



LUND UNIVERSITY

Parametrisk identifiering av robotdynamik

Nilsson, Klas; Andersson, Mats

1988

Document Version:
Förlagets slutgiltiga version

[Link to publication](#)

Citation for published version (APA):
Nilsson, K., & Andersson, M. (1988). *Parametrisk identifiering av robotdynamik*. (Technical Reports TFRT-7410). Department of Automatic Control, Lund Institute of Technology (LTH).

Total number of authors:
2

General rights

Unless other specific re-use rights are stated the following general rights apply:

Copyright and moral rights for the publications made accessible in the public portal are retained by the authors and/or other copyright owners and it is a condition of accessing publications that users recognise and abide by the legal requirements associated with these rights.

- Users may download and print one copy of any publication from the public portal for the purpose of private study or research.
- You may not further distribute the material or use it for any profit-making activity or commercial gain
- You may freely distribute the URL identifying the publication in the public portal

Read more about Creative commons licenses: <https://creativecommons.org/licenses/>

Take down policy

If you believe that this document breaches copyright please contact us providing details, and we will remove access to the work immediately and investigate your claim.

LUND UNIVERSITY

PO Box 117
221 00 Lund
+46 46-222 00 00

CODEN: LUTFD2/(TFRT-7410)/1-15/(1988)

Parametrisk Identifiering av Robotdynamik

Klas Nilsson
Mats Andersson

Department of Automatic Control
Lund Institute of Technology
December 1988

TILLHÖR REFERENSBIBLIOTEKET

UTLÅNAS EJ

Department of Automatic Control Lund Institute of Technology P.O. Box 118 S-221 00 Lund Sweden		<i>Document name</i> INTERNAL REPORT	
		<i>Date of issue</i> December 1988	
		<i>Document Number</i> CODEN: LUTFD2/(TFRT-7410)/1-15/(1988)	
<i>Author(s)</i> Klas Nilsson Mats Andersson		<i>Supervisor</i> Rolf Johansson	
		<i>Sponsoring organisation</i>	
<i>Title and subtitle</i> Swe: Parametrisk Identifiering av Robotdynamik Eng: Parametric Identification of Robot Dynamics			
<i>Abstract</i> Identification of the flexible body dynamics of a robot axis has been studied. The problem of identifying the main (low frequencies) resonances in presens of high frequency unmodeled non-linear dynamics is then encountered. The work has been carried out using Matlab's Identification Toolbox, applied on two different axes on an ASEA industrial robot IRB-3000. As a first step, spectral analysis is carried out, which gives a good non-parametric model of the system. Parametric identification in time domain is then studied, using ARX, ARMAX and Output-Error models. For axes with multiple resonances, an unwanted high degree of the model is required to get convergence to the resonances (a very accurate model of the dynamics that should be unmodeled is however achieved). The OE-method has shown the best performance, giving a model with lower order (sufficient low for a system with a single resonance) then the other two methods. It is shown how filtering and decimation of the measurement data improves identification of the resonances, but normally the order of the model is still to high for control synthesis. Model reduction is then done by balanced realization, and a new method keeping the poles and zeroes for the resonances unchanged. Some considerations for possible future work are given.			
<i>Key words</i> System Identification Robotics Resonances			
<i>Classification system and/or index terms (if any)</i>			
<i>Supplementary bibliographical information</i>			
<i>ISSN and key title</i>		<i>ISBN</i>	
<i>Language</i> Swedish	<i>Number of pages</i> 15	<i>Recipient's notes</i>	
<i>Security classification</i>			

The report may be ordered from the Department of Automatic Control or borrowed through the University Library 2, Box 1010, S-221 03 Lund, Sweden, Telex: 33248 lubbis lund.

1. Introduktion

Systemidentifiering inom robotområdet kan delas in i:

1. Identifiering av **kinematisk modell**.
Detta innebär identifiering av den verkliga kinematiska modellen, som inte kommer att stämma med den nominella pga toleranser i tillverkningen. Identifiering i detta sammanhang kan i värsta fall innebära explicit uppmätning.
2. Identifiering av **stelkroppsdynamisk modell**.
Detta innebär identifiering av parametrarna i det multivariabla olinjära system som robotens axlar utgör om dessa betraktas som stela kroppar. Det är denna struktur som förekommer i flertalet adaptiva robotregulatorer.
3. Identifiering av **elastodynamisk modell**.
Speciellt vid reglering av de enkilda robotaxlarna räcker inte den stela robotmodellen till för att beskriva dynamiken på ett tillfredställande sätt. I dynamiken ingår vekheter, resonanser, etc.

Det är punkt 3 som fortsättningsvis kommer att behandlas. Tidigare erfarenheter [1] visar att det är svårt att med parametriska metoder få fram en modell med rimligt ordningstal med giltighet även för lägre frekvenser. Spektralmetoder har visat sig fungera bra. Parametrisk identifiering i frekvensplanet skulle därför kunna vara ett alternativ, men pga önskade framtida utvecklingsmöjligheter, som tex identifiering av delvis känd dynamik on-line, är det önskvärt att få identifiering i tidsplanet att fungera.

Detta projekt har ingått som en del i kursen processidentifiering vid LTH. Pga projektets ringa omfattning har problemet begränsats till parametrisk identifiering av axel 1 och 3 på en ASEA IRB-3000 industrirobot. Som hjälpmedel har Matlab med System Identification Toolbox använts.

2. S,M,I,X,P

SMIXP står för de faktorer som är av avgörande betydelse vid all identifiering, nämligen: System, Modell, Identifieringsmetod, eXperimentvillkor samt syfte (Purpose) med identifieringen. I detta fall gäller följande.

System

Eftersom det rör sig om två olika robotaxlar, så finns två sanna system. Båda kan karakteriseras av följande.

Från fysikaliska insikter vet man att då frekvensen närmar sig noll, kommer systemet att gå mot en konstant förstärkning pga den viskösa friktionen i systemet. Utan friktion kommer en steldynamisk modell (som ju är ett specialfall av den elastiska) att bestå av en integrator (moment till hastighet). Ur detta kan slutsatsen dras att i det diskreta komplexa talplanet kommer att finnas en reell pol strax under $+1$.

I systemet ingår också ett antal masströgheter och fjäderelement, vilka ger upphov till mekaniska resonanser. Tidigare erfarenheter visar att de mest markanta resonanserna ligger vid lägre frekvenser (dvs inom en önskad bandbredd hos servot på tex 50 Hz). Varje resonans ger upphov till komplexkonjugerade poler, föregångna av komplexkonjugerade nollställen (eftersom utsignalen kommer från drivsidan).

3. OE ger en instrumentvariabelmetod vars skillnad jämfört med ML ligger i beräkningen av prediktionsfelen. I OE används den skattade utsignalen och den uppmätta utsignalen påverkar endast indirekt via parametrarna. En större robusthet mot de sk olinjära effekterna kan därför väntas.

eXperiment

Experimenten har utförts på i princip samma sätt som i [1], men utan I-del i regulatorn. Detta innebär att det finns en enkel återkoppling med ett kompenseringsfilter. Referensen till (hastighets)regulatorn gavs ett konstant värde så att den statiska friktionen var fullt utbildad åt ett håll hela tiden. En ytterligare excitering adderades i återkopplingen. Exciteringen var en logaritmiskt svept sinus med konstant amplitud, tillräcklig för att inte regulatorns invers skall identifieras. Frekvensområde 2-200 Hz.

Regulator och mät dator samplade synkroniserat med 496 Hz. Processens insignal (vridmoment) var styckvis konstant, och som utsignal användes tachometersignalen. Av mättekniska skäl uppkommer en fördröjning av insignalen. Detta har kompenserats för genom att förskjuta signalerna ett helt antal sampel i förhållande till varandra. En viss tidsfördröjning finns därefter i processen*, men detta kommer inte att märkas i det lägre frekvensområde vi är intresserade av.

Dataserierna har skalats om till SI-enheter, och offset (statiska friktionens inverkan) har tagits bort. I figur 1 och 2 har sedan data plottats.

Syfte

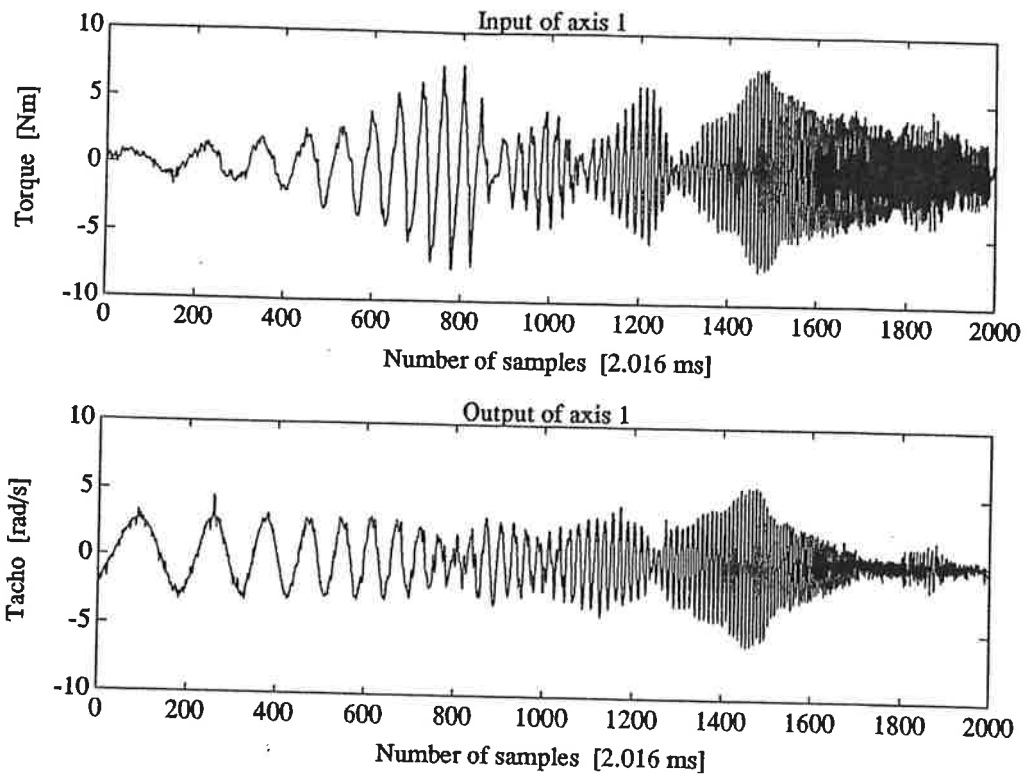
Den parametriska modellen skall användas för regulatordesign. Eventuellt kan vissa justeringar av högfrekvensegenskaperna komma att göras i efterhand.

3. Spektralanalys

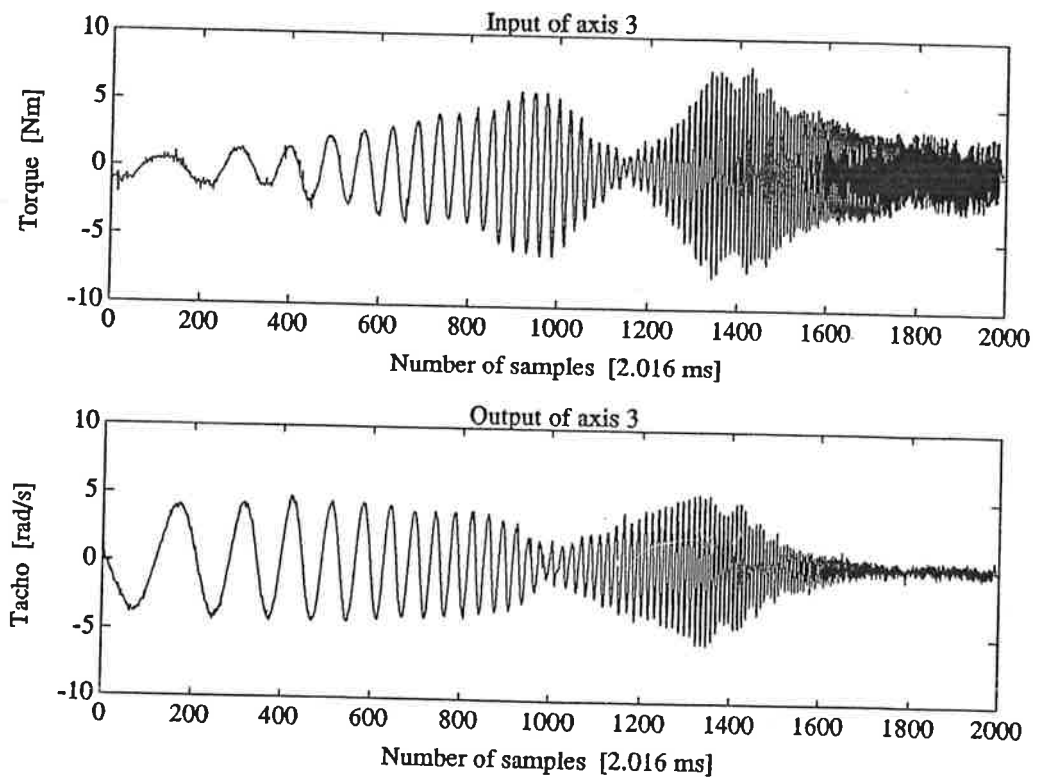
Tidigare erfarenheter har visat att spektralanalys (korsspektrum genom autospektrum) ger en bra (ickeparametrisk) modell av dynamiken, framförallt i det mellanfrekventa området där resonanserna finns. Resultatet från spektralanalysen enligt figur 3 och 4 kan därför användas som "facit".

En attraktiv parametrisk identifieringsmetod vore att ur resultatet från spektralanalysen anpassa en parametrisk modell med tex minstakvadratmetoden. Detta skulle vara LS i frekvensplanet, istället för som nu i tidsplanet. Detta har inte vidare studerats av två orsaker: Dels för att begränsa arbetets omfattning, och dels för att tillåta en fortsatt utveckling mot on-line identifiering (då spektralanalysen inte passar så bra) av eventuellt delvis känd dynamik.

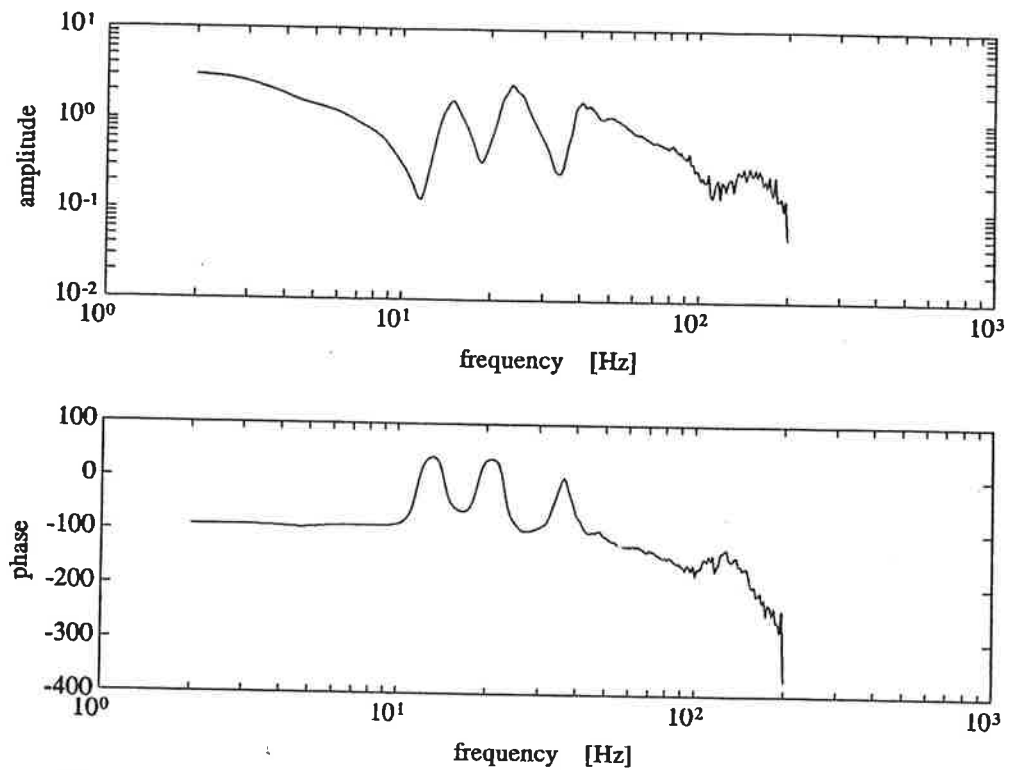
* Fullständig kompensering av tidsfördröjningen, genom att även förskjuta (interpolera) den sista delen av ett sampel, fungerar ej bra. Linjär interpolering av data är en olinjär operation som påverkar överföringsfunktionen vid höga frekvenser. Eventuell fullständig kompensering av tidsfördröjningen, bör därför göras genom justering av de identifierade tidsdiskreta nollställena, alternativt inkludering av ett approximativt tidsfördröjande filter i modellen.



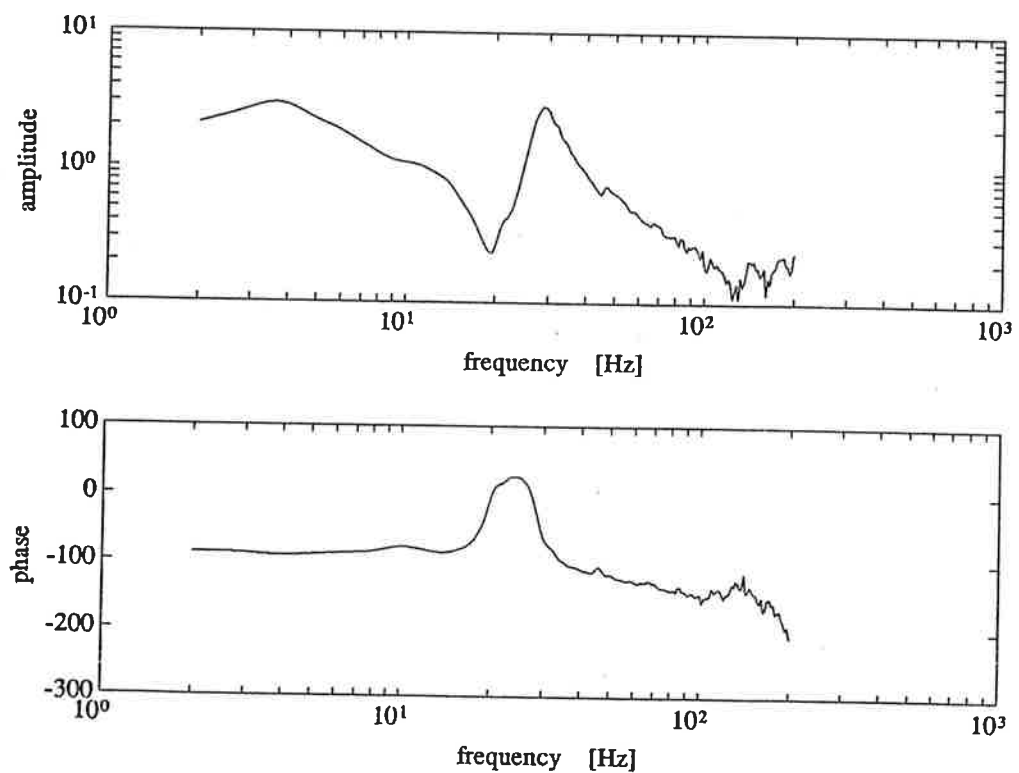
Figur 1. Mätdata från svängrörelsen. Sinusexciteringen är logaritmiskt svept. Det vana ögat kan därför redan här få en bild av Bodediagrammet.



Figur 2. Mätdata från överarmen. Notera tex att mitt i mätdata, dvs vid 20 Hz (mitt i 2-200 Hz), är insignalen stor och utsignalen liten. 20 Hz dämpas således kraftigt, se figur 4.



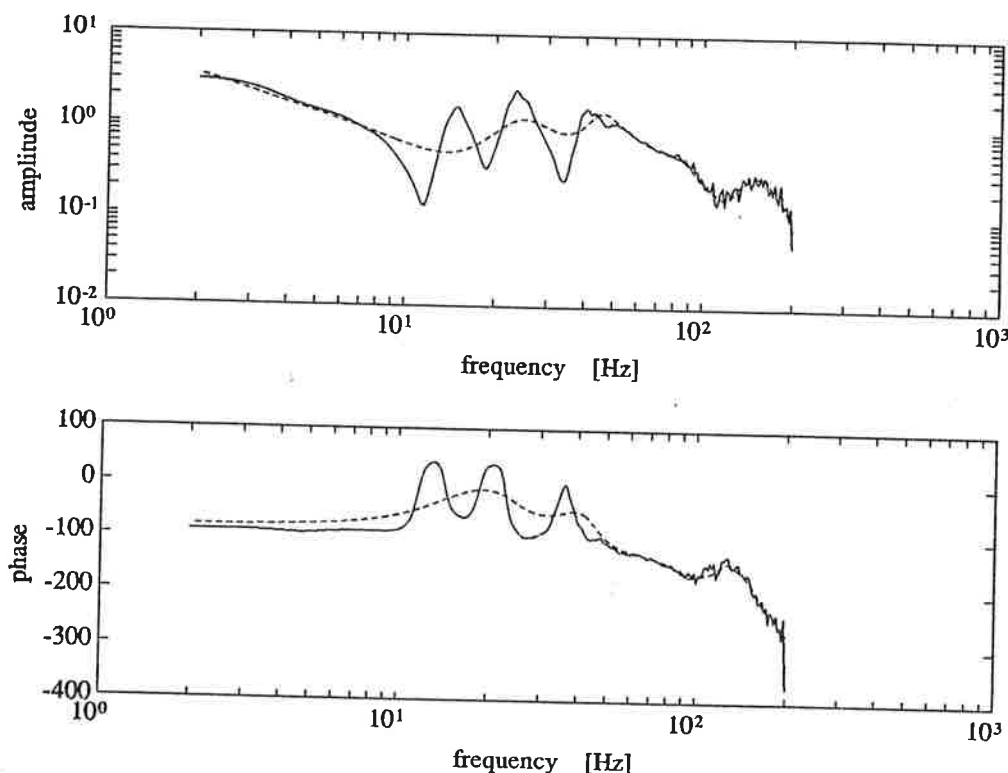
Figur 3. Spektralanalys av axel 1. Tre tydliga resonanser (komplexkonjugerade poler) föregångna av tre antiresonanser (komplexkonjugerade nollställen) syns.



Figur 4. Spektralanalys av axel 3. En resonans vid 30 Hz finns. Liksom i figur 3 är lågfrekvensasymptoten otillförlitlig pga bristande excitering.

4. Parametrisk identifiering

Utifrån tidigare definitioner av vad som skall tas med i vår modell ser det vana ögat genast ur resultatet från spektralanalysen att för axel 3 bör en tredje ordningens modell räcka, medan för axel 1 en sjunde ordningens behövs. Därtill kommer för varje axel eventuellt en (el kanske två) poler för att approximera högfrekvenssegenskaperna. Observera att detta är en bedömning av ordningstalet utifrån syfte och fysikalisk tolkning av låg och mellanfrekvenssegenskaperna, och säger inte att detta ordningstal är tillräckligt för att identifieringsmetoden skall konvergera mot för oss intressant dynamik.



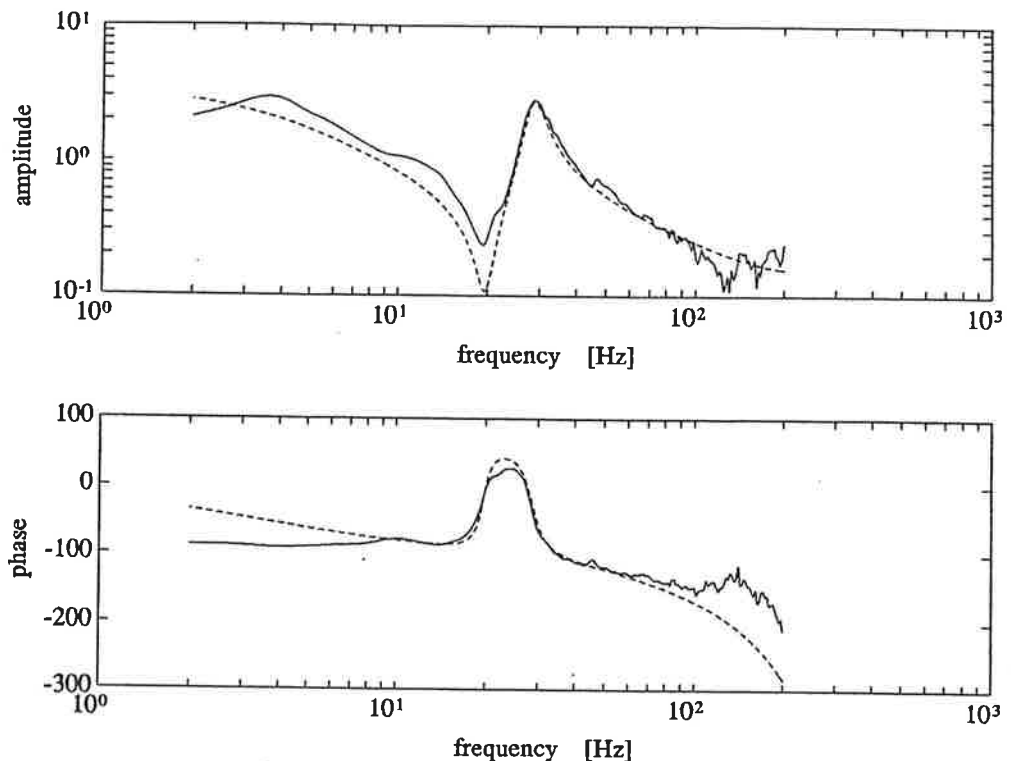
Figur 5. Resultat av LS med modell av ordning 15 för axel 1. Heldragen kurva från spektralanalysen.

Som exempel visas resultatet från LS-metoden för axel 1 i figur 5. Vi ser att för axel 1 med tre resonanser konvergerar vi mot högfrekvensdynamiken och de intressanta resonanserna beskrivs knappt alls av den parametriska modellen. För att få konvergens mot resonanserna krävdes en 23:e ordningens modell med OE-metoden. ML krävde något högre gradtal, och LS lyckades först vid ordning 36! Med OE-metoden* för axel 3 räckte det att öka ordningstalet med ett för att fånga dynamiken, se figur 6 (ordningstal 3 räckte inte). Med ML och LS krävdes dock ordning 11 resp 15. Vi har nu följande:

RESULTAT 1

För system med multipla resonanser (vid låga frekvenser) behövs ett önskat högt gradtal för att få med resonanserna i den parametriska modellen. □

* OE enligt senaste version (3.27a) av Matlab's "Identification Toolbox" har dock sämre konvergenssegenskaper än den tidigare versionen, som därför använts.



Figur 6. OE-metoden av ordning 4 för axel 3. Heldragen kurva från spektralanalysen.

RESULTAT 2

Om systemet innehåller olinjära effekter vid höga frekvenser, så fångar OE-metoden bättre upp den intressanta lågfrekvensdynamiken, än vad ML och LS gör. □

Resultat 1 kan man lätt förstå, om man plottar spektrum el bodediagram med linjär frekvensskala. Då ser man bättre att resonanserna ligger inom ett litet område vid de lägsta frekvenserna. Eftersom identifiering i tidsplanet inte kan innehålla någon logaritmering av frekvensskalan, så kommer frekvenserna upp till Nyquist frekvensen att väga tyngre.

Resultat 2 infriar våra förhoppningar på OE-metoden (se stycket om identifieringsalgoritmer).

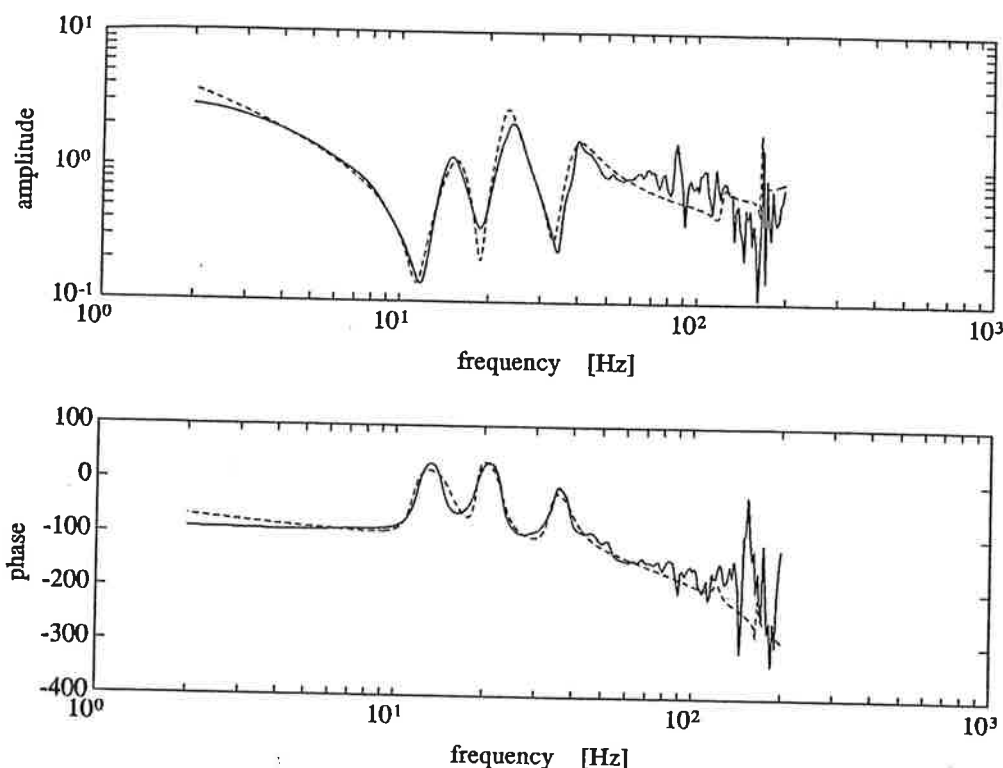
Fortsättningsvis skall olika metoder studeras för hur multipla resonanser kan identifieras med rimliga gradtal. Speciellt önskvärt är detta för LS, eftersom denna lämpar sig bäst för rekursiv implementering (on-line).

5. Förfiltrering och decimering av data

Avkortning

Det är den högfrekventa dynamiken som ger problem vid identifieringen. Eftersom exciteringen är en svept sinussignal så exciteras olika frekvenser vid olika tid. En naturlig utväg är då att klippa bort den del av data som innehåller excitering av de höga frekvenserna, dvs slutet av mätserien. Om systemet är linjärt kommer detta att lösa problemen.

Denna lösning tillämpad på axell med OE gav en modell av resonanserna redan vid ordning 14, att jämföra med 23 då hela mätserien användes. Den



Figur 7. OE av ordning 14, heldragen linje från spektralanalys. Avkortad mätserie har använts, dvs endast excitering upp till c:a 50 Hz.

"önskade" dynamiken är således olinjär. (Vissa delar som tex högre ordningens böjmoder kan beskrivas med linjära samband, men totalt sett är dynamiken olinjär.) Excitering över c:a 50 Hz togs bort, men i figur 7 ser vi att fortfarande försöker algoritmen anpassa modellen även för höga frekvenser, om än med dålig framgång. Fortfarande finns ett antal poler och nollställen utan fysikalisk tolkning, men nödvändiga för att de övriga skall konvergera mot resonanserna.

RESULTAT 3

Endast de frekvenser för vilka vi vill att modellen skall konvergera skall exciteras. Excitering med svept sinus har den stora fördelen att frekvensinnehållet kan förändras utan att göra nya mätningar. □

Konvergenssegenskaperna påverkas av hur signalenergin är fördelad över frekvensområdet. Uppsamling av mätdata är mödosamt och skall helst bara behöva utföras en gång. Att ställa större krav på experimentvillkoren (nytt experiment utifrån spektralanalys av det första) för att därigenom underlätta för identifieringsalgoritmen är därför ingen bra lösning.

Förfiltrering

Nästa steg är att dessutom filtrera mätdata. Genom att använda samma filter för in- och ut-signalen påverkas inte överföringsfunktionen, men väl energifördelningen över olika frekvenser. Typen av filter har visat sig spela mindre roll, däremot har ordningen mera betydelse.

För axel 1 har ett fjärde ordningens Chebyshev-filter provats. Brytfrekvensen valdes till 30 Hz för att högfrekvensområdet (strax efter tredje resonansen och uppåt) skall dämpas minst en faktor tio. Den förkortade mätserien användes, och samtliga tre identifieringsmetoder testades.

För axel 3 användes ett sjätte ordningens butterworth-filter. Brytfrekvensen sattes till 40 Hz, det vill säga strax över resonansfrekvensen på 30 Hz. Endast LS provades på denna enklare axel.

Resultatet av förfiltrering är mycket lovande. Sammanfattningsvis:

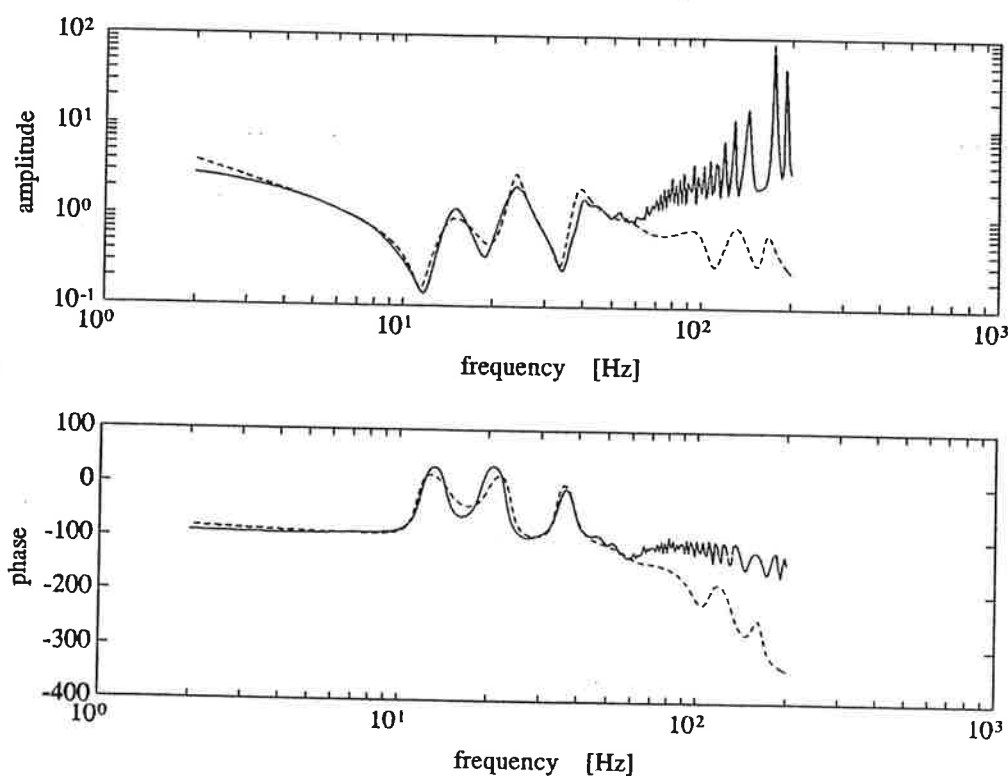
RESULTAT 4

Signalenergin över olika frekvenser kan påverkas genom filtrering. Samma filtrering av in- och ut-signalen påverkar i princip inte överföringsfunktionen, men konvergensen vid parametrisk identifiering påverkas så att man får större tendens till konvergens inom områden som inte filtrerats (dvs inte dämpats).

□

Förfiltrering för axel 3 och därefter decimering en faktor två (decimering diskuteras i nästa avsnitt), erhöll man konvergens med minstakvadratmetoden (LS) för en ARX-modell av ordning 9, jämfört med ordning 15 tidigare.

För axel 1 konvergerar LS med en 15:e ordningens modell, se figur 8, och ML och OE båda för ordning 11. För OE, som tidigare haft bäst konvergensenskaper, kan detta jämföras med tidigare nödvändiga ordningstal på 17 för den förkortade mätserien, och 23 för den ursprungliga. För LS kan ordning 15 jämföras med ordning 36 då ursprungliga data användes. Jämför också den modell som då erhöles med ordning 15, se figur 5, och den nuvarande, se figur 8.



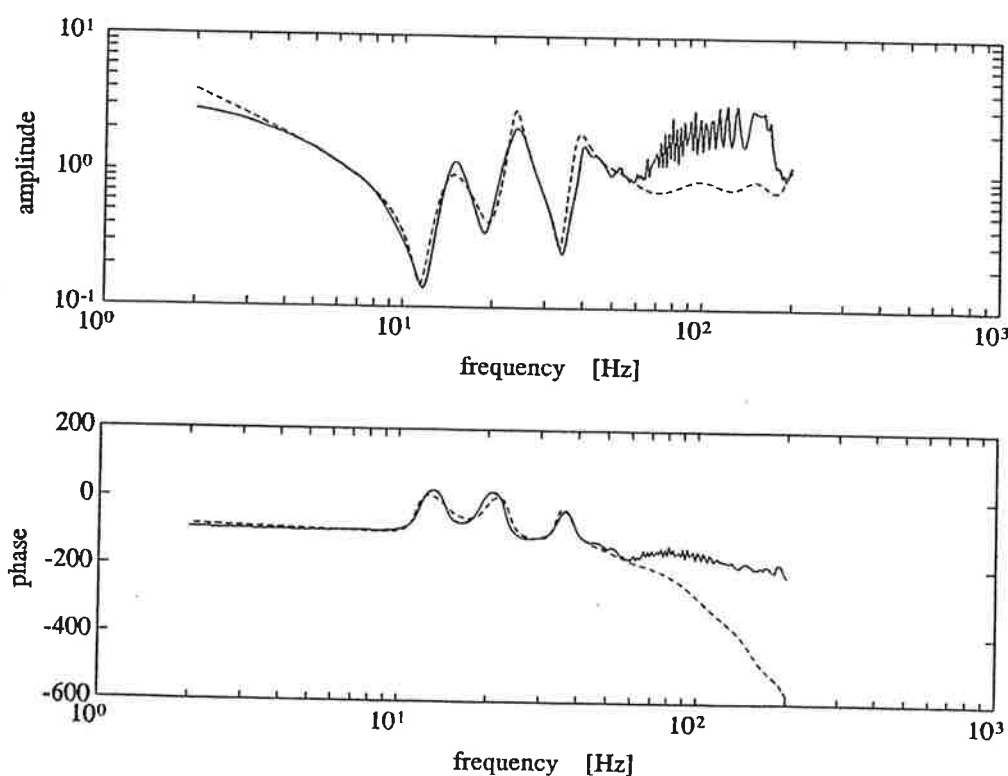
Figur 8. LS av ordning 15 med avkortade och filtrerade mätdata för axel 1. Heldragen kurva visar resultatet från spektralanalys.

Decimering

Det frekvensområde som identifieringen arbetar inom begränsas uppåt av Nyquistfrekvensen, i detta fall 248 Hz. Hittills har det i Bodediagrammen visats frekvenser upp till 200 Hz, dvs nästan till Nyquistfrekvensen. En naturlig förbättring är då att reducera samplingsfrekvensen. Eftersom detta av praktiska skäl inte låter sig göras på det verkliga systemet, så måste vi kasta bort tex vartannat sampel ur mätdata. Man kan tänka sig att endast spara vart tredje (osv) sampel (vilket också provats), men helt enligt tumregeln att samplingsfrekvensen bör vara minst c:a 3 ggr högsta (intressanta) resonansfrekvensen, så visar det sig att ingen ytterligare decimering kan göras i detta fall.

Decimering med en faktor två innebär att Nyquist-frekvensen sänks till 124 Hz vilket innebär att det intressanta frekvensområdet kommer att uppta en relativt större del av det totala frekvensområdet.

Genom att endast använda vartannat sampel begås ett "grovt brott"; insignalen är inte konstant mellan samplingarna! För att kompensera för detta fördröjes utsignalen ett sampel innan decimering sker. Denna metod motiveras med följande resonemang: Det tidsdiskreta systemet innehåller en tidsfördröjning på ett sampel, vilket beror på att styrsignalen påverkar utsignalen först i nästa sampling. Efter decimering kommer detta inte längre att gälla, eftersom insignalens värde ett halvt (nytt) sampel fram kommer att påverka utsignalen vid nästa sampel (tänk tex på fallet ramp in). Genom att då fördröja utdata kommer kausaliteten fortfarande att vara uppfylld (med tidsfördröjning 1 i modellen som är mest praktiskt).



Figur 9. LS-identifierad modell av ordning 11 från avkortade, filtrerade och decimerade data. Heldragen kurva från spektralanalys.

Denna typ av decimering visade sig ha lika stor betydelse som den sk avkortningen enl ovan (som egentligen också är en typ av decimering). Till-

sammans med tidigare metoder erhöles nu en konvergens enligt figur 9 med LS redan vid ordning 11 på modellen för axel 1, att jämföra med ordning 36 från början och ordning 15 med tidigare metoder.

RESULTAT 5

Genom att endast ta med vartannat sampel vid identifieringen kommer större vikt att läggas på lägre frekvenser. Först bör dock utsignalen fördröjas ett steg för att kausaliteten skall vara uppfyllt. □

6. Modellreduktion

I de föregående kapitlen har det visat sig att identifieringarna ger modeller av önskat hög ordning. Då resultatet av identifieringen ska användas för regulatordesign, är detta inte acceptabelt. Ett sätt att avhjälpa detta problem är att reducera ordningen på de framidentifierade modellerna. Det finns flera olika metoder för att reducera modeller. Idén är att ersätta en modell av hög ordning med en av lägre ordning som har en överföringsfunktion som enligt något kriterium är så lik som möjligt.

Balanserad realisering

Ett sätt att reducera ordningen hos en modell är genom så kallad balanserad realisering. Genom en tillståndstransformation för man över systemet till en form där styrbarhets- och observerbarhetsgrammianerna är diagonala och lika. Man kan sedan lätt välja ut och reducera ett valfritt antal tillstånd som är svagt styr- och observerbara.

Modellreduktion med denna metod har provats för de modeller av ordning 15 och 11, respektive 9 som erhöles vid minstakvadrat-identifiering av axel 1, respektive 3. Ett försök att reducera modellen för axel 3 till 6:e ordningen resulterade i en modell som inte stämmer riktigt bra i det intressanta frekvensområdet. För axel 1 reducerades modellen till ordning 7, 8 samt 9, vilket är lämpliga ordningstal för en senare syntes. Den 15:e ordningens modellen kunde inte reduceras på grund av numeriska problem i balreal-rutinen, därför finns endast resultat från den 11:e ordningens modellen. Denna identifierades med en långsammare samplingsfrekvens (decimerade data), modellen transformerades därför till den snabbare samplingen efter reducering (före reducering gav också numeriska problem). Resultatet enligt figur 11b och 11c blev att 8:e ordningen blev riktigt bra, 9:e sämre, och vid reduktion till 7:e ordningen försvann en resonans.

RESULTAT 6

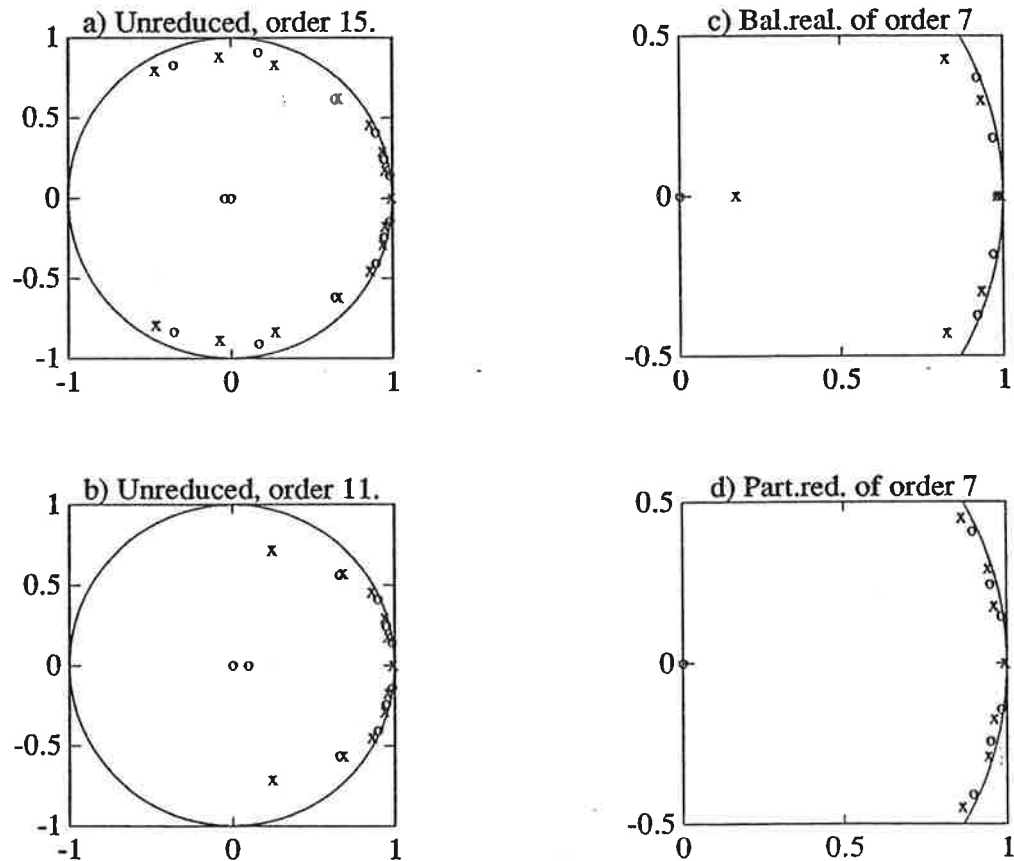
Modellreduktion genom tex balanserad realisering försöker bibehålla insignal-utsignal sambandet så långt möjligt med ett lägre ordningstal. De poler och nollställen som från början beskriver resonanserna på ett fysikaliskt riktigt sätt, kommer då att påverkas vid modellreduktionen. Vissa svårigheter kan finnas att få ner ordningstalet tillräckligt, men i stort fungerar metoden bra. □

Partiell reduktion

Balanserad realisering är troligen den bästa reduktionsmetoden för flertalet regler- och servosystem, kanske även robotservon. Men i robotfallet kan man också ha ett annat synsätt.

Tidigare erfarenheter har visat att de intressanta resonanserna beskrivs mycket väl av motsvarande poler och nollställen i modellen med högt ordningstal. Det är alltså möjligt att med kännedom om systemets struktur finna en tillståndsrepresentation där tillstånden har en direkt fysikalisk innebörd (tex utböjning av armdelar). En sådan modell kan verifieras genom att även mäta från accelerometrar och trådtöjningsgivare på robotarmen, men viktigare är: Robothandens (verktygets) läge och hastighet kommer explicit att representeras med tillstånd i modellen. Detta öppnar då möjligheter att (vilket man egentligen vill) reglera handen och inte bara motorerna.

Ur ovanstående resonemang följer att en alternativ reduktionsmetod, som inte flyttar på de poler och nollställen som beskriver de intressanta resonanserna väl, önskas. En alternativ metod skulle då vara att behålla dessa poler och nollställen, och helt enkelt stryka de övriga. Detta motsvaras av att utifrån fysikaliska insikter ringa in ett område i z -planet. De poler och nollställen som hamnar inom detta område behålles, övriga strykes! För robotaxlar kan ett lämpligt område vara det inre av enhetscirkeln där realdelen är större än 0.8. I pol- nollställesdiagrammet enligt figur 10 ser man att just sju poler och sex nollställen finns inom det aktuella området.

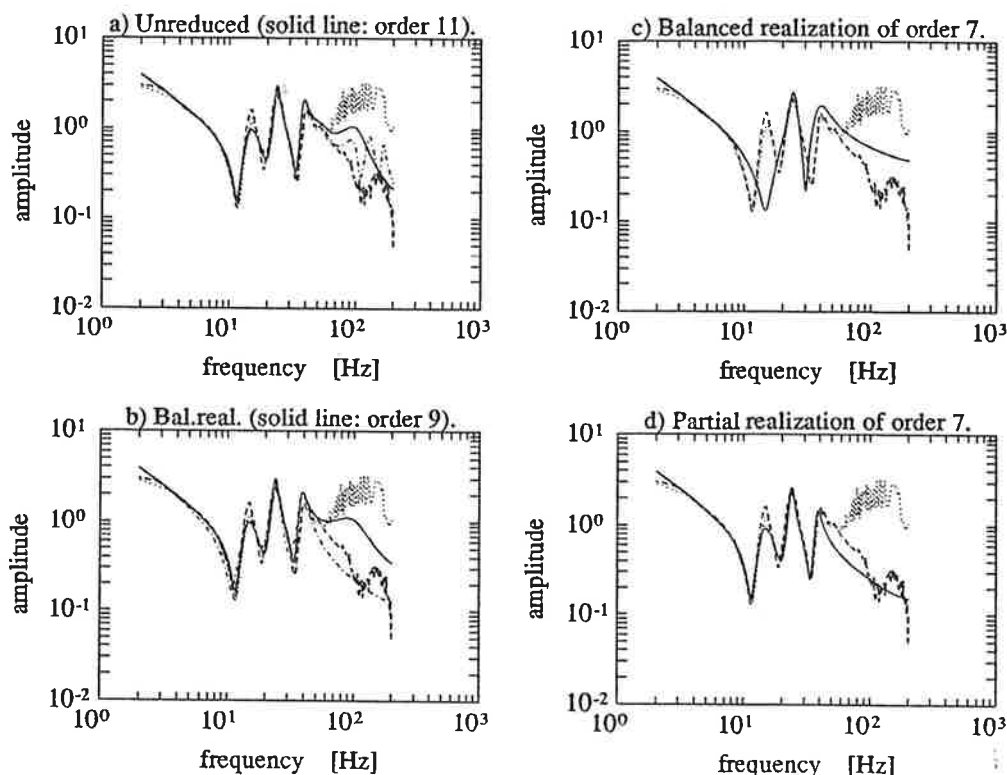


Figur 10. Poler (x) och nollställen (o) för axel 1 efter LS-identifiering ur; a) filtrerade data, b) även decimerade data. Modellen i b har transformerats till ursprunglig samplingsfrekvens. c) respektive d) visar balanserad respektive partiell realisering med ordning 7 av modellen i b. För a, b respektive c finns ytterligare ett nollställe vid +13.3, +2.1 respektive +2.7. Det enkla nollstället i origo anger tidsfördröjningen ett sampel.

För att bättre beskriva högfrequensegenskaperna kan ordningstalet ökas

med ett. Önskvärt är alltså att reducera ner de bortförkortade polerna och nollställena till en första ordningens modell. Totalt sett vill vi således åstadkomma en partiell reduktion. För att åstadkomma detta, skapas en ny dataserie genom att simulera det reducerade systemet med den uppmätta insignalen. Denna nya dataserie kan sedan användas för att identifiera en modell av låg ordning för kvarvarande dynamik, som sedan kan läggas till resonansmodellen. Observera att en modell som identifierats ur filtrerade och decimerade data (dvs den reducerade modellen beskriver inte det verkliga systemet för höga frekvenser) kan reduceras, och sedan kan en korrekt modell av kvarvarande dynamik läggas till, genom att använda ofiltrerade data i simuleringen enligt ovan. Observera också det (fysikaliskt icke betingade) nollstället utanför enhetscirkeln tas bort automatiskt.

Partiell reduktion har provats på den 11:e ordningens modellen enligt tidigare (transformerad till den snabba samplingen). Den modell av 7:e ordningen somerhölls efter steg 1, visade sig beskriva dynamiken så väl att inget ytterligare behövdes läggas till*. Den resulterande modellen av ordning 7 utgör en mycket bra beskrivning av systemet, se figur 11, som nu sammanfattar detta kapitel om modellreduktion.



Figur 11. Amplitudkurvor före och efter modellreduktion, motsvarande gäller fasen. I samtliga diagram är den översta kurvan (vid kurvslut räknat) resultat av spektralanalys av filtrerade och avkortade data, medan den nedersta är den sanna modellen enligt spektralanalys av fullständiga data. För övrigt visas: a) 11:e och 15:e ordningens modell. b) Balanserad realisering av ordning 8 och 9. c) Dito av ordning 7. d) Partiellt reducerad modell av ordning 7.

* Steg 2 provades dock, och visade sig inte vara helt enkelt. Bland annat tar Matlab inte hand om nollsällena i origo på ett bra sätt, och *poly*-kommandot beräknade svagt imaginära polynom ur komplexkonjugerade poler och nollställen. Det senare gav en komplex utsignal vid simulering.

RESULTAT 7

Med en egenkonstruerade reduktionsmetod, som här kallats partiell reduktion, kan en god modell med lämpligt ordningstal skattas. Denna metod kan vara att föredra, då det inte är utsignalen utan ett tillstånd (robothand) som skall regleras. Metoden kan också vara att föredra framför eventuellt komlicerade filtreringar, då balanserad realisering inte finns att tillgå (som i IDPAC), eller då andra metoder ger numeriska problem. □

7. Förlängd prediktionshorisont

De flesta algoritmer för identifiering kan betraktas som prediktionsfelsmetoder, så även metoderna i denna rapport. Av dessa är det ML som är en ren prediktionsfelsmetod, medan LS och OE är specialfall, men så viktiga att dessa i sin tur har fått betraktats som egna metoder [2]. Låt oss nu studera den rena prediktionsfelsmetoden.

Metoden innebär att den modell som ger minsta prediktionsfel beräknas. Med prediktionsfel menar man normalt skillnaden mellan uppmätt och predikerad utsignal ett steg framåt, vilket också förutsätts i Matlab's "Identification toolbox". Problemet med enstegsprediktion är att stor vikt läggs på höga frekvenser. Den dynamik som bäst beskriver utsignalen ett sampel framåt kommer ju att väga tyngst vid identifieringen. Ur detta följer att om man vill lägga större vikt på lägre frekvenser, bör man ha en längre prediktionshorisont. Detta har med framgång provats i andra sammanhang (andra system), en kort teoretisk betraktelse av tillämpbarheten i detta fall har därför gjorts.

Metoden skulle varit mycket attraktiv om systemet hade exciterats med vitt brus i öppen loop. Insignalerna hade då varit okorrelerade och flerstegsprediktionen hade gjort att större tyngd lagts på lägre frekvenser. Av praktiska skäl vill man dock utföra experimenten med sluten loop och deterministisk excitering. Därmed måste den verkliga insignalen användas. Eftersom systemet endast innehåller ett sampels tidsfördröjning, kommer tex utsignalen ett steg framåt att vara korrelerad med i identifieringen använda insignaler. Vår slutsats är att flerstegsprediktionsfelsmetoden i detta fall skulle resultera i en blandning av ML och OE, utan nya fördelar.

Ur [4] framgår följande viktiga samband: Vid identifiering är det prediktionshorisontens längd i verklig tid som har betydelse, och inte dess längd i antal sampel. Härur framgår att ett bra sätt att förlänga prediktionshorisonten är långsammare sampling, alternativt decimering som beskrivits tidigare.

8. Slutsatser och fortsatt arbete

Tidigare slutsatser [1] att de normalt förekommande identifieringsmetoderna inte kan användas direkt för robotservon har verifierats. Däremot kan man genom att behandla mätdata på olika sätt (filtrering etc.) med framgång använda vanliga metoder som tex minstakvadratmetoden, ev kombinerat med modellreduktion. En ny metod för modellreduktion har också presenterats. Med dessa metoder har följande överföringsfunktioner identifierats:

$$H_1(q^{-1}) = \frac{0.2736q^{-1} - 1.5443q^{-2} + 3.6982q^{-3}}{1.0000 - 6.5206q^{-1} + 18.5334q^{-2} - 29.7651q^{-3} - 4.8090q^{-4} + 3.5814q^{-5} - 1.4485q^{-6} + 0.2486q^{-7}} \\ + 29.1738q^{-4} - 17.4525q^{-5} + 5.9011q^{-6} - 0.8702q^{-7}$$

$$H_3(q^{-1}) = \frac{0.0704q^{-1} + 0.1385q^{-2} - 0.4534q^{-3} + 0.2655q^{-4}}{1.0000 - 2.4832q^{-1} + 1.8645q^{-2} - 0.1012q^{-3} - 0.2741q^{-4}}$$

Mycket lite av utförda arbeten inom identifiering och adaptiv reglering har behandlat industriellt användbara mekaniska servon. Det finns därför mycket kvar att göra. Som en fortsättning på denna korta studie vore det önskvärt att få fram metoder som mera direkt kan få fram den intressanta dynamiken. Algoritmer som kan implementeras on-line och då även identifiera delvis känd dynamik är av speciellt intresse då detta skulle kunna användas för kombinerade adaptiva och parameterstyrda servon.

Om man endast vill komma tillrätta med identifieringsproblemen off-line, så har metoder där man arbetar i frekvensplanet störst förutsättningar. Vill man möta önskemålen enligt ovan för on-line användning, så bör någon rekursivt implementerbar metod (tex minstakvadratmetoden) kombineras med:

- Användande av **alternativa operatorer**.

Vid identifiering ur samplade data är det naturligt (och normalt bäst) att använda skiftoperatorn (q) i sin modell. Parametrarna för den tidskontinuerliga modellen kommer då att bero olinjärt av de identifierade parametrarna. Detta blir ett problem om man vill identifiera endast vissa parametrar on-line. Alternativt skulle då andra operatorer som istället ger ett linjärt beroende användas, tex differentialoperatorn och/eller lågpasfilteroperatorer.

- **Singulärvärdesuppdelning** av polynomen.

Utnyttjande av att delar av dynamiken är känd (tex en resonans) försvåras av att denna information är "utsmetad" över hela polynomet. En algoritm som då arbetar med polynomen i faktoreriserad form, skulle då kunna öppna nya möjligheter. Eventuellt skulle man kunna få en bättre konvergens mot resonanserna. Troligen måste denna punkt kombineras med den föregående, åtminstone för att även kunna hantera nollställena på ett bra sätt.

9. Referenser

- [1] CEDELL, T. (1987): "Modellering av industrirobotsystem," Rapport CODEN: LUTFD2/TFRT-5387, Department of Automatic Control, Lund Institute of Technology, Lund, Sweden.
- [2] SÖDERSTRÖM, T. (1984): *Lecture notes in Identification*, Uppsala University, Sweden.
- [3] LJUNG, L. (1987): *System Identification: Theory for the user*, Prentice-Hall.
- [4] WAHLBERG, B. (1987): "On the Identification and Approximation of Linear Systems," Ph.D thesis, Linköping University, Sweden.