

Zur zeitkontinuierlichen Identifikation eines elektrohydraulischen Antriebes mit einem orthogonalen Least- Squares-Parameterschätzverfahren

Markus Senger

Forschungsnotiz

Meß-, Steuer- und Regelungstechnik

Übersicht: Vergleichsweise geringer Rechenzeitbedarf und die Tatsache, daß keine Startwerte für die Modellparameter notwendig sind, eröffnen den direkten Least-Squares-Parameterschätzverfahren viele Möglichkeiten bei der Identifikation dynamischer Systeme. Diese Notiz dokumentiert die Anwendung eines orthogonalen Least-Squares-Parameterschätzverfahrens, das im Gegensatz zu gewöhnlichen Least-Squares-Schätzverfahren biasfreie Parameterschätzungen und zudem Informationen über die Struktur des betrachteten nichtlinearen Prozesses liefert, indem nur die signifikanten Terme des zugrundeliegenden Modells berücksichtigt werden.

Gerhard-Mercator-Universität - GH Duisburg
Meß-, Steuer- und Regelungstechnik
Prof. Dr.-Ing. H. Schwarz

Inhaltsverzeichnis

1	Einleitung	1
2	Qualitative Überlegungen zu Testsignalen	2
3	Regelstrecke und Identifikationsalgorithmus	5
4	Identifikationsergebnisse	8
5	Zusammenfassung	13
6	Literaturverzeichnis	14

1 Einleitung

Um für ein physikalisch-technisches System eine Regelung auslegen zu können, benötigt man ein Modell des Systems, welches das statische und dynamische Verhalten möglichst genau abbildet. Aber auch in anderen Bereichen, beispielsweise der Chemie oder den Wirtschaftswissenschaften werden Modelle benötigt, die ein betrachtetes System möglichst genau abbilden. Neben der theoretischen Modellbildung, die die Kenntnis der das System beschreibenden Gesetzmäßigkeiten voraussetzt, wird insbesondere bei weitgehend unbekannt Systemen von der Möglichkeit Gebrauch gemacht, bei vorgegebener mathematischer Modellstruktur die Modellparameter aus gemessenen Ein-/Ausgangsdatentupeln durch Identifikation zu bestimmen. Dabei ist in der Literatur eine Vielzahl von Identifikationsalgorithmen für parametrische Modelle bekannt, die sich in direkte, iterative und rekursive Methoden untergliedern lassen (Isermann 1992b, Reuter 1995, Yin 1994). Unter den Identifikationsverfahren für parametrische Modelle kommt den Least-Squares-Verfahren zur Parameterschätzung eine große Bedeutung zu. Diese Verfahren schätzen die Modellparameter optimal im Sinne eines quadratischen Gütekriteriums. Voraussetzung ist dabei, daß sich das Ein-/Ausgangsverhalten der vorgegebenen Modellstruktur linear in den Parametern darstellen läßt. Der große Vorteil der direkten Least-Squares-Verfahren gegenüber anderen Verfahren liegt dabei in den vergleichsweise einfachen Algorithmen und ihrem geringeren Rechenzeitbedarf sowie der Tatsache, daß für die Modellparameter keine Startwerte benötigt werden.

In diesem Bericht sind nun die Ergebnisse der Parameterschätzung von Modellen eines elektrohydraulischen Translationsantriebes mit einem direkten Identifikationsverfahren dargestellt. Motivation für diese Identifikation ist, ein von Jelali initiiertes und von Börgens (1995) in MATLAB realisiertes Softwarepaket auf seine Praxistauglichkeit für den Anwender zu überprüfen. Hierfür werden zunächst verschiedene Meßdatensätze an dem Hydraulikzylinder aufgenommen, mit denen ohne Kenntnis vorangegangener Ergebnisse versucht wird, ein Modell für den Zylinderantrieb zu identifizieren und dieses anschließend zu validieren.

Der weitere Inhalt dieser Notiz gliedert sich wie folgt: Nach einigen grundlegenden Betrachtungen zur Identifikation und den dafür notwendigen Testsignalen ist im dritten Abschnitt das zu identifizierende System sowie der dafür verwendete Algorithmus beschrieben. Der vierte Abschnitt enthält einige ausgewählte am Versuchsträger aufgenommene Ein-/Ausgangsdatensätze sowie Simulationsergebnisse der mit diesen Daten identifizierten Modelle. Eine Zusammenfassung schließt diese Notiz.

2 Qualitative Überlegungen zu Testsignalen

Bei der Identifikation sollen die Eigenschaften eines realen Systems an Hand eines Modells möglichst genau wiedergegeben werden. Dafür muß das statische und dynamische Verhalten eines Systems mit mehr oder minder bekannten Eigenschaften und Wirkzusammenhängen durch ein Modell, dessen Parameter zu bestimmen sind, angenähert werden. Vor Beginn der Parameteridentifikation ist eine geeignete Modellstruktur vorzugeben oder durch Strukturidentifikation zu bestimmen. Weiterhin sind zusätzlich passende Testsignale als Eingangssignale des Systems zu wählen, um für die gewählte Modellstruktur eine bestmögliche Modellgüte zu erhalten. Hierzu sollen zunächst einige allgemeine Überlegungen angestellt werden.

Als Testsignale sind zwei Klassen von Signalen denkbar. Zum einen sind dies stochastische Signale, hier vor allem Rauschsignale. Zum anderen sind deterministische Signale für die Identifikation von herausragender Bedeutung, da sie vergleichsweise einfach zu generieren sind. Bei der Auswahl der Testsignale ist darauf zu achten, daß dem System ein hinreichendes Angebot an „verformbarer Information“ angeboten wird. Geht man von dem allgemeinen und stets realistischen Fall eines nichtlinearen Systems aus, so gilt für dieses System das Superpositions- und das Homogenitätsprinzip nicht. Das bedeutet unter anderem, daß Systemeigenschaften wie Dämpfung und Streckenverstärkung von der Amplitudenhöhe des Eingangssignals abhängig sind.

Daraus folgt eine erste wichtige Forderung an das Testsignal für die Identifikation, nämlich daß ein hinreichend breites Spektrum an Amplitudenhöhen bereitgestellt wird. Eine weitere Anforderung ergibt sich sowohl bei linearen als auch nichtlinearen Systemen: Um das dynamische Verhalten vollständig ermitteln zu können, muß das Testsignal ein kontinuierliches, möglichst gleichmäßig verteiltes spektrales Informationsangebot liefern. Geht man von einem stochastischen Testsignal aus, so erweist sich weißes Rauschen als geeignet, da dieses gerade durch sein konstantes Leistungsdichtespektrum definiert ist. Zieht man dagegen die häufiger verwendeten deterministischen Signale in Betracht, so liefert die Signaltheorie einige nützliche Hinweise. Zunächst soll das spektrale Informationsangebot betrachtet werden. Das Äquivalenztheorem (Schlitt 1968) besagt, daß Signale mit unterschiedlichem zeitlichen Verlauf existieren, für die im Bildbereich gemittelte Kenngrößen (Leistungsdichtespektrum) und ungemittelte Kenngrößen (Fourier-Transformierte) den gleichen Verlauf aufweisen und das spektrale Informationsangebot dieser beiden Signale durch ein dynamisches System in gleicher Weise verformt wird. Zu nennen ist hier der Einheitsimpuls, dessen Amplitudenspektrum mit dem Autoleistungsdichtespektrum des weißen Rauschens übereinstimmt und der deshalb gleichermaßen als Testsignal für die Identifikation geeignet ist.

An dieser Stelle werden zunächst die Fourier-Transformierten einiger bedeutender deterministischer Signale betrachtet. Für den Einheitsimpuls folgt wegen seiner Definition

über die Ausblendeigenschaft

$$\int_{-\infty}^{\infty} f(t)\delta(t-t_0)dt = f(t_0) \quad (2.1)$$

unmittelbar, daß sich seine Fourier-Transformierte zu

$$a(\omega) = \int_{-\infty}^{\infty} \delta(t)e^{-j\omega t}dt = 1 \quad (2.2)$$

ergibt.

Für eine Sprungfunktion ergibt sich entweder über die integrierte Fourier-Transformation (Schlitt 1968) oder mit der gewöhnlichen Fourier-Transformation, wenn man Distributionen zuläßt, das folgende komplexe Amplitudenspektrum:

$$a(\omega) = \pi \delta(\omega) + \frac{1}{j\omega} \quad (2.3)$$

Sowohl der Einheitsimpuls als auch die Sprungfunktion weisen also für $\omega \neq 0$ ein kontinuierliches Amplitudenspektrum auf. Dagegen ergibt die Fourier-Transformation eines harmonischen Signals

$$s(t) = s_0 \sin(\omega_0 t) \quad (2.4)$$

im Frequenzbereich eine Repräsentation des Signals durch eine Spektrallinie (Schlitt 1968, Schlitt und Dittrich 1972):

$$a(\omega) = s_0 \sqrt{\frac{\pi}{2}} [\delta(\omega - \omega_0) - \delta(\omega + \omega_0)] \quad (2.5)$$

Daher wird deutlich, daß ein harmonisches Testsignal mit fester Frequenz nur ein sehr beschränktes Angebot an „verformbarer Information“ liefert. Die Amplitudenspektren für die hier angegebenen deterministischen Signale sind in Bild 2.1 dargestellt, wobei für das Amplitudenspektrum des Einheitssprunges Real- und Imaginärteil getrennt aufgetragen sind. Aus dem unterschiedlichen spektralen Informationsangebot der Signale folgt unmittelbar, daß ein Einheitsimpuls und eine Sprungfunktion im Gegensatz zu einem harmonischen Signal zu einer Systemantwort führen, die zumindest ein lineares System vollständig charakterisiert (Schlitt 1968). Der Impuls als Testsignal hat wegen seines konstanten Amplitudenspektrums zudem eine herausragende Funktion. Diese wird beispielsweise im zeitdiskreten Fall deutlich, wenn ein System durch eine Darstellung mit Markovparametern, d. h. Entwicklungskoeffizienten der unendlichen Reihendarstellung einer gebrochen rationalen Funktion (Schwarz 1991), beschrieben werden kann, was für lineare Systeme stets der Fall ist. Da für lineare zeitinvariante zeitdiskrete Systeme auch die Faltungssummation anwendbar ist, ergeben sich die Markovparameter unmittelbar zu den Elementen der Gewichtsfolge (Schwarz 1991). Das Amplitudenspektrum des im

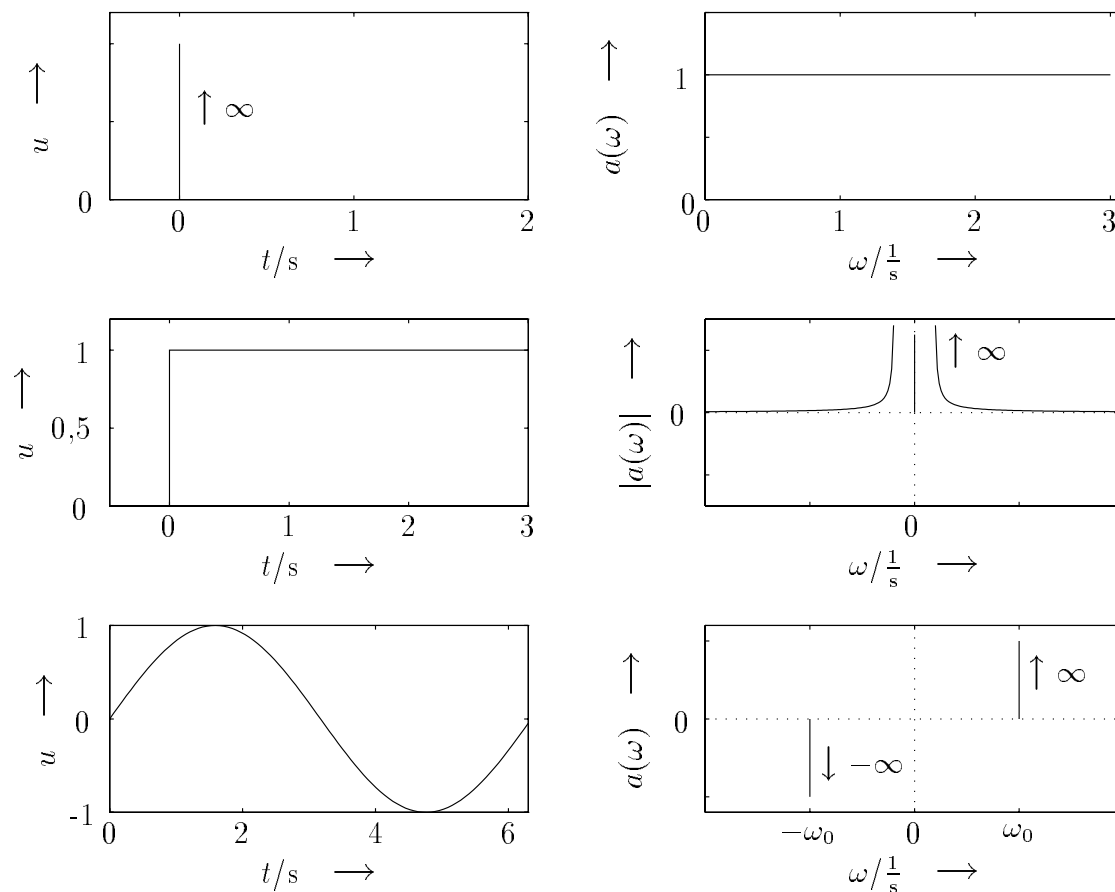


Bild 2.1: Korrespondenzen zwischen Zeit- und Frequenzbereich

zeitdiskreten Fall als Anregung verwendeten Kronecker-Deltas ergibt sich analog zum zeitkontinuierlichen Fall durch z-Transformation, wobei das Amplitudenspektrum durch die Abtastung auf die Frequenzen $-\frac{\pi}{T_{\text{last}}} < f < \frac{\pi}{T_{\text{last}}}$ begrenzt ist.

Da der Einheitsimpuls technisch jedoch nur über Anfangsbedingungen realisierbar ist, rückt die Bedeutung der Sprungfunktion als Testsignal zur Parameteridentifikation weiter in den Vordergrund. Insbesondere wegen der Amplitudenabhängigkeit des dynamischen Verhaltens nichtlinearer Systeme bieten sich dort Sprungfolgen mit variierenden Sprunghöhen als Testsignal an. Wie oben gezeigt, erhält man damit die gesamte spektrale Information über das System, und wegen der unterschiedlichen Sprunghöhen lassen sich dann auch nichtlineare Systeme identifizieren. Mit harmonischen Eingangssignalen kann man dagegen den obigen Betrachtungen zufolge im allgemeinen nicht die gleiche Güte des Modells erreichen. Wie groß die Auswirkungen des geringen Informationsangebotes der harmonischen Eingangssignale auf das Ergebnis der Identifikation sind, sollen im folgenden die Ergebnisse einer Identifikation zeigen. Weitergehende Betrachtungen, insbesondere zu Leistungsspektren von Pseudo-Rausch-Binär-Signalen, finden sich bei Mindel (1991), Wernstedt (1989) und Isermann (1992a).

3 Regelstrecke und Identifikationsalgorithmus

Bei der hier betrachteten Regelstrecke handelt es sich um einen Gleichgangzylinder mit einem Hub von 1000 mm, der über ein Servoventil angesteuert wird. Dieser elektrohydraulische Antrieb wurde bereits in verschiedenen Arbeiten behandelt (Yin 1994, Reuter 1995, Börgens 1995, Jelali 1996). Die Beschreibung eines physikalischen SISO-Modells dieser Strecke findet sich z.B. bei Schwarz (1991) und Yin (1994). Dieses Modell ist von der Ordnung Sechs und zeichnet sich durch Nichtlinearitäten aus, die sich z.B. aus dem Coulombschen Reibungsanteil und der näherungsweise logarithmischen Druckabhängigkeit des Elastizitätsmoduls ergeben. Die Steuerspannung des Servoventils stellt den Eingang der Strecke dar und die Kolbenposition bzw. die Kolbengeschwindigkeit den Ausgang. Identifiziert wird an Hand der Kolbengeschwindigkeit.

Als Identifikationswerkzeug wird ein Programmpaket verwendet, das eine zeitkontinuierliche Identifikation parametrischer Modelle mit Hilfe eines Least-Squares-Optimierungskriteriums ermöglicht. Die Parameterschätzung nach der Methode der kleinsten Quadrate erfordert die Kenntnis der Ableitungen der Ein-/Ausgangsdaten. Um diese zu ermitteln, stehen grundsätzlich zwei Möglichkeiten zur Verfügung:

- Numerische Differentiation oder
- Zustandsvariablen-Filterung.

Bei dem hier verwendeten Identifikationsalgorithmus wird von der zweiten Möglichkeit Gebrauch gemacht. Die für lineare Systeme verwendbaren Tiefpaßfilter als Zustandsvariablenfilter sind für nichtlineare Systeme ungeeignet, da sie nicht mit den nichtlinearen Termen in der Ein-/Ausgangsdarstellung der hier allgemein betrachteten LiP-Systeme (Systeme, die linear in den Parametern sind) kommutieren, d. h. eine solche Filterung angewandt auf einen nichtlinearen Term nicht den gleichen Term in den gefilterten Variablen ergibt. Diese Eigenschaft der Kommutativität wird jedoch von einem Totzeitglied erfüllt. Aus diesem Grund wird eine Reihenschaltung aus Allpaß und einem Butterworthfilter, die sich näherungsweise wie ein Totzeitglied verhält, als Zustandsvariablenfilter herangezogen. Das Butterworthfilter liefert hierbei die gefilterten Signale.

Der Identifikationsalgorithmus geht auf Korenberg u. a. (1988) zurück und stellt ein orthogonales Least-Squares-Verfahren dar, das zunächst die Ein-/Ausgangsdarstellung des Modells in eine Form bringt, die orthogonal in den Modellvariablen ist. Hierfür wird das Schmidtsche Orthogonalisierungsverfahren verwendet (Bronstein und Semendjajew 1991). Diese Vorgehensweise ermöglicht eine sequentielle, unabhängige Bestimmung der Modellparameter und über die Bestimmung der Fehlerreduktionsrate der einzelnen Modellparameter eine Auswahl der signifikanten Terme. Auf diesem Weg ist somit eine Überprüfung der vorgegebenen Modellstruktur möglich. Für die Identifikation stehen in dem Programmpaket sechs Modellstrukturen zur Verfügung, die teilweise schon mit Hilfe von Vorkenntnissen auf die Identifikation von Zylinderantrieben zugeschnitten sind:

- Lineare Systeme,
- Systeme, die linear in den Parametern sind (LiP-Systeme),
- Nichtlineare approximierete Beobachtbarkeitsnormalform,
- Nichtlineare approximierete Beobachternormalform,
- Modifizierte Beobachtbarkeitsnormalform und
- Zustandsaffine Polynomsysteme.

Die Modellstrukturen sind so gewählt, daß sich eine möglichst geringe Anzahl von Parametern ergibt und eine für den verwendeten Algorithmus notwendige Ein-/Ausgangssignaldarstellung linear in den Parametern möglich ist:

$$y(t) = \sum_{i=1} \Theta_i p_i \quad .$$

Darin sind Θ_i die Modellparameter und p_i die Variablen bzw. die Produkte aus deren Ableitungen und Potenzen. Im einzelnen lauten die oben aufgelisteten Systemmodelle für Systeme der Ordnung n :

Lineare Systeme: Diese Modellstruktur entspricht einem linearen Zustandsmodell in regelungskanonischer Form.

LiP-Systeme:

$$y(t) = - \sum_{i=0}^{n-1} \alpha_i y^{(n-i)}(t) - \sum_{i=1}^m f_i \Psi_i(t) + \sum_{i=1}^n \beta_i u^{(n-i)}(t)$$

mit

$$\Psi(t) = \begin{bmatrix} \Phi^{[2]}(t) \\ \Phi^{[3]}(t) \\ \vdots \\ \Phi^{[l]}(t) \end{bmatrix} \quad ,$$

$$\Phi(t) = [y^{(n)}(t), \dots, y(t), u^{(n-1)}(t), \dots, u(t)] \quad ,$$

worin $\Phi^{[i]}$ das i -fache reduzierte Kroneckerprodukt darstellt und die Modellparameter mit α_i , β_i und f_i gegeben sind. LiP-Systeme sind zwar identifizierbar, jedoch können sie im allgemeinen nicht simuliert werden, so daß man sich auf auf spezielle LiP-Modellstrukturen beschränken muß.

Nichtlineare approximierte Beobachtbarkeitsnormalform:

$$\begin{aligned} \dot{\mathbf{x}}(t) &= \begin{bmatrix} x_2(t) \\ \vdots \\ x_n(t) \\ -f_n(\mathbf{x}(t)) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ \vdots \\ 0 \\ g_n(\mathbf{x}(t)) \end{bmatrix} u(t) \quad , \\ y(t) &= x_1(t) \quad . \end{aligned}$$

Hierin werden $f_n(\mathbf{x}(t))$ und $g_n(\mathbf{x}(t))$ durch Polynome vom Grad l angenähert:

$$\begin{aligned} f_n(\mathbf{x}(t)) &= \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^l \alpha_{i,j} (x_1^j(t))^{(i-1)} \\ g_n(\mathbf{x}(t)) &= \beta_{1,0} + \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^l \beta_{i,j} (x_1^j(t))^{(i-1)} \quad , \end{aligned}$$

Die Approximation liegt in der Vernachlässigung der Terme, die Ableitungen des Eingangssignals beinhalten sowie der Annäherung von f_n und g_n durch die oben angegebenen Polynomansätze.

Nichtlineare approximierte Beobachternormalform:

$$\begin{aligned} \dot{\mathbf{x}}(t) &= \begin{bmatrix} -a_1(x_n(t)) \\ x_1(t) - a_2(x_n(t)) \\ \vdots \\ x_{n-1}(t) - a_n(x_n(t)) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} b_1(x_n(t)) \\ b_2(x_n(t)) \\ \vdots \\ b_n(x_n(t)) \end{bmatrix} u(t) \quad , \\ y(t) &= x_n(t) \end{aligned}$$

worin die nichtlinearen Funktionen a_i und b_i durch Polynome der Form

$$\left. \begin{aligned} a_i(x_n(t)) &= \sum_{j=1}^l \alpha_{i,j} x_n^j(t) \\ b_i(x_n(t)) &= \sum_{j=0}^l \beta_{i,j} x_n^j(t) \end{aligned} \right\} \quad i = 1, \dots, n \quad .$$

approximiert werden.

Modifizierte Beobachtbarkeitsnormalform:

$$\begin{aligned} \dot{\mathbf{x}} &= \begin{bmatrix} x_2(t) \\ \vdots \\ x_n(t) \\ -f_n(\mathbf{x}(t)) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ \vdots \\ 0 \\ g_n(\mathbf{x}(t)) \end{bmatrix} |u(t)| + \begin{bmatrix} 0 \\ \vdots \\ 0 \\ \beta_0 \end{bmatrix} u(t) \quad , \\ y(t) &= x_1(t) \quad . \end{aligned}$$

$f_n(\mathbf{x}(t))$ errechnet sich wie bei der oben beschriebenen approximierten Beobachtbarkeitsnormalform und $g_n(\mathbf{x}(t))$ zu

$$g_n(\mathbf{x}(t)) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^l \beta_{i,j} (x_1^j(t))^{(i-1)} \quad .$$

Zustandsaffine Polynomsysteme:

$$\begin{aligned} \dot{\mathbf{x}}(t) &= \mathbf{A}\mathbf{x}(t) + \sum_{j=1}^n \mathbf{N}_j \mathbf{x}(t) |u(t)|^j + \mathbf{b}u(t) \quad , \\ y(t) &= x_1(t) \quad . \end{aligned}$$

Hierin weisen \mathbf{A} , \mathbf{b} regelungskanonische Struktur auf und \mathbf{N}_j ist nur in der letzten Zeile belegt; diese Struktur entspricht einer Erweiterung der modifizierten Beobachtbarkeitsnormalform.

Für die Auswahl einer geeigneten Modellstruktur sind Vorkenntnisse über das System von Vorteil, um die Anzahl der Identifikationsversuche und den damit verbundenen Zeitaufwand zu beschränken, denn das Programmpaket liefert keine Hilfestellung zur Strukturerkennung des Systems.

4 Identifikationsergebnisse

Für die Identifikation werden hier zwei Testsignale herangezogen. Als erstes wird ein Rechtecksprungsignal mit verschiedenen Sprunghöhen verwendet, wie es in Bild 4.1 dargestellt ist. Mit diesem Testsignal als Eingangsdaten und der resultierenden Kolbengeschwindigkeit als Ausgangsdaten wird die Identifikation durchgeführt. Als geeignete Modellstruktur stellt sich die modifizierte approximierte nichtlineare Beobachtbarkeitsnormalform der Ordnung Sechs mit dem Nichtlinearitätsgrad Zwei heraus. Als Nichtlinearitätsgrad wird an dieser Stelle die höchste auftretende Potenz bezeichnet. Bild 4.2 zeigt die gemessenen Daten, mit denen identifiziert wurde und die mit dem identifizierten Modell simulierten Daten. Es ist eine gute Übereinstimmung der Kurvenverläufe zu erkennen. Zur Modellvalidierung werden Sprungantworten für Eingangssignalsprünge verschiedener Höhe herangezogen. Bild 4.3 zeigt die gemessenen und die mit dem identifizierten Modell simulierten Sprungantworten. Für den kleinsten ($u = 0,1$) und größten ($u = 0,9$) Sprung zeigt sich die beste Übereinstimmung zwischen realem System und dem Modell. Die Modellgüte bei den Sprüngen mittlerer Höhe läßt sich, wie neuere Ergebnisse von Jelali (1996) zeigen, für Testsignale, in denen mittlere Sprunghöhen häufiger auftreten, noch verbessern. Es stellt sich heraus, daß es keine Probleme bereitet, ein Testsignal zu finden, welches bei der Validierung sehr gute Ergebnisse für einen eng begrenzten Bereich von Sprunghöhen ergibt. Jedoch gestaltet sich die Suche nach Testsignalen, die im

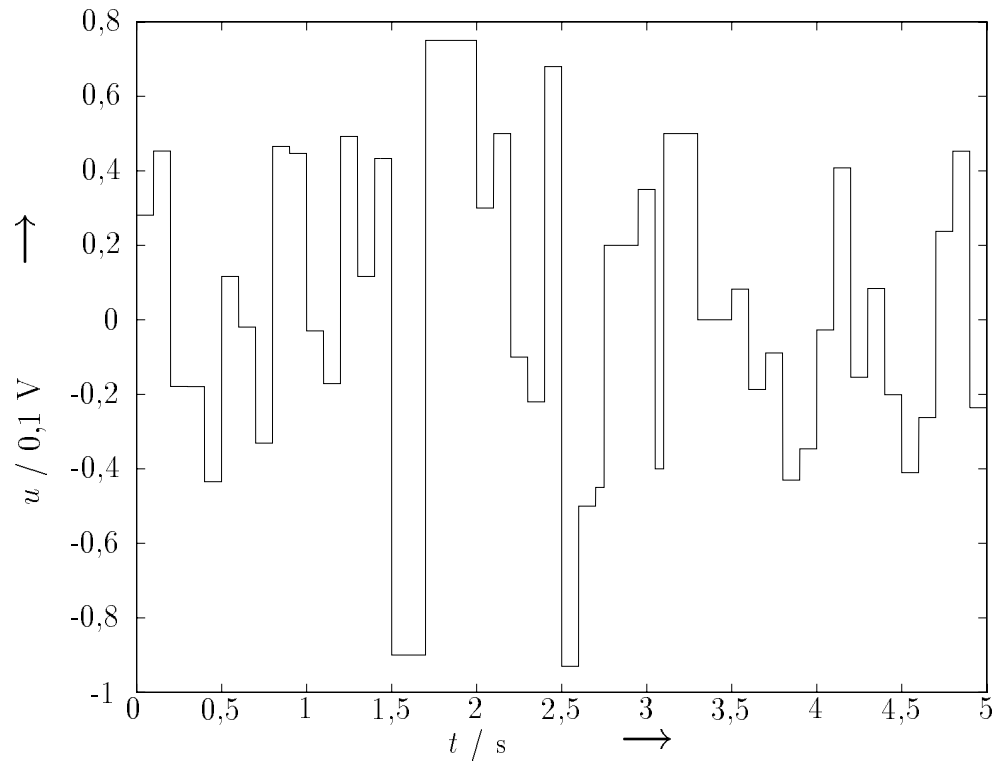


Bild 4.1: Stellgröße

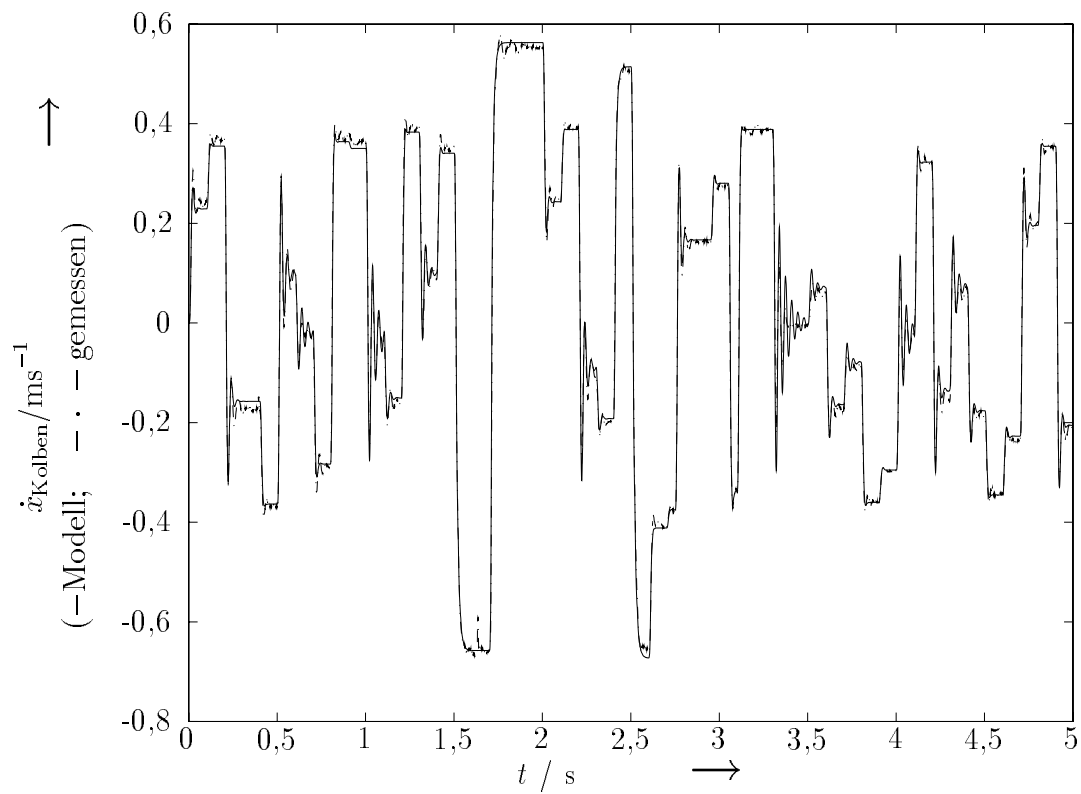


Bild 4.2: Auswertung mit der Identifikationsdaten

gesamten Amplitudenbereich gute Validierungsergebnisse ergeben, als schwierig. Dieses legt weiterreichende quantitative Betrachtungen des Testsignals, insbesondere des Leistungsdichtespektrums nahe. Die recht gute Modellgüte für die hier als optimal ermittelte Modellstruktur ist zu erwarten, da sehr gute physikalische Modelle gleicher Ordnung und Struktur in der Literatur bereits bekannt sind. Vergleichbar gute Ergebnisse sind auch für Modelle geringerer Ordnung erzielbar, was vor dem Hintergrund einer Reglerauslegung hilfreich ist. Zieht man Identifikationsergebnisse des gleichen elektrohydraulischen Translationsantriebes zum Vergleich heran so erkennt man, daß z.B. Yin (1994) eine höhere Modellgüte erzielt. Dabei ist jedoch zu beachten, daß die von Yin verwendete Maximum-Likelihood-Methode einen komplexeren Algorithmus darstellt und gute Startwerte für die Modellparameter benötigt, damit das Verfahren konvergiert.

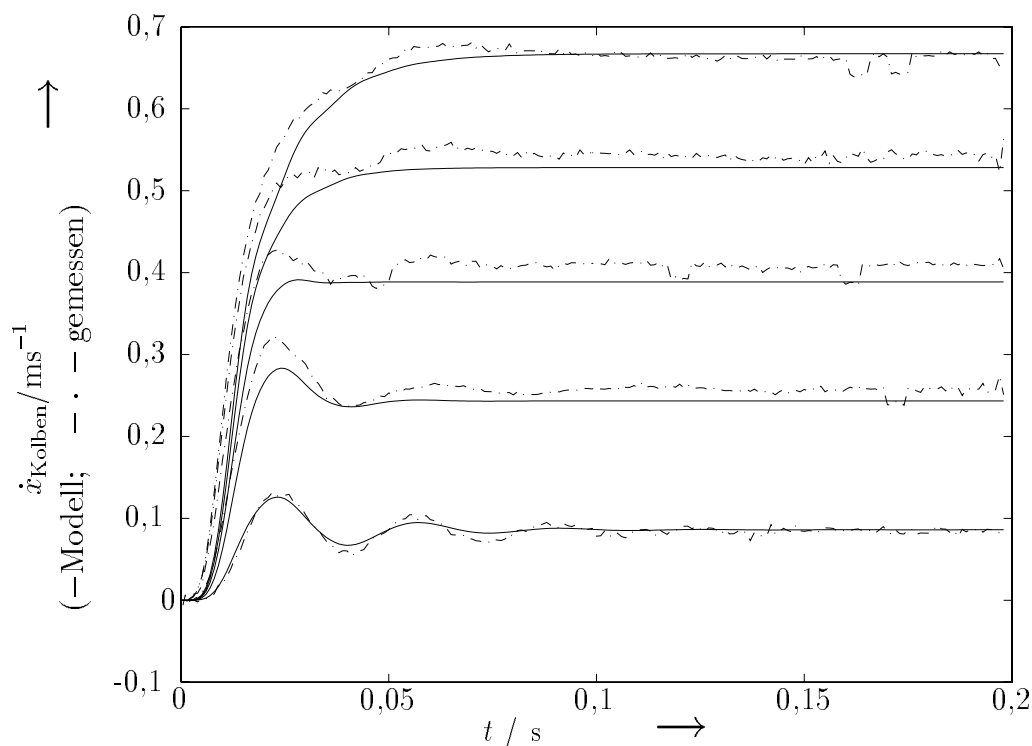
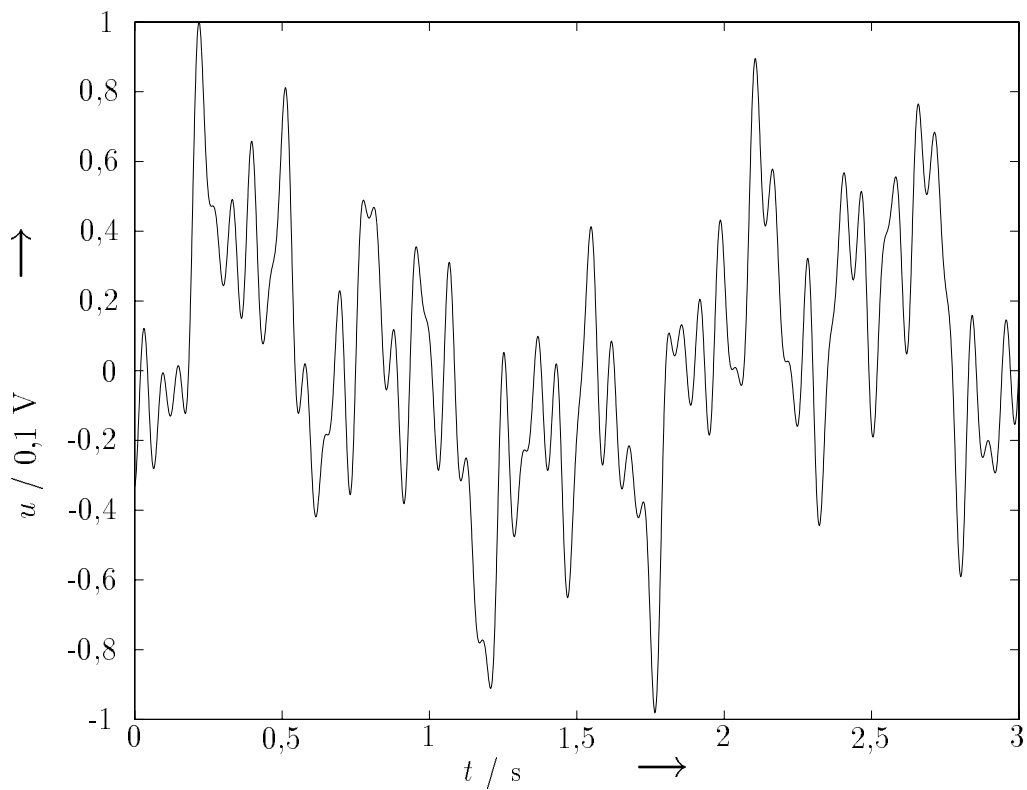
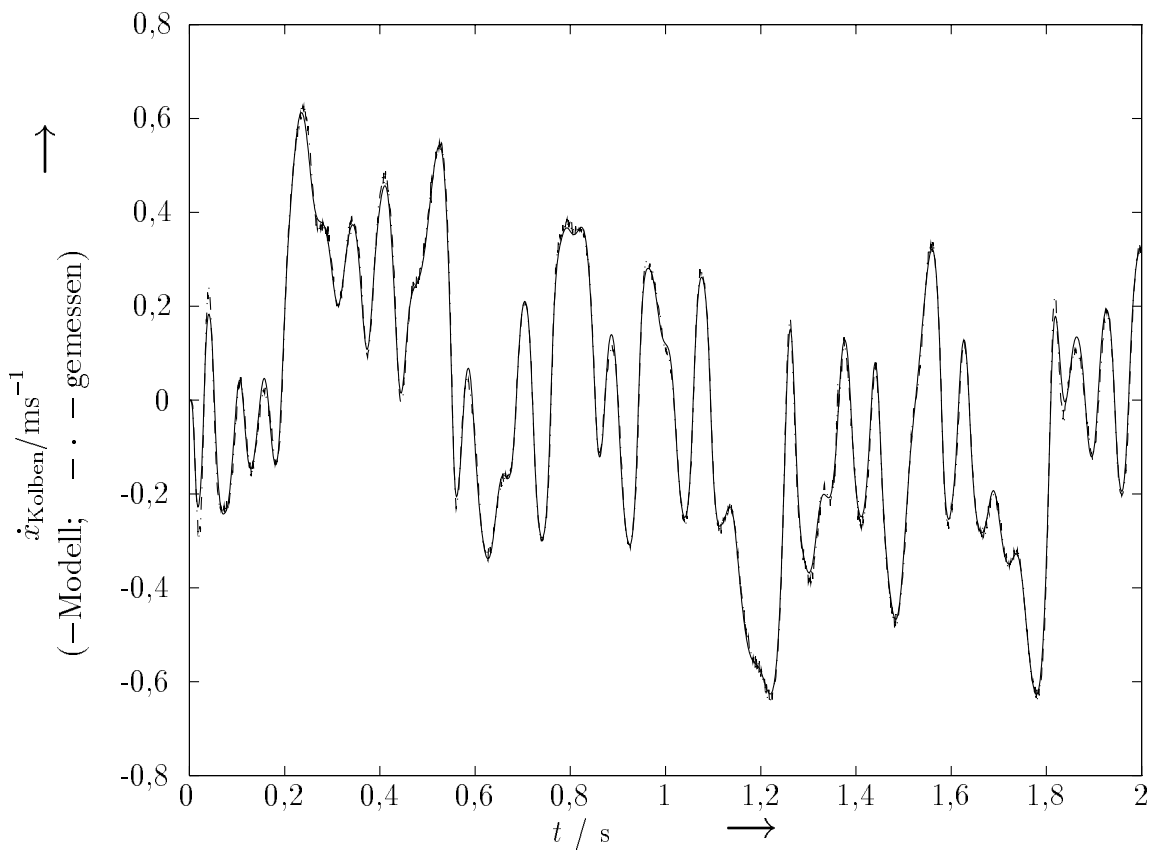


Bild 4.3: Validierung mit Sprungfunktionen

Um den Einfluß eines Testsignals mit geringerem spektralen Informationsangebot zu untersuchen, wird ein Eingangssignal, bestehend aus sechs überlagerten Sinussignalen mit zufälliger Phasenlage (Amplituden: $a_1 = 0,5$, $a_2 = 0,4$, $a_3 = 0,4$, $a_4 = 0,35$, $a_5 = 0,3$, $a_6 = 0,25$ und Kreisfrequenzen: $\omega_1 = 3 \frac{1}{s}$, $\omega_2 = 11 \frac{1}{s}$, $\omega_3 = 23 \frac{1}{s}$, $\omega_4 = 43 \frac{1}{s}$, $\omega_5 = 67 \frac{1}{s}$, $\omega_6 = 103 \frac{1}{s}$) für die Strecke verwendet, wie in Bild 4.4 dargestellt. Obwohl, wie Bild 4.5 zeigt, die Übereinstimmung der simulierten Daten mit den Identifikationsdaten — hier für gleiche Modellstruktur wie zuvor mit dem anderen Testsignal — sehr gut erscheint, zeigt das Validierungsergebnis in Bild 4.6, daß die Modellgüte bei sinusförmigen Testsignalen nicht an die mit rechtecksprungförmigen Testsignalen erzielbare heranreicht.

**Bild 4.4:** Stellgröße (Ausschnitt)**Bild 4.5:** Auswertung mit Identifikationsdaten (Ausschnitt)

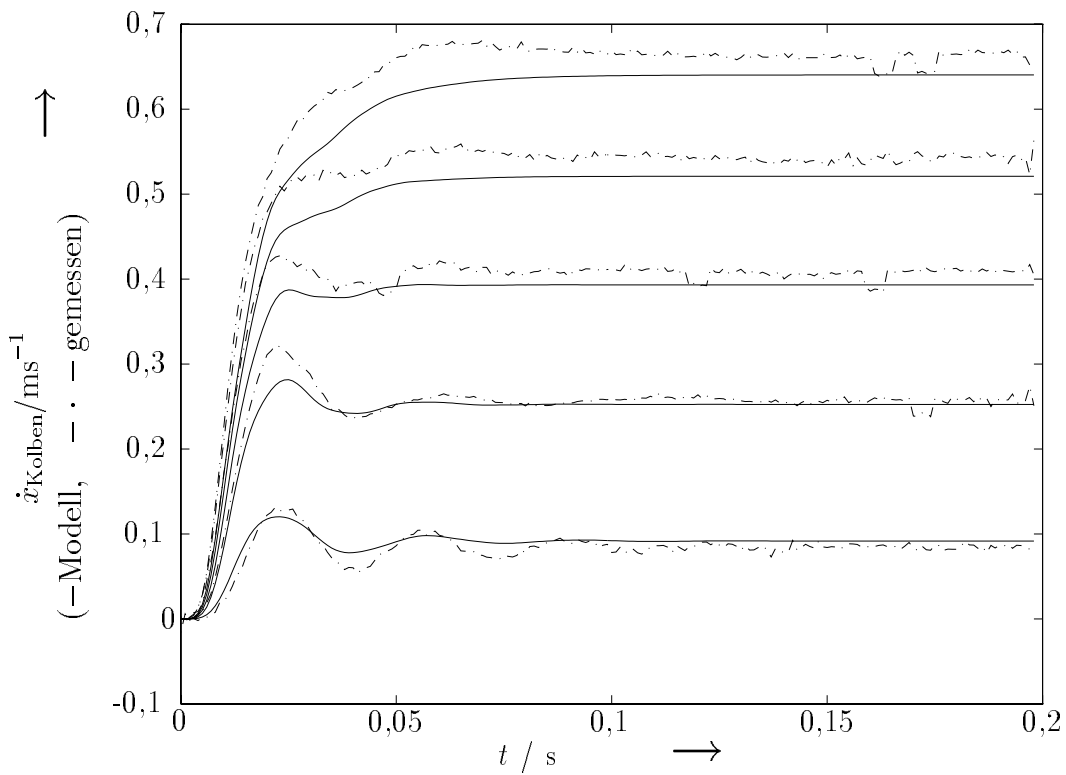


Bild 4.6: Validierung mit Sprungfunktionen

5 Zusammenfassung

Diese Notiz dokumentiert die Anwendung eines orthogonalen Least-Squares-Verfahrens zur zeitkontinuierlichen Identifikation parametrischer Systemmodelle am Beispiel eines elektrohydraulischen Servosystems. Als Identifikationsdaten werden am System aufgenommene Ein-/Ausgangsdaten verwendet. Die Identifikation liefert Modelle mit hoher Güte, wie die Validierungsergebnisse zeigen.

Es wurde an einem Beispiel gezeigt, daß mit harmonischen Eingangssignalen die erzielbare Modellgüte geringer ausfällt als mit Sprungfolgen, was die in Abschnitt 2 angestellten Überlegungen bestätigt.

Trotz der Zuverlässigkeit des verwendeten Algorithmus und insbesondere seiner Eigenschaft, Modellparameter bezüglich ihrer Signifikanz im Hinblick auf eine Modellfehlerreduktion zu bewerten, ist die möglichst genaue Vorgabe einer Modellstruktur notwendig, um gute Ergebnisse zu erzielen. Dem Vorteil, daß keine Startwerte für die Modellparameter benötigt werden, steht der Nachteil der geringeren Modellgüte im Vergleich mit dem Maximum-Likelihood-Verfahren gegenüber.

Da die Konvergenz des hier verwendeten orthogonalen Least-Squares-Schätzverfahrens nicht empfindlich gegenüber verrauschten Meßdaten ist, stellt dieses Verfahren ein gutes Werkzeug für die Identifikation dar. Diese Unempfindlichkeit der Konvergenz ist keineswegs selbstverständlich, zeigt doch z. B. Isermann (1992b), daß gewöhnliche Least-Squares-Schätzverfahren insbesondere bei großem Störsignal-Nutzsignal-Verhältnis für den Fall zeitkontinuierlicher Signale im Gegensatz zum zeitdiskreten Fall keine erwartungstreuen Parameterschätzwerte liefern.

Da an der Erweiterung des Identifikations-Programmpaketes für MIMO-Systeme sowie bezüglich des Bedarfs an Rechenzeit effizienteren Algorithmen gearbeitet wird, ist eine Anwendbarkeit auf eine größere Vielfalt von Modellstrukturen in Zukunft zu erwarten. Kritisch sind bei der Anwendung stets die Möglichkeiten und insbesondere die Grenzen der verwendeten Algorithmen zu betrachten, da für das komplexe Arbeitsfeld der Identifikation dynamischer Systeme ein Programmpaket stets nur einen begrenzten Bereich von Modellklassen abdecken kann.

6 Literaturverzeichnis

- Börgens, R.** 1995. *Identifikation nichtlinearer kontinuierlicher Systeme mit Hilfe von Zustandsvariablenfiltern*. Studienarbeit. Fachgebiet Meß-, Steuer- und Regelungstechnik. Fachbereich Maschinenbau. Universität Duisburg.
- Bronstein, I. N.** und **K. A. Semendjajew.** 1991. *Taschenbuch der Mathematik*. Stuttgart: Teubner.
- Isermann, R.** 1992a. *Identifikation dynamischer Systeme 1*. Berlin: Springer.
- Isermann, R.** 1992b. *Identifikation dynamischer Systeme 2*. Berlin: Springer.
- Jelali, M.** 1996. Continuous time identification of nonlinear models: a case study and some practical aspects. *International Symposium on the Mathematical Theory of Networks and Systems MTNS'96*. St. Louis, Missouri, USA. Angenommener Beitrag.
- Korenberg, M., S. A. Billings, Y. P. Liu** und **P. J. McIlroy.** 1988. Orthogonal parameter estimation algorithm for non-linear stochastic systems. *International Journal of Control* 48. 193–210.
- Mindel, K.** 1991. *Testsignale zur Identifikation dynamischer Systeme*. Forschungsbericht 10/91. Fachgebiet Meß-, Steuer- und Regelungstechnik. Fachbereich Maschinenbau. Universität Duisburg.
- Reuter, H.** 1995. *Zur Identifikation nichtlinearer Systeme mit wenig A-priori-Information*. Dissertation. Universität Duisburg. Fortschr.-Ber. VDI Reihe 8 Nr. 471. Düsseldorf: VDI-Verlag.
- Schlitt, H.** 1968. *Stochastische Vorgänge in linearen und nichtlinearen Regelkreisen*. Braunschweig: Vieweg.
- Schlitt, H.** und **F. Dittrich.** 1972. *Statistische Methoden der Regelungstechnik*. Mannheim: Bibliographisches Institut.
- Schwarz, H.** 1991. *Nichtlineare Regelungssysteme: Systemtheoretische Grundlagen*. München: Oldenbourg.
- Wernstedt, J.** 1989. *Experimentelle Prozeßanalyse*. Berlin: VEB Technik.
- Yin, X.** 1994. *Zur Identifikation zeitkontinuierlicher nichtlinearer Systeme*. Dissertation. Universität Duisburg. Fortschr.-Ber. VDI Reihe 8 Nr. 385. Düsseldorf: VDI-Verlag.