

Diplomarbeit:

Vergleich von Input-Design Strategien bei der Systemidentifikation linearer Systeme

Author: Xi Zhang

Betreuung: Prof. Dr. Luigi del Re

Dipl.-Ing. Markus Hirsch

Fertigstellung: April 2011

Kurzbeschreibung

Mathematische Modelle, welche das Verhalten von realen Systemen nachbilden, sind oft Voraussetzung um diese Systeme zu optimieren. Derartige Modelle können aus empirischen Daten identifiziert werden oder aus physikalischen Grundgesetzen abgeleitet werden.

Die Qualität eines Modells, welches mit Hilfe der Systemidentifikation erstellt wird, hängt großteils von den verwendeten Daten ab. Diese Diplomarbeit beschäftigt sich mit der Frage, wie eine Eingangsfolge gestaltet sein soll, damit die resultierenden Daten geeignet sind zur Modellidentifikation. Bei der Optimierung einer Eingangsfolge, zum Erhalt eines passenden Input-Designs, benötigt man eine Kostenfunktion sowie Nebenbedingungen. Leistungsbeschränkungen oder Amplitudenbeschränkungen sind gängige Nebenbedingungen. In dieser Arbeit werden drei verschiedene Input-Design Ansätze verglichen. Das erste ist ein Multi-Sinus-Signal, welches sich aus der Optimierung des Inputspektrums des Eingangs ergibt. Als zweites wird gefiltertes weißes Rauschen verwendet, wobei hier der Filter optimiert wird. Die dritte vorgestellte Möglichkeit ist die Optimierung von Binären Signalen durch Anpassung von Parameter einer Markov Kette. Die Input Signale werden an zwei Beispielen getestet und verglichen.

Aus dem Vergleich sieht man, dass ein Multi-Sinus-Signal zu bevorzugen ist, wenn es nur Leistungsbeschränkung gibt. Eine Identifikation mittels Multi-Sinus-Signal kann mit wenigen Messdaten ein gutes Ergebnis liefern auch wenn das Störmodell unbekannt ist. Die Effektivität eines Eingangssignals, welches durch gefiltertes weißes Rauschen generiert wird, hängt stark von der angenommen Filterordnung ab. Ein binäres Signal ist für Systeme mit Amplitudenbeschränkung geeignet.

Kostenfunktion:

Determinante der inversen Informationsmatrix (D-optimal)

$$J = -\det\lg(M^{-1})$$

Input-Design mit Nebenbedingung

•Im Frequenzbereich

$$\min J(\overline{M}(\theta, \Phi_u(\omega))) = \min(-\lg \det \overline{M})$$
s.t.
$$\frac{1}{2\pi} \int_{-\pi}^{\pi} \Phi_u(\omega) d\omega \le 1$$

•Im Zeitbereich

$$\min J(\overline{M}(\theta, u_k)) = \min(-\lg \det \overline{M})$$
s.t. $-1 \le u_k \le 1$

 θ : Parametervektor eines dynamischen Systems $\Phi_u(\omega)$: Input-Spektrum u_k . Amplitude der Eingangssignals

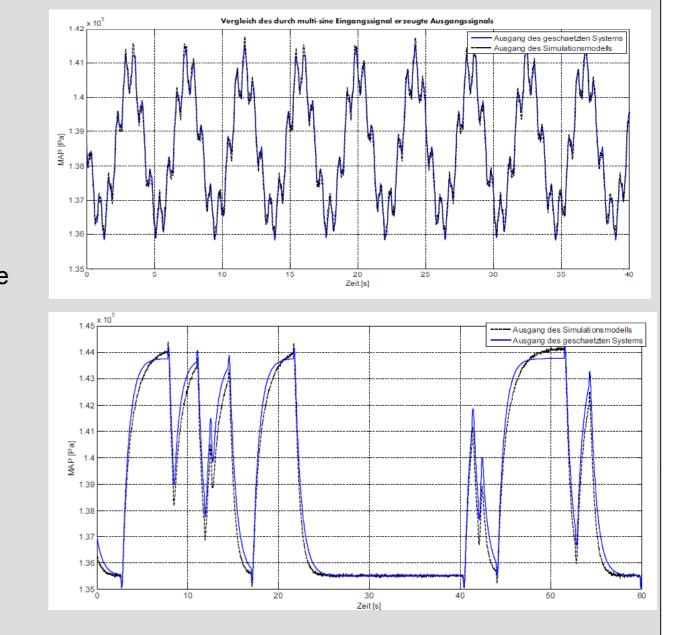
Drei Input-Design Strategien

- 1. Bestimmung des optimierten Input-Spektrums durch Iteration
 - → Multi-Sinus-Signal
- 2. Bestimmung des optimierten Input-Spektrums durch Filtern von weißem Rauschen
 - → gefiltertes weißes Rauschen
- 3. Input-Design auf Basis von Markov-Ketten
 - → binäres Signal

Ergebnisse – Anwendung am Luftpfad eine Verbrennungsmotors

- 1. Bestimmung eines linearisierten Luftpfadmodells:
 - > ARX-Modell
 - ➤ Die Abtastzeit des Systems ist T_a=0.02s.
 - Die Anregung erzeugt durch einen Puls Generator Rechteckimpulse.
 - Das Streckenmodell kann durch ein lineares System 3.ter Ordnung dargestellt werden.
- 2. Input-Design
 - OE-Modell
 - > Informationsmatrix ist $\overline{M} \in R^{6*6}$, weil das System 6 Unbekannten hat.
 - Die Kostenfunktion wird durch die Input-Design Strategien unter der normierte Leistungsbeschränkung minimiert.
 - ▶ Drei optimale Input Signale werden erzeugt:
 1 Multi Signale: y = 4(cos 0.03/T *t) + cos 0.2/T *
 - 1. Multi-Sinus-Signals: $u_{sin} = A(\cos(0.03/T_a * t) + \cos(0.2/T_a * t) + \cos(0.7/T_a * t))$ 2. Gefiltertes weißes Rauschen: FIR 5 ter Ordnung
 - Gefiltertes weißes Rauschen: FIR 5.ter Ordnung
 Binäres Signales: mit Hilfe einer Markov-Kette 3.ter Ordnung
- 3. Qualität der Identifikation Mit FIT-Wert bewertet wird

	Multi-Sinus-Signal	Binäres Signal	FIR Filter
Identifikation (Simulation)	0.9283	0.8851	0.8620
Validation (weißes Rauschen)	0.8725	0.8626	0.8519
Identifikation (realer Luftpfad)	0.80	0.78	0.64
Validation (Multi-Sinus-Signal)	0.72	0.70	0.65



Schlussfolgerungen

- **1.Voraussetzung von Input-Designs:** Ein Modell des gesuchten Systems muss vorhanden sein, damit die Berechnung der Informationsmatrix möglich ist.
- 2. Wahl des Systemmodells: Die Systemdarstellung kann man durch Identifikation erhalten, wenn ein Simulationsmodell vorhanden ist. Es wird angenommen, dass das Simulationsmodell ein ARX-Modell ist. Beim Input-Design muss man entscheiden, ob ein ARX-Modell das reale System repräsentieren kann. Wenn nicht, sollte man eine andere Modellstruktur verwenden (z.B. OE).
- 3. Wahl des Eingangssignals: Wenn man ein strenges amplitudenbeschränktes Signal verwenden will, kann man ein binäres Signal mit Hilfe einer Markov Kette bestimmen. Wenn man ein leistungsbeschänktes Signal verwenden will, ist ein Multi-Sinus Signal geeignet. Gefiltertes weißes Rauschen kann man als Näherung dieses Signals ansehen.
- 4. Wahl der Eingangsleistung: Bei der Berechnung der Informationsmatrix wird angenommen, dass die Leistung des Eingangssignals normiert ist. Durch eine Anpassung der Amplitude des Eingangsignals in der Realität kann die Amplitude durch Skalieren einer Zahl vergrößert oder verkleinert werden. Eine derartige Änderung skaliert nur die Informationsmatrix.
- 5. Wichtigkeit von Input-Designs: Ein Input-Design kostet Zeit, aber es ist sinnvoll. Mit einem optimalen Input Signal kann die Zeit der Messung stark reduziert werden.

Wahl des Input-Signals

	Identifikation eines linearen Systems				
	bekannte Varianz der Störung		unbekannte Varianz der Störung		
Nebenbedingung	N < 10 * p	$N \ge 10 * p$	N < 10 * p	$N \ge 10 * p$	
Leistungsbeschränkung	Multi-Sinus	Multi-Sinus oder	binäres Signal	Multi-Sinus	
		binäres Signal			
Amplitudenbeschränkung	binäres Signal	binäres Signal	binäres Signal	binäres Signal	

Ausblick

- Das Input-Desgin auch für geschlossene Kreise anwenden: Dazu sind weitere Überlegungen notwendig.
- Ausweiterung auf multi-input-multi-output (MIMO) Systeme
- Erweiterung der Filter beim Input Design mit gefiltertem weißem Rauschen: Indem man Filter mit autoregressiven Teilen zur Optimierung verwendet kann man die Anzahl der zu optimierenden Parameter minimieren. Durch den autoregressiven Anteil wird diese Optimierung jedoch komplexer.