

Makroøkonomiske forudsigelser baseret på diffusionsindeks

**Christian Dahl¹, Henrik Hansen²
og John Smidt³**

Arbejdsrapport 2005:1

1 Purdue University, dahlc@mgmt.purdue.edu

2 Økonomisk Institut, Københavns Universitet, Henrik.Hansen@econ.ku.dk

3 Det Økonomiske Råds Sekretariat, jsm@dors.dk

Sekretariatet udgiver arbejdsrapporter, hvori der redegøres for tekniske, metodemæssige og/eller beregningsmæssige resultater. Emnerne vil typisk være knyttet til del af formandskabets redegørelser. Sekretariatet har ansvaret for arbejdsrapporterne

Peder Andersen
Sekretariatschef

ISSN 0907-2977 (Arbejdsrapport - Det Økonomiske Råds Sekretariat)
Tidligere udgivne arbejdsrapporter: se sidste side.

Fås ved henvendelse til:

Det Økonomiske Råd
Sekretariatet
Amaliegade 44
1256 København K

Tlf.: 33 13 51 28

Fax: 33 32 90 29

E-post: dors@dors.dk

Hjemmeside: www.dors.dk

Signaturforklaring:

- Oplysning kan ikke foreligge/foreligger ikke.

Som følge af afrundinger kan summen af tallene i tabellerne afvige fra totalen.

Macroeconomic Forecasts Based on Diffusion Indexes for Denmark

Christian Dahl, Henrik Hansen, and John Smidt
Working Paper 2005:1

Abstract: This paper presents simulated out-of-sample forecasts based on diffusion indexes for monthly Danish macroeconomic data. The diffusion indexes are derived from 246 series (172 monthly and 74 quarterly series). The primary focus is on forecasts of unemployment, industrial turnover, and inflation at horizons of 1, 6, and 12 months over the period 1995-2003. The use of diffusion indexes is primarily inspired by Stock and Watson (1998 and 2002a, b).

Using unfiltered data it is shown, that it is possible to obtain MSFE (mean squared forecast error) of diffusion index forecasts for Danish data that are slightly smaller than the MSFE of a standard autoregressive model. However, the gain in forecasting accuracy is not robust to the specification of the forecasting equation – that is the maximum number of diffusion indexes and the maximum number of lags included in the general specification. If the specification is not chosen “correctly”, forecasts based on the diffusion indexes could very well be worse, than the autoregressive forecasts. As it is difficult to establish general rules with respect to the parameterization of the forecasting equation this poses a serious problem in real time forecasts.

One explanation for the disappointing results could be that the Danish data are rather noisy, leading to very volatile estimates of the diffusion indexes. Forecasts based on diffusion indexes calculated on filtered data – that is using only the business cycle component of the data – result in a reduction of MSFE relative to autoregressive forecasts of 10-15 per cent. Even though some of the problems with specifying the forecasting equation are similar to the case with the unfiltered data, the gain in forecasting accuracy using with filtered data seem relative robust.

Keywords: Diffusion indexes, forecast, Denmark.

JEL: C32, C53, E37

Indholdsfortegnelse

1. Indledning	1
2. Økonomiske forudsigelser	4
3. Introduktion til diffusionsindeks	9
4. Nærmere om forudsigelser baseret på diffusionsindeks	13
4.1 Modelformulering og estimation	14
4.2 Modeludvidelser	17
4.3 Statistisk inferens og evaluering af forudsigelsesegenskaber	20
5. Litteraturgennemgang: Erfaringer med diffusionsindeks	22
6. Datagrundlag og beregnede fællesfaktorer	28
6.1 Datagrundlaget for beregningen af diffusionsindekset	28
6.2 De beregnede fællesfaktorer	31
7. Forudsigelse af månedsserier på baggrund af diffusionsindeks	36
7.1 Nærmere om fremgangsmåden	36
7.2 Forudsigelse af ledighed, industrioms. og nettopris 1, 6 og 12 måneder frem	39
7.3 Uddybning af forudsigelsen af ledigheden 12 måneder frem	40
7.4 Om valg af parametre.....	47
8. Om betydningen af valg af nogle parametre, periode og grunddata	54
8.1 Nedtestningsstrategi	54
8.2 Kombination af parametre og nedtestning	57
8.3 Valg af periode.....	62
8.4 Variationer i grunddata	65
9. Forudsigelser baseret på filtrerede data	72
10. Opsamling og perspektiver	80
Litteraturliste	84
Bilag 1. Variabelfortegnelse	88
Bilag 2. Stationaritetstest	99
Bilag 3. Overordnet programbeskrivelse	103
Bilag 4. Fordeling af MSFE for 1 og 6 måneders forudsigelser	106
Bilag 5. Forudsigelse af yderligere variabler	107

1. Indledning

Forudsigelser af økonomiske størrelser er af interesse af mange grunde. Aktører på de finansielle markeder handler på baggrund af forventninger til fremtidige aktiekurser, renter og valutakurser. Erhvervsfolk fastlægger produktionsomfanget og beslutter sig for investeringer på baggrund af den forventede udvikling i efterspørgsel og omkostningsforhold. Politikerne tager beslutninger om økonomisk politiske indgreb på baggrund af kort- og langsigtede prognoser for dansk økonomi. Selv den enkelte forbruger baserer sine indkøb på mere eller mindre sofistikerede forventninger til priser og indkomst i fremtiden – i hvert fald i teorien.

Der findes mange metoder til at lave forudsigelser. Typisk tages udgangspunkt i fortiden og de aktuelle tendenser. På baggrund af historiske data forsøger man at finde mønstre, der – hvis de også gælder i fremover – kan bruges til at prognosticere den fremtidige udvikling. Metoderne kan være mere eller mindre avancerede – lige fra tommelfingerregler og simple ekstrapolationer til meget avancerede matematiske og statistiske metoder.

Nærværende arbejdspapir diskuterer en række problemstillinger i forbindelse med at forudsige økonomiske tidsserier. I papiret præsenteres og anvendes en forholdsvis ny metode til at forudsige økonomiske tidsserier. Den grundliggende ide bag metoden er, at udviklingen i et meget stort antal økonomiske tidsserier kan beskrives ved et lille antal underliggende fælles faktorer ("diffusionsindeks"). Disse faktorer kan betragtes som udtryk for fælles konjunkturbevægelser. De fælles faktorer, der i udgangspunktet ikke er observerbare, identificeres ved hjælp af statistiske metoder, hvorefter faktorerne anvendes til konstruktion af forudsigelser af de enkelte tidsserier af interesse. Metoden adskiller sig fra traditionelle, regressionsbaserede forudsigelser baseret på ledende indikatorer ved, at man ikke på forhånd skal udvælge et begrænset antal serier. Tankegangen bag diffusionsindeksene er, at man kan anvende *mange* tidsserier ved dannelsen af forudsigelserne, og at man derved undgår en tidskrævende proces med at finde de relevante ledende indikatorer og estimere forudsigelsesligninger.

Forudsigelser baseret på diffusionsindeks er beskrevet af Stock og Watson (1998, 2002a og 2002b) samt Watson (2000). Metoden har med betydelig succes været anvendt på amerikanske data, og den har også vist sig brugbar for andre lande og områder som UK, Canada, Japan og Euroland.¹ Succesen, i

¹ Artis, Banerjee og Marcellino (2004) analyserer data fra UK, Brisson, Campbell og Galbraith (2003) ser på canadiske data, Shintani (2003) på japanske data, og Angelini, Henry og Mestre (2001b) ser på inflationen i Euro-området.

form af mindsket forudsigelsesusikkerhed, er dog sjældent så stor som for de amerikanske data, og visse af studierne viser, at diffusionsindeksmodellen kan være meget følsom overfor forskelle i modelspecifikationen.

Nærværende arbejdspapir dokumenterer de første forsøg på at danne forudsigelser baseret på diffusionsindekset for danske makroøkonomiske månedsdata, og sammenligner disse forudsigelser med tilsvarende forudsigelser fra en almindelig autoregressiv model. Papiret indeholder en relativt omfattende og detaljeret gennemgang af en lang række analyser af diffusionsindeksmodellen. Også en række af de analyser, der ikke har givet anledning til umiddelbart anvendelige resultater, er beskrevet for at give et mere fuldstændigt indtryk af arbejdet, der er foretaget. En kondenseret fremstilling af de mest centrale resultater, der er dokumenteret i dette arbejdspapir, findes i en artikel i *Nationaløkonomisk Tidsskrift*, jf. Dahl m.fl. (2005a).

Papiret viser, at det med udgangspunkt i de grundlæggende, ikke støjrensede data er muligt at danne forudsigelser af udviklingen i ledigheden, industriens omsætning og nettopriserne for perioden 1995-2003 og med forudsigelsehorisonter på 1, 6 hhv. 12 måneder, hvor den gennemsnitlige kvadrerede forudsigelsesfejl (MSFE) fra diffusionsindeksmodellen er lidt mindre end MSFE fra den autoregressive model. Gevinsten ved at bruge diffusionsindeksmodellen på de grundlæggende, ikke støjrensede data er imidlertid ikke robust overfor specifikationen af forudsigelsesligningen. I praksis er det således kun muligt at forbedre forudsigelserne i forhold til den autoregressive mode ved en systematisk afsøgning over specifikationer af forudsigelsesligningen, herunder det maksimale antal lags og fællesfaktorer/diffusionsindeks. Med de grundlæggende, ikke støjrensede data er gevinsten ved diffusionsindeksmodellen således afhængig af en "korrekt" specifikation af forudsigelsesligningen. Da det ikke er muligt at opstille generelle retningslinjer for specifikationen af forudsigelsesmodellen, udgør den manglende robusthed et alvorligt problem. I praksis risikerer man således (hvis man ikke finder den "korrekte" specifikation af forudsigelsesmodellen) at opnå ringere resultater ved anvendelse af diffusionsindeksmodellen frem for eksempelvis en simpel autoregressiv model.

En forklaring på de umiddelbart mindre gunstige resultater for Danmark kan være, at de anvendte danske data er ganske støjfyldte. Herved vil signalet fra de underliggende, fælles konjunkturbevægelser, som udnyttes i diffusionsindeksmodellen, ikke fremstå særligt klart. Dette illustreres bl.a. af, at de beregnede diffusionsindeks er ganske volatile. Formentlig er det relativt dårlige "signal/støj-forhold" en af årsagerne til, at de her præsenterede resultater på danske data ikke er lige så positive som en række internationale studier.

De støjfyldte danske data udgør en klar motivation for at basere beregningen af fællesfaktorer på filtrerede (støjrensede) data. Analyser præsenteret i papiret viser da også, at forudsigelsesegenskaberne forbedres mærkbart, når diffusionsindeksene beregnes på baggrund af filtrerede tal. Filtreringen af data indebærer, at der opnås reduktioner af MSFE på 15-30 pct. i forhold til den autoregressive model, og gevinsten i forudsigelsesnøjagtighed synes ikke at være nær som følsom over for specifikationen af forudsigelsesligningen, som når de grundlæggende (ikke-støjrensede) tal anvendes.

Arbejdsrapporten er opbygget som følger:

- *Afsnit 2* indeholder en introduktion til økonomiske forudsigelser og en række praktiske problemstillinger forbundet hermed.
- *Afsnit 3* indeholder en kort introduktion til forudsigelser baseret på diffusionsindeks.
- En lidt mere formel gennemgang af metoden findes i *afsnit 4*.
- *Afsnit 5* indeholder en gennemgang af empiriske resultater med forudsigelser baseret på diffusionsindeks, der er præsenteret i litteraturen.
- Datagrundlaget, der anvendes til dannelsen af diffusionsindeksene, præsenteres i *afsnit 6*.
- *Afsnit 7* giver en præsentation af de basale resultater med forudsigelser baseret på diffusionsindeks på basis af de grundlæggende, ikke-støjrensede data. Konkret præsenteres resultaterne for "simuleret out-of-sample"-forecast af månedsserier for ledigheden, industriens omsætning samt nettoprisindekset for Danmark. Resultaterne holdes op imod tilsvarende forudsigelser fra en almindelig autoregressiv model.
- Resultaternes følsomhed over for en række konkrete valg vedr. parametervalg, datagrundlag, estimationsperiode osv. præsenteres i *afsnit 8*.
- I *afsnit 9* præsenteres forudsigelser, hvor der anvendes støjrensede data ved beregningen af fællesfaktorerne.
- Afslutningsvis giver *afsnit 10* en opsamling, og muligheder for yderligere arbejde med forudsigelser baseret på diffusionsindeks skitseres.

Dette arbejdsrapport er et resultat af et arbejde, der har været støttet af Statens Samfundsvidenskabelige Forskningsråd. Programkoden til dannelse af diffusionsindeksene mv. samt de tilhørende data udleveres ved henvendelse til Det Økonomiske Råds Sekretariat.²

² Beregningerne i dette arbejdsrapport er foretaget i Ox, jf. Doornik (2001), jf. bilag 3.

2. Økonomiske forudsigelser

Makroøkonomiske modeller

Sammenhængende forudsigelser af centrale makroøkonomiske størrelser som BNP, arbejdsløshed, inflation, betalingsbalance osv. baseres ofte på makroøkonometriske modeller.

I Danmark er de mest kendte modeller ADAM, SMEC og MONA. Disse modeller baserer sig på en blanding af teori og data. Modellerne karakteriseres oftest som "kortsigtsmodeller", men ingen af modellerne har som primært sigte at være gode til at forudsige. Selvom modellerne anvendes som støtte ved udarbejdelsen af forudsigelser, er det primære formål med modellerne snarere at danne grundlag for konsekvensberegninger af forskellig karakter. Det ligningssæt, modellerne består af, kan opfattes som en akkumulation af viden om, hvordan den danske økonomi hænger sammen. De enkelte ligninger er underkastet en økonometrisk afestning, hvor stabilitet i parametrene kombineret med teoretisk fortolkelighed er nøglekriterier ved udvælgelsen af de ligninger, der skal indgå i modellerne. Ligningerne udgør i praksis et stort simultant system, hvilket betyder, at problemer i én eller et fåtal af ligninger kan påvirke egenskaber og forudsigelser for hele modellen.

Et særligt problem i forhold til ADAM og SMEC i forbindelse med forudsigelser er, at disse modeller er baseret på årsdata (MONA er en kvartalsmodel). Ingen af modellerne tager således direkte højde for den information, der ligger i traditionelle konjunkturindikatorer, som typisk ligger på månedsbasis – f.eks. forbrugerforventninger eller konjunkturbarometre. Hertil kommer, at ligningerne i modellerne typisk *ikke* er formuleret som egentlige forudsigelsesligninger, hvor der er en tidsmæssig forskydning mellem venstresidevariablen og størrelserne på højresiden.

I praksis er de forudsigelser, der kommer ud af de makroøkonomiske modeller, derfor i udpræget grad et resultat af et samspil mellem model og modelbruger, hvor modelbrugeren gennem fremskrivning af de eksogene variabler kombineret med korrektioner i forhold til en ren modelfremskrivning forsøger at inddrage information fra bl.a. konjunkturindikatorer. Ofte foregår anvendelsen af den supplerende information på mere eller mindre ad hoc vis, og der kan derfor være behov for på lidt mere systematisk vis at udtrække informationen, der ligger i måneds- og kvartalstal. En mulighed for en sådan mere systematisk indgang kunne være brugen af diffusionsindeks.

Simple konjunkturindikatorer

En anden form for forudsigelser af makroøkonomiske størrelser baserer sig på sammenhængen mellem en eller nogle få konjunkturindikatorer på den ene

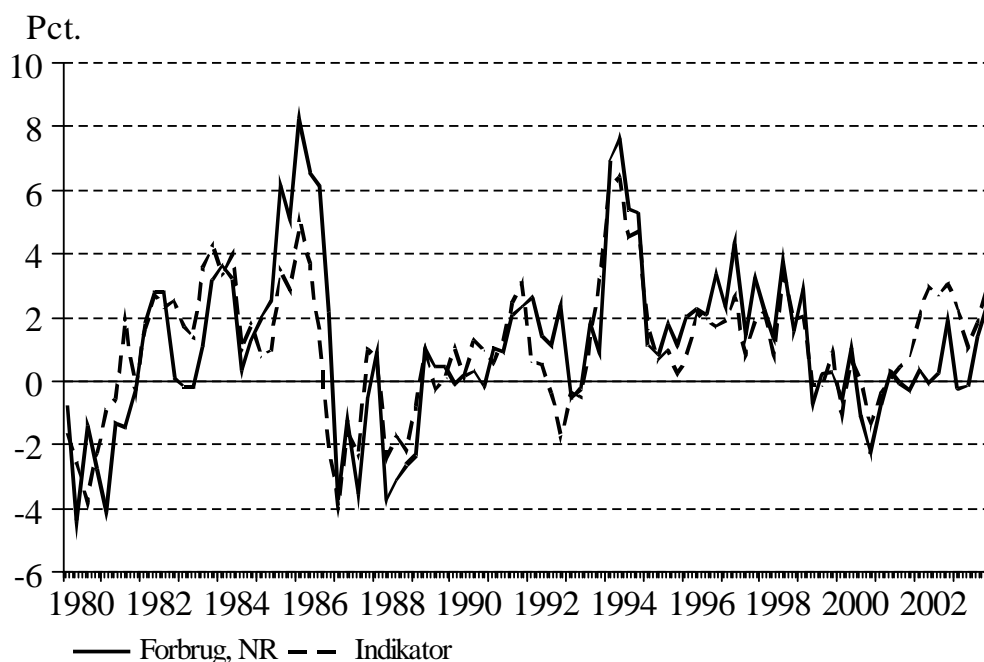
side og en økonomisk størrelse, man ønsker at forudsige, på den anden side. Et banalt eksempel kan være, at udnytte månedsserier til at forudsige udviklingen i en relateret kvartalsserie. Eksempelvis kan detailomsætningen og antallet af nyregistrerede biler tilsammen give en ganske god indikation af udviklingen i det private forbrug i henhold til nationalregnskabet, eller forbrugerprisindekset kan bruges som kortsigtet indikation for deflatoren for nationalregnskabet's private forbrug. Ofte vil sådanne månedsindikatorer række ind i et kvartal, der endnu ikke er slut, og som der derfor i sagens natur ikke forligger kvartalstal for.

Nedenstående figur 2.1 viser eksempelvis, hvordan den årlige vækst i nationalregnskabet's private forbrug kan approksimeres ved en sammenvejning af væksten i detailomsætningen og antallet af nyregistrerede biler.³

Lidt mere avanceret kan man opstille en ligning, der forklarer beskæftigelsen i næste kvartal med denne periodes industriomsætning eller BNP som forklarende variabler. En sådan sammenhæng tager udgangspunkt i økonomisk teori, der tilsiger, at beskæftigelsen tilpasser sig med en vis træghed til ændringer i produktionen, bl.a. på grund af tilpasningsomkostninger og usikkerhed om, hvorvidt en given ændring i produktionen er midlertidig eller permanent. Der er derfor en tidsmæssig forskydning mellem produktion og beskæftigelse, og produktionen kan derfor indeholde information om den fremtidige udvikling i beskæftigelsen. En anden teori-inspireret ligning egnet til forudsigelser kunne være en Phillips-kurve lignende sammenhæng mellem inflationen i denne periode og ledigheden i tidligere perioder.

³ Konkret fremkommer indikatoren som den fittede værdi fra en regression af væksten i det private forbrug i nationalregnskabet på væksten i de nævnte tidsserier (konverteret til kvartalsfrekvens) plus en konstant. Regressionen forklarer 63 pct. af variationen i det private forbrug. Da detailomsætning og især antal nyregistreringer er mere volatile end nationalregnskabet's data, er koefficienterne til de to forbrugskomponenter mindre end 1 (0,51 til ændring i detailomsætning og 0,04 til ændring i antal nyregistreringer).

Figur 2.1 Nationalregnskabets private forbrug og en sammenvejning af detailomsætning og bilkøb



Anm.: Figuren viser væksten i forhold til samme kvartal året før.

I relation til forudsigelser af renter, valutakurser og råvarepriser kan markedet i princippet give en mere eller mindre direkte indikation af den fremtidige udvikling i nogle størrelser. Eksempelvis kan den lange rente anvendes som indikator for udviklingen i den fremtidige korte rente, og prisen på råolie leveret om 3 eller 6 måneder kan give et indtryk af den forventede prisudvikling for denne vare.

Konjunkturbarometre og forbrugerforventninger

En særlig kategori af indikatorer er konjunkturbarometrene for erhvervene og undersøgelser af forbrugernes forventninger. Disse tal baserer sig på kvalitative spørgsmål, hvor beslutningstagere og forbrugere skal forholde sig til, hvordan de mener økonomien vil udvikle sig i fremtiden. Eksempelvis spørger Danmarks Statistik hver måned et udsnit af befolkningen om, hvordan de mener, arbejdsløsheden vil være om 12 måneder, og industrien bliver spurgt om deres beskæftigelsesforventninger. Svarene på disse spørgsmål er af kvalitativ karakter (f.eks. "meget højere", "lidt højere", "uændret", "lavere"), og på baggrund af disse svarkategorier beregnes et indeks, der viser forskellen på andelen, der svarer "højere", og andelen, der svarer "lavere". Ofte sammenvejes svarene på en række spørgsmål til en sammensat indikator.

Fordelen ved konjunkturbarometre er, at de offentliggøres meget tidligt og i sin natur er fremadrettede. Dermed kan de udgøre en tidlig strømpil på et stemningsskift. Et oplagt problem ved konjunkturbarometrene er imidlertid, at de er kvalitative. Hertil kommer, at konjunkturbarometre forsøger at måle agenternes vurdering af den aktuelle økonomiske situation og forventninger til fremtiden. Der kan oplagt være mange grunde til, at agenternes forventninger ikke vil være sammenfaldende med det senere realiserede forløb.⁴

I praksis er det ikke let at finde en klar sammenhæng mellem eksempelvis forbrugerforventningerne og det fremtidige forbrug eller mellem industriens sammensatte konjunkturindikator og den fremtidige industriomsætning. I relation til at finde klare (og stabile) sammenhænge er det bl.a. et problem, at det ikke er oplagt, om det er niveauet for indikatoren og/eller ændringen i samme, der bør tillægges betydning, ligesom den horisont, der kan være relevant at betragte, ikke er veldefineret.

Tabel 2.1 viser dog, at forbrugerforventninger, industriens sammensatte konjunkturindikator og byggeriets sammensatte konjunkturindikator rent faktisk indeholder information om den fremtidige udvikling i ledighed og industriens omsætning.

Tabel 2.1 viser, at hvor den gennemsnitlige fejl i forudsigelsen af ledigheden 12 måneder frem baseret på en simpel univariat, autoregressiv model med op til 4 lags er 20,5 tusinde personer for perioden 1990-2003 (målt ved spredningen i den i anmærkningen angivne regression). Introduceres op til 4 lags af den sammensatte forbrugerforventningsindikator reduceres den gennemsnitlige fejl til 18,8 tusinde. Introduceres i stedet industriens sammensatte konjunkturindikator, fås en fejl på 18,4, mens introduktion af byggeriets konjunkturindikator indebærer en gennemsnitlig fejl på 17,6 tusinde personer. Medtages alle tre indikatorer med lags op til 4 måneder samtidigt, fås den laveste fejl på 16,8 tusinde personer – eller en reduktion på næsten 20 pct. i forhold til den rene univariate model. Som det fremgår, er reduktionen af forudsigelsesfejlen endnu større, hvis vi blot betragter perioden fra 1998-2003. Her indebærer introduktion af de 3 konjunkturindikatorer en reduktion af den gennemsnitlige fejl fra 16,6 til 9,8 tusinde personer – eller en reduktion på mere end 40 pct.

⁴ Granger (1980, kap. 6) diskuterer kort brugen af forbrugerforventninger og andre survey-baserede indikatorer i forudsigelser. Han konkluderer, at denne type oplysninger i mange tilfælde kan give bedre forudsigelser i sammenhæng med andre informationer, men samtidig understreger han, at informationen i sådanne indikatorer bør fortolkes med stor forsigtighed.

Tabel 2.1 Forudsigelsesfejl på ledighed og industriomsætning

	Hori- sont	Periode	AR	AR+ forbr. forv.	AR+ industri forvent.	AR+ bygge forvent.	AR+ alle 3 indik.
Ledighed	12 mdr.	1990-03	20,5	18,8	18,4	17,6	16,8
-	-	1998-03	16,6	14,3	14,7	11,0	9,8
-	6 mdr.	1990-03	10,0	9,0	9,2	9,0	8,5
-	-	1998-03	8,0	6,0	7,4	7,6	6,5
-	1 mdr.	1990-03	3,1	3,0	3,1	3,0	3,0
-	-	1998-03	3,0	3,0	3,0	2,9	2,9
Indu.oms.	12 mdr.	1990-03	4,7	4,5	4,3	4,7	4,0
-	-	1998-03	4,6	4,3	3,9	4,6	3,7
-	6 mdr.	1990-03	3,9	3,7	3,6	3,8	3,5
-	-	1998-03	4,0	3,5	3,5	4,0	3,3
-	1 mdr.	1990-03	3,0	3,0	2,9	3,0	2,9
-	-	1998-03	3,5	3,5	3,5	3,5	3,5

Anm.: Tallene i tabellen angiver spredningen i estimationer af typen:

$$y_{t+h} - y_t = \sum_{k=0}^3 \alpha_k \cdot (y_{t-k} - y_{t-k-1}) + \sum_{k=0}^3 \beta_k \cdot (\text{indik}_{t-k} - \text{indik}_{t-k-1}) + k + \varepsilon_t$$

hvor y er enten ledighed eller industriomsætning, og h er forudsigelseshorisonten. Ledigheden er opgjort i 1.000 personer, mens industriens omsætning er opgjort i procentvis ændring. I alle tilfælde er der foretaget en nedtestning af ligningen, sådan at kun konstantled og statistisk signifikante parametre er medtaget.

Tilsvarende viser tabellen, at forudsigelsesfejlen vedr. industriomsætningen reduceres med ca. 20 pct. med en horisont på 12 måneder. Tabellen viser derimod også, at der tilsyneladende stort set ikke kan vindes noget på en horisont på kun en måned – hverken for ledighed eller industriomsætning. Her er den rene univariate model for praktiske formål lige så god som modeller, der inddrager forventningsstørrelserne.

Ledende indikatorer

De enkelte tidsserier, der ligger tidligt i konjunkturcyklen, kan opfattes som ledende indikatorer. En af de mest anvendte indikatorer for konjunkturudviklingen er OECD's sammensatte ledende indikator, der grundliggende en sammenvejning af et antal nøgletal. Konkret drejer det sig for Danmarks vedkommende om følgende 8 serier: Detailomsætningen, antal nyregistreringer, industriens forventninger til beskæftigelsen, industriens forventninger til produktionen, diskontoen, pengemængden (M1) deflateret, olieeksporten deflate-

ret samt den sammensatte forbrugertillidsindikator.⁵ Disse serier korrigeres for trend, udglattes, standardiseres og sammenvejes, hvilket giver den sammensatte ledende indikator (Composite Leading Indicator, CLI). Beregningen af OECD's ledende indikator er nærmere beskrevet i OECD (1998).⁶ Ofte præsenteres den ledende indikator "trend-restored", hvilket indebærer, at den umiddelbart kan sammenlignes med den underliggende referenceserie – for Danmarks vedkommende industriens omsætning.

OECD's ledende konjunkturindikator er designet til at give tidlige signaler om vendepunkter i konjunkturudviklingen – snarere end til at kvantificere vækstraten en central størrelse i økonomien (f.eks. industriens omsætning eller BNP). Indikatoren relaterer sig til vækstraten i økonomien. OECD angiver, at den sammensatte konjunkturindikator typisk giver en indikation af vendepunkter ca. 6 måneder før vendepunktet indtræffer. Karakteristisk for Danmark er i øvrigt, at der kun kan identificeres relativt få vendepunkter.

3. Introduktion til diffusionsindeks

Det fremgår af ovenstående, at selv når man begrænser sig til såkaldte økonomiske forudsigelsesmetoder – oftest forskellige udgaver af lineære og ikke-lineære regressionsmodeller – skal der foretages en række (arbitrære) valg bl.a. med hensyn til udvælgelse af indikatorer, transformationer heraf og specifikation af lags. Der har derfor i mange år været stor interesse i at finde rent databaserede forudsigelsesmodeller enten egentlige tidsrækkemodeller eller databaserede indikatormodeller. Diffusionsindeksmodellen kan ses som det seneste skud på stammen i klassen af databaserede indikatormodeller.

For at eksemplificere forudsigelsesproblemet kan man se på en simpel model for en variabel (f.eks. vækstraten i industriens omsætning). I forudsigelser over korte horisonter kan man ofte tænke på en given serie som en sum af to elementer: Et konjunkturalemt, som er fælles for mange serier, og et såkaldt idiosynkratisk-element (støj), som er specifikt for den enkelte serie. Denne opdeling i konjunktur og støj kan i en forudsigelsesmodel specificeres ved:

⁵ Frem til 2002 indgik antallet af byggetilladelser, antal påbegyndte boliger samt bytteforholdet i den ledende indikator, jf. OECD (2002). Olieprisen og forbrugerforventningerne erstattede disse serier i 2002.

⁶ Camba-Mendez et. al (2002) kritiserer på baggrund af empiriske analyser for Frankrig, Tyskland, Italien og Storbritannien OECD's valg af data, der indgår i dannelsen af den sammensatte ledende indikator. De finder bl.a., at større vægt på finansielle variabler og anvendelsen af VAR-metoden giver mere præcise forudsigelser end OECD's CLI.

$$(3.1) \quad y_{t+1} = \alpha F_t + \varepsilon_{t+1}$$

hvor y_t er den variabel, man ønsker at forudsige én periode frem. Den forklarende variabel, F_t , er konjunkturementet, mens støjen angives af ε_{t+1} , som antages at være ukorreleret over tid med en varians σ_ε^2 . Parameteren α angiver konjunktorens indflydelse på den afhængige variabel. Problemet i denne simple forudsigelsesmodel er, at konjunkturementet, F_t , ikke er direkte observerbart. I økonometriske modeller af denne type, hvor konjunkturementet ikke er observerbart, kan man grundlæggende skelne mellem to metodevalg i forudsigelser. Man kan enten benytte rene tidsrækkemodeller, eller man kan søge at approksimere konjunkturementet ved brug af indikatorer.

Tidsrækkemodeller (dvs. autoregressive- og glidende-gennemsnits-modeller, såkaldte ARMA-modeller) har siden starten af 1970'erne været meget populære til forudsigelser af økonomiske tidsserier, idet de ofte giver de bedste forudsigelser på kort sigt.⁷ Et eksempel på en ARMA-model for y_t , kan opstilles, hvis man tilføjer en antagelse om udviklingen i det ikke-observerbare konjunkturement. Man kan eksempelvis antage, at konjunkturen har en tidsafhængighed svarende til en første-ordens autoregressiv tidsrække med positiv autokorrelation ($0 < \rho < 1$):

$$(3.2) \quad F_t = \rho F_{t-1} + u_t$$

Med denne antagelse kan konjunkturementet substitueres ud af forudsigelsesligningen ved kvasi-differensen $y_{t+1} - \rho y_t$, hvorved (3.1) bliver:

$$(3.3) \quad y_{t+1} - \rho y_t = \varepsilon_{t+1} - \rho \varepsilon_t + \alpha u_t$$

Da man ikke kan skelne de to støjled i modellen bliver den endelige form følgende ARMA(1,1) model:

$$(3.4) \quad y_{t+1} = \rho y_t + z_{t+1} - \theta z_t$$

hvor det nye støjled, z , er en funktion af de to oprindelige støjled, og parameteren θ er en funktion af parametrene i de to oprindelige ligninger og støj-

⁷ ARMA-modellerne blev oprindeligt introduceret i økonometrien af Box og Jenkins (1976); den seneste version af denne bog er Box, Jenkins og Reinsel (1994). I dag indgår ARMA-modeller i langt de fleste økonometribøger, som behandler tidsrækker. Milhøj (1994) giver eksempelvis en god indføring med danske data.

ledsvarianserne.⁸ Forudsigelsesvariansen i denne ARMA-model er variansen i z_{t+1} , som er $\sigma_z^2 = \frac{\rho}{\theta} \sigma_\varepsilon^2$.

Det fremgår, at ARMA-modellen vil have en forudsigelsesvarians, som er proportional med variansen i den oprindelige forudsigelsesligning. Proportionalitetsfaktoren, ρ/θ , er større end 1, så selv om tidsrækkemodellerne ofte er gode, kan der være en gevinst i form af mindre forudsigelsesvarians, hvis man kan finde gode indikatorer for konjunkturelementet og benytte disse i den oprindelige forudsigelsesligning.

Udgangspunktet for de fleste indikatormodeller er databaseret, idet man over tiden observerer en samvariation mellem nogle konjunkturindikatorer på den ene side og konjunkturfølsomme serier, som f.eks. industriomsætningen, på den anden. En lineær model for det uobserverbare konjunkturelement kan evt. formuleres som:

$$(3.5) \quad F_t = \beta_1 x_{1t} + \beta_2 x_{2t} + \dots + \beta_k x_{kt} + w_t$$

hvor x 'erne er konjunkturindikatorerne. Hvis indikatorerne er gode, er de tæt korreleret med konjunkturelementet. Dette vil give en lille residual, w_t , (og dermed en lille residualvarians).

Indikatormodellen for konjunkturelementet, (3.5), kan indsættes i forudsigelsesligningen, (3.1), der således bliver en almindelig regressionsmodel:

$$(3.6) \quad y_{t+1} = \alpha\beta_1 x_{1t} + \alpha\beta_2 x_{2t} + \dots + \alpha\beta_k x_{kt} + (\alpha w_t + \varepsilon_{t+1})$$

Forudsigelsesfejlen vil ud over den grundliggende fejl, ε_{t+1} , også afhænge af konjunktorens indflydelse, α , samt residualen i indikatormodellen, w_t . Ofte forbedres en indikatormodel, når man medtager mange indikatorer frem for få, idet indikatormodellens residualer dermed bliver mindre. Et problem kan imidlertid være, at sammenhængen mellem en variabel, der skal forudsiges, på den ene side og (mange) indikatorer på den anden side ofte ikke er stabil over tid. Et andet problem er, at mængden af indikatorer nødvendigvis må begrænses til et antal, som er (væsentligt) mindre end antallet af observationer for variabelen, man ønsker at forudsige. Hermed opstår et problem med at udvælge de bedste konjunkturindikatorer, og da indikatormodellerne sjældent er baseret på økonomiske teorier, bliver dette valg af specifikke indikatorer i praksis mere eller mindre arbitrært.

⁸ Konkret er $\theta = (\sqrt{q^2 - 4} - q)/2$, med $q = \frac{1+\rho}{\rho} + \frac{\alpha}{\rho} \frac{\sigma_w^2}{\sigma_\varepsilon^2}$.

For at undgå det arbitrære udvalgsproblem, kan man i princippet forsøge at basere valget af indikatorer på forudsigelsesegenskaberne for en given serie, f.eks. ved at estimere en række forskellige indikatormodeller, og derefter sammenligne disse modellers forudsigelsesegenskaber. Hvis man f.eks. ønsker at finde den bedste forudsigelsesmodel for ledigheden på baggrund af de 245 andre serier, der indgår i den samlede indikatordatabase, vi benytter i dette arbejdsrapport, og man for at afgrænse søgeprocessen begrænser sig til altid at inddrage netop 5 indikatorer, vil der være over 7 milliarder forskellige regressionsmodeller, som skal estimeres og sammenlignes. Dette kan nedbringes til lige under 2,5 millioner regressioner, hvis man begrænser sig til 3 indikatorer, mens introduktion af lagede værdier naturligvis ville få problemstillingen til at nå endnu mere astronomiske størrelser. Udfordringen er altså at begrænse antallet af mulige indikatorer med mindst muligt tab af information om konjunktorelementet.

Diffusionsindeksmodellen, som den er udviklet i Stock og Watson (1998 og 2002a, b), kan opfattes som en måde at reducere dimensionen af indikatormodellen ved at begrænse antallet af konjunkturindikatorer i regressionsmodellen samtidig med, at informationen fra alle relevante serier bibeholdes. Idéen til dette går ganske langt tilbage, bl.a. til Sargent og Sims indeksmodel, jf. Sargent og Sims (1977). Den grundliggende idé i diffusionsindeksmodellen er, at konjunktorelementet indgår i (næsten) alle økonomiske serier. Det er netop dette kendetegn, der adskiller konjunktoren fra andre, mere specifikke, elementer. Dette betyder, at man kan forestille sig, at alle serier består af to komponenter: Et konjunktorelement og et seriespecifikt støjled. En samlet model for N økonomiske tidsserier kan således kort beskrives ved:

$$\begin{aligned}
 x_{1t} &= \lambda_1 F_t + e_{1t} \\
 x_{2t} &= \lambda_2 F_t + e_{2t} \\
 &\vdots \\
 x_{Nt} &= \lambda_N F_t + e_{Nt}
 \end{aligned}
 \tag{3.7}$$

hvor F_t er det ikke-observerbare konjunktorelement, λ_i angiver konjunktorens indflydelse på hver af serierne, og e_{it} er de seriespecifikke støjled.

Modellen i (3.7) er et eksempel på en faktormodel, der er en velkendt statistisk model med bred anvendelse i bl.a. psykologien og sociologien. I den specifikke formulering antages, at der kun er en enkelt fælles faktor, men der kan (som beskrevet nedenfor) være flere faktorer. Den afgørende antagelse er, at der er et relativt lille antal fælles faktorer i forhold til antallet af serier i datagrundlaget (N).

Hvis modellen faktisk er som beskrevet i (3.7), kan man estimere den uobserverbare faktor F_t på baggrund af T observationer af de N serier. Dermed reduceres konjunkturinformationen i de N serier til én serie (eller mere generelt til r serier, hvor r (antallet af fællesfaktorer) er mindre end antallet af serier, N). Den (eller de) uobserverbare faktor(er) kan estimeres på flere måder afhængig af antagelserne om faktorerne og de idiosynkratiske støjled, jf. Anderson (1984b). De fleste estimationsmetoder bygger på iterative algoritmer, men hvis der er mange observationer, er en hurtig og konsistent estimator af den uobserverbare faktor den første principale komponent i matricen bestående af alle x 'erne (jf. næste afsnit).

Faktormodellen (3.7) og konjunkturmodellen (3.2) viser, under hvilke betingelser en diffusionsindeksmodel kan have bedre forudsigelsesegenskaber end en tidsrækkemodel, når y selv er en af serierne i faktormodellen. I dette tilfælde er sammenhængen mellem y_t og F_t givet ved:

$$(3.8) \quad y_t = \lambda_y F_t + e_{yt}$$

og når modellen for F_t , (3.2), indsættes, fås:

$$(3.9) \quad y_{t+1} = \alpha F_t + \varepsilon_{t+1}, \quad \alpha = \lambda_y \rho \text{ og } \varepsilon_{t+1} = \lambda_y u_{t+1} + e_{yt+1}$$

Ligning (3.9) viser, at diffusionsindeksmodellen bygger på tre vigtige forudsætninger. For det første skal den afhængige variabel være konjunkturfølsom ($\lambda_y \neq 0$). For det andet skal konjunkturelementet være (tilstrækkeligt) korreleret over tid for, at konjunkturfølsomheden kan omsættes til en god forudsigelsesmodel ($\rho > 0$). Og endelig skal faktormodellen, (3.7), give et godt estimat af konjunkturelementet, dvs. F skal være velbestemt.

I forhold til almindelige indikatormodeller, med observerbare indikatorer, er gevinsten i den diffusionsindeksbaserede forudsigelse, at man ikke behøver indskrænke antallet af mulige indikatorer på forhånd. Alle serier med mulig information om konjunkturudviklingen kan inkluderes i faktormodellen (3.7) og kan dermed bidrage til en bedre estimation af konjunkturelementet.

4. Nærmere om forudsigelser baseret på diffusionsindeks

Diffusionsindeksmodellen i Stock og Watson (2002a, b) er en generalisering af den simple forudsigelsesmodel givet i (3.1) og (3.7), dvs. modellen er baseret på en regressionsligning til den egentlige forudsigelse af de enkelte interessevariabler kombineret med en faktormodel for en stor samling af makro-

økonomiske serier til estimation af konjunktorelementer. I dette afsnit præsenteres denne mere generelle model, og en række estimationstekniske emner diskuteres kort.

4.1 Modelformulering og estimation

For en given serie, y , specificeres den generelle forudsigelsesligning h -perioder frem i tiden som:

$$(4.1) \quad y_{t+h} = \alpha_0^h + \sum_{i=0}^p \beta_i^h y_{t-i} + \sum_{j=0}^q \sum_{k=0}^r \delta_{kj}^h F_{k,t-j} + \varepsilon_{t+h}$$

Dette er en autoregressiv, fordelt lag model, hvor der inkluderes p lags af den variabel, som skal forudsiges, og r konjunkturfaktorer. Samtidig kan hver af konjunkturfaktorerne indgå med op til q lags.

Det bemærkes, at forudsigelserne genereres ved almindelig regression uanset tidshorizonten (en såkaldt multi-step forudsigelse, når h er større end 1), hvilket indikeres af toptegnet h på alle parametrene. Multi-step forudsigelsen er et alternativ til "almindelige" forudsigelser med dynamiske modeller, hvor der dannes en-periode-forudsigelser, som herefter itereres frem til den ønskede horisont. Der kan være fordele ved multi-step forudsigelser, hvis forudsigelsesmodellen ikke er identisk med den datagenererende proces (jf. Clements og Hendry (1998) kap. 11), men i diffusionsindeksmodellen er den primære årsag, at man undgår at skulle opstille forudsigelsesmodeller for konjunkturfaktorerne. Der lægges således vægt på, at man hurtigt kan danne forudsigelser for mange forskellige horisonter.

Bortset fra valget af multi-step forudsigelsen frem for en iterations-baseret forudsigelse er modellen (4.1) principielt ikke forskellig fra andre indikator-baserede forudsigelsesmodeller. Som beskrevet i afsnit 3 er det nye element estimationen af konjunkturfaktorerne.

De r faktorer (F_{1t}, \dots, F_{rt}) antages at have indflydelse på N økonomiske tids-serier, således at man kan opstille en faktormodel for disse serier:

$$(4.2) \quad x_{it} = \sum_{j=1}^r \lambda_{ij} F_{j,t} + e_{it} \quad i = 1, \dots, N$$

Når de N serier observeres over T perioder og samles i et panel, kan faktor-modellen skrives i kompakt form som:

$$(4.3) \quad X = F\Lambda' + e$$

hvor de økonomiske serier er samlet i $T \times N$ -matricen X , således at hver søjle i X repræsenterer en serie, og hver række er en tidsobservation. Konjunkturfaktorerne er tilsvarende samlet i $T \times r$ -matricen F , og de enkelte parametre (de såkaldte loadings, eller faktorfølsomheder λ_{ij}) er samlet i $N \times r$ matricen Λ .

I den klassiske faktormodel, jf. Anderson (1984a, b) eller Lawley og Maxwell (1971), antages de idiosynkratiske elementer (e_{it}) at være uafhængige på tværs af serierne og mellem de enkelte observationer for den enkelte serie, svarende til en diagonal kovariansmatrix for e . For makroøkonomiske tidsserier er det vanskeligt at opretholde en sådan uafhængighedsantagelse. Men et af bidragene i Stock og Watson (2002b) er netop at vise, at man kan tillade en vis korrelation i de idiosynkratiske led *både* over tid og på tværs af serierne og alligevel opnå konsistent estimation af konjunkturfaktorerne, når antallet af serier, N , og antallet af tidsobservationer, T , begge er store.^{9,10}

Et andet – mere praktisk orienteret – problem i faktormodellen er, at (pseudo) maksimum likelihood estimation af faktorerne er baseret på en iterativ procedure, som kan være meget beregningstung, når faktormodellen indeholder mange serier (se f.eks. Stock og Watson (1989)). Derfor følges idéen i bl.a. Chamberlain og Rothschild (1983), hvor faktorerne estimeres på baggrund af en principal komponent analyse. I det følgende skitseres denne estimationsprocedure.

Estimation af konjunkturfaktorerne

Estimationen af konjunkturfaktorerne bygger grundlæggende på at opfatte faktormodellen som en regressionsmodel. Hvis faktorerne antages at være kendte, er modellen i (4.3) blot en multivariat lineær regressionsmodel. Parametrene i en sådan model (Λ) kan estimeres med mindste kvadraters metode (idet modellen da er en SUR med identiske regressorer på tværs af ligningerne).

⁹ Korrelation mellem de idiosynkratiske led blev behandlet af Chamberlain og Rothschild (1983) og af Connor og Korajczyk (1986, 1993). Disse forfattere viste, at der kan tillades en vis korrelation i de idiosynkratiske led, når antallet af serier, N , går mod uendelig. Deres faktormodeller, som anvendes i finansieringslitteraturen, benævnes ofte approksimative faktormodeller.

¹⁰ En væsentlig betingelse for konsistent estimation er, at konjunkturfaktorerne og de idiosynkratiske komponenter er stationære og ergodiske. Dette betyder specielt, at alle serier i faktormodellen skal være stationære. Derfor finder man i alle anvendelser af diffusionsindeksmodellen, at første trin er en transformation af serierne, således at de kan forventes at være stationære. De hyppigste transformationer er første differenser af serierne enten direkte eller efter en log-transformation.

Hvis residualvariansen er ens for alle ligninger, haves et simpelt minimeringsproblem:

$$(4.4) \quad \min_{\Lambda} \frac{1}{NT} \sum_{i=1}^N \sum_{t=1}^T e_{it}^2 = \frac{1}{NT} \text{tr}(e'e) = \frac{1}{NT} \text{tr}\{(X - F\Lambda')'(X - F\Lambda')\}$$

hvor $\text{tr}(A)$ er sporet af matricen A . Residualvarianserne kan gøres (approsimativt) ens på tværs af ligningerne ved standardisering af alle serier i X , dvs. at alle serier i faktormodellen centrerer (fratrækkes middelværdien) og standardiseres ved division med spredningen.

Minimeringsproblemet leder til, at Λ kan findes med almindelig regression:

$$(4.5) \quad \hat{\Lambda}'(F) = (F'F)^{-1} F'X$$

Givet denne estimator kan man herefter løse minimeringsproblemet med hensyn til F . Dette gøres ved at indsætte estimatoren for Λ i udtrykket (4.4):

$$(4.6) \quad \begin{aligned} \frac{1}{NT} \text{tr}(e'e) &= \frac{1}{NT} \text{tr}\{(X - F(F'F)^{-1}F'X)'(X - F(F'F)^{-1}F'X)\} \\ &= \frac{1}{NT} \text{tr}\{(X - F(F'F)^{-1}F'X)(X - F(F'F)^{-1}F'X)'\} \\ &= \frac{1}{NT} \text{tr}(XX') - \frac{1}{NT} \text{tr}(F'XX'F(F'F)^{-1}) \end{aligned}$$

Dette udtryk skal minimeres med hensyn til F , og det ses let, at minimering af (den normerede) residualkvadratsum er ækvivalent med maksimering af andet led.

Det er nødvendigt at indføre en normalisering af konjunkturfaktorerne, og (4.6) viser, at $F'F = T \times I_r$ er en god normalisering, da maksimering af andet led dermed kan reduceres til:

$$(4.7) \quad \begin{aligned} \max_F \quad & \text{tr}[F'(\frac{1}{N}XX')F] \\ \text{givet} \quad & F'F/T = I_r \end{aligned}$$

Løsningen til dette maksimeringsproblem er givet i f.eks. Rao (1973, afsnit 1f.2), og det leder til, at F estimeres ved de r første egenvektorer i $T \times T$ -matricen $\frac{1}{N}XX'$, når egenvektorer og egenværdier er ordnet efter egenværdiernes størrelse.

Da faktormodellen har en bi-lineær struktur, kan man egentlig ikke identificere de enkelte konjunkturfaktorer, og disse vil typisk være linearkombinationer af de estimerede faktorer. Af (4.4) ses det, at man kun kan identificere produktet ΛF_t , mens F_t og Λ ikke kan identificeres enkeltvis uden en normaliserende antagelse.¹¹ Identifikationsproblemet løses ved betingelsen $F'F/T = I_r$, men denne normalisering er en ren matematisk forenkling, som ikke – i en økonomisk forstand – identificerer de enkelte konjunkturkomponenter. Normaliseringen giver dog ortogonale konjunkturfaktorer, som er ordnet efter deres betydning for den samlede variation i X -matricen.

I det følgende omtales de principale komponenter som konsistente estimatoer. Med dette menes, at underrummet udspændt af de principale komponenter konvergerer mod underrummet udspændt af de ”sande” konjunkturfaktorer, når N og T går mod uendelig. Dette medfører i øvrigt, at faktorerne kan ”bytte plads”, når de estimeres på forskellige perioder, og det er derfor ikke (i sig selv) meningsfyldt at tale om en bestemt faktor som en real konjunkturkomponent og en anden faktor som en nominel konjunkturkomponent.

4.2 Modeludvidelser

På trods af diffusionsindeksmodellens enkelhed mht. variabeludvælgelse og estimation er der en række problemstillinger, det er nødvendigt at have en vis forståelse for i den praktiske anvendelse af modellen.

Manglende observationer, blandede frekvenser og ekstreme observationer

Diffusionsindeksmodellen lægger op til, at der inkluderes mange serier i faktormodellen. Derfor vil man ofte komme ud for, at visse af serierne i X -matricen mangler observationer i visse perioder, således at datapanelet er ubalanceret. Et oplagt eksempel er forskellige starttidspunkter for opgørelsen af tidsserierne. Et andet eksempel på et ubalanceret panel er et datasæt, som både indeholder serier med månedsobservationer og kvartalsobservationer. Inddragelse af kvartalsserier har potentielt en stor effekt på forudsigelser af månedsserier, da mange centrale økonomiske serier alene opgøres kvartalsvis (specielt serier fra nationalregnskabet, beskæftigelse og løn).

Faktormodellen giver mulighed for at interpolere og ekstrapolere i serier med manglende observationer, idet modellen naturligt lægger op til anvendelse af

¹¹Identifikationsproblemet kan ses af at $\Lambda F_t = \Lambda R R^{-1} F_t = \Lambda^* F_t^*$ for en vilkårlig invertibel $r \times r$ matrix R .

den såkaldte EM-algoritme (Expectation-Maximization-algoritme).¹² I diffusionsindeksmodellen er starttrinnet i algoritmen estimation af faktorerne på baggrund af et balanceret del-panel. Hvis der er N^+ serier i et sådant balanceret del-panel (X^+), kan man estimere faktorerne som de r første egenvektorer i $\frac{1}{N} X^+ X^{+'}$. Herefter kan estimeres parametrene i Λ på baggrund af det ubalancerede panel:

$$(4.8) \quad \begin{aligned} \hat{\Lambda}^+ &= \frac{1}{T} X^{+'} \hat{F} \\ \hat{\Lambda}^- &= \frac{1}{T} X^{-'} \hat{F} \end{aligned}$$

hvor X^- er serierne, hvor nogle af observationerne mangler.

De manglende observationer i X^- kan herefter estimeres (modelkonsistent) som de fittede værdier:¹³

$$(4.9) \quad \hat{x}_{it} = \sum_{j=1}^r \hat{\lambda}_{ij} \hat{F}_{jt} \quad \text{hvis } x_{it} \text{ mangler}$$

Herved er der dannet et balanceret panel med observationer for alle serier. På baggrund af dette panel estimeres nye faktorer og nye faktorfølsomheder, hvorefter de oprindeligt manglende observationer igen estimeres af nye fittede værdier, hvilket leder til nye faktorestimater osv. Denne iterative procedure fortsætter, indtil den normerede residualkvadratsum er stabiliseret.

Som et biprodukt af denne procedure kan man inkludere en automatisk behandling af ekstreme observationer i de grundliggende data. Før starten af EM-algoritmen kan man "slette" ekstreme observationer fra X -matricen, og behandle disse som manglende observationer, der fittes med faktormodellen.

Dynamiske faktorer

Faktormodellerne i Sargent og Sims (1977) og Geweke (1977) samt mange efterfølgende artikler var dynamiske faktormodeller, dvs. der er en lagstruktur i faktormodellen:

¹²Den generelle teori for EM-algoritmens anvendelse i modeller med manglende observationer kan eksempelvis findes i Little og Rubin (1987, kap. 7).

¹³For kvartalsvise strømvariable (f.eks. BVT i industrien) skal dette estimat dog korrigeres på en relativt enkel måde, når periodiseringen ændres, jf. Stock og Watson (2002a).

$$(4.10) \quad x_{it} = \sum_{j=1}^r \sum_{k=0}^s \lambda_{ijk} F_{j,t-k} + e_{it}$$

Hvis lagstrukturen er uendelig (dvs. s er uendelig, således at modellen for x_{it} kan generaliseres til en ARMA-faktormodel), kan man ikke benytte Stock og Watsons estimator, og man må i stedet estimere faktorerne som (de dynamiske) egenværdier i den spektrale tæthedsmatrix som vist i f.eks. Forni, Hallin, Lippi og Reichlin (2000). Men hvis lagstrukturen er endelig (og typisk kort - s lig med 1 eller 2) kan faktormodellen udvides således, at den relativt simple estimationsprocedure bibeholdes.

Den enkleste tilgang i dette tilfælde er at omdefinere faktormatricen F og den tilhørende matrix af faktorfølsomhedsparametre (Λ), således at F også indeholder laggede værdier af faktorerne.

For en given serie, x_{it} , kan den dynamiske faktormodel skrives som:

$$x_{it} = (\lambda_{i10}, \lambda_{i20}, \dots, \lambda_{ir0}) \begin{pmatrix} F_{1t} \\ F_{2t} \\ \vdots \\ F_{rt} \end{pmatrix} + (\lambda_{i11}, \lambda_{i21}, \dots, \lambda_{ir1}) \begin{pmatrix} F_{1t-1} \\ F_{2t-1} \\ \vdots \\ F_{rt-1} \end{pmatrix} + \dots + (\lambda_{i1s}, \lambda_{i2s}, \dots, \lambda_{irs}) \begin{pmatrix} F_{1t-s} \\ F_{2t-s} \\ \vdots \\ F_{rt-s} \end{pmatrix} + e_{it}$$

Denne sum af vektorprodukter kan "stakkes" til et enkelt vektorprodukt:

$$(4.11) \quad \begin{aligned} x_{it} &= (\lambda_{i10}, \dots, \lambda_{ir0}, \lambda_{i11}, \dots, \lambda_{ir1}, \dots, \lambda_{i1s}, \dots, \lambda_{irs}) \times \\ &\quad (F_{1t}, \dots, F_{rt}, F_{1t-1}, \dots, F_{rt-1}, \dots, F_{1t-s}, \dots, F_{rt-s})' + e_{it} \\ &\equiv \Lambda_i F_t \end{aligned}$$

hvor F_t nu er defineret som en $r(s+1)$ vektor med en tilhørende $r(s+1)$ vektor af faktorfølsomheder Λ_i .

Hvis der er r konjunkturfaktorer, som påvirker x -serierne med (op til) s lags, kan man altså udvide faktormatricen til at medtage de $r(s+1)$ første faktorer, og matricen af faktorfølsomheder, Λ , udvides tilsvarende til en $N \times r(s+1)$ matrix.

Det fremgår, at hvis man definerer faktormatricen til at indeholde laggede værdier af konjunkturfaktorerne, således at det bliver en $T \times r(s+1)$ matrix, da vil estimationsproceduren være uforandret. Det er imidlertid vigtigt at være opmærksom på, at forudsigelsesmodellen (4.1) allerede medtager laggede værdier af faktorerne. Dette betyder, at man skal være meget varsom med *bå-*

de at medtage lags af faktorerne og samtidig mange faktorer i forudsigelsesmodellen. Hvis f.eks. den "sande" faktormodel har 2 faktorer som indgår med ét lag, vil forudsigelsesmodellen kunne specificeres til enten at medtage de 2 første faktorer med ét lag eller at medtage de fire første faktorer—uden lags. Dette vanskeliggør i høj grad estimationsproceduren, da det "sande" antal faktorer ikke er kendt.

4.3 Statistisk inferens og evaluering af forudsigelsesegenskaber

Antallet af konjunkturfaktorer

I den klassiske faktormodel med fast paneldimension, N , og T gående mod uendelig kan antallet af faktorer bestemmes med et kvotienttest eller et af de "klassiske" informationskriterier.¹⁴ Problemet i diffusionsindeksmodellen er, at der er dobbelt asymptotik, idet både N og T skal gå mod uendelig for, at faktorestimatorerne er konsistente. Denne dobbelte asymptotik betyder, at man ikke kan definere en konsistent estimator for x 'ernes kovariansmatrix. Hermed er det ikke umiddelbart muligt at udlede et kvotienttest for antallet af faktorer i modellen.

Stock og Watson (2000b) viser, at underrummet udspændt af de r principale komponenter er konsistente estimatore for underrummet udspændt af konjunkturkomponenterne. Men de viser ikke, hvordan man estimerer dimensionen af underrummet (dvs. antallet af konjunkturfaktorer). I stedet benytter Stock og Watson, at hvis blot antallet af principale komponenter er større end eller lig med antallet af konjunkturkomponenter, vil estimatoren være konsistent. Dette resultat bruges til at fastlægge antallet af faktorer i faktormodellen på forhånd (typisk til 4 eller 6 faktorer) for bagefter at teste antallet af signifikante faktorer i forudsigelsesmodellen med et klassisk informationskriterium (Stock og Watson (2002a) benytter BIC).

Bai og Ng (2002) har udviklet informationskriterier, i stil med de klassiske kriterier, som giver konsistent estimation af antallet af faktorer i faktormodellen, når både N og T går mod uendelig. Specielt viser Bai og Ng, at man kan benytte informationskriterier af formen:

$$IC(l) = \ln\left[\frac{1}{NT} \text{tr}\{\hat{e}(l)' \hat{e}(l)\}\right] + lg(N, T)$$

hvor første led er logaritmen til den normerede residualkvadratsum givet l faktorer, og andet led er straf-funktionen. Straf-funktionen skal opfylde to betingelser:

¹⁴De klassiske informationskriterier hentyder til Akaikes AIC, Schwarz BIC eller Hannan og Quinns HQ.

- (i) $g(N, T) \rightarrow 0$
- (ii) $g(N, T) \cdot \min(N; T) \rightarrow \infty$

og på denne baggrund foreslår de to specifikke kriterier til diffusionsindeksmodellen:

$$(4.12) \quad \begin{aligned} IC_{p_1}(l) &= \ln\left[\frac{1}{NT} \text{tr}\{\hat{e}(l)' \hat{e}(l)\}\right] + l \left(\frac{N+T}{NT}\right) \ln\left(\frac{NT}{N+T}\right) \\ IC_{p_2}(l) &= \ln\left[\frac{1}{NT} \text{tr}\{\hat{e}(l)' \hat{e}(l)\}\right] + l \left(\frac{N+T}{NT}\right) \ln[\min(N, T)] \end{aligned}$$

I den praktiske applikation beregnes disse kriterier altså for l mellem 1 og en given øvre grænse, og antallet af konjunkturkomponenter estimeres ved arg min $IC(l)$.

I det estimationsprogram, der er udviklet til analysen i dette arbejdspapir, er det muligt at estimere antallet af faktorer på baggrund af kriteriet IC_{p_1} .

Inferens i forudsigelsesligningen

Da forudsigelsen af y_{t+h} bl.a. baseres på de estimerede konjunkturkomponenter, er der umiddelbart et problem med inferensen i forudsigelsesligningen.¹⁵ Dette vanskeliggør nedtestningsproceduren, hvilket er meget uheldigt i lyset af problemerne med at bestemme antallet af faktorer og problemerne med identifikation af faktorer og disses lags. Bai og Ng (2004) har imidlertid vist, at man kan benytte standard "kvadratrod- T -asymptotik" i estimationen af forudsigelsesligningen hvis $\sqrt{T}/N \rightarrow 0$, dvs. hvis antallet af x 'er er (noget) større end antallet af tidsobservationer. Konkret betyder dette, at man kan ignorere, at konjunkturkomponenterne er estimerede og benytte standard teststørrelser og informationskriterier i evalueringen af forudsigelsesligningen.¹⁶

¹⁵Se Wooldridge (2001) for en god introduktion til problemerne med regressioner med genererede variable.

¹⁶Bai og Ng (2004) viser også, hvordan man estimerer forudsigelsesvarianser. Da disse variansudtryk ikke bruges i dette arbejdspapir, har vi valgt ikke at beskrive denne estimator nærmere.

5. Litteraturgennemgang: Erfaringer med diffusionsindeks

Den empiriske analyse i Stock og Watson (1998 og 2002a) viser, at diffusionsmodellen kan give meget store gevinster i form af en stærkt reduceret MSFE i forhold til alternative forudsigelsesmodeller som f.eks. univariate autoregressive modeller, indikatormodeller og vektor autoregressive modeller. Dette gav naturligt anledning til en meget stor interesse for diffusionsmodellen, og dermed et ganske stort antal studier, som afprøver modellen på andre data end de amerikanske serier i Stock og Watsons analyse. I dette afsnit gives en kort oversigt over de internationale erfaringer repræsenteret af 8 studier, som alle anvender diffusionsindeksmodellen. De 8 studier er udvalgt, fordi de i store træk følger fremgangsmåden i Stock og Watson (1998 og 2002a). Dette betyder, at resultaterne er nogenlunde sammenlignelige.¹⁷

Udvalgte resultater fra de 8 studier er samlet i tabellerne 5.1 og 5.2. Tabel 5.1 viser resultater for forudsigelser af månedsserier, mens tabel 5.2 viser de få erfaringer, der er gjort med kvartalsserier. Første søjle i tabellerne angiver de enkelte studiers forfatter(e) og udgivelsesår, mens anden søjle angiver, hvilket land forudsigelserne er foretaget for. Tredje søjle giver antallet af serier i faktormodellen, og hvorvidt faktorpanelet er balanceret (B) eller ubalanceret (U). Det fremgår, at de fleste studier benytter ubalancerede paneler, hvilket i alle tilfælde betyder, at konjunkturfaktorerne er estimeret med EM-algoritmen.¹⁸ Fjerde og femte søjle angiver hhv. estimations- og forudsigelsesperioderne. I sjette søjle angives den afhængige variabel og i syvende søjle forudsigelseshorisonten.

De to sidste søjler i tabellerne viser den relative MSFE, hvor sammenligningsgrundlaget i alle studier er en autoregressiv model. Hvis den relative MSFE er mindre end 1, betyder det, at diffusionsindeksmodellen har en mindre gennemsnitlig kvadreret forudsigelsesfejl end den autoregressive model.¹⁹ I den første af de to sidste søjler vises resultatet fra den specifikation af forudsigel

¹⁷Der findes en række andre studier, som også undersøger diffusionsindeksmodellens forudsigelsesegenskaber, men disse studier benytter typisk andre evalueringskriterier eller modifikationer af faktorestimationen. Sådanne studier er ikke medtaget i oversigten.

¹⁸Flere af studierne rapporterer resultater for både balancerede og ubalancerede paneler, hvor de balancerede paneler altid er del-paneler af de fulde (ubalancerede) paneler. I tabel 5.1 og 5.2 rapporteres resultaterne for de ubalancerede paneler. Generelt er forudsigelserne med ubalancerede paneler bedre end forudsigelserne med (de mindre) balancerede paneler.

¹⁹Den relative MSFE defineres som $MSFE_{DI}/MSFE_{AR}$, hvor MSFE står for ”mean squared forecast error”.

sesligningen, der giver den største gevinst for diffusionsindeksmodellen, mens den sidste søjle viser den relative MSFE, når der anvendes en automatisk, databaseret specifikation af forudsigelsesmodellen. Ofte er den bedste specifikation ikke databaseret, men fremkommet ved, at antallet af konjunkturfaktorer og dynamik er fastlagt på forhånd, idet der ikke sker en (generel-tilspecifik) nedtestning af forudsigelsesligningen.

Næsten alle studier baserer den automatiske specifikation af forudsigelsesligningen på BIC. Der er kun et studie i tabellen (Dreger og Shumacher; 2002), hvor Bai og Ng's informationskriterium er anvendt til at fastlægge antallet af faktorer i faktormodellen. Der er yderligere et par studier, som slet ikke anvender en automatisk modelspecifikation (Angelini, Henry og Mestre (2001b) og Shintani (2004)). Disse forfattere har i stedet valgt at forudbestemme både antallet af konjunkturfaktorer og antallet af lags for den endogene variabel på forhånd. I Angelini et al. er modellen specificeret til at inkludere netop én faktor samt laggede endogene svarende til forudsigelseshorisonten. I Shintani er der seks konjunkturfaktorer og 2 laggede endogene i begge modeller. For alle studier gælder, at de inddrager relativt få konjunkturfaktorer (oftest 4-6) og få lags af den endogene serie.

Stock og Watson (2002a) illustrerer gevinsterne ved diffusionsindeksmodellen med 8 forskellige makroøkonomiske månedsserier. Deres resultater for industriproduktionen viser, hvorfor modellen så hurtigt blev afprøvet af andre forfattere (se tabel 5.1). I en forudsigelse af industriproduktionen 12 måneder frem giver den bedste model en halvering af forudsigelsesusikkerheden (målt ved MSFE) i forhold til en simpel autoregressiv model, og selv med en databestemt modelformulering opnås stadig næsten en halvering af MSFE. For inflationsforudsigelser opnås ligeledes ganske store reduktioner i MSFE, selvom disse reduktioner er lidt mindre (26-28 procent) for den automatiske specifikation. Et af de mindre gode resultater i Stock og Watson er forudsigelsen af beskæftigelsen, hvor der på en 12 måneders forudsigelseshorisont "kun" er en reduktion i MSFE på 18 procent i den bedste specifikation, og 9 procent i en automatisk specifikation. Et særkende ved de fleste af Stock og Watsons empiriske resultater er, at gevinsterne synes at stige med forudsigelseshorisonten. Dette resultat genfindes i nogen grad i de øvrige studier, som rapporterer resultater for forskellige horisonter.

Artis, Banerjee og Marcellino (2004) er et andet meget grundigt studie, på britiske data. Her fokuseres på en 12 måneders forudsigelseshorisont med mange forskellige afhængige variabler og mange specifikationer, både af diffusionsindeksmodellen og af konkurrerende modeller. Artis et al. har væsentligt færre serier i faktormodellen og et noget kortere sample end Stock og Watson, og de finder generelt lidt mindre gevinster i form af lavere MSFE

Tabel 5.1 Internationale studier af diffusionsindeksmodellen. Forudsigelser af månedsserier

Studie	Land	Serier i faktor model	Regressionsperiode	Forudsigelsesperiode	Afhængig variabel	Horisont	Relativ MSFE bedste model	Relativ MSFE automatisk valg	
Stock og Watson (2002a)	USA	215 (U)	1960:1-1998:12	1970:1-1998:12	Industriproduktion	6	0,64	0,69	
						12	0,51	0,57	
						24	0,55	0,57	
					Beskæftigelse (minus landbrug)	6	0,84	0,94	
						12	0,82	0,91	
						24	0,72	0,82	
					Inflation (CPI)	6	0,71	0,73	
						12	0,64	0,72	
						24	0,61	0,74	
Artis et al. (2004)	UK	81 (U)	1970:1-1998:3	1985:1-1998:3	Industriproduktion	12	0,87	0,90	
						Ledighed (%)	12	0,78	0,78
						Inflation (CPI)	12	0,86	0,97
Shintani (2004)	Japan	235 (U)	1973:2-2000:12	1991:1-2000:12	Industriproduktion	6	0,80	-	
						Inflation (CPI)	6	0,70	-
Brisson et al. (2003)	Canada	62 (B)	1967:1-1998:12	1980:1-1998:12	Inflation (CPI)	12	0,78	0,78	
Camacho og Sancho (2003)	Spanien	1133 (U)	1975:1-2001:4	1997:1-2001:4	Inflation	3		0,66	
						6		0,41	
						12		0,33	
						"output"	3		0,74
						6		0,63	
12		0,58							

Tabel 5.2 Internationale studier af diffusionsindeksmodellen. Forudsigelser af kvartalsserier

Studie	Land	Serier i faktor model	Regressionsperiode	Forudsigelsesperiode	Afhængig variabel	Horisont	Relativ MSFE bedste model	Relativ MSFE automatisk valg
Gosselin og Tkacz (2001)	Canada	444 (?)	1969:1-2000:1	1990:1-2000:1	Inflation	4		0,38
Brisson et al. (2003)	Canada	66 (B)	1967:1-1998:4	1980:1-1998:4	BNP	4	0,83	0,83
Dreger og Schumacher (2002)	Tyskland	121 (B)	1978:2-2002:1	1987:4-2002:1	BNP	1	0,77	1,00
						2	0,74	0,96
						4	0,89	1,12
Angelini et al. (2001b)	Euroland	278 (U)	1980:1-1999:2	1995:1-1999:2	Inflation (HICP)	1	0,84	-
						2	0,69	-
						4	0,74	-

Anm.: I tredje søjle i tabel 5.1 og 5.2 indikerer et (B), at der er tale om et balanceret datasæt, mens (U) indikerer, at der er anvendt et ubalanceret datasæt (med manglende observationer).

De to sidste søjler viser MSFE fra diffusionsindeksmodellen i forhold til MSFE fra en autoregressiv model. Søjlen "Relativ MSFE bedste model" angiver den absolut bedste model, hvor valget af parametrisering typisk ikke er automatiseret; søjlen "Relativ MSFE automatisk valg" angiver den relative MSFE, hvor parametrisering er valg automatisk på baggrund af data.

relativt til autoregressive modeller. Samtidig er der ganske mange specificationer af diffusionsindeksmodellen, som ikke giver bedre forudsigelser end den autoregressive model. Artis et al. konkluderer dog, at diffusionsindeksmodellen er meget lovende, og de henviser til stigende gevinster ved længere forudsigeshorisonter. I tabel 5.1 har vi medtaget resultater for tre serier, som har relevans for den empiriske analyse i de følgende afsnit. Det fremgår, at der for alle tre serier er en relativ MSFE under 1, og samtidig at resultaterne ikke helt matcher Stock og Watsons.

Shintani (2004) er et mindre studie, hvis fokus er at undersøge, hvorvidt ikke-lineære forudsigelsesmodeller kan forbedre diffusionsindeksmodellen. Baseret på japanske data finder Shintani, at diffusionsindeksmodellen forbedrer forudsigelserne af industriproduktionen og inflationen (for en 6 måneders horisont) relativt til den autoregressive model. Shintani finder i øvrigt ingen signifikante ikke-lineære effekter.

I Brisson, Campbell og Galbraith (2003) er der forudsigelser af inflationen på månedsbasis samt af BNP på kvartalsbasis for Canada. I dette studie finder forfatterne, at diffusionsindeksmodellen giver signifikante gevinster på ét års horisont (dvs. 12 måneder for inflationen og 4 kvartaler for BNP). De finder samtidig, at gevinsterne er relativt robuste overfor ændringer i antallet af medtagne faktorer.

Camacho og Sancho (2003) er et meget interessant studie, idet de har en meget stor faktormodel (1133 serier for spanske data). For både inflationen og "output" (som ikke er nærmere defineret) finder Camacho og Sancho ekstremt store gevinster for diffusionsindeksmodellen relativt til den autoregressive model, og de understøtter resultaterne i Stock og Watson mht. de stigende gevinster over forudsigelsehorisonten. Resultaterne afviger fra de øvrige analyser, idet de indgående data (og ligeledes inflations- og outputserien) ikke alene er sæsonrensede, men også støjrensede. Forudsigelsesmodellen er altså for de estimerede cykliske komponenter, hvor disse komponenter er estimeret for det fulde sample. Begrundelsen for denne filtrering af data er, at forfatterne finder, at den første estimerede faktor for de ufiltrerede data er meget volatil i forhold til den tilsvarende serie for amerikanske data. Selv om denne datafiltrering kan være kritisk i en simuleret realtids forudsigelse, er det en interessant idé at ændre signal-støjforholdet i faktormodellen, og samtidig udglatte serierne ved en univariat datafiltrering.

Grosselin og Tkacz (2001), som rapporteres i tabel 5.2, er et andet studie med gode resultater for diffusionsindeksmodellen. I dette studie forudsiges inflationen, på baggrund af kvartalsdata, 4 kvartaler frem, og som det fremgår, giver diffusionsindeksmodellen en reduktion i MSFE på over 60 procent relativt til

en autoregressiv model. Årsagen til denne meget store gevinst er, at inflationen i Canada faldt fra ca. 4 procent p.a. i 1990-91 til ca. 2 procent p.a. i 1992, dvs. inflationen blev halveret på ét år, hvorefter den stabiliseredes omkring 2 procent p.a. Dette fald fanges af diffusionsindeksmodellerne, men (naturligvis) ikke af den autoregressive model. Der er altså her tale om, at diffusionsindeksmodellen fanger et strukturelt skift, der i den autoregressive model alene kan fanges af gradvise skift i parametrene.²⁰ Et andet resultat i Grosselin og Tkacz er, at diffusionsindeksmodellens forudsigelsesegenskaber forbedres, når faktormodellen både indeholder mange canadiske serier (334) og mange amerikanske serier (110). Dette er potentielt interessant for Danmark, idet man muligvis bør inddrage et større antal makroøkonomiske serier fra andre lande, som Sverige, Tyskland og UK i en dansk faktormodel.

Dreger og Schumacher (2002) er et studie, som alene ser på forudsigelser af BNP i Tyskland. Estimationsperioden er ganske kort i sammenligning med andre studier, når man tager højde for, at det er kvartalsdata. Studiet viser, at diffusionsindeksmodellen *kan* give gode forudsigelser, men samtidig viser det også, at en automatisk specifikation baseret på Bai og Ng's IC_{p1} i faktormodellen og nedtestning med BIC-kriteriet i forudsigelsesligningen giver forudsigelser på linie med eller ringere end den autoregressive model.

Det sidste studie i sammenligningen, Angelini, Henry og Mestre (2001b), er anden del af et meget grundigt dobbeltstudie, som søger at estimere et diffusionsindeks for inflationen i Euroland (Angelini et al. (2001a og 2001b)). Forudsigelsesmodellen er i denne sammenhæng ikke det primære objekt. Derfor benytter Angelini et al. meget enkle forudsigelsesmodeller, hvor vægten er lagt på at undersøge effekten af at have forskellige serier i faktormodellen med en skelnen mellem reale og nominelle faktorer. Analysen viser, at en model, hvori alle serier inkluderes, giver stort set samme resultat mht. forudsigelsesevne, som en model, der alene inkluderer nominelle serier. Som det fremgår af tabel 5.2 finder Angelini et al., at diffusionsindeksmodellen har bedre forudsigelsesegenskaber end den autoregressive model, og de understøtter ligeledes Stock og Watsons observation vedrørende den stigende gevinst ved længere forudsigelseshorisonter.

Når man ser på de empiriske resultater under ét, fremstår diffusionsindeksmodellen som en overordentlig god forudsigelsesmodel på tværs af lande og med meget forskellige dimensioner af faktormodellen. Det skal dog tilføjes, at modellen ikke per automatik giver forbedrede forudsigelser af alle serier. Samtidig synes den tidligere søgen efter gode konjunkturindikatorer i et vist

²⁰Hvis diffusionsindeksmodellen sammenlignes med en simpel random-walk model for inflationen, er gevinsten "kun" et fald i MSFE på ca. 22 procent.

omfang at være afløst af en søgen efter den optimale specifikation af diffusionsindeksmodellen. Denne optimale specifikation er ikke konstant, hverken på tværs af lande (for samme type økonomiske serier) eller på tværs af serier inden for samme land.

6. Datagrundlag og beregnede fællesfaktorer

6.1 Datagrundlaget for beregningen af diffusionsindekset

Datagrundlaget for beregningen af diffusionsindekset består af 246 tidsserier – 172 månedsserier og 74 kvartalsserier. Tidsserierne dækker centrale områder af dansk økonomi, jf. tabel 6.1, og går for de fleste seriers vedkommende tilbage til 1980'erne.

Tabel 6.1 Datagrundlag for beregning af diffusionsindeks

Variabelgruppe	Antal serier		
	Måned	Kvartal	I alt
1. Produktion og konj.barometer for industri mv.	9	14	23
2. Beskæftigelse og ledighed	5	20	25
3. Detailomsætning og industriomsætning	16	0	16
4. Forbrug og bilkøb	2	10	12
5. Byggeri, boligmarked og konj.barometer for byg.	14	3	17
6. Lagerinvesteringer	0	5	5
7. Ordreindgang og –beholdning	30	0	30
8. Renter, valutakurser, aktiekurser mv.	29	0	29
9. Pengemængde mv.	4	0	4
10. Priser	25	9	34
11. Løn	0	7	7
12. Import, eksport, udenlandske data, tillidsindikatorer mv.	38	6	44
I alt	172	74	246

Anm.: I bilag 1 præsenteres data yderligere. For alle tidsserierne er angivet, hvornår serien begynder og hvilken transformation, der er anvendt for at opnå stationaritet.

Datagrundlaget inkluderer både serier, der kan siges at være af interesse i sig selv (f.eks. arbejdsløshed, forbrugerpriser og BNP), og serier, der vurderes af være relevante for at kunne beskrive og forudsige de i sig selv interessante serier (f.eks. konjunkturbarometre). Udvælgelsen af data er i praksis foretaget med udgangspunkt i en databank bestående af ca. 1.300 månedsserier og ca. 1.300 kvartalsserier, der dækker centrale danske og internationale økonomi-

ske nøgletal. Kilderne til denne databank er Danmarks Statistiks Tidsserie Databank (DSTB) samt EcoWin.

Serierne, der indgår i datagrundlaget, er udvalgt ud fra en vurdering af deres relevans som ”økonomiske nøgletal”. Der er endvidere ved udvælgelsen af data tilstræbt en vis ”balance” mellem variabelgrupperne i tabel 6.1. Denne gruppering, der ikke i sig selv er af betydning, er inspireret af Stock og Watson (1998 og 2002a). Endelig har tidsseriernes længde, frekvens og det typiske publikationslag spillet en rolle ved udvælgelsen. Som et eksempel på serier, der ikke indgår i datasættet pga. for kort længde, kan nævnes Serviceerhvervenes konjunkturindikatorer. Disse serier må oplagt formodes at indeholde information om den aktuelle konjunktursituation, men de er først offentliggjort fra april 2000. Kun undtagelsesvist er der medtaget tidsserier, der ikke er tilgængelige tilbage til i hvert fald 1988 (hvor det officielle kvartalsvise nationalregnskab begynder).²¹

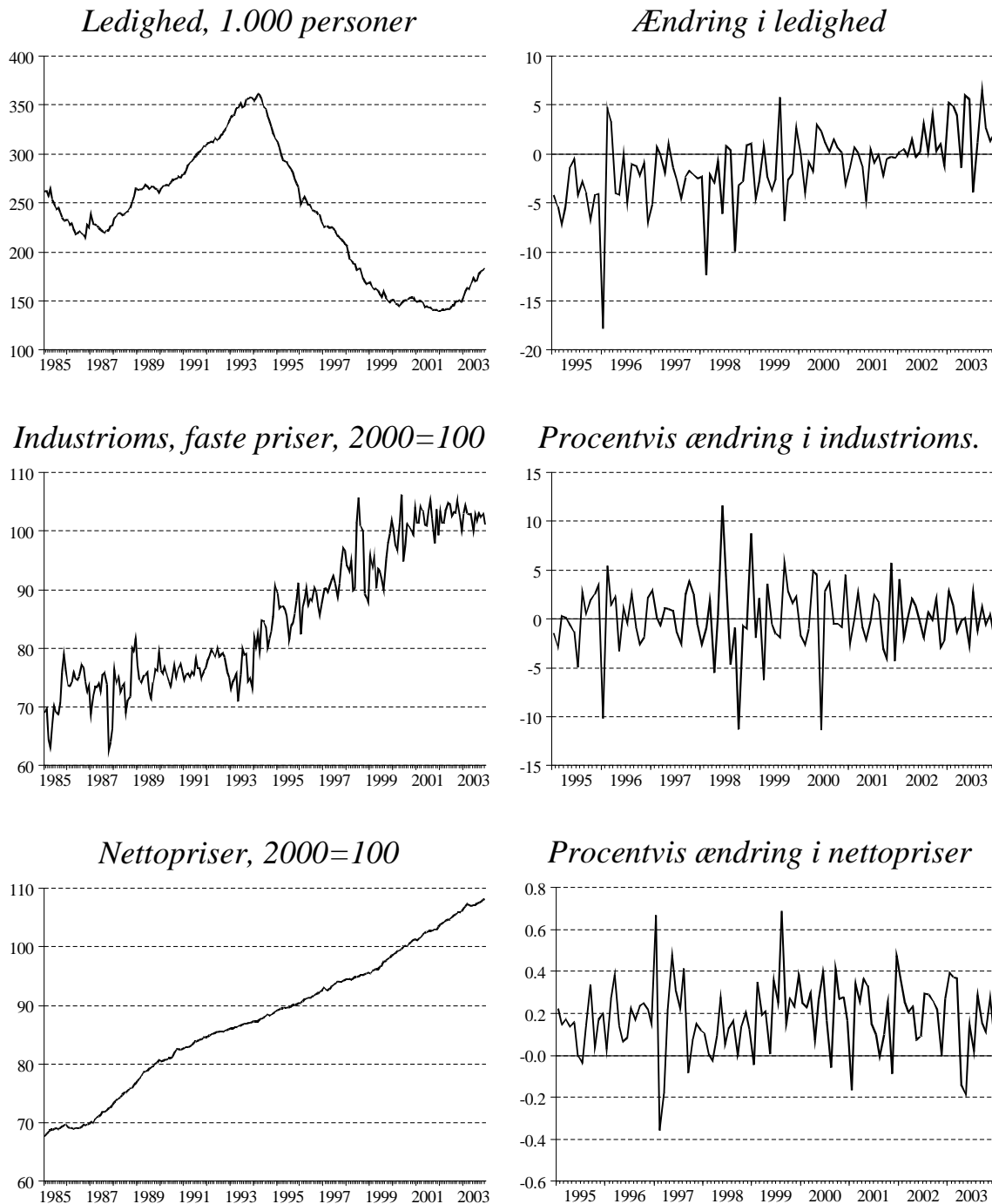
Som udgangspunkt er alle serier sæsonkorrigerede enten fra primærkilden (f.eks. Danmarks Statistik) eller ved egen brug af X11. Undtaget herfra er renter samt valuta- og aktiekurser, som det er valgt ikke at sæsonkorrigere. Serierne er gennemgået for oplagte databrud, og i nogle tilfælde er serierne blevet forlænget ved kædning.

Serierne er (efter sæsonkorrektio) om nødvendigt transformeret for at opnå stationaritet. De fleste serier indgår i logaritmiske ændringer. Nogle serier indgår dog i absolutte ændringer – bl.a. ledighed og renter, mens andre serier indgår utransformerede – bl.a. forbrugerforventninger, tillidsindikatorer, konjunkturindikatorer, lagerinvesteringer og rentespænd. Formelle test af stationaritet indikerer, at de således transformerede serier i det store og hele kan betragtes som stationære, jf. bilag 2.

I figur 6.1 vises tre centrale variabler, der i de følgende afsnit vil blive forsøgt forudsagt med udgangspunkt i diffusionsindekset.

²¹ Det anvendte setup for ”out-of-sample”-estimation indebærer, at serier, der ikke har observationer i begyndelsen af perioden, først indgår i dannelsen af fællesfaktorerne fra det tidspunkt, hvor der er minimum 12 observationer af månedlige data hhv. 4 observationer af kvartalsvise data tilgængelig.

Figur 6.1 Centrale variabler, der skal forudsiges



Det fremgår af figurerne til højre, at de ændringer, som indgår i beregningen af diffusionsindekset – og som er de størrelser, der skal forudsiges – er ganske volatile størrelser.

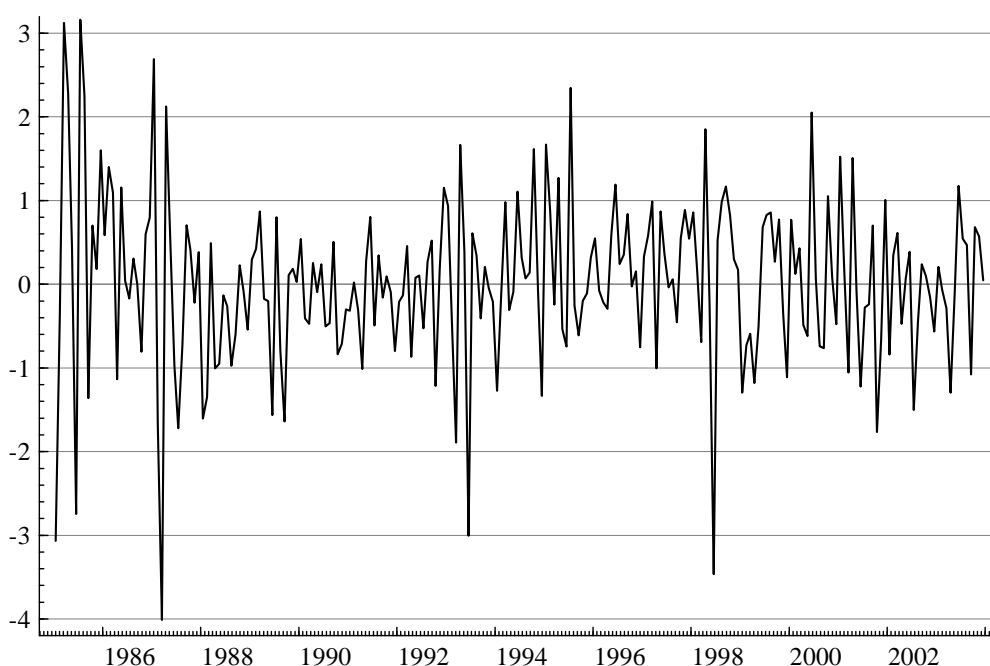
6.2 De beregnede fællesfaktorer

På baggrund af det beskrevne datagrundlag er der beregnet et antal fællesfaktorer, der anvendes i det videre arbejde om forudsigelser, jf. afsnit 7 og 8.

Volatiliteten i serierne, der fremgår af figur 6.1, bidrager naturligt til, at de resulterende fællesfaktorer ligeledes bliver relativt volatile, jf. figur 6.2.²²

Som nævnt er fællesfaktorerne per konstruktion ordnet sådan, at den første fællesfaktor forklarer den største del af variationen i de underliggende data, den anden forklarer næstmest osv. For hele perioden forklarer den første fællesfaktor ca. 10 pct. af variationen i data. De seks første forklarer ca. 42 pct., de ti første ca. 55 pct. og de 20 første ca. 72 pct. af variationen i de underliggende data.²³

Figur 6.2 Den første fællesfaktor



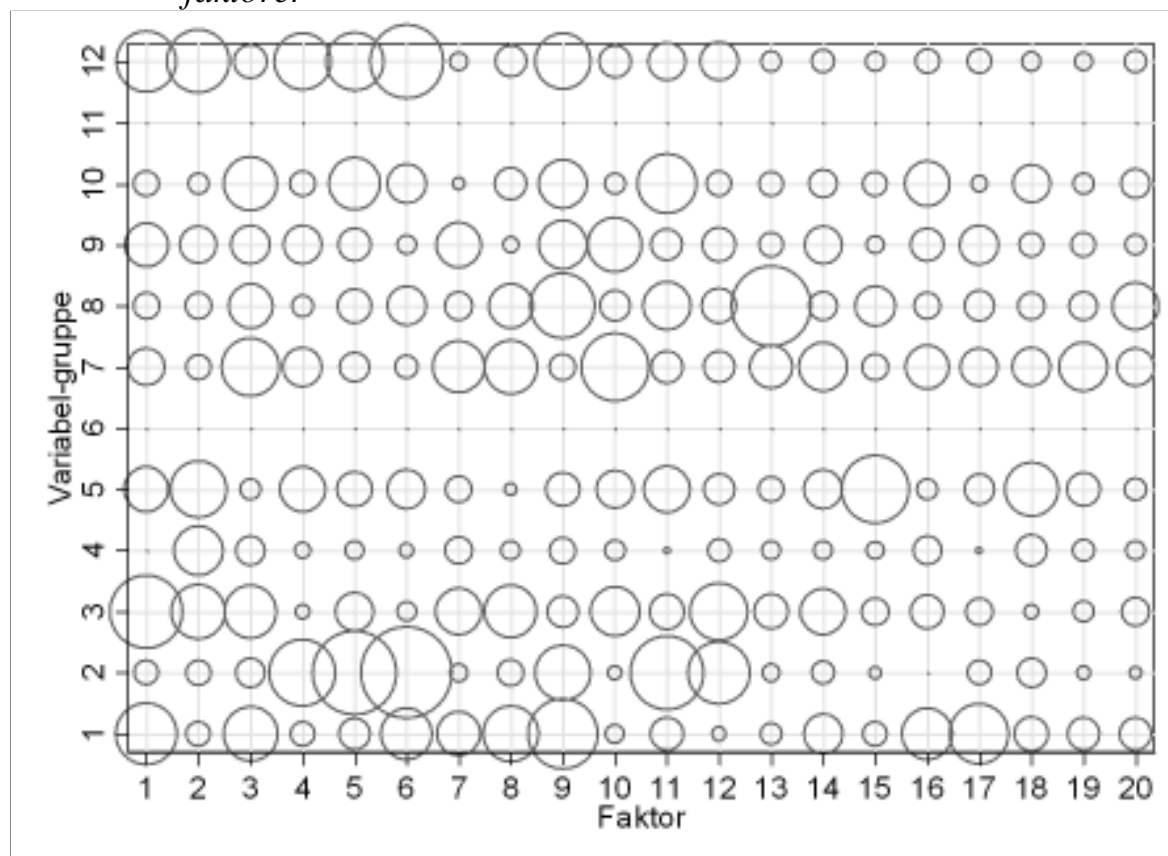
²²I afsnit 9 beskrives en tilgang, hvor data er transformeret, således at den irregulære del af serien renses ud, inden fællesfaktorerne beregnes. Herved fokuseres på den cykliske komponent i serierne, som naturligt er mindre volatil. Som det fremgår af afsnit 9, giver dette anledning til såvel væsentligt mindre volatile fællesfaktorer, jf. eksempelvis figur 9.2, og bedre forudsigesegenskaber, jf. eksempelvis tabel 9.2.

²³Tilsammenligning angiver Stock og Watson (1998), at de første seks fællesfaktorer forklarer 47 pct. af variationen i deres underliggende datasæt (171 amerikanske tidsserier). Artis m.fl. (2004) angiver, at de første seks faktorer forklarer ca. 50 pct. af variationen (81 serier fra UK).

Generelt er det meget vanskeligt, at karakterisere de enkelte fællesfaktorer i forhold til de underliggende data og grupper heraf.

Nedenstående figur 6.3 viser, hvordan serierne i de forskellige variabelgrupper er korreleret med de enkelte fællesfaktorer.²⁴ Variabelgrupperne, der er angivet op ad 2. akse, er angivet i tabel 6.1. Fællesfaktorerne er angivet udad 1. akse. Cirklernes areal er proportional med den gennemsnitlige R^2 mellem variablerne, der tilhører variabelgruppen, og den pågældende fællesfaktor. Den største cirkel (mellem variabelgruppe 2 = "Beskæftigelse og ledighed" og fællesfaktor nummer 6) repræsenterer en gennemsnitlig R^2 på 0,14.

Figur 6.3 Korrelationer mellem variable i variabelgrupper og enkelte fællesfaktorer



Anm.:Cirklernes areal indikerer den gennemsnitlige R^2 over regressioner for alle variablerne på fællesfaktoren angivet på 1. akse. Variabelgrupperne er defineret i tabel 6.1.

Cirklernes gennemsnitlige størrelse bliver mindre, når man bevæger sig op imod de sidste fællesfaktorer, hvilket naturligt hænger sammen med måden fællesfaktorerne, er ordnet på – med den første fællesfaktor som den, der for-

²⁴I den viste figur er der kun medtaget månedsserier. Det betyder i praksis, at der ikke er nogen serier i variabelgruppe 6 ("Lagerinvesteringer") og variabelgruppe 11 ("Løn").

klarer den største del af de underliggende data. For enkelte variabelgrupper er de store cirkler (høje korrelationer) koncentreret om relativt få fællesfaktorer. Eksempelvis er serierne i gruppe 2 ("Ledighed og beskæftigelse") primært korreleret med fællesfaktorerne 4, 5, 6, 8, 9, 11 og 12. Men generelt er korrelationerne bredt ud over mange/alle fællesfaktorer. Det er således ikke oplagt at koble en given variabelgruppe og en given fællesfaktor sammen.

Nedenstående tabel 6.2 sammenfatter korrelationen mellem fællesfaktorerne og variabelgrupperne.

Tabel 6.2 Korrelation mellem variable i variabelgrupper og alle fællesfaktorer

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
Samlet korrelation	64	62	62	20	53	•	62	58	42	44	•	61

Anm.: Tabellen viser den gennemsnitlige R^2 i regressionen af de enkelte variable i en given gruppe (angivet i tabelhovedet) på de 20 beregnede fællesfaktorer og en konstant. Kun månedsserier er medtaget.

Som det også fremgår af figur 6.3 ses, at særligt variable i variabelgruppe 4 ("Forbrug og bilkøb" samt i mindre grad i grupperne 9 ("Pengemængde mv.") og 10 ("Priser") er relativt lavt korrelerede med fællesfaktorerne.

I omstående tabel 6.3 vises korrelationen mellem de enkelte variable og fællesfaktorerne. Tabellen viser korrelationerne for en række udvalgte variable, herunder de 10 serier, der har højst korrelation med fællesfaktorerne under ét.

Det fremgår af tabellen, at fællesfaktorerne samlet forklarer en stor del af mange af variablene. Således kan 90 pct. af variationen i forbrugerforventningerne forklares af de 20 fællesfaktorer. Anvendes kun de første 10 fællesfaktorer forklares 77 pct. af variationen i forbrugerforventningerne. For den næstbedst forklarede variabel – industriomsætningen i løbende priser – forklares 88 pct. af de første 20 fællesfaktorer. Her ligger en væsentlig del af forklaringskraften tilsyneladende i fællesfaktorerne mellem 11 og 20; dette ses af, at R^2 falder mærkbart, når der kun regresseres på de 10 første. Omvendt bibeholder en variabel som eksporten, der er nummer 9 på ranglisten, en forklaringskraft på 38 pct. selv, når antallet af fællesfaktorer reduceres til 2; for denne variabel ligger en væsentlig del af forklaringskraften således i de to første fællesfaktorer.

Tabel 6.3 R^2 mellem enkelte variable og 20, 10, 5 og 2 fællesfaktorer

Rang	Variabel	Navn	R^2 -20	R^2 -10	R^2 -5	R^2 -2
1	Forbrugerforventninger	GFF	0,90	0,77	0,24	0,07
2	Industriomsætn., løb. priser	GINDOMS	0,88	0,54	0,34	0,25
3	Import, SITC 6	GIM6	0,88	0,83	0,75	0,34
4	Ordreindgang i industrien	GINDORDI	0,88	0,65	0,24	0,06
5	Forbrugerforv., delpost	GFFFAMFREM	0,87	0,76	0,08	0,02
6	Samlet import	GIM	0,87	0,80	0,69	0,24
7	Forbrugerforv., delpost	GFFFAMNU	0,86	0,79	0,17	0,03
8	Forbrugerforv., delpost	GFFSFREM	0,86	0,73	0,06	0,01
9	Samlet eksport	GEX	0,86	0,77	0,70	0,38
10	Forbrugerforv., delpost	GFFOEKSIT	0,85	0,73	0,06	0,01
11	Konj.barometer, industri	GIKI	0,85	0,45	0,11	0,03
17	Råvareprisindeks	GPRAA	0,80	0,29	0,25	0,01
33	KAX-indekset	DNK_KAXTOT	0,78	0,39	0,12	0,04
44	10 årig obligationsrente	DNKOBL10Y	0,73	0,29	0,10	0,05
45	Nettoprisindeks	GPNET	0,72	0,47	0,31	0,01
51	Ledighed	GUL	0,71	0,49	0,29	0,01
62	Industriomsætn., faste priser	GINDFOMS	0,67	0,53	0,31	0,18
86	Detailomsætning	GDETAILM	0,59	0,33	0,22	0,15
95	Dollarkurs	DNKUSD	0,55	0,21	0,17	0,08
120	Forbrugerprisindeks	GPFOR	0,46	0,33	0,18	0,01
165	Antal nyreg., personbiler	GNYREG	0,20	0,13	0,05	0,02
172	Fragtrateindeks	COMFREIGHT	0,14	0,07	0,03	0,01

Anm.: Tabellen viser R^2 fra regressionen af de angivne serier på fællesfaktorerne. Første søjle angiver nummeret i rangordningen, de enkelte serier har, når serierne sorteres efter R^2 i regressionen på alle 20 fællesfaktorer og en konstant. Søjlen benævnt R^2 -20 viser R^2 fra denne regression. Søjlerne R^2 -10, R^2 -5 hhv. R^2 -2 viser R^2 fra regressionen af variablen i forspalten på de 10, de 5 hhv. de 2 første fællesfaktorer.

Ved hjælp af det memotekniske navn kan en nærmere variabelbeskrivelse findes i bilag 1.

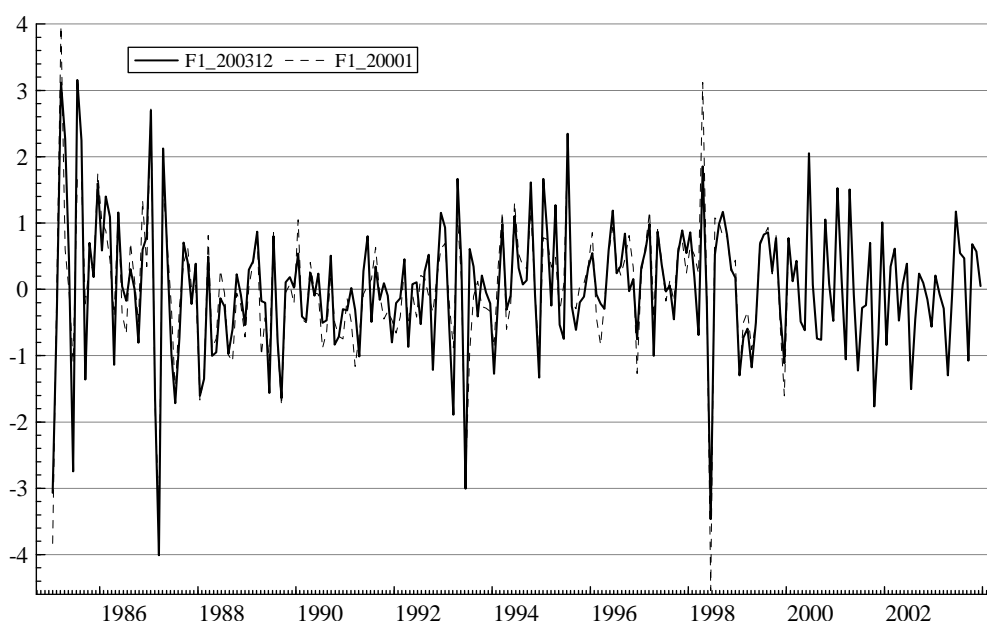
Som det fremgår, kan man gå relativt langt ned ad ranglisten og stadig finde R^2 på over 50 pct. Eksempelvis kan 55 pct. af variationen i dollarkursen, der er nummer 95 på ranglisten, forklares af de 20 fællesfaktorer. De relativt høje forklaringsgrader kan opfattes om et udtryk for, at de beregnede fællesfaktorer forklarer en betydelig del af de betragtede data.

Det fremgår af tabellen, at omkring 70 pct. af variationen i nettopriserne, ledigheden og industriomsætningen i faste priser er beskrevet ved de 20 fællesfaktorer. Det er netop disse tre variable, der er udvalgt som de gennemgående

eksempler i de efterfølgende afsnit om forudsigelse på basis af diffusionsindekset.

Fællesfaktorerne, der er anvendt til de beskrevne beregninger (og hvor den første blev vist i figur 6.1), er beregnet på hele perioden 1985m1-2003m12. Dette betyder, at faktorerne er en funktion af data i hele perioden. I nedenstående figur sammenlignes den første fællesfaktor, beregnet på hele perioden, med den første fællesfaktor, beregnet frem til og med 2000m1.

Figur 6.4 Første fællesfaktor – fuld periode og frem til 2000m1



R^2 mellem den første fællesfaktor beregnet på den fulde periode og beregnet på perioden frem til 2000 er 0,80. Den høje korrelation må dog nok mest opfattes som et tilfælde, idet fællesfaktorerne, som beskrevet i afsnit 4, kan ”bytte plads”. Dette eksemplificeres af, at den kvadrerede korrelation mellem fællesfaktor nummer 2 beregnet på fuld periode og faktoren beregnet frem til 2000 kun er 0,02.²⁵

I tabel 6.4 er vist, hvorledes den enkelte fællesfaktor beregnet til og med 1994m1 hhv. 2000m1 er korreleret med alle fællesfaktorerne beregnet på fuld periode, dvs. frem til og med 2003m12. Denne beregning er ikke påvirket af fællesfaktorernes præcise rækkefølge.

²⁵ R^2 for de første 10 fællesfaktorer i regressionen af fællesfaktoren på fuldt sample på fællesfaktoren beregnet frem til 2000 er: 0,80, 0,02, 0,07, 0,01, 0,50, 0,13, 0,05, 0,36, 0,10 hhv. 0,09.

Tabel 6.4 Kvadreret korrelation mellem fællesfaktorer beregnet på fuld periode og delperioder

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	Alle
1994M1	92	82	70	87	86	90	75	93	86	79	84	80	60	80	70	84	71	77	50	45	77
2000M1	94	80	94	82	91	78	82	87	93	94	93	90	96	77	71	91	88	61	73	78	85

Anm.: Tabellen viser $100 \cdot R^2$ i regressionen af den enkelte fællesfaktor beregnet op til og med tidspunktet, der er angivet i forspalten, på en konstant og alle 20 fællesfaktorer beregnet på hele perioden (dvs. til og med 2003m12). Den sidste søjle, benævnt "Alle", viser den kvadrerede trace-korrelation, som kan opfattes som en multipel R^2 .

Det fremgår af tabellen, at typisk 70-95 pct. af den variation, der ligger i fællesfaktorerne beregnet på en kortere periode bibeholdes i det rum, der udspændes af fællesfaktorerne beregnet på fuld periode. Det fremgår ligeledes af tabellen, at korrelationen har en tendens til at blive mindre, når de sidste fællesfaktorer betragtes. I tabellens sidste søjle er vist korrelationen mellem det samlede rum udspændt af de 20 fællesfaktorer beregnet for delperioder og beregnet for hele perioden. Samlet må tabel 6.4 tages som udtryk for, at der synes at være en rimelig stabilitet i det variationsområde, der beskrives af fællesfaktorerne, når beregningsperioden varieres.

7. Forudsigelse af månedsserier på baggrund af diffusionsindeks

I dette afsnit præsenteres forudsigelser af en række månedsserier på baggrund af diffusionsindekset – og til sammenligning på baggrund af en simpel autoregressiv model. Indledningsvis beskrives fremgangsmåden bag forudsigelses-sammenligningen nærmere. I afsnit 7.2 vises resultaterne af forudsigelser af ledighed, industriens omsætning i faste priser samt nettoprisudviklingen. Forudsigelsesperioden er 1995m1-2003m12, og der betragtes tre forudsigelseshorisonter: 1, 6 og 12 måneder. Afsnit 7.3 indeholder en nærmere gennemgang af én af disse forudsigelser, nemlig den for ledigheden 12 måneder frem. Endelig diskuteres betydningen af en række parametervalg i afsnit 7.4.

Analyserne i dette afsnit og de supplerende analyser i afsnit 8 baserer sig alle på de grundlæggende (ikke støjrensede) data.

7.1 Nærmere om fremgangsmåden

Vurderingen af diffusionsindekset baseres i det følgende primært på metodens egenskab til at forudsige *ex ante*, dvs. "out-of-sample". Der lægges derved mindre vægt på modellernes evne til at beskrive data i estimationsperioden. Den anvendte metode forsøger at tilnærme vurderingen til de omstændig-

heder, man som prognosemager står i realtid, herunder, at man ikke kender modellens parametre.

Begrebet "Out-of-sample" indebærer, at man rullende estimerer en forudsigelsesmodel på baggrund af data, der antages kendt på tidspunkt t , og anvender den til at forudsige den relevante variabel på et tidspunkt i fremtiden $t+h$. Forudsigelsesmodellen kan skrives som:

$$(7.1) \quad y_{t+h} = f(y_t, x_t)$$

hvor y er den størrelse, vi ønsker at forudsige
 x er andre størrelser, der antages kendt på forudsigelsestidspunktet t , herunder laggede værdier af y og diffusionsindeks
 h er forudsigelseshorisonten.

På baggrund af den estimerede model og data op til og med tidspunkt t forudsiges y på tidspunkt $t+h$. Herefter rykkes tidsangivelserne én periode frem, estimationerne gentages, og y_{t+h+1} forudsiges. Denne beregningsgang gentages, idet tidsangivelserne stadigt rykkes frem. Til sidst har man en hel tidsserie af "out-of-sample"-forudsigelser.

Ved forudsigelser baseret på diffusionsindeks indskydes et ekstra trin, der estimerer disse indeks. Beskrevet lidt mere præcist er trinene i "out-of-sample"-forudsigelserne dermed:

1. Beregn r fællesfaktorer (diffusionsindeks) ved hjælp af data op til og med tidspunkt t , der er forudsigelsestidspunktet. Konkret anvendes $r = 20$. Alle data på tidspunkt t antages kendt, og de beregnede indeks betegnes $F(t)_k$ $k=1..r$.
2. Estimer følgende ligning for perioden $T_0 - t$, hvor T_0 er estimationsperiodens start:

$$(7.2) \quad y_t - y_{t-h} = \alpha_0 + \sum_{i=0}^{Maxy} \beta_i \cdot (y_{t-h-i} - y_{t-h-i-1}) + \sum_{j=0}^{Flag} \sum_{k=0}^{Maxf} \delta_{j,k} \cdot F(t)_{k,t-h-j} + \varepsilon_t$$

I ligning (7.2) er h forudsigelseshorisonten, og α , β og δ er parametre, der estimeres.

3. Anvend de estimerede parametre og data op til og med periode t til at danne en forudsigelse af y på første forudsigelsestidspunkt, $t+h$:

$$y_{t+h} - y_t = \hat{\alpha}_0 + \sum_{i=0}^{Maxy} \hat{\beta}_i \cdot (y_{t-i} - y_{t-i-1}) + \sum_{j=0}^{Flag} \sum_{k=0}^{Maxf} \hat{\delta}_{j,k} \cdot F(t)_{k,t-j}$$

4. Forøg t med én og gentag beregningerne i trin 1-3. Dette gentages indtil sluttidspunktet, $t=T-h$

5. Beregn: $MSFE = \frac{\sum_{t=t_1}^{T-h} (y_{t+h} - y_{t+h}^e)^2}{T - h - t_1 + 1}$ og $MAFE = \frac{\sum_{t=t_1}^{T-h} |y_{t+h} - y_{t+h}^e|}{T - h - t_1 + 1}$

Tidsangivelserne er eksemplificeret i boks 7.1.

Boks 7.1 Eksemplificering af perioderne i "out-of-sample"-forudsigelserne

Antag, at vi står i 1994m1, og at vi kender alle data frem til og med 1994m1. Vi ønsker at forudsige ændringen i en variabel, y , 12 måneder frem – det vil sige frem til 1995m1. I eksemplet er forudsigelsestidspunktet, t , således 1994m1 og forudsigelseshorizonten, h , er 12:

- I 1. trin beregnes diffusionsindeksene op til og med 1994m1.
- I 2. trin anvendes data op til og med 1993m1, ($t-h$), på højresiden til at estimere en ligning for ændringen i y , hvor sidste observation er ændringen fra 1993m1 til 1994m1.
- I 3. trin ganges de fundne parametre på værdien af diffusionsindeksene (og laggede endogene) i 1994m1, hvilket giver den forventede ændring i y fra 1994m1 til 1995m1.
- Herefter øges alle periodeangivelser med 1 og beregningerne i trin 1-3 gentages (diffusionsindeksene beregnes til og med 1994m2, en ligning med anvendelse af data til og med 1993m2 estimeres, og den forventede ændring af y fra 1994m2 til 1995m2 beregnes).

Denne proces gentages sådan, at den sidste beregning af diffusionsindekset baseres på data op til og med 2002m12, og disse anvendes til at forudsige y i 2003m12, dvs. på tidspunkt T . Hermed er dannet en tidsserie af forudsigelser, y_{t+h}^e , og dertil hørende forudsigelsesfejl, $(y_{t+h} - y_{t+h}^e)$, fra 1995m1 til 2003m12.

Til sammenligning af forudsigelserne baseret på diffusionsmodellen beregnes også forudsigelser baseret på simple univariate, autoregressive modeller, dvs. modellen (7.2) med alle $\delta_{j,k}$ lig med 0. Disse forudsigelser er ligeledes baseret på "out-of-sample"-metoden.

7.2 Forudsigelse af ledighed, industrioms. og nettopris 1, 6 og 12 måneder frem

I dette afsnit opsummeres resultaterne af forudsigelser af ledighed, industriomsætning og nettopriser med en horisont på hhv. 1, 6 og 12 måneder.²⁶ Nedenstående tabel 7.1 viser resultatet af den foretrukne model baseret på diffusionsindekset ("DI-model") hhv. på en univariat, autoregressiv model ("AR-model").

Den "foretrukne model" er konkret fundet ved, at den i afsnit 7.1 beskrevne fremgangsmåde er fulgt et antal gange under en række parametriseringer af den generelle forudsigelsesligning (7.2). Mere præcist er den foretrukne model fremkommet ved en systematisk afsøgning af en række værdier af det maksimale antal fællesfaktorer ($Fmax$), lags heraf ($Flag$) og det maksimale antal laggede endogene ($Ymax$). Den foretrukne model baserer sig på det valg af disse parametre, der giver den mindste MSFE.²⁷

For hver variabel/horisont er angivet den gennemsnitlige kvadrerede forudsigelsesfejl, MSFE, og den gennemsnitlige absolutte forudsigelsesfejl, MAFE, for de to foretrukne modeller, og den relative fejl er beregnet. Endvidere er der beregnet et robust mål for den relative forudsigelsesevne i form af antallet af gange diffusionsindeksmodellen slår den univariate (benævnt "Odds"). Endelig er der angivet en vægtning af informationsindholdet i de to forudsigelser, jf. regressionen beskrevet i anmærkningen til tabellen.

En relativ MSFE/MAFE mindre end 1 indikerer, at diffusionsmodellens forudsigelser er mere præcise end forudsigelserne fra den autoregressive model. Ud af de 9 variabel-/horisont-kombinationer, der indgår i tabel 7.1, er den relative MSFE i 8 tilfælde mindre end 1. Målt på MAFE er DI-modellen bedst i 6 tilfælde.

²⁶I bilag 5 vises tilsvarende resultater for forudsigelser for en række andre månedsserier.

²⁷Denne afsøgning over parametriseringer af forudsigelsesligningen indebærer en afvigelse fra tankegangen bag "out-of-sample"-metoden, fordi parametriseringen derved baseres på information, der ikke findes på forudsigelsestidspunktet (nemlig MSFE for hele perioden). I afsnit 7.4 diskuteres dette nærmere.

Tabel 7.1 Forudsigelser for 1995m1-2003m12

	DI-model		AR-model		Relativ (DI/AR)		Odds ¹	α^2
	MSFE	MAFE	MSFE	MAFE	MSFE	MAFE		
<i>Ændring i ledighed</i>								
1 måned	12,6	2,6	13,3	2,5	0,95	1,03	49	0,60
6 måneder	144,3	9,5	152,8	9,7	0,94	0,98	55	0,56
12 måneder	772,5	21,8	871,4	22,6	0,89	0,96	50	0,63
<i>Vækst i industriens omsætning i faste priser</i>								
1 måned	10,7	2,4	11,2	2,4	0,96	1,00	45	0,65
6 måneder	14,9	3,0	15,5	3,1	0,96	0,97	42	0,67
12 måneder	19,9	3,6	22,0	3,7	0,90	0,96	47	1,00
<i>Vækst i nettopriserne</i>								
1 måned	0,030	0,136	0,029	0,128	1,03	1,06	45	0,43
6 måneder	0,160	0,327	0,183	0,331	0,87	0,99	45	0,60
12 måneder	0,381	0,503	0,505	0,575	0,75	0,87	51	0,65

Anm.: Der henvises til afsnit 7.4 for en nærmere beskrivelse af parametrisering og testprocedure.

¹ Odds angiver antallet af gange DI-modellen har mindre forudsigelsesfejl end AR-modellen opgjort i procent af antal observationer i perioden.

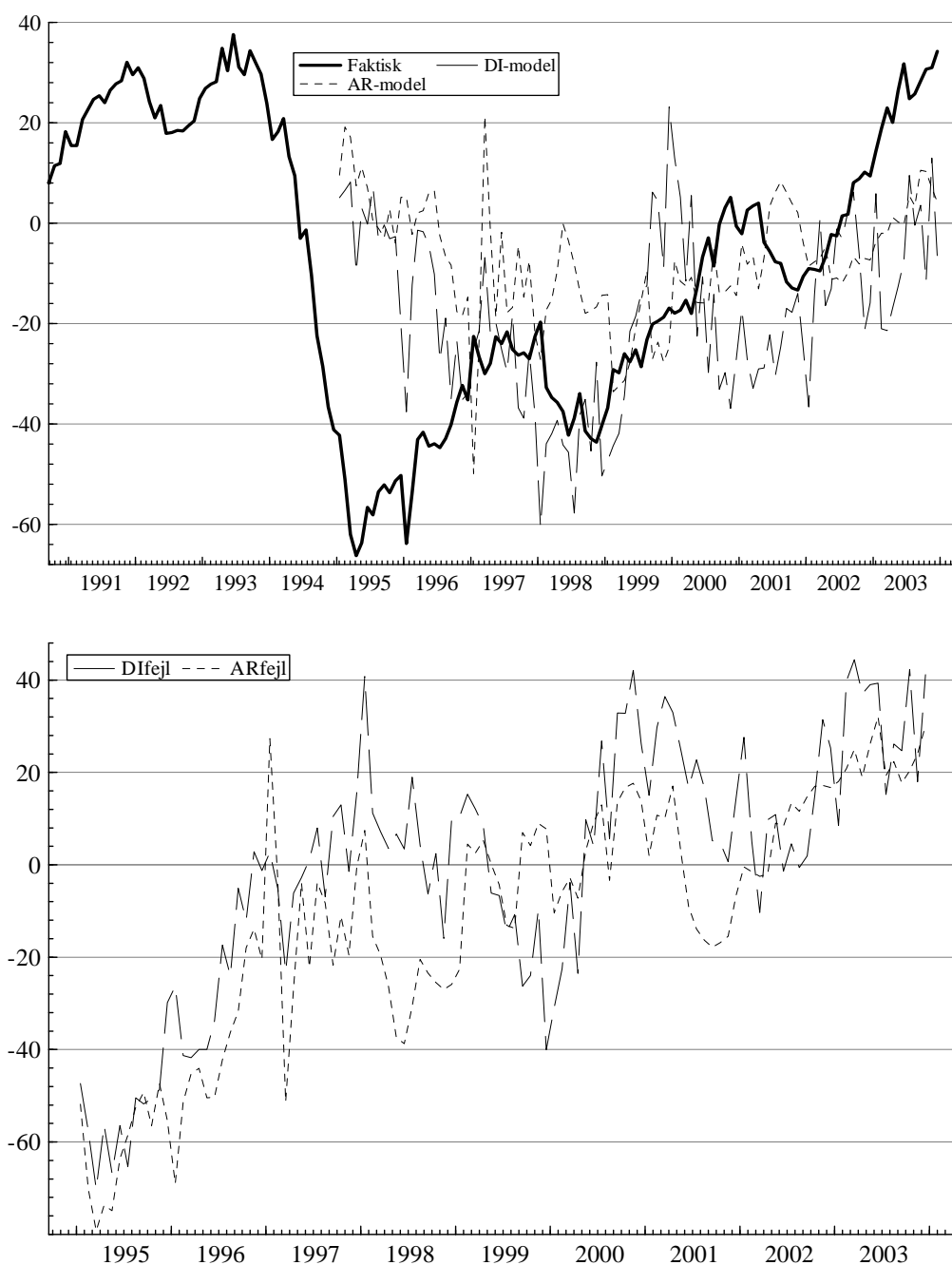
² α er koefficienten i regressionen: $\Delta_h y = \alpha \cdot DI^{forecast} + (1 - \alpha)AR^{forecast}$

Generelt er forskellene mellem DI- og AR-modellen små, og tabel 7.1 viser, at forudsigelserne fra den foretrukne specifikation af diffusionsmodellen kun er lidt bedre end forudsigelserne fra den foretrukne autoregressive model. Gevinsten ved at anvende DI-modellen er tilsyneladende størst ved lidt længere horisonter, hvilket er i overensstemmelse med resultaterne i litteraturen, jf. afsnit 5. På 12 måneders horisonten reduceres MSFE gennemsnitligt med 13 pct. og MAFE reduceres med 7 pct., mens gevinsten ved DI-modellen med en forudsigeshorisont på 6 måneder er lidt mindre. Med en horisont på 1 måned synes der ikke at være nævneværdig forskel på DI- og AR-modellens gennemsnitlige forudsigelsesfejl, hvilket kan hænge sammen med, at støjniveauet på denne horisont udgør et helt dominerende element i den serie, der skal forudsiges.

7.3 Uddybning af forudsigelsen af ledigheden 12 måneder frem

For at få et indtryk af, hvad der ligger bag de meget summariske mål i tabel 7.1, bringes i dette afsnit en uddybning af resultaterne for en enkelt række (variabel-/horisont-kombination) i tabellen. Som eksempel er valgt forudsigelsen af i ændringen i ledigheden 12 måneder frem. Den forudsagte udvikling i ledigheden og de tilhørende forudsigelsesfejl er vist i figur 7.1.

Figur 7.1 Forudsigelse og forudsigelsesfejl for ændringen i ledighed, 12 måneder



Figuren viser ”out-of-sample”-forudsigelserne for perioden 1995-2003 baseret på den foretrukne diffusionsindeksmodel og den foretrukne AR-model, svarende til tredje talrække i tabel 7.1. Den første observation af forudsigelserne er for 1995m1 og er betinget på data op til og med 1994m1. Den sidste observation af forudsigelserne vedrører 2003m12 og er betinget på information op til og med 2002m12. Det fremgår, at de forudsagte værdier skifter relativt kraftigt fra periode til periode, og i praktisk brug ville man sandsynligvis fore-

tage en eller anden form for udglatning, da det ikke vil være holdbart at skifte syn på fremtiden i det omfang, de rå forudsigelser lægger op til.²⁸

Som det fremgår af figur 7.1, er der en betydelig samvariation mellem forudsigelserne (og dermed forudsigelsesfejlene) fra de to modeller. R^2 mellem forudsigelsesfejlene fra de to modeller er omkring 0,8.

Betragtes forudsigelserne i de enkelte dele af den betragtede periode, fremgår det, at begge forudsigelsesmodeller har meget vanskeligt ved at fange faldet i ledigheden fra 1995, og at ingen af modellerne blot tilnærmelsesvis fanger den stigende ledighed i 2002-2003. Den manglende evne til at forudsige faldet i ledigheden fra 1995 skal oplagt ses i sammenhæng med den historiske udvikling i ledigheden over den periode, forudsigelsesligningerne initialt er estimeret over (1986m3/m5 til 1994m1). I denne periode steg ledigheden med ca. 14.000 personer årligt, hvilket i praksis betyder, at ligningerne initialt indeholder et positivt konstantled, jf. omstående tabel 7.2.

Da der er tale om "out-of-sample"-forudsigelser, ligger der ikke bare én, men en hel serie af estimationer bag de viste forudsigelser. I nedenstående tabel 7.2 er estimationerne, der ligger bag den første (1995m1) hhv. den sidste (2003m12) forudsigelse, vist for DI- hhv. AR-modellen.

Alle variablerne i forudsigelsesligningen er signifikante (med undtagelse af konstantleddet i sidste søjle), hvilket følger af den anvendte nedtestningsprocedure. Konkret viser det sig, at alle de laggede ændringer i ledigheden testes ud af DI-modellen. I relation til AR-modellen bemærkes, at summen af de estimerede koefficienter til laggede værdier af Y er klart under 12. Dette betyder, at den estimerede model beskriver en stationær autoregressiv proces (idet det er indregnet, at venstreside-variablen er ændringen i ledigheden over 12 måneder, mens de laggede værdier af Y er ændringen i ledigheden over en 1 måned).

²⁸ En udglatning vil kunne ske på mange måder. En mulighed er at anvende et gennemsnit af de seneste forudsigelser for den givne horisont. En anden mulighed kan være at tage et gennemsnit af forudsigelser for flere horisonter – f.eks. tage gennemsnittet af forudsigelsen 11, 12 og 13 måneder frem.

Tabel 7.2 Forudsigelse for ledigheden med en horisont på 12 måneder

	DI-model				AR-model			
	1995m1		2003m12		1995m1		2003m12	
Forudsigelse af:	1995m1		2003m12		1995m1		2003m12	
Estimationsstart:	1986m3		1986m3		1986m5		1986m5	
Estimations Slut:	1994m1		2002m12		1994m1		2002m12	
Spredning:	10,5		16,1		14,3		20,5	
	Koef. t-værdi		Koef. t-værdi		Koef. t-værdi		Koef. t-værdi	
Konstant	14,5	13,3	-5,5	-4,8	12,8	8,3	-1,7	-
								1,1
F1 _{t-12}	3,4	2,9	-5,3	-4,8	•		•	
F2 _{t-12}	4,0	3,4	-3,5	-3,2	•		•	
F3 _{t-12}		-		-	•		•	
F4 _{t-12}	5,8	4,5	5,6	5,1	•		•	
F5 _{t-12}		-	12,0	10,7	•		•	
F6 _{t-12}		-	9,4	8,5	•		•	
F7 _{t-12}	-2,8	-2,1	-2,7	-2,4	•		•	
F8 _{t-12}	-8,9	-8,2	5,8	5,1	•		•	
F9 _{t-12}	5,9	5,4		-	•		•	
F10 _{t-12}		-		-	•		•	
F11 _{t-12}	-5,0	-4,7		-	•		•	
F12 _{t-12}	2,5	2,1	-8,0	-6,9	•		•	
F13 _{t-12}		-	3,3	2,9	•		•	
F14 _{t-12}		-		-	•		•	
F15 _{t-12}		-		-	•		•	
Y _{t-12} - Y _{t-13}		-		-	1,4	3,5	1,8	4,4
Y _{t-13} - Y _{t-14}		-		-			1,7	4,3
Y _{t-14} - Y _{t-15}		•		•			1,5	3,9
Y _{t-15} - Y _{t-16}		•		•	1,1	3,0	1,4	3,7

Anm.: Venstreside-variablen er ændringen i ledigheden over 12 måneder, $Y_t - Y_{t-12}$. De forklarende variabler - i forspalten benævnt " $Y_t - Y_{t-1}$ " - er ændringen i ledigheden i forhold til måneden før.

DI-modellen er nedtestet fra en generel specifikation, hvor 15 fællesfaktorer, laggede værdier heraf, op til to laggede ændringer i ledigheden samt et konstantled indgår; AR-modellen er nedtestet fra en generel specifikation, hvor op til 4 laggede ændringer i ledigheden samt et konstantled indgår.

Antallet af fællesfaktorer og lags af den endogene i den generelle specifikation svarer til den "foretrukne" specifikation, jf. proceduren beskrevet i afsnit 7.4.

"-" betyder, at variablen er inkluderet i den generelle specifikation af forudsigelsesligningen, men at den er blevet testet ud.

"•" betyder, at variablen ikke er inkluderet i den generelle specifikation.

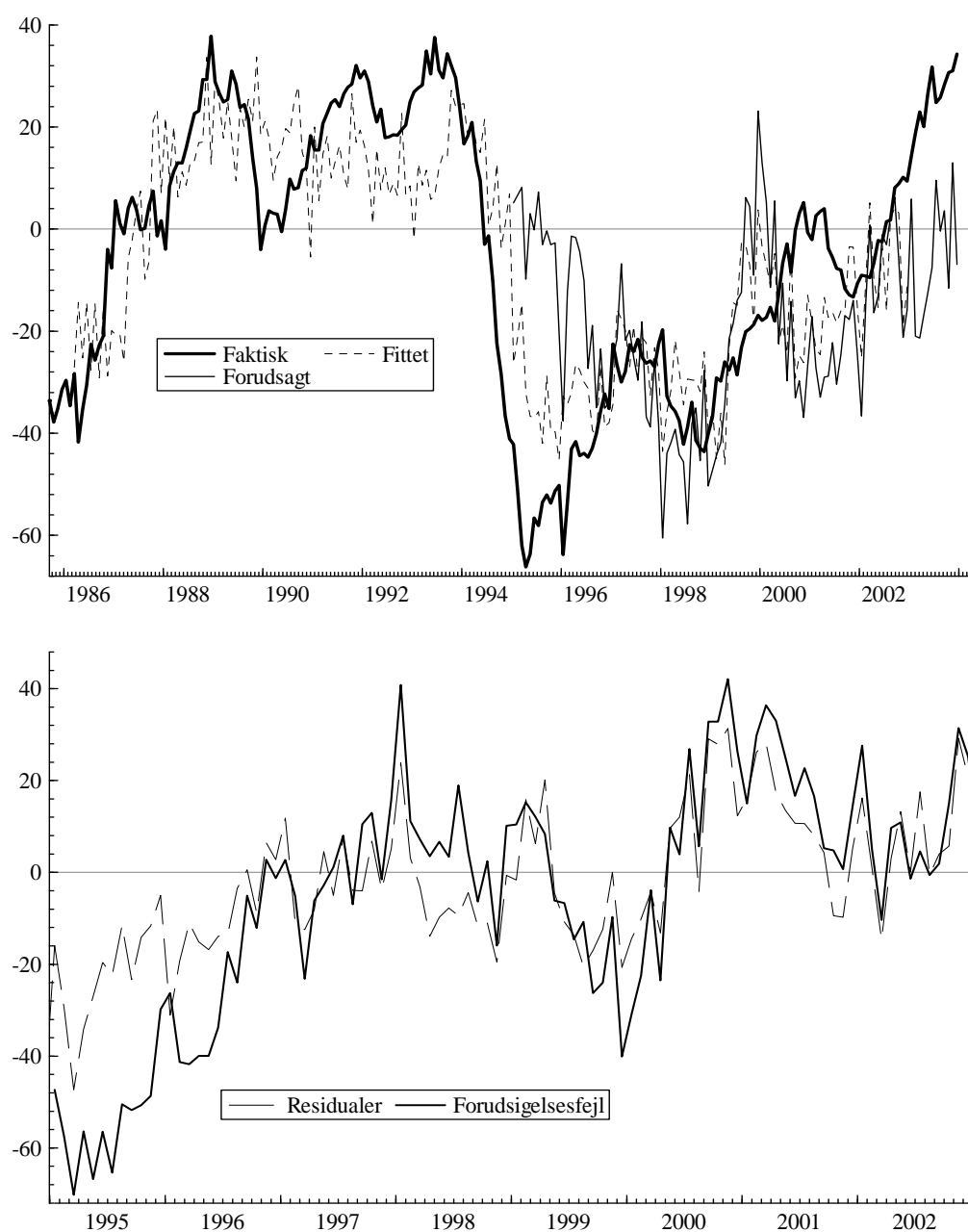
Det fremgår, at DI-modellens forklaringskraft – målt ved spredningen ”in-sample” – er væsentlig bedre end AR-modellens. Reduktionen af spredningen er på 30-35 pct. Til sammenligning kan nævnes, at R^2 for DI-modellen er godt 0,6 for begge estimationsperioder, mens den for AR-modellen er ca. 0,2 på den korte og ca. 0,4 på den lange estimationsperiode.

Som nævnt skal modellerne primært vurderes ud fra deres evne til at forudsige ”out-of-sample” – ikke forklaringssevnen i estimationsperioden. Det kan dog være interessant at sammenligne ”in-sample”-fejlene og ”out-of-sample”-fejlene. Som det fremgik af tabel 7.1 har DI-modellen en gennemsnitlig absolut (”out-of-sample”)-forudsigelsesfejl på knap 22.000 personer set over perioden 1995-2002. Det tilsvarende tal for ”in-sample”-fejlen (dvs. den gennemsnitlige absolutte værdi af estimationsresidualerne i den samme periode) er knap 13.000 personer. Forskellen mellem ”in-sample” og ”out-of-sample”-fejlen er således ganske stor, og den store forskel vidner om betydelige skift i modellens parametre – herunder formentlig ikke mindst konstantleddet, jf. diskussionen ovenfor. Den store forskel understreger, at man bør være yderst forsigtig med at vurdere forudsigelsesligninger på baggrund af deres egenskaber i estimationsperioden.²⁹

I nedenstående figur 7.2 er foruden den faktiske ændring i ledigheden vist dels den fittede værdi fra estimationsligningen på fuldt sample, dels de rullende ”out-of-sample” forudsigelser; i anden del af figuren er fejlene ”in-sample” (estimationsresidualer fra fuld estimationsperiode) og ”out-of-sample”-forudsigelsesfejlene vist:

²⁹Normalt opfattes ”out-of-sample”-test som mere relevante for at vurdere forudsigelsesegenskaberne end ”in-sample”-test. I praksis er der en tendens til, at ”out-of-sample”-forudsigelser er dårligere end in-sample fit. En intuitivt plausibel forklaring er, at der er en tendens til bevidst eller ubevidst datamining på estimationsresultaterne ”in-sample” kombineret med skift i parametrene. Inoue og Kilian (2004) argumenterer imidlertid for, at disse forklaringer ikke er tilstrækkelige til at forklare tendensen til, at ”out-of-sample”-egenskaberne er dårligere end ”in-sample”. Deres konklusion er, at ”in-sample”-test af forudsigelsesevnen typisk er mere troværdige end resultater af ”out-of-sample”-tests. Dog finder de, at hvis der sker skift i parametrene over tid, kan det være mere retvisende at vurdere forudsigelsesegenskaberne på ”out-of-sample”-tests.

Figur 7.2 "In-sample"- og "out-of-sample"-forudsigelse af ledighed, 12 mdr.

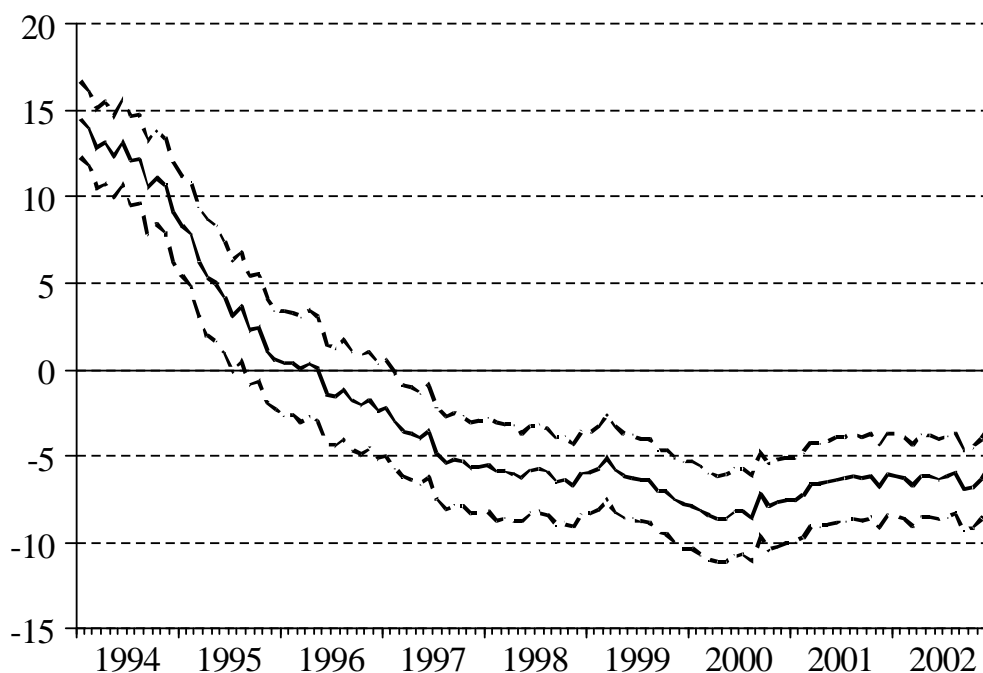


Det fremgår af figurene, at den fittede værdi fra estimationsligningen især i 1995-1996 ligger væsentligt tættere på den faktiske end "out-of-sample"-forudsigelsen (og at estimationsresidualerne derfor er mindre end forudsigelsesfejlene). Bortset fra de første år er forskellen mellem "in-sample"-residualerne og "out-of-sample"-forudsigelsesfejlene relativt beskedne.

Den store forskel mellem den fittede værdi og "out-of-sample"-forudsigelserne de første år hænger, som nævnt, uden tvivl sammen med udviklingen i estimatet af konstantleddet i takt med, at estimationsperioden udvides. Af tabel 7.2 fremgik, at konstantleddet ved estimationen frem til 1995 var

markant positivt – afspejlende en positiv trend i ledigheden i den initiale estimationsperiode. I anden halvdel af 1990'erne faldt ledigheden markant, og efterhånden som disse nye observationer inddrages i estimationsperioden, falder estimatet til konstantleddet, jf. tabel 7.2 og figur 7.3. Der er næppe tvivl om, at et ”opdateret” (og dermed retvisende) bud på det aktuelle konstantled (afspejlende den aktuelle trendmæssige udvikling i ledigheden) ville have været af stor værdi ved forudsigelser af ledigheden i 1990'erne.³⁰

Figur 7.3 Konstantled som funktion af estimationsperiodens sluttidspunkt



Anm.: Forudsigelsesligning for ledigheden med horisont på 12 mdr.

Figuren angiver konstantleddet og ± 2 gange den estimerede spredning.

³⁰ Der er foretaget en række forsøg på at ”modellere” skiftet i trenden i forudsigelsesligningen ved hjælp af et polynomium i tiden. Da fokus netop er på forudsigelse, er det konkret blevet forsøgt at medtage et polynomium, hvor polynomiet er bundet til at være fladt i (start-) og slutperioden for estimationen; et alternativ til denne restriktion kunne være at indkapsle tidspolynomiet i en logistisk funktion, jf. Lin og Teräsvirta (1994). Formålet med at pålægge restriktionen er at opnå et naturligt estimat af ”det lokale konstantled” på forudsigelsestidspunktet, der som udgangspunkt også kan formodes at gælde i forudsigelsesperioden. Forsøgene gav imidlertid generelt ikke anledning til bedre resultater.

7.4 Om valg af parametre

I forbindelse med praktisk anvendelse af diffusionsindeksmodellen er der en lang række forhold, der skal tages stilling til. Blandt disse forhold er:

1. Valg af data og transformationer i X-matricen
2. Valg af periode for dannelse af fællesfaktorer og estimationsperiode
3. Parametervalg i EM-algoritmen, bl.a. konvergenskrav og antal faktorer
4. Valg af maksimalt antal fællesfaktorer (*Maxf*), eventuelle lags heraf (*Flag*) samt maksimalt antal laggede endogene (*Maxy*) i forudsigelsesligningen
5. Valg af nedtestningsprocedure – generel-to-specific
6. Valg af sammenligningsgrundlag

Disse forhold beskrives kort nedenfor, hvorefter betydningen af nogle af valgene overordnet illustreres. Som det vil fremgå, kan der være stor forskel på forudsigelsesegenskaberne, når nogle af de beskrevne parametre ændres.

ad 1) *Data*

Standarddata er beskrevet i afsnit 6. Som udgangspunkt indgår alle tidsserierne i X-matricen én og kun én gang, dvs. laggede værdier indgår ikke i X. Observationer i de enkelte serier, der udgør mere end 6 gange standardafvigelsen på serien, opfattes som en outlier og erstattes af en manglende observation (som efterfølgende udfyldes af EM-algoritmen). Standardafvigelsen er beregnet over hele samplet, hvilket indebærer en afvigelse fra et sandt "out-of-sample"-setup. I princippet gælder samme kvalifikation i forhold til, at der anvendes sæsonkorrigerede data. De data, der anvendes, er dem, der var tilgængelige medio 2004. I afsnit 8.4 vises som et eksempel forudsigelser, hvor fællesfaktorerne er beregnet på basis af et mindre datasæt.

ad 2) *Valg af perioder*

Det første sæt af fællesfaktorer er dannet på baggrund af data for perioden 1985m1-1994m1. Disse fællesfaktorer antages kendt i 1994m1 og kan dermed f.eks. anvendes til at danne en 12 måneders forudsigelse for tidspunkt 1995m1. For analyserne med 6 måneders forudsigeshorisont er det første sæt af fællesfaktorer, der anvendes, dannet frem til og med 1994m7, og for 1 månedshorisonten frem til og med 1994m12. Estimationsperioden for selve forudsigelsesligningen starter omkring 1986-1987, idet det præcise starttidspunkt varierer lidt, bl.a. pga. af varierende behov for laggede værdier i begyndelsen af estimationsperioden for den serie, der skal forudsiges. Mange serier i X-matricen starter først i 1988, hvilket giver anledning til et stigende antal manglede observationer, jo tidligere man betragter data-matricen. Dette lægger større pres på EM-algoritmen, og medfører sandsynligvis fællesfaktorer af

ringere kvalitet. Dette er i sig selv et argument for ikke at anvende en alt for lang estimationsperiode.

ad 3) *EM-algoritmen – beregning af fællesfaktorer*

Det væsentligste valg vedrører antallet af fællesfaktorer, der skal beregnes. Konkret er det valgt at beregne 20 fællesfaktorer.³¹

ad 4) *Parametervalg*

Et vigtigt valg er det maksimale antal fællesfaktorer og lags i forudsigelsesligningen (7.2). Konkret er alle kombinationer af $Fmax = 4,6,8,10,12,15,20$, $Ymax = 2,3,4,5,6$ og $Flag = 0,1$ afprøvet for hver variabel og for hver forudsigelsehorisont, hvilket giver i alt 70 parameterkombinationer pr. variabel/horisont. Den parameterkombination, der giver anledning til den laveste MSFE, er, som nævnt, valgt som ”den foretrukne” og resultatet er angivet i tabel 7.1. Selvom de konkrete koefficientestimer udelukkende fastlægges på baggrund af data kendt på forudsigelsestidspunktet, så er den beskrevne måde at finde parametriseringen af den generelle forudsigelsesligning (valget af $Fmax$, $Ymax$ og $Flag$ gennem en systematisk afsøgning og udvælgelse baseret på MSFE) i modstrid med ”out-of-sample”-tankegangen, fordi fremgangsmåden indebærer, at information for hele perioden anvendes til at fastlægge parametriseringen. I slutningen af dette afsnit diskuteres betydningen af alternativt at fastlægge disse parametre ”a priori”, og et resultat heraf vises i tabel 7.4.

ad 5) *Nedtestningsprocedure*

For hver af de nævnte parameterkombinationer er den generelle forudsigelsesligning estimeret og nedtestet på baggrund af BIC-informationskriteriet. Variabler er smidt ud én ad gangen på basis af den laveste t-værdi. Nedtestningen er fortsat, indtil BIC ikke længere kan reduceres. Konstantleddet testes aldrig væk, og der efterlades herudover altid mindst en variabel i forudsigelsesligningen. Brugen af BIC-kriteriet indebærer i praksis, at de variabler, der indgår i den foretrukne specifikation, har numeriske t-værdier på omkring $2\frac{1}{2}$ eller større. Nedtestningen foretages for hvert enkelt tidspunkt i ”out-of-sample”-perioden. I afsnit 8.1 diskuteres andre muligheder for nedtestning af den generelle ligning.

³¹ Alternativt kunne informationskriteriet foreslået af Bai og Ng anvendes til at bestemme det optimale antal fællesfaktorer, jf. udtrykket i (4.12) - IC_{p1} . Med de her anvendte data tilsiger dette kriterium, at 7-8 fællesfaktorer er det optimale. Beregnes på denne baggrund netop 8 fællesfaktorer bliver de resulterende forudsigelser ikke nævneværdigt anderledes end de her præsenterede forudsigelser baseret på 20 fællesfaktorer.

ad 6) *Sammenligningsgrundlag*

Den foretrukne forudsigelsesmodel baseret på diffusionsindekset sammenlignes med forudsigelserne fra en simpel univariat model. Den univariate model kan, som nævnt, opfattes som en restrikeret udgave af ligning (7.2), hvor F_{max} og $Flag$ er 0. Nedtestningen af den univariate model er analog til nedtestningen af modellen baseret på diffusionsindekset. Alle kombinationer af $Y_{max} = 1,2,3,4,5,6,8,10,12,15$ er afprøvet for hver variabel og for hver forudsigelsehorisont. Hver af disse modeller er nedtestet som beskrevet under punkt 5.

Det foretrukne sammenligningsmål er den gennemsnitlige kvadrerede forudsigelsesfejl, MSFE. Som et mere robust mål betragtes også den gennemsnitlige absolutte forudsigelsesfejl, MAFE.³² "Out-of-sample"-perioden er 1995m1-2003m12. For en forudsigelse med en horisont på 12 måneder er den initiale estimationsperiode altså fra ca. 1987 til 1994m1. Den sidste estimationsperiode er med en horisont på 12 måneder ca. 1987 til 2002m12. Med en forudsigelsehorisont på 1 måned er den initiale estimationsperiode frem til 1994m12.

Den beskrevne fremgangsmåde indebærer, som nævnt, at der bag resultaterne i tabel 7.1 ligger en systematisk afsøgning efter den parameterkombination, der giver den mindste forudsigelsesfejl, jf. punkt 4 ovenfor. For hver variabel og horisont er der således afprøvet en række kombinationer af maksimalt antal laggede Y 'er, maksimalt antal fællesfaktorer samt maksimalt antal lags heraf. De foretrukne parametervalg, der på denne måde er fremkommet, er angivet i tabel 7.3. Det fremgår, at det foretrukne parametervalg varierer betydeligt mellem variabler og horisonter, og det fremgår, at der tilsyneladende ikke er noget genkendeligt mønster:

³² Disse mål er de oftest anvendte mål i forudsigelsessammenligninger. Som nævnt i afsnit 2.1 fokuserer OECD i forbindelse med deres sammensatte ledende indikator derimod mere på vendepunkter i konjunkturudviklingen, bl.a. fordi der ofte er mest fokus på konjunkturvurderingen i nærheden af (formodede) konjunkturvendepunkter. Principielt burde kriteriet for vurderingen af en forudsigelsesmetode afspejle de (økonomiske) tab, der opstår ved forudsigelsesfejl. Dette kan eksempelvis lede til en asymmetrisk tabsfunktion, hvis der er store tab ved at overvurdere den fremtidige udvikling i en variabel i forhold til at undervurdere den. Se Granger og Newbold (1977, kap. 4) for en grundig diskussion af tabsfunktioner for forudsigelser.

Tabel 7.3 Parametrisering af foretrukne modeller

	Horisont	DI-model			AR-model
		F_{max}	Flag	Y_{max}	Y_{max}
Ledighed	1	20	1	4	6
Ledighed	6	10	0	2	3
Ledighed	12	15	0	2	4
Industriomsætning	1	4	1	4	12
Industriomsætning	6	8	1	6	6
Industriomsætning	12	10	0	3	3
Nettopriser	1	15	1	3	10
Nettopriser	6	6	0	4	8
Nettopriser	12	6	0	2	2

Anm.: F_{max} angiver det maksimale antal fællesfaktorer i ligning (7.2)

Flag angiver det maksimale lag i fællesfaktorerne i ligning (7.2)

Y_{max} angiver det maksimale antal laggede Y 'er i ligning (7.2)

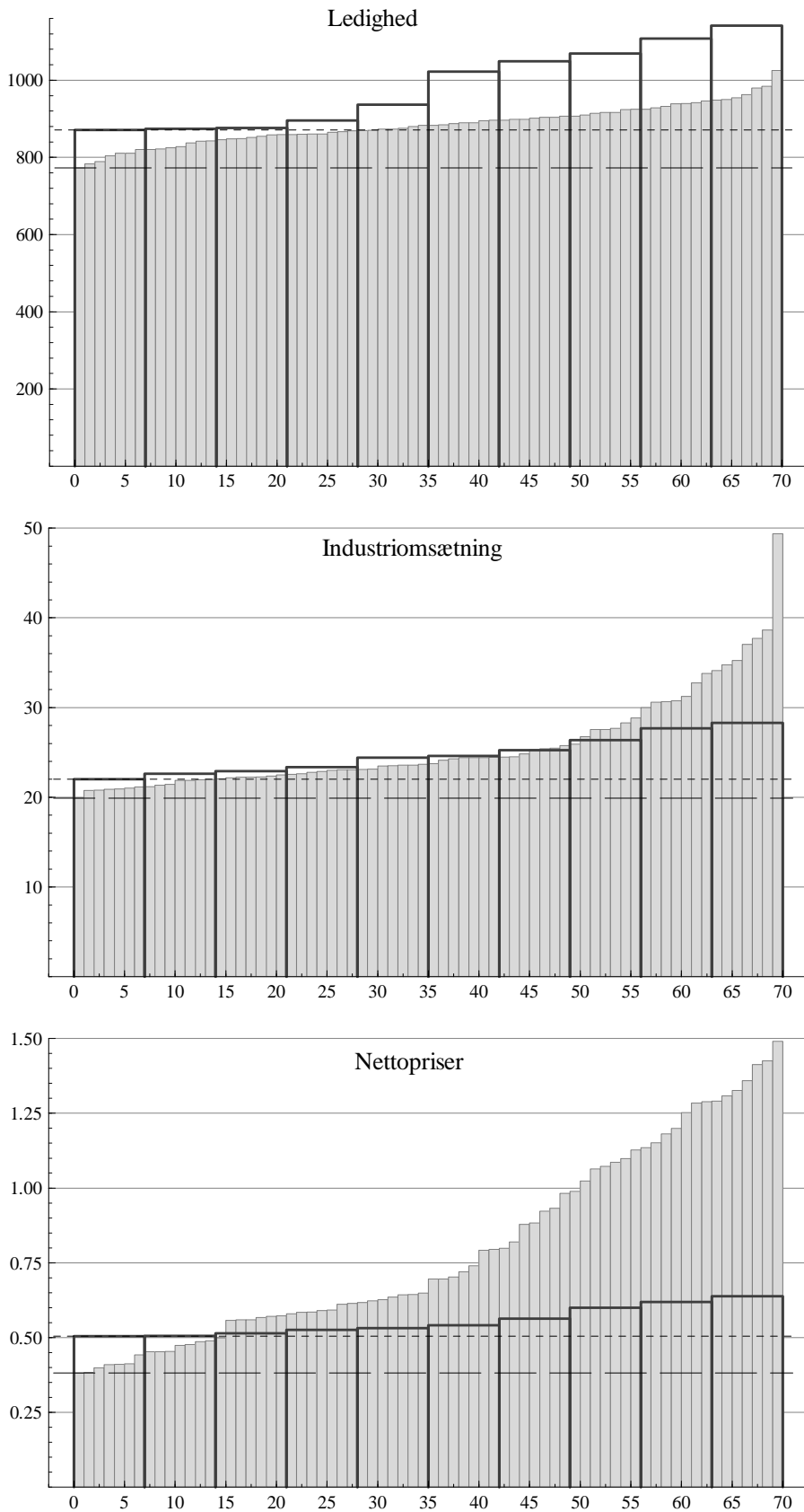
I figur 7.4 er det grafisk illustreret, hvorledes den beskrevne metode med af-søgning over en række kombinationer af maksimalt antal fællesfaktorer og lags giver anledning til forskellige resultater. MSFE fra de 70 afprøvede specifikationer af DI-modellen og de 10 specifikationer af AR-modellen er sorteret, og hver resulterende MSFE (svarende til én parametrisering af den generelle forudsigelsesmodel) er vist som én søjle.³³

MSFE'erne fra DI-modellen er i figuren repræsenteret af én af de smalle, grå søjler. Den første af disse søjler repræsenterer den parameterkombination, der har den laveste MSFE – for ledighedens vedkommende lig med 773, jf. tabel 7.1. Denne værdi er i figur 7.4 markeret med en gennemgående vandret stiplede linje; det bagvedliggende ”optimale” valg af parametre er det, der fremgår af tabel 7.3.

De bredere, fedt optegnede bokse repræsenterer MSFE'erne fra AR-modellen. Den første af disse søjler repræsenterer den maksimale laglængde, Y_{max} , der giver anledning til den laveste MSFE – for ledighedens vedkommende lig med 871, jf. tabel 7.1. Denne værdi er ligeledes markeret med en vandret stiplede linje; som det fremgår af tabel 7.3 opnås denne MSFE med $Y_{max} = 4$.

³³ Figuren viser fordelingen af MSFE'erne for en forudsigelsehorisont på 12 måneder. I bilag 4 er tilsvarende figurer vist for forudsigelser med en horisont på 1 hhv. 6 måneder.

Figur 7.4 Fordeling af MSFE for afprøvede parameterkombinationer



Anm.: Forudsigelsehorisonten er 12 måneder.
Se i øvrigt teksten for forklaring af figurene.

Figur 7.4 afslører, at MSFE varierer betydeligt med parametriseringen af den generelle forudsigelsesligning. Forskellen mellem den første søjle (repræsenterende den foretrukne parameterkombination med lavest MSFE, jf. tabel 7.3) og den sidste søjle (repræsenterende den mest uhensigtsmæssige parameterkombination) er ganske stor.

For *ledigheden* er variationen i MSFE mellem den bedste og den dårligste parametrisering relativt begrænset. Den værst tænkelige parameterkombination med DI-modellen har en MSFE, der er 35 pct. større end den MSFE, der opnås med den mest hensigtsmæssige parameterkombination (1025 i forhold til 773). En stort set tilsvarende forskel fremkommer for AR-modellen, når antallet af lags varieres, jf. de fede bokse.

Variationen er større for *industriomsætningen*. Figuren afslører således, at der er nogle parameterkombinationer, der giver anledning til en kraftig forøgelse af MSFE især for DI-modellen, jf. de søjler, der er længst til højre. Den største MSFE er således mere en dobbelt så stor som den mindste. Generelt karakteriseres søjlerne længst til højre af, at der indgår mange fællesfaktorer i den generelle specifikation af forudsigelsesligningen.

Allerstørst variation i MSFE ses for DI-modellen for *nettopriserne*. Her giver den bedste parameterkombination en MSFE på 0,38, jf. tabel 7.3, mens den parameterkombination, der giver den dårligste forudsigelse, har en MSFE, der er næsten 4 gange så stor (1,49). Konkret fås dette dårlige resultat, når man tillader op til 20 fællesfaktorer ($F_{max}=20$), mod det optimale valg på 6 ($F_{max}=6$, jf. tabel 7.3). Ligesom tilfældet var for industriomsætningen, er AR-modellen for nettopriserne tilsyneladende væsentligt mindre følsom over for variation i parametervalget.

Den store variation i MSFE'erne afslører, at valget af generel specifikation af forudsigelsesligningen er af stor vigtighed. Tabel 7.1 viste, at det for alle tre analyserede variabler er muligt at finde en parametrisering (laglængde og antal fællesfaktorer), der gør DI-modellen bedre end AR-modellen. Men det modsatte kan (næsten) lige så let lade sig gøre, jf. figur 7.4. Den store variation i forudsigelsesfejlene skal ses i sammenhæng med, at der i nogle tilfælde indgår mange forklarende variabler³⁴. Meget tyder således på, at (for) mange

³⁴Det bemærkes her, at der er blevet beregnet 20 fællesfaktorer til trods for, at det optimale antal i henhold til Bai og Ng's kriterium, som nævnt, er i størrelsesordenen 8. Beregninger af "Out-of-sample"-forudsigelser baseret på 8 fællesfaktorer giver, som nævnt i en tidligere fodnote, anledning til MSFE'er, der er stort set svarende til de her afrapporterede. Dog genfindes de dårligste resultater (svarende til de største søjler i figurene) typisk ikke.

parametre i den generelle forudsigelsesligning forøger risikoen ”overfitting”, hvilket også, understøttes af analyser i afsnit 8.2.

Som et alternativ til den beskrevne systematiske afsøgning over et stort antal mulige parametriseringer af den generelle forudsigelsesligning skal det afslutningsvis i dette afsnit undersøges, hvorledes diffusionsmodellen klarer sig, hvis parametriseringen låses fast på forhånd, dvs. uden at information fra ”out-of-sample”-perioden anvendes. I en realistisk forudsigelsessituation er det, som tidligere nævnt, ikke muligt for prognosemageren at foretage den beskrevne systematiske afsøgning, da udvælgelseskriteriet (MSFE) først realiseres, når forudsigelsesperioden er gået, og de faktiske værdier har kunnet observeres.

I litteraturen anvendes ofte et på forhånd fastsat – relativt lille – antal fællesfaktorer, og på den baggrund vises i tabel 7.4 resultatet af forudsigelser med et (arbitrært) fast valg af $F_{max} = Y_{max} = 4$ og $Flag = 0$; til sammenligning er resultatet med den beskrevne ”optimale” (men ”in-feasible”) parametrisering gentaget fra tabel 7.1.³⁵

Tabel 7.4 MSFE fra forudsigelser for 1995m1-2003m12

	DI-model		AR-model		Relativ (DI/AR)	
Parametrisering:	Optimal	Fast	Optimal	Fast	Optimal	Fast
<i>Ændring i ledighed</i>						
1 måned	12,6	13,7	13,3	13,7	0,95	1,00
6 måneder	144,3	168,8	152,8	152,9	0,94	1,10
12 måneder	772,5	873,3	871,4	871,4	0,89	1,00
<i>Vækst i industriens omsætning i faste priser</i>						
1 måned	10,7	11,4	11,2	11,3	0,96	1,01
6 måneder	14,9	16,7	15,5	16,2	0,96	1,03
12 måneder	19,9	22,6	22,0	22,6	0,90	1,00
<i>Vækst i nettopriserne</i>						
1 måned	0,030	0,033	0,029	0,031	1,06	1,06
6 måneder	0,160	0,201	0,183	0,201	0,87	1,00
12 måneder	0,381	0,557	0,505	0,526	0,75	1,06

Anm.: Med ”fast” parametrisering menes her, $F_{max} = 4$, $Y_{max} = 4$ og $Flag = 0$. Med ”optimal” parametrisering menes, at der er søgt over en række værdier af F_{max} , Y_{max} og $Flag$, idet værdierne af disse parametre er valgt, således at MSFE for den betragtede ”out-of-sample”-periode minimeres, jf. beskrivelsen i afsnit 7.1 og 7.4.

³⁵ I afsnit 8.3 vises resultatet af forudsigelser, hvor parametriseringen ikke fastlægges ”a priori”, men i stedet er fastlægges på baggrund af den ”optimale” parametrisering i en tidligere periode.

Det fremgår af tabel 7.4, at DI-modellen med en på forhånd fastlagt parametrisering af den generelle forudsigelsesligning giver anledning til lidt dårligere forudsigelser end den simple AR-model. Da der næppe kan fastlægges robuste retningslinjer for parametriseringen, der giver bedre resultater end det arbitrære valg af $F_{max} = Y_{max} = 4$ og $Flag = 0$, synes den nedslående konklusion at være, at DI-modellen ikke er brugbar på det nærværende datagrundlag.

8. Om betydningen af valg af nogle parametre, periode og grunddata

8.1 Nedtestningsstrategi

Den i afsnit 7 beskrevne metode indebærer, at der for hvert enkelt tidspunkt i forudsigelsesperioden foretages en nedtestning af en generel model til en mere specifik udgave. Som beskrevet baseres denne nedtestning på en almindelig generel-to-specific-metodologi, hvor de mest insignifikante variabler smides ud af forudsigelsesligningen, indtil det anvendte informationskriterium tilsiger, at vi har nået den rigtige model.

I nedtestningen anvendes konkret BIC som informationskriterium, hvilket bl.a. følger Stock og Watson (1998) og (2002a). I praksis indebærer anvendelsen af BIC-kriteriet, at de tilbageværende koefficienter har t-værdier omkring 2-2½. Der kunne argumenteres for et kriterium, der straffer ekstra variabler (og dermed tab af frihedsgrader) hårdere, hvis risikoen for "over-fit" vurderes at være til stede. Den betydelige forskel mellem "in-sample"- og "out-of-sample"-fit kunne trække i denne retning.

Den almindelige nedtestning baseret på generel-to-specific indebærer, at de fællesfaktorer, der inkluderes i den specifikke forudsigelsesligning, ikke nødvendigvis er de første. Dette er i en vis forstand i modstrid med tankegangen bag diffusionsindeks-modellen, jf. afsnit 3 og 4. Hvis de vigtigste konjunkturimpulser fanges af de første fællesfaktorer, kunne det formodes, at de også indeholder den vigtigste information om den fremtidige udvikling i de enkelte variabler. Ud fra denne betragtning kan det være ulogisk f.eks. at have den ottende fællesfaktor med i forudsigelsesligningen, men ikke de syv første. Som modargument til dette synspunkt kan fremføres, at måske er de første fællesfaktorer nok de overordnet set vigtigste, men det betyder ikke nødvendigvis, at de alle bør indgå forudsigelsen af en given specifik variabel. Eksempelvis kan det tænkes, at nogle fællesfaktorer primært beskriver udviklingen i de nominelle størrelser, andre beskriver reale størrelser og andre igen relaterer sig primært til enkelte delsektorer i økonomien, som f.eks. arbejds- eller boligmarkedet eller den finansielle sektor.

Ovenstående betragtninger har ført til, at det er undersøgt, hvorledes alternative modelnedtestningstrategier påvirker resultaterne. Den første strategi, der skal undersøges, indebærer, at der pålægges en restriktion om ”nul-huller”, forstået på den måde, at fællesfaktorerne altid medtages fra nummer et. Konkret er denne tankegang forsøgt implementeret ved at starte med et test af, om den sidste fællesfaktor (*Maxf*) er signifikant i den generelle model. Hvis den ikke er det, smides den ud, og den næste afprøves. Dette fortsætter, indtil der nås en signifikant fællesfaktor, hvorefter nedtestningen stopper. Denne procedure indebærer, at der typisk bibeholdes insignifikante fællesfaktorer.

Som et andet alternativ er det forsøgt at anvende en strategi, hvor alle fællesfaktorer op til *Maxf* får lov til at blive i forudsigelsesligningen. Dette svarer til, at der ved nedtestningen slet ikke lægges straf for ekstra variabler, og den foretrukne model vil dermed blive den, der maksimerer den ikke-korrigerede R^2 , hvilket altid vil være den meste generelle model med *Maxf* fællesfaktorer.

I nedenstående tabel 8.1 sammenlignes resultatet af de tre strategier: Almindelig generel-to-specific, nedtestning med ”nul-huller” og ingen nedtestning.

Tabel 8.1 Forudsigelsesfejl for 1995m1-2003m12

	Alm. gen-to-spec	”Nul-huller”	Ingen nedtestning
Ændring i ledighed			
1 måned	12,6 ⁽²⁰⁾	12,4 ^(4)	11,0 ^(4)
6 måneder	144,3 ⁽¹⁰⁾	147,4 ^(6)	132,2 ^(6)
12 måneder	772,5 ⁽¹⁵⁾	752,7 ⁽²⁰⁾	728,9 ⁽²⁰⁾
Vækst i industriens omsætning			
1 måned	10,7 ^(4)	9,8 ^(4)	10,5 ^(4)
6 måneder	14,9 ^(8)	15,5 ^(4)	14,9 ⁽¹²⁾
12 måneder	19,9 ⁽¹⁰⁾	22,0 ^(4)	18,2 ⁽¹²⁾
Vækst i nettopriserne			
1 måned	0,030 ⁽¹²⁾	0,029 ^(4)	0,030 ⁽¹²⁾
6 måneder	0,160 ^(6)	0,164 ^(6)	0,158 ^(6)
12 måneder	0,381 ^(6)	0,361 ^(6)	0,349 ^(6)

Anm.: Tabellen viser den minimale MSFE afhængig af nedtestningsstrategi, jf. teksten. Det foretrukne maksimale antal fællesfaktorer (*Maxf*) er angivet med hævet skrift. Første søjle er identisk med den foretrukne model fra afsnit 7.

Det fremgår, at der tilsyneladende generelt opnås lidt bedre resultater ved ikke at foretage nedtestning af fællesfaktorerne. Gennemsnitlig er MSFE således ca. 5 pct. lavere sammenlignet med den almindelige generel-to-specific procedure.³⁶

Det kan umiddelbart overraske, at modeller, der indeholder et antal ikke signifikante variabler (hvilket typisk er tilfældet med ”Ingen nedtestning”-strategien), er bedre til at forudsige end en nedtestet model, udelukkende med signifikante parametre. En forklaring kan være, at antallet af insignifikante parametre trods alt er beskedent i de foretrukne specifikationer. Som det vises nedenfor er variationen i de resulterende MSFE’er dog betydelig, når der ikke foretages nedtestning, og man bør derfor være varsom med at drage konklusioner på baggrund af tabel 8.1.

Omstående figur 8.1 viser fordelingen af MSFE’erne for den almindelige nedtestningsstrategi (til venstre) og uden nedtestning (til højre) for de tre betragtede variabler med en horisont på 12 måneder. I figur 8.1 er anvendt de samme parameterkombinationer, som blev anvendt i afsnit 7.³⁷ Det fremgår, at for ledigheden sker der generelt set en reduktion af MSFE ved at undlade nedtestning (dvs. den højre figur udviser laveste MSFE’er), hvilket også fremgik af tabel 8.1. For de to øvrige serier afsløres imidlertid, at budskabet fra tabel 8.1 – om at den foretrukne model giver lavest MSFE uden nedtestning – bør tages med betydelige forbehold. Det fremgår nemlig, at ved uheldige parameterkombinationer opnås markant værre forudsigelsesegenskaber, når der ikke testes ned.

Den betydelige risiko for at opnå dårlige resultater, når der ikke anvendes nedtestning, skal bl.a. ses på baggrund af, at der i visse tilfælde indgår ganske mange parametre, især når laggede fællesfaktorer indgår i den generelle udgave af forudsigelsesligningen; det maksimale antal variabler i forudsigelsesligningen er 47 (ved $F_{max}=20$, $Y_{max}=6$ og $Flag=1$). Dette behøver ikke at være et problem ved almindelig nedtestning, men når der ikke foretages nedtestning, er risikoen for fejlbehæftede estimater betydelig. Til sammenligning er fordelingen af MSFE, hvor kombinationer med laggede værdier af fællesfaktorerne er udeladt ($Flag=0$), derfor vist i figur 8.2. I dette tilfælde betragtes kun 35 parametriseringer.

³⁶Et tilsvarende resultat fås, hvis nedtestningsprocedurerne sammenlignes for AR-modellen. Også her er der tegn på, at ingen nedtestning er lidt bedre end den almindelige generel-to-specific.

³⁷Antal fællesfaktorer, $F_{max} = 4,6,8,10,12,15,20$, antal laggede endogene, $Y_{max} = 2,3,4,5,6$ og antal lags i fællesfaktorerne, $Flag = 0,1$.

Ved sammenligning af figurerne 8.1 og 8.2 fremgår relativt klart, at den væsentligste kilde til de meget store MSFE'er for nettopriser og industriomsætning, når der ikke testes ned, er, at der bag figur 8.1 indgår en række parameterkombinationer med et meget stort antal parametre, herunder laggede fællesfaktorer. Ser man bort fra disse (figur 8.2), elimineres langt hovedparten af de særskilt dårligere resultater. For nettopriserne er der dog fortsat forøget risiko for mærkbart dårligere forudsigelsesegenskaber uden nedtestning.

Samlet lægger ovenstående ret klart op til, at man bør begrænse parameterrummet (antal indgående variable). Dette gælder under alle omstændigheder, men er især væsentligt, hvis der vælges en ikke-nedtestningsstrategi. På nærværende grundlag kan det ikke konkluderes, hvorvidt ikke-nedtestningsstrategien er bedre eller dårligere end den almindelige generel-to-specific-strategi, men meget taler for, at "nul-huller"-strategien ikke er frugtbar.

8.2 Kombination af parametre og nedtestning

Forudsigelsesfejlene fra DI-modellen afhænger, som beskrevet i afsnit 7.4, af den valgte parametrisering af den generelle forudsigelsesligning, herunder det maksimale antal fællesfaktorer og lag heraf (F_{Max} og $Flag$) samt det maksimale antal laggede endogene (Y_{max}). Som beskrevet i afsnit 8.1, afhænger resultaterne også af nedtestningsstrategien.

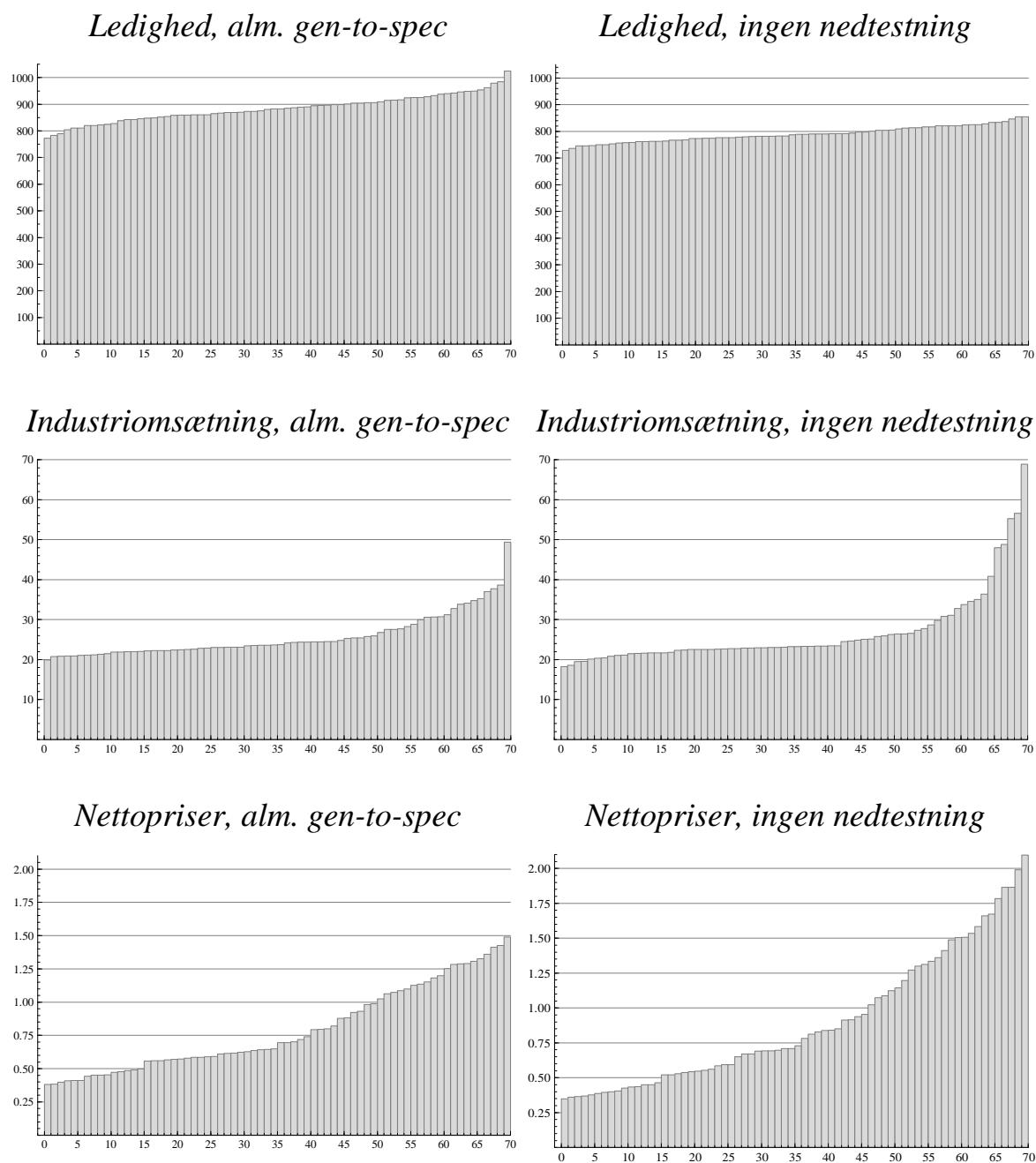
I dette afsnit forsøges resultaternes afhængighed af disse forhold vurderet og sammenfattet. Formålet er om muligt at afdække en systematisk sammenhæng mellem parametriseringen og forudsigelsesegenskaberne.

For at afdække en sådan mulig sammenhæng foretages en estimation af MSFE for en given parameterkombination på den ene side og værdien af parametrene på den anden side. For en given variabel og en given horisont forsøges følgende sammenhæng således fastlagt:

$$(8.1) \quad MSFE = f(F_{max}, Y_{max}, Flag, nedtestningsstrategi)$$

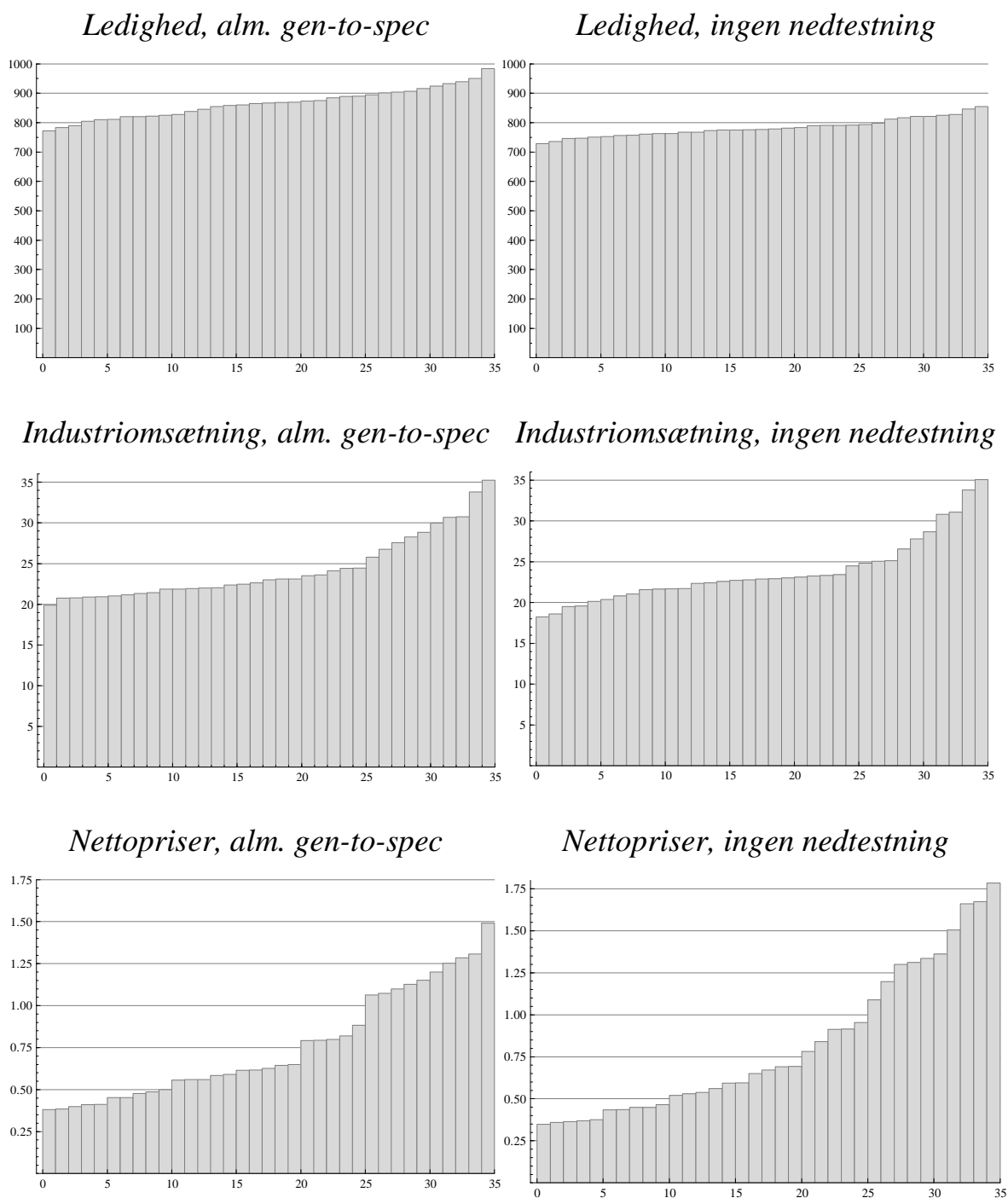
hvor de tre første størrelser, som beskrevet i afsnit 7, kan antage værdierne: $F_{max} = 4, 6, 8, 10, 12, 15, 20$, $Y_{max} = 2, 3, 4, 5, 6$ og $Flag = 0, 1$. For nedtestningsstrategi defineres dummyer benævnt N0 (=almindelig generel-to-specific), N1 (= "nul-huller") eller N2 (ingen nedtestning). Da der indgår et konstantled i estimationen af sammenhængen mellem MSFE og parametrene, udelades N0 (alm. generel-to-specific nedtestning).

Figur 8.1 *Fordeling af MSFE afhængig af nedtestningsstrategi.
Med laggede fællesfaktorer, 70 parameterkombinationer*



Anm.: Figurene viser fordelingen af MSFE for DI-modellen for de afprøvede parameterkombinationer, jf. teksten. Forudsigelserne er for en horisont på 12 måneder.

Figur 8.2 *Fordeling af MSFE afhængig af nedtestningsstrategi.
Uden laggede fællesfaktorer, 35 parameterkombinationer*



Anm.: Figurerne viser fordelingen af MSFE for DI-modellen for de afprøvede parameterkombinationer, jf. teksten. Forudsigelserne er for en horisont på 12 måneder. Ved sammenligning med figur 8.1 bemærkes, at skaleringen af y-aksen for industriomsætning og nettopriser er en anden.

Konkret antages følgende funktionelle form:

$$(8.2) \quad MSFE = \alpha_0 + \alpha_1 Fmax + \alpha_2 Fmax^2 + \alpha_3 Fmax^3 + \alpha_4 Ymax + \alpha_5 Ymax^2 + \alpha_6 Fmax \cdot Ymax + \alpha_7 Flag + \sum_i \beta_i N_i$$

Estimation af denne ligning for de tre gennemgående variabler og de 3 horisonter giver anledning til følgende resultater:

Tabel 8.2 Estimeret sammenhæng mellem MSFE og parametervalg

Horisont:	Ledighed			Industri- omsætning			Nettopriser		
	1	6	12	1	6	12	1	6	12
Fmax	-2,08	-8,97	-1,52	3,14	-4,83	-8,21	1,05	-11,06	-68,40
Fmax ²	0,17	0,83	0,03	-0,23	0,56	0,93	-0,14	1,61	8,24
Fmax ³ /100	-0,45	-2,22	0,07	0,66	-1,52	-1,49	0,51	4,90	-22,03
Ymax	-6,77	-2,11	-5,54	-20,61	5,48	-12,18	2,60	8,78	16,46
Ymax ²	0,60	0,38	0,92	2,41	-0,77	1,94	-0,18	-1,29	-1,19
Fmax · Ymax	0,10	0,03	0,04	-0,08	-0,09	-0,82	0,07	-0,02	-1,32
Flag	1,81	4,92	5,03	-0,34	11,84	16,34	1,26	12,30	20,33
N1	-4,61	-0,38	1,44	-10,43	-7,12	-14,62	-3,31	0,61	-22,36
N2	-3,26	-9,57	-12,93	1,42	10,48	5,54	6,70	21,07	30,26
Konstant	136	178	134	147	109	171	105	119	272

Anm.: Tabellen viser estimationsresultatet for ligning (8.2), idet MSFE er normeret, sådan at den minimale værdi for en given kombination af horisont og variabel er 100.

Parametre med **fed** er statistiske signifikante på et 5 pct. niveau.

Estimationerne giver et blandet billede af betydningen af de betragtede parametervalg, og kun få generelle konklusioner synes at kunne drages på tværs af variabler og horisonter. Dog kan der umiddelbart gøres følgende observationer:

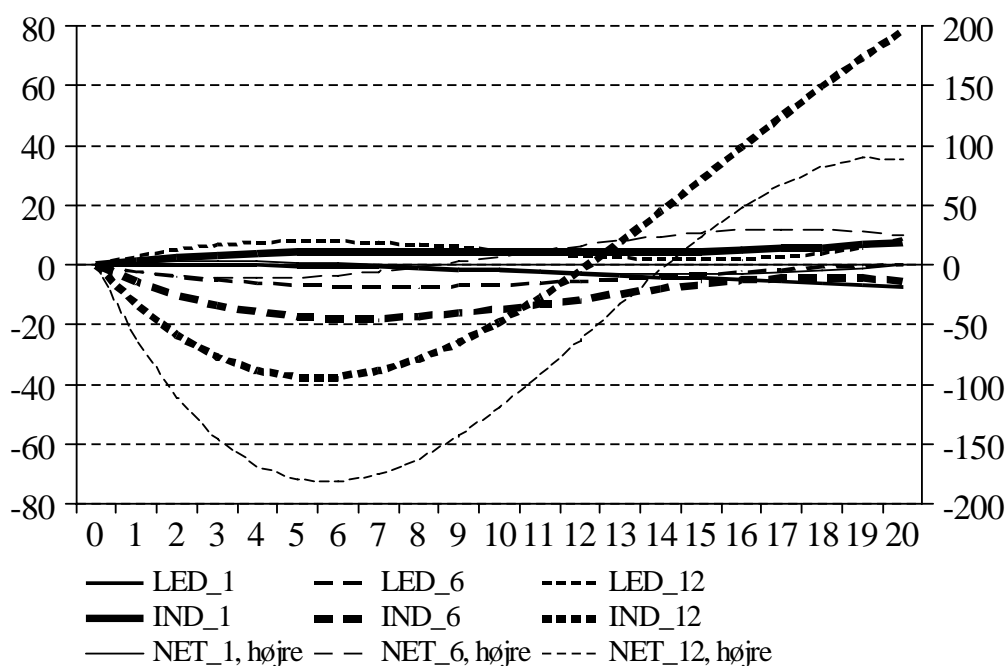
- Ingen-nedtestning (N1) synes generelt at være bedre end den almindelige generel-to-specific, mens ”nul-huller”-strategien (N2) ikke synes at være fordelagtig. Denne konklusion er i overensstemmelse med de umiddelbare resultater, der kunne drages fra afsnit 8.1.
- Laggede værdier af fællesfaktorerne (*Flag*) giver typisk anledning til højere forventede værdier af MSFE. De positive koefficienter peger således på, at det generelt ikke er en god idé at tillade laggede fællesfaktorer. Dette er naturligvis ikke nødvendigvis i modstrid med, at det i nogen tilfælde kan være muligt at opnå lavere MSFE ved at tillade laggede faktorer. Som do-

kumenteret i afsnit 7.4 (tabel 7.3) indgår laggede fællesfaktorer faktisk i 4 af de foretrukne modeller.

For det maksimale antal af laggede endogene, Y_{max} , og det maksimale antal fællesfaktorer, F_{max} , bemærkes, at disse indgår i potenser i estimationen. Dette muliggør i princippet beregning af det optimale antal lag hhv. fællesfaktorer. I praksis fås der imidlertid et relativt mudret billede, når de estimerede polynomier betragtes.

Det mudrede billede illustreres af nedenstående figur, der viser den estimerede sammenhæng mellem F_{max} – det maksimale antal fællesfaktorer – og MSFE. Nogle af kurverne illustrerer en ret kraftig effekt på den forventede forudsigelsesfejl i opadgående retning, når antallet af fællesfaktorer øges over en vis grænse. For et par af kurverne er der tilsyneladende et relativt klart defineret minimum omkring 6 fællesfaktorer, men for mange af kurverne synes der at være en relativt flad sammenhæng mellem antal fællesfaktorer og MSFE.

Figur 8.3 Sammenhæng mellem MSFE og maksimalt antal fællesfaktorer



Anm.: Figuren viser de estimerede polynomier i F_{max} , beregnet på baggrund af koefficienterne i tabel 8.2. Betegnelsen LED står for ledighed, IND for industriomsætning og NET for nettopriser; tallet efter _ angiver forudsigeshorizonten.

Selv om ovenstående analyse ikke giver noget klart billede af sammenhængen mellem forudsigelsesegenskaber og parametervalg, bekræftes det, at risikoen for markant dårligere resultater øges, når der indgår for mange parametre i forudsigelsesligningen. Dette fremstår tydeligst ved, at introduktion af laggede fællesfaktorer, der indebærer en markant forøgelse af antallet af parametre, entydigt synes at forringe forudsigelsesegenskaberne. Det faktum, at det herudover ikke synes muligt at uddrage nogen klare retningslinjer for valg af den maksimale laglængde eller antal fællesfaktorer er måske ikke så overraskende, når det erindres, at der var en betydelig variation i de ”optimale” parameterkombinationer, der blev opridset i afsnit 7 (tabel 7.3). I øvrigt erindres, at gennemgangen af litteraturen i afsnit 6 heller ikke gav noget klart svar på, hvor mange fællesfaktorer, der skal medtages i forudsigelsesligningen.

8.3 Valg af periode

”Out-of-sample”-metoden indebærer, at en del af den periode, man har data for, reserveres til aftestning. I nærværende analyser har der hidtil været fokuseret på perioden 1995-2003. Som nogle af graferne imidlertid har afsløret, er der stor forskel på, hvor godt modellerne rammer på forskellige tidspunkter.

I omstående tabel 8.3 vises derfor – analogt til fremgangsmåden i afsnit 7 – forudsigelsesegenskaberne, når der evalueres på perioden 1995-1999 hhv. 2000-2003.

Generelt er forudsigelsesfejlene for perioden 2000-2003 noget mindre end for perioden 1995-1999. Betragtes den relative performance mellem DI- og AR-modellen fremgår det af de to sidste søjler, at DI-modellen klarer sig noget bedre end AR-modellen i perioden 1995-1999, hvorimod billedet er mere blandet for perioden 2000-2003. I den første periode reduceres MSFE gennemsnitligt over variable/horisonter med i størrelsesordenen 20 pct., mens DI-modellen i perioden 2000-2003 gennemsnitligt har en større MSFE end AR-modellen. Et tilsvarende billede tegnes for den relative MAFE. Samlet viser tabel 8.3, at de positive resultater for DI-modellen for hele perioden i væsentligt omfang tilskrives gode resultater i den første del af aftestningsperioden.

Tabel 8.3 Forudsigelser for 1995m1-1999m12 hhv. 2000m1-2003m12
Afsøgning over lags, antal fællesfaktorer og lags heraf

	DI-model		AR-model		Relativ DI/AR	
	MSFE	MAFE	MSFE	MAFE	MSFE	MAFE
<i>Ledighed – 1995-1999</i>						
1	15,8	2,8	19,3	3,2	0,82	0,88
6	137,0	8,9	221,2	12,2	0,62	0,73
12	900,7	22,5	1339,4	30,6	0,67	0,74
<i>Ledighed – 2000-2003</i>						
1	5,9	1,7	5,7	1,7	1,04	1,00
6	64,6	6,6	56,5	3,4	1,14	1,94
12	342,2	15,0	237,4	13,4	1,44	1,12
<i>Industriens omsætning – 1995-1999</i>						
1	11,1	2,34	12,0	2,42	0,93	0,97
6	16,7	3,16	18,8	3,55	0,89	0,89
12	25,9	4,11	29,1	4,27	0,89	0,96
<i>Industriens omsætning – 2000-2003</i>						
1	9,5	2,47	8,3	2,17	1,14	1,14
6	9,8	2,51	10,2	2,55	0,96	0,98
12	10,5	2,52	13,1	2,93	0,80	0,86
<i>Nettopriser – 1995-1999</i>						
1	0,034	0,141	0,032	0,127	1,06	1,11
6	0,143	0,303	0,213	0,354	0,67	0,86
12	0,436	0,491	0,657	0,662	0,66	0,74
<i>Nettopriser – 2000-2003</i>						
1	0,025	0,127	0,025	0,125	1,00	1,02
6	0,155	0,324	0,140	0,278	1,11	1,17
12	0,247	0,426	0,287	0,431	0,86	0,99

Anm.: For hver af perioderne er der søgt over parametriseringen (maksimalt antal laggede endogene, *Maxy*, maksimalt antal fællesfaktorer (*Fmax*) og laggede fællesfaktorer (*Flag*)), jf. beskrivelsen i afsnit 7.

Som beskrevet i afsnit 7.4 kan valget af parameterkombination (laglængde, antal fællesfaktorer, nedtestningsstrategi osv.) være af stor betydning for de resulterende forudsigelsesfejl. Som bl.a. gennemgangen i afsnit 8.2 viste, er det imidlertid meget vanskeligt – for ikke at sige umuligt – at opstille generelle retningslinjer for disse valg. I lyset heraf kan det argumenteres, at det er mere relevant at vurdere DI-modellen, såvel som AR-modellen, på baggrund af modellernes forudsigelsesegenskaber, hvor valget af parametrisering ikke indgår i evalueringsperioden. I afsnit 7.4 blev det vist, at hvis man arbitrært fastsætter parametriseringen til: $Fmax = Ymax = 4$ og $Flag = 0$, så er DI-modellens forudsigelsesegenskaber ikke overbevisende. Dette konkrete valg

er dog, som nævnt, arbitrært, og i det følgende gøres et forsøg på at fastlægge parametriseringen på et mere informeret grundlag.

Konkret deles evalueringsperioden op i to dele. Først findes den foretrukne parametrisering for perioden 1995-1999 (svarende til øverste del af tabel 8.3). Dette valg af laglængde, antal fællesfaktorer samt lags heraf er herefter fastholdt, og MSFE og MAFE beregnes for perioden 2000-2003. Mens der for perioden 1995-1999 således er gennemført et stort antal beregninger for en given kombination af variabel og horisont, foretages der altså nu kun én ”out-of-sample”-beregning for perioden 2000-2003.

Nedenstående tabel 8.4 viser resultatet af denne beregning.

Tabel 8.4 Forudsigelse for 2000-2003 med parametrisering fastlagt på bag grund af data for 1995-1999

	DI-model		AR-model		Relativ DI/AR	
	MSFE	MAFE	MSFE	MAFE	MSFE	MAFE
<i>Ledighed</i>						
1	8,5	2,3	5,8	1,7	1,47	1,35
6	153,4	10,3	67,4	6,7	2,28	1,54
12	612,2	24,4	294,4	14,7	2,08	1,66
<i>Industriomsætning</i>						
1	10,2	2,41	11,2	2,42	0,91	1,00
6	15,4	3,09	11,4	2,61	1,35	1,18
12	19,9	3,55	13,1	2,93	1,52	1,21
<i>Nettopriser</i>						
1	0,026	0,131	0,025	0,125	1,04	1,05
6	0,168	0,330	0,155	0,305	1,08	1,08
12	0,453	0,532	0,336	0,470	1,35	1,13

Anm.: Med parametrisering menes valg af maksimalt antal laggede endogene (*Maxy*) maksimalt antal fællesfaktorer (*Fmax*) samt lags heraf (*Flag*).

Det fremgår, at DI-modellens forudsigelser nu bliver markant dårligere. Generelt er DI-modellens forudsigelsesfejl således markant større, når det maksimale antal lags og antal fællesfaktorer fastholdes basis af det optimale for perioden 1995-1999. Derimod er parametriseringen af AR-modellen, som det kunne ventes, ikke af så stor betydning. Da MSFE således kun øges lidt for AR-modellen, mens MSFE forøges mærkbart for DI-modellen, forskydes den relative MSFE klart til fordel AR-modellen.

Resultatet af tabel 8.4 kan opfattes som et alvorligt slag mod diffusionsindeksmodellen, men det er samtidig en illustration af, hvor vigtigt designet af en "out-of-sample"-evaluering kan være. Det bør dog bemærkes, at en væsentlig årsag til det meget dårlige resultat for DI-modellen er, at det valg af maksimalt antal fællesfaktorer og lags, der foretages på baggrund af perioden 1995-1999, typisk indebærer et meget stort antal variabler i forudsigelsesligningen. I flere tilfælde medtages 10, 15 eller 20 fællesfaktorer og deres lags i den generelle specifikation, hvilket oplagt indebærer en stor risiko for dårlige resultater, bl.a. jf. afsnit 8.1 og 8.2. Hvis man på forhånd havde begrænset det maksimale antal fællesfaktorer og/eller undladt at tillade lags heraf, ville resultatet ikke have været nær så dårligt. Det skal således understreges, at de specifikationer, der her er valgt på baggrund af forudsigelsesegenskaberne for 1995-1999 ikke nødvendigvis er dem, som ville være valgt, hvis man i 1999 skulle have fastlagt specifikationen for forudsigelsesligningen for de følgende fire år.

Ovenstående resultater understreger endnu en gang, hvor vigtig valget af parametre kan være – både for den absolutte størrelse af de beregnede forudsigelsesfejl, men nok så vigtigt også for den relative størrelse af de gennemsnitlige forudsigelsesfejl mellem modellerne. Da DI-modellen har flere parametre i forhold til AR-modellen er det ikke overraskende, at den i dette afsnit præsenterede problemstilling i særlig grad har betydning for DI-modellens egenskaber.

8.4 Variationer i grunddata

Valget af det grundliggende datainput, som anvendes ved beregningen af fællesfaktorerne, kan selvsagt have betydning for resultaterne. I det følgende præsenteres nogle varianter, hvor grunddata udvælges på en anden måde end i det hidtil gennemgåede. Der er ikke tale om nogen systematisk vurdering, men snarere end illustration af nogle problemstillinger, der kan have betydning. Konkret er 4 alternative konstruktioner af grundmatricen, X , forsøgt anvendt:

- 1) Grunddata består af færre variable – ca. 100 centrale variabler i X -matricen
- 2) Der indgår ikke kvartalstal i X -matricen
- 3) Alle data indgår også med 1 lag i X -matricen
- 4) Korrektion for publikationslag i X -matricen

Lille X-matrix – ca. 100 centrale serier mod 246

Valget af hvilke serier, der skal indgå datagrundlaget, er baseret på et mere eller mindre subjektivt valg. Principielt kan metoden inddrage nærmest uen-

deligt mange data, da egenverdiproblemet relaterer sig til en TxT-matrix og ikke en NxN-matrix, jf. afsnit 3 og 4. Den grundlæggende tankegang tilsiger, at man bør inddrage mange serier. Jo flere serier, jo mere information om de underliggende, fælles bevægelser, der skal fanges i fællesfaktorerne. Imidlertid indebærer flere serier også mere støj, og det er ikke oplagt, at signal/støjforholdet forbedres, jf. bl.a. Boivin og Ng (2003). Introduktion af serier, der er præget af ekstraordinære hændelser som f.eks. strejker eller ekstreme naturgivne forhold, vil bidrage til en ny type variation, der ikke nødvendigvis er relevant i relation til at beskrive de underliggende konjunkturelle bevægelser i de centrale dataserier. Tilsvarende vil serier, der er helt perifere i forhold til de overordnede konjunkturbevægelser, udelukkende bidrage med støj. En sådan støj, der er totalt irrelevant – og dermed ukorreleret – med de fælles konjunkturbevægelser vil principielt ikke indgå i de første fællesfaktorer – netop fordi støjen er ukorreleret, men med et begrænset antal relevante serier (og en endelig tidsperiode) vil selv irrelevant støj i praksis kunne påvirke estimationsresultatet.

I omstående tabel 8.5 vises resultatet af at begrænse X-matricen til ca. 100 centrale serier mod de 246, der hidtil har været anvendt³⁸. Det fremgår af tabellen, at der ikke er nogen systematisk forskel på forudsigelsesegenskaberne mellem forudsigelser baseret på fællesfaktorer beregnet på baggrund af en lille X-matrix (ca. 100 serier) i forhold til fællesfaktorer beregnet på baggrund af en stor matrix (de oprindelige 246 serier). Den væsentligste forskel ser ud til at gælde forudsigelserne af nettopriserne på de lidt længere horisonter, der forværres mærkbart, når den lille X-matrix anvendes.

³⁸ Udvælgelsen af de 100 serier er baseret på en subjektiv vurdering af, hvilke serier, der umiddelbart må forventes at kunne karakteriseres som ”centrale nøgletal”.

Tabel 8.5 Betydning af antal serier. Forudsigelser for 1995m1-2003m12

	DI-model med ca. 100 variable		DI-model med 246 variable		Relativ "Få"/"Mange"	
	MSFE	MAFE	MSFE	MAFE	MSFE	MAFE
<i>Ændring i ledighed</i>						
1 måned	12,8	2,5	12,6	2,6	1,02	0,96
6 måneder	138,0	9,3	144,3	9,5	0,96	0,98
12 måneder	766,4	22,9	772,5	21,8	0,99	1,05
<i>Vækst i industriens omsætning i faste priser</i>						
1 måned	11,2	2,4	10,7	2,4	1,05	1,00
6 måneder	14,1	2,9	14,9	3,0	0,95	0,97
12 måneder	20,9	3,6	19,9	3,6	1,05	1,00
<i>Vækst i nettopriserne</i>						
1 måned	0,027	0,126	0,030	0,136	0,90	0,93
6 måneder	0,180	0,326	0,160	0,327	1,13	1,00
12 måneder	0,462	0,551	0,381	0,503	1,21	1,10

Anm.: Der henvises til afsnit 7.4 for en nærmere beskrivelse af parametrisering og test-procedure.

Forskellene ikke er store. Dette kan opfattes som en indikation af, at metoden er relativt robust overfor at medtage mange (og måske potentielt irrelevante) serier. Omvendt kan de små forskelle naturligvis også tages som udtryk, for at det er stort set lige meget, om man medtager mange eller få serier i datagrundlaget for beregningen af fællesfaktorerne. Da der kun er tale om en enkelt alternativ udgave af datagrundlaget, bør resultatet oplagt ikke tages som udtryk for, at valget af data i X-matricen er underordnet. Der kan derfor være behov for mere bredt at undersøge, hvorledes forudsigelsesegenskaberne påvirkes af datagrundlaget, herunder f.eks. om nogle variabelgrupper i særlig grad indeholder information, der er relevant for forudsigelserne. Som indikeret i afsnit 5 kunne en overvejelse være at introducere flere udenlandske nøgletal i datagrundlaget.

Ingen kvartalstal

En af de potentielle styrker ved diffusionsindeksmodellen er, at man meget enkelt kan inddrage information med forskellig frekvens (og forskellig start- og slutperiode). I det nærværende arbejde har der udelukkende været fokuseret på forudsigelse af månedstal. Kvartalsdata (primært fra nationalregnskabet) er imidlertid indgået i datagrundlaget, da det må formodes, at sådanne data indeholder væsentlig information om de overordnede konjunkturbevægelser. Et problem med at lade kvartalsdata indgå i datagrundlaget kan dog være, at det indebærer en mærkbar forøgelse af antallet af manglende værdier

i datamatrixen. Dette stiller oplagt større krav til EM-algoritmen, der skal fylde de manglende observationer ud.

For at illustrere betydningen af denne problemstilling er der beregnet fællesfaktorer på basis af et datagrundlag, der kun består af månedsserierne (172 serier). Resultatet fremgår af nedenstående tabel 8.6.

Tabel 8.6 Betydning af kvartalsserier. Forudsigelser for 1995m1-2003m12

	DI-model uden kvartalsserier		DI-model med måneds- og kvartalsserier		Relativ "Uden kvartal"/"Med kvartal"	
	MSFE	MAFE	MSFE	MAFE	MSFE	MAFE
<i>Ændring i ledighed</i>						
1 måned	11,9	2,6	12,6	2,6	0,94	1,00
6 måneder	154,7	10,2	144,3	9,5	1,07	1,07
12 måneder	812,4	22,8	772,5	21,8	1,05	1,05
<i>Vækst i industriens omsætning i faste priser</i>						
1 måned	10,9	2,4	10,7	2,4	1,02	1,00
6 måneder	14,4	2,8	14,9	3,0	0,97	0,93
12 måneder	18,7	3,3	19,9	3,6	0,93	0,92
<i>Vækst i nettopriserne</i>						
1 måned	0,025	0,119	0,030	0,136	0,83	0,88
6 måneder	0,202	0,339	0,160	0,327	1,27	1,04
12 måneder	0,597	0,617	0,381	0,503	1,57	1,23

Anm.: Der henvises til afsnit 7.4 for en nærmere beskrivelse af parametrisering og test-procedure.

Tabel 8.6 antyder, at kvartalstallene i visse tilfælde rent faktisk indeholder relevant information til forudsigelsen af de betragtede månedstal. Således bliver forudsigelsen af væksten i nettopriserne på 6 hhv. 12 måneders sigt markant dårligere, når kvartalsserierne udelades.³⁹ For de øvrige serier er betydningen af at inddrage kvartalsserierne tilsyneladende mindre.

³⁹ Også i forbindelse med beregningerne i afsnit 8.1 og 8.2 var det i særlig grad forudsigelsen af nettopriserne på 6 og 12 måneders horisont, der gav anledning til ændringer i forhold til de originale resultater fra afsnit 7; analyserne i de følgende underafsnit (hvor lags i datagrundlaget og betydningen af kvartalstal undersøges) giver anledning til tilsvarende resultater. En nærliggende mistanke kunne på den baggrund være, at de særligt gode originale resultater (hvor DI-modellen slår AR-modellen mest, jf. tabel 7.1) kan skyldes tilfældigheder i den oprindelige set-up, dvs. måske mere et resultat af "held end dygtighed".

Lag i datagrundlaget

Dynamikken er i de hidtil præsenterede resultater antaget at være fanget ved at inkludere laggede værdier af serien, der skal forudsiges, og evt. laggede værdier af fællesfaktorerne i forudsigelsesligningen. En anden mulighed kan imidlertid være, at lade alle data indgå såvel ulagget som lagget ved beregningen af fællesfaktorerne.

For at illustrere denne mulighed er der beregnet fællesfaktorer på basis af et datagrundlag, hvor alle data indgår to gange – ulagget og lagget en måned. Resultatet fremgår af nedenstående tabel 8.7.

Tabel 8.7 Betydning af lag. Forudsigelser for 1995m1-2003m12

	DI-model med lagget og ulagget datagrundlag		DI-model kun med ulagget datagrundlag		Relativ "Med lag"/ "Uden. lag"	
	MSFE	MAFE	MSFE	MAFE	MSFE	MAFE
<i>Ændring i ledighed</i>						
1 måned	11,4	2,6	12,6	2,6	0,90	1,00
6 måneder	140,0	9,4	144,3	9,5	0,97	0,99
12 måneder	758,7	22,2	772,5	21,8	0,98	1,01
<i>Vækst i industriens omsætning i faste priser</i>						
1 måned	10,4	2,3	10,7	2,4	0,97	0,96
6 måneder	15,3	3,0	14,9	3,0	1,03	1,00
12 måneder	19,3	3,5	19,9	3,6	0,97	0,97
<i>Vækst i nettopriserne</i>						
1 måned	0,027	0,124	0,030	0,136	0,90	0,91
6 måneder	0,203	0,358	0,160	0,327	1,27	1,09
12 måneder	0,525	0,602	0,381	0,503	1,38	1,20

Anm.: Der henvises til afsnit 7.4 for en nærmere beskrivelse af parametrisering og test-procedure.

Tabellen tyder ikke på, at det skulle være af særlig betydning for forudsigelserne fra diffusionsindeksmodellen om data i X-matricen replikeres med et lag. Generelt er forskellene små; kun for to kombinationer – 6 hhv. 12 måneders forudsigelse af nettopriserne – er forskellen markant (de to samme kombinationer, hvor udeladelse af kvartalstallene gav en tilsvarende markant forskel).

Publikationslag

Ved forudsigelser i den virkelige verden vil det forhåndenværende datagrundlag typisk være karakteriseret ved, at nogle tidsserier er kendt næsten helt op

til det tidspunkt, hvor forudsigelsen skal foretages (f.eks. valutakurser, renter, aktiekurser og andre (finansielle) data, der typisk registreres på dagsbasis). Andre tidsserier (på måneds- eller kvartalsfrekvens) bliver publiceret med en vis forsinkelse, fordi data skal indsamles og bearbejdes af f.eks. Danmarks Statistik. Nogle månedsserier offentliggøres lige omkring udløbet af referencemåned (bl.a. forbrugerforventninger og andre konjunkturbarometre), mens centrale økonomiske nøgletal som ledighed, industriomsætning og udenrigshandelstal typisk offentliggøres mere end en måned efter referenceperiodens udløb. For kvartalstal vil den seneste observation typisk ligge adskillige måneder tilbage; eksempelvis offentliggøres nationalregnskabet ca. 2 måneder efter referencekvartalets udløb.

Forsinkelserne i offentliggørelsen af statistikkerne gør, at den sidst kendte observation vil variere mellem serierne. Mønsteret for de kendte observationer vil i praksis variere afhængig af, hvilken dag i måneden, en forudsigelse skal foretages på (og hvilken måned i kvartalet, det er). Antages det eksempelvis, at en forudsigelse skal laves primo januar, vil man typisk have information om finansielle data og konjunkturbarometre for december måned, information om priser og bilsalg for november, tal for ledighed, industri- og detailomsætning samt udenrigshandel for oktober måned, mens nationalregnskabstallene vil ligge frem til og med 3. kvartal (dvs. dække frem til september måned).

I de hidtidige "out-of-sample"-beregninger har det forenklende været antaget, at data for alle serier var kendt op til måneden før forudsigelsestidspunktet. Ved forudsigelsen af ledigheden med en horisont på 1 måned for eksempelvis januar 1995 er det således antaget, at alle data er kendt frem til og med december 1994.⁴⁰ Det er oplagt, at dette ikke er realistisk.

I det følgende illustreres, hvorledes "out-of-sample"-forudsigelsesegenskaberne påvirkes, hvis der eksplicit tages højde for de typiske forsinkelser, der ligger i offentliggørelsen af data. Til dette formål er de enkelte serier i datagrundlaget lagget svarende til den pågældende series typiske "publikationslag". Eksempelvis indgår alle finansielle data (der oprindeligt findes opgjort på dagsbasis og derfor er kendt umiddelbart efter månedens udgang) ulagget; det samme gælder forbrugerforventninger og konjunkturbarometre. Prisindeks, bilsalg og ledighed er lagget en måned, mens industriomsætning og udenrigshandel indgår med to måneders lag. Detailomsætning indgår med to eller tre måneders lag, og byggestatistikken indgår med tre eller fire måneders lag; begge statistikker er historisk blevet opdateret af Danmarks Statistik hver anden måned. Kvartalstallene indgår typisk med et lag på mellem to og

⁴⁰ Kvartalstallene er placeret i kvartalets midterste måned, hvorfor disse i det betragtede eksempel har en (kendt) observation i november 1994.

fire måneder (afhængig af hvilken måned i kvartalet, der tages udgangspunkt i). Ved dannelsen af fællesfaktorerne er alle de indgående serier ved hjælp af disse lagoperationer således forskudt, sådan at den sidste række i datamatricen netop indeholder den observation, der realistisk kan forventes kendt på et givet tidspunkt. Eksempelvis bygger fællesfaktorerne beregnet på denne måde for 1995m1 på information om alle finansielle variabler for 1995m1, information om prisindeks, bilsalg og ledighed for 1994m12, information om industriomsætning og udenrigshandel for 1994m11 og så videre.

Når fællesfaktorerne beregnes på denne måde, skal der tages højde for dette i dateringen i forudsigelsesligningen. Når man eksempelvis skal konstruere en 1 månedes forudsigelse af ledigheden for 1995m1, vil man som udgangspunkt forudsætte, at man kender ledigheden i 1994m12. Da ledigheden typisk offentliggøres ca. 40 dage efter referenceperiodens udløb, jf. bilag 1, kan det rimeligvis antages, at forudsigelsen finder sted i begyndelsen af februar måned. Det betyder, at man uden problemer kan anvende fællesfaktorerne fra 1995m1, givet disse er beregnet som ovenfor skitseret – dvs. baseret på information, der kan antages kendt umiddelbart efter udgangen af 1995m1 (herunder eksempelvis finansielle data for januar 1995, ledighed for december 1994, industriomsætning for november 1994 osv.).

Den skitserede fremgangsmåde indebærer, at informationsgrundlaget for nogle serier kan udvides i forhold til de tidligere beregninger (hvor alle data antages kendt for måneden før); eksempelvis kan de finansielle data realistisk antages kendt en måned længere frem). Omvendt må de tilgængelige data for andre serier realistisk indskrænkes; eksempelvis publiceres industriproduktionen typisk med større forsinkelse end nettopriserne. I forhold til dateringerne i forudsigelsesligningen kan man tænke i, at nogle af serierne kan "leades" i forhold til en traditionel datering i en forudsigelsesligning, mens andre serier skal "lagges" mere end traditionelt. Det er således ikke på forhånd oplagt, om forudsigelsesegenskaberne for diffusionsindeksmodellen bliver bedre eller dårligere af at gøre beregningerne mere realistiske ved at tage højde for forsinkelserne i offentliggørelsen af statistikkerne.

Omstående tabel 8.8 illustrerer betydningen af at tage højde for typiske publikationslag på den beskrevne måde.

Tabel 8.8 Betydning af at tage højde for typiske publikationslag.
Forudsigelser for 1995m1-2003m12

	DI-model, når der tages højde for publikationslag		DI-model uden publikationslag		Relativ ”Med publag”/ ”Uden publag”	
	MSFE	MAFE	MSFE	MAFE	MSFE	MAFE
<i>Ændring i ledighed</i>						
1 måned	12,7	2,6	12,6	2,6	1,01	1,00
6 måneder	136,5	8,8	144,3	9,5	0,95	0,93
12 måneder	781,1	22,9	772,5	21,8	1,01	1,05
<i>Vækst i industriens omsætning i faste priser</i>						
1 måned	10,8	2,4	10,7	2,4	1,01	1,00
6 måneder	14,9	3,0	14,9	3,0	1,00	1,00
12 måneder	21,3	3,6	19,9	3,6	1,07	1,00
<i>Vækst i nettopriserne</i>						
1 måned	0,027	0,121	0,030	0,136	0,90	0,89
6 måneder	0,183	0,331	0,160	0,327	1,14	1,01
12 måneder	0,474	0,572	0,381	0,503	1,24	1,14

Anm.: Der henvises til afsnit 7.4 for en nærmere beskrivelse af parametrisering og test-procedure.

Tabel 8.8 afslører ikke noget klart mønster i, hvorvidt en mere virkelighedstro beregning af ”out-of-sample”-forudsigelserne stiller DI-modellen i et bedre lys (idet det bemærkes, at AR-modellens forudsigelser ikke påvirkes af den beskrevne problemstilling). I princippet er der dog næppe tvivl om, at det her beskrevne design for ”out-of-sample”-aftestning er mere korrekt, idet det bedre afspejler virkeligheden. Det må formodes, at den potentielle gevinst ved realistisk at tage højde for typiske publikationslag er størst ved forudsigelser af serier, der offentliggøres med lag. Dette vedrører i sagens natur ikke mindst forudsigelser af kvartalstal, hvor DI-modellen må formodes at kunne klare sig relativt bedre end simple autoregressive modeller (fordi de sidstnævnte modeller ikke udnytter potentielt relevant, tilgængelig ”leadet” information fra månedsserier).

9. Forudsigelser baseret på filtrerede data

De data, der hidtil har været anvendt er, som beskrevet i afsnit 6 og bilag 1, typisk sæsonkorrigerede og transformeret til stationaritet ved at tage ændringer (evt. i logaritmer). Hvis man opfatter en given serie som bestående af fire (ikke-observerbare) komponenter – sæson, trend, konjunkturcykel og en irregulær komponent, jf. ligning (9.1) nedenfor – er der i det hidtidige arbejde

således fjernet to komponenter, nemlig sæson og trend. De data, der indgår i dannelsen af fællesfaktorerne, kan dermed omfattes som summen af en konjunkturkomponent og en irregulær komponent.

Tankegangen bag diffusionsindekset er, som beskrevet i afsnit 3, at der er et begrænset antal fælles bevægelser i data, og det er naturligt at opfatte disse som konjunkturbevægelserne. I det omfang den irregulære komponent (støjen) i serierne er fremtrædende, vil de beregnede fællesfaktorer være påvirket af denne støj, mens konjunkturbevægelsen (det egentlige signal) trænges i baggrunden. En nærliggende tanke kunne derfor være at forsøge at filtrere støjen ud af serierne – analogt til, at trend og sæson er fjernet. Herved vil de underliggende konjunkturbevægelser muligvis stå klarere, og signal/støjforholdet vil forøges. Dette kan måske lede til bedre forudsigelsesegenskaber for diffusionsindeksmodellen.

For at forfølge denne ide antages, at de grundliggende data kan skrives ved en strukturel tidsseriemodel af formen:

$$(9.1) \quad x_t = g_t + c_t + s_t + e_t$$

hvor x_t er en observation i en grundliggende (ikke-transformeret) serie på tidspunkt t , g_t er et trendled, c_t er den cykliske komponent, s_t er sæsonkomponenten, og e_t er den irregulære komponent. Som udgangspunkt er ingen af de fire komponenter observerbare.

I det hidtidige arbejde kan de anvendte data, som nævnt, opfattes som sæson- og trendrensedede:

$$(9.2) \quad \hat{x}_t = x_t - \hat{g}_t - \hat{s}_t = c_t + e_t$$

hvor trendestimatet, \hat{g}_t , typisk er elimineret ved en simpel differensoperation, og sæsonkomponenten, \hat{s}_t , er fjernet ved almindelig sæsonkorrektur (typisk ved brug af X-11). Den struktur, som den hidtil antagede faktormodel har lagt ned over data, kan med denne nomenklatur skrives som:

$$(9.3) \quad \hat{x}_t = \lambda_i F_t + \eta_t$$

Antages, jf. diskussionen ovenfor, at det er den rent cykliske komponent, der har en faktorstruktur, kan faktormodellen skrives som:

$$(9.4) \quad c_t = \lambda_i F_t + \eta_t$$

Det vil oplagt være mere informativt at estimere fællesfaktorerne på basis (9.4) frem for (9.3), givet, at faktorstrukturen rent faktisk kun vedrører den cykliske komponent, og givet, at man kender den cykliske komponent, c_t . I praksis kender man imidlertid ikke c_t , og man må derfor anvende et estimat heraf. Herved bliver faktorligningen, der danner grundlag for estimationen af fællesfaktorerne:

$$(9.5) \quad \hat{c}_t = \lambda_t F_t + \tilde{\eta}_t$$

Som argumenteret i Dahl m.fl. (2005b) må det blive i empirisk spørgsmål om estimation på baggrund af (9.3) eller (9.5) er bedst.

En metode til at dekomponere de trend- og sæsonrensede data, \hat{x}_t , i en konjunkturkomponent og en irregulær komponent er at opstille en model for data i såkaldt State Space-form.⁴¹ Dekomponeringen (eller filtreringen) foretages for hver enkelt original (sæson- og trendkorrigeret) serie, hvorved der opnås et estimat af den cykliske komponent, \hat{c}_t . Filtreringen er således foretaget univariat (serie for serie), hvilket indebærer, at den information om faktorstrukturen, der i øvrigt postuleres i forbindelse med beregningen og anvendelsen af fællesfaktorerne, ikke anvendes.⁴²

Filtreringen af de grundliggende data er foretaget på basis af hele perioden fra 1980 frem til og med 2003. Herved anvendes i begyndelsen af perioden information, der reelt set ikke var tilgængelig på det relevante tidspunkt. På denne måde vil den estimerede konjunkturkomponent i begyndelsen af perioden afvige fra det estimat, man realistisk kunne have lavet, hvis man kun havde anvendt den information, der var tilgængelig i begyndelsen af perioden. Denne problemstilling er principielt at sammenligne med, at der anvendes sæsonkorrigerede data, hvor sæsonkorrektionen også er foretaget på hele perioden.⁴³

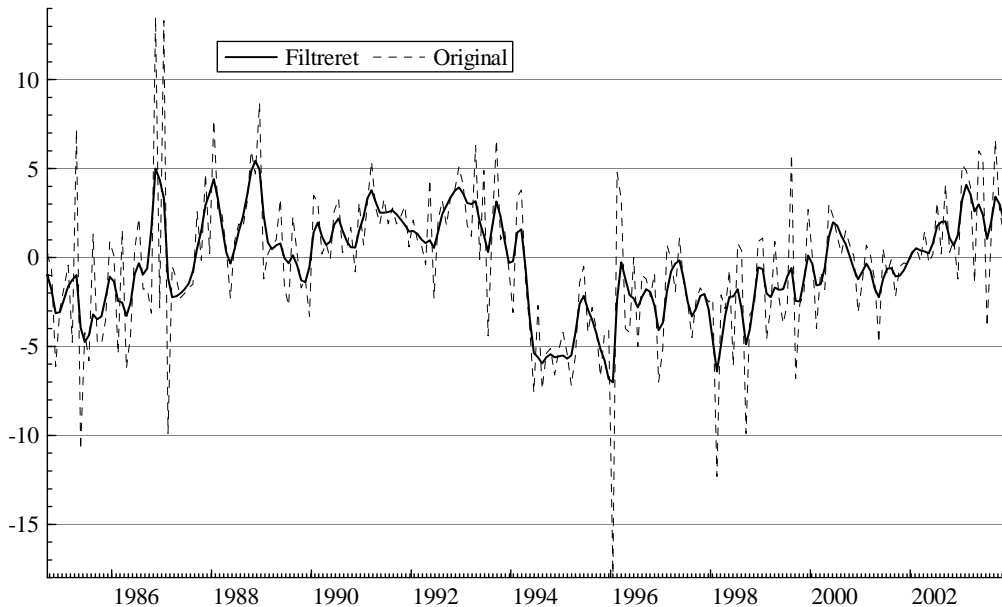
⁴¹ Estimationen af de ikke observerbare komponenter foretages ved brug af det såkaldte Kalman-filter, og metoden er udførligt beskrevet i Harvey (1989) og senest af Durbin og Koopman (2001). Beregningerne er foretaget i *Ox* ved hjælp af *SsfPack*, som er beskrevet i Koopman, Shephard og Doornik (1999); *SsfPack* samt dokumentation er frit tilgængelig og kan findes på <http://www.ssfpack.com>.

⁴² Camacho og Sancho (2001) anvender også filtrerede data i en faktoranalyse af spanske data. Forfatterne viser bl.a., at de spanske data (ligesom de danske) er langt mere volatile end eksempelvis amerikanske data, hvorfor de finder det velbegrundet at fokusere på konjunkturkomponenten, jf. afsnit 7.

⁴³ Omvendt kan det argumenteres, at problemstillingen nok snarere kan sammenholdes med spørgsmålet om trendrensning, hvilket er alt andet end trivielt, idet det er velkendt, at et trendestimat er meget usikkert bestemt omkring estimationsperiodens endepunkter.

I figur 9.1 vises som eksempel resultatet af den foretagne filtrering af (ændringen i) ledigheden. Som forventet er den filtrerede serie markant blødere end den originale serie.

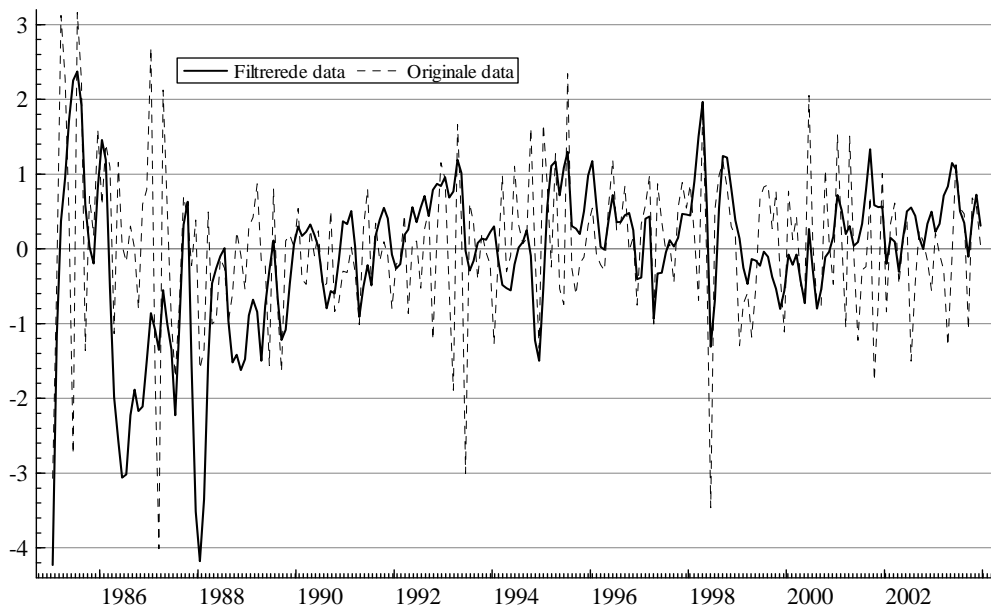
Figur 9.1 Ledigheden filtreret og i de originale data



Anm.: Figuren viser ændringen i ledigheden, da det er den transformation, der er anvendt for at gøre ledigheden (tilnærmelsesvist) stationær.

Efter filtreringen af data er fællesfaktorerne beregnet på samme måde som tidligere. Som forventet er faktorerne blødere og mindre støjfyldte, når der sammenlignes med fællesfaktorerne beregnet på de originale data, jf. figur 9.2.

Figur 9.2 Første fællesfaktor med originale data hhv. med filtrerede data



Anm.: Fællesfaktoren med originale data – den stiplede kurve – er identisk med den, der blev vist i afsnit 6.2.

Resultatet af "out-of-sample"-forudsigelserne baseret på de filtrerede data fremgår af tabel 9.2.

Tabel 9.2 Filtrerede data. Forudsigelser for 1995m1-2003m12

	DI-model med filtrerede data		DI-model med originale data		Relativ "DI-filter"/ "DI-original"		Relativ "DI-filter"/ "AR-model"
	MSFE	MAFE	MSFE	MAFE	MSFE	MAFE	MSFE
<i>Ændring i ledighed</i>							
1 måned	10,6	2,4	12,6	2,6	0,84	0,92	0,80
6 måneder	115,4	8,7	144,3	9,5	0,80	0,92	0,76
12 måneder	704,0	19,9	772,5	21,8	0,91	0,91	0,81
<i>Vækst i industriens omsætning i faste priser</i>							
1 måned	7,6	2,3	10,7	2,4	0,71	0,96	0,68
6 måneder	13,5	2,8	14,9	3,0	0,91	0,93	0,87
12 måneder	15,3	3,1	19,9	3,6	0,77	0,86	0,70
<i>Vækst i nettopriserne</i>							
1 måned	0,020	0,105	0,030	0,136	0,67	0,77	0,69
6 måneder	0,171	0,329	0,160	0,327	1,07	1,01	0,93
12 måneder	0,470	0,560	0,381	0,503	1,23	1,11	0,93

Anm.: AR-modellens forudsigelsesfejl er taget fra tabel 7.1, idet AR-modellens forudsigelser ikke påvirkes af filtreringen. Der henvises i øvrigt til afsnit 7.4 for en nærmere beskrivelse af parametrisering og test-procedure.

Det fremgår af tabellen, at MSFE (og MAFE) generelt er mindre, når fællesfaktorerne beregnes på filtrerede data. Eksempelvis reduceres MSFE for forudsigelsen af ledigheden på 1 måneds horisont til 10,6 med filtrerede data fra 12,6, når de originale data anvendes (svarende til en reduktion på ca. 15 pct.) Sammenlignes med AR-modellens MSFE, jf. tabellens sidste søjle, ses, at DI-modellen med filtrerede data systematisk har de laveste forudsigelsesfejl. Gennemsnitligt (over de ni viste variabel-/horisont-kombinationer) er MSFE fra DI-modellen med filtrerede data ca. 20 pct. lavere end MSFE fra AR-modellen. De bedre forudsigelsesegenskaber, der opnås, når støjen er fjernet fra serierne, kan formentlig opfattes som udtryk for, at signalet (konjunkturbevægelsen) går klarere igennem til fællesfaktorerne, med det resultat at forudsigelsesfejlene bliver mærkbart mindre.

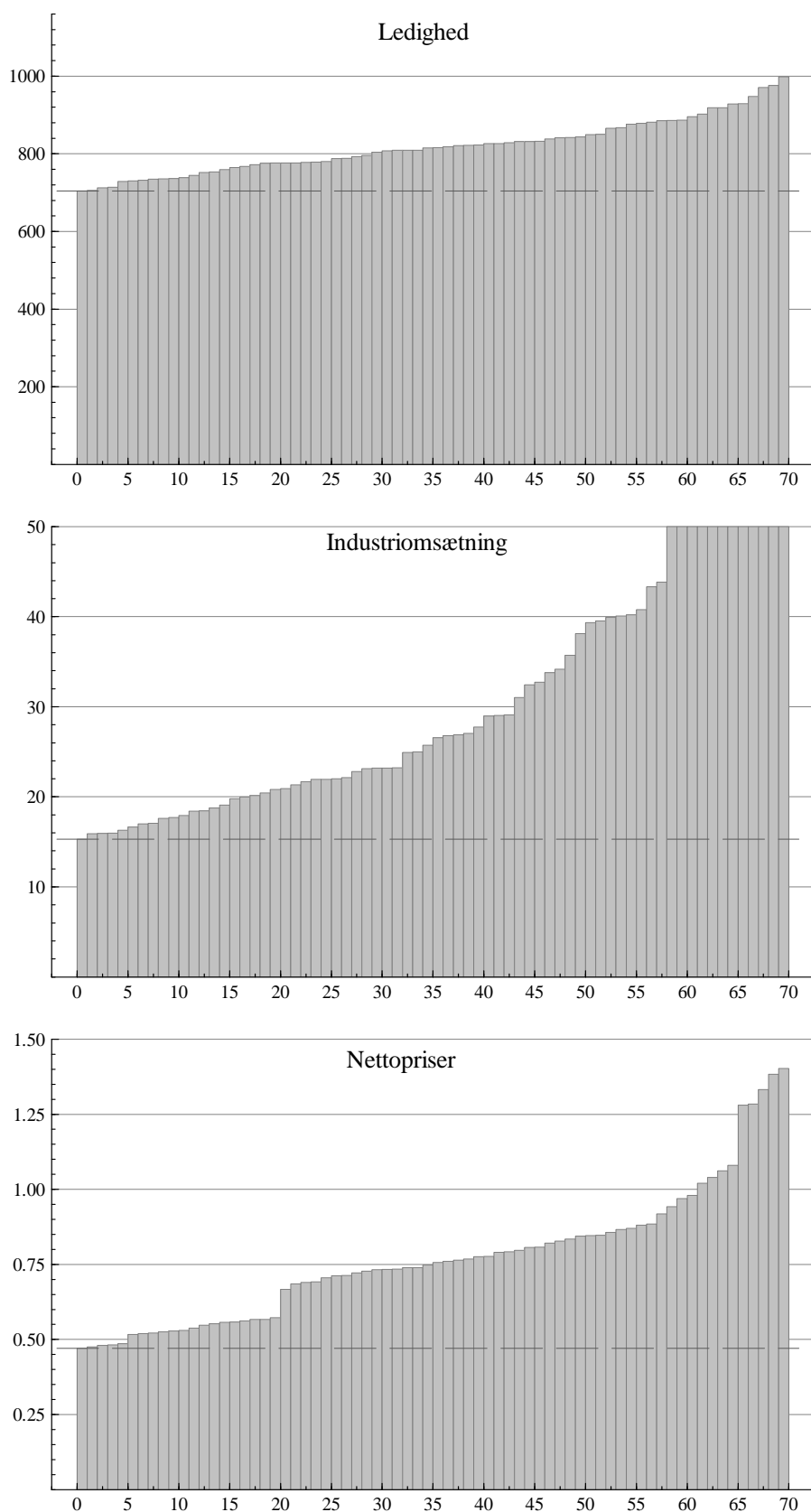
I bilag 5 vises resultaterne af at anvende fællesfaktorerne baseret på filtrerede data for 5 andre centrale økonomiske tidsserier – detailomsætning, antal nyregistreringer, import, eksport og prisen indenlandsk vareforsyning. Generelt bliver resultaterne bedre end, når de originale, ikke-støj-rensende data anvendes, og i de fleste tilfælde slår forudsigelserne fra diffusionsindeksmodellen den autoregressive model. Som det imidlertid fremgår, er der nogle få tilfælde, hvor diffusionsindeksmodellen baseret på filtrerede data går helt galt i byen. Det er ikke nærmere analyseret, hvad der ligger bag de markante fejlskud for nogle af serierne.

Som beskrevet i afsnit 7 og 8 kan forudsigelsesegenskaberne afhænge af valget af det maksimale antal fællesfaktorer og lags, der optræder i den generelle specifikation af forudsigelsesligningen. Nøjagtig den samme problemstilling gør sig naturligvis gældende for forudsigelser baseret på fællesfaktorer, der er beregnet på basis af filtrerede data, og resultatet fra tabel 9.2, der jo bygger på den tidligere beskrevne systematiske afsøgninger over parametriseringer af forudsigelsesligningen, bør derfor tolkes med forsigtighed.

I omstående figur 9.3 vises derfor – med udgangspunkt i forudsigelser baseret på fællesfaktorer beregnet ved anvendelse af filtrerede data – fordelingen af MSFE, når det maksimale antal fællesfaktorer sættes til 4,6,8,10,12,15 hhv.20 (enten kun ulagget eller yderligere med et lag) kombineret med, at det maksimale antal laggede endogene sættes til 2,3,4,5 hhv. 6. Dette giver de samme 70 parameterkombinationer som tidligere, og figuren kan umiddelbart sammenlignes med den tilsvarende figur 7.4, idet y-aksen er skaleret tilsvarende.⁴⁴

⁴⁴ Ved at tvinge y-aksen til at have samme maksimalværdi som i figur 7.4 er en række høje observationer af MSFE for forudsigelsen af industriomsætningen ”skåret af”. Alle de værdier, der følgelig er skåret af – dvs. har meget høje MSFE’er – vedrører parameterkombinationer, hvor der indgår 20 fællesfaktorer i den generelle forudsigelsesligning.

Figur 9.3 Fordeling af MSFE for afprøvede parameterkombinationer



Anm.: Forudsigelsehorisonten er 12 måneder. Y-akserne er af sammenlignelighedsårsager sat som i figur 7.4. Se i øvrigt teksten.

Det fremgår, at den resulterende MSFE også i dette tilfælde i betydeligt omfang afhænger af de valgte parametre. Især for nettopriserne og industriomsætningen er der tilsyneladende en betydelig risiko for at få en markant større MSFE end den minimale værdi angivet i tabel 9.2. Ved vurdering af figurene skal det dog understreges, at den betydelige variation skal ses i lyset af, at det afsøgte parameterrum er relativt stort – med op til 20 fællesfaktorer + lags heraf. Som tidligere beskrevet gælder det generelt, at de største forudsigelsesfejl stort set altid er relateret til forudsigelsesligningerne, hvor den generelle specifikation indeholder mange parametre.

Som tidligere diskuteret er det ikke oplagt, hvordan man skal fastlægge parametriseringen af den generelle forudsigelsesligning. Én mulighed er ganske enkelt a priori at fastsætte et maksimalt antal fællesfaktorer og lags, svarende til fremgangsmåden i afsnit 7.4, jf. tabel 7.4, hvor det maksimale antal fællesfaktorer og lags af den endogene blev fastsat til fire. I tabel 9.3 vises resultatet af at gentage disse beregninger med fællesfaktorerne beregnet på basis af filtrerede data

Tabel 9.3 Filtrerede data. MSFE fra forudsigelser for 1995m1-2003m12

	DI-model		Relativ: DI-filter/DI-orig.		Relativ: DI-filter/AR-model	
	Optimal	Fast	Optimal	Fast	Optimal	Fast
<i>Ændring i ledighed</i>						
1 måned	10,6	11,7	0,84	0,85	0,80	0,85
6 måneder	115,4	142,5	0,80	0,84	0,76	0,93
12 måneder	704,0	730,3	0,91	0,84	0,81	0,84
<i>Vækst i industriens omsætning i faste priser</i>						
1 måned	7,6	9,4	0,73	0,82	0,68	0,83
6 måneder	13,5	14,1	0,91	0,84	0,87	0,87
12 måneder	15,3	16,3	0,77	0,72	0,70	0,72
<i>Vækst i nettopriserne</i>						
1 måned	0,020	0,029	0,67	0,88	0,69	0,94
6 måneder	0,171	0,176	1,07	0,88	0,93	0,88
12 måneder	0,470	0,480	1,23	0,86	0,93	0,91

Anm.: Med ”fast” parametrisering menes her, $F_{max} = 4$, $Y_{max} = 4$ og $Flag = 0$. Med ”optimal” parametrisering menes, at der er søgt over en række værdier af F_{max} , Y_{max} og $Flag$, idet værdierne af disse parametre er valgt, således at MSFE for den betragtede ”out-of-sample”-periode minimeres, jf. beskrivelsen i afsnit 7.1 og 7.4. Værdierne, der anvendes til at beregne de relative MSFE for DI-orig. og AR-model er taget fra tabel 7.4.

Tabel 9.3 viser (helt analogt til analysen på ikke-filtrerede data i afsnit 7.4), at en fastlåsning af parametriseringen naturligvis giver et dårligere resultat end den hidtil anvendte systematiske afsøgning. Forskellen mellem første og anden talsøjle er betydelig for nogle variable/søjler. Mere væsentligt bemærkes, at MSFE baseret på de filtrerede data generelt er lavere, end MSFE baseret på de ikke-filtrerede data, jf. tredje og fjerde søjle. Særligt fremgår det, at dette er tilfældet uden undtagelse, når parametrisering holdes fast, jf. fjerde søjle. Endelig fremgår det af søjle fem og seks, at DI-modellen med filtrerede data har bedre forudsigelsesegenskaber end AR-modellen, både når parametriseringen findes gennem den beskrevne søgeprocedure, jf. søjle fem, og – nok så væsentligt – når parametriseringen er låst fast a priori, jf. søjle seks.

Disse resultater må betegnes som ganske opløftende, fordi ”out-of-sample”-forudsigelserne i sidstnævnte tilfælde – med fastlåst parametrisering – realistisk afspejler den situation, en prognosemager står i, herunder at vedkommende ikke kender den sande generelle forudsigelsesligning.⁴⁵ Gennemsnitligt er MSFE fra DI-modellen med fast parametrisering baseret på filtrerede data knap 15 pct. lavere end MSFE fra AR-modellen.

Samlet må det konkluderes, at brugen af filtrerede data synes at være lovende. Ikke alene giver DI-modellen baseret på filtrerede anledning til bedre forudsigelsesegenskaber, når specifikationen af den generelle forudsigelsesligning fastlægges på baggrund af information fra evalueringsperioden, men disse gode resultater fastholdes stort set, når specifikationen fastlægges a priori. Dette indikerer, at den problemstilling, der er blevet rejst tidligere omkring vanskelighederne med at fastlægge det mest hensigtsmæssige maksimale antal fællesfaktorer og lags, jf. afsnit 7.4 og afsnit 8.2 og 8.3, ikke gør sig gældende i nær samme udstrækning, når fællesfaktorerne baseres på filtrerede data. Diffusionsindeksmodellens bedre forudsigelser fremstår på denne baggrund som relativt robust. Tilbage står dog, at det udestår at afklare, hvor problematisk det i praksis er, at filtreringen er foretaget på hele perioden (frem for at blive foretaget rekursivt).

10. Opsamling og perspektiver

Forudsigelser af makroøkonomiske tidsserier som f.eks. ledighed, industriomsætning og inflation indgår i konjunkturvurderinger, der foretages af banker, interesseorganisationer og offentlige institutioner. Det er naturligvis vigtigt, at anvende den til rådighed værende information bedst muligt, herunder

⁴⁵ Den væsentligste afvigelse fra en ”sand” forudsigelsessituation er, at filtreringen af de grundlæggende data, er foretaget for hele perioden, inkl. evalueringsperioden.

at anvende de statistiske metoder, der giver de bedste resultater. Anvendelsen af diffusionsindeks har i studier på især amerikanske data vist sig at være en mulighed for at forbedre informationsgrundlaget og derved forbedre forudsigelserne.

Et grundlæggende resultat af nærværende arbejde er imidlertid, at det ikke er så nemt at opnå lige så gode resultater ved anvendelsen af diffusionsindeks på danske data, som studierne i litteraturen har opnået.

I afsnit 7 blev det dog dokumenteret, at det er muligt at forbedre forudsigelserne fra en almindelig autoregressiv model ved anvendelsen af DI-modellen – baseret på de grundlæggende, ikke-støjrensede data. Sammenligningen er baseret på ”out-of-sample”-forudsigelser for perioden 1995-2003, primært for ledighed, industriomsætning og nettopriser med 1, 6 hhv. 12 måneders horisont. For de tre primære variabler er den gennemsnitlige kvadrerede forudsigelsesfejl (MSFE) fra DI-modellen ca. 2 pct. lavere på en forudsigeshorisont på 1 måned, ca. 8 pct. lavere på forudsigeshorisont på 6 måneder og ca. 15 pct. lavere på en horisont på 12 måneder. Forskellen er således ikke stor, og forsøg på at forudsige andre variabler faldt ikke ud til DI-modellens fordel, jf. bilag 5.

Imidlertid viste analyserne også, at disse resultater ikke er robuste. DI-modellens evne til at slå AR-modellen er således i høj grad betinget af, at parametriseringen af den generelle forudsigelsesligning vælges ”optimalt”. I udgangspunktet er parametriseringen valgt, således at der opnås de bedste ”out-of-sample”-forudsigelser. Ved at betragte en hel række (andre) parametriseringer af den generelle forudsigelsesligning blev det illustreret, at gevinsten ved at anvende DI-modellen relativt let kan forsvinde – eller ligefrem blive vendt til et tab af forudsigelsespræcision, hvis parametrisering vælges uheldigt. Eksempelvis blev det i afsnit 7.4 vist, hvorledes de resulterende forudsigelser kan risikere at være markant dårligere, hvis parametriseringen (det maksimale antal fællesfaktorer og lags i den generelle forudsigelsesligning) låses fast.

I betragtning af den store betydning parametriseringen har for forudsigelsesegenskaberne er det bekymrende, at det ikke har været muligt at angive generelle retningslinjer for valget af det maksimale antal fællesfaktorer mv., jf. afsnit 8.2. Der er således en betydelig risiko for, at en ”forkert” parametrisering – f.eks. for mange fællesfaktorer eller for mange lags – i forudsigelsesligningen kan give anledning til mærkbart dårligere resultater. Analyserne tyder på, at risikoen for at få dårligere resultater især knytter sig til at medtage mange variable i forudsigelsesligningen. Den betydelige variation i forudsigelsesfejlen som en funktion af parametriseringen, der blev demonstreret i

afsnit 7, skal således bl.a. ses i lyset af, at det parameterområde, der er blevet afsøgt, er ganske stort. Analyserne tyder således på, at det er hensigtsmæssigt at begrænse antallet af fællesfaktorer (og lags) betragteligt i forhold til det interval, der er blevet afsøgt i nærværende arbejde (hvor der er anvendt op til 20 fællesfaktorer), og at introduktion af laggede fællesfaktorer i forudsigelsesligningen næppe er vejen frem – snarere tvært imod.

Samlet må det på baggrund af analyserne i afsnit 7 og 8 vurderes, at diffusionsindeksmodellen baseret på de grundliggende, ikke-støjrensede danske data ikke er i stand til at levere forudsigelser, der på en robust måde er bedre end forudsigelser fra den simple autoregressive model.

En bemærkelsesværdig egenskab ved de beregnede fællesfaktorer er imidlertid, at de er stærkt volatile (uden nævneværdig persistens), hvilket må opfattes som et alvorligt problem, fordi det netop er de fælles, underliggende konjunkturbevægelser, der skal drive forudsigelserne i diffusionsindeksmodellen. Den betydelige støj, der er til stede i de underliggende data, og som afspejles i de estimerede fællesfaktorer, kan oplagt være en årsag til, at diffusionsindeksmodellen ikke klarer sig så godt på danske tal. Volatiliteten i de danske data er således markant større end f.eks. amerikanske data.

I afsnit 9 blev det på denne baggrund forsøgt at anvende filtrerede (støjrensede) dataserier ved beregningen af fællesfaktorerne. Dette gav anledning til mærkbart mindre volatile faktorer og bedre forudsigelsesegenskaber for DI-modellen. Forudsigelsesfejlen fra DI-modellen baseret på dette datagrundlag er således mærkbart bedre end forudsigelser fra DI-modellen baseret på ufiltrerede data og også bedre end forudsigelser fra den autoregressive model. Selv om parametriseringen af den generelle forudsigelsesligning også har betydning for præcisionen i forudsigelserne, når der anvendes fællesfaktorer beregnet på filtrerede data, synes denne afhængig at være et mindre problem. Konkret giver DI-modellen baseret på filtrerede data med fastholdt parametrisering anledning til MSFE'er, der er ca. 15 pct. mindre end MSFE fra den autoregressive model.

Analyser i Dahl m.fl. (2005b) bekræfter i øvrigt de positive resultater med filtrerede data i forbindelse med forudsigelser af danske kvartalstal. Analyser af "out-of-sample"-forudsigelser af serier fra det kvartalsvise nationalregnskab, herunder BNP og den samlede beskæftigelse, viser således, at hvor diffusionsindeksmodellen på ikke-filtrerede data kun dårligt kan slå forudsigelserne fra en autoregressiv model, så giver anvendelsen af filtrerede data anledning til, at forudsigelsesfejlen reduceres med op til 30-35 pct. i forhold til forudsigelser fra diffusionsindeksmodellen på ikke-filtrerede data og forudsigelser fra en simpel, autoregressiv model.

Samlet må resultaterne med de støjrensede data karakteriseres som ganske opløftende.

Trods disse opløftende resultater med støjrensede tal er det på baggrund af analyserne i nærværende arbejdsrapport vanskeligt at vurdere, om diffusionsmodellen i praksis vil være et værdifuldt værktøj i relation til forudsigelser af danske makroøkonomiske data. For det første er gevinsten, selv ved brug af filtrerede data, relativt beskeden, og det kan sagtens tænkes, at andre modeltyper vil være (endnu) bedre end den simple autoregressive model, der her er anvendt som benchmark. For det andet har analyserne demonstreret, at resultaterne i vid udstrækning afhænger af det konkrete set-up for "out-of-sample"-forudsigelserne. Som diskuteret intensivt er især valget af parametrisering (valg af maksimalt antal fællesfaktorer mv. i forudsigelsesligningen) af betydning. Men også valg af estimationsperiode, "out-of-sample"-periode, datagrundlag, håndtering af outliers, håndtering af den underliggende trend osv. er – eller kan være – vigtige. Konkret i forhold til brugen af filtrerede data udestår det også at vurdere, hvorledes selve støjrensningen konkret bør foretages, og i forhold til analyserne i dette arbejdsrapport at vurdere, hvilken betydning det har for resultaterne, at filtreringen er foretaget for hele perioden.

Der er næppe tvivl om, at "out-of-sample"-analyser som de her beskrevne giver en væsentlig indsigt, men det er oplagt vanskeligt at konstruere et design af sådanne analyser, der tager højde for alle relevante aspekter af forecasting i "realtime". Derfor er der næppe noget substitut for reelle, praktiske erfaringer med metoden, hvor forhold såsom valg af parametre, datarevisioner, variation i publikationstidspunkter for forskellige serie mv., er i spil.

Litteraturliste

Anderson, T.W. (1984a). *An Introduction to Multivariate Statistical Analysis* (Second Edition). New York: John Wiley & Sons.

Anderson, T.W (1984b). Estimating linear models. *Annals of Statistics*, 12, 1-45

Angelini, E., J. Henry and R. Mestre (2001a). A multi country trend indicator for Euro area inflation: computation and properties. Working Paper No. 60. ECB Working Paper Series.

Angelini, E., J. Henry and R. Mestre (2001b). Diffusion index-based inflation forecasts for the Euro area. Working Paper No. 61. ECB Working Paper Series.

Artis, M., A. Baberjee and M. Marcellino (2004). Factor forecasts for the UK. Working Paper, Department of Economics, European University Institute.

Bai, J. and S. Ng (2002). Determining the number of factors in approximate factor models. *Econometrica*, 70, 191-221.

Bai, J. and S. Ng (2004). Confidence intervals for diffusion index forecasts with a large number of predictors. Economics Working Paper Archive at WUSTL.

Boivin, J. and S. Ng (2003): Are More Data Always Better For Factor Analysis? Working Paper 9829. National Bureau of Economic Research. Cambridge, MA.

Box, G.E.P. and G.M. Jenkins (1976). *Time Series Analysis: Forecasting and Control*. (Revised Edition). San Francisco: Holden Day.

Box, G.E.P., G.M. Jenkins and G.C. Reinsel (1994). *Time Series Analysis: Forecasting and Control*. (Third Edition). New Jersey: Prentice Hall.

Brisson, M., B. Campbell and J.W. Galbraith (2003). Forecasting Some Low-predictability Time Series Using Diffusion Indices. *Journal of Forecasting*, 22, 515-531.

Camacho, M. and I. Sancho (2003). Spanish diffusion indexes. *Spanish Economic Review*, 5, 173-203

Camba-Mendez, G., G. Kapetanios, M.R. Weale, and R.J. Smith (2002): The Forecasting Performance of the OECD Composite Leading Indicators for France, Germany, Italy, and the U.K. I: Clements, M. and D. Hendry (ed.): *A Companion to Economic Forecasting*. Blackwell, Oxford.

Chamberlain, G. and M. Rothschild (1983). Arbitrage factor structure, and mean-variance analysis of large asset markets. *Econometrica*, 51, 1281-1304.

Clements, M.P. and D.F. Hendry (1998). *Forecasting Economic Time Series*. Cambridge: Cambridge University Press.

Connor, G. and R.A. Korajczyk (1986). Performance measurement with the arbitrage pricing theory. *Journal of Financial Econometrics*, 15, 373-394.

Connor, G. and R.A. Korajczyk (1993). A test for the number of factors in an approximate factor model. *Journal of Finance*, 48, 1263-1291.

Dahl, C., H. Hansen og J. Smidt (2005a): Makroøkonomiske forudsigelser baseret på diffusionsindeks. *Nationaløkonomisk Tidsskrift*.

Dahl, C., H. Hansen og J. Smidt (2005b): The cyclical component factor model. Manuskript.

Doornik, J.A. (1998). Approximations to the asymptotic distribution of cointegration tests, *Journal of Economic Surveys*, 12, pp. 573–593.

Doornik, J. (2001): *Ox An Object-oriented Matrix Programming Language*. Timberlake Consultants Ltd. London.

Dreger, C. and C. Schumacher (2002). Estimating large-scale factor models for economic activity in Germany: do they outperform simpler models? HWWA Discussion Paper 199. Hamburg Institute of International Economics.

Durbin, J., and S. J. Koopman (2001), *Time Series Analysis by State Space Methods*,” Oxford University Press.

Forni, M., M. Hallin, M. Lippi and L. Reichlin (2000). The generalized dynamic-factor model: identification and estimation. *Review of Economics and Statistics*, 82, 540-554.

- Geweke, J. (1977). The dynamic factor analysis of economic time series. I D.J. Aigner og A.S. Goldberger (red.) *Latent Variables in Socio-Economic Models*. Amsterdam: North Holland.
- Granger, C.W.J. (1980). *Forecasting in Business and Economics*, Academic Press, New York.
- Granger, C.W.J and P. Newbold (1977). *Forecasting Economic Time Series*. Academic Press, New York.
- Grosselin, M-A. and G. Tkacz (2001). Evaluating factor models: an application to forecasting inflation in Canada. Working Paper 2001-18. Bank of Canada.
- Harvey, A. C. (1989), *Forecasting, Structural Time Series Models and the Kalman Filter*, Cambridge University Press.
- Inoue, A. and L. Kilian (2004): In-Sample or Out-of-Sample Tests of Predictability: Which One Should We Use? Mimeo fra University of Michigan. <http://www-personal.umich.edu/~lkilian/erpaperrev.pdf>.
- Johansen, S. (2004). Asymptotic and finite sample properties of the Dickey-Fuller test. I A. Welfe (red.). *New Directions in Macromodelling*. Kapitel 6. Elsevier.
- Koopman, S. J., N. Shephard and J. A. Doornik (1999), "Statistical algorithms for models in state space form using SsfPack 2.2," *Econometrics Journal*, 2, pp.113-66.
- Lawley, D.N. and A.E. Maxwell (1971). *Factor Analysis as a Statistical Method*. New York: Elsevier Publishing.
- Lin, C.-F. J. and T. Teräsvirta (1994): Testing the constancy of regression parameters against continuous change, *Journal of Econometrics*, 62. pp. 211-228.
- Little, R.J.A and D.B. Rubin (1987). *Statistical Analysis with Missing Data*. New York: Wiley.
- Milhøj, A. (1994). *Tidsrækkeanalyse for Økonomer* (2. udgave). København: Akademisk Forlag.
- OECD (1998): OECD Composite Leading Indicators a tool for short-term analysis, <http://www.oecd.org>.

OECD (2002): An Update of the OECD Composite Leading Indicators, December 2002, <http://www.oecd.org>.

Rao, C.R. (1973). *Linear Statistical Inference and Its Applications* (Second Edition). New York: Wiley & Sons

Sargent, T.J. and C.A. Sims (1977). Business cycle modeling without pretending to have too much *a priori* economic theory. I C.A. Sims (red.) *New Methods in Business Cycle Research: Proceedings from a Conference*. Federal Reserve Bank of Minneapolis.

Stock, J.H. and M.W. Watson (1989). New indexes of coincident and leading economic indicators. I O.J. Blanchard og S. Fischer (red.) *NBER Macroeconomics Annual*, 351-393, Cambridge: MIT Press.

Stock, J.H. and M.W. Watson (1998). Diffusion indexes. NBER Working Paper 6702.

Stock, J.H. and M.W. Watson (2002a). Macroeconomic forecasting using diffusion indexes. *Journal of Business & Economics Statistics*, 20(2), 147-162.

Stock, J.H. and M.W. Watson (2002b). Forecasting using principal components from a large number of predictors. *Journal of the American Statistical Association*, 97(460), 1167-1179.

M. Shintani (2003). Nonlinear forecasting analysis using diffusion indexes: an application to Japan. Working Paper No. 03-W22R. Department of Economics, Vanderbilt University.

Watson, M.W. (2000): Macroeconomic Forecasting Using Many Predictors. Mimeo fra Princeton University.

Wooldridge, J.M (2001) *Econometric Analysis of Cross Section and Panel Data*. Cambridge: MIT Press

Bilag 1. Variabelfortegnelse

Data omfatter 246 tidsserier. De fleste vedrører centrale danske konjunkturstatistikker fra Danmarks Statistik:

Oversigt over data

	Frek.	Antal serier	Typisk publikationslag
<i>Månedsserier fra Danmarks Statistik:</i>			
Forbrugerforventninger	M	12	-5
Konjunkturbarometer for industri samt byggeri	M	6	-2
Netto- og forbrugerprisindeks	M	16	10
Konkurser og tvangsauktioner	M	2	10
Nyregistreringer af biler	M	2	15
Prisindeks for indenlandsk vareforsyning	M	6	15
Industriens ordre- og omsætningssituation	M	46	35
Detailomsætning	M	4	40
Ledighed	M	5	40
Udenrigshandel og betalingsbalance	M	20	50
Byggevirksomheden	M	11	50
<i>Kvartalsserier fra Danmarks Statistik:</i>			
Ledighedsberørte	Q	11	45
Beskæftigelse (ATP-statistik)	Q	9	50
Lagerværdistatistikken	Q	4	55
Nationalregnskab	Q	41	60
Lønindeks for den private sektor	Q	7	60
Ejendomssalg – salg og prisindeks for enfamiliehuse	Q	2	70
<i>Data fra Ecwin:</i>			
Valutakurser, renter og aktiekurser	M	29	1
Øvrige serier	M	13	1-60

Anm.: Publikationslag angiver, hvor mange dage efter referenceperiodens udgang der må forventes at gå, før serien kan antages kendt.

Den øverste del af tabellen vedrører serier fra Danmarks Statistik (Nyt fra DS, Statistikbanken eller DSTB). De to sidste rækker vedrører data, der i praksis trækkes fra EcoWin. Dette drejer sig om følgende serier:

<i>Valutakurser</i>	I alt 7 serier Effektiv kronekurs og bilateral kurs i forhold til dollar, DM/Euro, pund, yen samt svenske og norske kroner.
<i>Renter</i>	I alt 11 serier

	Danske renter (30-årig, 10-årig, 5-årig og 3 mdr. rente samt diskonto), 4 rentespænd (i forhold til diskontoen), den 10 årige tysk rente samt det dansk-tyske rentespænd (10 årigt).
<i>Aktiekurser</i>	I alt 11 serier Aktiekursindeks for USA, Storbritannien, Tyskland, Japan, Sverige og Norge. KAX-indeks for Danmark – totalt og 4 underindeks.
<i>Finansielle</i>	I alt 4 serier M1, M2, privates banklån samt valutareserve.
<i>Råvarepriser</i>	I alt 3 serier Råoliepris, fragtindeks samt råvareprisindeks.
<i>Import i udland</i>	I alt 4 serier Import til USA, Storbritannien, Sverige og Norge i løbende priser.
<i>Diverse</i>	I alt 2 serier EU's leading indicator for Danmark samt forbrugerforventninger for Euroland.

I det følgende findes en listning af de 246 tidsserier, der er anvendt. Første kolonne indeholder et memoteknisk navn, anden kolonne indikerer, om der er tale om en månedsserie (M) eller kvartalsserie (Q), tredje kolonne angiver den anvendte transformation (DLOG=ændring i logaritmen i forhold til perioden før, DIFF=ændring i forhold til perioden før og NONE=ingen transformation), fjerde kolonne angiver den første observation for tidsserien i formatet (yyyymm hhv. yyyyqq), mens den femte og sidste kolonne indeholder en beskrivelse af serien. Tidsserierne er ordnet alfabetisk indenfor de 12 grupper, jf. tabel 6.1 i hovedteksten.

Variabelfortegnelse:

Produktion mv.

GFX	Q	DLOG	198801	Kvartalsvis NR, Faste priser. Produktion: I alt
GFXB	Q	DLOG	198801	Kvartalsvis NR, Faste priser. Produktion: Bygge og anlægsvirksomhed
GFXEG	Q	DLOG	198801	Kvartalsvis NR, Faste priser. Produktion: Energi og vandforsyning
GFXF	Q	DLOG	198801	Kvartalsvis NR, Faste priser. Produktion: Forretningsservice mv.
GFXH	Q	DLOG	198801	Kvartalsvis NR, Faste priser. Produktion: Boligbenyttelse
GFXHA	Q	DLOG	198801	Kvartalsvis NR, Faste priser. Produktion: Handel, hotel mv.
GFXHE	Q	DLOG	198801	Kvartalsvis NR, Faste priser. Produktion: Udlej. og ejendomsformidl.
GFXHF	Q	DLOG	198801	Kvartalsvis NR, Faste priser. Produktion: Forrentningsservice mv.
GFXI	Q	DLOG	198801	Kvartalsvis NR, Faste priser. Produktion: Industri
GFXL	Q	DLOG	198801	Kvartalsvis NR, Faste priser. Produktion: Landbrug mv.
GFXQF	Q	DLOG	198801	Kvartalsvis NR, Faste priser. Produktion: Finansiering og forsikring
GFY	Q	DLOG	197101	Kvartalsvis NR, Faste priser. Bruttonationalprodukt
GFYVI	Q	DLOG	198801	Kvartalsvis NR, Faste priser. Bruttoværditilvækst: Industri
GFYVL	Q	DLOG	198801	Kvartalsvis NR, Faste priser. Bruttoværditilvækst: Landbrug mv.
GIKI	M	NONE	198501	Konjunkturbarometer for industri. Sammensat konj.indik., kommende 3 mdr. Råstofudv. og fremstillingsvirksomhed
GIKIFVLAGER	M	NONE	198501	Konjunkturbarometer for industri. Råstofudv. og fremstillingsvirksomhed Færdigvarelagre
GIKIORDB	M	NONE	198501	Konjunkturbarometer for industri. Råstofudv. og fremstillingsvirksomhed Samlet ordrebeholdning
GIKIPROD	M	NONE	197001	Konjunkturbarometer for industri. Råstofudv. og fremstillingsvirksomhed Produktion (Forventet)
GIKIXORDB	M	NONE	198501	Konjunkturbarometer for industri. Råstofudv. og fremstillingsvirksomhed Eksportordrebeholdning
GINDFOMS	M	DLOG	198501	Industriens produktionsindex (mængder) Fremstillingsvirksomhed, i alt
GINDFOMSFORV	M	DLOG	198501	Industriens produktionsindex (mængder) Fremstilling af varige forbrugsgoder
GINDFOMSINV	M	DLOG	198501	Industriens produktionsindex (mængder) Investeringsgodeindustri, i alt

GINDFOMSMEL M DLOG 198501 Industriens produktionsindex (mængder)
Mellemproduktindustri, i alt

Beskæftigelse og ledighed

GBULK M DLOG 198801 Gns. ledighedsprocent., kvinder
GBULM M DLOG 198801 Gns. ledighedsprocent, mænd
GNW Q DLOG 198001 Beskæftigede lønmodt. på fuldtidsbasis
ATP-statistik, I alt samtlige brancher
GNWBYG Q DLOG 198001 Beskæftigede lønmodt. på fuldtidsbasis
ATP-statistik, Bygge-&anlægsvirksomhed
GNWENV Q DLOG 198001 Beskæftigede lønmodt. på fuldtidsbasis
ATP-statistik, Energi og vandforsyning
GNWFIN Q DLOG 198001 Beskæftigede lønmodt. på fuldtidsbasis
ATP-statistik, Finansieringsvirks. mv.
GNWHAN Q DLOG 198001 Beskæftigede lønmodt. på fuldtidsbasis
ATP-statistik. Handel, hotel mv.
GNWIND Q DLOG 198001 Beskæftigede lønmodt. på fuldtidsbasis
ATP-statistik, Industri
GNWLAN Q DLOG 198001 Beskæftigede lønmodt. på fuldtidsbasis
ATP-statistik, Landbrug mv.
GNWTJE Q DLOG 198001 Beskæftigede lønmodt. på fuldtidsbasis
ATP-statistik, Off.&pers. tjen.ydelser
GNWTRA Q DLOG 198001 Beskæftigede lønmodt. på fuldtidsbasis
ATP-statistik, Transportvirks. mv.
GUL M DLOG 198401 Gns. ledighed, i alt
GULBERT Q DIFF 198504 Ledigheden fordelt efter grader
Personer berørt af ledighed, i alt
GULBERT010 Q DIFF 198504 Ledigheden fordelt efter grader
Med ledighedsgrad 0,001 - 0,100
GULBERT020 Q DIFF 198504 Ledigheden fordelt efter grader
Med ledighedsgrad 0,101 - 0,200
GULBERT030 Q DIFF 198504 Ledigheden fordelt efter grader
Med ledighedsgrad 0,201 - 0,300
GULBERT040 Q DIFF 198504 Ledigheden fordelt efter grader
Med ledighedsgrad 0,301 - 0,400
GULBERT050 Q DIFF 198504 Ledigheden fordelt efter grader
Med ledighedsgrad 0,401 - 0,500
GULBERT060 Q DIFF 198504 Ledigheden fordelt efter grader
Med ledighedsgrad 0,501 - 0,600
GULBERT070 Q DIFF 198504 Ledigheden fordelt efter grader
Med ledighedsgrad 0,601 - 0,700
GULBERT080 Q DIFF 198504 Ledigheden fordelt efter grader
Med ledighedsgrad 0,701 - 0,800
GULBERT090 Q DIFF 198504 Ledigheden fordelt efter grader
Med ledighedsgrad 0,801 - 0,900
GULBERT100 Q DIFF 198504 Ledigheden fordelt efter grader
Med ledighedsgrad 0,901 - 1,000
GULF M DLOG 198401 Gns. ledighed, forsikrede, i alt
GULIF M DLOG 198401 Gns. ledighed, ikke-forsikrede

Detailomsætninger og industriomsætning

GDETAILM	M	DLOG	197901	Indeks for detailomsætning, mængder Forbrugsvarer i alt
GDETAILMA	M	DLOG	197901	Indeks for detailomsætning, mængder Andre forbrugsvarer
GDETAILMB	M	DLOG	197901	Indeks for detailomsætning, mængder Beklædning mv.
GDETAILMN	M	DLOG	197901	Indeks for detailomsætning, mængder Nærings- og nydelsesmidler
GINDHOMS	M	DLOG	198501	Hjemmemarkedsoms. i løbende priser Fremstillingsvirksomhed, i alt
GINDHOMSFORV	M	DLOG	198501	Hjemmemarkedsoms. i løbende priser Fremstilling af forbrugsgoder, varige
GINDHOMSINV	M	DLOG	198501	Hjemmemarkedsoms. i løbende priser Investeringsgodeindustri, i alt
GINDHOMSMEL	M	DLOG	198501	Hjemmemarkedsoms. i løbende priser Mellemprodukt-industri, i alt
GINDOMS	M	DLOG	198501	Omsætning i løbende priser Fremstillingsvirksomhed, i alt
GINDOMSFORV	M	DLOG	198501	Omsætning i løbende priser Fremstilling af forbrugsgoder, varige
GINDOMSINV	M	DLOG	198501	Omsætning i løbende priser Investeringsgodeindustri, i alt
GINDOMSMEL	M	DLOG	198501	Omsætning i løbende priser Mellemproduktindustri, i alt
GINDXOMS	M	DLOG	198501	Eksportomsætning i løbende priser Fremstillingsvirksomhed, i alt
GINDXOMSFORV	M	DLOG	198501	Eksportomsætning i løbende priser Fremstilling af forbrugsgoder, varige
GINDXOMSINV	M	DLOG	198501	Eksportomsætning i løbende priser Investeringsgodeindustri, i alt
GINDXOMSMEL	M	DLOG	198501	Eksportomsætning i løbende priser Mellemprodukt-industri, i alt

Forbrug og bilkøb

GFCATJ	Q	DLOG	198801	Kvartalsvis NR, Faste priser. Privat konsum: Tjen. excl. boligbenyt.
GFCATK	Q	DLOG	198801	Kvartalsvis NR, Faste priser. Privat konsum: Anden transport mv.
GFCB	Q	DLOG	197101	Kvartalsvis NR, Faste priser. Privat konsum: Anskaf. af køretøjer
GFCBH	Q	DLOG	198801	Kvartalsvis NR, Faste priser. Privat konsum: Boligudstyr mv.
GFCE	Q	DLOG	198801	Kvartalsvis NR, Faste priser. Privat konsum: Elektricitet mv.
GFCHV	Q	DLOG	198801	Kvartalsvis NR, Faste priser. Privat konsum: Halvvarige varer
GFCIV	Q	DLOG	198801	Kvartalsvis NR, Faste priser. Privat konsum: Ikke varige varer
GFCM	Q	DLOG	198801	Kvartalsvis NR, Faste priser. Privat konsum: Medicin, lægeudg. o.l.
GFCP	Q	DLOG	197101	Kvartalsvis NR, Faste priser. Privat konsum i alt

GFCV	Q	DLOG	198801	Kvartalsvis NR, Faste priser. Privat konsum: Varer i alt
GNYREG	M	DLOG	197001	Nyregistrerede motorkøretøjer: Personbiler i alt
GNYREGLAST	M	DLOG	197001	Nyregistrerede motorkøretøjer: Vare og lastbiler i alt

Byggeri og boligmarked

GBKI	M	NONE	198501	Konjunkturbarometer for byg. og anlæg Sammensat konjunk.indik., næste 3 mdr.
GBYGBOPB	M	DLOG	198801	Månedlig byggevirksomhed, antal Påbegyndt, i alt
GBYGBOPBF	M	DLOG	198309	Månedlig byggevirksomhed, antal Påbegyndt, boligforeninger
GBYGBOPBP	M	DLOG	198309	Månedlig byggevirksomhed, antal Påbegyndt i alt, private bygherrer
GBYGETPB	M	DLOG	198309	Månedlig byggevirksomhed, kvadratmeter Påbegyndt byggeri, i alt
GBYGETPBADM	M	DLOG	198309	Månedlig byggevirksomhed, kvadratmeter Påbegyndt byggeri, produk., adm. mv.
GBYGETPBBO	M	DLOG	198309	Månedlig byggevirksomhed, kvadratmeter Påbegyndt byggeri, beboelsesbygninger
GBYGETPBOVR	M	DLOG	198309	Månedlig byggevirksomhed, kvadratmeter Påbegyndt byggeri, øvrige bygninger
GBYGETTL	M	DLOG	198309	Månedlig byggevirksomhed, kvadratmeter Udstedte byggetilladelser, i alt
GBYGETTLADM	M	DLOG	198309	Månedlig byggevirksomhed, kvadratmeter Udstedte byggetil., produktionsbyg. mv
GBYGETTLBO	M	DLOG	198309	Månedlig byggevirksomhed, kvadratmeter Udstedte byggetil., beboelsesbygninger
GBYGETTLOVR	M	DLOG	198309	Månedlig byggevirksomhed, kvadratmeter Udstedte byggetil., øvrige bygninger
GFIH	Q	DLOG	197101	Kvartalsvis NR, Faste priser. Investeringer: Boligbyggeri
GHUSPRISIND	Q	DLOG	197101	Prisindex for ejendomssalg, enfam.huse
GHUSSALG	Q	DIFF	197801	Salg af enfamiliehuse, hele landet
GKONKURS	M	DIFF	198401	Konkurser, erklærede konkurser, i alt
GTVANGSAUK	M	DIFF	198401	Tvangsauktioner, kundgjorte, i alt

Lagerinvesteringer

GFIL	Q	NONE	198801	Kvartalsvis NR, Faste priser. Lagerændringer
GLAGER	Q	NONE	198701	Lagerstatistik, årets priser Lagerforskydn. i indu. og engroshandel
GLAGERENG	Q	NONE	198701	Lagerstatistik, årets priser Engroshandlens lagerforskydninger
GLAGERIN	Q	NONE	198701	Lagerstatistik, årets priser Industriens lagerforskydninger
GLAGERINRAA	Q	NONE	198701	Lagerstatistik, årets priser Forskydninger i indu. råvarelagre

Ordreindgang og -beholdning

GINDHORD	M	DLOG	198501	Ordrebeholdning til hjemmemarked Fremstillingsvirksomhed, i alt
GINDHORDFORI	M	DLOG	198501	Ordrebeholdning til hjemmemarked Fremstil. af forbrugsgoder, ej varige
GINDHORDFORV	M	DLOG	198501	Ordrebeholdning til hjemmemarked Fremstil. af forbrugsgoder, varige
GINDHORDI	M	DLOG	198501	Ordreindgang fra hjemmemarked Fremstillingsvirksomhed, i alt
GINDHORDIFORI	M	DLOG	198501	Ordreindgang fra hjemmemarked Fremstil. af forbrugsgoder, ej varige
GINDHORDIFORV	M	DLOG	198501	Ordreindgang fra hjemmemarked Fremstil. af forbrugsgoder, varige
GINDHORDIINV	M	DLOG	198501	Ordreindgang fra hjemmemarked Investeringsgodeindustri, i alt
GINDHORDIMEL	M	DLOG	198501	Ordreindgang fra hjemmemarked Mellemproduktindustri, i alt
GINDHORDINV	M	DLOG	198501	Ordrebeholdning til hjemmemarked Investeringsgodeindustri, i alt
GINDHORDMEL	M	DLOG	198501	Ordrebeholdning til hjemmemarked Mellemproduktindustri, i alt
GINDORDB	M	DLOG	198501	Ordrebeholdning Fremstillingsvirksomhed, i alt
GINDORDBFORI	M	DLOG	198501	Ordrebeholdning Fremstil. af forbrugsgoder, ej varige
GINDORDBFORV	M	DLOG	198501	Ordrebeholdning Fremstil. af forbrugsgoder, varige
GINDORDBINV	M	DLOG	198501	Ordrebeholdning Investeringsgodeindustri, i alt
GINDORDBMEL	M	DLOG	198501	Ordrebeholdning Mellemprodukt-industri, i alt
GINDORDI	M	DLOG	198501	Ordreindgang Fremstillingsvirksomhed, i alt
GINDORDIFORI	M	DLOG	198501	Ordreindgang Fremstil. af forbrugsgoder, ej varige
GINDORDIFORV	M	DLOG	198501	Ordreindgang Fremstil. af forbrugsgoder, varige
GINDORDIINV	M	DLOG	198501	Ordreindgang Investeringsgodeindustri, i alt
GINDORDIMEL	M	DLOG	198501	Ordreindgang, Mellemproduktindustri, i alt
GINDXORDB	M	DLOG	198501	Ordrebeholdning til eksport Fremstillingsvirksomhed, i alt
GINDXORDBFORI	M	DLOG	198501	Ordrebeholdning til eksport Fremstil. af forbrugsgoder, ej varige
GINDXORDBFORV	M	DLOG	198501	Ordrebeholdning til eksport Fremstilling af forbrugsgoder, varige
GINDXORDBINV	M	DLOG	198501	Ordrebeholdning til eksport Investeringsgodeindustri, i alt
GINDXORDBMEL	M	DLOG	198501	Ordrebeholdning til eksport Mellemprodukt-industri, i alt
GINDXORDI	M	DLOG	198501	Ordreindgang fra eksportmarkeder Fremstillingsvirksomhed, i alt
GINDXORDIFORI	M	DLOG	198501	Ordreindgang fra eksportmarkeder Fremstil. af forbrugsgoder, ej varige

GINDXORDIFORV M DLOG 198501 Ordreindgang fra eksportmarkeder
Fremstilling af forbrugsgoder, varige
GINDXORDIINV M DLOG 198501 Ordreindgang fra eksportmarkeder
Investeringsgodeindustri, i alt
GINDXORDIMEL M DLOG 198501 Ordreindgang fra eksportmarkeder
Mellemprodukt-industri, i alt

Renter, valutakurser og aktiekurser

DEUEXCH M DLOG 198012 Kr/DM
DEUOBL10Y M DIFF 198601 Germany, Government Benchmarks, 10 Y
DEUSTOCK M DLOG 198012 Germany, DAX 30, Index
DNKEFFER M DLOG 197001 Denmark, Nominal Eff. Exchange Rate
DNKOBL10Y M DIFF 198801 Denmark, Government Benchmarks, 10 Y
DNKOBL30Y M DIFF 198801 Denmark, Mortgage Benchmarks, 30 Y
DNKOBL5Y M DIFF 198305 Denmark, Government Benchmarks, 5 Y
DNKUSD M DLOG 198012 Denmark, Spot Rates, USD/DKK
DNK_IWEURO3M M DIFF 199001 Denmark, Deposit Rates, 3 M
DNK_KAXBAN M DLOG 198901 Denmark, Copenhagen SE GICS, Banks
DNK_KAXIND M DLOG 198901 Denmark, Copenhagen SE GICS, Manufac.
DNK_KAXINS M DLOG 198901 Denmark, Copenhagen SE GICS, Insurance
DNK_KAXSHI M DLOG 198901 Denmark, Copenhagen SE GICS, Shipping
DNK_KAXTOT M DLOG 198102 Denmark, Copenhagen SE, Total (KAX)
DNK_POLICYRAT M DIFF 198103 Denmark, Discount Rate
DNK_SP10Y M NONE 198801 10-årigt rentespænd (ift. diskonto)
DNK_SP30Y M NONE 198801 30-årigt rentespænd (ift. diskonto)
DNK_SP3M M NONE 199001 3 mdr. rentespænd (ift. diskonto)
DNK_SP5Y M NONE 198305 5-årigt rentespænd (ift. diskonto)
DNK_SPDEU M NONE 198801 Dansk/tysk 10-årigt rentespænd
GBREXCH M DLOG 198012 Kr/pund
GBRSTOCK M DLOG 198103 United Kingdom, FTSE, All-Share
JPNEXCH M DLOG 198012 Kr/Yen
JPNSTOCK M DLOG 198201 Japan, Nikkei, 225
NOREXCH M DLOG 198012 Kr/Nkr
NORSTOCK M DLOG 198301 Norway, Oslo SE, AXLT (TOTX/OSEAX)
SWEEXCH M DLOG 198012 Kr/Skr
SWESTOCK M DLOG 197001 Sweden, MSCI, Index, dividends incl.
USASTOCK M DLOG 197001 United States, Standard&Poors, 500

Pengemængde, udlån og valutareserve

DNKM1SA M DLOG 199301 Money supply M1
DNKM2SA M DLOG 198901 Money supply M2
DNK_FOREXSA M DLOG 197701 Foreign exchange reserve
DNK_LENDSA M DLOG 199101 Banks domestic lending private sector

Priser

COMFREIGHT M DLOG 198701 World Ocean Freight (Baltic Dry) Index
COMHWWA M DLOG 197001 HWWA, Total Index, Average
COMPWOIL M DLOG 197001 Oliepris, Brent

GPCP	Q	DLOG	197101	Kvartalsvis NR, prisindeks Privat konsum i alt
GPCVEX	Q	DLOG	198801	Kvartalsvis NR, prisindeks Privat konsum, varige varer ex.køretøj
GPE	Q	DLOG	197101	Kvartalsvis NR, prisindeks, Eksport af varer og tjenester
GPETJ	Q	DLOG	198801	Kvartalsvis NR, prisindeks Eksport af tjenester
GPEV	Q	DLOG	197101	Kvartalsvis NR, prisindeks Eksport af varer
GPFOR	M	DLOG	197001	Forbrugerprisindeks, i alt
GPFORTJ	M	DLOG	197801	Forbrugerprisindeks, Tjenester i alt
GPFORV	M	DLOG	197801	Forbrugerprisindeks, Varer i alt
GPIVF	M	DLOG	198101	Prisindeks for indenl. vareforsyn.
GPIVFDKFB	M	DLOG	198101	Prisindeks for indenl. vareforsyning Danske forbrugsvarer
GPIVFDKPR	M	DLOG	198101	Prisindeks for indenl. vareforsyning Danske produktionsmidler
GPIVFFB	M	DLOG	198101	Prisindeks for indenl. vareforsyning Forbrugsvarer, i alt
GPIVFPR	M	DLOG	198101	Prisindeks for indenl. vareforsyning Produktionsmidler, i alt
GPM	Q	DLOG	197101	Kvartalsvis NR, prisindeks Import af varer og tjenester
GPMTJ	Q	DLOG	198801	Kvartalsvis NR, prisindeks Import af tjenester
GPMV	Q	DLOG	197101	Kvartalsvis NR, prisindeks Import af varer
GPNET	M	DLOG	197001	Nettoprisindeks, Nettoprisindeks i alt
GPNETAND	M	DLOG	197801	Nettoprisindeks, 12. And. varer & tjen
GPNETBKL	M	DLOG	197001	Nettoprisindeks, 03. Beklød. og fodtøj
GPNETBOL	M	DLOG	197001	Nettoprisindeks, 04. Bolig
GPNETDRK	M	DLOG	197801	Nettoprisindeks, 02.1 Alkohol og tobak
GPNETFOD	M	DLOG	197801	Nettoprisindeks, 01. Fødevarer mv.
GPNETHEL	M	DLOG	197801	Nettoprisindeks, 06. Sundhed
GPNETHUS	M	DLOG	197801	Nettoprisindeks, 05. Boligudstyr mv.
GPNETOPV	M	DLOG	197001	Nettoprisindeks, 04.5 Brændsel, el mv.
GPNETTLF	M	DLOG	197001	Nettoprisindeks, 08. Kommunikation
GPNETTOB	M	DLOG	197001	Nettoprisindeks, 02.2 Tobak
GPNETTRA	M	DLOG	197001	Nettoprisindeks, 07. Transport
GPNETUND	M	DLOG	197801	Nettoprisindeks, 09. Fritid og kultur
GPRAA	M	DLOG	198101	Prisindeks for indenl. vareforsyning Importerede, uforarbejdede råvarer
GPYV	Q	DLOG	198801	Kvartalsvis NR, prisindeks Bruttoværditilvækst i alt

Lønninger

GLONBYG	Q	DLOG	199401	Lønindeks for den private sektor Bygge- og anlægsvirksomhed
GLONENV	Q	DLOG	199401	Lønindeks for den private sektor Energi- og vandforsyning
GLONFIN	Q	DLOG	199401	Lønindeks for den private sektor Finansiering mv., forretningsservice
GLONHAN	Q	DLOG	199401	Lønindeks for den private sektor Handel, hotel og restauration

GLONIND	Q	DLOG	197001	Lønindeks for den private sektor Industri
GLONTJE	Q	DLOG	199401	Lønindeks for den private sektor Personlig tjenesteydelser mv.
GLONTRA	Q	DLOG	199401	Lønindeks for den private sektor Transportvirks., post og telekom.

Diverse

DNKLINDSA	M	DLOG	197001	Denmark, Leading indicator, Trend restored
EMUCCONFSA	M	NONE	198501	DG ECFIN, EuroZone Consumer confidence
GBRMSA	M	DLOG	198001	United Kingdom, Total Imports Goods
GEX	M	DLOG	198801	Samlet eksport
GEX0	M	DLOG	198801	Eksport, SITC-gruppe 0, Næringsmid.mv.
GEX1	M	DLOG	198801	Eksport, SITC-gruppe 1, Drikkevare mv.
GEX2	M	DLOG	198801	Eksport, SITC-gruppe 2, Råstoffer
GEX3	M	DLOG	198801	Eksport, SITC-gruppe 3, Olie, gas mv.
GEX4	M	DLOG	198801	Eksport, SITC-gruppe 4, Ani.&veg.olier
GEX5	M	DLOG	198801	Eksport, SITC-gruppe 5, Kemi.produkter
GEX6	M	DLOG	198801	Eksport, SITC-gruppe 6, Halvfabrikata
GEX7	M	DLOG	198801	Eksport, SITC-gruppe 7, Maskiner mv.
GEX8	M	DLOG	198801	Eksport, SITC-gruppe 8, Øvr.bearb.vare
GFF	M	NONE	198001	Forbrugerforventninger Forbrugertillidsindikatoren
GFFDKFREM	M	NONE	198001	Forbrugerforventninger Danmarks øk. situation, om et år
GFFDKNU	M	NONE	198001	Forbrugerforventninger Danmarks øk. situation, i dag
GFFFAMFREM	M	NONE	198001	Forbrugerforventninger Fam. øk. situation om et år
GFFFAMNU	M	NONE	198001	Forbrugerforventninger Fam. øk. situation, i dag
GFFKOEBFREM	M	NONE	198001	Forbrugerforventninger Køb større forbrugsgoder inden 12 mdr.
GFFKOEBSNU	M	NONE	198001	Forbrugerforventninger Anskaffelse af større forbrugsgoder fordelagtigt nu
GFFOEKSIT	M	NONE	198001	Forbrugerforventninger Fam. øk. situation, kan spare/...
GFFPRISFREM	M	NONE	198001	Forbrugerforventninger Priser om et år sammenlignet med i dag
GFFPRISNU	M	NONE	198001	Forbrugerforventninger Priser i dag sammenlignet med for et år siden
GFFSFREM	M	NONE	198001	Forbrugerforventninger Opsparing, inden for de næste 12 mdr.
GFFSNU	M	NONE	198001	Forbrugerforventninger Opsparing, fornuftig nu
GFIA	Q	DLOG	198801	Kvartalsvis NR, Faste priser. Investeringer: Anlæg
GFIBR	Q	DLOG	198801	Kvartalsvis NR, Faste priser. Investeringer: Bruttoinvesteringer
GFIMI	Q	DLOG	198801	Kvartalsvis NR, Faste priser. Investeringer: Maskiner og inventar

GFIO	Q	DLOG	197101	Kvartalsvis NR, Faste priser. Investeringer: Off. forvalt. og serv.
GFISO	Q	DLOG	198801	Kvartalsvis NR, Faste priser. Investeringer: Software m.m.
GFITR	Q	DLOG	198801	Kvartalsvis NR, Faste priser. Investeringer: Transportmidler
GIM	M	DLOG	198801	Samlet import
GIM0	M	DLOG	198801	Import, SITC-gruppe 0, Næringsmid. mv.
GIM1	M	DLOG	198801	Import, SITC-gruppe 1, Drikkevarer mv.
GIM2	M	DLOG	198801	Import, SITC-gruppe 2, Råstoffer
GIM3	M	DLOG	198801	Import, SITC-gruppe 3, Olie, gas mv.
GIM4	M	DLOG	198801	Import, SITC-gruppe 4, Ani.&veg. olier
GIM5	M	DLOG	198801	Import, SITC-gruppe 5, Kemi. produkter
GIM6	M	DLOG	198801	Import, SITC-gruppe 6, Halvfabrikata
GIM7	M	DLOG	198801	Import, SITC-gruppe 7, Maskiner mv.
GIM8	M	DLOG	198801	Import, SITC-gruppe 8, Øvr.bearb.varer
NORMSA	M	DLOG	197001	Norway, Imports, Total, cif
SWEMSA	M	DLOG	197001	Sweden, Imports, Total, cif
USAMSA	M	DLOG	197001	United States, Imports, Total

Bilag 2. Stationaritetstest

I dette bilag vises resultaterne af test for stationaritet af de indgående data efter, at disse er transformeret som angivet i bilag 1.

Stationaritetstestene er univariate Dickey-Fuller-test, som testes i udvidede Dickey-Fuller-modeller, dvs. regressioner af ændringerne i en serie på det laggede niveau og laggede ændringer af serien. Nul-hypotesen er, at serien er ikke-stationær uden drift, overfor alternativet at serien er stationær. Specifikt er modellen formuleret som:

$$\Delta y_t = \alpha + \pi y_{t-1} + \sum_{i=1}^{p-1} \gamma_i \Delta y_{t-i} + u_t$$

hvor Δy_t er ændringen i serien, y_{t-1} er det laggede niveau, Δy_{t-i} er de laggede ændringer, og u_t er et støjled, som antages at være $iidN(0, \sigma^2)$.

Nul-hypotesen er givet af: $\alpha = \pi = 0$, og antallet af lags i modellen bestemmes for hver serie ved minimering af HQ-kriteriet. Nul-hypotesen testes med et kvotienttest, som er "small-sample-korrigeret" med en Bartlett-korrektion udviklet af Johansen (2005). Den asymptotiske fordeling er ikke en standardfordeling, men en såkaldt Dickey-Fuller-fordeling. I beregningen af marginale signifikanssandsynligheder (p -værdier) er der anvendt en Gamma-fordelingsapproximation af Dickey-Fuller-fordelingen, som er givet i Doornik (1998).

Tabel 1 viser resultaterne af stationaritetstestene for månedsserierne i faktor-modellen, mens tabel 2 giver resultaterne for kvartalsserierne. Det fremgår, at næsten alle serier er stationære, idet nul-hypotesen afvises - i de fleste tilfælde endog ganske klart. Der er dog grupper af serier, som muligvis er ikke-stationære. Dette gælder især forbrugertillidsindikatorerne, og ligeledes rentespændene. For forbrugertillidsindikatorerne er det ikke oplagt, at Dickey-Fuller testet giver mening, idet disse serier er defineret til at have et begrænset udfaldsrum. Dermed er de stationære.

Det mest interessante resultat er imidlertid, at ændringen i ledigheden, er på grænsen til at være ikke-stationær i det betragtede sample.

Tabel 1 Test af stationaritet af månedsserierne i faktorpanelet, 1988m1-2003m12

Serie	Lags	Test p-værdi	Serie	Lags	Test p-værdi
COMFREIGHT	1	54,9 0,00	GIM8	5	154,1 0,00
COMHWWA	1	68,6 0,00	GINDFOMS	4	89,5 0,00
COMPWOIL	1	78,2 0,00	GINDFOMSFORV	6	69,8 0,00
DEUEXCH	4	69,3 0,00	GINDFOMSINV	2	105,9 0,00
DEUOBL10Y	2	33,4 0,00	GINDFOMSMEL	2	109,5 0,00
DEUSTOCK	1	57,4 0,00	GINDHOMS	2	155,1 0,00
DNKEFFER	1	59,7 0,00	GINDHOMSFORV	1	117,1 0,00
DNKLINDSA	13	32,2 0,00	GINDHOMSINV	3	143,6 0,00
DNKM1SA	11	34,5 0,00	GINDHOMSMEL	2	106,4 0,00
DNKM2SA	2	61,6 0,00	GINDHORD	1	74,4 0,00
DNKOBL10Y	1	81,8 0,00	GINDHORDFORI	1	76,5 0,00
DNKOBL30Y	1	67,1 0,00	GINDHORDFORV	1	79,6 0,00
DNKOBL5Y	1	62,0 0,00	GINDHORDI	5	81,2 0,00
DNKUSD	1	69,5 0,00	GINDHORDIFORI	2	96,7 0,00
DNK_FOREXSA	3	29,7 0,00	GINDHORDIFORV	2	104,8 0,00
DNK_IWEURO3M	3	602,9 0,00	GINDHORDIINV	10	63,5 0,00
DNK_KAXBAN	1	84,6 0,00	GINDHORDIMEL	5	71,9 0,00
DNK_KAXIND	1	76,9 0,00	GINDHORDINV	1	78,2 0,00
DNK_KAXINS	1	82,7 0,00	GINDHORDMEL	1	64,7 0,00
DNK_KAXSHI	1	73,9 0,00	GINDOMS	1	182,9 0,00
DNK_KAXTOT	1	60,3 0,00	GINDOMSFORV	2	96,2 0,00
DNK_LENSA	2	283,9 0,00	GINDOMSINV	3	116,9 0,00
DNK_POLICYRATE	5	14,3 0,00	GINDOMSMEL	2	109,5 0,00
DNK_SP10Y	3	6,9 0,14*	GINDORDB	1	65,7 0,00
DNK_SP30Y	3	5,5 0,24*	GINDORDBFORI	1	70,6 0,00
DNK_SP3M	4	21,7 0,00	GINDORDBFORV	1	62,5 0,00
DNK_SP5Y	3	10,2 0,03	GINDORDBINV	1	72,8 0,00
DNK_SPDEU	1	11,3 0,02	GINDORDBMEL	1	77,6 0,00
EMUCCONFSA	2	29,6 0,00	GINDORDI	3	107,2 0,00
GBKI	1	4,1 0,42*	GINDORDIFORI	2	100,9 0,00
GBREXCH	1	69,1 0,00	GINDORDIFORV	2	111,2 0,00
GBRMSA	1	120,7 0,00	GINDORDIINV	5	84,0 0,00
GBRSTOCK	1	84,2 0,00	GINDORDIMEL	2	108,3 0,00
GBULK	2	132,3 0,00	GINDXOMS	1	166,5 0,00
GBULM	5	89,4 0,00	GINDXOMSFORV	2	95,0 0,00
GBYGBOPB	3	97,8 0,00	GINDXOMSINV	1	214,3 0,00
GBYGBOPBF	2	110,8 0,00	GINDXOMSMEL	2	107,2 0,00
GBYGBOPBP	2	113,6 0,00	GINDXORDB	1	73,8 0,00
GBYGETPB	1	168,2 0,00	GINDXORDBFORI	1	77,0 0,00
GBYGETPBADM	5	31,8 0,00	GINDXORDBFORV	1	64,1 0,00
GBYGETPBBO	2	111,5 0,00	GINDXORDBINV	1	86,3 0,00
GBYGETPBOVR	3	98,7 0,00	GINDXORDBMEL	1	84,1 0,00
GBYGETTL	2	69,9 0,00	GINDXORDI	2	110,7 0,00

Serie	Lags	Test p-værdi	Serie	Lags	Test p-værdi
GBYGETTLADM	1	143,1 0,00	GINDXORDIFORI	2	108,9 0,00
GBYGETTLBO	1	170,2 0,00	GINDXORDIFORV	2	110,3 0,00
GBYGETTLOVR	1	194,4 0,00	GINDXORDIINV	3	117,4 0,00
GDETAILM	3	95,9 0,00	GINDXORDIMEL	3	97,3 0,00
GDETAILMA	2	101,4 0,00	GKONKURS	1	213,0 0,00
GDETAILMB	5	71,3 0,00	GNYREG	1	144,3 0,00
GDETAILMN	9	61,2 0,00	GNYREGLAST	3	93,3 0,00
GEX	1	230,0 0,00	GPFOR	1	68,4 0,00
GEX0	4	75,8 0,00	GPFORTJ	4	16,3 0,00
GEX1	3	91,3 0,00	GPFORV	1	80,7 0,00
GEX2	10	79,0 0,00	GPIVF	1	57,0 0,00
GEX3	1	136,9 0,00	GPIVFDKFB	1	67,9 0,00
GEX4	1	152,7 0,00	GPIVFDKPR	1	90,2 0,00
GEX5	4	95,5 0,00	GPIVFFB	1	67,3 0,00
GEX6	4	60,0 0,00	GPIVFPR	1	63,9 0,00
GEX7	4	90,9 0,00	GPNET	1	61,1 0,00
GEX8	1	242,2 0,00	GPNETAND	1	81,4 0,00
GFF	1	4,4 0,37*	GPNETBKL	4	76,3 0,00
GFFDKFREM	1	9,6 0,04	GPNETBOL	5	10,9 0,02
GFFDKNU	1	6,1 0,19*	GPNETDRK	1	72,9 0,00
GFFFAMFREM	4	3,9 0,44*	GPNETFOD	1	54,9 0,00
GFFFAMNU	2	2,8 0,62*	GPNETHEL	5	20,2 0,00
GFFKOEBFREM	4	4,2 0,40*	GPNETHUS	1	40,2 0,00
GFFKOEBNU	2	3,9 0,44*	GPNETOPV	1	70,1 0,00
GFFOESIT	4	5,8 0,22*	GPNETTLF	10	10,1 0,03
GFFPRISFREM	1	4,1 0,40*	GPNETTOB	1	109,6 0,00
GFFPRISNU	1	3,7 0,47*	GPNETTRA	1	106,1 0,00
GFFSFREM	4	7,1 0,12*	GPNETUND	1	62,1 0,00
GFFSNU	4	4,0 0,42*	GPRAA	1	55,2 0,00
GIKI	3	13,6 0,01	GTVANGSAUK	8	5,1 0,28*
GIKIFVLAGER	1	9,5 0,04	GUL	4	7,1 0,13*
GIKIORDB	6	19,3 0,00	GULF	3	12,9 0,01
GIKIPROD	1	16,2 0,00	GULIF	2	17,3 0,00
GIKIXORDB	6	18,7 0,00	JPNEXCH	1	59,5 0,00
GIM	5	159,6 0,00	JPNSTOCK	1	67,9 0,00
GIM0	3	134,3 0,00	NOREXCH	1	59,7 0,00
GIM1	8	57,8 0,00	NORMSA	4	99,1 0,00
GIM2	5	84,2 0,00	NORSTOCK	1	61,8 0,00
GIM3	1	169,8 0,00	SWEEXCH	3	41,5 0,00
GIM4	3	96,3 0,00	SWEMSA	2	82,2 0,00
GIM5	2	162,3 0,00	SWESTOCK	1	74,1 0,00
GIM6	5	122,3 0,00	USAMSA	2	51,2 0,00
GIM7	1	188,8 0,00	USASTOCK	1	73,4 0,00

Tabel 2 Test af stationaritet af kvartalsserierne i faktorpanelet, 1988q1-2003q4

Serie	Lags	Test	p-værdi	Serie	Lags	Test	p-værdi
GFCATJ	1	32,8	0,00	GLAGERINRAA	1	19,5	0,00
GFCATK	2	73,0	0,00	GLONBYG	1	837,7	0,00
GFCB	1	20,3	0,00	GLONENV	1	846,7	0,00
GFCBH	1	91,5	0,00	GLONFIN	2	831,1	0,00
GFCE	3	51,9	0,00	GLONHAN	1	888,4	0,00
GFCHV	1	106,2	0,00	GLONIND	2	23,3	0,00
GFCIV	2	134,8	0,00	GLONTJE	1	100,0	0,00
GFCM	3	67,5	0,00	GLONTRA	1	68,9	0,00
GFCP	1	25,0	0,00	GNW	1	28,1	0,00
GFCV	1	36,9	0,00	GNWBYG	1	27,9	0,00
GFIA	1	44,5	0,00	GNWENV	5	9,9	0,04
GFIBR	1	43,1	0,00	GNWFIN	1	9,3	0,05
GFIH	5	3,9	0,44*	GNWHAN	2	4,6	0,34*
GFIL	1	17,2	0,00	GNWIND	1	39,4	0,00
GFIMI	1	532,0	0,00	GNWLAN	1	21,6	0,00
GFIO	1	27,3	0,00	GNWTJE	1	22,1	0,00
GFISO	1	50,7	0,00	GNWTRA	1	24,9	0,00
GFITR	1	59,1	0,00	GPCP	1	13,7	0,01
GFX	1	158,5	0,00	GPCVEX	1	10,4	0,03
GFXB	1	68,1	0,00	GPE	3	17,1	0,00
GFXEG	1	57,8	0,00	GPETJ	1	20,4	0,00
GFXF	1	69,9	0,00	GPEV	1	16,6	0,00
GFXH	1	361,3	0,00	GPM	1	14,9	0,00
GFXHA	2	81,8	0,00	GPMTJ	1	17,9	0,00
GFXHE	2	49,8	0,00	GPMV	1	18,0	0,00
GFXHF	1	111,5	0,00	GPYV	1	40,5	0,00
GFXI	1	113,0	0,00	GULBERT	1	3,5	0,50
GFXL	1	77,4	0,00	GULBERT010	1	14,5	0,00
GFXQF	1	82,7	0,00	GULBERT020	1	18,2	0,00
GFY	1	31,6	0,00	GULBERT030	4	27,7	0,00
GFYVI	1	38,6	0,00	GULBERT040	3	14,9	0,00
GFYVL	2	38,2	0,00	GULBERT050	1	28,5	0,00
GHUSPRISIND	1	11,3	0,02	GULBERT060	3	7,1	0,12*
GHUSSALG	4	31,1	0,00	GULBERT070	1	11,3	0,02
GLAGER	2	10,7	0,02	GULBERT080	2	5,0	0,30*
GLAGERENG	1	18,9	0,00	GULBERT090	1	7,4	0,11*
GLAGERIN	1	27,8	0,00	GULBERT100	4	4,1	0,41*

Bilag 3. Overordnet programbeskrivelse

De centrale beregninger i dette arbejdsrapport er foretaget i *Ox*, jf. Doornik (2001). Programmer og anvendte data kan fås ved henvendelse til Det Økonomiske Råds Sekretariat.

Dette bilag indeholder en overordnet beskrivelse af de centrale programmer og den indbyrdes sammenhæng. Yderligere forklaring findes i form af kommentarlinjer i programmerne.

Beregningerne er overordnet delt op i tre trin. I første trin dannes de basale databanker. I andet trin foretages rekursiv beregning af fællesfaktorerne (der gemmes i en databank). I tredje trin anvendes disse fællesfaktorer til at lave ”out-of-sample” forudsigelser af udvalgte variable.

1. trin: Dannelse af basale databanker

Der skal dannes to *Ox*-databanker, der kan anvendes som input i næste trin. Dannelsen af sådanne to databanker kan ske på mange måder, bl.a. afhængig af hvordan de primære grunddata er organiseret.⁴⁶

Programmerne i de følgende trin er designet, således at de to databanker, der skal dannes, skal indeholde månedsdata (*Xm.in7/bnk*) hhv. kvartalsdata (*Xq.in7/bnk*). Kvartalsdatabanken skal også være på månedsfrekvens, men skal indeholde missings i 2 ud af et givet kvartals 3 måneder (disse manglende observationer bliver fyldt ud af EM-algoritmen i næste trin). De data, der ligger i de to databanker, skal være transformerede (f.eks. ændringer), men ikke nødvendigvis standardiserede (dette sker i næste trin). De to databanker skal have fælles starttidspunkt, men de enkelte serier kan have et varierende antal manglende observationer i begyndelsen og slutningen af den periode, databankerne dækker.

⁴⁶ Konkret er anvendt en række hjælpeprogrammer, der med udgangspunkt i en *Aremos*-bank, udvælger, transformerer og eksporterer data for til sidst at danne *Ox*-bankerne. Hele trin 1 kan foretages ved at afvikle *Aremos*-kommandofilen: *Databank.cmd*. Denne kommandofil kalder *Datadef.cmd* (definerer data og transformationer i lister) og *Data2ox.cmd* (der udskriver data i ascii-filer). *Data2ox.cmd* kalder *Data2oxm.ox* og *Data2oxq.ox*, der er *Ox*-programmer, der indlæser de udskrevne ascii-filer og gemmer dem i to *Ox*-banker – en på månedlig og en på kvartalsfrekvens. Til sidst kalder *Databank.cmd* *Danox.ox*, som indlæser de to *Ox*-banker, konverterer kvartalsbanken til månedsfrekvens og udskriver data i to nye banker – med fælles startperiode og på månedlig frekvens. De her nævnte programmer vil sandsynligvis kræve en betydelig tilretning, inden de kan afvikles hos nye brugere.

2. trin: Rekursiv beregning af fællesfaktorer

(EM.ox + EMprc.ox)

EM.ox er et *Ox*-program, der indlæser de to banker dannet i trin 1 – en med månedsdata og en med kvartalsdata. I toppen af programmet er angivet en række parametre, der kan sættes af brugeren – f.eks. perioder, banknavne osv.

Programmet beregner et antal fællesfaktorer med månedsfrekvens, der gemmes i en bank. Fællesfaktorerne navngives $F_{i,j}$, idet indekset i går fra 1 til et i programmet angivet heltal (sat af brugeren, svarende til det antal fællesfaktorer, der skal beregnes). Indekset j periode, som fællesfaktoren er beregnet frem til. Hvis startperioden angives til 1995m1, slutperioden til 2003m12 og antallet af fællesfaktorer til 20, vil der blive beregnet 2160 fælles, hvor den første vil få navnet $F1_{19951}$ og den sidste $F20_{200312}$.

I programmet angives foruden perioder, navne på databanker og antal fællesfaktorer en række tekniske parametre – konvergenskriterium i EM-algoritmen, maksimalt antal iterationer samt en grænse for, hvornår en observation skal opfattes som outlier. Som standard er anvendt en værdi på ± 6 (serierne er standardiserede til middelværdi = 0 og spredning = 1). Hvis en observation falder uden for dette interval, erstattes den af missing, hvorefter observationen udfyldes af EM-algoritmen.

En særlig parameter styrer om, der skal tages højde for publikationslags. Hvis dette gøres, kræves som yderligere input en række hjælpefiler, der indeholder oplysninger om den sædvanlige lagstruktur. Konkret er der tale om 6 filer, der indeholder information om månedsserierne – m1.mat-m6.mat – og 3 filer med kvartalsinformation – q1.mat-q3.mat. Disse filer er simple ascii-filer, der indeholder en matrix med 12 søjler (svarende til måneder) og et antal rækker svarende til antallet af måneds- hhv. kvartalsserier.

3. trin: Dannelse af ”Out-of-sample”-forudsigelser

Simforecast.ox+RecursiveForecast.ox,RecursiveForecastPRC.ox og *GeneralPRC.ox*

Simforecast.ox er et *Ox*-program, der på baggrund af de beregnede fællesfaktorer fra 2. trin estimerer og nedtester en forudsigelsesligning. Til sammenligning opstilles og nedtestes også en ren autoregressiv forudsigelsesligning. Programmerne udskriver output, herunder estimationsresultater, forudsigelsesfejl og MSFE mv., til simple tekstfiler og *Ox*-banker.

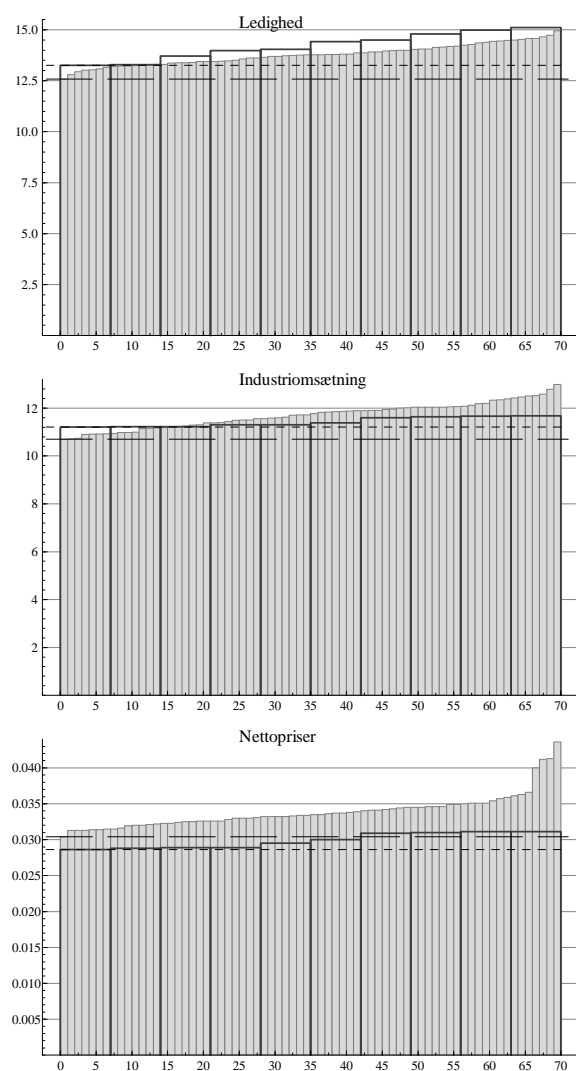
I toppen af programmet kan brugeren sætte en lang række parametre, der styrer periodeangivelser, valg af variabel, der skal forudsiges, valg af antal fællesfaktorer og lags i forudsigelsesligningerne osv. For at kunne foretage en systematisk parameteraftestning afvikles alle "out-of-sample"-beregningerne inden i 3 løkker. I disse 3 løkke gives 3 af de grundlæggende parametre en værdi ud af et givet sæt. Navne på de parametre, der skal varieres, angives i variablene `__Option1...__Option3`, og de værdier, som disse parametre skal løbe over angives i variablerne `__Choice1...__Choice3` (der er af type "Array").

For hver værdi af valg-variablerne `__Choice1...__Choice3` – dvs. for en given kombination af periode, variabelvalg, horisont, antal fællesfaktorer osv. – foretages et kald til programmets hovedprocedure (*RecursiveForecast*). Denne procedure foretager selve "out-of-sample"-beregningerne: For hver periode indlæses data og fællesfaktorer for den relevante periode, forudsigelsesligningen opstilles, estimeres og nedtestes, og forudsigelsen og forudsigelsesfejlen beregnes på baggrund af den foretrukne model; til sammenligning opstilles, estimeres og nedtestes en ren univariat forudsigelsesligning. Når alle perioderne er gennemløbet sammenfattes de resulterende forudsigelsesfejl til bl.a. MSFE og MAFE.

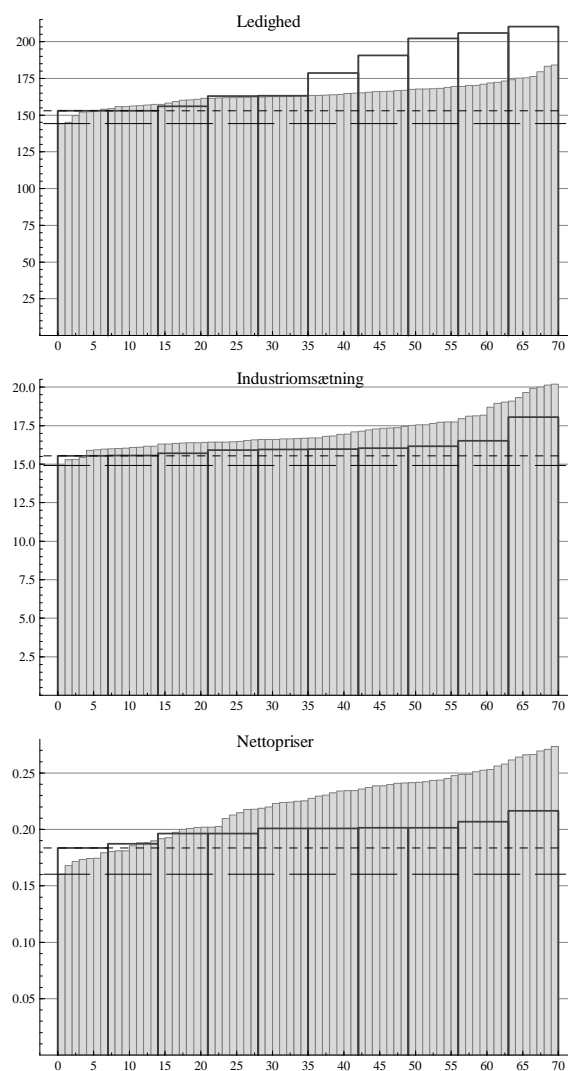
Bilag 4. Fordeling af MSFE for 1 og 6 måneders forudsigelser

Svarende til figur 7.4 i afsnit 7.4 vises i de nedenstående figurer, hvorledes MSFE varierer, når nogle parametre ændres. For DI-modellen er der afprøvet 70 parameterkombinationer ($F_{max} = 4,6,8,10,12,15,20$, $Y_{max} = 2,3,4,5,6$ og $Flag 0,1$). De resulterende "out-of-sample" MSFE'er er repræsenteret af de smalle, grå søjler. Den første af disse søjler repræsenterer den parameterkombination, der har den laveste MSFE; denne værdi er markeret med en vandret stiplede linje. De bredere, fedt optegnede bokse repræsenterer MSFE fra AR-modellen. For AR-modellen er der afsøgt 10 parametre ($Y_{max} = 1,2,3,4,5,6,8,10,12,15$).

Forudsigelseshorisont: 1 Måned



6 Måneder



Bilag 5. Forudsigelse af yderligere variabler

I dette bilag vises forudsigelsesegenskaberne for DI- hhv. AR-modellen for følgende 5 variabler:

- Detailomsætning i faste priser
- Antal nyregistreringer af biler
- Samlet import i værdier
- Samlet eksport i værdier
- Prisindeks for indenlandsk vareforsyning

Fremgangsmåden er som beskrevet i afsnit 7 – dvs. det maksimale antal fællesfaktorer og det maksimale antal lags er valgt sådan, at den laveste MSFE opnås.

I tabel 1 vises resultaterne baseret på de originale data, der blev anvendt i afsnit 7 og 8, mens tabel 2 viser resultaterne baseret på de støjrensede data præsenteret i afsnit 9.

Som det fremgår af tabel 1, er forudsigelsesegenskaberne for DI-modellen baseret på de originale data generelt ikke bedre end for den autoregressive model, snarere tværtimod. Gennemsnitlig er såvel MSFE som MAFE, således lidt højere for DI-modellen end for AR-modellen. Især for antal nyregistreringer af biler og prisindekset for indenlandsk vareforsyning må det på det foreliggende grundlag konstateres, at DI-modellen giver mærkbart dårligere resultater.

Anvendes filtrerede data forbedres DI-modellens egenskaber, jf. tabel 1. For alle 5 variabler sker der en mærkbar forbedring især på 1 måneds sigt. På de længere horisonter er billedet mere mikset, og for antallet af nyregistreringer og prisindekset for indenlandsk vareforsyning sker der en markant forværring, således at forudsigelserne fra DI-modellen bliver meget dårligere end AR-modellens forudsigelser.

*Tabel 1 Forudsigelser for 1995m1-2003m12.
Originale data, jf. afsnit 7 og 8.*

	DI-model		AR-model		Relativ	
	MSFE	MAFE	MSFE	MAFE	MSFE	MAFE
<i>Vækst i detailomsætning</i>						
1 måned	2,12	1,07	2,09	1,03	1,01	1,14
6 måneder	2,55	1,21	2,62	1,23	0,97	0,98
12 måneder	4,40	1,66	4,58	1,72	0,96	0,97
<i>Vækst i antal nyregistreringer af biler</i>						
1 måned	233,3	8,4	232,7	8,2	1,00	1,02
6 måneder	296,6	12,7	293,6	12,5	1,01	1,02
12 måneder	475,8	17,7	403,9	15,7	1,18	1,13
<i>Vækst i samlet vareimport</i>						
1 måned	20,3	3,32	20,4	3,45	1,00	0,96
6 måneder	30,9	4,44	34,4	4,70	0,90	0,94
12 måneder	66,2	6,64	65,2	6,56	1,02	1,01
<i>Vækst i samlet vareeksport</i>						
1 måned	23,1	3,38	22,4	3,30	1,03	1,02
6 måneder	32,5	4,54	34,3	4,58	0,95	0,99
12 måneder	58,7	6,30	58,3	6,22	1,01	1,01
<i>Vækst i prisindeks for indenlandsk vareforsyning</i>						
1 måned	0,19	0,34	0,19	0,33	1,00	1,03
6 måneder	2,03	1,19	1,66	1,06	1,22	1,12
12 måneder	5,82	1,92	4,29	1,63	1,36	1,18

Tabel 2 Forudsigelser for 1995m1-2003m12
 Filtrede data anvendt ved dannelse af fællesfaktorer, jf. afsnit 9.

	DI-model		Relativ $DI_{\text{filter}}/DI_{\text{original}}$		Relativ DI_{filter}/AR	
	MSFE	MAFE	MSFE	MAFE	MSFE	MAFE
<i>Vækst i detailomsætning</i>						
1 måned	1,66	0,96	0,78	0,90	0,79	0,93
6 måneder	2,34	1,18	0,92	0,98	0,89	0,96
12 måneder	3,77	1,58	0,86	0,95	0,82	0,92
<i>Vækst i antal nyregistreringer af biler</i>						
1 måned	182,0	8,5	0,78	1,01	0,78	1,04
6 måneder	298,9	12,7	1,01	1,00	1,02	1,02
12 måneder	452,1	17,0	0,95	0,96	1,12	1,08
<i>Vækst i samlet vareimport</i>						
1 måned	14,1	2,83	0,69	0,85	0,69	0,82
6 måneder	31,2	4,38	1,01	0,99	0,91	0,93
12 måneder	97,5	7,69	1,47	1,16	1,50	1,17
<i>Vækst i samlet vareeksport</i>						
1 måned	10,0	2,41	0,43	0,71	0,45	0,73
6 måneder	29,7	4,20	0,91	0,93	0,87	0,92
12 måneder	58,0	6,41	0,99	1,02	0,99	1,03
<i>Vækst i prisindeks for indenlandsk vareforsyning</i>						
1 måned	0,13	0,27	0,68	0,79	0,68	0,82
6 måneder	1,72	1,07	0,85	0,90	1,04	1,01
12 måneder	11,99	2,72	2,06	1,42	2,79	1,67

Working Papers from Danish Economic Council, Secretariat

- 2001:5 Jakob Roland Munch and Michael Svarer: *Rent Control and Tenure Duration.*
- 2001:6 Steen Jørgensen: *Analyser af indkomstfordeling.*
- 2001:7 Jan V. Hansen, Jens Hauch and Mikkel T. Kromann: *Will the Nordic Power Market Remain Competitive?*
- 2002:1 Anders Frederiksen og Jan V. Hansen: *Skattereformer: Dynamiske virkninger og fordelings effekter.*
- 2002:2 Jakob Roland Munch: *Har kommunal skat og service betydning for flyttemønstrene?*
- 2002:3 Svend Jespersen: *Den erhvervspolitiske værdi af støtten til den danske vindmølleindustri.*
- 2002:4 Jacob Krog Søbygaard: *Cost-benefit-analyser af energipolitik samt energi- og transportafgifter.*
- 2003:1 Svend Jespersen: *Dokumentation for analyser af erhvervsstruktur og produktivitetstvekst.*
- 2003:2 Michael Svarer, Michael Rosholm and Jakob Roland Munch: *Rent Control and Unemployment Duration.*
- 2003:3 Jakob Roland Munch, Michael Rosholm and Michael Svarer: *Are Home Owners Really More Unemployed?*
- 2003:4 Jakob Roland Munch: *Are Skills Firm-Specific? Evidence From Danish Micro Data.*
- 2004:1 Svend Jespersen, Jakob Roland Munch and Lars Skipper: *Costs and Benefits of Danish Active Labor Market Programs.*
- 2004:2 Thomas Bue Bjørner, Jens Hauch og Svend Jespersen: *Biodiversitet, Sundhed og Usikkerhed – En værdisætningsanalyse ved contingent ranking metoden.*
- 2005:1 Christian Dahl, Henrik Hansen og John Smidt: *Makroøkonomiske forudsigelser baseret på diffusionsindeks.*