L VE1.K=VE1.J+(DT/DT)($AA.J-VE1.J)
A $AA.K=A.K
N VE1=Ø
MEND
MACRO A(X)
A A.K=CLIP(X.K,-X.K,X.K,Ø)
MEND
MACRO S(LI,GK)
A $Z.K=A((LI.K-VE1(LI.K))/LI.K)
A S.K=CLIP(Ø,1,$Z.K,GK)
MEND
MACRO SU(A)
A SU.K=VE1(SU.K)+A.K
MEND
* BRUECKENINSTRUKTIONEN ZWISCHEN MACRO UND PROGRAMMTEIL
A PLTPER.K=CLIP(DT,Ø,SU(CLIP(1,Ø,ZSU.K,AGP)),1)
A ZSU.K=SU(DT*SG.K-(1-SG.K)*VE1(ZSU.K))
A STE.K=CLIP(1,Ø,SU(PLTPER.K),AGA+DT)    STEPEINSCHALTER
A IME.K=SWITCH(1,Ø,STE.K-VE1(STE.K)-1)    IMPULSEINSCHALTER
*
* STEUERGROESSEN
*
C GK=Ø.0001
C AGA=10
C AGP=5

```

Die Parameter bedeuten:

GK: Kriterium für das Erreichen eines Gleichgewichtszustandes, ausgedrückt durch die relative Änderungsrate eines Levels zwischen Periode J und K. Es genügt in der Regel GK=0.0001.

AGP: Anzahl der Perioden, in welchen das Gleichgewichtskriterium erfüllt sein soll.

AGA: Anzahl der Gleichgewichtsperioden im Histogramm vor Beginn des Testeinganges.

Die Variable STE bestimmt im Falle, das der Testeingang eine Sprungfunktion darstellt, den Beginn des Sprunges, d.h. STE wird nach AGA Perioden auf Dauer 1. Soll eine Sprungfunktion die Sprunghöhe STH besitzen, so wird sie durch

STEPF.K=STE.K*STH

beschrieben.

Eine Impulsfunktion IMPF mit der Impulshöhe IPH kann analog durch

IMPF.K=IME.K*IPH

dargestellt werden.

Nach den Steuergrößen ist vor dem eigentlichen Simulationsmodell eine Hilfsgleichung für SG.K zu definieren, in die alle die Level L1,L2,...,LN des Modells eingehen, von denen man verlangt, daß sie sich beim Auslösen der Testfunktionen im Gleichgewicht befinden. SG.K lautet:

A SG.K=S(L1.K,GK)*S(L2.K,GK)*...*S(LN.K,GK)

Als Anwendungsfall sei das uns bekannte Fertigungs- und Lagerhaltungsmodell verwendet, welchem im Gleichgewicht ein Impuls der Höhe 80 aufgeprägt werden soll.

```

* MACRO VE1(A)
}
      SIEHE PROGRAMM S. 438

* STEUERGROESSEN
C AGA=10
C AGP=5
C GK=0.0001
* VOM BENUTZER ZU DEFINIERENDE GLEICHUNG
A SG.K=S(FLB.K,GK)
* FERTIGUNGS-UND LAGERHALTUNGSSYSTEM
}
      SIEHE PROGRAMM S. 434

A EX.K=25+IMPF.K
A IMPF.K=IME.K*IPH
C IPH=80
RUN

```

Dieses Programm erzeugt das nachfolgende Histogramm.

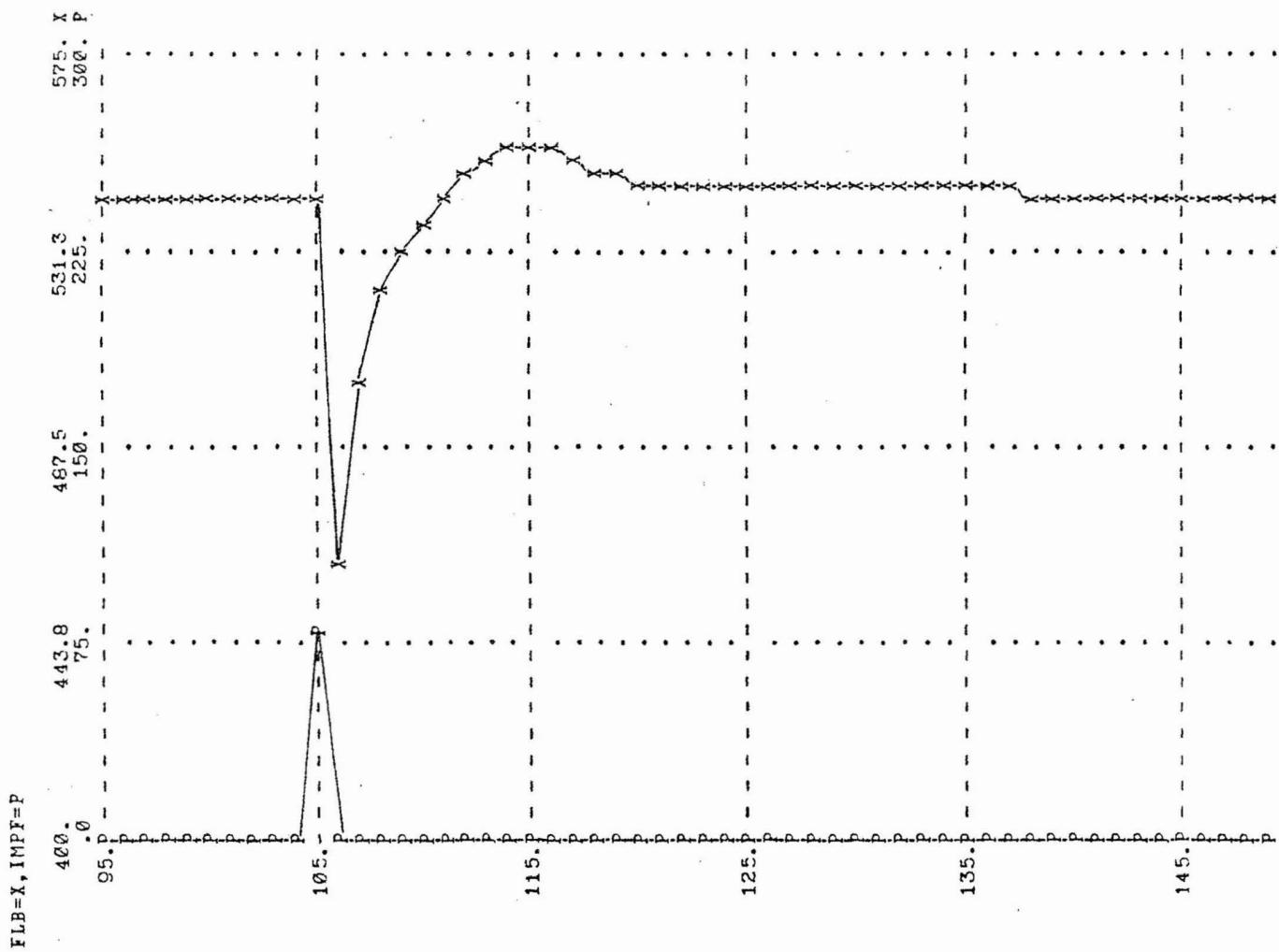


Abb. 32.4 Histogramm der Impulsantwort eines im Gleichgewicht befindlichen Fertigungs- und Lagerhaltungssystems

B. Geschlossene System-Dynamics-Ansätze

Die ursprünglichen Versionen des Einlevelmodells sowie des Fertigungs- und Lagerhaltungsmodells gehören zur Familie der geschlossenen Modelle. Denn sämtliche Zu- und Abflußraten ließen sich (über die Hilfsvariablen) auf andere Level zurückführen. Auch die Weltmodelle von FORRESTER und MEADOWS sowie das von FORRESTER veröffentlichte Stadtentwicklungsmodell fallen in diese Kategorie. Geschlossene System-Dynamics-Modelle müssen in der Lage sein, den histori-

schen Zeitverlauf des modellierten Systems zu reproduzieren. Oder anders ausgedrückt: Die Akzeptierbarkeit eines geschlossenen System-Dynamics-Modells kann anhand von Ex-post-Prognosen beurteilt werden. Nach der Formulierung und empirischen Überprüfung eines geschlossenen System-Dynamics-Modells werden verschiedene Politiken erprobt, mit denen man versuchen will, unerwünschte Zeitverläufe bestimmter Modellvariablen im 'positiven' Sinne zu beeinflussen. Im Rahmen des Weltmodells von MEADOWS zeigte sich beispielsweise, wie in Abbildung 32.5 zu erkennen ist, ein starkes Überschwingen der Weltbevölkerung mit einer anschließenden Bevölkerungskatastrophe (overshoot and collapse). Diese unerwünschte Entwicklung versuchte man durch die Änderung geeigneter kontrollierbarer Parameter abzufangen.

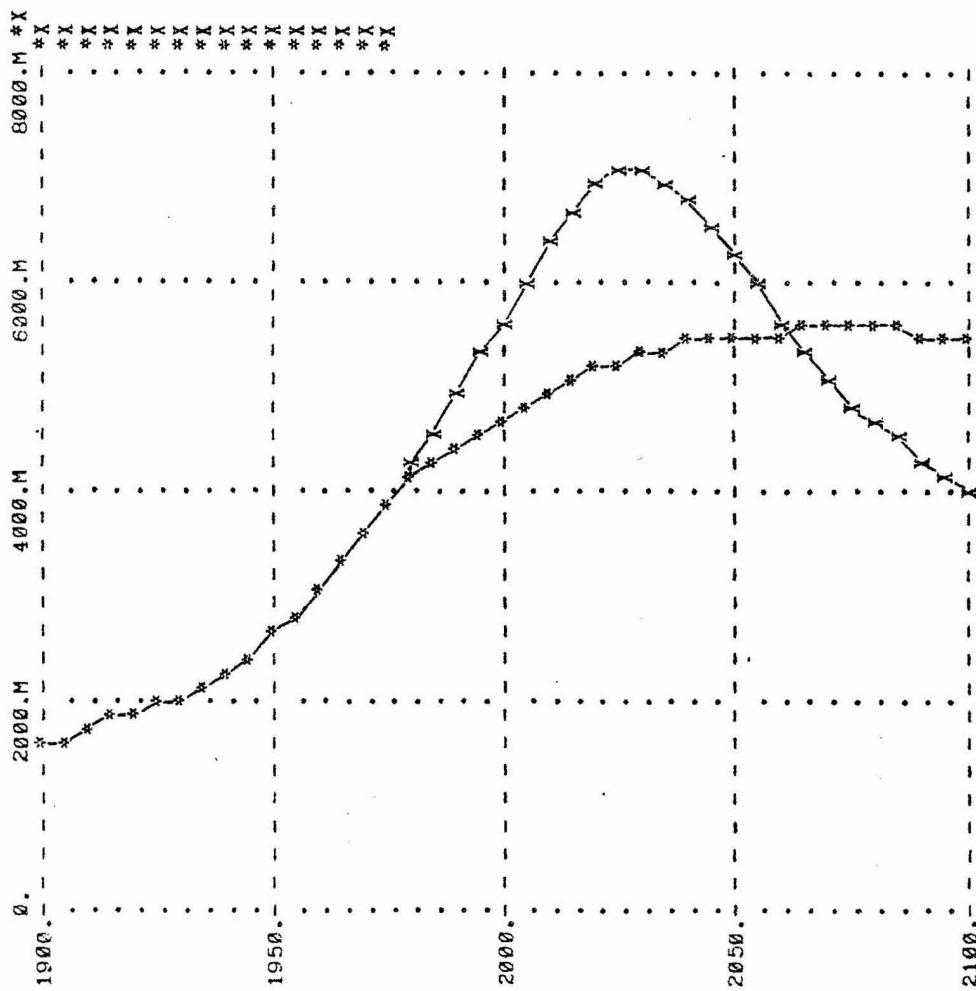


Abb. 32.5 Prognose der Bevölkerungsentwicklung ohne (X) und mit Investitionsstop (*) im Modell von MEADOWS [Einheit M: Millionen]

In diesem Fall wurde von MEADOWS unter anderem ein Investitionsstop vorgeschlagen, als dessen Folge, wie aus Abbildung 32.5 zu erkennen, die Bevölkerungskatastrophe ausbleiben sollte.

3.3. Analysemethoden von System-Dynamics-Modellen

Die Analyse von Testantwortmodellen anhand von Simulationen gestaltet sich etwa folgendermaßen: Singulär offene Modelle werden wie beschrieben in einen Gleichgewichtszustand überführt.¹ Auf dieser Grundlage wird dem Modell über die exogene Zuflußrate eine bestimmte Testfunktion 'aufgeprägt', und die Testantwort in Form bestimmter Verläufe der endogenen Variablen wird simuliert. Durch Variation der kontrollierbaren Parameter versucht man dann im Rahmen eines Trial-and-Error-Prozesses eine Parameterkombination zu finden, die einer festgelegten normativen Vorstellung über ein 'erstrebenswertes' System- bzw. Modellverhalten entspricht. Im Falle des erwähnten Modells der Sprague-Electric-Company ist die Testantwort der interessierenden endogenen Variablen in Abbildung 17.7 dargestellt.² Durch eine entsprechende Wahl bestimmter Kontrollparameter gelang es FOR-RESTER bei gleicher Testfunktion einen wesentlich gedämpfteren Verlauf der betreffenden endogenen Variablen zu erreichen.

Im Falle geschlossener Modelle wird in analoger Weise versucht, durch die zukünftige Modifizierung bestimmter kontrollierbarer Parameter einen gegenüber dem Ausgangsmodell 'wünschenswerteren' Verlauf einer oder mehrerer endogener Variablen zu bewirken. Als Beispiel sei der ursprüngliche Verlauf der Weltbevölkerung im Modell von MEADOWS angeführt, der durch die Wahl bestimmter Parameter wesentlich gedämpft wurde, so daß wie aus Abbildung 32.5 zu ersehen ist, bei einer tatsächlichen Realisierung der gewählten Parameter eine Bevölkerungskatastrophe ausbleiben würde.

Das bisher beschriebene Analyseverfahren, welches relativ einfach und einsichtig ist, dient allein dem Ziel einer wie immer im einzel-

¹ Vgl. Seite 433

² Siehe Seite 134

nen zu definierenden Modellverbesserung, d.h. normativen Zwecken. In den vorangehenden Ausführungen wurde jedoch ausführlich dargelegt, daß die Aufdeckung von Implikationen zur Gültigkeitsprüfung von Modellen mit herangezogen werden kann.³

Dieses Ziel der Implikationenbestimmung müßte auch bei System-Dynamics-Modellen zum Tragen kommen. Sie sind ihrer Intention nach zwar Entscheidermodelle, d.h. Modelle, deren Hypothesen nicht aufgrund statistischer Schätzungen, sondern primär aufgrund subjektiver Expertenschätzungen gewonnen wurden.

Aber auch 'subjektive Expertenmodelle' müssen in der Lage sein, die Vergangenheitsentwicklung der endogenen Variablen eines Systems angeähert wiederzugeben, d.h. eine befriedigende Ex-post-Prognose zu ermöglichen.

Im Falle von singulär offenen Modellen begnügt sich FORRESTER wie beim Modell der Sprague-Electric-Company mit einem Turingtest, d.h. er ist der Auffassung, daß man durch einen Vergleich des Modellverhaltens im Falle einer bestimmten Testfunktion mit dem beobachteten Systemverhalten zu einem Urteil kommen kann, ob mit dem tatsächlichen Modell ein adäquates Abbild des Systems dargestellt werden kann oder nicht.⁴

Im Gegensatz zu einer solchen relativ problematischen Adäquanzentscheidung gilt im Falle geschlossener Modelle die angenäherte Ex-post-Reproduktion der Beobachtungsvariablen durch das Modell als Akzeptanzkriterium.

Um eine zusätzliche Überprüfung des Gültigkeitsanspruches eines System-Dynamics-Modells zu erhalten, liegt es daher nahe, diese mit Hilfe bestimmter Implikationenaufdeckungen durchzuführen. Im folgenden wird die Anwendbarkeit und die technische Durchführung der Sensitivitäts- und Retrodiktionsanalyse von System-Dynamics-Modellen beschrieben, deren grundsätzliche Bedeutung für die Modellüberprüfung bereits im ersten Kapitel dargelegt wurde.

Während die Sensitivitätsanalyse sowohl für Testantwortmodelle als auch für geschlossene Prognosemodelle erörtert wird, werden die Me-

³ Vgl. Seite 139ff.

⁴ Vgl. Seite 134f.

thoden der Retrodiktionsanalyse nur an Prognosemodellen aufgezeigt.

3.3.1. Sensitivitätsanalyse von System-Dynamics-Modellen

Die Durchführung von Sensitivitätsanalysen ist für System-Dynamics-Modelle von erheblicher Bedeutung, denn wie wir sehen werden, stellen Sensitivitätsanalysen einen wesentlichen Prüfstein zur empirischen Akzeptierbarkeit dieser Modelle dar.

Die Parameter eines System-Dynamics-Modells sollen nach FORRESTERS Auffassung durch subjektive Expertenschätzungen gewonnen werden. In diesem Sinne bemerkt er:

"Wir werten auf bestmögliche Weise das weite Feld der Erfahrung und der beschreibenden Information aus, welches wahrscheinlich 98 Prozent der wichtigsten Informationen bezüglich des Entscheidungsverhaltens umfaßt. Die anderen zwei Prozent stammen von den formalen, statistischen und numerischen Daten." ([52, S.56], Übersetzung des Verfassers)

Bei der Beurteilung der Zulässigkeit eines solchen Modellgewinnungsverfahrens liegt der Einwand nahe, daß ein Experte wohl kaum eine Punktschätzung vornehmen kann, sondern zumeist nur in der Lage ist, einen Bereich anzugeben, in dem sich der zu schätzende Parameter 'wahrscheinlich' befinden wird.

Diesem Einwand stellt FORRESTER eine These entgegen, die als die Forrestersche Insensitivitätshypothese sozialer Systeme bezeichnet werden soll. Sie lautet: Soziale Systeme sind (weitgehend) insensitiv gegenüber Parameteränderungen. Diese Hypothese taucht mehr oder minder explizit in vielen Äußerungen FORRESTERS auf. So behauptet er:

"Complex Systems are remarkably insensitive to changes in many of the systems parameters (constants in the equations)" [56, S.110], oder er bemerkt:

"When structure and theory are handled properly the design of an im-

proved system becomes surprisingly insensitive to the numerical values of parameters." [54, S.508]

Selbst wenn FORRESTER die Existenz einer solchen Insensitivitätshypothese ablehnen würde, müßte sie doch gelten, um die generelle Anwendung seiner Konzeption zu rechtfertigen.

Denn würde sich herausstellen, daß in einem System-Dynamics-Modell ein geschätzter Parameter existiert, dessen geringfügige Änderung zu einem völlig anderen Systemverhalten führt, dann wäre die Akzeptierbarkeit dieses Modells auch als ein subjektives Entscheidungsmodell äußerst fragwürdig. Wenn ein System-Dynamics-Modell vorliegt, so ist die 'Bewährung' dieses subjektiven Modells daran zu messen, ob es trotz großer Mühen nicht gelingt, plausible Parameterkombinationen zu finden, die einen grundsätzlich anderen Zeitverlauf der Modellvariablen bewirken. Das hier zu Tage tretende Überprüfungsverfahren ähnelt POPPERs Vorgehen zur Überprüfung genereller empirischer Hypothesen: Gelingt es einem Wissenschaftler trotz ernsthaften Bemühens nicht, eine generelle empirische Hypothese zu falsifizieren, dann wächst die Bewährung dieser Hypothese. Analog gilt: Gelingt es einem Wissenschaftler nicht, die Sensitivität der subjektiv geschätzten, unkontrollierten Parameter eines Modells aufzuzeigen, so erhöht sich die Anwendbarkeitsberechtigung dieses Modells.

A. Sensitivitätsmaße und ihre Anwendung in System-Dynamics-Modellen

In Übereinstimmung mit den in der Regelungstheorie verwendeten Sensitivitätskenngrößen wird auch bei System-Dynamics-Modellen zwischen den Begriffen der absoluten und relativen Sensitivität unterschieden. Die Levelgleichung eines System-Dynamics-Ansatzes wird in allgemeiner Form durch

$$L_i(t) = L_i(t-1) + (DT)F_i[L_1(t-1), L_2(t-1), \dots, L_n(t-1)]$$

beschrieben.

Die Umformung

$$\frac{L_i(t) - L_i(t-1)}{DT} = F_i[L_1(t-1), L_2(t-1), \dots, L_n(t-1)]$$

Führt mit $DT \rightarrow 0$ zu der Differentialgleichung

$$\frac{dL_i(t)}{dt} = F_i[L_1(t), L_2(t), \dots, L_n(t)]$$

Da Forrester, wie wir später sehen werden, tatsächlich davon ausgeht, DT sei als infinitesimal klein anzusetzen, sollen die auf seinen Ansatz anzuwendenden Sensitivitätsmaße vorerst auch unter dieser Annahme (Infinitesimalprämissen) formuliert werden.

Als absolute Sensitivität der Variablen L_i gegenüber dem Parameter A wird die Ableitung von L_i nach A bezeichnet, d.h.

$$S_a(t) = \frac{dL_i(t)}{dA} \quad (33.1)$$

Unterstellen wir als einfaches Beispiel ein System-Dynamics-Modell, welches aus einer linearen Levelgleichung besteht, d.h.

$$L(t) = L(t-1) + DT[p*L(t-1)] \quad p \neq 0$$

so führt dies bei Annahme des Infinitesimalfallen zu der Form

$$\frac{dL(t)}{dt} = pL(t)$$

Die Lösung dieser Differentialgleichung führt zu

$$L(t) = Ce^{pt}$$

Die absolute Sensitivität $S_a(t)$ wird in diesem Fall durch

$$S_a(t) = Cte^{pt}$$

ausgedrückt.

Die relative Sensitivität berücksichtigt nicht nur die infinitesimal kleinen Änderungsrate dL gegenüber dA , sondern beschreibt die Änderungsraten in Abhängigkeit von den Ausgangswerten $L(t)$ und A . Die relative Sensitivität zwischen dem Parameter A und dem Level L_i ist definiert mit:

$$S_r(t) = \frac{dL_i(t)}{L_i(t)} \cdot \frac{A}{dA} = S_a(t) \cdot \frac{A}{L_i(t)} \quad (33.2)$$

Auf das oben angeführte Beispiel angewendet ergibt sich eine relati-

ve Sensitivität von

$$S_r(t) = Cte^{pt} \cdot \frac{p}{Ce^{pt}} = tp$$

Die entwickelten Sensitivitätsbegriffe lassen sich als eine Art Marginalensensitivität interpretieren, da sie die Änderung einer endogenen Variablen im Hinblick auf eine infinitesimal kleine Parameteränderung zum Ausdruck bringen.

Die relative Sensitivität entspricht in ihrem Aufbau dem in den Wirtschaftswissenschaften oft verwendeten Begriff der Elastizität, eine Maßeinheit, die die relative Ursachenänderung von A mit der durch sie bewirkten relativen Wirkungsänderung von L in Verhältnis setzt.

Geht man von einem allgemeinen System-Dynamics-Modell

$$\frac{dL_i(t)}{dt} = F_i[L_1(t), L_2(t), \dots, L_n(t), P_1, P_2, \dots, P_r] \quad (33.3)$$

aus, so verlangt die Ermittlung der absoluten oder relativen Sensitivitäten der $L_i(t)$ bezüglich der Parameter P_j die Lösung von (33.3) sowie die Ableitung gemäß (33.1)

$$S_{ij} = \frac{\partial L_i(t)}{\partial P_j}$$

Die Gesamtheit der Sensitivitätskoeffizienten $S_{ij}(t)$ bildet die $(n \times r)$ -Sensitivitätsmatrix S.

Verschiedene Autoren haben Programme zur Gewinnung derartiger Sensitivitätsmatrizen eines Modells entwickelt [28].

So beschreibt STÜBEL einen etwa 1000 FORTRAN-Instruktionen umfassenden 'Sensitivitätsmodellgenerator', welcher es gestattet, eine Sensitivitätsmatrix der absoluten Sensitivitäten zu berechnen. [194, S. 1189] Da System-Dynamics-Modelle allerdings vorwiegend nichtlinear sind, ist es in der Regel nicht ohne weiteres möglich, die Differentialquotienten $\frac{\partial L_i(t)}{\partial P_j}$, d.h. die absolute Sensitivität, durch Differenziation zu bestimmen. Ihre Ermittlung setzt voraus, daß die zur Diskussion stehenden System-Dynamics-Modelle der Form (33.3) differenzierbar sind, und der Differentialquotient durch einen Formelaus-

druck beschrieben werden kann.

Diese Voraussetzung ist in System-Dynamics-Modellen aber nicht gegeben, wenn diese Stepeingänge oder auch CLIP-, SWITCH- und Tabellenfunktionen besitzen.

Dem bisher beschriebenen Verfahren der Ermittlung von Sensitivitätsmaßen liegt die bereits erwähnte Infinitesimalprämisse zugrunde, d.h. man geht von der Existenz von Differentialgleichungsmodellen aus. Beachten wir jedoch, daß es sich bei den vorliegenden Modellen tatsächlich um Differenzengleichungsmodelle handelt, dann wird die Bestimmung der relativen und absoluten Sensitivitäten zu einem recht einfachen Problem, welches ohne Schwierigkeiten von jedem DYNAMO-Anwender gelöst werden kann.

Man definiert zwei DYNAMO-Programme desselben Modells, die sich nur hinsichtlich des zur Diskussion stehenden Parameters unterscheiden. Bezeichnet man den Level des ursprünglichen Ansatzes mit L und den sich bei einer Änderung des Parameters P auf $P(1+AR)$ mit $AR>0$ ergebenden Level mit AL, dann bestimmt sich die absolute Sensitivität SA analog (33.1)

$$SA.K = (AL.K - L.K) / (P * AR)$$

und im Falle der relativen Sensitivität durch

$$SR.K = \frac{AL.K - L.K}{L.K} * \frac{P}{P * AR}$$

oder

$$SR.K = (AL.K - L.K) / (L.K * AR)$$

Die Anwendung dieses Verfahrens soll anhand des bereits mehrfach angeführten Fertigungsmodells demonstriert werden.⁵ Es soll die Sensitivität des Fertiglagerbestandes FLB bezüglich des Parameters RF ermittelt werden. Das hierfür notwendige Programm ist im folgenden angeführt.

⁵ Vgl. Seite 421

```

* UNTERSUCHUNG DER SENSITIVITAET IM FERTIGUNGSMODELL
*
* GRUNDMODELL
*
R BMR.KL=PFLA.K+RF*(SLB.K-FLB.K)
R FZU.KL=DELAY3(BMR.JK,DVZ)
L FLB.K=FLB.J+DT*(FZU.JK-FLA.JK)
A PFLA.K=SMOOTH(FLA.JK,APF)
A SLB.K=MF*PFLA.K+500
R FLA.KL=FAK.K*FLB.K
A FAK.K=TABHL(TAFA,FLB.K,0,1000,100)
N FLB=450
*
* AENDERUNGSMODELL
R ABMR.KL=APFLA.K+ARF.K*(ASLB.K-AFLB.K)
R AFZU.KL=DELAY3(ABMR.JK,DVZ)
L AFLB.K=AFLB.J+DT*(AFZU.JK-AFLA.JK)
A APFLA.K=SMOOTH(AFLA.JK,APF)
A ASLB.K=MF*APFLA.K+500
R AFLA.KL=FAFK.K*AFLB.K
A FAK.K=TABHL(TAFA,AFLB.K,0,1000,100)
N AFLB=450
*
* GEMEINSAME PARAMETER
C DVZ=10/APF=2/MF=.25
T TAFA=0.02/0.05/0.07/0.11/0.18/0.25/0.29/0.32/0.32/0.32
*
* PARAMETERÄNDERUNGEN
C RF=0.3
A ARF.K=RF*(1+AR)          AENDERUNGSRATE DES PARAMETERS
C AR=0.1
*
* SENSITIVITAETSMASSE
A SR.K=(AFLB.K-FLB.K)/(FLB.K*AR)      RELATIVE SENSITIVITAET
A SA.K=(AFLB.K-FLB.K)/(RF*AR)          ABSOLUTE SENSITIVITAET
*
SPEC DT=1, LENGTH=50, PLTPER=1, PRTPER=1
PLOT SR=R/SA=A
RUN

```

Abbildung 33.1 zeigt die absolute und relative Sensitivität des Parameters RF bezüglich des Levels FLB bei einer Änderungsrate des Parameters von AR=0.1. Man erkennt, daß die Sensitivität in der zwanzigsten Periode den höchsten Wert annimmt.

Die relative Änderung des Parameters RF um zehn Prozent führt in Periode 20 zu einer relativen Änderung von FLB um neun Prozent. Eine Parameterschwankung von RF dürfte sich daher besonders in dem hochsensitiven Zeitbereich der zwanzigsten Periode auswirken.

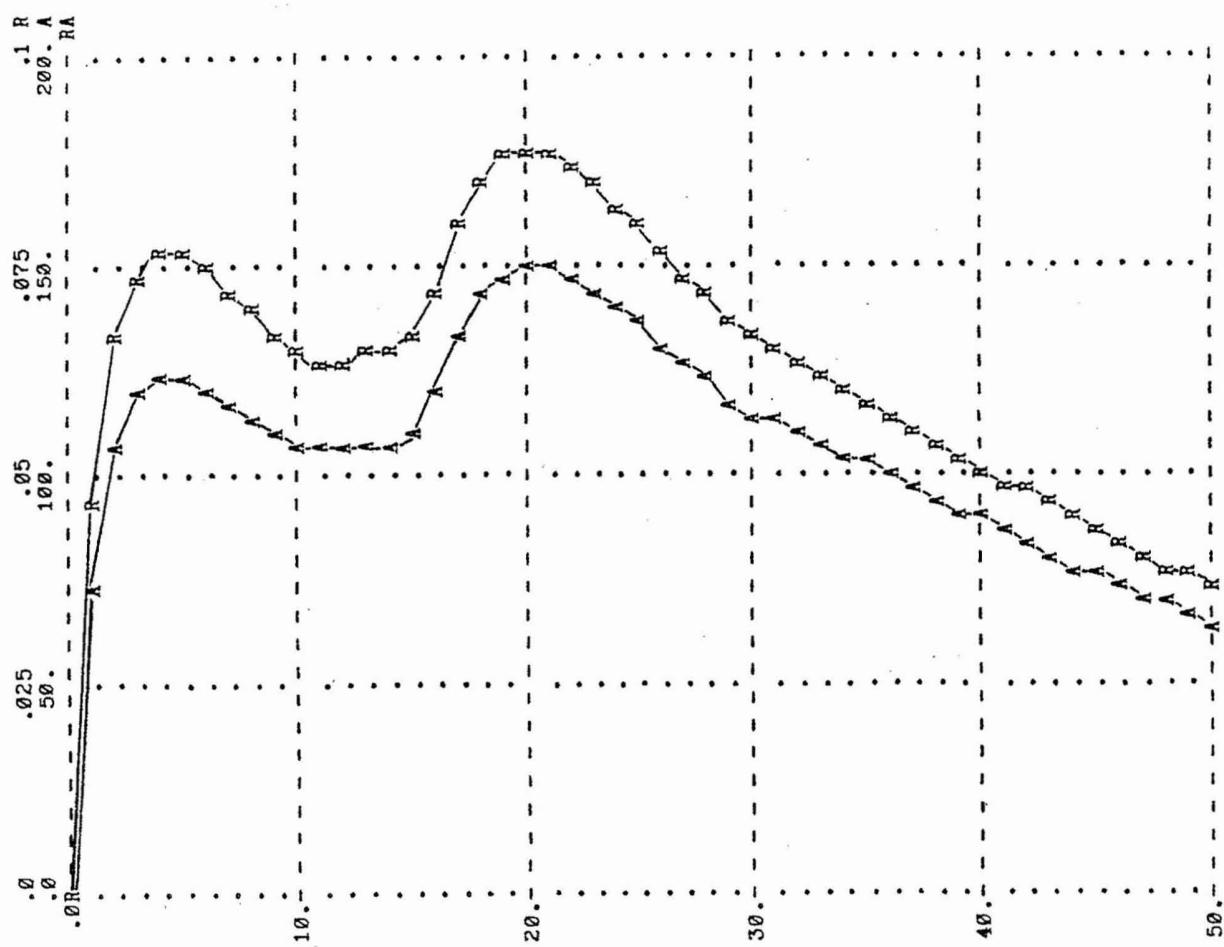


Abb. 33.1 Relative (R) und absolute Sensitivität (A) des Levels FLB bezüglich des Parameters RF in einem Fertigungsmodell

Besitzt ein Modell n Level und r Parameter, so erhält man, wie erwähnt, eine ($n \times r$) große Sensitivitätsmatrix, in der jedes Element die zeitliche Entwicklung der Sensitivität zum Ausdruck bringt. Zur Ermittlung dieser Werte sind dabei r Simulationsläufe erforderlich. Die Aufgabe der Infinitesimalprämisse und die weitere Annahme einer nichtinfinitesimalen Parameteränderung führt im dargestellten Beispiel zur Wahl eines Änderungsfaktors von $AR=0,1$. Dieser Parameter, welcher im Infinitesimalfall gegen Null konvergiert, darf nicht zu groß gewählt werden. Denn mit wachsendem AR besteht die Gefahr, daß AL einen von L so verschiedenen Zeitpfad beschreibt, daß die vor je-

der Variation unterstellte Gleichsetzung von L mit AL nicht mehr akzeptabel ist. Da man bei einer noch so kleinen Wahl von AR nie weiß, ob diese Gefahr behoben ist, empfiehlt sich der folgende Weg: Das Änderungsmodell wird so gestaltet, daß seine Levelvariablen auf die Levelwerte des Grundmodells rückgesetzt werden, wenn die vorgenommene Parameteränderung sich zum ersten Male auf die betrachtete Variable auswirkt.

Zur Durchführung der Rücksetzung erhalten die jeweiligen Levelgleichungen im Änderungsfall die folgende Gestalt.⁶

$$L \text{ AL.K} = (AL.J + DT * (AZ.JK - AA.JK) * (1 - S.K) + S.K * (L.J + DT * (Z.JK - A.JK))$$

Für SMOOTH und DELAY3-Makroinstruktionen können entsprechende Rücksetzungsmakros entwickelt werden, deren Aufbau aus dem nachfolgenden Beispiel zu ersehen ist. Bezeichnen wir die in die Sensitivitätsanalyse eingehende Variable mit VAR, so wird der Rücksetzungsschalter S durch

$$A \text{ S.K} = \text{SWITCH}(0, 1, \text{VAR.K} - \text{AVAR.K})$$

bestimmt. Wenn nach einer Rücksetzung die Variablenwerte miteinander übereinstimmen, dann nimmt es, in Abhängigkeit von den in der Auswirkungskette liegenden Leveln, unterschiedliche Zeit in Anspruch, bis die betrachtete Variable wiederum eine Abweichung aufweist. Während dieses Auswirkungszeitraumes wird durch

$$\begin{aligned} A \text{ SRZ.K} &= (\text{VAR.K} - \text{AVAR.K}) / \text{VAR.K} * \text{AR} \\ A \text{ SR.K} &= \text{SU}(\text{SRZ.K} - \text{SWITCH}(0, 1, \text{SRZ.K}) * \text{VE1}(\text{SR.K})) \end{aligned}$$

der vorher ermittelte Wert für SR ausgedruckt.

Im Anhang ist auf den Seiten 580f. ein Programm des Fertigungsmodells zur Sensitivitätsanalyse mit Rücksetzung angeführt.

⁶ Im Falle der Verwendung des DYNAMO II_F und III_F Compilers ist es nicht zulässig (was aus dem DYNAMO-Handbuch nicht klar hervorgeht), daß andere Levelvariablen auf der rechten Seite einer Levelgleichung stehen, weil sie unter Umständen dann den Zeitindex K besitzen. Aus diesem Grunde ist in diesem Fall der Ansatz

$$\begin{aligned} L \text{ AL.K} &= (AL.J + DT * (AZ.JK - AA.JK) * (1 - S.K) + S.K * (L.J + DT * (Z.JK - A.JK)) \\ A \text{ LZ.K} &= L.K \end{aligned}$$

zu wählen.

Abbildung 33.2 zeigt den Verlauf der relativen Sensitivität des Levels FLB bezüglich RF in beiden Fällen.

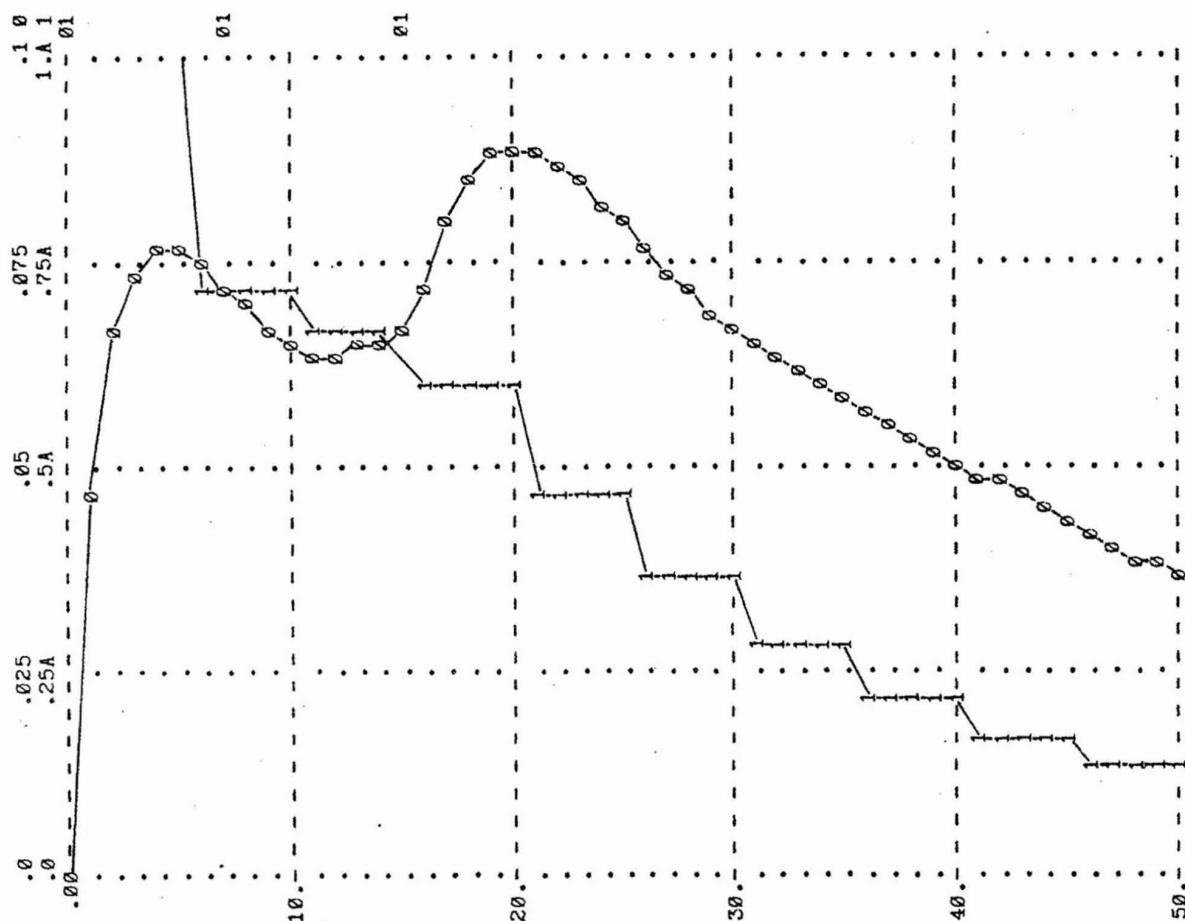


Abb. 33.2 Relative Sensitivität des Levels FLB bezüglich RF ohne Rücksetzung (0) und mit Rücksetzung (1) [Einheit A: 10^{-3}]

Man erkennt, daß zwischen den relativen Sensitivitäten mit und ohne Rücksetzung zumindest in den Anfangsperioden Unterschiede im relativen Verlauf auftreten. Eine Rücksetzung dürfte vor allem bei der Untersuchung komplexer nichtlinearer Modelle von Bedeutung sein.

Als Beispiel sei das Weltmodell von MEADOWS angeführt. In Abbildung 33.3 ist der zeitliche Verlauf der relativen Sensitivität der Bevölkerungshöhe POP bezüglich der durchschnittlichen Nutzungsdauer des

Industriekapitals (ALIC) dargestellt. Man erkennt einen deutlichen Unterschied im relativen Verlauf der ermittelten Sensitivitätsmaße. Der starke Sprung im Jahre 2015 ist auf die Tabellenfunktion von FIE zurückzuführen.⁷

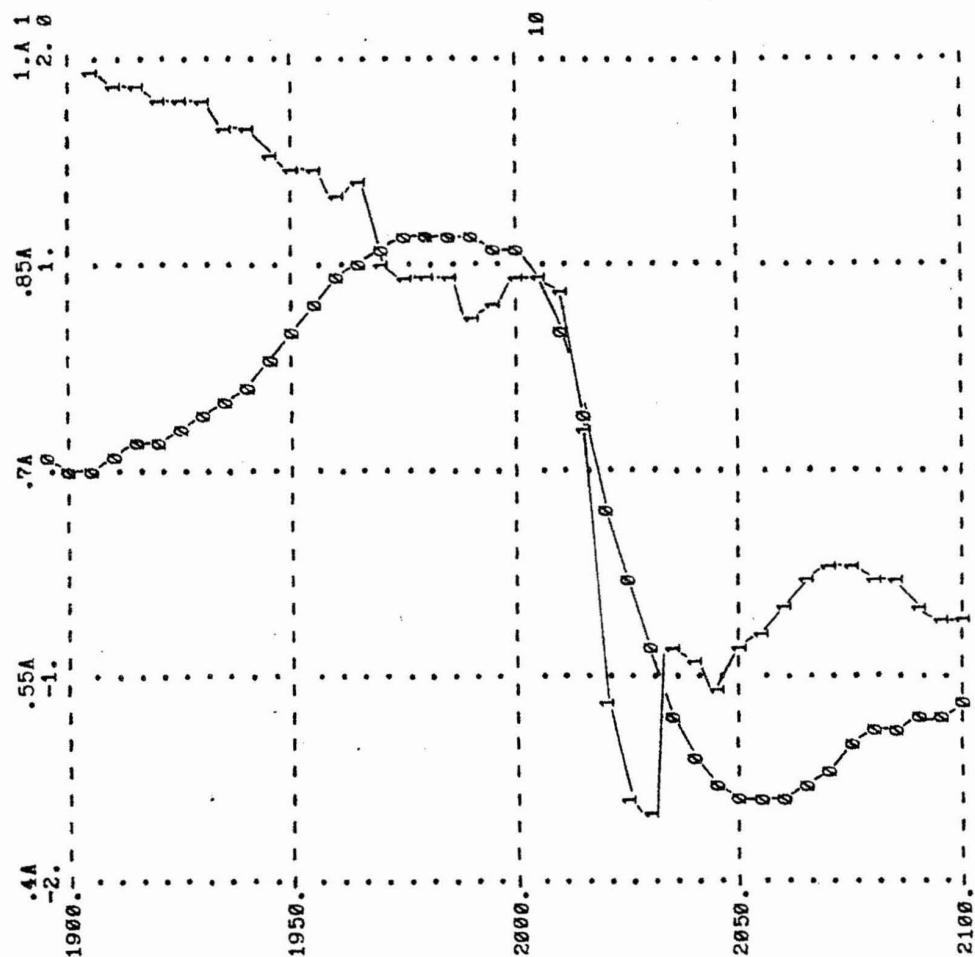


Abb. 33.3 Relative Sensitivität der Levelvariablen Bevölkerung POP bezüglich des Parameters ALIC im Weltmodell von MEADOWS mit Rücksetzung (1) und ohne Rücksetzung (0) [Einheit A: 10^{-3}]

Die bisherigen Betrachtungen basierten auf dem Konzept der Marginal-sensitivität. Es fragt sich jedoch, ob dieses in der Regelungstheorie übliche Sensitivitätsmaß den von FORRESTER angesprochenen Begriff der Sensitivität voll erfaßt.

⁷ Siehe zum Aufbau des Modells [135]

FORRESTERs erwähnte Insensitivitätshypothese dürfte nur so zu verstehen sein, daß ein System dann als insensitiv zu bezeichnen ist, wenn zwischen dem durch eine 'geringfügige' Parameteränderung bewirkten Zeitverlauf und dem ursprünglichen Zeitverlauf einer endogenen Variablen keine großen Abweichungen auftreten. Bezeichnen wir den Zeitverlauf eines Levels bei Vorliegen des Parameterwertes P mit $L(t)$ und im Falle der Parameteränderung $P(1+AR)$ mit $AL(t)$, so soll als Maß der durch die Parameteränderung bewirkten Zeitverläufe während des Betrachtungszeitraumes T der Ausdruck

$$\sum_{t=0}^T |L(t) - AL(t)|$$

verwendet werden. Ein derartiges Maß soll als Integralsensitivität bezeichnet werden, weil in ihm der Gesamteffekt einer Parameteränderung beschrieben wird. Zwischen der Integral- und Marginalsensitivität eines dynamischen Modells besteht kein zwingendes Abhängigkeitsverhältnis.

So ist es beispielsweise denkbar, daß zwei Modelle in einem bestimmten Zeitintervall dieselben Marginalsensitivitäten besitzen, ihre Integralsensitivitäten aber stark voneinander abweichen.

Wenn die Integralsensitivitäten unter der Vorgabe der gleichen Änderungsrate für verschiedene Parameter überprüft werden sollen, dann bietet es sich an, als Sensitivitäts- bzw. Abweichungsmaß den Theilschen Ungleichheitskoeffizienten zu verwenden.⁸

Nach der Beschreibung der Sensitivitätsmaße stellt sich die Frage, in welcher Form ihre Ermittlung zur Stützung oder Erhärtung von FORRESTERs Insensitivitätshypothese und damit zur Gültigkeitsprüfung eines vorliegenden Modells beiträgt.

Weist ein Modell bezüglich eines Parameters eine hohe Marginalsensitivität auf und zeigt sich, daß dies auch eine hohe Integralsensitivität zur Folge hat, dann ist der Gültigkeitsanspruch des Modells erschüttert.

Zeigt ein Modell kein sensitives Verhalten, so kann man jedoch nicht den Schluß ziehen, daß das vorliegende Modell im Sinne FORRESTERs als

⁸ Vgl. Seite 94f.

insensitiv zu bezeichnen ist.

FORRESTERs Insensitivitätsbehauptung gilt nämlich auch für den Fall, daß mehrere Parameter kombiniert geändert werden. Ein System kann im Sinne seines Insensitivitätsbegriffs nur dann als insensitiv bezeichnet werden, wenn die isolierte und auch die kombinierte 'geringfügige' Änderung der Modellparameter keine entscheidenden Veränderungen des Modellverlaufes zur Folge hat.

Die Integralsensitivität eines Modells ist daher prinzipiell für alle möglichen Kombinationen der um AR*P_i geänderten Parameter zu überprüfen. Wenn diese Kombinationen durchgeprüft werden und sich herausstellt, daß das Modell bezüglich aller Variationen insensitiv reagiert, dann kann man erst sagen, daß der Gültigkeitsanspruch des Modells gestützt wird. Im Falle der Kombination der drei Parameterausprägungen 'positive Änderung', 'negative Änderung' sowie 'unveränderte Parameter' erhält man bei n Parametern (ohne Berücksichtigung des Grundlaufes) 3ⁿ-1 mögliche Kombinationen.

Im bisher behandelten Fall der Integralsensitivität wurde von der isolierten Änderung eines Parameters ausgegangen. Die Zahl der isolierten Änderungen umfaßt im Unterschied zur kombinierten Parameteruntersuchung nur n Fälle. An dem folgenden Beispiel soll nunmehr demonstriert werden, daß die Sensitivitätsbestimmung aufgrund einer isolierten Änderung der Parameter eines Modells keine zwingenden Rückschlüsse auf die Sensitivitäten im Falle einer kombinierten Änderung zuläßt.

Betrachten wir das einfache Modell

```

L L.K=L.J+DT*(Z.JK-A.JK)
N L=100
R Z.KL=A*(L.K-50)
R A.KL=B*(L.K-50)
C A=1/B=1.21

```

Es besitzt die Parameter A=1 und B=1,21. Unterstellen wir nun eine positive bzw. negative Änderungsrate von AR=±0,1, so sind folgende Kombinationen zu überprüfen:

Isolierte Änderungen	1) $A = (1+AR)*1$	$B = 1,21$
	2) $A = (1-AR)*1$	$B = 1,21$
	3) $B = (1+AR)*1,21$	$A = 1$
	4) $B = (1-AR)*1,21$	$A = 1$
Kombinierte Änderungen	5) $A = (1+AR)*1$	$B = (1+AR)*1,21$
	6) $A = (1-AR)*1$	$B = (1+AR)*1,21$
	7) $A = (1-AR)*1$	$B = (1-AR)*1,21$
	8) $A = (1+AR)*1$	$B = (1-AR)*1,21$

Als Maß der Integralsensitivität wurden sowohl die aufsummierten absoluten Differenzen zwischen den Zeitverläufen von L als auch der Theilsche Koeffizient für einen Zeitraum von 30 Perioden gewählt.

Tabelle 33.1 zeigt das Ergebnis der Simulationen:

	Isolierte Parameteränderungen				Kombinierte Parameteränderungen			
Maß für Inte- gralsensi- vität	1	2	3	4	5	6	7	8
Theilscher Koeffizient	0,062	0,033	0,037	0,084	0,008	0,057	0,009	0,319
$\sum_{t=0}^{30} AL(t)-L(t) $	204,34	76,6	86,9	292,6	21,5	121,9	26,2	1597

Tab. 33.1 Integralsensitivitäten eines einfachen System-Dynamics-Modells im Falle isolierter und kombinierter Parametervariationen ($AR=0,1$)

Man erkennt, daß im Falle der isolierten und kombinierten Parameteränderungen 1 bis 7 nur relativ geringe Abweichungen auftreten, während die kombinierte Änderung 8 zu einer hohen Abweichung führt. Die hier notwendige Überprüfung der prinzipiell möglichen Parameterkombinationen nimmt im Falle wachsender Parameterzahlen schnell astronomische Dimensionen an. Dieser Umstand erschwert eine entsprechende Untersuchung eines System-Dynamics-Modells in hohem Maße.

Wir können feststellen, daß die oft im Rahmen von System-Dynamics-

Modellen praktizierte isolierte Bestimmung von Marginalsensitivitäten zur Gültigkeitsprüfung der Modelle wenig beizutragen vermag.

Als geeignetes Maß bieten sich hier die Integralsensitivitäten isolierter und kombinierter Parameteränderungen an.

Da eine Untersuchung aller möglichen Parameterkombinationen bei grossen Modellen kaum durchführbar ist, liegt es nahe, heuristische Suchverfahren zu entwickeln, mit deren Hilfe man versucht, möglichst sensitive Parameterkombinationen zu ermitteln.

Das wohl einfachste Beispiel einer solchen allerdings nie zwingenden Suchstrategie besteht darin, die Integralsensitivitäten eines Modells bei isolierter Parameteränderung zu bestimmen und die Parameter, welche hohe Sensitivitäten aufweisen, in ihren kombinierten Wirkungen weiter zu untersuchen.

Tabelle 33.2 zeigt die Integralsensitivität in Form des Theilschen Koeffizienten bezüglich der endogenen Variablen Bevölkerung (POP) bei verschiedenen isolierten Parametervariationen im Weltmodell von MEADOWS für einen Betrachtungszeitraum von 1900 bis 2100.

Nr.	Parameter-name	$\pm 0,1$	Theil. Koeff.	Nr.	Parameter-name	$\pm 0,1$	Theil. Koeff.
1	RLT	-	0,13908	9	F10AC	-	0,10232
2	ICOR	+	0,13044	12	SFPC	+	0,02945
3	RLT	+	0,12926	17	SCOR	-	0,02420
4	DCFSN	-	0,12635	20	LYF	+	0,02270
5	F10AC	+	0,11391	22	ALIC	-	0,02106
6	ICOR	-	0,11357	28	IEAT	-	0,00934

Nr.	Parameter-name	$\pm 0,1$	Theil. Koeff.	Nr.	Parameter-name	$\pm 0,1$	Theil. Koeff.
31	PPOL70	-	0,00582	54	IMEF	-	0,00192
35	SAD	+	0,00368	60	ALAI	-	0,00076
38	LPD	+	0,00335	62	ALLN	-	0,00022
41	HSID	+	0,00302	67	LUFDT	-	0,00005
46	FIPM	+	0,00240	70	UILDT	+	0,00004
51	PPID	-	0,00203	72	I070	-	0,00000

Tab. 33.2 Integralsensitivitäten des Weltmodells von MEADOWS im Falle isolierter Parametervariationen ($AR \pm 0,1$)

Es zeigen sich extreme Unterschiede in der Sensitivität des Modells bezüglich verschiedener Parameter. Als sehr sensitiv erweist sich das Modell u.a. bezüglich der Parameter des Investitionsbereiches F10AC (5) und ICOR (2). Wie später im einzelnen dargestellt werden wird, führt die kombinierte Änderung dieser Parameter zusammen mit dem Parameter ALIC (22) zu einem extremen Modellverhalten.⁹

B. Sensitivitätsanalysen bei einer Parametrisierung von Tabellenfunktionen

Bisher wurden Sensitivitätsanalysen ausschließlich auf Parameter angewendet, die in Form von Konstantengleichungen definiert waren. Die sogenannten Tabellenfunktionen enthalten jedoch darüber hinaus Parameter, welche in starkem Umfang das dynamische Verhalten eines System-Dynamics-Modells bestimmen. Es fragt sich daher, auf welche Weise derartige Tabellenfunktionen einer parametrischen Sensitivitätsanalyse zugänglich sind.

Die stückweise linearen Verläufe einer Tabellenfunktion lassen sich im einzelnen durch eine lineare Funktion parametrisch beschreiben. Die drei Ordinatenstützpunkte enthaltende Tabellenfunktion in Abbildung 33.4 wird beispielsweise durch die Parameter A₁, A₂, α und

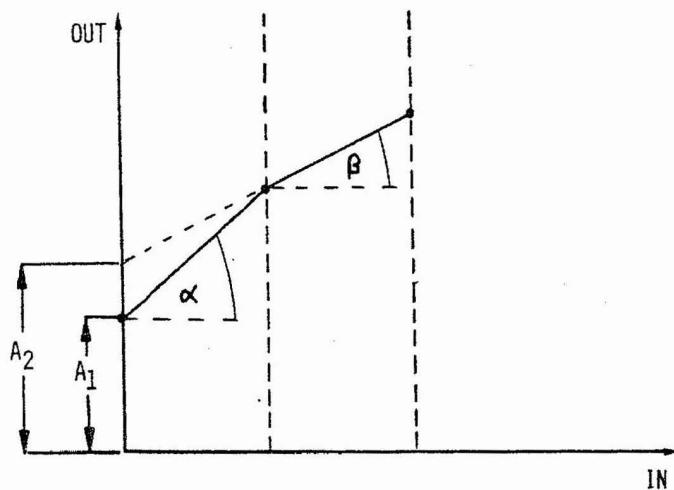


Abb. 33.4 Parameter einer Tabellenfunktion

⁹ Vgl. Seite 479f.

$\text{tg}\beta$ beschrieben.

Enthält eine Tabellenfunktion n Ordinatenstützpunkte, so kann sie durch $2n-2$ Parameter gekennzeichnet werden. Durch die Hinzunahme parametrisch erfaßter Tabellenfunktionen wird der Parameterraum eines Modells wesentlich erweitert. Das Weltmodell von FORRESTER enthält beispielsweise neben 24 Parametern in Form von Konstantengleichungen 21 Tabellenfunktionen. Die Ermittlung kombinierter Parametersensitivitäten würde damit wesentlich aufwendiger. Zur Verminderung des Parameterraumes liegt es nahe, vorgegebene nichtlineare Funktionsverläufe nicht durch Polygonzüge, sondern durch Polynome zu approximieren.

Die in DYNAMO verfügbare Tabellenfunktion TABPL (statt TABLE) führt zu der Entwicklung eines Polynoms, welches durch alle vorgegebenen Ordinatenstützpunkte führt. Bei n Ordinatenstützpunkten ist im allgemeinen jedoch ein Polynom der Form

$$Y = a_1 + a_2 x + a_3 x^2 + \dots + a_n x^{n-1}$$

erforderlich, d.h. die Tabellenfunktion wird durch n Parameter a_1, a_2, \dots, a_n beschrieben. Auch in diesem Fall wird eine Sensitivitätsuntersuchung durch die hohe Zahl der Parameter erschwert.

Nach Angaben von DAY [36, S.268] ist die Funktion

$$Y = K(X-\alpha_1)^{\beta_1}(\alpha_2-X)^{\beta_2}$$

in der Lage, eine Fülle von typischerweise in System-Dynamics-Modellen verwendeten nichtlinearen Verläufen zu beschreiben. Als Beispiel sei die Approximation der nichtlinearen Funktion in Abbildung 33.5 angeführt [36, S.269], welche mit $\alpha_1=0$ und $K=1$ durch die Funktion

$$Y = X^{2,189}(2-X)^{2,032}$$

beschrieben wird.

Durch die Einführung derartiger Funktionen besteht die Möglichkeit, den Parameterraum des Modells zu reduzieren, um damit die Voraussetzungen für eine wirtschaftlich noch vertretbare Sensitivitätsanalyse zu schaffen.

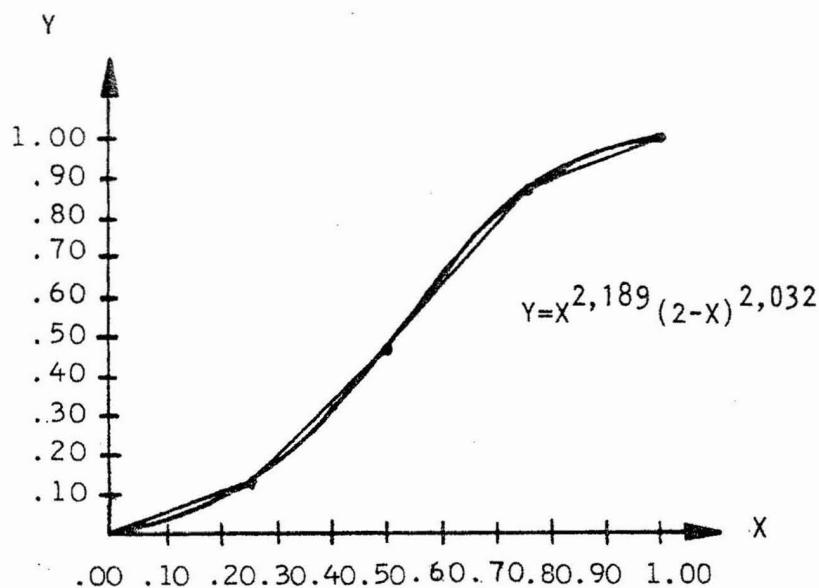


Abb. 33.5 Approximation eines Polygonzuges durch einen geschlossenen Funktionsausdruck

C. Parameterstochastisierung und Sensitivität

In System-Dynamics-Modellen geht man von deterministischen Parametern aus. Diese Annahme ist nicht ganz realistisch, denn tatsächlich werden diese Parameter zum größten Teil anhand von Schätzungen ermittelt. Der eingesetzte Parameterwert kann daher allenfalls im Sinne eines wahrscheinlichsten Wertes gedeutet werden. Zeigt eine Sensitivitätsanalyse nunmehr, daß die geringfügige Variation der Modellparameter zu nur unbedeutlichen Auswirkungen führt, so bezeichnet man das Modell als insensitiv. Ist ein Modell insensitiv, so folgt daraus, daß geringfügige Parameterschwankungen die Verläufe der endogenen Variablen nur wenig beeinflussen. Aus dieser Konsequenz kann man wiederum den Schluß ziehen, daß das Modell empirisch zutreffend sei. Die Gültigkeit dieses Schlusses basiert auf der Voraussetzung, daß aufgrund der festgestellten Insensitivität der nur geringfügig abweichende 'richtige' Parameterwert zu einem ähnlichen Zeitverlauf führt.

Zur empirischen Überprüfung eines Modells kann man also auch von ei-

ner etwas anders gelagerten Argumentation ausgehen. Man sagt: Die Parameter des Modells sind Schätzwerte, die prinzipiell durch eine bestimmte subjektive Wahrscheinlichkeitsverteilung des Modellentwicklers beschrieben werden können. Setzt man diese oder auch statistisch geschätzte Wahrscheinlichkeitsverteilungen statt der Parameter in das Modell ein, so erhält man ein stochastisches Modell, dessen Simulation zur Gewinnung des zeitlichen Verlaufes einer Wahrscheinlichkeitsverteilung der interessierenden endogenen Variablen führt.

Hinsichtlich der empirischen Relevanz des entwickelten Modells kann man die Behauptung aufstellen: je geringer die Streuung der ermittelten Wahrscheinlichkeitsverteilungen ist, um so höher ist die Gewähr der empirischen Modelladäquanz des entsprechenden deterministischen Modells.

Zur Illustration dieser Überlegungen betrachten wir das schon mehrfach angeführte Fertigungs- und Lagerhaltungsmodell. Die Parameter RF, MF sind kontrollierbar, während das für die Parameter DVZ und APF nicht der Fall ist. Von ihnen wird angenommen, daß ihre subjektiven Schätzwerte im Intervall $DVZ \pm SF \cdot DVZ$ bzw. $APF \pm SF \cdot APF$ einer Gleichverteilung unterliegen. Die ursprünglichen Parameter werden daher durch folgende Hilfsvariablen ersetzt:

```
A ZDVZ.K=STF(SF)*DVZ
A ZAPF.K=STF(SF)*APF
```

Die Makrofunktion STF(SF) dient zur Auswahl der Zufallszahlen und ist durch

```
MACRO STF(SF)
A STF.K=SAMPLE(0,100,1+2*SF*NOISE())
MEND
```

definiert.

Die Stochastisierung der Parameterwerte der Konstantengleichungen läßt die in die Tabellenfunktionen eingehenden Parameter außer acht. Sie sollte daher auch auf die Tabellenfunktionen ausgedehnt werden.

Dies erreicht man durch die folgende Verknüpfung des STF-Makros mit einer Tabellenfunktion:

```
A Y.K=STF(SF)*TABHL(YTAB,X.K,XL,XH,XINCR)
```

In den beiden folgenden Abbildungen ist der aus fünfzig Simulationen geschätzte Verlauf des Erwartungswertes und der obersten und untersten Extremwerte der Realisationen des auf Seite 421 beschriebenen Modells eines Fertigungs- und Lagerhaltungssystems dargestellt.

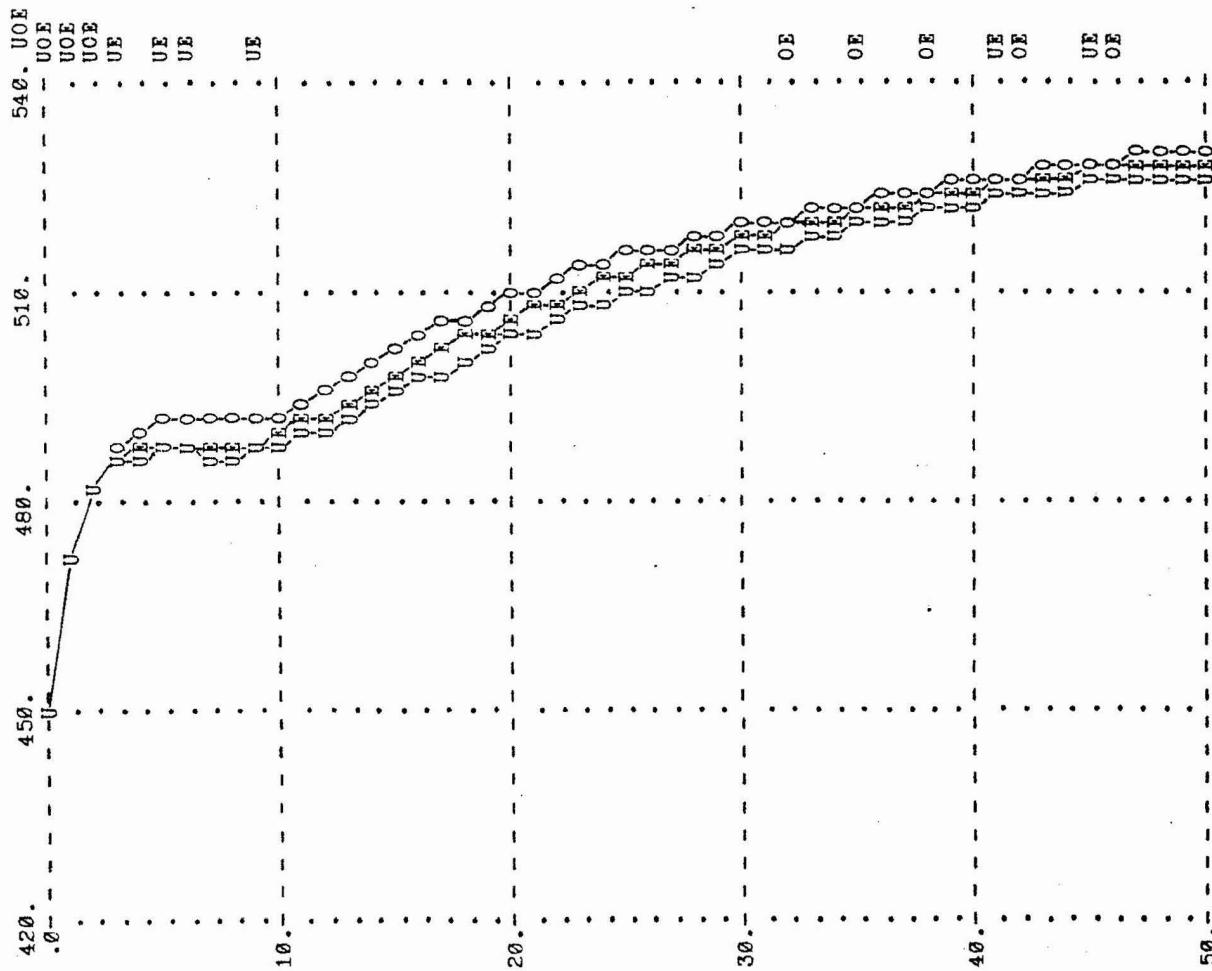


Abb. 33.6 Erwartungswert (E) sowie minimaler (U) und maximaler (O) Wert der Realisationen der Levelvariablen FLB des Fertigungsmodells bei einer Parameterstreuung von ± 10 Prozent

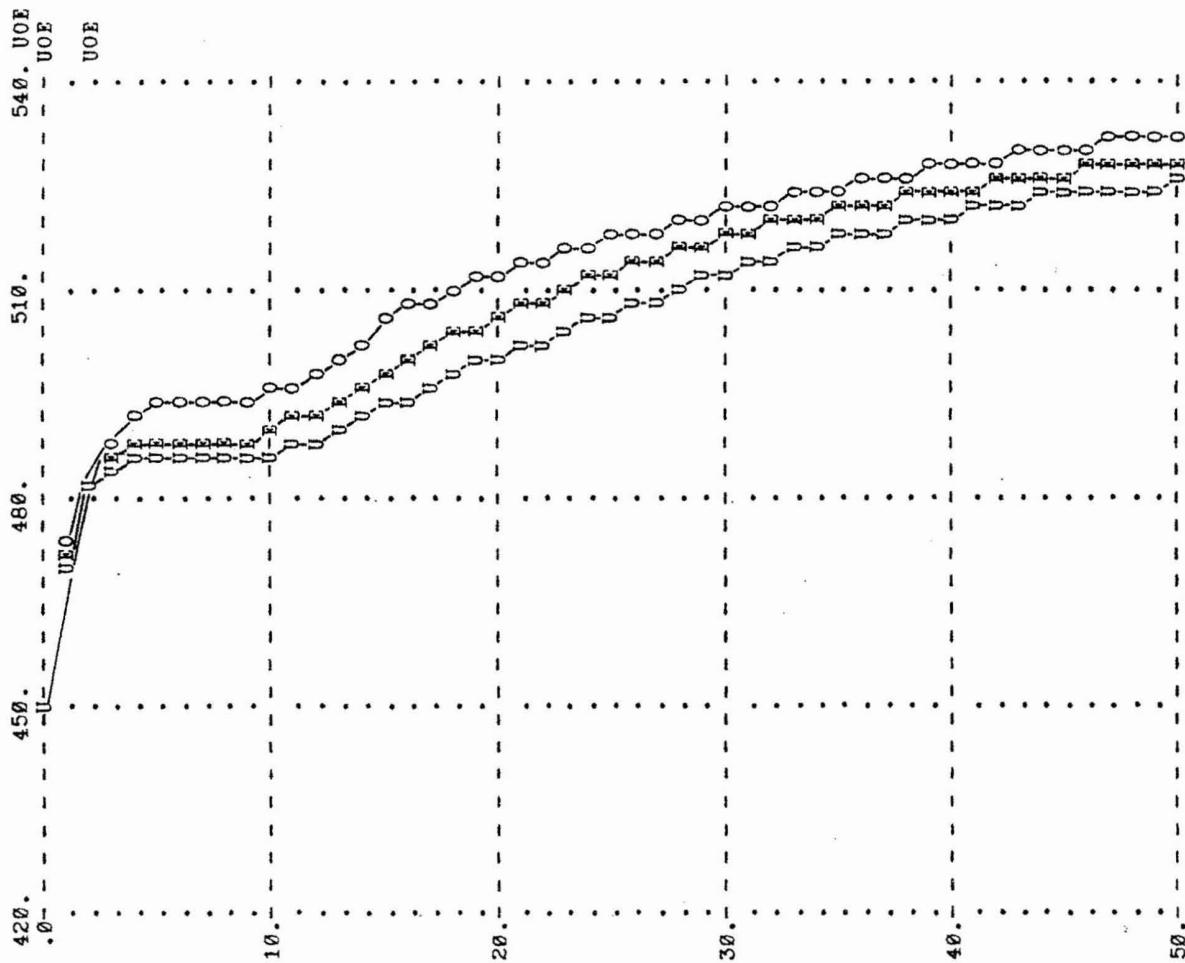


Abb. 33.7 Erwartungswert (E) sowie minimaler (U) und maximaler Wert (O) der Realisation der Levelvariablen FLB der Fertigungsmodells bei einer Parameterstreuung von ± 20 Prozent

Die Frage, bei welchem Wert von SF die Streuspanne der Verläufe von FLB noch akzeptiert werden kann, hängt von den Anforderungen ab, die der Modellentwickler an die Genauigkeit der von dem Modell zu prognostizierenden Variablenverläufe stellt. Das beschriebene Verfahren bietet dem Modellentwickler die Grundlage, von den vorgegebenen Unsicherheiten der Parameter auf die Unsicherheiten der Prognose zu schließen.

D. Sensitivitätsuntersuchungen am Beispiel des Weltmodells von Meadows

Die vorgetragenen Methoden sollen nunmehr am Beispiel des von MEADOWS entwickelten Weltmodells demonstriert werden.

Zuerst wird die Anwendung der kombinierten Veränderungen bestimmter Parameter in ihren Auswirkungen auf die Verläufe der endogenen Variablen aufgezeigt. Dieser Untersuchung schließt sich eine Parameterstochastisierung des MEADOWS-Modells an.

Abbildung 33.8 beschreibt den sogenannten Standardlauf des Weltmodells

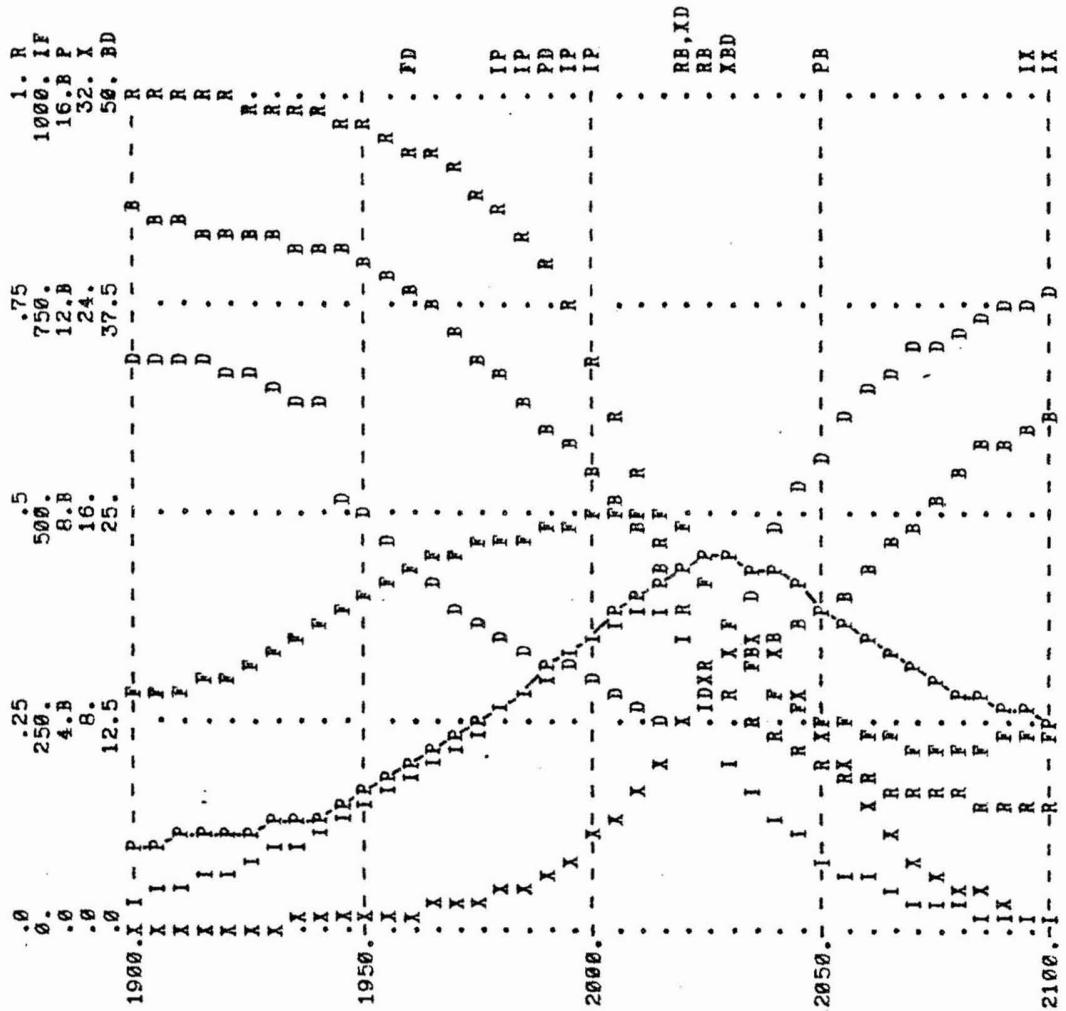


Abb. 33.8 Grundversion des Prognosemodells der Weltentwicklung von MEADOWS. Symbolbedeutung: P: Bevölkerung, D: Todesrate, B: Geburtenrate, F: Nahrungsmittel [Einheit B: Milliarden]

Wie bereits erwähnt, wies die Variable POP in bezug auf die Parameter F1OAC und ICOR eine hohe Integralsensitivität auf.¹⁰ Beide Para-

¹⁰ Siehe Seite 458

meter stammen aus dem Investitionsbereich. Als weiterer Parameter des Investitionsbereichs wird ALIC mit in die Betrachtung einbezogen. ALIC repräsentiert die durchschnittliche Nutzungsdauer des Industriekapitals und wurde von MEADOWS mit 14 Jahren angesetzt. ICOR beschreibt den Kapitalkoeffizienten und wurde mit 3 bestimmt, während die Konsumquote F10AC von MEADOWS mit 0,43 angenommen wurde. In Abbildung 33.9 ist der Verlauf derselben Größen im Falle einer Änderung der drei erwähnten Parameter um 10 Prozent dargestellt.

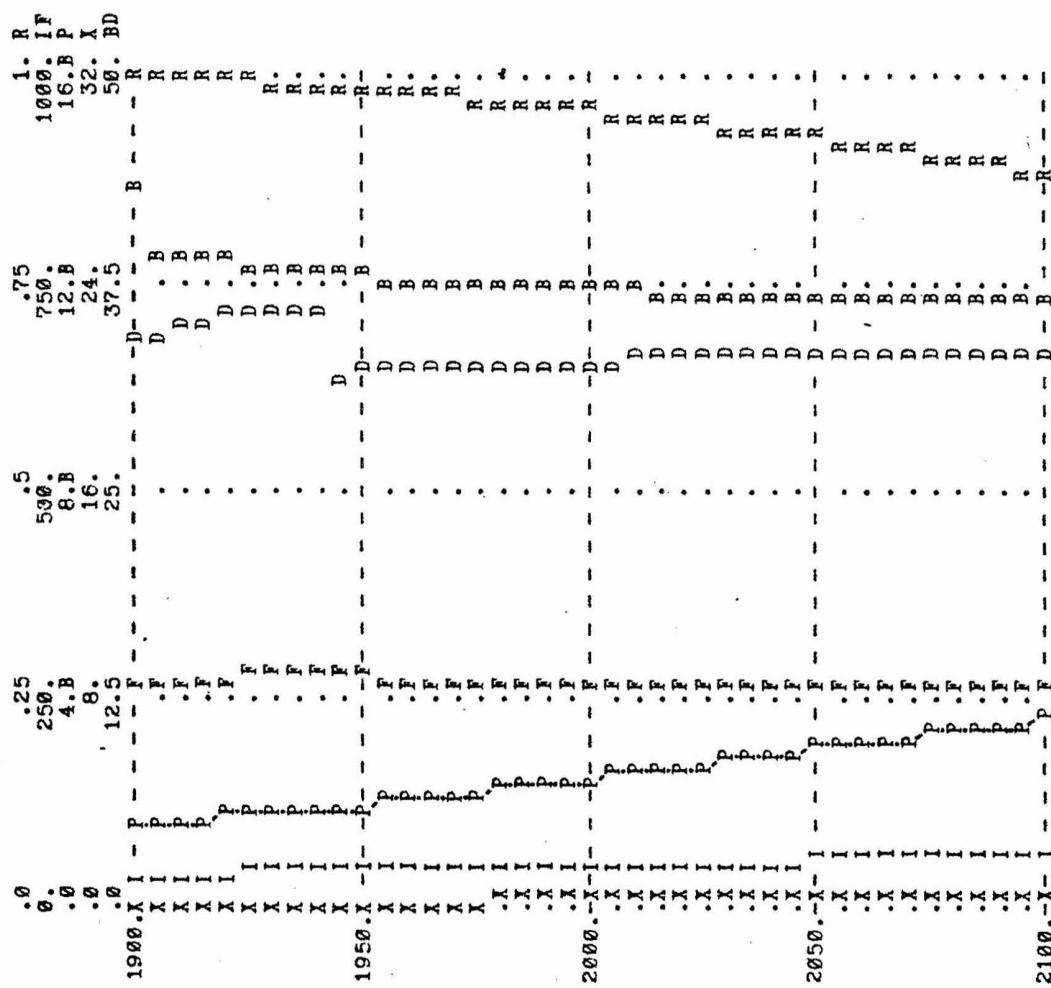


Abb. 33.9 Grundversion des Weltmodells von MEADOWS bei einer Änderung der Parameter ALIC, ICOR und F10AC um 10 Prozent.
Symbolbedeutung: P: Bevölkerung, D: Todesrate, B: Geburtenrate, F: Nahrungsmittel [Einheit B: Milliarden]

Genauer gesagt: FIOAC und ICOR wurden um 10 Prozent erhöht, ALIC in gleichem Ausmaß erniedrigt. Das Ergebnis ist überraschend. Die Bevölkerung wächst nur geringfügig von 2 Milliarden im Jahr 1900 auf unter 4 Milliarden im Jahre 2100. Ein Zusammenbruch findet für die Zukunft nicht statt, und die bisherige Entwicklung wird von dieser Modellversion nicht reproduziert. Wenn dieses Ergebnis aber allein schon durch eine zehnprozentige Änderung von drei Parametern erreicht wird, dann ist damit der Nachweis erbracht, daß das Weltmodell hoch

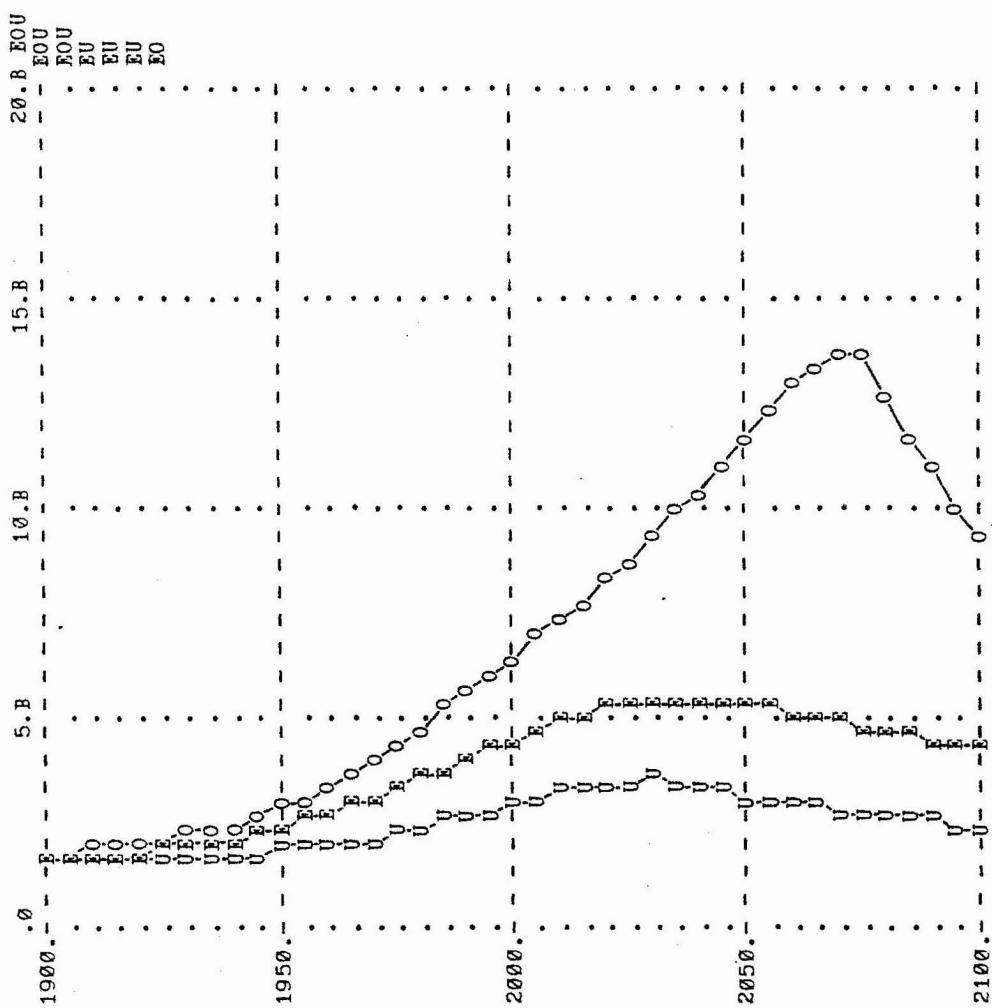


Abb. 33.10 Erwartungswert (E) sowie die Extremwerte (U) und (O) des Bevölkerungslevels POP in MEADOWS' Weltmodell im Falle einer Parameterstreuung von fünf Prozent [Einheit B: Milliarden]

empfindlich reagiert und damit seine Akzeptierbarkeit fraglich wird. MEADOWS stellt in seiner Untersuchung fest: "... we have come to the conclusion that the standard behaviour mode of overshoot and decline exhibited by the model is remarkably insensitive to variations in the estimates of most system parameters." [134, S.509]

MEADOWS' Schluß würde zu einer Bestätigung der FORRESTERschen Insensitivitätshypothese führen. Doch angesichts der vorgetragenen Befunde dürfte es fraglich sein, ob dieser Schluß zu akzeptieren ist.

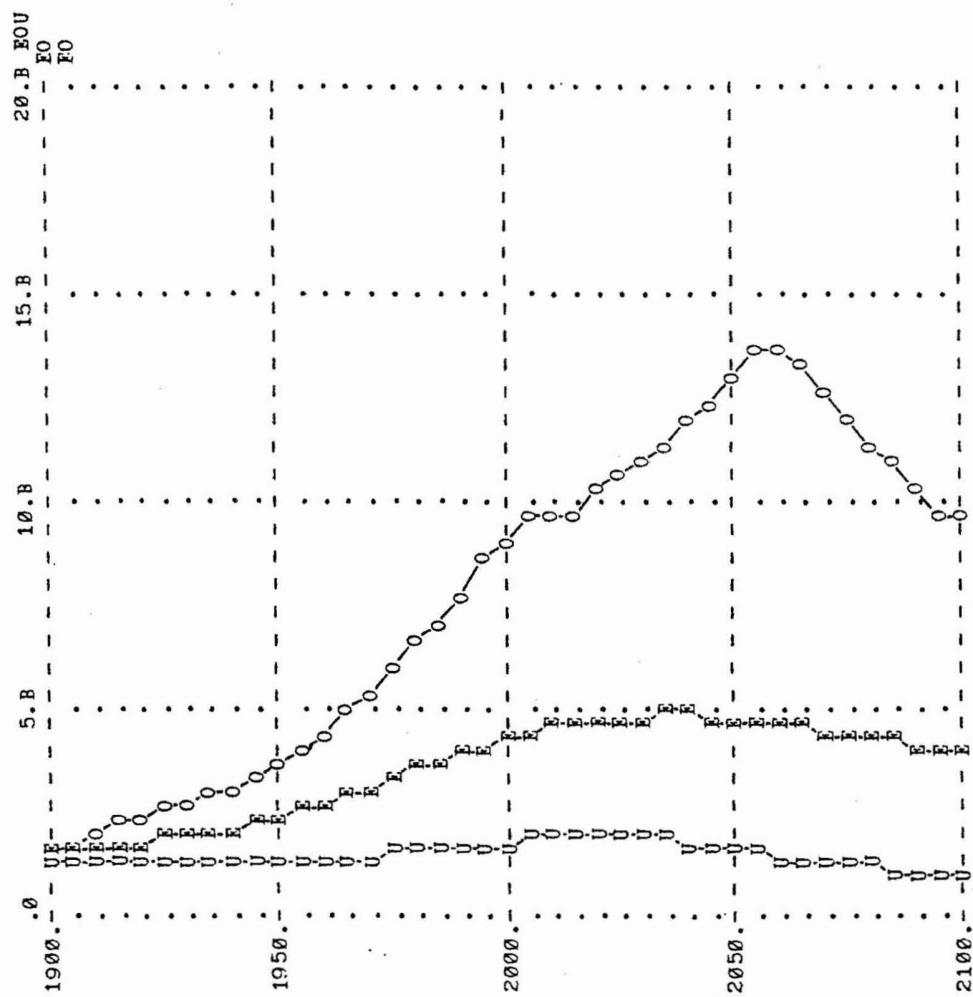


Abb. 33.11 Erwartungswert (E) sowie Extremwertrealisationen (U) und (O) des Bevölkerungslevels in MEADOWS' Weltmodell im Falle einer Parameterstreuung von zehn Prozent
[Einheit B: Milliarden]

Wenden wir uns nunmehr der Stochastisierung der Parameter des Weltmodells von MEADOWS entsprechend dem eingangs beschriebenen Verfahren zu. In den Abbildungen 33.10 und 33.11 ist der Verlauf der Erwartungswerte sowie der Extremrealisationen der Levelvariablen 'Bevölkerung' des Modells bei einem Streufaktor von 0,05 und 0,1 auf der Basis von 50 Simulationsläufen dargestellt.

Es zeigt sich, daß selbst im Falle einer Parameterstreuung von nur fünf Prozent die Zeitpfade der Bevölkerungsentwicklung einen so unterschiedlichen Verlauf aufweisen, daß das von MEADOWS apostrophierte Overshoot-and-Collapse-Verhalten nicht generell zum Ausdruck kommt. Mit zunehmender Zeit wird zudem die Streuung der prognostizierten Werte der Bevölkerungsentwicklung so hoch, daß eine praktische Verwertbarkeit dieser Ergebnisse kaum mehr möglich erscheint.

Geht man davon aus, daß das beschriebene Verfahren einer Parametersstochastisierung als ein Test der FORRESTERschen Insensitivitäshypothese anzusehen ist, dann würde seine These auch in diesem Fall widerlegt.

Angesichts dieser Ergebnisse fragt es sich, ob FORRESTERs Insensitivitätshypothese noch zu halten ist.

Ihre Ablehnung würde dazu führen, daß FORRESTER seinen Standpunkt gegenüber der Gültigkeitsprüfung von System-Dynamics-Modellen zu revidieren hätte. Auf diesen Problemkomplex werden wir später zurückkommen.

Die vorstehenden Untersuchungen machen deutlich, daß es im Rahmen der Analyse eines System-Dynamics-Modells stets empfehlenswert ist, zur Beurteilung seines Modellverhaltens die Integralsensitivitäten zu untersuchen und eine Parameterstochastisierung durchzuführen.

3.3.2. Retrodiktionsanalyse von System-Dynamics-Modellen

A. Grundlagen der Retrodiktion eines System-Dynamics-Modells

Es liegt die Frage nahe, ob es im Rahmen geschlossener System-Dynamics-Modelle möglich ist, eine Retrodiktion durchzuführen. Wie bereits im einzelnen erörtert, dient die Retrodiktion eines Modells der Aufdeckung falsifizierbarer Implikationen und damit einer Ablehnung oder Modifizierung des vorliegenden Ansatzes.

Die Durchführung einer Retrodiktion wirft eine Reihe technischer Probleme auf, mit denen wir uns im folgenden befassen wollen. Geschlossene System-Dynamics-Modelle wie die Weltmodelle von FORRESTER und MEADOWS oder das Stadtentwicklungsmodell von FORRESTER zeichnen sich stets durch Niveaustabilität aus.

Es ist einleuchtend, daß von einem im Gleichgewicht befindlichen System keine Retrodiktion vorgenommen werden kann.

Das gleichgewichtige Einlevelmodell

```

L LEV.K=LEV.J+DT*(ZUF.JK-ABF.JK)
A ZUF.JK=90
A ABF.JK=0.3*LEV.K
N LEV=300

```

besitzt beispielsweise einen konstanten Levelwert $LEV=300$, und es ist nicht möglich, zu ermitteln, welche 'Vergangenheit' zu diesem Gleichgewicht geführt hat. Im Prinzip kommen vielmehr unendlich viele Zeitpfade in Frage. Betrachten wir beispielsweise den Gleichgewichtspfad des Einlevelmodells $LEV=300$ und die Zeitpfade der Levelwerte, welche von Periode 0 zu diesem Gleichgewichtspfad hinführen, dann zeigt sich folgendes Problem: Simuliert man von Levelwert $A_1(0)$ den Zeitpfad des Systems bis zu einem Zeitpunkt i und erhält den Levelwert $A_1(i)$ und führt von $A_1(i)$ ausgehend eine Retrodiktion bis zur Periode 0 durch, dann ist es möglich, daß wegen des Auftretens von Rundungsfehlern der Wert $A_1(0)$ nicht mehr reproduziert werden kann. Mit wachsendem i und daher größerer Annäherung an den Gleichgewichtspfad steigt die

Wahrscheinlichkeit einer Abweichung gegenüber dem ursprünglichen Wert. Denn die Zeitpfade 'drängen' sich damit immer stärker um den Gleichgewichtspfad, so daß schon geringe Rundungsfehler die Rückrechnung auf

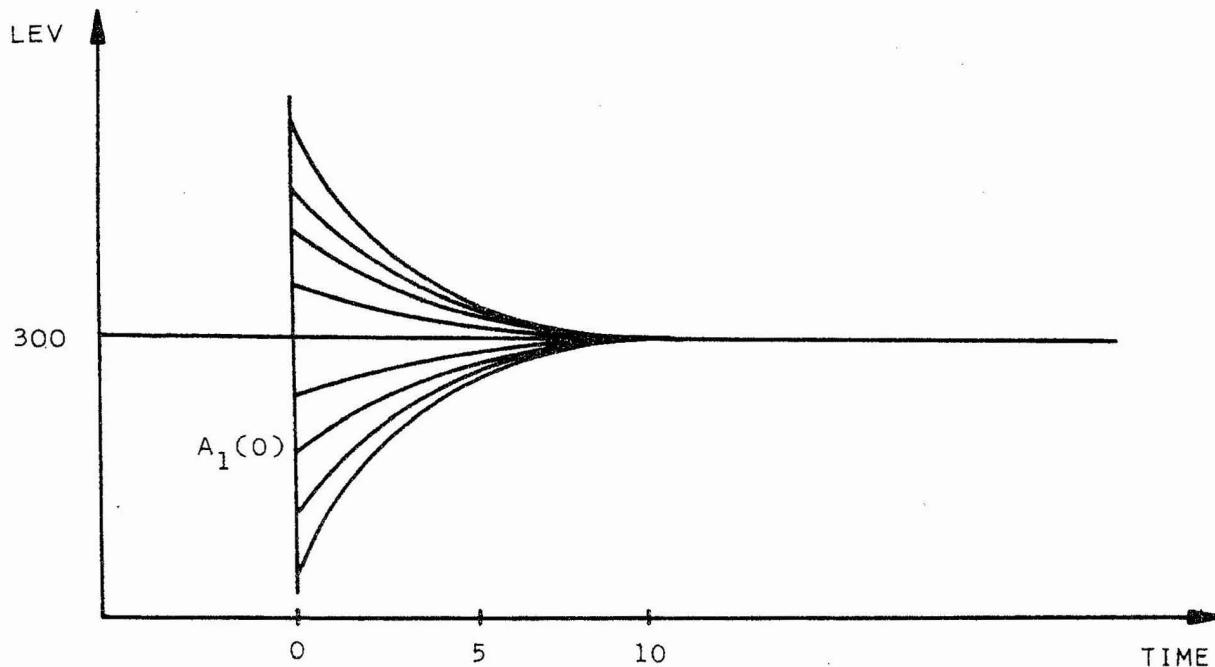


Abb. 33.12 Zeitpfade des Einlevelmodells bei unterschiedlichen Anfangswerten von $LEV(0)$

einen anderen Zeitpfad führen, dessen Levelanfangswert sich wesentlich von $A_1(0)$ unterscheidet mit der Folge, daß eine Retrodiktion sinnlos wird.

Dieser Einwand ist grundsätzlich richtig; entscheidend ist jedoch, von welchem Grad der Annäherung an einen Gleichgewichtspfad die Retrodiktion zu inakzeptablen Ergebnissen führt.

Bevor dieser Frage nachgegangen wird, sollen anhand von Abbildung 33.13 einige Begriffe erläutert werden:

Mit der Anfangsprognose wird eine Variable bis zum Zeitpunkt $TIMA+AAP$

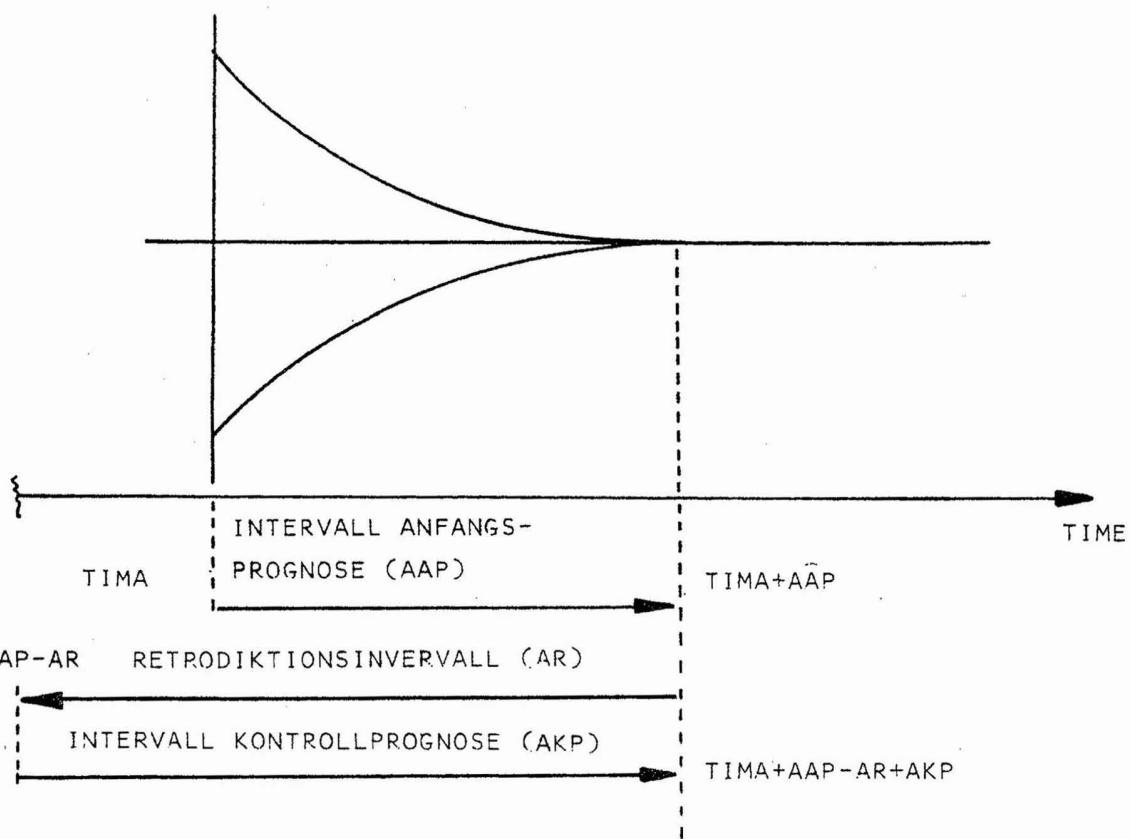


Abb. 33.13 Darstellung einiger Begriffe zur Anwendung von Retrodiktionen

simuliert. Unter Anwendung einer Retrodiktion wird die Variable dann (auch über TIMA hinaus) zurückverfolgt. Eine sich anschließende Kontrollprognose überprüft, ob der Ausgangswert im Zeitpunkt TIMA und die sich anschließenden Werte der Anfangsprognose wieder reproduziert werden.

Es soll ein Verfahren aufgezeigt werden, mit dem man in vielen Fällen Retrodiktionen von System-Dynamics-Modellen durchführen kann.

Um die Probleme einer Retrodiktion zu verstehen, gehen wir gedanklich von einem Ansatz aus, in dem durch sukzessives Einsetzen von Raten und Leveln ein System-Dynamics-Modell bis auf die Gleichungen seiner Levelgrößen reduziert wird.

Substituiert man sämtliche in einem geschlossenen System-Dynamics-Modell auftretenden Hilfsvariablen in den Ratengleichungen, so erhält man Ratengleichungen der Form

$$R.KL = F[L1.K, L2.K, \dots, LN.K]$$

oder bei der zeitlichen Verzögerung um eine Periode

$$R.JK = F[L1.J, L2.J, \dots, LN.J] \quad (33.4)$$

d.h. die Raten lassen sich als eine Funktion der um eine Periode verzögerten Levelwerte beschreiben. Setzt man die durch (33.4) gewonnenen Ratengleichungen in die Levelgleichungen ein, so reduziert sich das System auf die Form:

$$\begin{aligned} L1.K &= L1.J + DT(G1[L1.J, L2.J, \dots, LN.J]) \\ L2.K &= L2.J + DT(G2[L1.J, L2.J, \dots, LN.J]) \\ &\vdots \\ LN.K &= LN.J + DT(GN[L1.J, L2.J, \dots, LN.J]) \end{aligned} \quad (33.5)$$

wobei $G_i[\cdot]$ eine beliebige funktionale Abhängigkeit zum Ausdruck bringt. Ist eine Retrodiktion vorzunehmen, so sind die Levelwerte $L1.K, L2.K, \dots, LN.K$ gegeben und die Werte $L1.J, L2.J, \dots, LN.J$ zu ermitteln. Da die Funktionen $G_i[\cdot]$ fast immer nichtlinear sind, ist zur Bestimmung der Levelwerte ein nichtlineares simultanes Gleichungssystem zu lösen, bei einer Retrodiktion von AR Perioden also damit AR/DT-mal.

Die Lösung simultaner nichtlinearer Gleichungssysteme mit Hilfe der Gauß-Seidel-Methode wurde bereits erörtert.¹¹ Wie geschildert, hängt die Konvergenz des Verfahrens unter anderem davon ab, welche der Variablen $L1.J, L2.J, \dots, LN.J$ in jeder Gleichung als unabhängige Variablen gewählt werden. Aus rechentechnischen Gründen wäre es sehr erstrebenswert, daß eine Iteration schon dann konvergiert, wenn man in Gleichung (33.5) den jeweils ersten Levelwert auf der rechten Seite als unabhängige Variable wählt, d.h. von folgendem Iterationsansatz ausgehen könnte:

¹¹ Vgl. Seite 343f.

$$\begin{aligned}
 L1.J &= L1.K - DT(G1[L1.J, L2.J, \dots, LN.J]) \\
 L2.J &= L2.K - DT(G2[L1.J, L2.J, \dots, LN.J]) \\
 &\vdots \\
 LN.J &= LN.K - DT(GN[L1.J, L2.J, \dots, LN.J])
 \end{aligned} \tag{33.6}$$

Für diesen Fall wurde vom Verfasser ein Programm entwickelt, welches es gestattet, bei einer geringfügigen Änderung der Levelgleichung von einem System eine Vorwärtsprognose, Retrodiktion und Kontrollprognose durchzuführen. Das im Anhang auf Seite 582f. angeführte Programm stellt den sogenannten Retrodiktionsvorspann dar. Er ist stets dem Arbeitsprogramm voranzustellen, d.h. dem Programm, welches das zu retrodizierende Modell beschreibt.

Die im Retrodiktionsvorspann definierte Variable TIM beschreibt die Perioden während der einzelnen Phasen. TIM läuft vom Anfangswert von TIME, genannt TIMA, bis zum Ende der Anfangsprognose TIMA+AAP und von hier bis zum Ende der Retrodiktion TIMA+AAP-AR sowie während der Kontrollprognose bis TIMA+AAP-AR+AKP. DT kann beliebig gewählt werden, doch ist zu empfehlen, $DT=1/2^n$ ($n=1, 2, \dots$) zu setzen.¹² Mit der Konstanten IG wird die Zahl der Iterationen in einem Retroschritt festgelegt, nach der das Verfahren abgebrochen werden soll, weil offenbar keine Konvergenz des Prozesses zur Bestimmung einer Lösung von (33.6) vorliegt. Falls die Iterationsgrenze IG in einem Retroschritt überschritten wird, kann man sich mit der Konstantenspezifizierung ANI die nachfolgenden ANI-Werte ausdrucken lassen, um zu beurteilen, ob die Variablenwerte noch konvergieren, was im positiven Fall dazu führt, daß IG größer zu wählen ist. Wird IG überschritten und ist $ANI \neq 0$ gewählt, so zählt TIM wieder von 1 an bis ANI. Die Genauigkeitsgrenze der Iteration hängt von der Genauigkeit ab, mit der man die Ausgangswerte reproduzieren will. Die Iteration bricht ab, wenn AQ für alle Level $i=1, \dots, n$ die Bedingung

¹² Dies gilt allgemein für Simulationen mit DYNAMO, siehe DYNAMO Newsletter, PRAG/1, S.4, Pugh Roberts Associates Inc. 1973. Nur in diesen Fällen ist DT binär voll darstellbar. Bei einer anderen Wahl von DT ist TIME bei langen Simulationen wegen starker Rundungsfehler nicht mehr ganzzahlig, was zu Ungenauigkeiten führt.

$$AQ \geq \left| \frac{L_i(v) - L_i(v-1)}{L_i(v)} \right|$$

erfüllt, wobei mit v der v -te Iterationsschritt gekennzeichnet wird. Die Verschärfung von AQ wird durch die Anzahl der Stellen begrenzt, mit der die Variablen auf der betreffenden Rechenanlage beschrieben werden. Je niedriger man AQ wählt, um so mehr erhöht sich die Anzahl der Iterationen pro Retroschritt. Die Anzahl der Iterationen während eines Schrittes JK kann durch $(TIME.K-TIME.J)/DT$ berechnet werden. Die Größe AA wird als Brückenvariable bezeichnet, weil sie die Verknüpfung zu dem eigentlich zu retrodizierenden Modell beschreibt. Die Variablen AL1, ..., ALN korrespondieren jeweils mit einem Level L1, ..., LN des programmierten Modells, in welchem allein die Levelgleichungen geringfügig geändert werden. Eine Levelgleichung der Form

$$L.L.K = L.J + DT * (ZUF.JK - ABF.JK)$$

wird durch

$$\begin{aligned} A.L.K &= L.J + DT * S.J * (ZUF.JK - ABF.JK) + RL.J \\ A.RL.K &= RE(L.K, AQ, AL.K, R.K, S2.K) \end{aligned}$$

ersetzt. RE() ist eine Makrofunktion, die im Retrodiktionsvorspann definiert ist. Alle Variablen und Konstanten, die hier neu auftreten, stammen bis auf AL und L auch aus dem Retrodiktionsvorspann.

L ist eine Eingangsgröße des Retrodiktionsmakros RE() und ist mit dem entsprechenden Level identisch, in dessen Definitionsgleichung RE() über RL eingeht. AL ist eine Ausgangsgröße des Retrodiktionsmakros und zweckmäßigerweise so zu benennen, daß dem entsprechenden Levelnamen ein A vorangestellt wird. Die auf diese Weise durch die Retrodiktionsmakros für jeden Level des Arbeitsprogrammes definierten Variablen AL1, ..., ALN gehen in die erwähnte Brückengleichung ein. Die Größe LENGTH wählt man zweckmäßigerweise nach dem Richtwert:

$$LENGTH = TIMA + AAP + AR * IG + AKP$$

Dieser Wert bildet die obere Grenze der Simulationslänge, da die höchste Iterationszahl in einem Retrodiktionschritt in der Regel

nicht benötigt wird. Bei der Retrodiktion des Weltmodells von FORRESTER betrug die durchschnittliche Zahl der Iterationen pro Retrodiktionschritt beispielsweise 13.

Als Beispiel sei das erörterte nichtlineare System-Dynamics-Modell eines Fertigungs- und Lagerhaltungssystems angeführt. Die DELAY3- und SMOOTH-Makrofunktionen sind durch entsprechende Retrodiktionsmakros ersetzt, die im Retrodiktionsvorspann definiert sind. Die ersten beiden Argumente entsprechen den Formalparametern der üblichen DELAY3- und SMOOTH-Funktionen, während die nachfolgenden Argumente Variablen enthalten, die aus dem Retrodiktionsvorspann stammen.

* RETRODIKTIONSMODELL

} SIEHE ZU DIESEM MODELLETEIL SEITE 582f.

* BRUECKENINSTRUKTIONEN

A AA.K=AALBV.K*AFLB.K*ASM.K

*

*

* FERTIGUNGS- UND LAGERHALTUNGSSYSTEM

R BMR.KL=PFLA.K+RF*(SLB.K-FLB.K)

R FZU.KL=DEL3R(BMR.JK,DVZ,AALBV.K,R.K,S2.K,S.K,AQ)

L FLB.K=FLB.J+DT*S.J*(FZU.JK-PFLA.JK)+RFLB.J

A RFLB.K=RE(FLB.K,AQ,AFLB.K,R.K,S2.K)

A PFLA.K=SMOOTH(PFLA.JK,APF,ASM.K,R.K,S2.K,S.K,AQ)

A SLB.K=MF*PFLA.K+500

N FLB=450

C RF=0.3/DVZ=10/APF=2

R PFLA.KL=FAK.K*FLB.K

A FAK.K=TABHL(TAFA,FLB.K,0,1000,100)

T TAFA=0.02/0.05/0.07/0.11/0.18/0.29/0.32/0.32/0.32/0.32

C MF=0.25

*

*

RUN

Wie bei DYNAMO-Simulationen üblich, wird von einer unveränderlichen Grundversion ausgegangen, und die Parameterveränderungen werden im Rerun eingegeben. Wir wählen abweichend von den Parameterfestlegungen des Retrodiktionsvorspannes die Werte:

AAP=5, AR=8, AKP=6, DT=1, IG=50, LENGTH=300

und erhalten den folgenden Ausdruck:

	TIME E+00	TIM E+00	PFLA E+00	BMR E+00	FZU E+00	FLB E+00
Anfangs- prog- nose AAP=5	.0 1. 2. 3. 4. 5.	.0000 1.0000 2.0000 3.0000 4.0000 5.0000	96.75 96.75 102.82 108.73 112.95 115.59	119.01 112.33 115.82 120.86 124.85 127.51	119.01 119.01 119.01 119.01 118.83 118.54	450.00 472.26 482.37 486.74 488.58 489.17
Re- tro- dik- tion AR=8	32. 61. 94. 129. 167. 204. 240. 284.	4.0000 3.0000 2.0000 1.0000 .0000 -1.0000 -2.0000 -3.0000	112.95 108.73 102.82 96.74 96.73 116.56 174.34 270.86	124.85 120.86 115.82 112.32 118.99 152.15 226.45 317.45	118.83 119.01 119.01 119.01 119.01 116.41 99.41 35.28	488.58 486.74 482.37 472.26 450.01 410.50 369.88 412.41
Kon- troll- prog- nose AKP=6	285. 286. 287. 288. 289. 290.	-2.0000 -1.0000 .0000 1.0000 2.0000 3.0000	174.34 116.56 96.73 96.74 102.82 108.73	226.45 152.15 118.99 112.32 115.82 120.86	99.41 116.41 119.01 119.01 119.01 119.01	369.88 410.50 450.01 472.26 482.37 486.74

Es zeigt sich, daß mit der Kontrollprognose die Levelwerte von TIM=3 in der Anfangsperiode voll reproduziert werden. Das Verfahren hat sich also in diesem Beispiel bewährt. Zu einer ausgewogenen Würdigung muß man sich allerdings vor Augen führen, daß es nicht zwingend zu einer Retrodiktion führt. Die Retrodiktion erfolgt durch eine sukzessive Lösung des nichtlinearen simultanen Gleichungssystems (33.6). Es ist durchaus möglich, daß ein derartiges System mehrere Lösungen besitzt, so daß auch ein anderer Zeitpfad möglich wäre. Ähnliche Probleme gelten für die Lösungen nichtlinearer interdependent Modelle, die, wie erwähnt, in der Ökonometrie in großem Umfang verwendet werden. Hier wie dort kann jedoch davon ausgehen, daß bei nicht zu starken zeitlichen Änderungen der Levelwerte in der Realität der allein relevante Zeitpfad ermittelt wird.

Es zeigt sich, daß im obigen Fall die Retrodiktion zur Reproduktion des Zeitpfades führt. Auch für größere Perioden und DT<1 ist das Verfahren anwendbar.

Wählt man DT=0.25, AAP=10, AR=10, AKP=10, PFA=2, PFR=2, PFK=2, IG=50

und LENGTH=100, so ergibt sich

TIME	TIM	PFLA	BMR	FZU	FLB
E+00	E+00	E+00	E+00	E+00	E+00
.0	.000	96.75	119.01	119.01	450.00
2.	2.000	103.01	117.28	118.98	478.18
4.	4.000	111.02	123.43	118.77	486.39
6.	6.000	115.44	127.53	118.78	488.56
8.	8.000	117.48	129.41	119.48	489.62
10.	10.000	118.67	130.20	120.86	491.24
21.	8.000	117.48	129.41	119.47	489.61
33.	6.000	115.45	127.54	118.78	488.56
45.	4.000	111.04	123.45	118.76	486.40
58.25	2.000	103.02	117.25	118.91	478.33
74.25	.000	96.31	118.23	118.79	450.99
76.25	2.000	103.02	117.25	118.91	478.33
78.25	4.000	111.04	123.45	118.76	486.39
80.25	6.000	115.45	127.54	118.78	488.55
82.25	8.000	117.48	129.41	119.47	489.61
84.25	10.000	118.67	130.20	120.85	491.24

d.h. die gesamten Werte der Kontrollprognose werden wieder rekonstruiert. Dies geschieht über die Lösung von vierzig, sukzessiv untereinander gekoppelten, simultanen Gleichungssystemen.

Das geschilderte Retrodiktionsverfahren hat zur Folge, daß während jedes Zeitschrittes DT ein zumeist nichtlineares Gleichungssystem gelöst wird. Dies ist immer dann notwendig, wenn von einem Differenzengleichungsansatz ausgegangen wird. Da FORRESTER jedoch von der Auffassung ausgeht, im (durch eine digitale Simulation nicht realisierbaren) Idealzustand müßte DT gegen Null gehen, d.h. ein Differentialgleichungssystem vorliegen, wollen wir den Fall einer Retrodiktion unter dieser Bedingung analysieren. Man kann von einem Gleichungssystem

$$\frac{dL_i}{dt} = F_i[L_1(t), L_2(t), \dots, L_n(t)] \quad (i=1, 2, \dots, n) \quad (33.7)$$

ausgehen. Will man den Wert von L_i bei einem infinitesimalen positiven Zuwachs dt ermitteln, so gilt die Beziehung

$$L_i(t+dt) = L_i(t) + dt(dL_i/dt)$$

und mit (33.7)

$$L_i(t+dt) = L_i(t) + dt(F_i[L_1(t), L_2(t), \dots, L_n(t)]) \quad (33.8)$$

Wird das infinitesimal kleine dt durch das endliche Zeitinkrement DT ersetzt, so erhält man die teilweise mit DYNAMO korrespondierende Schreibweise

$$L_i.K = L_i.J + DT(F_i[L1.J, L2.J, \dots, LN.J]) \quad (33.9)$$

Wählen wir in Gleichung (33.8) das Zeitinkrement dt negativ, so erhalten wir analog

$$L_i(t-dt) = L_i(t) - dt(F_i[L_1(t), L_2(t), \dots, L_n(t)])$$

und unter Verwendung einer DYNAMO-ähnlichen Schreibweise

$$L_i.K = L_i.J - DT(F_i[L1.J, L2.J, \dots, LN.J])$$

Dieses Ergebnis legt den Schluß nahe, man brauche in einer Levelgleichung nur $+DT$ durch $-DT$ auszutauschen mit dem Ergebnis, daß der simulierte Wert von L_i einen Zeitpfad beschreibt, der vom Anfangszeitpunkt in die Vergangenheit führt. Dieser Schluß ist aber nur dann richtig, wenn DT infinitesimal klein ist. Da dies aber in praktischen Simulationen nicht der Fall ist, wird man bei Anwendung dieses Verfahrens die Ausgangswerte bei einer anschließenden Kontrollprognose nur annäherungsweise reproduzieren können. Je kleiner jedoch DT gewählt wird, um so besser wird die Annäherung an den Ausgangswert. Da das Verfahren von der Annahme eines infinitesimal kleinen Zeitinkrementes DT ausgeht, soll es als Differentialrückrechnung bezeichnet werden. Im Gegensatz dazu soll das oben beschriebene Verfahren Differenzenrückrechnung genannt werden. Vergleicht man die beiden Verfahren, so erkennt man, daß sie miteinander übereinstimmen, wenn man die Lösung des simultanen Gleichungssystems im Rahmen der Differenzenrückrechnung nach der ersten Iteration abbrechen würde. Zum Vergleich beider Verfahren kann durch die Wahl des Parameters $US=0$ im Retrodiktionsvorspann die Iterationszahl auf 1 beschränkt und damit eine Differentialrückrechnung durchgeführt werden.

Wegen der (durch AQ steuerbaren) höheren Genauigkeit der Differenzen-

rückrechnung, welche durch eine stärkere Annäherung an die Levelanfangswerte im Rahmen der Kontrollprognose zum Ausdruck kommt, ist die Differenzenrückrechnung der Differentialrückrechnung vorzuziehen. Zeigt sich bei dem Versuch, ein Modell mit Hilfe der Differenzenrückrechnung zu retrodizieren, daß der Iterationsprozeß zur Lösung des simultanen Gleichungssystems nicht konvergiert, dann bietet es sich an, eine Differentialrückrechnung durchzuführen.

B. Durchführung einer Retrodiktion am Beispiel des Weltmodells von Forrester

Das Verfahren soll nunmehr an einem komplexen System-Dynamics-Modell demonstriert werden und zwar an dem von FORRESTER entwickelten Weltmodell. Dieses Modell setzt sich aus 5 Level-, 31 Hilfs- und 9 Raten-gleichungen zusammen. 21 Tabellenfunktionen mit insgesamt 151 Parametern verleihen dem Modell einen hohen Grad an Nichtlinearität.

Die fünf Levelvariablen des Weltmodells werden durch POL, CIAF, NR, P und CI beschrieben. Die Brückenvariable bestimmt sich nach

$$A \ AA.K = AP.K * ACIAF.K * ANR.K * APOL.K * ACI.K$$

Die Retrodiktion bis 1880 und die Kontrollprognose bis 1900 ergibt den folgenden Ausdruck (DT=0.25, AR=20, AKP=20, PFR=2, LENGTH=2250)

TIME	TIM	P	DR	DRMM	MSL	BR	DRPM	DRFM	DRCM
E+00	E+00	E+06	E+06	E+00	E+00	E+06	E+00	E+00	E+00
1900.	1900.0	1650.0	89.76	2.3351	.27706	80.909	.92211	.9537	.9461
1932.3	1898.0	1673.9	96.17	2.4019	.24923	81.419	.92000	.9807	.9468
1963.8	1896.0	1711.9	104.88	2.4686	.22143	81.974	.92000	1.0165	.9479
1995.5	1894.0	1770.4	117.06	2.5354	.19359	82.443	.92000	1.0662	.9495
2027.	1892.0	1856.0	133.20	2.6020	.16582	83.428	.92000	1.1248	.9519
2058.8	1890.0	1977.3	154.95	2.6679	.13836	84.989	.92000	1.1936	.9553
2090.3	1888.0	2147.0	185.02	2.7325	.11146	87.126	.92000	1.2752	.9600
2121.8	1886.0	2385.9	228.24	2.7949	.08546	89.666	.92000	1.3745	.9667
2153.3	1884.0	2739.3	306.25	2.8549	.06045	91.972	.92000	1.5567	.9766
2185.3	1882.0	3320.0	457.43	2.9123	.03655	91.212	.92000	1.8499	.9928
2217.	1880.0	4338.3	736.82	2.9642	.01491	96.762	.92000	2.1335	1.0425
2219.	1882.0	3320.0	457.43	2.9123	.03655	91.212	.92000	1.8499	.9928
2221.	1884.0	2739.3	306.24	2.8549	.06045	91.972	.92000	1.5566	.9766
2223.	1886.0	2385.9	228.24	2.7949	.08546	89.666	.92000	1.3745	.9667
2225.	1888.0	2147.0	185.02	2.7325	.11146	87.126	.92000	1.2752	.9600
2227.	1890.0	1977.3	154.95	2.6679	.13836	84.989	.92000	1.1936	.9553
2229.	1892.0	1856.0	133.20	2.6020	.16582	83.428	.92000	1.1248	.9519
2231.	1894.0	1770.4	117.06	2.5354	.19359	82.443	.92000	1.0662	.9495
2233.	1896.0	1711.9	104.88	2.4686	.22143	81.973	.92000	1.0165	.9479
2235.	1898.0	1673.9	96.17	2.4019	.24923	81.419	.92000	.9807	.9468
2237.	1900.0	1650.0	89.76	2.3351	.27705	80.909	.92211	.9537	.9461

Die Auswahl der ausgedruckten Variablen erfolgte schon im Hinblick auf die bereits zur Retrodiktion dieses Modells vorgenommenen Betrachtungen.¹³ Die Todesrate DR der Weltbevölkerung ergibt sich als Produkt von vier Todesratenmultiplikatoren, die den Einfluß des Lebensstandards (DRMM), der Umweltverschmutzung (DRPM), der Nahrungsmittelversorgung (DRFM) und der Überbevölkerung (DRCM) zum Ausdruck bringen. Eine eingehendere Analyse zeigt, daß die hohe Todesrate DR im Retrodiktionszeitraum vorwiegend durch den Einfluß des Lebensstandard-Todesratenmultiplikators DRMM bewirkt wird. Dieser hängt wiederum über die Tabellenfunktion

$$\begin{aligned} A \text{ DRMM.K} &= \text{TABHI(DRMMT,MSL.K,0,5,.5)} \\ T \text{ DRMMT} &= 3/1.8/1/.8/.7/.6/.53/.5/.5/.5/.5 \end{aligned}$$

von dem Lebensstandard MSL ab. Modifiziert man den ersten Tabellenwert dieser Tabellenfunktion von 3 auf 1.8, d.h. geht man davon aus, daß ein weniger starker Einfluß zwischen Lebensstandard und Todesratenmultiplikator vorliegt, dann erhält man im Falle einer Kontrollprognose den in Abbildung 17.12 beschriebenen Verlauf der Bevölkerung sowie der Geburten- und Todesfälle. Es zeigt sich, daß die vorgenommene Hypothesenmodifizierung zu einer besseren Annäherung an die tatsächlichen Verläufe der beschriebenen Variablen führt.

3.4. Die FOLR-Modellierung als Alternative zum System-Dynamics-Konzept

In diesem Abschnitt werden bestimmte konzeptionelle Elemente des System-Dynamics-Ansatzes kritisch analysiert und durch eine alternative Konzeption ersetzt. Diese schrittweise entwickelte Konzeption wird als FOLR-Modellierung (Feedbackorientierte offene Level-Raten-Modellierung) bezeichnet. Ihre Entwicklung vollzieht sich in vier Stufen. In der ersten Stufe wird die dem System-Dynamics-Konzept immanente Infinitesimalprämisse durch eine Diskretzeitprämisse ersetzt. Die zweite Stufe führt zur Verwerfung des im System-Dynamics-Konzept ge-

¹³ Vgl. Seite 140f.

übten Prinzips, daß informationelle Beziehungen stets von InformationsleveInn stammen. Im Rahmen der dritten Stufe wird das von der System-Dynamics-Konzeption geforderte Geschlossenheitsprinzip durch ein umfassendes Offenheitsprinzip abgelöst. Danach wird in der vierten Stufe gezeigt, daß die von FORRESTER postulierte 'statistische Sonderstellung' der System-Dynamics-Konzeption aufzugeben ist. Abschließend erfolgt eine Würdigung der FOLR-Modellierung.

3.4.1. Die Infinitesimalprämissen des System-Dynamics-Konzeptes und ihre Ablösung durch die Diskretzeitprämissen

A. Infinitesimal- und Diskretzeitprämissen als alternative Elemente eines Modellierungsansatzes

Im Verlauf der Darstellung des System-Dynamics-Konzeptes wurde die (als vorläufig bezeichnete) Annahme getroffen, daß die in den Levelgleichungen auftretenden Zeitinkremente DT immer gleich eins zu wählen seien. Mit dieser Annahme wurde zugleich unterstellt, daß die Zeiteinheit zwischen den beiden Ereigniszeitpunkten J und K, welche als JK bezeichnet werden kann, mit der Zeiteinheit TIME identisch ist.

Mit dieser Prämissensetzung wurde, ohne damit das Verständnis der übrigen Elemente der Modellkonzeption zu beeinträchtigen, von einem wesentlichen Charakteristikum der System-Dynamics-Konzeption abstrahiert, welches als seine Infinitesimalprämissen bezeichnet werden soll.

Im System-Dynamics-Konzept wird, entgegen der bisherigen Annahme, davon ausgegangen, daß sich die Zeiteinheiten JK und TIME voneinander unterscheiden. Das Verhältnis zwischen beiden Einheiten kann durch den Umrechnungsfaktor DT beschrieben werden. Es gilt hierbei die Beziehung

$$DT(1 \text{ Zeiteinheit 'TIME'}) \equiv 1(\text{Zeiteinheit 'JK'})$$

Da in einem System-Dynamics-Modell somit zwei Zeiteinheiten auftre-

ten, ist es wichtig, ihre inhaltliche Verwendung voneinander abzgrenzen. Die Zeiteinheit TIME wird verwendet, um in exponentiellen Verweilzeithypothesen den Wert der durchschnittlichen Verzögerung zu bestimmen. Des weiteren wird der Parameter LENGTH, der die Länge des Simulationslaufes bestimmt, stets in der Einheit TIME angegeben. Durch JK dagegen wird der Zeitabschnitt gekennzeichnet, auf den sich die Ratenhypothesen beziehen.

Die Infinitesimalprämissen FORRESTERS kann als eine empirische Behauptung angesehen werden, welche besagt: In einem die Realität möglichst weitgehend beschreibenden System-Dynamics-Modell muß $DT \rightarrow 0$ streben, d.h. infinitesimal klein sein. Konsequenterweise fordert FORRESTER deshalb, in einem konkreten System-Dynamics-Modell DT so klein wie möglich zu wählen, um damit der adäquaten Systemmodellierung weitgehend zu entsprechen.¹

Um deutlicher zu machen, wie eine derartige 'Infinitesimalisierung' von DT empirisch zu deuten ist, wollen wir uns vorstellen, wir hätten ein Modell im Rahmen der bisherigen Annahme von $DT=1$ und der damit verbundenen Modellinterpretation entwickelt und würden nunmehr DT verkleinern. Wählen wir $DT=1/7$ und wurde für TIME die Zeiteinheit 'Woche' gewählt, so bedeutet diese Änderung, daß sich die durch die Ratenhypothesen erklärten Levelzu- und -abflüsse nur noch auf ein Zeitintervall von einer siebtel Woche, d.h. einen Tag, beziehen. Während bisher die Werte der Variablen in einem wöchentlichen Abstand berechnet wurden, werden sie nunmehr, weil die Ratenhypothesen die täglichen Veränderungen beschreiben, täglich berechnet. Eine inhaltliche Veränderung der ursprünglichen Ratenhypothesen kommt zum einen dadurch zustande, daß sie sich auf einen kürzeren Zeitraum beziehen oder anders ausgedrückt, daß die Verzögerung zwischen ihren Wenn- und Dann-Komponenten von einer Woche auf eine siebtel Woche vermindert wurde. Weiter werden die Ratenhypothesen auch dadurch inhaltlich verändert, daß in den typischen Levelgleichungen der Art

¹ FORRESTER legt folgende Maxime fest: Das Lösungsintervall muß so klein sein, daß sein Wert die Berechnungsergebnisse nicht ernsthaft beeinträchtigt. Es sollte so groß wie möglich gewählt werden, um unnötige Rechenzeit zu vermeiden. [53,S.79]

$$L \text{ LEV.K} = \text{LEV.J} + DT * (\text{ZUR.JK} - \text{ABR.JK})$$

die Dann-Komponenten der ursprünglichen Ratenhypothesen mit DT multipliziert werden.

Diese formale Darstellung und inhaltliche Interpretation des Übergangs zum Infinitesimalfall wirkt höchst befremdend, weil eine einleuchtende empirische Interpretation von Verhaltengleichungen, deren Dann-Komponenten von Wenn-Komponenten bestimmt werden, die eine nur infinitesimal kleine Verzögerung aufweisen, kaum möglich ist.

Um die empirische Gültigkeit von FORRESTERS Infinitesimalprämissen kritisch zu diskutieren, soll folgender Weg eingeschlagen werden: Es wird anhand eines typischen Beispiels die Behauptung veranschaulicht, daß der Entwickler eines System-Dynamics-Modells in vielen Fällen implizit von einem zeitdiskreten Primäransatz ausgeht, d.h. einem Ansatz seiner Modellhypothesen, in welchem implizit ein DT=1 zugrunde gelegt wird. Von diesem Tatbestand ausgehend, wird anhand eines Beispiels gezeigt, daß die 'nachträgliche' Verkleinerung von DT eine unzulässige und abwegige Hypothesenveränderung bewirkt.

Die Behauptung, daß die meisten Entwickler von System-Dynamics-Modellen beim Formulieren ihrer Hypothesen einen zeitdiskreten Primäransatz unterstellen, bedeutet anders ausgedrückt: Sie gehen von der Vorstellung aus, daß die Zeitindizes J und K bestimmte feste Periodenpunkte symbolisieren.

Betrachten wir zur Verdeutlichung dieser Behauptung das einfache Modell des Bestellwesens eines Handelsbetriebes. Die Levelgleichung des Lagerbestandes kann durch

$$L \text{ LBS.K} = \text{LBS.J} + DT * (\text{LBR.JK} - \text{LAG.JK})$$

LBS: Lagerbestand [Mengeneinh.]

LBR: Lagerbestellmenge [Mengeneinh./Woche]

LAG: Lagerbestandsabgang [Mengeneinh./Woche]

beschrieben werden.

In diesem Betrieb wird wöchentlich eine Bestellung LBR vorgenommen, die noch in derselben Woche geliefert wird. Die Höhe der Lagerabgänge wird ebenfalls nur wöchentlich festgestellt. In diesem Fall wird ein

Modellentwickler intuitiv K und J als die Periodenzeitzpunkte einer nach Wocheneinheiten differenzierten festen diskreten Zeitskala anzusehen.

Diese Sichtweise findet ihre Fortsetzung bei der Bestimmung der wöchentlichen Bestellrate LBR. Sie wird aufgrund einer im Unternehmen praktizierten Entscheidungsvorschrift bestimmt. Ihre Höhe resultiert aus zwei Komponenten: Die erste Komponente berücksichtigt die wöchentlich festgestellte Differenz zwischen dem Soll- und Istlagerbestand und wird beschrieben durch:

$$A \quad K1.K = (SLB.K - LBS.K) * APF$$

SLB: Solllagerbestand [Mengeneinh.]

LBS: Istlagerbestand [Mengeneinh.]

APF: Anpassungsfaktor [dimensionslos]

Die zweite Komponente K2 wird aus einer Prognose der wöchentlich anfallenden Lagerabrufe LAG mit Hilfe einer exponentiellen Glättung ermittelt.

$$A \quad K2.K = SMOOTH(LAG.JK, GLF)$$

LAG: Lagerbestandsabgang [Mengeneinh.]

GLF: Faktor der exponentiellen Glättung [dimensionslos]

Kaum ein Modellformulierer wird in dieser Situation LBR.JK anders auffassen als die Menge der Lagerzugänge zwischen den Periodenzeitzpunkten J und K. Diese Annahme hat jedoch zur Folge (was den meisten Modellentwicklern nicht bewußt sein dürfte), daß DT=1 sein muß.

Ähnlich wie in diesem Beispiel dürfte ein Großteil der Entwickler von System-Dynamics-Modellen, bedingt durch die beobachteten zeitdiskreten Änderungen der Realität oder den nur zeitdiskreten Datenanfall, ihre Modelle so formulieren, als sei JK ein festes (und nicht infinitesimal kleines) Zeitintervall. Die meisten Primäransätze von System-Dynamics-Modellen sind daher als Differenzengleichungsansätze intendiert. Ihrem Systemverständnis nach gehen die meisten Modellentwickler daher implizit von einer Diskretzeitprämisse aus. Der eigentlich verfolgte Primäransatz wird in der sich anschließenden Simula-

tion dann in ein Differentialgleichungsmodell überführt, indem die Modellanwender (ohne kritische Reflektion?) allein FORRESTERs Forderung gehorchend, DT so klein wie möglich wählen und damit in unzulässiger Weise die Modellhypthesen verändern.

Die empirischen Konsequenzen einer DT-Variation sollen am Beispiel des gerade beschriebenen Modells verfolgt werden. Dazu sind noch einige Angaben zur vollständigen Kennzeichnung des Modells notwendig.

Da es sich um ein singulär offenes Modell handelt, sollen die Betrachtungen auf der Grundlage eines im Gleichgewicht befindlichen Systems vorgenommen werden. Das (mit N LBS=SLB) gleichgewichtige System soll einen konstanten Lagerbestandsabgang von LAG=100 [Einh./Woche] aufweisen. Dem System wird nunmehr in Periode 1 ein Impuls der Höhe 1000 als zusätzlicher Lagerbestandsabgang aufgeprägt. Wir erhalten damit das DYNAMO-Programm

* LAGERDISPOSITIONSMODELL	
*	
L LBS.K=LBS.J+DT*(LBR.JK-LAG.JK)	LAGERBESTAND
N LBS=SLB	
R LBR.KL=(SLB-LBS.K)*APF+SMOOTH(LAG.JK,GLF)	LAGERBESTELLRATE
R LAG.KL=100+PULSE(1000,1,100)	LAGERABGANGSRATE
A LLZM.K=DT*LBR.JK	LAGERBESTELLMENGE
C APF=0.7/SLB=1200/GLF=3	
SPEC DT=1.LENGTH=15	
PRINT LLZM	
A PRTPER.K=DT	
RUN	

Die Impulsantwort der Bestellungen LLZM ist für DT=1 und DT=0,5 aus Abbildung 34.1 zu ersehen.

Wie ist nunmehr in diesem Modell eine Veränderung von DT=1 auf DT=0,5 empirisch zu interpretieren? Der einwirkende Impuls in Höhe von 1000 Einheiten/Woche muß bei einer Differenzierung der Wocheneinheit in zwei halbe Wochen offensichtlich in eine Folge von zwei Impulsen von je 500 Einheiten zergliedert werden. Unter Verwendung dieser Impulsfolge ergibt sich ein neuer Verlauf entsprechend Abbildung 34.1

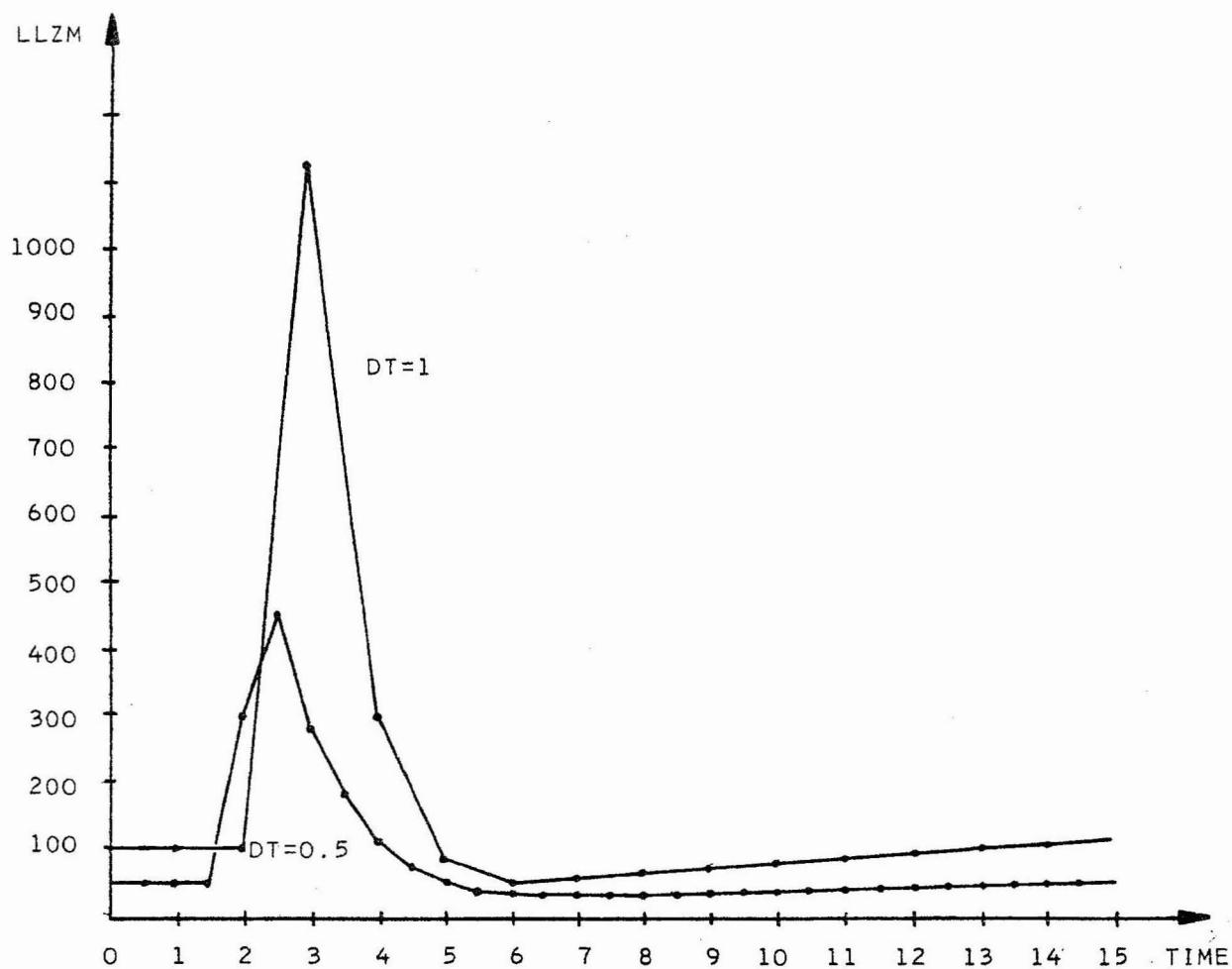


Abb. 34.1 Impulsantwort eines Lagerhaltungsmodells bei variierendem Zeitinkrement DT

Die einzige plausible empirische Interpretation des Zeitverlaufes der Lagereingänge bei $DT=0,5$ wäre, daß die berechneten Werte von LLZM die während einer halben Woche eingehenden Bestellungen darstellen. Wenn nun zum Beispiel in einer bestimmten Woche im Primäransatz 100 Bestellungen eingehen, und es ergibt sich bei $DT=0,5$ für die erste Wochenhälfte ein Abgang von 60 und für die nächste halbe Woche ein Abgang von 40 Bestellungen, so muß man sich darüber im klaren sein, daß durch diese Differenzierung nachträglich neue empirische Hypothesen 'eingeschmuggelt' werden. Da im primären Ansatz nur eine wöchentlich praktizierte Bestellregel befolgt wurde, die zu einer Bestellmenge von

100 Einheiten führte, ist es nicht möglich, aus diesem Ansatz logisch zwingend einen Eingang von 60 Aufträgen in der ersten und 40 in der zweiten Halbwoche abzuleiten. Vielmehr sind alle Kombinationen denkbar, die sich zu 100 ergänzen. Denn aus dem Primäransatz weiß man nur, daß am Ende der Woche 100 Einheiten eintrafen. Durch jede Variation des im Primäransatz zugrunde gelegten DT wird aber eine solche 'Hypotheseneinschmuggelung' betrieben.

Diese neu eingeführten Hypothesen stellen auch keine - wie auch immer zu motivierende - Verschärfung des Primäransatzes dar, sondern führen zu einem logischen Widerspruch. Widerspruchsfreiheit zwischen dem Primäransatz und einem durch DT-Variation modifizierten Modell liegt immer dann vor, wenn bei einer Bestellmenge LZG(t+1) im Primäransatz die sich bei einer Zergliederung der Periode t in n Teilperioden $t, t+DT, t+2DT, \dots, t+(n-1)DT$ ergebenden Bestellmengen $LZG(t), LZG(t+DT), \dots, LZG(t+(n-1)DT)$ zu $LZG(t+1)$ addieren, d.h. die Beziehung

$$\sum_{i=0}^{n-1} LZG(t+iDT) = LZG(t+1) \quad [\text{Mengeneinh.}]$$

erfüllt wird.

Eine derartige Konsistenz der primären mit den 'eingeschmuggelten' Hypothesen ist jedoch im allgemeinen nicht gegeben. Tabelle 34.1 zeigt in der ersten Zeile die Impulsantwort der Bestellmenge LLZM des Primäransatzes. Aus den nachfolgenden Zeilen kann man die bei Wahl unterschiedlicher $DT=1/n$ (Wochen) summierten Bestellungen während einer Woche erkennen.

Der Impuls des Primäransatzes in Höhe von 1000 Einheiten wurde bei der Zergliederung der 0-ten Periode in eine Impulskette $I(0), I(DT), I(2DT), \dots, I([n-1]DT)$ der Höhe $1000/n$ aufgelöst.

In Periode 4 beispielsweise werden bei einem Zeitinkrement von $DT=1$ insgesamt 86 Gütereinheiten vom Lager bestellt. Verändert man (nachträglich) DT auf $1/20$, dann werden in der vierten Periode im Rahmen von zwanzig Einzelbestellungen 157 Gütereinheiten angefordert. Die auftretenden Abweichungen lassen erkennen, daß keine strenge Konsistenz vorliegt.

DT	Teil-perioden	0	1	2	3	4	5	6	7
1	1	100	100	1133	299	86	46	51	63
1/2	2	100	358	755	307	140	83	70	71
1/4	4	100	438	650	297	151	95	78	75
1/8	8	100	471	608	292	155	100	81	77
1/10	10	100	477	600	291	156	101	82	78
1/20	20	100	489	586	289	157	103	83	79

DT	Teil-perioden	8	9	10	11	12	13	14	Summe
1	1	74	83	88	92	95	97	98	2505
1/2	2	77	82	87	91	94	95	97	2507
1/4	4	79	83	87	91	93	95	96	2508
1/8	8	80	83	87	90	93	95	96	2508
1/10	10	80	83	87	91	93	95	96	2510
1/20	20	80	83	87	91	93	95	96	2511

Tab. 34.1 Bestellmengen während einer Woche bei Variation des Zeitinkrementes DT in einem System-Dynamics-Modell

Der Übergang zu einem kleineren DT ist nicht nur eine unzulässige Hypotheseneinschmuggelung in Bezug auf den Primäransatz, sondern führt auch dazu, daß die entstandenen 'neuen' Hypothesen reichlich absurd sind. Wählt man beispielsweise $DT=1/20$ Woche, so bedeutet dies, daß ein Lagerverwalter alle $24 \cdot 7/20 = 8,4$ Stunden einen Soll-Ist-Vergleich vornimmt und eine Bestellung aufgibt. Im konzeptionellen Idealfall eines infinitesimal kleinen DT erreicht die Schwierigkeit einer empirischen Deutung ihren Höhepunkt. Die Kalamitäten einer sinnvollen Deutung der auftretenden Hypothesen zeigen sich auch an anderen Modellen. So modellierte FORRESTER in seinem Modell der Sprague-Electric-

Company bestimmte Entscheidungsregeln zur Bestellung von Materialien wie sie oben beschrieben wurden und verwendet ein DT von 1/20 Woche [53]. In einem System-Dynamics-Unternehmensmodell wählte STÜBEL für einen Simulationszeitraum von drei Jahren ein DT von ca. zwei Stunden. Das bedeutet streng genommen: Alle zwei Stunden müßten nach diesem Ansatz bestimmte Entscheidungsregeln wie die Bestellung von Material in dem Unternehmen durchgeführt werden [193, S.221].

Es soll hier nicht behauptet werden, soziale Zusammenhänge seien nur mit Differenzengleichungen in adäquater Weise zu beschreiben; doch dürfte es relativ selten der Fall sein, daß Differentialgleichungsansätze einem Differenzengleichungsansatz vorzuziehen sind. Denn selbst in demographischen Modellen, in denen eine zeitkontinuierliche Bestandsveränderung noch am wahrscheinlichsten ist, stehen zumeist nur Jahresbeobachtungswerte zur Verfügung, so daß es sich anbietet, selbst derartige Prozesse als zeitdiskret aufzufassen und entsprechend zu modellieren.

FORRESTERs Infinitesimalprämisse erscheint mir aus den genannten Gründen als ein kategorisches Postulat nicht akzeptabel zu sein. In den meisten Fällen einer Modellentwicklung dürfte vielmehr eine angemessene Realitätsbeschreibung erst durch die Annahme eines diskreten äquidistanten Zeitsystems möglich werden. Die damit zum Ausdruck kommende Diskretzeitprämisse wird daher als ein tragendes Element der im folgenden sukzessiv entwickelten FOLR-Modellierung angesehen.

B. Exponentielle Verweilzeithypothesen im Falle der Infinitesimal- und Diskretzeitprämisse

Exponentielle Verweilzeithypothesen spielen im System-Dynamics-Konzept eine entscheidende Rolle als 'Prozeßmacher', weil sie die für dynamische Systeme typischen verzögernden Einflüsse besonders zum Ausdruck bringen. Ihre Anwendung und Anwendbarkeit soll daher im folgenden sowohl unter Zugrundelegung der Infinitesimal- als auch der Diskretzeitprämisse erörtert werden.

a) Zur Definition der durchschnittlichen Verzögerung exponentieller Verzögerungen dritter Ordnung

Exponentielle Verweilzeithypothesen werden im System-Dynamics-Konzept durch die Angabe des Grades der Verzögerung und des Betrages ihrer durchschnittlichen Verzögerung DVZ bestimmt. Auch wenn wir von der Annahme ausgehen, daß die durchschnittliche Verzögerung im Infinitesimalfall, d.h. im Grenzfall $DT \rightarrow 0$, ihrer Definition nachkommt, so ist dies für den Fall $DT \neq 0$ bisher nicht nachgewiesen.² Da System-Dynamics-Modelle mit einem Zeitinkrement $DT \neq 0$ simuliert werden, sollte eine, mit einem bestimmten DVZ simulierte, exponentielle Verweilzeithypothese keine von diesem Wert abweichende tatsächliche durchschnittliche Verzögerung aufweisen.

Zur Verdeutlichung dieser Forderung betrachten wir eine exponentielle Verweilzeithypothese erster Ordnung mit einer durchschnittlichen Verzögerung von $DVZ = 10$ Wochen. Es sollen zwei Fälle unterschieden werden: Im ersten Fall sei das Zeitintervall $JK = 1$ Woche gewählt, d.h. $DVZ_1 = 10$ [Wochen] und $DT_1 = 1$. Im zweiten Fall dagegen sei $JK = 1/2$ Woche, d.h. $DVZ_2 = 20$ [Halbwochen] und $DT_2 = 0,5$. Die Impulsantworten der sich durch differierende Zeiteinheiten JK auszeichnenden exponentiellen Verweilzeithypothesen unter Annahme einer Impulshöhe von 100 zeigt Abbildung 34.2.

Eine Invarianz von DVZ gegenüber DT läge vor, wenn beide Impulsantworten dieselbe durchschnittliche Verzögerung DVZ aufweisen würden. Diese Frage, ob solche Invarianzen bei variierendem DT auftreten oder nicht, interessiert uns insbesondere, weil im Falle der Unterstellung der Diskretzeitprämissen (und damit der Wahl von $DT = 1$) die im System-Dynamics-Konzept eine große Rolle spielende Familie der exponentiellen Verweilzeithypothesen nur dann Anwendung finden dürfte, wenn das gewählte DVZ auch tatsächlich der auftretenden durchschnittlichen Verzögerung entspricht.

² Zur Berechnung von DVZ im Infinitesimalfall siehe [55, S. 10-8ff]

ABFM

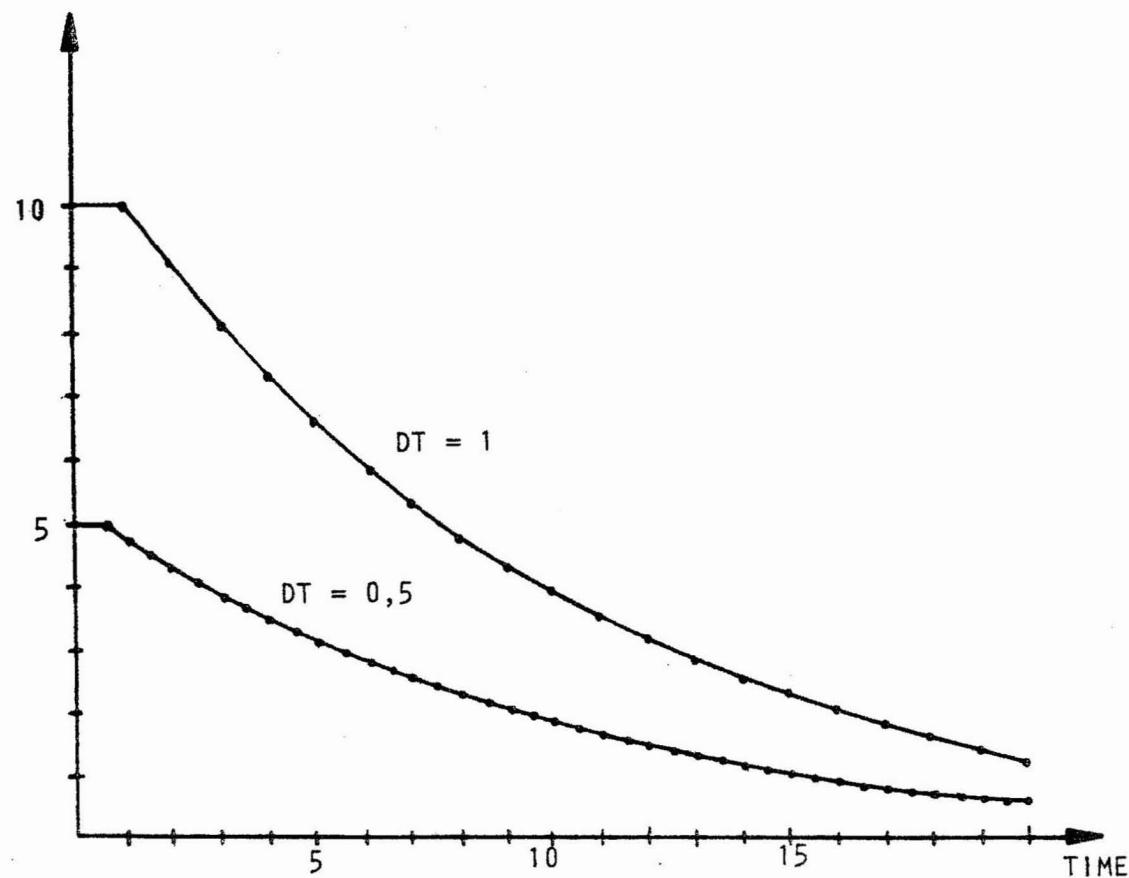


Abb. 34.2 Impulsantwort einer exponentiellen Verzögerung erster Ordnung bei verschiedenen Zeiteinheiten JK

Da die Diskretzeitprämisse ein grundlegendes Element der als Alternative zum System-Dynamics-Konzept entwickelten FOLR-Modellierung bildet, soll im folgenden der umfangreiche Beweis einer DVZ-DT-Invarianz geführt werden.

Der Beweis gliedert sich in drei Schritte: Im ersten Schritt wird die Operatorenübergangsfunktion einer exponentiellen Verweilzeithypothese n-ter Ordnung entwickelt. Diese dient der im zweiten Schritt vorgenommenen Gewinnung der sequentiellen Form der Übergangsfunktion und damit auch der Ermittlung der Gewichtsfunktion einer exponentiellen Verweilzeithypothese. Anhand der Gewichtsfunktion wird dann im dritten Schritt die durchschnittliche Verzögerung DVZ bei unbestimm-

tem DT ermittelt und bezüglich ihrer Invarianz gegenüber DT untersucht.

Die zeitliche Indizierung von System-Dynamics-Modellen soll als erstes in die übliche Formulierweise von Differenzengleichungen überführt werden. Die Zufluß- und Abflußmengen $(DT)ZUF.JK$ und $(DT)ABF.JK$, die die Zu- und Abflüsse eines Levels während des Zeitintervalls JK beschreiben, stellen Aggregate über das Zeitintervall JK dar, deren Werte zum Zeitpunkt K bekannt sind. Daher können sie auch durch den Zeitindex K gekennzeichnet werden, d.h. $(DT)ZUF.K$ und $(DT)ABF.K$.

Setzt man $L=t$, $K=t-1$ und $J=t-2$, so folgt für eine exponentielle Verweilzeithypothese erster Ordnung

$$LEV(t-1) = LEV(t-2) + DT[ZUF(t-1)-ABF(t-1)] \quad (34.1)$$

$$ABF(t) = LEV(t-1)/DVZ \quad (34.2)$$

Aus (34.2) folgt

$$LEV(t-2) = (DVZ)ABF(t-1) \quad (34.3)$$

$$LEV(t-1) = (DVZ)ABF(t) \quad (34.4)$$

Mit (34.1), (34.3) und (34.4) ergibt sich die Übergangsfunktion eines exponentiellen Verzögerungslevels erster Ordnung

$$ABF(t) = ABF(t-1)[1 - \frac{DT}{DVZ}] + \frac{DT}{DVZ} ZUF(t-1) \quad (34.5)$$

Setzt man $T_1=DVZ/DT$, dann folgt aus (34.5)

$$ABF(t) = (\frac{T_1-1}{T_1})ABF(t-1) + \frac{1}{T_1}ZUF(t-1) \quad (34.6)$$

Eine exponentielle Verweilzeithypothese n-ter Ordnung ergibt sich aus der n-fachen Kaskadierung einer exponentiellen Verweilzeithypothese erster Ordnung, was durch eine kaskadierende Verknüpfung ihrer Übergangsfunktion der Form (34.6) beschrieben werden kann.

Man erhält damit das Gleichungssystem

$$ABFi(t) = \frac{T_n-1}{T_n} ABFi(t-1) + \frac{1}{T_n} ZUFi(t-1) \quad i=1,2,\dots,n \quad (34.7)$$

$$ZUF_i(t) = \begin{cases} ABF_{i-1}(t) & i=2,3,\dots,n \\ ZUF_i(t) & i=1 \end{cases} \quad (34.8)$$

und

$$T_n = DVZ/n(DT) \quad (34.9)$$

Mit der Einführung des Operators

$$K^n x(t) = x(t-n) \quad (34.10)$$

Folgt aus (34.7) und (34.10)

$$ABF_i(t)[1 - \frac{K(T_n-1)}{T_n}] = \frac{K}{T_n} ZUF_i(t) \quad (34.11)$$

Aus (34.11) folgt

$$ABF_i(t) = [1 - K(\frac{T_n-1}{T_n})]^{-1} \frac{K}{T_n} ZUF_i(t) \quad (34.12)$$

Definiert man das Operatorpolynom der Übergangsfunktion mit

$$G = [1 - K((T_n-1)/T_n)]^{-1} (K/T_n) \quad (34.13)$$

dann implizieren (34.12) und (34.13)

$$ABF_i(t) = G \cdot ZUF_i(t) \quad (34.14)$$

Die exponentielle Verweilzeithypothese n-ter Ordnung wird durch eine Kette kaskadierender Glieder mit demselben Operatorenpolynom G beschrieben. Die Operatorenübergangsfunktion zwischen dem Eingang ZUF1 und dem Ausgang ABFn ergibt sich nach der Reduktionsvorschrift kaskadierender Glieder aus (34.14):³

$$ABFn(t) = G^n ZUF1(t) \quad (34.15)$$

Unter Anwendung der vereinfachenden Schreibweise

$$ABFn(t) = ABF(t) \quad (34.16)$$

$$ZUF1(t) = ZUF(t) \quad (34.17)$$

folgt aus (34.15) bis (34.17)

$$ABF(t) = [1 - K((T_n-1)/T_n)]^{-n} (K^n/T_n^n) ZUF(t) \quad (34.18)$$

³ Siehe Seite 228f.

Mit (34.18) ist die Übergangsfunktion einer exponentiellen Verweilzeithypothese n-ter Ordnung bestimmt.

In einem zweiten Schritt soll die Gewichtsfunktion von (34.18) ermittelt werden. Aufgrund des Binomiallehrsatzes gilt:⁴

$$\left[1-K\left(\frac{T_n-1}{T_n}\right)\right]^{-n} = \sum_{\eta=0}^{\infty} \binom{n+\eta-1}{\eta} (\lambda K)^{\eta} \quad (34.19)$$

$$\text{mit } \lambda = \frac{T_n-1}{T_n} \quad (34.20)$$

Aus (34.18) bis (34.20) folgt die sequentielle Darstellung einer exponentiellen Verweilzeithypothese n-ter Ordnung

$$ABF(t) = \left[\frac{1}{T_n^n}\right] \sum_{\eta=0}^{\infty} \binom{n+\eta-1}{\eta} \left(\frac{T_n-1}{T_n}\right)^{\eta} ZUF(t-n-\eta) \quad (34.21)$$

Es gilt

$$\left[\frac{1}{T_n^n}\right] = \left[1 - \frac{1}{T_n}\right]^n = \left[1 - \frac{T_n-1}{T_n}\right]^n \quad (34.22)$$

Mit (34.21) und (34.22) folgt

$$ABF(t) = \left[1 - \frac{T_n-1}{T_n}\right]^n \sum_{\eta=0}^{\infty} \binom{n+\eta-1}{\eta} \left(\frac{T_n-1}{T_n}\right)^{\eta} ZUF(t-n-\eta) \quad (34.23)$$

Die Einheitsimpulsantwort oder Gewichtsfunktion ergibt sich aus (34.21)

$$w(t) = \begin{cases} 0 & \text{für } t=0,1,\dots,n-1 \\ \left(1 - \frac{T_n-1}{T_n}\right)^n \frac{(t-1)}{(t-n)} \left(\frac{T_n-1}{T_n}\right)^{t-n} & \text{für } t=n,n+1,\dots \end{cases} \quad (34.24)$$

In einem System-Dynamics-Modell wird die durchschnittliche Verzögerung DVZ in der Zeiteinheit TIME festgelegt. Wird nunmehr im Rahmen

⁴ Dieser Satz gilt nur für $0 < \lambda < 1$ und damit
 $0 < (T_n-1)/T_n < 1$

Diese Bedingung wird immer dann erfüllt, wenn $T_n < 1$, was wegen (34.9) immer dann der Fall ist, wenn
 $(DVZ/n) > DT \quad (*)$

FORRESTER dagegen stellt die Forderung auf, daß für die Wahl von DT die folgende Relation einzuhalten ist: $DT < DVZ/2n$ [59, S.79]. Bei Nichtbeachtung von (*) weist die exponentielle Verweilzeithypothese keine endliche Impulsantwort auf.

der DT-Variation ein DT bestimmt, so ist es notwendig, daß nach einer Umrechnung der durchschnittlichen Verzögerung von der Zeiteinheit JK in die Zeiteinheit TIME stets die Verzögerung DVZ [TIME] auftritt. Bezeichnen wir daher \bar{D} als die durchschnittliche Verzögerung in einer Zeiteinheit JK, so kann gemäß

$$\bar{D}_T = \bar{D} \cdot DT \text{ [TIME]} \quad (34.25)$$

\bar{D}_T als die durchschnittliche Verzögerung in der Zeiteinheit TIME angesehen werden. Um die Invarianz von DVZ gegenüber einer Variation von DT zu zeigen, ist daher zu beweisen, daß stets $\bar{D}_T = DVZ$ für alle $DT < DVZ/n$ gilt.

Die durchschnittliche Verzögerung für \bar{D} , d.h. bei beliebigem DT in der Zeiteinheit [JK], bestimmt sich mit

$$\begin{aligned} \bar{D} &= \sum_{t=0}^{\infty} w(t)t \\ \bar{D} &= \sum_{t=0}^{n-1} w(t)t + \sum_{t=n}^{\infty} w(t)t \end{aligned} \quad (34.26)$$

Da

$$\sum_{t=0}^{n-1} w(t)t = 0$$

folgt mit (34.26)

$$\bar{D} = \sum_{t=n}^{\infty} w(t)t$$

und bei Berücksichtigung von (34.24) folgt

$$\bar{D} = \sum_{t=n}^{\infty} \binom{t-1}{t-n} \left(1 - \frac{T_n-1}{T_n}\right)^n \left(\frac{T_n-1}{T_n}\right)^{t-n} t \quad (34.27)$$

Führen wir einen neuen Summenindex n ein, der von n ab läuft, d.h. $n=t-n$, dann folgt

$$\bar{D} = \sum_{n=0}^{\infty} \binom{n+n-1}{n} \left(1 - \frac{T_n-1}{T_n}\right)^n \left(\frac{T_n-1}{T_n}\right)^n (n+n) \quad (n=0, 1, 2, \dots) \quad (34.28)$$

Definieren wir

$$v(n) = \binom{n+n-1}{n} \left(1 - \frac{T_n-1}{T_n}\right)^n \left(\frac{T_n-1}{T_n}\right)^n \quad (34.29)$$

dann ist

$$\bar{D} = \sum_{\eta=0}^{\infty} v(\eta) \eta + n \sum_{\eta=0}^{\infty} v(\eta) \quad (34.30)$$

Der Ausdruck $v(\eta)$ entspricht einer Pascalverteilung n -ter Ordnung, deren Erwartungswert der ersten unendlichen Summe in (34.30) entspricht und durch

$$\sum_{\eta=0}^{\infty} v(\eta) \eta = \frac{n \left(\frac{T_n - 1}{T_n} \right)}{1 - \left(\frac{T_n - 1}{T_n} \right)} = n(T_n - 1) \quad (34.31)$$

bestimmt wird. [50, S.202] Die zweite unendliche Summe in (34.30) entspricht den aufsummierten Wahrscheinlichkeiten einer Pascalverteilung n -ter Ordnung und ist

$$\sum_{\eta=0}^{\infty} v(\eta) = 1 \quad (34.32)$$

unter Berücksichtigung von (34.31) und (34.32) wird Gleichung (34.30)

$$\bar{D} = n \cdot T_n$$

Mit (34.9) folgt

$$\bar{D} = DVZ/DT [JK] = [TIME/(TIME/JK)]$$

Die Umrechnung der in der Zeiteinheit JK beschriebenen durchschnittlichen Verzögerung \bar{D} auf die Zeiteinheit TIME ergibt nach (34.25)

$$\bar{D}_T = DVZ [TIME]$$

womit die DT-DVZ-Invarianz bewiesen ist.

- b) Die Bestimmung der Parameter exponentieller Verweilzeithypothesen bei Akzeptierung der Infinitesimal- und Diskretzeitprämissen
 - ba) Parameterbestimmungen im Falle der Akzeptierung der Infinitesimalprämissen
- FORRESTER geht offenbar davon aus, daß die Beschreibung der Zu- und Abflüsse von Leveln unter Verwendung primärer Verweilzeithypothesen erschöpfend durch exponentielle Verweilzeithypothesen vorgenommen

werden kann. Dies erkennt man daran, daß sämtliche bisher von ihm und seinen Schülern zur Modellierung konkreter Systeme verwendeten primären Verweilzeithypothesen ausschließlich der Familie der exponentiellen Verweilzeithypothesen entstammen. Neben der gelegentlichen Verwendung exponentieller Verweilzeithypothesen ersten Grades benutzt FORRESTER in seinen Systemmodellierungen fast nur die bereits beschriebenen exponentiellen Verweilzeithypothesen dritten Grades. Exponentielle Verweilzeithypothesen können aufgrund von zwei Merkmalen eindeutig festgelegt werden: anhand der durchschnittlichen Verzögerung DVZ und des Verzögerungsgrades.

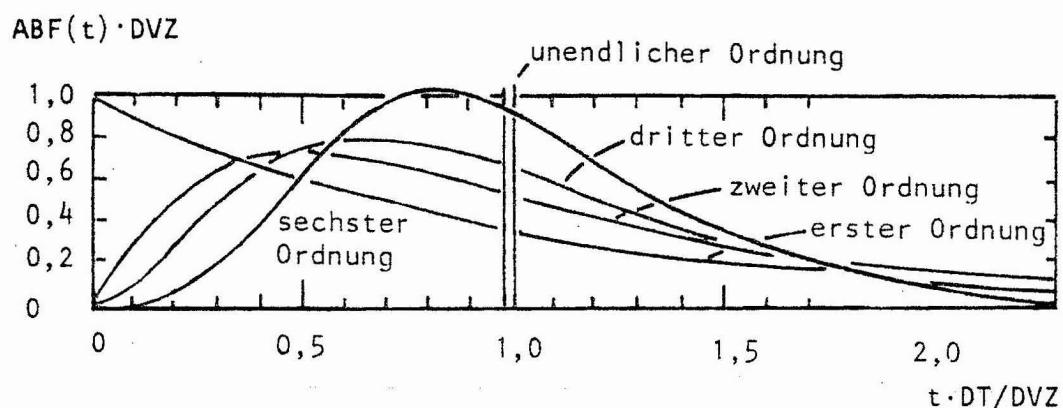


Abb. 34.3 Verzögerungscharakteristiken exponentieller Verweilzeithypothesen verschiedener Ordnung bei Aufprägung einer Impulsfunktion [53, S.92]

Der Verzögerungsgrad ist von dem Modellentwickler mit Hilfe der in

Abbildung 34.3 dargestellten Kennlinie zu bestimmen, in welcher

$ABF(t)$ die Einheitsimpulsantwort des Verzögerungslevels ist.

Um zu beurteilen, ob der Zu- und Abgang eines bestimmten Levels anhand dieser Kennlinien durch eine exponentielle Verweilzeithypothese beschrieben und damit modelliert werden kann, ist es notwendig, die Gewichtsfunktion der Verweilzeithypothese zu kennen. Denn kennt man die tatsächlich zum Tragen kommende Gewichtsfunktion, dann ist es möglich, mit Hilfe der in Abbildung 34.3 dargestellten Transformationen des Koordinatensystems eine spezifische Kennlinie dieser

Verweilzeithypothese zu berechnen und den zu wählenden Verzögerungsgrad aus dem Vergleich dieser Kennlinie mit den in Abbildung 34.3 angeführten Kennlinien zu bestimmen. Die Gewichtsfunktion zwischen dem Zu- und Abfluß eines Levels ist in der Realität aber nur dann als zeitlicher Verlauf des Levelabflusses direkt beobachtbar, wenn dem im Gleichgewicht befindlichen System ein Einheitsimpuls aufgeprägt wird. Da eine solche Situation in sozialen Systemen fast nie vorliegt, kann die Gewichtsfunktion eines Systems prinzipiell nur mit Hilfe statistischer Methoden aus den beobachteten Verläufen der Zu- und Abflüsse ermittelt werden. Da FORRESTER solche statistischen Verfahren ablehnt, ist der Modellentwickler darauf angewiesen, aus seiner 'Systemkenntnis' heraus, den Verzögerungsgrad subjektiv zu schätzen.

Ähnliche Schwierigkeiten ergeben sich bei der Bestimmung des zweiten Parameters: der durchschnittlichen Verzögerung. Sie beschreibt die durchschnittliche Aufenthaltsdauer eines in den Level eintretenden Elementes. Auch ihre Bestimmung ist nicht an ein formelles statistisches Ermittlungsverfahren gebunden, sondern soll anhand einer subjektiven Schätzung erfolgen. Ein solches Vorgehen ist grundsätzlich nicht zu kritisieren, denn es ist im Prinzip unmaßgeblich, auf welche Weise Hypothesen bestimmt werden, entscheidend ist allein, daß sie sich empirisch bewähren. Man muß sich allerdings fragen, ob viele Entscheider bei der subjektiven Festlegung dieser Parameter nicht etwas überfordert sind, denn streng genommen müßten sie in der Lage sein, die vorhandenen statistischen Verfahren zur Schätzung dieser Parameter intuitiv korrekt nachzuvollziehen. Dies gilt auch, wenn diese Modelle als Entscheidermodelle konzipiert werden, denn ein Entscheidermodell spiegelt zwar nur das subjektive Situationsbild eines Entscheiders wider, und die von ihm geschätzten Parameter sind ein Teil dieses Bildes; aber, welcher rationale Entscheider wäre nicht bereit, sein subjektives Situationsbild zu revidieren, wenn er erfährt, daß die Ex-post-Prognose bei einer anderen Parameterwahl zu einer besseren Übereinstimmung der Beobachtungsvariablen mit den entsprechenden Modellvariablen führt?

Aus diesem Grund ist die Ablehnung statistischer Parameterschätzverfahren auch im Rahmen FORRESTERS Auffassung, ein System-Dynamics-Modell als ein Entscheidermodell anzusehen, nicht zu verstehen.

Die in DYNAMO definierten Makrofunktionen exponentieller Verweilzeithypothesen werden in der Literatur sowohl für geschlossene als auch für singulär offene Modelle verwendet. Eine Anwendung dieser Makros im Rahmen geschlossener, der Prognose dienender Modelle ist jedoch aus folgenden Gründen problematisch:

In den auf Seite 435 angeführten Definitionen eines DELAY3-Makros sind die Anfangswerte der drei Level LV1, LV2 und LV3 mit IN*DEL/3 bestimmt. Es wurde bereits festgestellt, daß ein DELAY3-Makro gerade diese Anfangswertbedingungen besitzen muß, um ein Systemgleichgewicht zu gewährleisten. Anders ausgedrückt: Wenn sich ein dynamisches Modell in einem Gleichgewicht befindet, dann besitzen die Level LV1, LV2 und LV3 den Gleichgewichtswert IN*DEL/3, und der Anfangsbestand des gesamten Levels beträgt damit IN*DEL. Da in einem geschlossenen Prognosemodell aber vor dem Anfangszeitpunkt der Prognose kein Gleichgewicht herrscht, ist es unzulässig, eine Verzögerung zu verwenden, die von einer derartigen Gleichgewichtsannahme ausgeht. Der Anfangsbestand des Verzögerungslevels dürfte kaum den Wert IN.01*DEL besitzen, sondern ist eine Größe, die die individuelle Vergangenheit des Systems zum Ausdruck bringt. Erstaunlicherweise finden die auf Gleichgewichtsannahmen ausgerichteten DYNAMO-Verzögerungsmakros dennoch in Prognosemodellen wie beispielsweise dem Weltmodell von MEADOWS Verwendung. Zur Berücksichtigung der tatsächlich vorhandenen Anfangs-

```

MACRO DEL3A(IN,DVZ,VLA)
A DEL3A.K=$LV3.K*3/DVZ
I $LV3.K=$LV3.J+DT*($RT2.JK-DEL3A.J)
N $IV3=VLA/3
R $RT2.KL=$LV2.K*3/DVZ
L $LV2.K=$LV2.J+DT*($RT1.JK-$RT2.JK)
N $LV2=VLA/3
R $RT1.KL=$LV1.K*3/DVZ
L $IV1.K=$LV1.J+DT*(IN.JK-$RT1.JK)
N $IV1=VLA/3
MEND

```

werte kann im Falle von Prognosemodellen die Makrofunktion DEL3A verwendet werden.

Neben dem Zugang IN und der durchschnittlichen Verzögerung DVZ ist als weiteres Argument der Anfangsbestand des Verzögerungslevels VLA angegeben. Es wird dabei die A-priori-Hypothese unterstellt, daß sich der gesamte Levelinhalt VLA gleichmäßig auf die drei im Makro definierten Level LV1, LV2 und LV3 verteilt. Diese Annahme dürfte angesichts der generellen Forderung FORRESTERS einer subjektiven Schätzung der Parameter eines Modells insofern angemessen sein, da sie im Sinne des Laplace-Prinzips von einer Gleichverteilung im Falle von Ungewißheit ausgeht. Eine solche Situation dürfte in diesem Fall wohl vorliegen, da die kaskadierenden Level ja Fiktionen sind, denen kein empirisches Äquivalent gegenübersteht. Eine nicht gleichverteilte Gewichtung ihrer Anfangswerte läßt daher keinen empirischen Ansatzpunkt erkennen, an dem sich eine subjektive Schätzung dieser Gewichte ausrichten könnte.

bb) Parameterbestimmung im Falle der Akzeptierung der Diskretzeitprämisse

Eine Übertragung des von FORRESTER zur Bestimmung des Verzögerungsgrades exponentieller Verweilzeithypothesen in Abbildung 34.3 angeführten Kennliniendiagrammes auf den Diskretzeitfall führt im Falle einer DELAY3-Verzögerung zu Abbildung 34.4. Es dürfte nahezu unmöglich sein, daß ein Modellanwender anhand der dort angeführten Kennlinien sowie der beobachteten Zu- und Abflußwerte eine Verzögerung zu identifizieren vermag und damit zu einem Urteil der Art kommt: die vorliegende Verzögerung kann durch eine exponentielle Verweilzeithypothese dritter Ordnung mit einer durchschnittlichen Verzögerung des Betrages x beschrieben werden.

Wenn überhaupt eine solche Identifizierung möglich sein sollte; so müßten dem Systembeurteiler zumindest die Impulsantworten der für eine Beschreibung in Frage kommenden Verweilzeithypothesen zur Verfügung stehen.

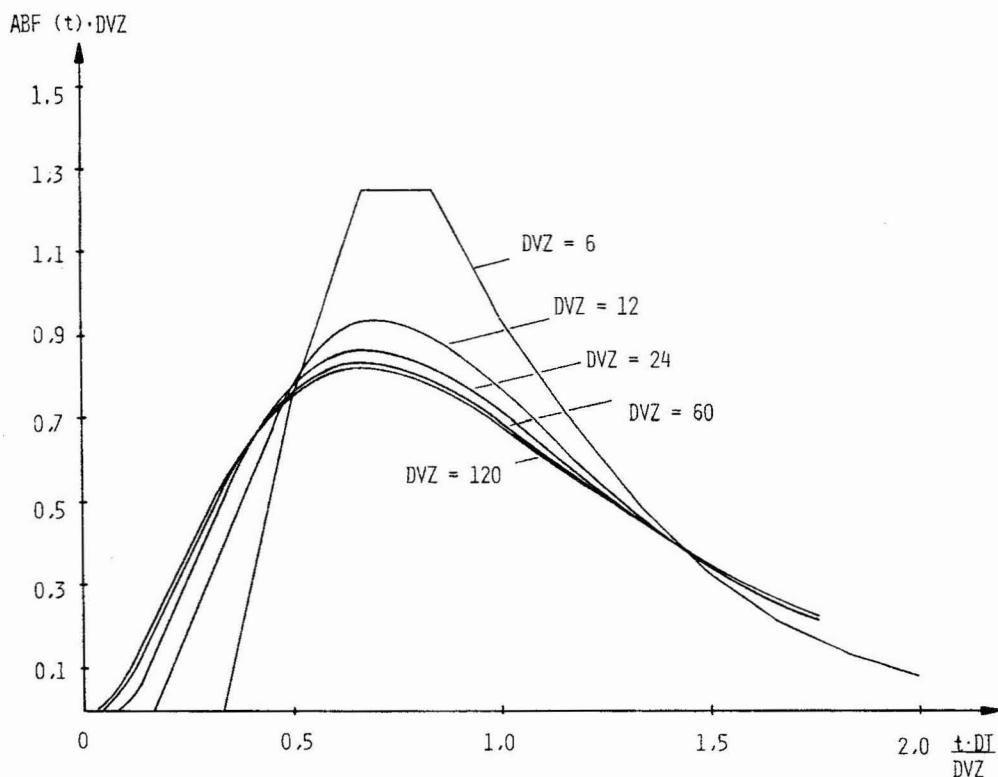


Abb. 34.4 Standardisierte Impulsantworten exponentieller Verweilzeithypothesen dritter Ordnung bei varierender durchschnittlicher Verzögerung DVZ und $DT=1$

Da FORRESTER fast nur exponentielle Verweilzeithypothesen dritter Ordnung verwendet, wollen wir uns im folgenden nur auf diesen Typ konzentrieren. Abbildung 34.5 zeigt eine Zusammenstellung ihrer Einheitsimpulsantworten mit unterschiedlich durchschnittlicher Verzögerung. Man erkennt, daß sämtliche Verweilzeithypothesen dieses Typs eine Totzeit von drei Perioden besitzen. Es liegt auf der Hand, den Anwendungsspielraum der Modellierung zu erhöhen, indem man die exponentiellen Verweilzeithypothesen so erweitert, daß auch die Totzeit variiert werden kann. Betrachtet man die in (34.24) definierte Gewichtsfunktion für den Fall einer exponentiellen Verweilzeithypothese dritter Ordnung, d.h. $n=3$, so wird mit (34.9) $T_3=D/3$. Es zeigt

sich, daß diese Teilkasse mit der Klasse der Gewichtsfunktionen (23.62) für $T=3$ übereinstimmt.

Strebt man eine Variationsmöglichkeit der Totzeit T zur Modellierung von primären Verweilzeithypothesen an, dann kann dies durch Verwendung der Gewichtsfunktionsklasse (23.62) erreicht werden.

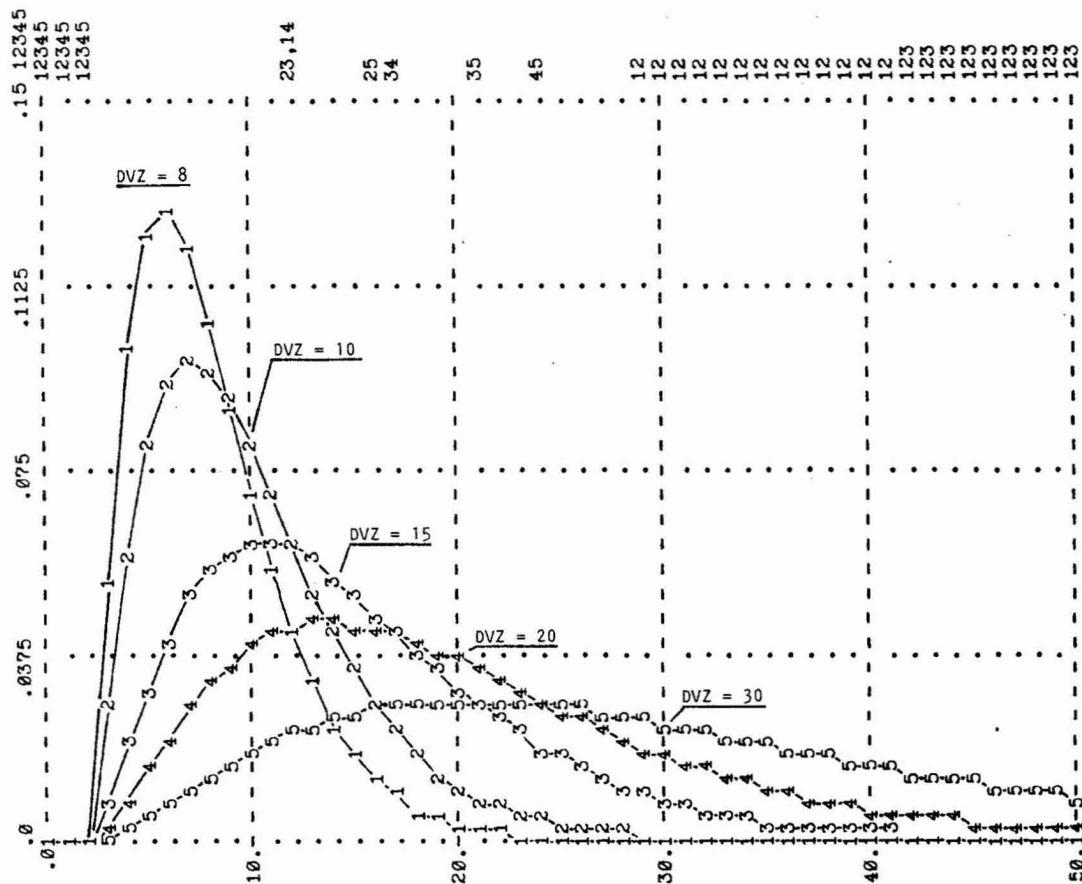


Abb. 34.5 Einheitsimpulsantworten exponentieller Verweilzeithypothesen dritter Ordnung mit variierenden durchschnittlichen Verzögerungen DVZ

Auch im Hinblick auf dieses erweiterte Repertoire exponentieller Verweilzeithypothesen dritter Ordnung mit Totzeit stellt sich die Frage, ob eine in der Realität beobachtbare Verzögerung durch eine parametrisch-singuläre Verweilzeithypothese dieser Hypothesenklasse in adäquater Weise beschrieben werden kann.

Die Bestimmung einer parametrisch-singulären Verweilzeithypothese mit Hilfe einer von FORRESTER geforderten subjektiven Schätzung dürfte kaum zu einem befriedigenden Ergebnis führen, wenn man den Erfolg einer Ex-post-Prognose als Beurteilungskriterium mit heranzieht. Es soll daher ein Verfahren beschrieben werden, mit welchem die Parameter der durch (23.56) gekennzeichneten Klasse von Verweilzeit-hypothesen im Lichte der Beobachtungswerte der Zu- und Abgänge sowie des Levelanfangsbestandes geschätzt werden.

Es wird von der Zielfunktion

$$Z = \sum_{t=0}^N [A(t) - AB(t)]^2 \rightarrow \text{Min} \quad (34.33)$$

ausgegangen. Sie besagt, daß während eines Betrachtungszeitraumes von N Perioden die quadratische Abweichung zwischen den beobachteten Abgängen AB und den vom Modell errechneten Abgängen A zu minimieren ist. Die Aktionsvariablen der Minimierung, welche den Verlauf von A beeinflussen, sind nicht nur DVZ und T. Die Tatsache, daß der Levelanfangswert L(0) ebenfalls als Beobachtungswert LB(0) zur Verfügung steht, führt zu zwei weiteren Aktionsvariablen.

Um dies zu zeigen, wandeln wir (23.56) unter Verwendung von (23.61) in die folgende Kaskadenform um.

$$\begin{aligned} L_i(t) &= L_i(t-1) + Z_i(t) - A_i(t) \quad i=1,2,3 \\ A_i(t) &= 3L_i(t-1)/(DVZ-T+3) \\ Z_1(t) &= E(t-T) \\ A(t) &= A_3(t) \end{aligned} \quad (34.34)$$

Dieser Ansatz (welcher wegen des unverzögerten Zuflusses $Z_i(t)$ nicht mit den 'kaskadierenden' Levelgleichungen einer DELAY3-Verzögerung identisch ist) läßt eine Bestandsinterpretation der Anfangswerte $L(0)$ zu.

Für die exponentielle Verweilzeithypothese (23.56) gilt die Bedingung

$$\sum_{t=0}^{\infty} A(t) = L(0) \quad (34.35)$$

Definiert man

$$L_i(0) = a_i L(0) \quad (34.36)$$

$$\sum a_i = 1 \quad 0 \leq a_i \leq 1 \quad (34.37)$$

dann ist Bedingung (34.35) erfüllt; denn die als Bestandsgrößen zu interpretierenden L_i entleeren sich geometrisch abnehmend und fließen dem nachfolgenden Bestand zu bis sie über $A(t)$ das System verlassen.

Ebenfalls erfüllt ist auch die Bedingung

$$A(t) \geq 0 \quad \text{für } t=0,1,2,3,\dots \quad (34.38)$$

Da nämlich alle $L_i(0)$ und $Z_1(t)$ positiv sind, können auch alle $A_i(t)$ wegen DVZ>T nur positive Werte annehmen.

Die Parameter a_i , welche durch (34.37) zugelassen sind, bewirken unter Einhaltung von (34.35) und (34.38) unterschiedliche Verläufe von $A(t)$. Ihre Ausprägungen beschreiben daher verschiedene 'Entstehungsgeschichten' der Levelefüllung über $E(t-T)$.

Da wegen (34.37)

$$a_3 = 1 - a_1 - a_2$$

bringen die Parameter a_1 , a_2 im Rahmen der Bedingung

$$0 \leq a_1, a_2 \leq 1$$

$$0 \leq a_1 + a_2 \leq 1$$

diese 'Entstehungsgeschichte' zum Ausdruck.

Die Zielfunktion (34.33) hängt somit von den Parametern DVZ, T sowie a_1 und a_2 ab. Das im Anhang angeführte FORTRAN-Programm bestimmt bei vorgegebenem T die Parameter DVZ, a_1 und a_2 mit Hilfe eines Suchverfahrens.

Für die durchschnittliche Verzögerung DVZ wird der Bereich

$$3 + T < DVZ < 20 + T$$

angenommen.

Das Programm ist mit verschiedenen Totzeiten zu starten und der beste Zielfunktionswert ZIEL ist auszuwählen. Das verwendete Suchverfahren garantiert nicht, daß das gefundene (relative) Minimum auch

ein absolutes Minimum ist.

Im Rahmen von Tests mit verschiedenen 'idealen' Beobachtungsreihen konnte jedoch immer das absolute Minimum realisiert werden. Neben der Totzeit T wird mit N die Anzahl der in der Zielfunktion zu berücksichtigenden Perioden festgelegt. Entsprechend müssen N+1 Beobachtungswerte des Abflusses AB und N+1+T Beobachtungswerte des Zuflusses Z eingelesen werden. Die Zeitindizierung (TIME) läuft von TIME=T, T-1, ..., -1, 0, 1, 2, ..., N.

Die (anhand der unten angeführten Ausgabe ersichtliche) Eingabe der Beobachtungswerte von AB und Z führt mit N=20, T=2 und L \emptyset =1670 zu folgendem Ergebnis:

	DVZ: 9.45	A1: 0.405	A2: 0.370	ZIEL: 0.1742E 03	
	ANFANGSBESTAND: 1670.00			TOTZEIT: 2	
TIME	AB	A	Z	LEV	LEV B
-2			197.70		
-1			213.35		
0	180.89	179.60	226.98	1670.00	1670.00
1	196.09	198.93	203.99	1688.10	1686.81
2	210.92	211.84	186.19	1702.52	1704.07
3	218.24	219.66	227.95	1717.66	1720.13
4	224.79	223.27	221.78	1702.00	1705.88
5	227.55	224.76	228.43	1664.91	1667.28
6	225.31	225.10	247.74	1668.11	1667.68
7	229.26	225.04	156.30	1664.79	1664.15
8	222.97	225.38	246.68	1668.18	1663.32
9	218.48	224.17	180.13	1690.54	1688.09
10	227.11	223.16	160.84	1622.67	1625.91
11	222.05	221.42	204.93	1646.19	1645.48
12	219.38	218.32	160.36	1604.90	1603.56
13	210.87	215.03	186.96	1547.42	1545.02
14	213.89	211.04	176.43	1537.32	1539.08
15	209.11	207.02	232.07	1486.64	1485.55
16	204.39	203.07	186.83	1466.59	1463.40
17	201.47	200.62	165.23	1439.95	1435.44
18	200.82	198.88	241.24	1471.40	1466.04
19	192.10	196.95	158.59	1459.35	1452.05
20	192.04	196.38	213.95	1427.63	1425.18

Zur Simulation der Verweilzeithypothese, deren Parameter auf diese Weise ermittelt wurden, dient die im Anhang angeführte Makrofunktion DELATO

DELATO(Z,DVZ,T,L \emptyset ,A1,A2,Z_1,Z_2,Z_4,Z_5,Z_6)

Es sind Z: Zuflußrate, DVZ: durchschnittliche Verzögerung, T: Totzeit, L \emptyset : Anfangsbestand des Verzögerungslevels im Zeitpunkt 0, A1 und A2: Parameter, die die 'Entstehungsgeschichte' von L \emptyset zum Aus-

druck bringen, Z_1 bis Z_6 sind die Beobachtungswerte des Zuflusses Z , während der Perioden -1 bis -6. Die Zuflußrate Z muß vom Zeitpunkt 0 im Rahmen eines Modells endogen erklärt werden oder als exogene Variable zur Verfügung stehen. Bei einer Totzeit von T sind nur Z_1, \dots, Z_T ($T \leq 6$) Beobachtungswerte für die Zuflußrate anzugeben. Die Werte für Z_{T-1} bis Z_6 können in DELATO beliebig gewählt werden, weil sie keinen Einfluß auf $A(0), A(1), \dots$ ausüben und daher unberücksichtigt bleiben.

3.4.2. Die Verwerfung der generellen Informationslevelprämissen und ihre Konsequenzen

Mancher Leser wird sich anfangs gefragt haben, warum das bisher konsequent zur Illustration bestimmter Modellformen verwendete MA-Modell nicht auch als Anwendungsbeispiel einer System-Dynamics-Modellierung diente. Mit der Erkenntnis, daß ein System-Dynamics-Modell in die Kategorie der zeitkontinuierlichen Modelle fällt, wird jedoch zugleich auch deutlich, daß es grundsätzlich unmöglich ist, ohne zusätzliche Informationen aus einem systemadäquaten zeitdiskreten MA-Modell, ein dieses System ebenfalls in adäquater Weise beschreibendes zeitkontinuierliches Modell eineindeutig abzuleiten.

Denn sämtliche Variablen eines MA-Modells sind über eine Periode aggregierte Stromgrößen, und diese Aggregate erlauben keine eineindeutigen Rückschlüsse auf ihre infinitesimalen Änderungen während dieser Periode. Ersetzt man die Infinitesimalprämissen durch die Diskretzeitprämissen, so lassen sich keine offenkundig berechtigten Einwände anführen, daß die durch diesen Austausch entstandene modifizierte System-Dynamics-Konzeption nicht mehr zu verwenden sei. Daher wollen wir im folgenden der Frage nachgehen, ob unter Annahme der Diskretzeitprämissen und unter Anwendung der verbleibenden Elemente der System-Dynamics-Konzeption das uns bekannte MA-Modell mit dieser modifizierten Modellierungskonzeption zum Ausdruck gebracht werden kann. Eine unter dieser Fragestellung im folgenden durchgeführte Untersuchung führt, wie sich zeigen wird, zu einer sukzessiven Verwerfung

und Ersetzung bestimmter Modellierungselemente des System-Dynamics-Ansatzes und damit zur Entwicklung des FOLR-Modellierungskonzeptes. Unter der Annahme einer durch die Diskretzeitprämissen modifizierten System-Dynamics-Konzeption greifen wir nunmehr die Frage auf, wie sich ein MA-Modell in dieser Konzeption darstellen und interpretieren läßt. Der Konsum C kann als Abfluß eines im MA-Modell nicht explizierten Levels 'Geldbestand' angesehen werden, während I_i und I_a als Zuflüsse eines ebenfalls nicht aufgeführten Levels 'Investitionen' aufzufassen sind. Da Y weder eine Bestandsdeutung zuläßt, noch als der Zugang zu einem Bestand interpretiert werden kann, ist es als eine Hilfsvariable anzusehen. Machen wir uns klar, daß der Wert der Ratenvariablen mit dem Zeitindex JK erst am Beginn der Periode K bekannt ist, so kann man einer Ratenvariablen auch den Zeitindex K zuordnen. Verwenden wir die in MZÄ-Modellen übliche Schreibweise des laufenden Zeitargumentes, d.h. den Buchstaben t , so ergibt sich die Korrespondenz zwischen den Indizes K und t bzw. J und $t-1$. Die allgemeine Form einer Ratengleichung wird unter dieser Festlegung durch die folgende Beziehung beschrieben:

$$R(t) = F[L_i(t-1), A_j(t-1)] \quad i=1,2,\dots,n \quad (34.39)$$

$$\qquad \qquad \qquad j=1,2,\dots,m$$

wobei L_i eine Level- und A_j eine Hilfsvariable symbolisieren. Man erkennt, daß zwischen einer Ratenvariablen und den sie erklärenden Variablen stets eine Verzögerung von nur einer Periode auftreten darf. Führen wir uns angesichts dieser Feststellung die Gleichung der als Ratenvariablen angesehenen induzierten Investition

$$I_i(t) = 2[C(t)-C(t-1)] \quad (34.40)$$

vor Augen, dann ist diese im Rahmen von (34.39) nicht formulierbar, weil auf der rechten Seite einer Ratengleichung keine unverzögerte Variable stehen darf.

Auch die modifizierte Investitionshypothese

$$I_i(t) = 2[C(t-1)-C(t-2)] \quad (34.41)$$

kann nicht im Rahmen von System Dynamics formuliert werden, weil eine der erklärenden Variablen um zwei Perioden verzögert ist, sämtliche erklärenden Variablen aber nur um eine Periode verzögert sein dürfen.

Darüberhinaus wäre noch gegen die Verwendung von C anzuführen, daß es ebenfalls eine Ratenvariable ist, und eine Ratenvariable nie in eine Ratengleichung als erklärende Variable eingehen darf. [55,S.4-9] Nach der System-Dynamics-Konzeption hängen alle Raten direkt oder indirekt allein von den Vorperiodenwerten bestimmter Levelgrößen ab, d.h.

$$R(t) = F[L_1(t-1), L_2(t-1), \dots, L_n(t-1)] \quad (34.42)$$

Da die Ratengleichungen jedoch die empirischen Hypothesen eines System-Dynamics-Modells repräsentieren, wird die Einschränkung der Modellierungsmöglichkeiten deutlich, denn die als Norm aufzufassende Beziehung (34.39) verbietet,

- (1) daß eine Ratenvariable verzögert oder unverzögert von einer anderen Ratenvariablen abhängt und
- (2) daß eine Ratenvariable von einer Levelvariablen abhängt, deren Verzögerung mehr als eine Periode beträgt.

Heben wir rein formal diese Restriktionen auf, so gelangen wir zu der folgenden Klasse von Hypothesengleichungen

$$R(t) = F[L_i(t-\nu), A_j(t-\mu), R_k(t-\sigma)] \quad (34.43)$$

mit $i, j, k, \nu, \mu, \sigma \in \mathbb{N}$

Mit FORRESTERS Festlegung werden implizit sämtliche durch (34.43) erlaubten, aber durch (34.39) nicht zugelassenen Hypothesen verboten. Ein solches Verbot ist als eine (unüberprüfte) A-priori-Hypothese aufzufassen, welche besagt, daß die verbotenen Hypothesen keine adäquate Systemmodellierung zulassen. FORRESTERS Vorgehen verstößt daher gegen das Prinzip der uneingeschränkten Hypothesenformulierung, welches fordert, daß jede (in einer bestimmten Sprache formulierbare) Wenn-Dann-Aussage, soweit sie nicht zu bestimmten logischen und definitorischen Widersprüchen führt, grundsätzlich als Hypothese zugelassen ist und über ihre Akzeptierbarkeit nur anhand einer empiri-

schen Überprüfung entschieden werden kann.^{5,6}

Betrachten wir unter FORRESTERS Einschränkung die angeführten Investitionshypothesen (34.40) und (34.41) eines MA-Modells, dann erkennen wir, daß sie durch (34.39) verboten, durch (34.43) jedoch zugelassen sind.

An diesem Punkt ist es angemessen zu fragen, warum FORRESTER eine so einschränkende Verwendung von Hypothesen vorschreibt. Der Leser wird sich erinnern, daß im Rahmen der System-Dynamics-Diagramme die Schäfte der Einflußpfeile von den Symbolen der Level- und Hilfsgrößen zu den Ratenvariablen durch unterbrochene Linien gekennzeichnet wurden. Diese als informationelle Verknüpfungen bezeichneten Einflüsse bestimmen die Ratenvariablen. FORRESTER unterstellt, daß bei diesem Prozeß alle aus der Vergangenheit auf die Entscheidung einwirkenden Informationen in Gestalt von Informationsbeständen zur Verfügung stehen, falls sie nicht direkt auf den Vorperiodenwert eines materiellen Bestands zurückgeführt werden können.

Die allgemeine Form der von FORRESTER postulierten Ratengleichungen (34.42) läßt sich daher in folgender Weise differenzieren:

$$R(t) = F[M_1(t-1), \dots, M_n(t-1), I_1(t-1), \dots, I_m(t-1)] \quad (34.44)$$

Die Größen M_1, M_2, \dots umfassen Level wie Lager-, Auftrags- und Geldbestände, die sich jederzeit durch direkte oder indirekte Beobachtungen empirisch aufweisen lassen. Die Größen I_1, I_2, \dots sind dagegen Informationslevel, die sich nur als Nichtbeobachtungsvariablen deuten lassen und deren Charakteristikum darin besteht, daß sie alle Informationen, die aus der Vergangenheit einen Einfluß auf $R(t)$ ausüben, in sich 'mitschleppen' und $R(t)$ 'mitteilen'. Dieses Vorgehen ist eine konsequente Praktizierung der Level-Raten-Interpretation, nach welcher alle die (nächste) Zukunft beeinflussenden Variablen durch laufende Bestandsgrößen ausgedrückt werden.

5 Zu den Formen logischer und definitorischer Widersprüche von Hypothesen siehe Seite 126f.

6 Das Prinzip gilt auch für unterschiedliche Sprachen, also auch für zeitdiskrete und zeitkontinuierliche Modellsprachen. Aus diesem Grunde wurde hier auch nicht die Infinitesimalprämisse abgelehnt, sondern es wurde nur behauptet, daß die meisten sozialen Systeme durch zeitdiskrete Modelle wirklichkeitsnah abzubilden seien.

Um FORRESTERS Ansatz mit der allgemeinen Hypothesengleichung (34.43) zu vereinbaren, müßte sich zeigen lassen, daß alle in ihr auftretenden Ratenvariablen sowie alle Levelvariablen mit einem höheren Verzögerungsgrad als 1 als Zu- und Abflüsse bestimmter Informationslevel gedeutet werden können. Als Folge davon müßte (34.43) mit einem Gleichungssystem äquivalent sein, welches durch (34.44) und ein System von Informationslevelgleichungen gebildet wird. Eine solche Informationsbestandsinterpretation von Hypothesen mit verzögerten erklärenden Variablen ist aber in den meisten Fällen nicht möglich.

Betrachten wir beispielsweise die Investitionshypothese

$$I_i(t) = 2[C(t-1) - C(t-2)] \quad (34.45)$$

Sie müßte, um im Sinne von FORRESTER durch einen Informationsbestand ausgedrückt zu werden, auf die folgende, der Hypothese (34.45) äquivalente Form transformiert werden können

$$\begin{aligned} I_b(t) &= I_b(t-1) + C(t-1) - I_i(t-1) \\ I_i(t) &= F[I_b(t-1)] \end{aligned} \quad (34.46)$$

I_b wäre damit ein Informationsbestand mit dem Zugang C und dem Abgang I_i . Gegen diese Interpretationsweise ist jedoch einzuwenden, daß die Beziehungen (34.46) aus (34.45) nicht abgeleitet werden können. Bei linearen Modellen ist die Umwandlung eines sequentiellen Modells wie (34.45) in eine Bestandsfortschreibungsgleichung sowie eine Erklärung der Bestandsabgangsvariablen in Form einer Differenzengleichung ersten Grades nur in Ausnahmefällen möglich.

Als Einwand gegen diese Behauptung wird man vorbringen, daß FORRESTER bestimmte Beispiele von Informationsleveln anwendet und diese Beispiele offenbar doch in der Lage sein müssen, mehrperiodisch verzögerte Einflüsse über bestimmte Informationslevel zum Ausdruck zu bringen. Diesem Einwand ist entgegenzuhalten, daß FORRESTER nur eine einzige Klasse von Informationsleveln verwendet, welche eine exponentielle Glättungsverzögerung beliebiger Ordnung ausdrücken.

Erinnern wir uns an den sogenannten SMOOTH-Makro, mit welchem anhand der als exponentielle Glättung bezeichneten Prognosemethode die Vor-

hersage einer als Beobachtungswert aufzufassenden Größe IN vorgenommen wird. Bezeichnen wir die zu prognostizierende Variable als SMOOTH, so kann dieses Prognoseverfahren durch die Levelgleichung

$$L \text{ SMOOTH.K} = \text{SMOOTH.J} + DT * (\text{IN.JK} - \text{SMOOTH.J}) / GLF \quad (34.47)$$

ausgedrückt werden. SMOOTH ist nach FORRESTER eine Levelvariable, die einen Informationslevel zum Ausdruck bringt.

Dieser Informationslevel wird von FORRESTER fast ausschließlich in seinen Modellen verwendet. Er räumt jedoch auch die Möglichkeit ein, Prognosen mit Hilfe einer exponentiellen Glättung höherer Ordnung durchzuführen. Diese auch in der Ökonometrie verwendete Prognosemethode läßt sich dadurch ausdrücken, daß im Falle einer Prognose n-ter Ordnung n Glättungen erster Ordnung mit einem Glättungsfaktor GLF/n miteinander kaskadiert werden. Die letzte dieser zu kaskadierenden Levelvariablen entspricht dem zu ermittelnden Prognosewert und kann offenbar nach FORRESTERS Auffassung auch als Informationsbestand aufgefaßt werden.

FORRESTERS Anwendung eines Informationsbestandes beschränkt sich auf die Deutung, daß die mit Hilfe einer exponentiellen Prognose laufend ermittelten Werte eine fortzuschreibende Bestandsgröße darstellen.

Aber selbst die Deutung dieser (präziser als Prognoselevel zu bezeichnenden) Größen als Variablen, durch welche eine Informationsbestandsfortschreibung vorgenommen wird, ist äußerst problematisch.

Betrachten wir als Beispiel den einfachen und fast nur verwendeten SMOOTH-Makro, dann ist die Eingangsgröße dieses Levels IN.JK/GLF.

Im Sinne der Bestandsdeutung dürfte es nur IN.JK sein. Die verzögerten 'Informationselemente', welche als Abflußvariablen den Level verlassen, bilden mit SMOOTH.J/GLF eine empirisch nicht zu interpretierende Größe.

Es zeigt sich also, daß selbst die von FORRESTER verwendeten Informationslevel keine sinnvolle Deutung als Bestandsgrößen mit Zu- und Abflüssen zulassen.

Berücksichtigt man jedoch, daß der überwiegende Teil aller sequentiellen Hypothesen keine Interpretation als Informationslevel erlaubt

ben, dann führt FORRESTERs Festhalten an einer konsequenteren Level-Rateninterpretation von Systemen dazu, daß viele reale Systeme sich einer Modellierung entziehen.

Für das zu entwickelnde FOLR-Modellierungskonzept wird daher die Gültigkeit der generellen Informationslevelinterpretation abgelehnt.

Es soll vielmehr möglich sein, beliebige Ratenhypothesen im Rahmen der durch (34.43) aufgezeigten Möglichkeiten der Differenzengleichungssprache zu formulieren. Da Hilfsvariablen als die Folge der (vertikalen und horizontalen) Differenzierungen einer Ratenhypothese anzusehen sind, wird auch die Modellierung von Hilfsgleichungen nur durch den Rahmen (34.43) begrenzt.

Da das Zeitinkrement DT voraussetzungsgemäß stets 1 gewählt werden soll, kann eine Levelvariable durch den folgenden DYNAMO-Ansatz beschrieben werden.

$$A \text{ LEV.K} = V1(\text{LEV.K}, \text{LEV_1}) + ZUF.K - ABF.K$$

$V1(\text{LEV.K}, \text{LEV_1})$ ist eine Makrofunktion; in welcher LEV_1 den Anfangswert des Levels beschreibt. Die Definition einer eigenen Anfangswertgleichung erübriggt sich damit. Die Raten ZUF und ABF werden nur mit dem Zeitindex K versehen.

Sie unterscheiden sich nicht mehr in der Form, sondern allein in der inhaltlichen Bedeutung von den Hilfsvariablen, nämlich dadurch, daß sie sich als Bestandveränderungsgrößen deuten lassen.

Da Raten- und Hilfsvariablen durch verzögerte Variablen beliebigen Grades erklärt werden können, sind bestimmte Makrofunktionen zu definieren, die die zulässigen Verzögerungen beschreiben. Für Verzögerungen ersten bis dritten Grades können beispielsweise die folgenden Verzögerungsmakros definiert werden:

$$\begin{aligned} & V1(E, E_1) \\ & V2(E, E_1, E_2) \\ & V3(E, E_1, E_2, E_3) \end{aligned}$$

Ihre Definitionen, die dem eigentlichen DYNAMO-Programm voranzustellen sind, lauten:

```

MACRO V1(E,E_1)
L V1.K=V1.J+DT*($H.J-V1.J)
A $H.K=E.K
N V1=E_1
MEND
*
MACRO V2(E,E_1,E_2)
A V2.K=V1(V1(E,E_1),E_2)
MEND
*
MACRO V3(E,E_1,E_2,E_3)
A V3.K=V1(V1(V1(W,E_1),E_2),E_3)
MEND

```

Die Größen E_1, E_2, E_3 sind die Anfangswerte der verzögerten Variablen E . Beginnt die Berechnung der endogenen Variablen mit TIME=0, so repräsentiert E_1 den Wert der verzögerten Variablen im Zeitpunkt TIME=-1; E_2 und E_3 sind in entsprechender Weise die Werte für E im Zeitpunkt TIME=-2 bzw. -3.

Das am Anfang beschriebene MA-Modell kann im Rahmen der vorgetragenen Konzeption durch den Ansatz

```

A Y.K=C.K+IA.K+II.K
A C.K=0.5*V1(Y.K,Y_1)
A II.K=2*(C.K-V1(C.K,C_1))

```

dargestellt werden. Im Falle der in (34.41) beschriebenen Hypothesenmodifikation für die induzierten Investitionen ergibt sich die Gleichung:

```
A II.K=2*(V1(C.K,C_1)-V2(C.K,C_1,C_2))
```

Der Umstand, daß nunmehr beliebige sequentielle Modellhypothesen verwendet werden können, führt dazu, daß die im System-Dynamics-Konzept ausschließlich verfügbaren exponentiellen Verweilzeithypothesen nicht nur durch Verweilzeithypothesen mit beliebigen primären Gewichtsfunktionen ersetzt werden können, sondern sich auch diese Verweilzeithypothesen als ein Spezialfall eines Modellierungsrepertoires sequentieller Hypothesen der Form (23.10) einordnen lassen.

Eine beliebige sequentielle Hypothese (23.8), d.h.

$$Y(t) = g_0 E(t) + g_1 E(t-1) + \dots + g_s E(t-s)$$

kann nunmehr unter den getroffenen Voraussetzungen durch die Makrofunktion SEHS (Sequentielle Hypothese S-ten Grades) beschrieben werden.

```

MACRO SEHS(G0,G1,...,GS,E_1,E_2,...,E_S,E.K)
A SEHS.K=G0*$Z0.K+G1*$Z1.K+G2*$Z2.K+...+GS*$ZS.K
A $Z0.K=E.K
A $Z1.K=V1($Z0.K,E_1)
A $Z2.K=V1($Z1.K,E_2)
.
.
.
A $ZS.K=V1($ZS_1.K,E_S)
MEND

```

Diese Makrofunktion deckt aber zugleich auch den Spezialfall einer finiten Verweilzeithypothese ab.

Werden beispielsweise die Beziehungen zwischen der Entstehung von Geldforderungen G und dem Zahlungseingang dieser Forderungen Z anhand der Verweilzeithypothese

$$Z(t) = 0,2G(t) + 0,6G(t-1) + 0,2G(t-2)$$

beschrieben, dann ist die Gewichtsfunktion nicht durch die mit (23.54) beschriebene Familie darzustellen, kann aber durch den Ansatz

$$A Z.K=SEH2(0.2,0.6,0.2,G_1,G_2,G.K)$$

unter Vorgabe einer entsprechenden Makrofunktion definiert werden.

Die Gewichtskoeffizienten g_0, g_1, \dots, g_s der zu modellierenden sequentiellen Hypothese können mit Hilfe statistischer Verfahren bestimmt werden (s.[37]) oder im Rahmen von Entscheidermodellen auch durch subjektive Schätzungen.

E_1, E_2, \dots, E_S beschreiben die Werte der Eingangsvariablen E für $t = -1, -2, \dots, -S$. Sie sind numerisch vorzugeben.

3.4.3. Die Verwerfung des Geschlossenheitsprinzips und ihre Konsequenzen

FORRESTERs Ziel ist das Studium geschlossener Systeme. [55,S.4-2] Als wesentlich für ein geschlossenes System sieht er die Existenz einer "boundary across which nothing flows (except perhaps a disturbance for exiting the system so we can observe its reaction)" [55,S.4-2]. Diese 'disturbance' zum Studium der Systemreaktion ist nichts anderes als ein Testeingang. Da Testeingänge aber sinnvollerweise nur im Rahmen von Testantwortmodellen anwendbar sind, zeigt sich, daß nach FORRESTER nur Testantwortmodelle (und nicht Prognosemodelle) eine exogene Zuflußrate enthalten dürfen. Es fragt sich aber, ob derartige Testantwortmodelle mehr als eine exogene Zuflußrate besitzen können. FORRESTER verneint dies nicht ausdrücklich, bemerkt aber: "As a practical matter we usually are limited to one exogenous non-noise test input." [53,S.141] Da die Testantwortmodelle FORRESTERS und seiner Schüler aber stets nur eine exogene Zuflußrate aufweisen, kann man unterstellen, daß in der System-Dynamics-Konzeption faktisch von singulär offenen Modellen ausgegangen wird.

Als Prognosemodelle dagegen dürfen nur geschlossene Modelle verwendet werden. Die beschriebenen Einschränkungen beider Modellformen kennzeichnen das Forrestersche Geschlossenheitsprinzip.

Im Falle von Testantwortmodellen führt das Geschlossenheitsprinzip dazu, daß für eine Modellierung die Systeme ausscheiden, in welchen mehr als eine Variable nicht endogen erklärt werden kann. Es läge nahe, diese Einschränkung durch die Einführung multipler offener Testantwortmodelle aufzuheben. Diese Erweiterung scheitert aber daran, daß es sehr schwer fällt sich eine sinnvolle Auswertungsmethode derartiger Modelle vorzustellen. Man sollte sich damit abfinden, daß Testantwortmodelle in ihrem Anwendungsbereich beschränkt sind.

Wir wenden uns daher dem Geschlossenheitsprinzip im Falle von Prognosemodellen zu. FORRESTER würde sich weigern, ein MA-Modell als ein System-Dynamics-Prognosemodell zu akzeptieren, da I_a eine exogene Variable repräsentiert und somit kein geschlossenes Modell vorliegt.

Wollte man ein MA-Modell zu einer Prognose verwenden, so wäre es FORRESTERs Auffassung nach notwendig, eine Hypothese zu finden, welche I_a als eine Funktion bestimmter endogener Modellvariablen erklärt, d.h. endogenisiert.

FORRESTERs Forderung, keine offenen Modelle als Prognosemodelle zu akzeptieren hat zur Folge, daß ein großer Teil der heutigen sozio-ökonomischen Systeme nicht durch System-Dynamics-Prognosemodelle abgebildet werden kann, weil es nicht gelingt, bestimmte exogene Variablen in befriedigender Weise zu endogenisieren.

Das Geschlossenheitsprinzip sollte daher aufgegeben und durch ein Offenheitsprinzip ersetzt werden, welches die Verwendung exogener Variablen in Prognosemodellen zuläßt. Unter der Diskretzeitprämisse ist die mit dem Offenheitsprinzip zugelassene modellmäßige Beschreibung der exogenen Variablenverläufe ohne Schwierigkeiten durchführbar.

Beispielsweise kann man annehmen, daß der Verlauf der autonomen Investitionen (I_A) eines MA-Systems für acht Perioden durch die Zeitreihe (in Milliarden)

1, 2.5, 3.1, 2.8, 2.5, 2.7, 3.2

beschrieben wird. Der Verlauf wird in der DYNAMO-Sprache durch

```
A IA.K=TABLE(TABE,TIME.K,0,8,1)
T TABE=1E9/2.5E9/3.1E9/2.8E9/2.5E9/2.7E9/3.2E9
```

ausgedrückt.

3.4.4. Die Verwerfung der statistischen Sonderstellung und ihre Konsequenzen

System-Dynamics-Modelle nehmen insofern eine statistische Sonderstellung ein als FORRESTER die zur Gewinnung und Überprüfung konventioneller dynamischer Modelle üblichen statistischen Methoden strikt ablehnt.

Betrachten wir als erstes seine Einwände gegen die Anwendung stati-

stischer Verfahren zur Gewinnung von Hypothesengleichungen, d.h. die Anwendung von Parameterschätzverfahren. FORRESTER geht davon aus, daß System-Dynamics-Modelle stets Entscheidermodelle sein sollen, d.h. Modelle, welche - wie er sagt - das Mentalmodell (mental model) eines Entscheiders zum Ausdruck bringen. Es ist daher nicht notwendig, bestimmte Modellparameter durch statistische Schätzungen zu gewinnen, sondern als Parameter sollen die numerischen Werte des Mentalmodells verwendet werden. Denn ein System-Dynamics-Modell ist ja nicht mehr als die formale Explikation des Mentalmodells eines Entscheiders. Die Angreifbarkeit dieser Argumentation liegt in der Annahme FORRESTERS, ein Entscheider besäße immer ein parametrisch-singuläres Mentalmodell. Diese Annahme ist aber in vielen Fällen sehr unrealistisch. Betrachten wir beispielsweise die verteilte Verzögerung zwischen den Bestellungen (B) und den eintreffenden Lieferungen (L) in einem Unternehmen. Kaum ein Entscheider wird die nicht direkt beobachtbare Gewichtsfunktion dieser Verzögerung kennen. Vielmehr dürfte diese Gewichtsfunktion erst mit Hilfe statistischer Methoden ermittelt werden können. Ohne die Anwendung statistischer Methoden wird der Entscheider einfach mitteilen müssen, daß er kein parametrisch-singuläres Mentalmodell dieser Verzögerung besitzt. Nehmen wir jedoch den Fall an, der Entscheider glaubt (aus uns nicht bekannten Gründen), die Beziehung zwischen B und L sei durch eine DELAY3-Verzögerung mit einer Durchschnittsverzögerung von DVZ=3 Wochen beschrieben, dann besitzt sein Mentalmodell eine parametrisch-singuläre Verweilzeithypothese.

Selbst in diesem Fall dürfte sich ein rational handelnder Entscheider nicht einer Änderung seines Mentalmodells verweigern, wenn sich zeigt, daß die Beobachtungswerte für B und L mit einem DVZ von 4 Wochen wesentlich besser erklärt werden. Besteht der Entscheider allerdings auf seinem ursprünglich gewählten Parameter, so ist dieser in das Modell aufzunehmen.

Zusammenfassend kann man feststellen, daß ein Entscheider in vielen Fällen nur unter Verwendung von Parameterschätzverfahren zu einem parametrisch-singulären Mentalmodell gelangt und in der Regel auch

bereit sein dürfte, sein ursprüngliches Mentalmodell im Lichte statistischer Schätzungen zu revidieren. Hier zeigt sich die Nahtstelle für die Anwendung statistischer Schätzungen in Entscheider- oder Mentalmodellen. FORRESTERs strikte Ablehnung von Schätzverfahren bleibt daher unverständlich.

Wenden wir uns dem zweiten Ansatzpunkt statistischer Verfahren, der Modellvalidierung, zu. Für FORRESTER ist nur der Turingtest als Validierungskriterium akzeptabel: das Modell wird akzeptiert, wenn der Entscheider anhand eines Vergleichs zwischen Beobachtungswerten und Modellvariablenverlauf zu dem Urteil kommt, Modell und System besäßen dasselbe qualitative Verhalten.

Es ist zu vermuten, daß viele Entscheider sich außerstande sehen, anhand der zu vergleichenden Zeitreihen ein solches Validitätsurteil zu fällen, weil ihnen die Merkmale für den Begriff 'dasselbe qualitative Verhalten' fehlen.

Bei deterministischen Modellen läge es nahe, ihre Validität nach einer Ex-post- oder Ex-ante-Prognose zu beurteilen. Da FORRESTER solche Verfahren aber ablehnt, muß man sich fragen, ob eine 'gute' oder 'schlechte' Ex-post- oder Ex-ante-Prognose denn völlig belanglos im Hinblick auf das mit einem System-Dynamics-Modell angestrebte Ziel ist.

Damit stellt sich die Frage nach der mit der Entwicklung eines System-Dynamics-Modells verfolgten Zielsetzung. FORRESTER drückt sich hierüber nicht sehr präzise aus. Er sagt, Ziel eines Modells sei es "to understand the reality better" [55,S.3-5] oder "to get a better intuitive feeling for the time-varying behavior of industrial and economic systems". [54,S.28]

Weiter bemerkt er: "some of the most useful insights to come from industrial dynamics show which policies in a system have enough leverage so that by changing them one can hope to alter system's behavior". [58,S.406]

Soll aber das Ziel einer Modellentwicklung darin liegen, ein System zu verstehen und letztlich im Sinne bestimmter Vorstellungen zu verändern, dann ist dieser Wunsch umso eher realisierbar, je stärker

Modellprognosen und Beobachtungswerte übereinstimmen. Die Ex-post-Prognose ist daher durchaus ein Indikator für die Akzeptierbarkeit eines System-Dynamics-Modells.

3.4.5. Zum Status der FOLR-Modellierung

Nach der Ersetzung der Infinitesimalprämissen durch die Diskretzeitprämissen, der Aufgabe der generellen Informationslevelprämissen und des Geschlossenheitsprinzips sowie der Ablehnung einer statistischen Sonderstellung kann man sich fragen, welche konstitutiven Elemente der System-Dynamics-Konzeption in der sich hiermit ergebenden konzeptionellen Modifizierung noch verblieben sind. Nach Ansicht des Verfassers bleiben gerade die Elemente erhalten, die man als einen fruchtbaren Beitrag von System Dynamics zur Modellierung dynamischer Systeme bezeichnen könnte: das revidierte Level-Raten-Konzept und das Feedback-Konzept.

Beide Konzepte können schlagwortartig als unter Umständen fruchtbare heuristisches Verfahren der Hypothesengewinnung bezeichnet werden. Diese Einschätzung knüpft an die eingangs erhobene Behauptung an, für die Entwicklung dynamischer Modelle sei es oft günstig, von einem bestimmten Definitionssystem auszugehen, in welches man dann die empirischen Hypothesen 'einhängen' könnte. [Vgl. S. 52]

FORRESTERs Level-Raten-Interpretation geht einschränkend von einer bestimmten Art von Definitionen aus, nämlich den Definitionen, die sich empirisch als Bestandsfortschreibungsgleichungen interpretieren lassen. Mit dem durch die Level-Raten-Interpretation vorgeschriebenen Auftrag, in einem zu modellierenden System die Level- oder Bestandsgrößen zu identifizieren, wird damit gleichzeitig deutlich, daß diese Bestände Zu- und Abflüsse aufweisen, deren Erklärung durch eine empirische Hypothese zu erfolgen hat. Durch die Identifizierung der Level- und Flußraten sowie ihrer Repräsentation in einem speziellen Flußdiagramm wird eine Art definitorischer Basis geschaffen, von der aus es vielen Personen offenbar leichter erscheint, die in

den Ratenvariablen zum Ausdruck kommenden Hypothesen zu entwickeln. In diesem Sinne erweist sich die Level-Raten-Interpretation als eine fruchtbare Heuristik zur Hypothesengewinnung und damit zur Systemmodellierung. Ähnliches gilt für die Feedbackdeutung eines Systems und die mit ihr verbundene Entwicklung eines Feedback- und komparativen Kausaldiagrammes.

Offenbar scheint die teilweise nur latent vorhandene Systemkenntnis von Modellentwicklern durch derartige Interpretationsweisen eines Systems so ausgeschöpft zu werden, daß es möglich wird, positive und negative Feedbackkreise zwischen den als Leveln, Raten und Hilfsvariablen interpretierten Systemgrößen zu erkennen und in einem Flußdiagramm festzuhalten. Damit ist neben der Level- und Ratenidentifizierung auch ein (noch relativ empirisch gehaltloses) Hypothesensystem der Abhängigkeiten zwischen den Variablen aufgestellt. Die numerische Konkretisierung der Hypothesen als der entscheidende Schritt, von dem letztlich die empirische Relevanz des Modells abhängt, steht auf dieser Stufe allerdings noch aus. Das Konzept der Level-Raten-Interpretation und die Feedbackheuristik als ein Verfahren zur Gewinnung komparativ kausaler Schaubildmodelle auf deren Grundlage man durch eine Verschärfung der Hypothesen zu einem parametrisch-singulären Modell gelangt, ist nach Ansicht des Verfassers ein äußerst verdienstvoller Beitrag FORRESTERS zur Modellierung komplexer Systeme. Beide Prinzipien sind in der hier entwickelten modifizierten Version enthalten, die als 'Feedbackorientierte offene Level-Raten-Modellierung' oder abgekürzt FOLR-Modellierung bezeichnet werden soll. Mit der Ersetzung der Infinitesimalprämisse durch die Diskretzeitprämisse wurde zu einer mathematischen Darstellungsform übergewechselt, die in vielen Fällen geeigneter ist, konkrete Systeme in adäquater Form zu repräsentieren. In einem weiteren Schritt wurde auf die Forderung FORRESTERS verzichtet, verzögerte Einflüsse auf Ratenvariablen durch eine Informationslevelinterpretation erklären zu wollen; denn eine solche Bestandsinterpretation versagt für den Großteil sogenannter informationeller Verzögerungen. Da das Beharren auf einer strikten Level-Raten-Interpretation im Falle informationeller Verzö-

gerungen damit erkauft wird, daß ein Großteil denkbarer sequentieller Modellhypothesen im System-Dynamics-Konzept nicht verwendet werden kann, erwies sich die Level-Raten-Interpretation von Informationsbeziehungen als unhaltbar. Auch das von FORRESTER geforderte Geschlossenheitsprinzip wurde aus denselben Gründen durch das Offenheitsprinzip ersetzt, um auch Systeme modellieren zu können, in welchen sich bestimmte Variablen nicht endogen erklären lassen. Die FOLR-Modellierung gestattet wegen der eindeutigen Periodenzuordnung des Zeitindizes die Verwendung sämtlicher einschlägiger Parameterschätztechniken, die für rekursive Differenzengleichungsmodelle im Rahmen der Ökonometrie entwickelt wurden.

Insgesamt erweist sich die FOLR-Modellierung als eine Konzeption, durch welche (eventuell) fruchtbare Modellgewinnungs- und Interpretationsprinzipien der System-Dynamics-Konzeption auf klassische MZÄ-Modelle übertragen werden, ohne daß damit das Modellierungspotential dieser Modellformen eingeschränkt wird.