

**Conjunctuur ontwikkelingen en toekomstige vervoersvraag:
Hoe een vroegcyclische indicator leidt tot betere prognoses van
treinvervoer**

Pim Spijkerman
NS Marktonderzoek en Advies
Pim.Spijkerman@gmail.com

Menno de Bruyn
NS Marktonderzoek en Advies
Menno.deBruyn@ns.nl

**Bijdrage aan het Colloquium Vervoersplanologisch Speurwerk
25 en 26 november 2010, Roermond**

Samenvatting

Conjunctuur ontwikkelingen en toekomstige vervoersvraag: Hoe een vroegcyclische indicator leidt tot betere prognoses van treinvervoer

Eenieder die de toekomst met zekerheid kan voorspellen heeft goud in handen. Betrouwbare prognoses zijn immers van groot belang voor beleidsmakers, investeerders, en bedrijven. Ook NS hanteert diverse modellen om de toekomstige vervoersvraag te prognosticeren. Hierbij neemt het zogenaamde Q6 Plus model een belangrijke rol in voor kortetermijn voorspellingen (tot twee jaar vooruit). Dit nieuwe model combineert het oude, op trendanalyse gebaseerde Q6 model met zogenaamde vroegcyclische indicatoren: variabelen en sectoren die voorlopen op conjunctuur-ontwikkelingen, zoals de uitzendsector en het vrachtvervoer. Dit onderzoek is exploratief van aard gezien het feit dat de vroegcyclische indicator – ondanks het feit dat deze een reeds beproefde prognosemethodiek is in de literatuur omtrent conjunctuur voorspellingen – voor zover ons bekend niet eerder is toegepast op bedrijfsspecifieke prognoses in de vervoerssector. Prognoses afkomstig van het Q6 Plus model worden gebruikt in bepaling van marketingbeleid en materieelinzet. Accurate voorspellingen leiden tot lagere kosten, hogere opbrengsten en grotere klanttevredenheid.

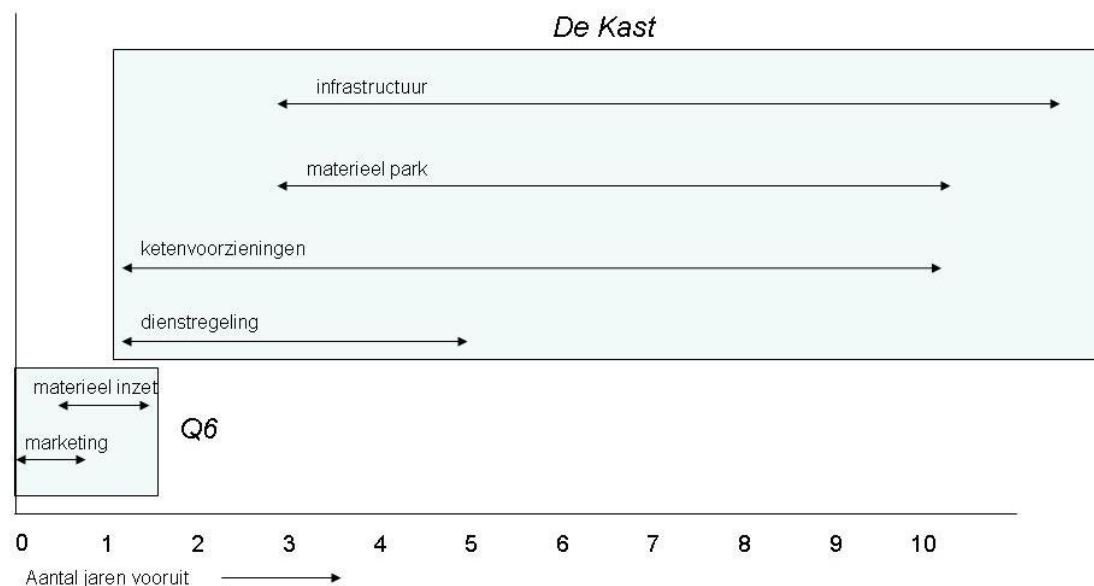
Het nieuwe prognosemodel gebruikt drie verschillende regressiemodellen, elk met een eigen specialiteit. Een eerste model is met name geschikt voor kortetermijn voorspellingen van reizigerskilometers (circa een half jaar vooruit), een tweede model levert zeer accurate voorspellingen voor de iets langere termijn (tot twee jaar vooruit). Tot slot is een derde model gespecialiseerd in voorspellingen van *omslagpunten* in reizigerskilometer data voor de gehele voorspellingstermijn. Het Q6 Plus model combineert sterke punten van deze drie regressiemodellen. Dit werpt vruchten af: de gemiddelde voerspelfout van het Q6 Plus model is significant lager dan de voerspelfout van het bestaande model. Ook met het oog op prognosemodellen zoals in de literatuur besproken, presteert het Q6 Plus model buitengewoon goed.

Door initiatieven als de ontwikkeling van Q6 Plus profileert NS zich als factor die actief inspeelt op recente ontwikkelingen in de academische wereld. Met behulp van geavanceerde technologieën worden bestaande modellen voortdurend verbeterd. Daarnaast wordt bestaande kennis en kunde op nieuwe manieren toegepast. Geconcretiseerde resultaten worden binnen NS actief uitgedragen om de mogelijkheid te bieden zich vroegtijdig aan te passen aan nieuwe ontwikkelingen, of om deze – indien nodig – tijdig het hoofd te kunnen bieden.

1. Inleiding

Eenieder die de toekomst met zekerheid kan voorspellen heeft goud in handen. Betrouwbare prognoses zijn immers van groot belang voor beleidsmakers, investeerders, en bedrijven. Het is derhalve niet verrassend dat sinds de vroege pogingen van Mitchell en Burns (1938) talloze economen de zoektocht naar vroegtijdige signalen over én accurate voorspellingen van toekomstige ontwikkelingen hebben voortgezet.

Ook Nederlandse Spoorwegen (NS) hanteert al jaren diverse modellen om de omvang van toekomstig reizigersvervoer te prognosticeren. NS gebruikt prognoses voor diverse soorten beslissingen. Deze kennen een verschil in benodigde voorspeltermijn: sommige zijn erg op de korte termijn gericht (bijvoorbeeld volgend kwartaal), terwijl voor andere juist de lange termijn ontwikkeling bepalend is (bijvoorbeeld komende tien tot vijftien jaar). Zie ook Figuur 1 voor een overzicht.



Figuur 1: Beslissingen met benodigde voorspeltermijn en gebruikt prognosemodel

Voor alle doeleinden uit Figuur 1 zijn prognoses van de vervoersomvang nodig. NS heeft verschillende prognosemodellen om de toekomstige vervoersomvang mee te voorspellen: voor een jaar vooruit tot en met tien à vijftien jaar vooruit wordt het prognosemodel De Kast gebruikt. Zie De Keizer, *et al.* (2009) voor een uitgebreide bespreking van dit model. De Kast is echter niet geschikt om voor de zeer korte termijn (minder dan een jaar) prognoses te maken doordat de voor het model benodigde input alleen op jaarniveau beschikbaar is.

Voor de zeer korte termijn bestaat een prognosemethodiek die op basis van trend-analyses een prognose per kwartaal maakt. Dit model wordt Q6 genoemd, naar de hoeveelheid kwartalen die het model in de toekomst voorspelt. Prognoses voor de zeer korte termijn zijn bijvoorbeeld nodig om vragen op het gebied van marketing of materieel inzet te kunnen beantwoorden:

- Licht de vervoersontwikkeling achter bij de trend en gaat NS de door marketing gestelde targets halen?
- Moet de inzet van materieel worden aangepast in de komende dienstregeling op basis van een andere verwachte vervoersontwikkeling?

De Q6 methodiek voorziet in een behoefte, maar kent een probleem: doordat de prognose trendmatig is, is deze niet in staat omslagpunten te voorspellen. Een omslagpunt is het punt waar de vervoeromvang omslaat van groei in krimp of vice versa, of van een versnelling in de groei of krimp naar een vertraging in de groei of krimp. Niet-accurate prognoses voor de zeer korte termijn resulteren in foute beslissingen. Zo kan een te lage prognose van de vervoersomvang er toe leiden dat er ten onrechte minder materieel wordt ingezet, wat leidt tot een lagere kans op een zitplaats voor de reizigers en inkomstenderving.

Gezien deze deficiëntie in het bestaande Q6 model en het feit dat het, zeker in een economisch volatiel tijdsgewricht, wenselijk is belangrijke beslissingen niet van een enkel prognosemodel af te laten hangen, heeft NS besloten een nieuw prognosemodel voor de korte termijn te ontwikkelen. Dit nieuwe model wordt Q6 Plus genoemd. Q6 Plus wordt met name gebruikt voor voorspellingen van reizigerskilometers tot circa 2 jaar in de toekomst. Hierbij is het van belang dat het nieuwe model *omslagpunten* in reizigerskilometers goed voorspelt. Echter, het is niet alleen belangrijk de *timing* van het eerstvolgende omslagpunt te weten, ook de *ernst* van de omslag is noodzakelijk voordat actie kan worden ondernomen. Hiertoe blijven naast omslagpunten ook voorspellingen van *aantallen* reizigerskilometers van het grootste belang. Het nieuwe model is deels gebaseerd op het bestaande Q6 model. Verderop in dit paper wordt een beschrijving van de implementatietechniek gegeven.

Het nieuwe prognosemodel Q6 Plus maakt onderscheid tussen verschillende kaartsoorten. Zo worden reizigerskilometers met seizoenskaarten, losse kaarten als enkeltjes en retourtjes, en studentenkaarten onderscheiden. Dit paper legt de focus op het ongedifferentieerde totaal aantal reizigerskilometers, waarbij opgemerkt dient te worden dat resultaten per kaartsoort eenzelfde patroon vertonen.

Dit paper introduceert de achterliggende methodologie van het nieuwe prognosemodel en geeft een overzicht van de voordelen en nadelen. Daarnaast worden nieuwe voorspellingen vergeleken met voorspellingen van de bestaande Q6 modellen. Tot slot geeft het paper een korte uitleg over implementatie van het nieuwe prognosemodel.

2. De vroegcyclische indicator

2.1 De vroegcyclische indicator geïntroduceerd

In de literatuur rond voorspellingen van de conjunctuur heeft de zogenaamde vroegcyclische indicator (*leading indicator*) een belangrijke rol ingenomen. Sterker nog, de vroegcyclische indicator is inmiddels integraal onderdeel van conjunctuurstudies (Marcellino, 2005; Moore, 1961; Lahiri & Moore, 1991). De omvangrijke literatuur omtrent dit onderwerp tracht verwoed het beste prognosemodel voor toekomstige conjunctuurontwikkelingen te vinden, waarbij het probleem tweeledig is van aard. Ten

eerste dient men variabelen te identificeren die als vroegcyclische indicatoren aangemerkt kunnen worden. Dit is het geval wanneer de omslagpunten in de vroegcyclische tijdsreeks plaatsvinden vóór de omslagpunten van de te voorspellen tijdsreeks. Het tweede deel van het probleem is het vinden van een filter dat signalen van de vroegcyclische indicator op systematische wijze kan interpreteren.

Er zijn enkele maatstaven voor het beoordelen van de kwaliteit van een vroegcyclische variabele. Moore en Shiskin (1967) stellen een geformaliseerd model voor voor het staven van een variabele. Hierbij zijn in het bijzonder de volgende eisen van belang: (i) consistente timing, zodat omslagpunten op systematische wijze voorzien worden; (ii) conformiteit ten aanzien van de gehele conjunctuurcurve, niet alleen rond omslagpunten; (iii) concrete theoretische grondslag; (iv) betrouwbare data; (v) tijdige beschikbaarheid zonder grote herzieningen achteraf; (vi) tamelijk 'gladde' bewegingen, dus geen frequente sterke verstoringen of afwijkingen.

Echter, zelfs variabelen die aan al deze eisen voldoen hoeven geen perfecte voorspellingen te genereren. Dit wordt onder andere veroorzaakt door het feit dat alle omslagpunten in de conjunctuur hun eigen drijfveren hebben. Hierom is het gebruik van een *composiet* vroegcyclische index – opgebouwd uit meerdere variabelen – vaak verstandiger dan het gebruik van een enkele vroegcyclische indicator.

Het grote voordeel van een model gebaseerd op een vroegcyclische indicator ten opzichte van veel andere modellen, is dat een dergelijk model *niet* gebaseerd is op trendanalyse van een grafiek, waarbij impliciet wordt aangenomen dat de tijdsreeks zichzelf kan verklaren én kan voorspellen. Met andere woorden, modellen met vroegcyclische indicatoren doen meer dan trend extrapolatie om tot een voorspelling te komen. Een vroegcyclisch model gebruikt correlaties tussen de afhankelijke variabele (in ons geval reizigerskilometers) en de vroegcyclische indicator, gegeven een bepaalde voorlooptijd van de indicator. Het model genereert voorspellingen op basis van *realisaties* van de vroegcyclische indicator, waardoor de onzekerheid in de voorspelling wordt gereduceerd.

2.2 Toepassing van vroegcyclische indicatoren op vervoersvraag

De idee om bewezen prognosemodellen voor macroeconomische grootheden (zoals BBP) over te dragen naar de specifieke sector voor reizigersvervoer per spoor ligt ten grondslag aan deze studie. Sterker, het doel van de studie is het voorspellen van vervoersvraag voor een enkele bedrijfstak – NS Reizigers. Dit zal door sommigen als zeer ambitieus bestempeld worden. Inderdaad, ons is geen eerdere toepassing van een vroegcyclische indicator-model voor bedrijfsspecifieke prognoses in de vervoerssector bekend. Desalniettemin is de experimentele aard van deze toepassing deels op theoretische gronden te verdedigen. Immers, de vervoersvraag van NS Reizigers is sterk afhankelijk van macroeconomische ontwikkelingen; bijvoorbeeld, hogere werkloosheidscijfers manifesteren zich spoedig in reizigerskilometers door een afname van het forensenvervoer. Hierbij dient aangemerkt te worden dat de vervoersvraag normaliter achterloopt op de conjunctuur, onder andere door het gebruik van jaarcontracten. Met name dit laatste feit maakt toepassing van vroegcyclische indicatoren extra aantrekkelijk.

Op basis van de eisen aan vroegcyclische indicatoren in Sectie 2.1 zijn zes variabelen geselecteerd om in een composiet index te worden opgenomen. Deze variabelen hebben betrekking op de waarde van de AEX index, de prestaties van uitzendbureaus, import, olieprijs, vrachtvervoer en werkloosheid. Om data beter te kunnen vergelijken zijn de tijdreeksen van de zes bovenstaande onafhankelijke variabelen en de tijdreeks betreffende reizigers-kilometer data gestandaardiseerd tot een reeks met een gemiddelde waarde van 100 en een standaarddeviatie van 1. Vervolgens is de voorlooptijd h per variabele bepaald. Zie Tabel 1 voor een overzicht van voorlooptijden.

Tabel 1: Correlatie coëfficiënten en voorlooptijd per variabele

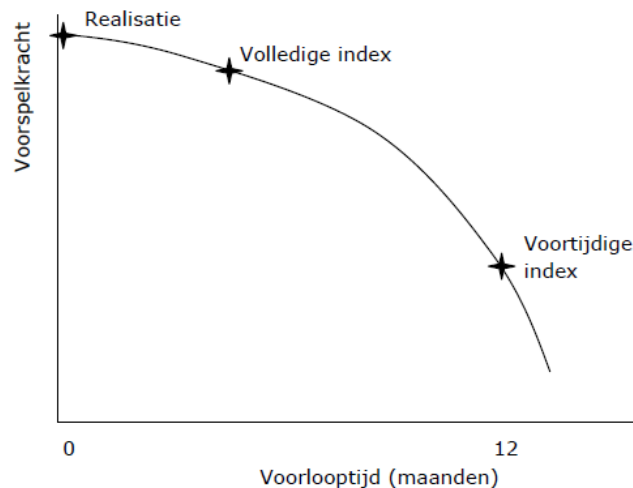
	h	$\hat{\beta}$	\bar{R}^2
AEX	18	0.3518 ***	0.6303
Uitzendbureaus	4	0.5837 ***	0.8184
Import	12	0.6133 ***	0.8699
Olie	4	0.5737 ***	0.8002
Vrachtvervoer	16	0.5479 ***	0.8273
Werkloosheid	5	-0.2930 ***	0.5604

Opmerkingen: h is de voorlooptijd in maanden van de onafhankelijke variabele ten opzichte van de reizigerskilometer data, bepaald met behulp van cross-correlatie coëfficiënten; $\hat{\beta}$ geeft de geschatte coëfficiënt van de onafhankelijke variabele in het volgende regressiemodel: $Y_t = \alpha + \beta X_{t-h} + \varepsilon_t$, waar Y de reizigerskilometer data representeert, X is de onafhankelijke variabele en $\tau = t-h$, waar t staat voor tijd. \bar{R}^2 is de adjusted- R^2 waarde van het model. De asterisks ***, **, en * staan voor significantie op respectievelijk het 1%, 5%, en 10% niveau.

De voorlooptijden zoals hierboven vermeld moeten in acht worden genomen bij de constructie van de composiet index; alle variabelen moeten in tijd verschoven worden zodat ze allen op hetzelfde moment een omslagpunt aangeven. Immers, een signaal voor een toekomstig zelfde omslagpunt zal zich in de AEX-variabele eerder manifesteren dan in de variabele betreffende uitzendbureaus. Om ervoor te zorgen dat alle signalen op hetzelfde moment dezelfde kant uit gaan, worden variabelen in tijd verschoven en qua timing aangepast aan de variabele met de kortste voorlooptijd. Het gevolg is echter dat de vroegcyclische index als totaal pas een volledig signaal afgeeft op het moment dat de variabele met de *kortste* voorlooptijd beschikbaar is. Gezien het feit dat dan een groot deel van eerdere data verloren gaat, kunnen we op basis van sterk voorlopende variabelen ook een voortijdige indicator samenstellen, gebaseerd op de subselectie van variabelen uit Tabel 1, die een voorlooptijd hebben van een jaar of meer.

Dit resulteert in een 'volledige' vroegcyclische index met een voorlooptijd van 4 maanden ("korte termijn") en een 'voortijdige' vroegcyclische index met een voorlooptijd van 12 maanden ("lange termijn"). Hierbij dient aangemerkt te worden dat de volledige index een hogere correlatie vertoont ten opzichte van de reizigerskilometer data dan de voortijdige index. Uiteraard kan dit verklaard worden door het feit dat niet alle relevante data opgenomen is in de voortijdige index.

De relatie tussen voorspelkracht en voorlooptijd kan schematisch worden weergegeven, zie Figuur 2.



Figuur 2: Schematische afweging tussen voorlooptijd en voorspelkracht

In zowel de volledige als de voortijdige vroegcyclische indicatoren is het van belang een aantal variabelen te selecteren dat representatief is voor een groot deel van de (macro)economie, dit om zoveel mogelijk signalen uit verschillende sectoren op te kunnen vangen. Daarnaast is het belangrijk niet te veel gewicht te geven aan een enkele sector. Teneinde signalen uit andere sectoren niet te overstemmen, hebben alle variabelen gelijke gewichten gekregen in de index; deze gewichten staan vast en variëren niet over tijd.

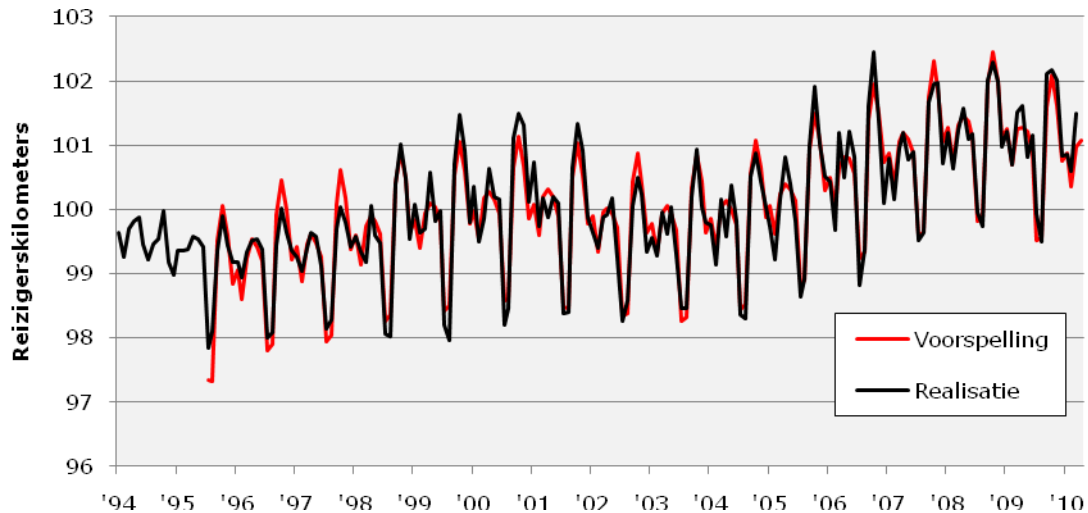
3. Empirische methoden en resultaten

Zoals eerder vernoemd is het probleem van voorspellen met behulp van een vroegcyclische indicator tweeledig. Het eerste deel van het probleem, de selectie van variabelen en constructie van de composiet index, is in de vorige sectie behandeld. Echter, een vroegcyclische indicator is nutteloos zonder methode om signalen systematisch te interpreteren en om te zetten naar concrete prognoses. Met andere woorden, *"a leading indicator is only as good as the rule which interprets its movement"* (Lahiri & Wang, 1994, p. 246). Deze sectie ontwikkelt hiertoe diverse econometrische modellen. De keuze van het model hangt af van de aard van de voorspelling; sommige modellen zijn beter geschikt voor het voorspellen van omslagpunten of van de duur van een crisis, andere zijn meer geschikt voor voorspellen van aantallen. Zie ook Marcellino (2005) voor een overzicht.

3.1 OLS tijdreeksen model

De eerste model specificatie voor interpretatie van signalen van de vroegcyclische index is een simpel tijdreeksen model, dat wordt geschat als een *Ordinary Least Squares* [OLS] regressie model. Hierbij worden van alle verklarende variabelen de waarden van h maanden geleden gebruikt, waar h wederom voorlooptijd is. Het voordeel van dit model is de grote mate van transparantie en het gemak waarmee het model na te bouwen of aan te passen is. Een nadeel in de context van onze studie is echter het feit dat het model een aantal reizigerskilometers voorspelt in plaats van een omslagpunt, terwijl we in eerste instantie naar dit laatste op zoek zijn. Ten tweede wordt in dit model

aangenomen dat de verklarende variabelen van het model onderling niet gecorreleerd zijn; als dit wel zo is is het model multicollineair. De aanname dat verklarende variabelen niet gecorreleerd zijn, is zeker voor macroeconomische grootheden, zoals gebruikt in de huidige studie, onwaarschijnlijk.

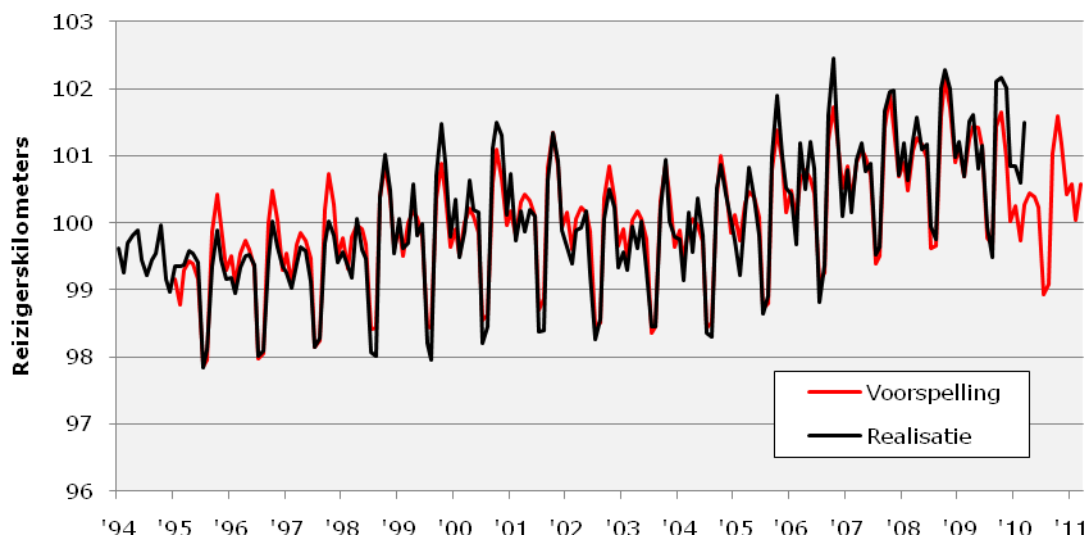


Figuur 3: Realisaties en voorspellingen van vervoersvraag op basis van volledige vroegcyclische indicator met OLS tijdreeksen model

Het model wordt geschat voor zowel de volledige vroegcyclische index als voor de voortijdige index. Hieruit blijkt dat de voorspelfouten (gemeten als Mean Absolute Percent Error [MAPE], ofwel de relatieve gemiddelde absolute voorspelfout) van het model over het algemeen relatief klein zijn, waarbij opvalt dat voorspelfouten van het model met de voortijdige index groter zijn dan de voorspelfouten met de volledige index. Voorspelfouten zijn van de orde van grootte van maximaal 1%. Ter vergelijking, als duimregel stelt Lewis (1982) dat een prognosemodel met MAPE scores van onder de 20% als een goed prognosemodel aangemerkt kan worden. Zie Figuur 3 voor de resulterende voorspellingen.

3.2 Vector Autoregressief model

Het tweede model is een zogenaamd *Vector Autoregressief* [VAR] model. Dit model wordt veel gebruikt in combinatie met de vroegcyclische indicator (zie bijvoorbeeld Neftci, 1979; Wecker, 1979; Auerbach, 1982; Camacho & Perez-Quiros, 2002). Een VAR model schat de huidige waarde van elke verklaarde variabele in op basis van realisaties van *alle* andere variabelen. Hierbij moge het duidelijk zijn dat de voorspelling dus in feite slechts geldig is voor één periode vooruit. Vervolgens kan de voorspelling voor één periode vooruit dan als input gebruikt worden voor de voorspelling voor twee perioden vooruit, etcetera. Het voordeel ten opzichte van het tijdreeksen model is dat multicollineariteit geen probleem is voor een VAR model aangezien alle variabelen als functies van elkaar worden geschat. Zeker voor een studie als deze, waarin veel macroeconomische grootheden worden gebruikt, kan een VAR model dus grote voordelen bieden.



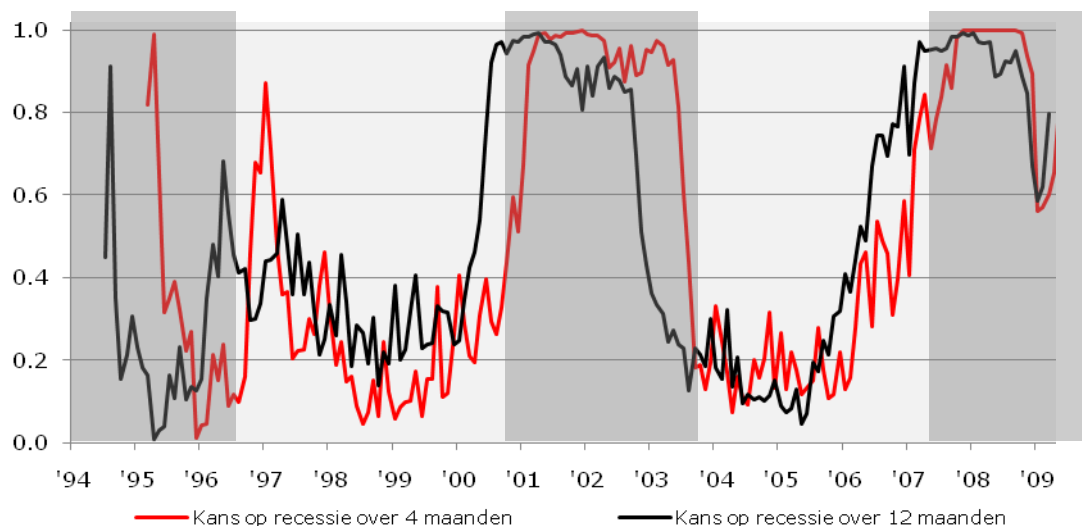
Figuur 4: Realisaties en voorspellingen van vervoersvraag op basis van voortijdige vroegcyclische indicator met VAR model

Het VAR model wordt, net als het tijdreeksen model, geschat voor de volledige vroegcyclische index en de voortijdige vroegcyclische index. Het verschil tussen voorspelfouten van het model voor lange termijn en voor korte termijn is een stuk kleiner dan het geval was bij het tijdreeksen model. Ook voor het VAR model zijn alle voorspelfouten kleiner dan 1%. Zie Figuur 4 voor het resultaat.

3.3 Logit model

Het laatste model dat wordt gebruikt is een Logit model. Diverse studies hebben uitgewezen dat een Logit model gecombineerd met een vroegcyclische indicator goede macroeconomische voorspellingen genereren; zie bijvoorbeeld Estrella en Mishkin (1998), Birchenhall, *et al.* (1999), Birchenhall, *et al.* (2000) en Estrella, *et al.* (2003). Het Logit model gebruikt een binaire (0/1) afhankelijke variabele. Hiertoe is de tijdreeks betreffende reizigerskilometers verdeeld in perioden van recessie ($Y=1$) en perioden van expansie ($Y=0$). We benadrukken dat de term 'recessie' in dit paper alleen slaat op een periode van neergang in vervoersvraag en dat dit los staat van de macroeconomische connotatie die de term oproept.

Normaal gesproken genereert een Logit model op basis van de input de kans dat er op dat moment een recessie is. Gezien de vroegcyclische aard van de input in ons specifieke geval, is de output van het Logit model in deze de kans op recessie in reizigerskilometers h maanden in de toekomst, met h weer de voorlooptijd van de vroegcyclische index. Aan de hand van een drempelwaarde kan hieruit een voorspelling van het exacte omslagpunt onttrokken worden. Een intuïtieve drempelwaarde is een kans van 0.5; bij kansen boven 0.5 voorspelt men een recessie en bij een kans van kleiner dan of gelijk aan 0.5 voorspelt men een expansie. Figuur 5 laat de kansontwikkeling zien voor zowel de voortijdige als de volledige vroegcyclische index.



Figuur 5: Kans op recessie h maanden in de toekomst, donkere vlakken geven daadwerkelijke recessies weer

De voorspellingen van het Logit model zijn accuraat te noemen met een gemiddelde voorspelfout van ongeveer 0.13.¹ De voorspelfouten gebaseerd op de voortijdige vroegcyclische index zijn nauwelijks groter dan die gebaseerd op de volledige vroegcyclische index. Wanneer we de scores van het model in context plaatsen en vergelijken met die van andere studies, zie hierboven voor enkele voorbeelden, valt op dat de voorspelfouten van ons model hiertussen niet uit de toon vallen en zelfs iets beter dan gemiddeld scoren.

3.4 Vergelijking van de drie modellen

Uit bovenstaande secties valt op te maken dat alle drie modellen sterke en zwakke punten hebben. Voor voorspellingen over de korte termijn (met gebruik van de volledige vroegcyclische index) zijn de voorspelfouten van het OLS tijdreeksen model kleiner dan die van het VAR model.² Het tegenovergestelde is waar voor voorspellingen van de lange termijn (gebruik makend van de voortijdige vroegcyclische index). Deze bevinding is goed te verklaren. Het VAR model gebruikt eerdere voorspellingen als input voor latere voorspellingen. Op de korte termijn kan dit leiden tot een relatief grote mate van onzekerheid en voorspelfouten. Op de langere termijn neemt echter de verklarende waarde van historische realisaties – zoals gebruikt in het OLS tijdreeksen model – af, waardoor stap-voor-stap voorspellingen van relevante data zoals in het VAR model relatief belangrijker worden. Tabel 2 laat de implicaties hiervan zien.

¹ MAPE scores kunnen vanwege de aard van de afhankelijke variabele niet berekend worden; de noemer zou in enkele gevallen de waarde 0 aannemen. In plaats daarvan wordt de *Quadratic Probability Score* [QPS] gebruikt, welke wordt berekend als het gemiddelde van gekwadratiseerde verschillen tussen de kans op recessie en de daadwerkelijke staat van de variabele.

² Hierbij dient te worden bemerkt dat multicollineariteit voor ons model in dit geval geen probleem is vanwege lage correlatie coëfficiënten. Voor de lange termijn kan echter niet aangenomen worden dat correlaties constant blijven, waardoor multicollineariteit een grotere rol van betekenis kan krijgen op lange termijn.

Tabel 2: Geprefereerd model voor verschillende voorspeltermijnen

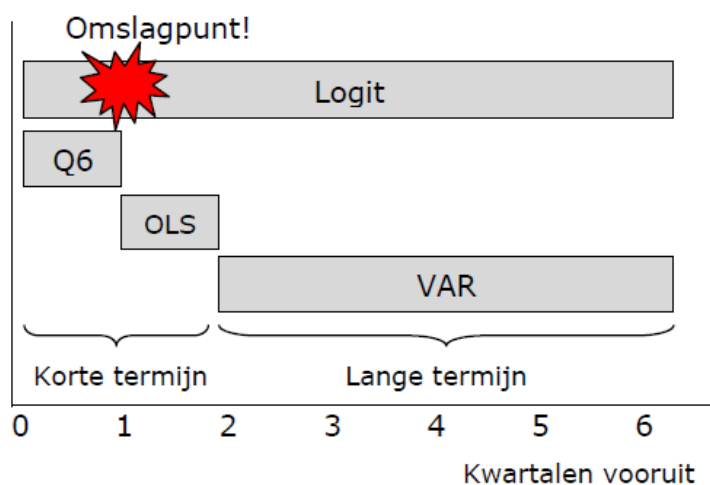
Maanden vooruit	Voorspeltermijn	Geprefereerd model
≤ 4	Kort	OLS tijdreeks model
> 4	Lang	VAR model

Opmerkingen: Lange voorspeltermijn is *meer* dan 4 maanden, waarbij het optimum ligt op 12 maanden (de voorlooptijd van de voortijdige vroegcyclische indicator)

Een nadeel van zowel het OLS model als het VAR model is echter het feit dat deze niet direct toepasbaar zijn voor de voorspelling van omslagpunten. Dit is de specialiteit van het Logit model. Zoals eerder vermeld, is het nadeel van het Logit model echter weer dat het geen indicatie geeft van de ernst van de omslag; voorspellingen van aantallen reizigerskilometers blijven dus nodig. Al met al lijkt een combinatie van de OLS, VAR en Logit modellen de optimale oplossing.

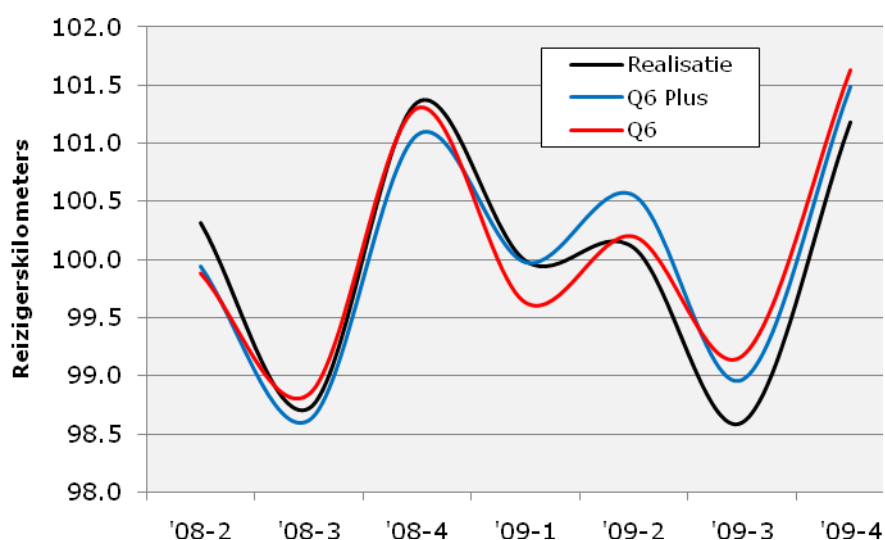
4. Implementatie in bestaande Q6 modellen

Zoals eerder gemeld, is het nieuwe, op de vroegcyclische indicator gebaseerde model geïmplementeerd in het kwartaalprognose model Q6. Een en ander heeft te maken met het onvermogen van Q6 om omslagpunten te voorspellen. Daarom zou, idealiter, Q6 voor de gehele voorspeltermijn gecombineerd worden met het Logit model, waarbij aangemerkt dient te worden dat de Q6 prognoses tot aan het omslagpunt (indien dit wordt voorspeld) geldig blijven, maar vanaf het omslagpunt niet meer geldig zijn. Vanaf dit punt zullen de OLS en VAR modellen het overnemen. De voorspeltermijn bepaalt welk van de twee geprefereerd wordt; de maanden na het omslagpunt die nog tot de korte voorspellingstermijn behoren, worden door het OLS tijdreeksen model geschat. De maanden na het omslagpunt die tot de lange voorspellingstermijn behoren, worden door het VAR model geprognosticeerd. NS noemt dit nieuwe model "Q6 Plus". Figuur 6 geeft een voorbeeld van een voorspelling met Q6 Plus, waarin de samenhang van de verschillende modellen duidelijk is.



Figuur 6: Het nieuwe Q6 Plus prognosemodel en alle submodellen

Om te testen hoe de accuratesse van Q6 Plus zich verhoudt tot het bestaande Q6 model is een directe vergelijking gemaakt. Hiertoe wordt gebruik gemaakt van de Q6 kwartaalprognoses die in mei 2008 zijn opgesteld. Het model wordt geschat voor de gehele periode vanaf 1994 tot en met het eerste kwartaal van 2008. De voorspelperiode bestrijkt vervolgens de periode van het tweede kwartaal van 2008 tot en met het vierde kwartaal van 2009. Dit is een periode waarvoor inmiddels realisaties bekend zijn, maar die in het recente verleden ligt. Het is belangrijk te beseffen dat deze periode *geen* omslagpunt kent. Vandaar dat voor de gehele voorspellingsperiode gebruik wordt gemaakt van de OLS en VAR modellen. Dit is tegenstrijdig met de hierboven gegeven uitleg van het Q6 Plus model, maar noodzakelijk wegens databeperkingen. Figuur 7 laat de voorspellingen van vervoersvraag met behulp van het Q6 model en Q6 Plus model zien, evenals de realisaties.



Figuur 7: Realisaties en voorspellingen van vervoersvraag op basis van het Q6 model en het Q6 Plus model

De voorspelfouten van de twee modellen worden weergegeven in Tabel 3. Zoals te zien is, presteert het Q6 Plus model significant beter dan het oude Q6 model voor deze testperiode wat zich manifesteert in een lagere gemiddelde voorspelfout. Dit zijn veelbelovende resultaten.

Tabel 3: MAPE voorspelfouten van het Q6 model en het Q6 Plus model (in %)

Prognosemodel	MAPE
Q6	3.9745
Q6 Plus	2.6219

5. Conclusies en aanbevelingen

In dit paper is een nieuw prognosemodel ontwikkeld, genaamd Q6 Plus. Het nieuwe prognosemodel is gebaseerd op een vroegcyclische indicator. Dit is een beproefde methode op het vlak van conjunctuur prognoses. Vanwege het feit dat NS vervoersvraag sterk samenhangt met macroeconomische ontwikkelingen en hier normaliter enige tijd op achterloopt, wordt verondersteld dat de vroegcyclische indicator een zinvolle basis is voor een nieuwe prognosemethodiek. De nieuwe prognosemethodiek dient als aanvulling op het bestaande kwartaalprognose model Q6, aangezien deze laatste niet in staat is omslagpunten in reizigerkilometer data te prognosticeren. Het nieuwe model maakt onderscheid in verschillende kaartsoorten. Echter, om het paper beknopt te houden, worden alleen resultaten van totale vervoersvraag besproken. Bevindingen van de verschillende kaartsoorten zijn vergelijkbaar met de bevindingen van totaal vervoer. Het nieuwe Q6 Plus model integreert het nieuwe model gebaseerd op een vroegcyclische indicator met het bestaande Q6 model. In het nieuwe model is gezocht naar een optimale samenhang tussen de specialiteiten van de verschillende submodellen. Het nieuwe prognosemodel is in staat gebleken toekomstige vervoersvraag op zeer accurate wijze te voorspellen. De gemiddelde voorspelfout van het Q6 Plus model is daarbij significant kleiner dan van het oude Q6 model.

De resultaten van het Q6 Plus model worden concreet gebruikt als beleidsinstrument in diverse beleidsgebieden, waaronder marketing actie en materieel inzet. Hiermee speelt NS pro-actief in op wensen van de klant en haar eigen ondernemingsdoelstellingen.

Voor verder onderzoek zou het allereerst interessant zijn te bekijken hoe de resultaten van de nieuwe methodiek optimaal gebruikt kunnen worden; het Q6 Plus model is een goede stap in de juiste richting, maar wellicht zijn verdere verbeteringen met behoud van de methodiek nog mogelijk. Vanuit empirisch oogpunt kan het daarnaast interessant zijn een flexibele relatie tussen de verschillende variabelen toe te staan. Immers, de economie is continu in beweging, waarbij het niet ondenkbaar is dat bepaalde sectoren over tijd een belangrijkere rol krijgen in het ontstaan van recessies óf in de voorspelling van recessies. Idealiter zouden deze sectoren dus meer gewicht moeten krijgen in de vroegcyclische index. In de huidige index zijn gewichten gelijk verdeeld en vastgezet.

Los van een flexibele relatie tussen vroegcyclische variabelen onderling is het ook interessant de relatie tussen de vroegcyclische index en de voorspelde vervoersvraag flexibel te laten verlopen, bijvoorbeeld afhankelijk van de staat in de conjunctuur. Er is bewijs voor een asymmetrische relatie tussen de conjunctuur en vroegcyclische indicatoren (Neftci, 1984; Segers, 2009: Hoofdstuk 4 en 5).

Daarnaast zouden meer gedetailleerde prognoses van hoge praktische waarde kunnen zijn, bijvoorbeeld prognoses op corridorniveau of met onderscheid tussen spits en dal. Desalniettemin biedt het onderscheid in kaartsoorten hier al enig inzicht in. Bijvoorbeeld, een geprognosticeerde toename in forensen zal zich met name manifesteren in de spits, terwijl een toename van losse kaartverkoop een gelijkmatigere verdeling over de dag zal vertonen.

Al met al laat NS door initiatieven als de constructie van het Q6 Plus model zien continu in te spelen op ontwikkelingen in de academische wereld. Met behulp van geavanceerde

technologieën worden bestaande modellen voortdurend verbeterd. Daarnaast wordt bestaande kennis en kunde op nieuwe manieren toegepast. Geconcretiseerde resultaten worden binnen NS actief uitgedragen om de mogelijkheid te bieden zich vroegtijdig aan te kunnen passen aan nieuwe ontwikkelingen, of om deze – indien nodig – tijdig het hoofd te kunnen bieden.

Referenties

- Auerbach, A.J. (1982). The index of leading indicators: "Measurement without theory" thirty-five years later. *Review of Economics and Statistics*, 64, pp. 589-595.
- Birchenhall, C.R., Jessen, H., Osborn, D.R. & Simpson, P. (1999). Predicting US business cycle regimes. *Journal of Business and Economic Statistics*, 17 (3), pp. 313-323.
- Birchenhall, C.R., Osborn, D.R. & Sensier, M. (2000). Predicting UK business cycle regimes. *Centre for Growth and Business Cycle Research Working Paper*.
- Camacho, M. & Perez-Quiros, G. (2002). This is what the leading indicators lead. *Journal of Applied Econometrics*, 17 (1), pp. 61-80.
- Estrella, A. & Mishkin, F.S. (1998). Predicting U.S. recessions: financial variables as leading indicators. *Review of Economics and Statistics*, 80, pp. 45-61.
- Estrella, A., Rodrigues, A.P. & Schich, S. (2003). How stable is the predictive power of the yield curve? Evidence from Germany and the United States. *Review of Economics and Statistics*, 85 (3), pp. 629-644.
- Keizer, B. de, Vries, B. de, Bruyn, M. de (2009). Nieuw prognosemodel "De Kast" als beleidsinstrument. In: Colloquium Vervoersplanologisch Speurwerk, *Nietsdoen, ietsdoen en de effectiviteit van beleid*. Antwerpen, 19-20 November 2009.
- Lahiri, K. & Moore, G.H., eds. (1991). *Leading economic indicators: new approaches and forecasting records*. Cambridge, UK: Cambridge University Press.
- Lahiri, K. & Wang, J.G. (1994). Predicting cyclical turning points with leading index in a Markov switching model. *Journal of Forecasting*, 13, pp. 245-263.
- Lewis, C.D. (1982). *Industrial and business forecasting methods: a practical guide to exponential smoothing and curve fitting*. London: Butterworth Scientific.
- Marcellino, M. (2005). Leading indicators: What have we learned?. *IGIER Working Paper Series, Working Paper No. 286*.
- Mitchell, W.C. & Burns, A.F. (1938). Statistical indicators of cyclical revivals. *NBER Bulletin No.69*.
- Moore, G.H., ed. (1961). *Business Cycle Indicators*. Princeton University Press.
- Moore, G.H. & Shiskin, J. (1967). *Indicators of business expansions and contractions*. New York: National Bureau of Economic Research, NBER Books.
- Neftci, S.N. (1979). Lead-lag relations, exogeneity and prediction of economic time series. *Econometrica*, 47 (1), pp. 101-113.
- Neftci, S.N. (1984). Are economic time series asymmetric over the business cycle?. *The Journal of Political Economy*, 92 (2), pp. 307-328.
- Segers, R. (2009). Advances in monitoring the economy. *Tinbergen Institute Research Series No. 446*.
- Wecker, W.E. (1979). Predicting the turning points of a time series. *The Journal of Business*, 52, pp. 35-50.