



Koninklijk Nederlands  
Meteorologisch Instituut  
*Ministerie van Infrastructuur en Milieu*

# Vergelijkende verificatie van neerslagverwachtingen van de modellen HARMONIE, HIRLAM en ECMWF

Nicolien Hooijman

KNMI Internal Report IR-2014-09





KONINKLIJK  
NEDERLANDS  
METEOROLOGISCH  
INSTITUUT

## VERGELIJKENDE VERIFICATIE VAN NEERSLAGVERWACHTINGEN VAN DE MODELLEN HARMONIE, HIRLAM EN ECMWF

Stage coördinator: K.J. Wieringa

Docent begeleider: K.P. Boonstra

Begeleiding KNMI: M. Schmeits, E. van der Plas en K. Kok

Opleiding: Bedrijfskunde (NHL Hogeschool Leeuwarden)

Startjaar studie: september 2011

Stageperiode: 03-02-2014 tot 20-06-2014

Afdeling: Weer Onderzoek (KNMI)

Stagiaire: Nicolien Hooijman

Samenvatting in één zin: Een onderzoeksrapport waarin de neerslagverwachtingen van verschillende numerieke weermodellen onderling worden vergeleken.

## Samenvatting

Om aan de behoefte van een duidelijk beeld over de prestaties van de verschillende weersverwachtingmodellen te kunnen voorzien, is een vergelijkende verificatie van neerslagverwachtingen van de modellen HARMONIE, HIRLAM en ECMWF uitgevoerd. Omdat hierbij modellen met verschillende resoluties vergeleken worden, is gekozen voor de methode beschreven door Kok et al (2008). Hierbij wordt voor ieder model een 'extended' logistische regressievergelijking afgeleid voor de verwachtingstijden +6/+9/+12/+18 voor zowel de 0 UTC run als mede de 12 UTC run over de neerslagdrempels van 0.3 mm, 1.0 mm en 2.0 mm. De predictand is de 3 uur geaccumuleerde gemiddelde neerslag in een cirkel met een straal van 5, 10 of 25 km om de weerstations op de Nederlandse luchthavens Eelde, Eindhoven, De Kooy, Maastricht, Schiphol en Volkel. Er is gebruik gemaakt van beschikbare data in de periode van februari 2012 t/m oktober 2013. Er is een 'zomer' periode gedefinieerd welke loopt van april t/m oktober, onder 'winter' worden de maanden november t/m maart verstaan. Voor beide seizoenen is een vergelijkende verificatie uitgevoerd. De logistische regressievergelijkingen zijn afgeleid op de eerste 20 dagen van de maanden in de desbetreffende periode. Vervolgens is de vergelijkende verificatie uitgevoerd aan de hand van deze vergelijking op de laatste 10/11 dagen van de desbetreffende maanden. De resultaten zijn vergeleken aan de hand van de Brier Skill Score.

De volgende conclusies zijn getrokken uit de vergelijkende verificatie van de zomerdata. Uit de verificatie is geconcludeerd dat het ECMWF model een betere verwachting geeft bij lagere neerslagdrempels. HARMONIE lijkt een iets betere neerslagverwachting te geven bij hogere neerslagdrempels. Al hebben alle modellen bij een verificatie bij een hogere neerslagdrempel (2.0 mm/3 h) hier weinig tot geen skill en kan men de significantie van dit verschil in twijfel trekken. Het weersverwachtingsmodel HIRLAM presteert minder goed in de zomer bij de 0 UTC run in vergelijking tot de andere modellen.

In de winter kunnen de modellen gemakkelijker neerslag voorspellen. Bovendien zijn de modellen ECMWF, HIRLAM en HARMONIE hier vergelijkbaar in Brier Skill Scores.

Vaak worden grootschalige predictoren gekozen voor de logistische regressievergelijking bij alle modellen. Bij een perfect model zou je verwachten dat wanneer je de gemiddelde neerslag in een cirkel met een straal van 25 km verifieert de beste voorspeller hiervoor de gemiddelde neerslag in een cirkel met een straal van 25 km van het model zou zijn, echter er wordt vaak de gemiddelde neerslag in een cirkel met een straal van 100 km als eerste predictor gekozen. Dit geeft aan dat de modellen moeite hebben met neerslagverwachtingen.

# Inhoudsopgave

<b>SAMENVATTING</b> .....	<b>2</b>
<b>1. INLEIDING</b> .....	<b>4</b>
<b>2. KEUZE VERIFICATIEMETHODE</b> .....	<b>5</b>
<b>3. THEORIE</b> .....	<b>5</b>
3.1 WEERSVERWACHTINGSMODELLEN .....	5
3.1.1 ECMWF.....	5
3.1.2 HIRLAM.....	6
3.1.3 HARMONIE .....	6
3.2 VERIFICATIEMETHODE .....	7
3.2.1 <i>Predictand</i> .....	7
3.2.2 <i>Predictoren</i> .....	7
3.2.3 <i>Logistische regressie</i> .....	8
3.2.3.1 Logistisch regressiemodel .....	8
3.2.3.2 Extended logistisch regressiemodel .....	9
3.2.3.3 Nauwkeurigheid van de fit van de logistische regressie .....	11
Likelihood .....	11
AIC .....	11
3.2.4 <i>Verificatiematen</i> .....	12
3.2.4.1 Brier Score .....	12
3.2.4.2 Reliability diagrammen.....	13
<b>4. DATA</b> .....	<b>15</b>
4.1 PREDICTAND .....	15
4.2 POTENTIËLE PREDICTOREN .....	16
4.3 TOEPASSING .....	21
<b>5. RESULTATEN</b> .....	<b>22</b>
5.1 ZOMER .....	22
5.1.1 <i>Alle neerslagdrempels</i> .....	22
5.1.2 <i>Neerslagdrempel 0.3 mm/3 h</i> .....	24
5.1.3 <i>Neerslagdrempel 1.0 mm/3 h</i> .....	27
5.1.4 <i>Neerslagdrempel 2.0 mm/3 h</i> .....	28
5.1.5 <i>Geselecteerde predictoren</i> .....	30
5.2 WINTER.....	32
5.2.1 <i>Alle drempels</i> .....	32
5.2.2 <i>Geselecteerde predictoren</i> .....	33
<b>6. CONCLUSIES</b> .....	<b>35</b>
<b>7. DISCUSSIE</b> .....	<b>36</b>
<b>8. AANBEVELINGEN</b> .....	<b>37</b>
<b>9. BIBLIOGRAFIE</b> .....	<b>38</b>
<b>10. BIJLAGEN</b> .....	<b>39</b>
10.1 BIJLAGE 1: ZOMER DREMPEL 1.0 MM/3 H.....	39
10.2 BIJLAGE 2: ZOMER DREMPEL 2.0 MM/3 H.....	42
10.3 BIJLAGE 3: WINTER .....	44

## 1. Inleiding

Dit rapport bevat het resultaat van een onderzoek dat is gedaan in opdracht van het Koninklijk Nederlands Meteorologisch Instituut, in het vervolg KNMI genoemd. Het onderzoek betreft een vergelijkende verificatie van neerslagverwachtingen tussen de modellen HARMONIE, HIRLAM en ECMWF. Aanleiding tot dit onderzoek was de vraag naar vergelijkende kwaliteitsanalyse van de modellen. De verificatie is uitgevoerd aan de hand van de weersverwachtingsmodellen die in de periode van 01-02-2012 tot 01-08-2013 operationeel gebruikt werden op het KNMI. In het hieropvolgende hoofdstuk wordt de keuze voor de verificatiemethode toegelicht. Vervolgens wordt de theorie die is gebruikt bij de verificatie uitgelegd. Daarna wordt er een hoofdstuk besteed aan de gebruikte data. In hoofdstuk 5 treft u de resultaten uit het onderzoek aan. Dit hoofdstuk wordt gevolgd door de hoofdstukken die achtereenvolgens de conclusies, discussie en aanbevelingen bevatten. Hoofdstuk 9 bevat de literatuurlijst. Als laatste treft u de drie bijlagen van dit rapport aan.

## 2. Keuze verificatiemethode

Een standaard verificatiemethode is het puntsgewijs vergelijken van neerslagverwachtingen van de modellen. Hierbij treedt double penalty op. Double penalty houdt in dat een model dubbel wordt afgestraft voor een foutieve verwachting. Dit vindt plaats als een model buien niet helemaal op de goede plaats verwacht. Het punt A waar de bui is gevallen, maar het model deze niet had verwacht, wordt als een foute verwachting gerekend en punt B (net naast punt A), waar het model de bui had verwacht maar deze niet is gevallen, wordt ook als een foute verwachting gerekend. Een model dat helemaal geen neerslag had verwacht op de punten A en B zou op deze manier beter verifiëren dan het model dat wel de buien verwacht maar niet helemaal op de goede plaats. Toch zit in de eerste verwachting waarbij de bui niet helemaal op de goede plek verwacht wordt meer informatie. De vraag is wel hoe ver een bui verwijderd mag zijn van de goede plek om nog waarde te hebben. In dit onderzoek is dan ook gezocht en gebruik gemaakt van een verificatiemethode die ook informatie naast het te verifiëren punt gebruikt, en de nadelen van double penalty zoveel mogelijk uit de weg probeert te gaan. De gebruikte methode in dit onderzoek, zoekt op een objectieve manier door middel van statistiek om de informatie-inhoud van de drie modellen te kwantificeren en deze dan onderling te vergelijken. Deze methode wordt in het volgende hoofdstuk uitgelegd.

## 3. Theorie

Dit hoofdstuk bevat informatie over zowel de weersverwachtingsmodellen als de gebruikte verificatiemethode. De eerste paragraaf zal gaan over de verschillende weersverwachtingsmodellen. Daarna zal theorie volgen over de verificatiemethode.

### 3.1 Weersverwachtingsmodellen

Weersverwachtingsmodellen (ook wel weermodellen genoemd) zijn ontwikkeld om de meteorologen te ondersteunen bij het maken van een weersverwachting. Een model omvat een berekenwijze die aan de hand van natuurkundige wetten nagaat welke veranderingen in het weer te verwachten zijn en aan de hand daarvan een prognose genereert. Voordat deze berekeningen worden uitgevoerd wordt eerst data verzameld waaruit de begintoestand wordt gecreëerd. De data die wordt verzameld bestaat uit recente meetgegevens over onder andere de wind, luchtdruk, temperatuur en luchtvochtigheid voor een groot aantal verschillende plaatsen en hoogtes in de atmosfeer. Het KNMI beschikt over drie weersverwachtingsmodellen die in de komende subparagrafen worden toegelicht.

#### 3.1.1 ECMWF

ECMWF (voluit: The European Centre for Medium-Range Weather Forecasts, in het Nederlands: Europees Centrum voor Weersverwachtingen op Middellange termijn) is een intergouvernementele organisatie die wordt ondersteund door 34 lidstaten. Het ECMWF is gevestigd in Reading in het Verenigd Koninkrijk en is in 1975 opgericht door twintig Europese lidstaten, waaronder Nederland. De organisatie is in het bezit van een wereldwijd weermodel en verstrekt de uitvoer hiervan aan zijn lidstaten. Het weermodel van ECMWF (dat in het vervolg van het verslag wordt aangeduid met ECMWF) heeft een ruimtelijke schaal van 15 bij 15 kilometer. De prognoses van het ECMWF model worden gemaakt in prognosestappen van een kwartier. Voor de eerste 'stap' wordt de begintoestand ingelezen, voor de daaropvolgende prognosestappen van een kwartier wordt als begintoestand de vorige prognose gebruikt.

### 3.1.2 HIRLAM

HIRLAM (High Resolution Limited Area Model) is een onderzoekssamenwerking van tien Europese meteorologische instituten sinds 1985. Het KNMI is één van de meteorologische instituten die meedoet in deze onderzoekssamenwerking. Het is opgezet om een numeriek weermodel op een beperkt gebied te ontwikkelen en te onderhouden voor operationeel gebruik door de deelnemende instituten. Het weermodel van HIRLAM (in het vervolg ook wel HIRLAM genoemd) bestrijkt Europa en een deel van de Atlantische oceaan (zie figuur 1). De verificatie in dit onderzoek is gebaseerd op het HIRLAM model met een ruimtelijke resolutie van 11 bij 11 kilometer. Doordat HIRLAM alleen Europa en de Atlantische oceaan bestrijkt wordt aan de randen van het model informatie uit ECMWF ingelezen. HIRLAM kan prognoses doen tot 48 uur vooruit, voor prognoses langer dan 48 vooruit mist het HIRLAM model de wereldwijde gegevens en prognoses. Weerontwikkelingen op duizenden kilometers afstand kunnen na een paar dagen namelijk al van invloed zijn op het weer in Europa.

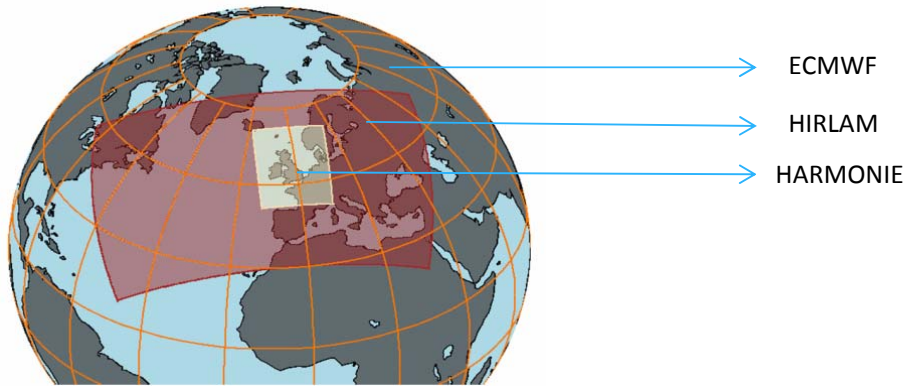
### 3.1.3 HARMONIE

HARMONIE (Hirlam Aladin Regional Mesoscale Operational NWP In Europe) is opgezet in samenwerking tussen HIRLAM en ALADIN in 2004/2005. Het doel hierbij was een weersverwachtingsmodel (HARMONIE) te ontwikkelen met een ruimtelijke schaal van 1 km bij 1 km. Tot nu toe is het gelukt om de schaal omlaag te brengen naar een ruimtelijke resolutie van 2,5 bij 2,5 km. HARMONIE draait nu operationeel op het KNMI. HARMONIE maakt een verwachting op een beperkt gebied (alleen een gedeelte van Europa) en wordt aan de zijkanten gevoed door ECMWF of HIRLAM. Voor de verificatie van het HARMONIE model is gekozen voor model versie 36; dit model wordt gevoed door HIRLAM aan de zijkanten van het model. Men verwacht dat HARMONIE betere weersverwachtingen kan genereren dan HIRLAM met name door de hogere resolutie. Hierdoor zouden kleinschalige processen zoals convectie<sup>1</sup> beter kunnen worden beschreven en worden meegenomen in de weersverwachting van het model.

---

<sup>1</sup> Convectie: Het lokaal opstijgen van lucht door dichtheidsverschillen tussen de opstijgende lucht en de omgevingslucht.





Figuur 1. Globe met de daarop aangegeven dekking van de weermodellen ECMWF, HIRLAM en HARMONIE (Uit [http://www.knmi.nl/samenw/impact/activiteiten/presentaties/harmonie\\_exp.pdf](http://www.knmi.nl/samenw/impact/activiteiten/presentaties/harmonie_exp.pdf)).

## 3.2 Verificatiemethode

In deze paragraaf worden enkele benodigde theorieën besproken met betrekking tot de uitgevoerde verificatie. De opzet van het 'extended' logistisch regressiemodel zal hier stap voor stap worden uitgelegd. Tot slot zullen er ook enkele paragrafen volgen met informatie over de maatstaven die zijn gebruikt voor het vergelijken van de uitkomsten.

### 3.2.1 Predictand

De predictand is de grootte waaraan het model wordt getest. Aan de hand van variabelen wordt dan geprobeerd de predictand zo goed mogelijk te benaderen. De predictand is bijvoorbeeld de gevallen neerslag in een bepaald gebied. Het betreft hier een ratio<sup>2</sup> variabele en wordt voor de verificatiemethode die in dit onderzoek is toegepast omgezet in een binaire<sup>3</sup> variabele. Deze omzetting gebeurt aan de hand van een drempelwaarde. Is de predictand hoger dan deze drempelwaarde dan wordt de binaire predictand één, is de predictand kleiner dan de drempelwaarde dan wordt de binaire predictand nul.

### 3.2.2 Predictoren

<sup>2</sup> Ratio variabele: is een variabele op ratio schaal wat inhoudt dat dit een continue variabele betreft met nulpunt waardoor berekeningen met deze variabele zoals optellen, aftrekken en vermenigvuldigen betekenis hebben.

<sup>3</sup> Binaire variabele (ook wel dummy variabele genoemd): is een variabele die veel in computers wordt gebruikt en alleen een waarde nul of één aanneemt.

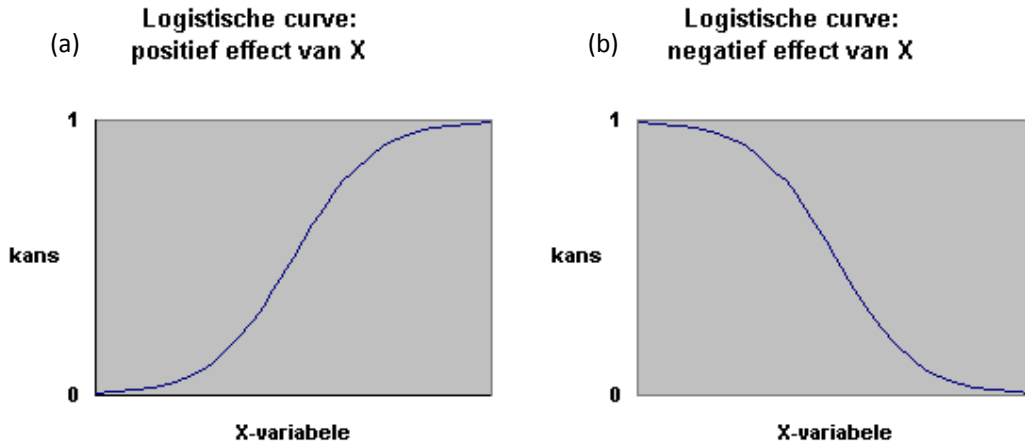
De predictoren zijn de voorspellende variabelen; deze worden afgeleid uit de modeluitvoer. Meer informatie over de potentiële predictoren die in dit onderzoek zijn gebruikt is te vinden in hoofdstuk 4.2 waar ook de volledige lijst met potentiële predictoren is te vinden.

### 3.2.3 Logistische regressie

De verificatiemethode die in dit onderzoek is toegepast is gebaseerd op logistische regressie. Het logistisch model is geïntroduceerd in 1944 door Joseph Berkson. In 1949 is deze term overgenomen door G.A. Barnard welke deze had gebruikt voor het formuleren van log-odds. In 2009 is door Daniel S. Wilks een nieuwe vorm van logistische regressie bedacht, namelijk extended logistic regression. In de eerste hieropvolgende subparagraaf zal de ‘gewone’ logistische regressie (Wilks, 2006) worden besproken, waarna vervolgens ‘extended’ logistische regressie (Wilks, 2009) zal worden uitgelegd. Deze paragraaf sluit af met nog enkele veelgebruikte maatstaven bij logistische regressie.

#### 3.2.3.1 Logistisch regressiemodel

Een logistisch regressiemodel is een kansverwachtingsmodel waarbij de kans op een bepaalde gebeurtenis ( $P$ ) zich niet lineair vormt maar zich beweegt over een logistische curve, zoals te zien is in figuur 2. Op de x-as wordt de waarde van de predictor weergegeven en op de y-as de kans op een bepaalde gebeurtenis ( $P$ ) voor die waarde van de predictor. De grafiek vertoont twee horizontale asymptoten, bij  $y = 0$  en bij  $y = 1$ . Door de afbakening van de asymptoten kan de kans ( $P$ ) nooit nul of één worden, wat ook overeenkomt met de realiteit. Verder is te zien dat bij figuur 2a er een positief verband bestaat tussen de predictor en predictand. Dit houdt in dat bij een hogere waarde van de predictor de kans op het voorkomen van een bepaalde gebeurtenis ( $P$ ) groter wordt. In figuur 2b is een negatief verband weergegeven, waarbij het optreden van een hoge predictorwaarde zorgt voor een kleine kans op het optreden van de gebeurtenis.



Figuur 2. Logistische regressiecurves (Uit Sieben, 2002). Op de y-as de kansen op de x-as de predictor. Links toont een positief verband, rechts een negatief verband.

Hoe sterker het verband tussen de predictand en de predictor hoe steiler de helling van de curve tussen de twee asymptoten. Deze lijn zal echter nooit verticaal lopen.

De kans op het optreden van een gebeurtenis ( $P$ ) aan de hand van een logistisch verband is gegeven middels de volgende formule:

$$P = \frac{e^{(b_0 + b_1 * x_1 + \dots + b_k * x_k)}}{1 + e^{(b_0 + b_1 * x_1 + \dots + b_k * x_k)}} = \frac{1}{1 + e^{(-b_0 - b_1 * x_1 - \dots - b_k * x_k)}}$$

$$\ln\left(\frac{P}{1 - P}\right) = b_0 + b_1 * x_1 + \dots + b_k * x_k$$

In deze formule zijn  $x_i$  voor  $i = (1, 2, \dots, k)$  de verschillende predictoren en  $b_i$  de bijbehorende regressiecoëfficiënten. In de formule is  $b_0$  niet gekoppeld aan een predictorwaarde en dit is de waarde als alle predictoren gelijk aan nul zijn. Hoe dichter bij nul  $e^{(b_0 + b_1 * x_1 + \dots + b_k * x_k)}$  is hoe kleiner de kans op een gebeurtenis en omgekeerd, hoe groter  $e^{(b_0 + b_1 * x_1 + \dots + b_k * x_k)}$  is, hoe dichter de kans van het optreden van de gebeurtenis bij één komt te liggen.

### 3.2.3.2 Extended logistisch regressiemodel

In dit onderzoek wordt neerslagverificatie gedaan voor verscheidene neerslagdrempels. Indien men voor elk van deze drempelwaarden een aparte logistische regressievergelijking opstelt aan de hand van predictoren, dan bestaat de kans dat je regressievergelijkingen creëert, waarbij de kans op het overschrijden van een hogere neerslagdrempel groter is dan de kans op het overschrijden van een lagere neerslagdrempel. Dit is natuurlijk strijdig. Wilks (2009) heeft hiervoor een oplossing bedacht, door in de logistische regressievergelijking een functie van de drempelwaarde op te nemen. De formule wordt hieronder weergegeven:

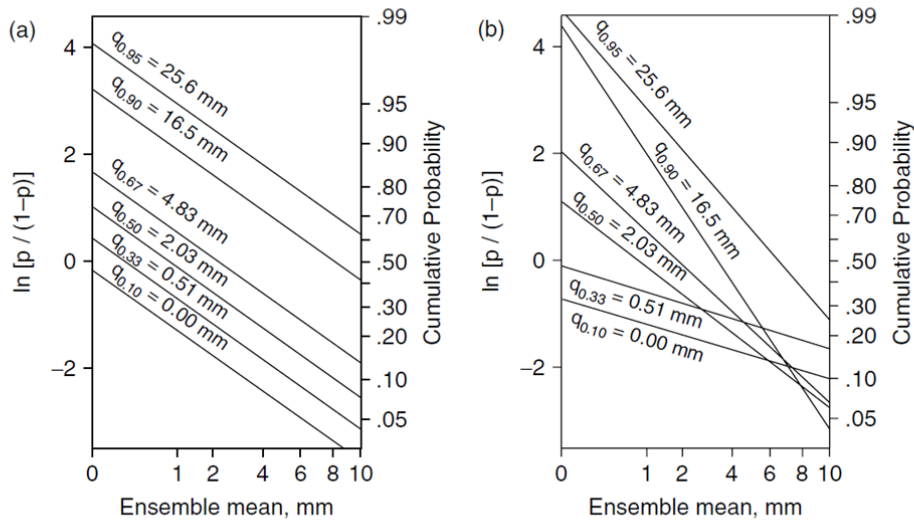
$$p(q) = \frac{e^{[f(x) + g(q)]}}{1 + e^{[f(x) + g(q)]}}$$

$$\ln \left[ \frac{p(q)}{1-p(q)} \right] = f(x) + g(q)$$

$$\ln \left[ \frac{p(q)}{1-p(q)} \right] = b_0 + g(q) + b_1 * x_1 + b_2 * x_2 + \dots + b_k * x_k$$

In deze formule is  $p(q)$  de kans op het overschrijden van de drempelwaarde  $q$ ,  $f(x) = b_0 + b_1 * x_1 + \dots + b_k * x_k$  waarbij  $x_i$  voor  $i = (1, 2, \dots, k)$  de verschillende predictoren zijn en  $b_i$  de regressiecoëfficiënten. Bij extended logistische regressie is  $g(q)$  toegevoegd ten opzichte van de 'gewone' logistische regressie.  $g(q)$  is een functie van de drempelwaarde en zou gedefinieerd kunnen worden als :  $g(q) = a * q^c$ , waarbij  $a$  en  $c$  constanten zijn. Indien er in de logistische regressievergelijking een functie wordt opgenomen die afhankelijk is van de drempelwaarde, lopen de kans-curves van deze logistische regressie in een grafiek parallel.

Figuur 3a is gebaseerd op extended logistische regressie en figuur 3b op de 'gewone' logistische regressie. In figuur 3a is duidelijk te zien dat de lijnen  $\ln \left[ \frac{p(q)}{1-p(q)} \right]$  voor de verschillende drempels parallel aan elkaar lopen; bij 'gewone' logistische regressie kruisen de lijnen elkaar juist, waardoor het vóórkomt dat de kans op het overschrijden van een hogere drempelwaarde groter is dan de kans op het overschrijden van een lagere drempelwaarde.



Figuur 3. De lijnen  $f(x) + g(x)$ , links weergegeven voor verschillende neerslagdrempels (extended logistische regressie). 'Gewone' logistische regressie rechts, dus de lijn  $f(x)$  voor verschillende neerslagdrempels. (Uit Wilks, 2009)

### 3.2.3.3 Nauwkeurigheid van de fit van de logistische regressie

Er zijn verschillende maten voor de nauwkeurigheid van de fit van de logistische regressiecurve. Eerst zal een korte uitleg volgen over de likelihood welke deel uitmaakt van de AIC score. De AIC score is uiteindelijk gebruikt voor de predictorselectie.

#### Likelihood

De likelihood (Wilks, 2006) voor logistische regressie wordt berekend aan de hand van de volgende formule:

$$A(b) = \prod_{i=1}^n \frac{y_i * e^{(b_0 + b_1 * x_1 + \dots + b_k * x_k)} + (1 - y_i)}{1 + e^{(b_0 + b_1 * x_1 + \dots + b_k * x_k)}}$$

Hier is  $y$  de binaire predictand,  $x_j$  voor  $j = (1, 2, \dots, k)$  geven de verschillende predictoren aan en  $b_j$  de regressiecoëfficiënten. Aangezien  $y$  in het geval van logistische regressie altijd nul of één is, wordt de factor van de likelihood waarbij  $y_i = 0$  geldt gelijk aan  $1 - P$ . En de factor wordt  $P$  wanneer geldt dat  $y_i = 1$ . Vaak wordt de log-likelihood geoptimaliseerd. Hierbij wordt het optimum gezocht van de natuurlijke logaritme van de likelihood, zoals de formule hieronder weergeeft:

$$L(b) = \ln[A(b)] = \sum_{i=1}^n \{\ln(y_i * e^{(b_0 + b_1 * x_1 + \dots + b_k * x_k)} + (1 - y_i)) - \ln(1 + e^{(b_0 + b_1 * x_1 + \dots + b_k * x_k)})\}$$

Omdat  $y_i = 1$  of  $y_i = 0$  is de log-likelihood ook wel:

$$L(b) = \ln[A(b)] = \sum_{i=1}^n \{y_i * (b_0 + b_1 * x_1 + \dots + b_k * x_k) - \ln[1 + e^{(b_0 + b_1 * x_1 + \dots + b_k * x_k)}]\}$$

De logaritme van een functie bereikt op het hetzelfde punt het maximum als de functie zelf. Vaak wordt bij het maximaliseren de voorkeur gegeven aan de log-likelihood functie boven de likelihood zelf omdat het maximaliseren van deze functie makkelijker is. Om het maximum te bepalen wordt de afgeleide gelijk aan nul gesteld. Dit is gemakkelijker bij functies waarbij de parameters worden gesommeerd, dan bij een functie van het product van de parameters.

#### AIC

AIC (Akaike information criterion) is een criterium bedacht door de heer Hirotugu Akaike in 1974 (Wilks, 2006). Later is dit criterium nog enkele malen aangepast. Het AIC criterium is een maat voor de relatieve kwaliteit van een regressiemodel. De AIC heeft als criteriumwaarde de 'goodness of fit', dus hoe goed de punten met de regressievergelijking worden geschat, in combinatie met een maat voor de 'complexiteit' van het model. De algemene formule van het AIC criterium is als volgt:

$$AIC = 2 * k - 2 * \ln(L)$$

In deze formule is  $k$  het aantal geschatte parameters in het (logistisch regressie) model en  $L$  de gemaximaliseerde waarde van de likelihood. In de AIC formule geeft  $2 * \ln(L)$  de 'goodness of fit' van het model aan en  $2 * k$  de complexiteit van het model. Hoe kleiner de AIC waarde uitvalt hoe beter het model. Door de complexiteit als penalty term mee te nemen wordt het aantal predictoren dat opgenomen wordt in de regressievergelijking beperkt. De AIC wordt daarom in deze studie gebruikt als stopcriterium in het proces van predictorselectie.

### 3.2.4 Verificatiematen

In deze paragraaf komen de verificatiematen aan bod waarop de vergelijkende verificatie is gedaan. Eerst zal een uitleg worden gegeven over de Brier Score gevolgd door uitleg over de reliabilityplots.

#### 3.2.4.1 Brier Score

De Brier Score (BS) is als eerst ontwikkeld door Brier (1950). De Brier score wordt als volgt gedefinieerd:

$$BS = \frac{1}{N} * \sum_{k=1}^N (y_k - o_k)^2$$

In deze formule is  $N$  het aantal verwachtingen,  $y_k$  de prognose en  $o_k$  de observatie.

Er is in dit onderzoek gebruik gemaakt van de volgende decompositie van de Brier Score (Wilks, 2006):

$$BS = \frac{1}{N} * \sum_{k=1}^K n_k * (f_k - \bar{o}_k)^2 - \frac{1}{N} * \sum_{k=1}^K n_k * (\bar{o}_k - \bar{o})^2 + \bar{o} * (1 - \bar{o})$$

Deze transformatie van de Brier Score is als eerste gedaan door A.H. Murphy (1973). In deze formule staat  $N$  voor het totaal aantal verwachtingen,  $K$  voor het aantal kansverwachtingscategorieën en  $n_k$  voor het aantal prognoses in de kansverwachtingscategorie  $k$ . In de formule is  $f_k$  de prognose kans, en  $\bar{o}_k$  de geobserveerde frequentie in de kansverwachtingscategorie  $k$ . Verder is  $\bar{o}$  gedefinieerd als de geobserveerde klimatologische frequentie van het voorkomen van het fenomeen ( $\bar{o} = \sum_{k=1}^N \frac{o_k}{N}$ ). De 3 termen van de decompositie van de Brier Score worden de betrouwbaarheid (reliability), de resolutie en de onzekerheid genoemd. De term  $\frac{1}{N} * \sum_{k=1}^K n_k * (f_k - \bar{o}_k)^2$  geeft een indicatie van de betrouwbaarheid van het model, want hier wordt een sommatie uitgevoerd van de verschillende prognoses minus de bijbehorende geobserveerde frequenties en daar is het gekwadrateerde verschil van genomen. De term  $\frac{1}{N} * \sum_{k=1}^K n_k * (\bar{o}_k - \bar{o})^2$  meet de resolutie van het model. Hier wordt ook weer een sommatie uitgevoerd van het kwadratisch verschil, dit keer tussen de geobserveerde frequentie van het model van iedere kansklasse en de klimatologie. Tot slot geeft de term  $\bar{o} * (1 - \bar{o})$  de onzekerheid weer. De Brier Score zal een waarde tussen nul en één aannemen. Bij een perfect model zal de Brier Score nul zijn. Hoe beter het model, hoe lager de BS.

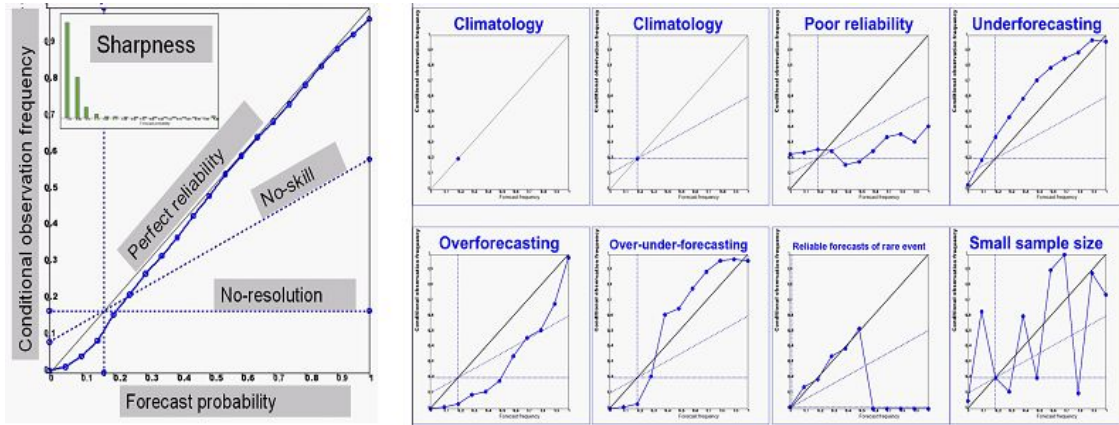
Een skill score wordt gebruikt om de score te testen aan een andere verwachtingsmethode. Een veel gebruikte skill score op basis van de Brier Score is de Brier Skill Score (BSS):

$$BSS = \frac{BS - BS_{ref}}{0 - BS_{ref}} = 1 - \frac{BS}{BS_{ref}}$$

Hierbij is  $BS_{ref}$  de referentie Brier Score waaraan de Brier Score van het model getest wordt. Voor de referentie prognose wordt vaak de klimatologie gebruikt. Dit omdat de klimatologie van een gebeurtenis bekend is. De Brier Score geeft een waarde tussen de 0 en 1. De Brier Skill Score heeft een bereik van  $-\infty$  tot 1.

### 3.2.4.2 Reliability diagrammen

Middels een reliability diagram wordt naast de 'goodness of fit' ook de verdeling van de cases inzichtelijk. Op de x-as wordt de verwachte kans weergegeven. En op de y-as de geobserveerde relatieve frequentie. Indien men de diagonaal trekt van punten (0,0) naar (1,1), en alle punten bevinden zich op deze diagonaal dan is de betrouwbaarheid (reliability) van het model optimaal. Hoe meer van deze diagonaal wordt afgeweken hoe minder betrouwbaar de prognose is. In een reliability diagram bevindt zich ook de mogelijkheid om enkele lijnen toe te voegen waardoor het diagram eenvoudiger afleesbaar wordt. Voor het tekenen van deze lijnen wordt een referentie genomen waaraan je het model wilt testen, in de meteorologie is dit vaak de klimatologie. Vervolgens kan door dat punt een horizontale 'no-resolution' lijn worden getrokken. Punten die zich op deze horizontale lijn bevinden hebben geen resolutie omdat de kans van optreden daar gelijk is aan de kans dat die gebeurtenis optreedt op een geheel willekeurig moment op een bepaalde plek. Vaak wordt ook een 'no-skill' lijn toegevoegd. Dit is een lijn die zich exact tussen de 'no-resolution' lijn en de 'perfect reliability' lijn (de diagonaal) bevindt. Punten die zich bevinden op deze lijn hebben geen invloed op de Brier Skill Score. Punten tussen de 'perfect reliability' lijn en de 'no-skill' lijn tellen positief mee in de Brier Skill Score en punten die tussen de 'no-skill' lijn en de 'no-resolution' lijn liggen tellen negatief mee in de Brier Skill Score. In een reliability diagram wordt vaak een histogram weergegeven om de verdeling van de cases in beeld te brengen. Hierdoor is eenvoudig te zien of een punt is gebaseerd op relatief veel cases of dat het meer een toevalstreffer of misser betreft.



Figuur 4. Reliability diagrammen, met uitleg over de interpretatie (uit Callado et al, 2013).

Wanneer de meeste punten zich onder de diagonaal bevinden, is er sprake van ‘overforecasting’: de kans op een bepaalde gebeurtenis wordt hoger ingeschat dan deze daadwerkelijk is. Liggen de meeste punten boven de diagonaal, dan is er sprake van ‘underforecasting’ waar de kansen op een gebeurtenis systematisch worden onderschat. Bij weinig data vertoont de lijn vaak een ‘zaag-tand’ en zitten er tussen de punten grote sprongen.



## 4. Data

Er is geverifieerd op de beschikbare data van de periode februari 2012 t/m oktober 2013. Er is in de verificatie onderscheid gemaakt tussen de zomer en de winter. Dit onderscheid is gemaakt omdat de structuur van de neerslag in de winter en zomer verschilt. In de periode april t/m oktober is de neerslag vaak convectief en plaatselijk (in de vorm van buien); deze periode is als zomer gedefinieerd in dit verslag. De maanden november t/m maart is de winter, vaak zijn hier grootschalige neerslaggebieden. De extended logistische regressievergelijking wordt afgeleid op de eerste 20 dagen van de maanden in de periode die geverifieerd wordt. Vervolgens wordt de vergelijkende verificatie gedaan op de 'onafhankelijke' data, namelijk de laatste 10/11 dagen van de maanden in de te verifiëren periode. Het is dan nog wel van belang om hier te vermelden dat de onafhankelijke data niet volledig onafhankelijk is: het weer van vandaag correleert sterk met het weer van morgen. De starttijd van de modelruns is op 0 UTC<sup>4</sup> en op 12 UTC. Bij beide starttijden worden de modellen dan geverifieerd op de +6,+9,+12 en +18 uur.

### 4.1 Predictand

In Nederland staan twee neerslagradars (een in de Bilt en een in Den Helder), welke gezamenlijk Nederland bedekken. De werking van de neerslagradars is als volgt (Uit R. Groenland en H. Geurts, 2009). Een neerslagradar bevat een antenne welke een pulsformig radiosignaal uitzendt dat voor een deel wordt weerkaatst door neerslag. Aan de hand van de echo die hierbij gecreëerd wordt is te bepalen met een pixelgrootte van één bij één km waar neerslag zich bevindt en hoe intensief deze neerslag is. De radarstraal kan echter door de atmosfeer worden afgebogen naar het aardoppervlak toe. Dit vormt vooral nog een probleem boven zee. De radarstraal die op zee kaatst wordt voor een deel door golven weerkaatst en door de radar weer opgevangen. Het gaat hierbij vaak om een radarpixelwaarde met onrealistische neerslag intensiteiten (bv 100 mm in een uur). Dit fenomeen wordt ook wel zee-clutter genoemd en treedt met name op bij warme zomer-dagen met onbewolkt en windstil weer wanneer het zeewater kouder is dan de lucht daarboven. Er is gepoogd om deze ruis zoveel mogelijk uit de data te halen.

De predictand is de 3 uur geaccumuleerde gemiddelde radarneerslag in cirkels met een straal van 5, 10 of 25 km om de waarneemstations op de luchthavens; Eelde, Eindhoven, De Kooy, Maastricht, Schiphol en Volkel. De gemiddelde radarneerslag in een cirkel wordt berekend door alle pixels in een cirkel met een bepaalde straal om het station qua intensiteit op te tellen en vervolgens te delen door het aantal pixels in de cirkel. Cirkels waarin de gemiddelde neerslag meer dan 100 mm in drie uur is worden niet meegenomen in de verificatie, evenals cirkels waar een maximale neerslag boven zee van meer dan 40 mm in drie uur voorkomt. Dit om het optreden van clutter in de data zo veel mogelijk te voorkomen.

---

<sup>4</sup> UTC: Wereldwijde tijdsaanduiding; 12 UTC is 13 uur Nederlandse wintertijd en 14 uur Nederlandse zomertijd. De UTC kent geen zomer/wintertijd en is een veel gebruikte tijdseenheid in de meteorologie.

De predictand is de gemiddelde 3 uur geaccumuleerde neerslag in een cirkel, dit neemt het effect van double penalty deels weg.

## 4.2 Potentiële predictoren

De Kok et al (2008) methode is bedacht om de nadelen van de resolutieverschillen in verificatie zoveel mogelijk te voorkomen. Het idee daarbij is om het statistische model te laten kiezen uit een lijst van predictoren welke evt. geschikt kunnen zijn om opgenomen te worden in de regressievergelijking. Naast de directe modeluitvoer heeft het model dan ook keuze uit allerlei neerslagpredictoren die iets zeggen over het gebied rond het verificatiepunt. Dit kunnen predictoren zijn die een omschrijving geven van het neerslaggebied maar ook gewogen predictoren met de afstand. Door het model zelf zijn best passende predictoren te laten kiezen bestaat de kans dat het model de predictoren zo probeert te kiezen zodat alle punten verklaard zullen worden, ook de ruis. Om dit te voorkomen zijn predictoren die veel op elkaar lijken en onderling hoog correleren in groepen opgedeeld. Uit een groep mag dan maar één predictor worden opgenomen. Hierdoor neem je weg dat het model twee predictoren kiest die hetzelfde verklaren maar elkaar net corrigeren zodat langs alle punten gefit kan worden. De potentiële predictoren zijn gegroepeerd in 8 groepen van min of meer gelijksoortige grootheden. De getallen aan het eind van de predictornaam geven de straal van de cirkel aan. In de volgende formules is  $H$  een stapfunctie met  $H(z) = 0$  als  $z \leq 0$  en  $H(z) = 1$  als  $z > 0$ ,  $RR(z_l)$  is de neerslaghoeveelheid in drie uur in gridpunt  $z_l$  met  $l = \{1, 2, \dots, u\}$  welke alle gridpunten van het model in de desbetreffende cirkel voorstellen,  $S$  is de straal van deze cirkel. De afstand van het midden van de cirkel tot het punt  $z_l$  wordt gegeven met  $d(z_l)$ .  $a_j$  met  $j = \{1, 2, \dots, o\}$  is een array met alle gridpunten in de totale modeluitvoer van het desbetreffende model,  $a_j$  is niet gebonden aan de cirkel grootte maar aan het bereik van het model. Tot slot is  $q$  de neerslagdrempel van 0.3 mm in drie uur.

De 8 groepen met hun predictoren (in afgekorte vorm) zijn als volgt:

- I. Directe modeluitvoer.
  - DMO;

De neerslag van het gridpunt in het midden van de verificatiecirkel.

- II. Bedekking.
  - coverage\_25, coverage\_50, coverage\_75 en coverage\_100;

Dit is berekend door alle gridpunten waar het meer dan 0.3 mm in drie uur heeft geregend te tellen en dit te delen door het aantal gridpunten binnen dezelfde cirkel.

$$\frac{\sum_{l=1}^u H(RR(z_l) > q)}{u}$$

III. Gemiddelde neerslag.

- total\_25, total\_50, total\_75 en total\_100;

Dit is berekend door de 3 uur geaccumuleerde neerslag van het model van alle gridpunten binnen de cirkel te sommeren en te delen door het aantal gridpunten in de cel.

$$\frac{\sum_{l=1}^u RR(z_l)}{u}$$

- sqrttotal\_25, sqrttotal\_50, sqrttotal\_75, sqrttotal\_100;

Dit is berekend door de wortel van de 3 uur geaccumuleerde neerslag van het model van alle gridpunten binnen de cirkel te sommeren en te delen door het aantal gridpunten in de cel.

$$\frac{\sum_{l=1}^u \sqrt{RR(z_l)}}{u}$$

IV. Maximale neerslag.

- max\_25, max\_50, max\_75 en max\_100;

Dit is de maximale 3 uur geaccumuleerde neerslaghoeveelheid over alle gridpunten van een cirkel met de desbetreffende straal.

$$\max(RR(z_1), RR(z_2), RR(z_3), \dots, RR(z_u))$$

V. Afstand tot het dichtstbijzijnde droge of natte punt.

- pcpclosest;

Dit is de afstand tot het dichtstbijzijnde punt (gezien vanaf het midden van de cirkel) waar het meer dan 0.3 mm in drie uur gaat regenen volgens het model. Mocht dit punt verder dan 500 km uit het cirkelmidden verwijderd zijn of niet in het bereik van het model vallen, dan wordt hiervoor een waarde van 500 km ingevuld.

$$\min(d(a_1) * (H(RR(a_1) > q) \neq 0), d(a_2) * (H(RR(a_2) > q) \neq 0), \dots, d(a_o) * (H(RR(a_o) > q) \neq 0))$$

- distext;

Dit is de afstand tot het dichtstbijzijnde punt (gezien vanaf het midden van de cirkel) waar het minder dan 0.3mm in drie uur gaat regenen volgens het model. Mocht dit punt verder dan 500 km uit het cirkelmiddelpunt verwijderd zijn of niet in het bereik van het model vallen, dan wordt hiervoor een waarde van 500 km ingevuld.

$$\min(d(a_1) * (H(RR(a_1) < q_p) \neq 0), d(a_2) * (H(RR(a_2) < q_p) \neq 0), \dots, d(a_o) * (H(RR(a_o) < q_p) \neq 0))$$

VI. Gewogen maximale neerslag.

- linmaxnorm\_25, linmaxnorm\_50, linmaxnorm\_75, linmaxnorm\_100;

Dit is berekend door de 3 uur geaccumuleerde neerslaghoeveelheid in een gridpunt lineair af te laten nemen vanaf het midden van de desbetreffende cirkel, en vervolgens het gridpunt met dan nog de maximale neerslagintensiteit als de predictorwaarde te definiëren.

$$\max\left(\left(1 - \frac{d(z_1)}{S}\right) * RR(z_1), \left(1 - \frac{d(z_2)}{S}\right) * RR(z_2), \dots, \left(1 - \frac{d(z_u)}{S}\right) * RR(z_u)\right)$$

- linmaxsqrt\_25, linmaxsqrt\_50, linmaxsqrt\_75, linmaxsqrt\_100;

Dit is berekend door het nemen van de wortel van de 3 uur geaccumuleerde neerslaghoeveelheid in een gridpunt en deze lineair af te laten nemen vanaf het midden van de desbetreffende cirkel, vervolgens wordt dan de hoogste 'nieuwe' gridpuntwaarde de predictor.

$$\max\left(\left(1 - \frac{d(z_1)}{S}\right) * \sqrt{RR(z_1)}, \left(1 - \frac{d(z_2)}{S}\right) * \sqrt{RR(z_2)}, \dots, \left(1 - \frac{d(z_u)}{S}\right) * \sqrt{RR(z_u)}\right)$$

- expmaxnorm\_25, expmaxnorm\_50, expmaxnorm\_75, expmaxnorm\_100;

Dit is berekend door de 3 uur geaccumuleerde neerslaghoeveelheid in een gridpunt exponentieel af te laten nemen van het middelpunt van de cirkel, vervolgens is de predictor de 'nieuwe' maximale neerslagintensiteit.

$$\max\left(e^{-\frac{d(z_1)}{S}} * RR(z_1), e^{-\frac{d(z_2)}{S}} * RR(z_2), \dots, e^{-\frac{d(z_u)}{S}} * RR(z_u)\right)$$

- exp2maxnorm\_25, exp2maxnorm\_50, exp2maxnorm\_75, exp2maxnorm\_100;

$$\max\left(e^{-\frac{d(z_1)}{2*S}} * RR(z_1), e^{-\frac{d(z_2)}{2*S}} * RR(z_2), \dots, e^{-\frac{d(z_u)}{2*S}} * RR(z_u)\right)$$

- expmaxsqrt\_25, expmaxsqrt\_50, expmaxsqrt\_75, expmaxsqrt\_100;

Dit is berekend door het nemen van de wortel van de 3 uur geaccumuleerde neerslaghoeveelheid in een gridpunt en vervolgens deze nieuwe waarden exponentieel af te laten nemen naarmate het gridpunt zich verder van het cirkelmiddelpunt bevindt.

$$\max\left(e^{-\frac{d(z_1)}{S}} * \sqrt{RR(z_1)}, e^{-\frac{d(z_2)}{S}} * \sqrt{RR(z_2)}, \dots, e^{-\frac{d(z_u)}{S}} * \sqrt{RR(z_u)}\right)$$

- exp2maxsqrt\_25, exp2maxsqrt\_50, exp2maxsqrt\_75, exp2maxsqrt\_100;

$$\max\left(e^{-\frac{d(z_1)}{2*S}} * \sqrt{RR(z_1)}, e^{-\frac{d(z_2)}{2*S}} * \sqrt{RR(z_2)}, \dots, e^{-\frac{d(z_u)}{2*S}} * \sqrt{RR(z_u)}\right)$$

#### VII. Gewogen neerslag in een cirkel.

- lin\_int\_25, lin\_int\_50, lin\_int\_75, lin\_int\_100;

Dit zijn predictoren welke de totale neerslag berekenen in de betreffende cirkels, maar met een wegingsfactor die lineair afneemt naarmate de neerslag verder van het middelpunt van de cirkel ligt.

$$\sum_{i=1}^y \left( \left( 1 - \frac{d(z_i)}{S} \right) * RR(z_i) \right)$$

- exp\_int\_25, exp\_int\_50, exp\_int\_75, exp\_int\_100;

Dit is de totale neerslag waarbij de neerslag die verder van het middelpunt is verwijderd exponentieel afneemt.

$$\sum_{i=1}^y \left( e^{-\frac{d(z_i)}{S}} * RR(z_i) \right)$$

- exp2\_int\_25, exp2\_int\_50, exp2\_int\_75, exp2\_int\_100;

$$\sum_{i=1}^y \left( e^{-\frac{d(z_i)}{2*S}} * RR(z_i) \right)$$

VIII. Gewogen afstand tot het dichtstbijzijnde punt met regen.

- lin\_clos;

Dit is het lineaire gewicht tot het dichtstbijzijnde natte gridpunt; 500 km verwijderd uit het midden van de cirkel is de lineaire afstand het grootst, namelijk één.

$$\frac{1}{500} \frac{\min(d(a_1) * (H(RR(a_1) > q_p) \neq 0), d(a_2) * (H(RR(a_2) > q_p) \neq 0), \dots, d(a_0) * (H(RR(a_0) > q_p) \neq 0))}{500}$$

- exp\_clos;

Dit is berekend als de exponentiële functie van de afstand tot het dichtstbijzijnde natte punt.

$$e^{-\frac{\min(d(a_1) * (H(RR(a_1) > q_p) \neq 0), d(a_2) * (H(RR(a_2) > q_p) \neq 0), \dots, d(a_0) * (H(RR(a_0) > q_p) \neq 0))}{500}}$$

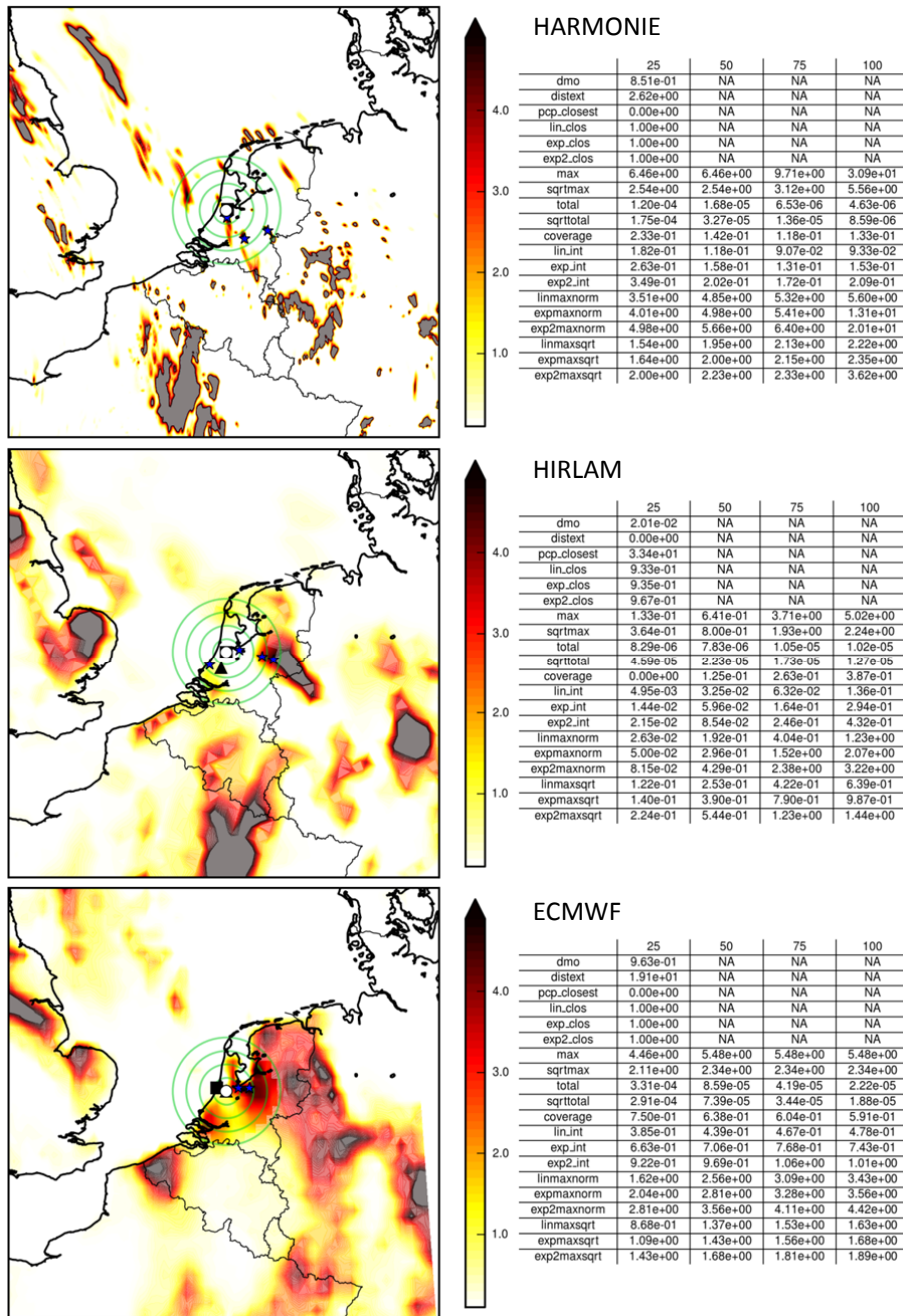
- exp2\_clos;

$$e^{-\frac{\min(d(a_1) * (H(RR(a_1) > q_p) \neq 0), d(a_2) * (H(RR(a_2) > q_p) \neq 0), \dots, d(a_0) * (H(RR(a_0) > q_p) \neq 0))}{1000}}$$

In figuur 8 is ter illustratie voor een aantal van deze predictoren de waarde bij de 3 modeluitvoeren gegeven. Het gaat hier om een random gekozen casus op 05-07-2012 met starttijd 0 UTC en een verwachting van 6 uur vooruit. Uiteraard gaat het hier ook om de 3 uur geaccumuleerde neerslag.

Veel predictoren zijn gemaakt voor verschillende gebiedsgroottes, bijvoorbeeld de gemiddelde neerslag (total) in een cirkel met een straal van 25 t/m 100 km. Sommige predictoren zijn niet gemaakt voor verschillende gebiedsgroottes. Dit omdat het voor deze predictoren geen meerwaarde

of betekenis heeft om op verschillende groottes te maken. Een voorbeeld hiervan is bijvoorbeeld het dichtstbijzijnde droge punt (distext).



Figuur 8. Hier is als voorbeeld de +6 h neerslagverwachting van de 3 modellen te zien voor 5-7-2012 met starttijd 0 UTC en met de bijbehorende predictorwaarden. Links in de tabel zijn de predictornamen opgenomen; de getallen 25, 50, 75 en 100 geven de cirkelstraal aan. De predictoren waarbij drie keer NA voorkomt (namelijk bij de cirkelstralen van 50, 75 en 100 km) zijn gemaakt voor een cirkelstraal van 500 km met uitzondering van de DMO wat de directe modeluitvoer in het cirkelmiddelpunt is.

## 4.3 Toepassing

De verificatie in dit verslag is gedaan door middel van extended logistische regressie analyse. Hiervoor zijn de neerslagdrempels 0.3, 1 en 2 mm gebruikt. De functie van de drempel  $g(q)$  is in dit geval de drempel  $q$  zelf. Voor elk model wordt een aparte logistische regressievergelijking opgesteld. Aan de hand van forward stepwise-selection zijn de predictoren geselecteerd. Het stopcriterium hierbij was de AIC waarde van het regressiemodel. De predictor welke de AIC waarde van het model het meest omlaag brengt wordt toegevoegd aan de vergelijking. Nieuwe predictoren worden toegevoegd zolang de AIC waarde van het model nog daalt. Een eenmaal toegevoegde predictor aan de vergelijking kan niet meer worden verwijderd; de coëfficiënt die deze predictor krijgt kan bij toevoeging van meer predictoren nog wel wijzigen. Van iedere groep kan maximaal één predictor worden toegevoegd. Het maximale aantal predictoren dat in de regressievergelijking kan worden opgenomen is dan ook acht.

## 5. Resultaten

In dit hoofdstuk worden de belangrijkste resultaten uit het onderzoek besproken. De vergelijkende verificatie in dit hoofdstuk vindt voornamelijk plaats aan de hand van de gemiddelde BSS (Brier Skill Score) over verschillende verwachtingstijden. Bij sommige resultaten worden ook reliability diagrammen getoond. Er moet daarbij wel worden opgemerkt dat de onzekerheid groter is wanneer men kijkt naar één verwachtingstijd dan dat men gemiddelden over verschillende verwachtingstijden vergelijkt. Alle getoonde figuren hebben betrekking op onafhankelijke data.

### 5.1 Zomer

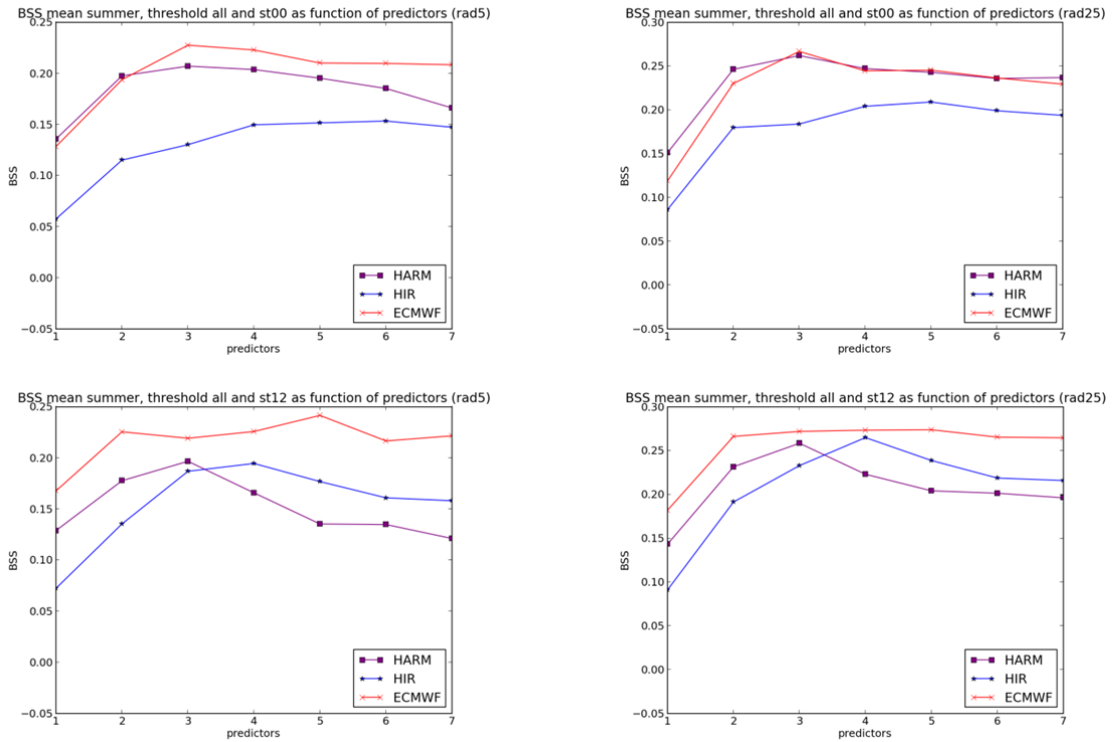
De zomer is in dit verslag gedefinieerd als de periode april t/m oktober (zie hoofdstuk 4). Eerst zal een subparagraaf volgen met daarin de resultaten geverifieerd over alle drempels, later zal er apart worden gekeken naar zowel de lagere als de hogere neerslagdrempels. Tot slot zal de predictorkeuze aan bod komen.

#### 5.1.1 Alle neerslagdrempels

De grafieken in figuur 9 geven een algehele indruk van het gedrag van de Brier Skill Score (BSS) op de onafhankelijke data, als functie van het aantal meegenomen predictoren in de afleiding van de regressievergelijkingen.

De BSS in de grafieken hebben, ondanks het middelen over de verschillende verwachtingstijden, nog steeds een onzekerheid (sampling uncertainty). Met andere casussen kan de BSS voor dezelfde vergelijking variëren. Dit effect is nog sterker als je kijkt naar de BSS over één neerslagdrempel. Dit maakt het goed interpreteren, van de in dit hoofdstuk opgenomen grafieken lastig. Bij het vergelijken van de modellen kan er gekeken worden naar de hoogst behaalde BSS, hierbij kan door de onzekerheid het verkeerde model als 'beste' wordt aangezien. Alle modellen vergelijken met een vast aantal predictoren, bijvoorbeeld 3, is ook niet optimaal omdat het ene model misschien meer predictoren nodig heeft om tot een optimale verwachting te komen. Met dit in het achterhoofd zijn toch de volgende conclusies uit de grafieken te trekken.



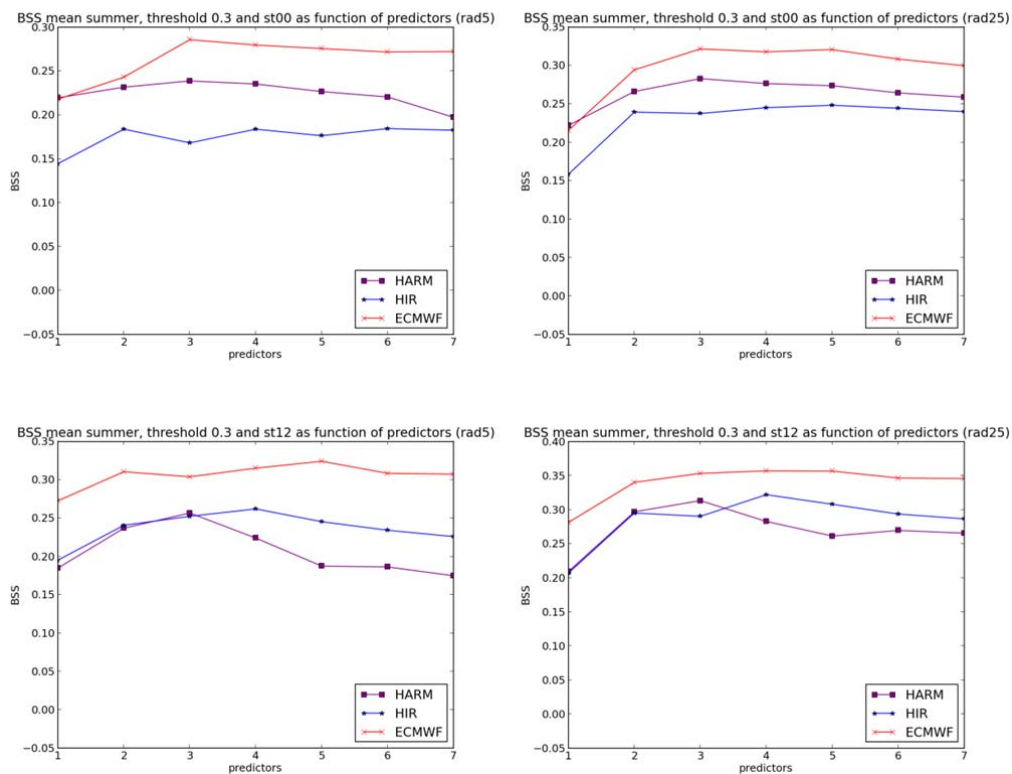


Figuur 9. De gemiddelde BSS over alle neerslagdrempels en verwachtingstijden als functie van het aantal predictors dat opgenomen is in de vergelijking voor alle drie de modellen. De bovenste twee grafieken zijn voor de 0 UTC run, de onderste twee grafieken voor de 12 UTC run. Links is de BSS voor cirkels met een straal van 5 km weergegeven en rechts voor een straal van 25 km.

De BSS over alle drempels in de zomer is gemiddeld gezien hoger wanneer er wordt geverifieerd over een grotere radarcirkel. Het verschil in BSS tussen de modellen is ook kleiner bij een grotere verificatiecirkel. Het HIRLAM model lijkt, voornamelijk bij de runs gestart op 0 UTC, een lagere BSS te hebben dan de andere 2 modellen. De verschillen tussen Harmonie en ECMWF lijken, zeker wat betreft de 0 UTC runs, niet significant.

## 5.1.2 Neerslagdrempel 0.3 mm/3 h

De volgende resultaten gaan specifiek over het overschrijden van een lage neerslagdrempel. De predictand krijgt de waarde 1 als er meer dan 0.3 mm in drie uur is gevallen en de waarde 0 als dit niet het geval is. In figuur 10 staan de grafieken van de BSS gemiddeld over de verschillende verwachtingstijden als functie van het aantal predictoren.

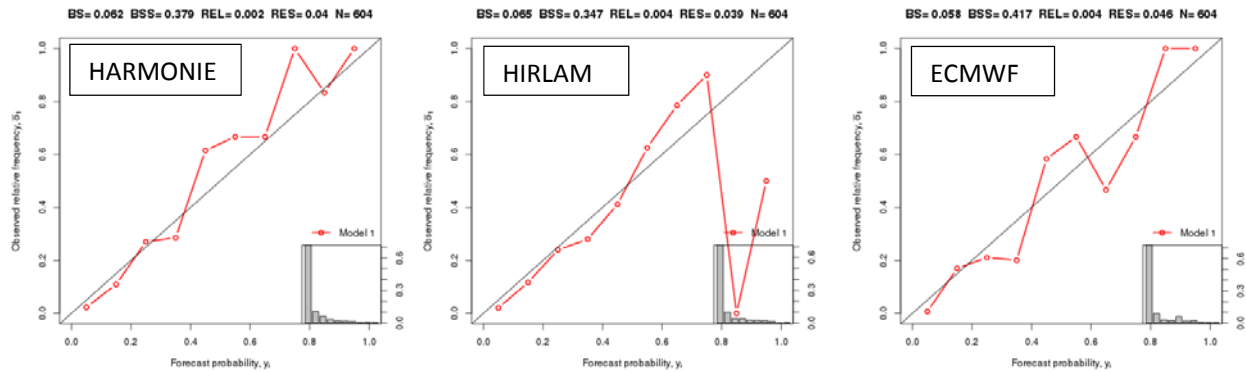


Figuur 10. De gemiddelde BSS voor de neerslagdrempel van 0.3 mm/3 h als functie van het aantal predictoren voor alle drie de modellen. De bovenste twee grafieken zijn voor de 0 UTC run, de onderste twee grafieken voor de 12 UTC run. Links is de BSS voor cirkels met een straal van 5 km weergegeven en rechts voor een straal van 25 km.

De BSS is gemiddeld hoger voor de neerslagdrempel 0.3 mm dan gemiddeld over alle neerslagdrempels. Dit betekent dat de neerslagdrempel van gemiddeld 0.3 mm in drie uur relatief makkelijk te voorspellen is voor de weermodellen. ECMWF is zowel bij de cirkels met een straal van 5 km als bij de cirkels met een straal van 25 km bij alle starttijden qua BSS hoger dan HARMONIE en HIRLAM. Bij de 0 UTC run is HIRLAM minder goed dan HARMONIE.

De reliability diagrammen in figuur 11 betreffen de +12 h verwachtingen van de 0 UTC runs voor een verificatiecirkel met een straal van 5 km met 3 predictoren. In de histogrammen bij de reliability diagrammen is te zien dat voor alle modellen 70% van de verwachtingen in de eerste bin vallen. In de hogere bins zitten maar een paar gevallen. Stel bijvoorbeeld dat een model 3 keer een hoge kans

op regen geeft maar in 2 van die gevallen blijft het droog dan kan het punt in de plot ver van de ideale lijn af liggen. Dit is met name te zien aan de reliability plot van Hirlam. Het is dan ook naast het kijken naar de ligging van de punten van belang door hoeveel gevallen deze punten worden gevormd en hoe de verdeling van het aantal gevallen is. Hoe meer een model correct naar 0 en 1 kan verwachten hoe beter een model uiteraard is. Van 604 cases heeft het 68 keer meer dan 0.3 mm in drie uur geregend. In figuur 11 is te zien dat het ECMWF model de beste BSS heeft gevolgd door HARMONIE en daarna HIRLAM.

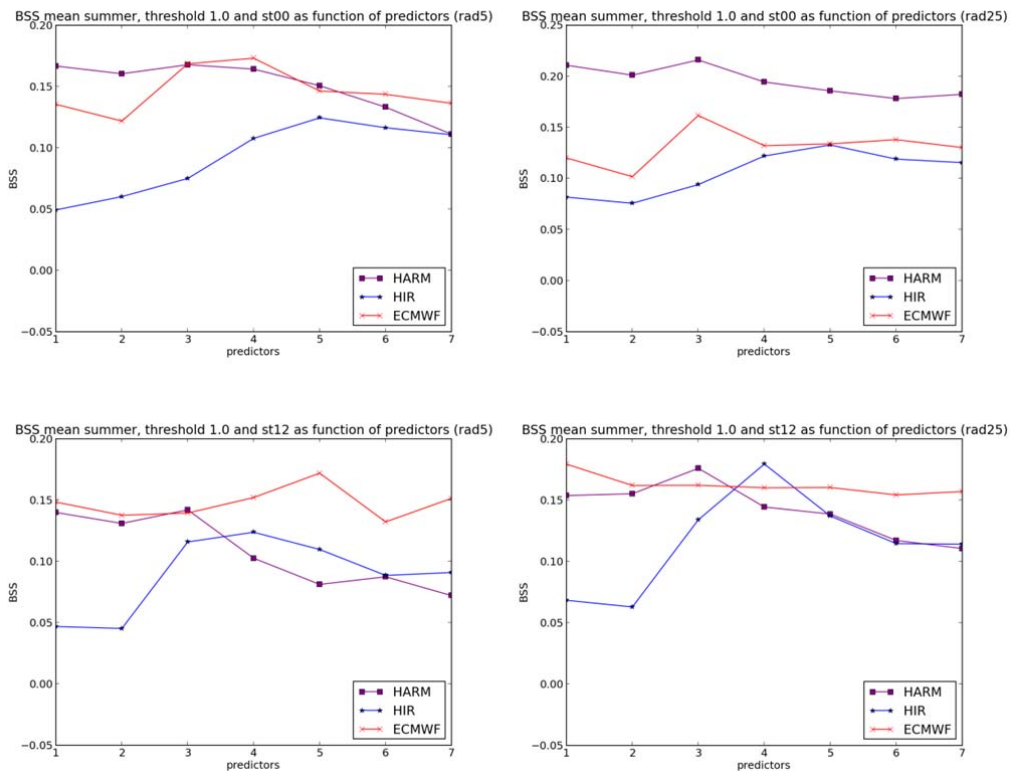


Figuur 11. Reliability diagrammen voor 3 predictoren op de onafhankelijke data in de zomerperiode voor de neerslagdrempel van gemiddeld 0.3 mm/ 3 uur, geaccumuleerd in cirkels met een straal van 5 km, voor alle drie de modellen en voor de 0 UTC +12 uur verwachtingen. Links HARMONIE, midden HIRLAM en rechts ECMWF. Boven de reliability diagrammen zijn ook de Brier Score (BS), de reliability (REL) en de resolutie termen (RES) van de Brier Score, de Brier Skill Score (BSS) en het aantal cases (N) weergegeven.



### 5.1.3 Neerslagdrempel 1.0 mm/3 h

In figuur 12 zijn de BSS gemiddeld over de verwachtingstijden voor neerslagdrempel 1 mm/3 h als functie van het aantal predictoren voor alle modellen weergegeven. Hierbij moet worden vermeld dat in tegenstelling tot de hiervoor opgenomen grafieken bij de berekening van deze gemiddelden wel negatieve BSS zijn voorgekomen. Dit kan een vertekend beeld geven. In Bijlage 1 zijn voor alle verwachtingstijden en alle modellen de BSS uitgezet tegen het aantal predictoren. Hierin valt gemakkelijk terug te vinden dat toch het beeld dat hier te zien is over het algemeen wel klopt ondanks de vertekening die plaatsvindt door de gevallen met negatieve BSS.

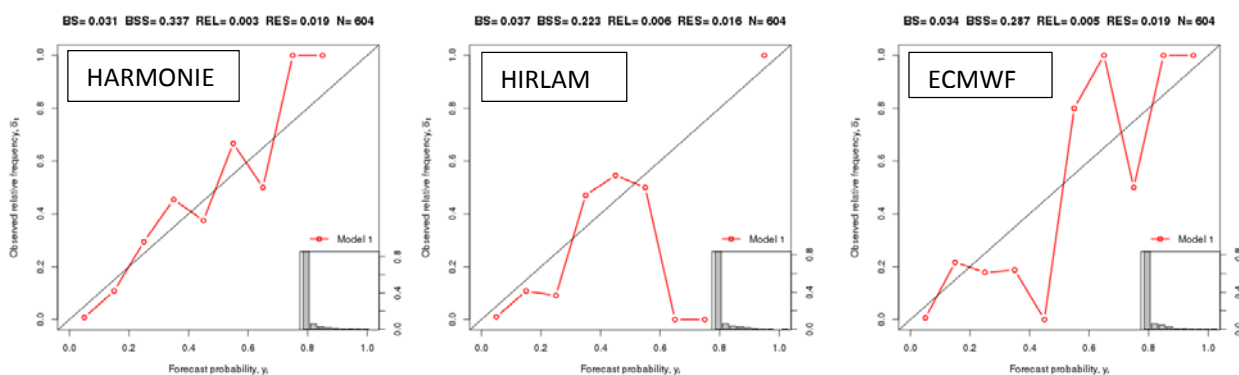


Figuur 12. De gemiddelde BSS voor de neerslagdrempel van 1 mm/3 h als functie van het aantal predictoren voor alle drie de modellen. De bovenste twee grafieken zijn voor de 0 UTC run, de onderste twee grafieken voor de 12 UTC run. Links is de BSS voor cirkels met een straal van 5 km weergegeven en rechts voor een straal van 25 km.

De BSS is aanzienlijk lager dan wanneer er werd gekeken naar het overschrijden van de 0.3 mm drempel. Het ECMWF model lijkt niet altijd meer beter te kunnen verwachten dan de andere modellen. Het HIRLAM model heeft voor de runs gestart op 0 UTC nog steeds een lagere BSS dan HARMONIE en ECMWF.

Figuur 13 geeft de reliability diagrammen van de regressiemodellen met 3 predictoren voor de 3 weersverwachtingsmodellen bij verificatie op de cirkel met een straal van 5 km voor de 0 UTC +12 uur verwachtingen. Als weer wordt gekeken naar het histogram rechts in beeld valt te zien dat in de eerste bin nu al circa 80% van alle gevallen zitten. Een gemiddelde neerslag van meer dan 1 mm in drie uur komt uiteraard minder vaak voor dan 0.3 mm in drie uur, namelijk 30 keer. Bij (het regressiemodel afgeleid op) het HIRLAM model is te zien dat er weinig gevallen zijn waarin een hoge

kans op ten minste 1 mm per 3 uur is gegeven. Het minder voorkomen van hoge (of lage) kansen kan gezien worden als tekortkoming; het uit zich ook in een lagere waarde voor de resolutie. De grafiek voor HIRLAM heeft ook een springeriger verloop doordat het aantal gevallen in de bins erg klein is.

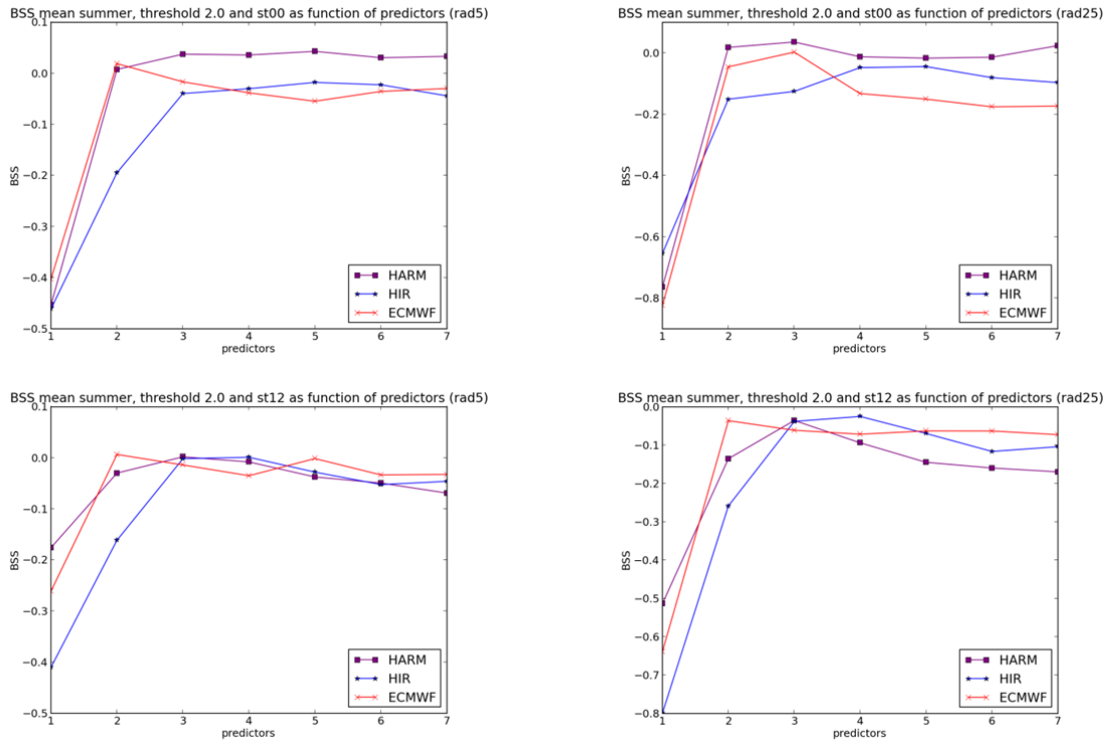


Figuur 13. Reliability diagrammen voor 3 predictoren op de onafhankelijke data in de zomer periode voor de neerslagdrempel van gemiddeld 1.0 mm 3 uur geaccumuleerd in cirkels met een straal van 5 km voor alle drie de modellen de 0 UTC +12 uur run. Links HARMONIE, midden HIRLAM en rechts ECMWF. Boven de reliabilitydiagrammen zijn ook de Brier Score (BS), de reliability (REL) en de resolutie termen (RES) van de Brier Score, de Brier Skill Score (BSS) en het aantal cases (N) weergegeven.

### 5.1.4 Neerslagdrempel 2.0 mm/3 h

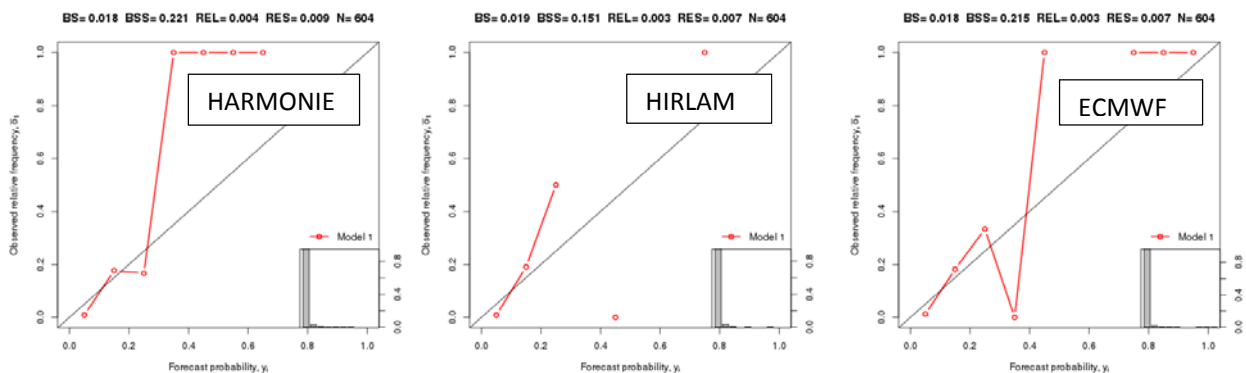
Meer dan 2.0 mm in drie uur in een verificatiecirkel met straal van 5, 10 of 25 km is al een verwachting richting extremere neerslaghoeveelheden, iets wat voor de modellen over het algemeen lastiger te verwachten is. De Brier Skill Scores zijn hier relatief laag en negatieve Brier Skill Scores komen vaak voor. In figuur 14 is de BSS gemiddeld over de verwachtingstijden als functie van het aantal predictoren weergegeven.

De verificatie op een drempel van 2.0 mm in drie uur lijkt niet of nauwelijks skill te hebben. Hier moet echter rekening gehouden worden dat het om een gemiddelde gaat. Een BSS kan naar  $-\infty$  gaan. Hoewel dat hier niet voorkomt, kan men zich goed voorstellen dat negatieve BSS sterk doortellen. Over de gemiddelde BSS voor neerslagdrempel 2.0 mm/3 h valt dus niet zoveel te zeggen, maar er kan nog wel degelijk naar specifieke verwachtingstijden worden gekeken. In Bijlage 2 zijn de gemiddelde BSS als functie van het aantal predictoren voor alle afzonderlijke verwachtingstijden opgenomen. Wanneer er voor een verwachtingstijd een positieve BSS is, is dit vaak terug te zien bij beide verificatiecirkels. De BSS en de verwachtingstijd houden verder geen logisch verband. Aan de hand van Bijlage 2 lijkt het HARMONIE model een iets betere verwachting te kunnen leveren voor 2.0 mm in drie uur, echter de onzekerheid in de BSS is hierbij zeer groot.



Figuur 14. De gemiddelde BSS voor de neerslagdrempel van 2 mm/3 h als functie van het aantal predictoren voor alle drie de modellen. De bovenste twee grafieken zijn voor de 0 UTC run, de onderste twee grafieken voor de 12 UTC run. Links is de BSS voor cirkels met een straal van 5 km weergegeven en rechts voor een straal van 25 km.

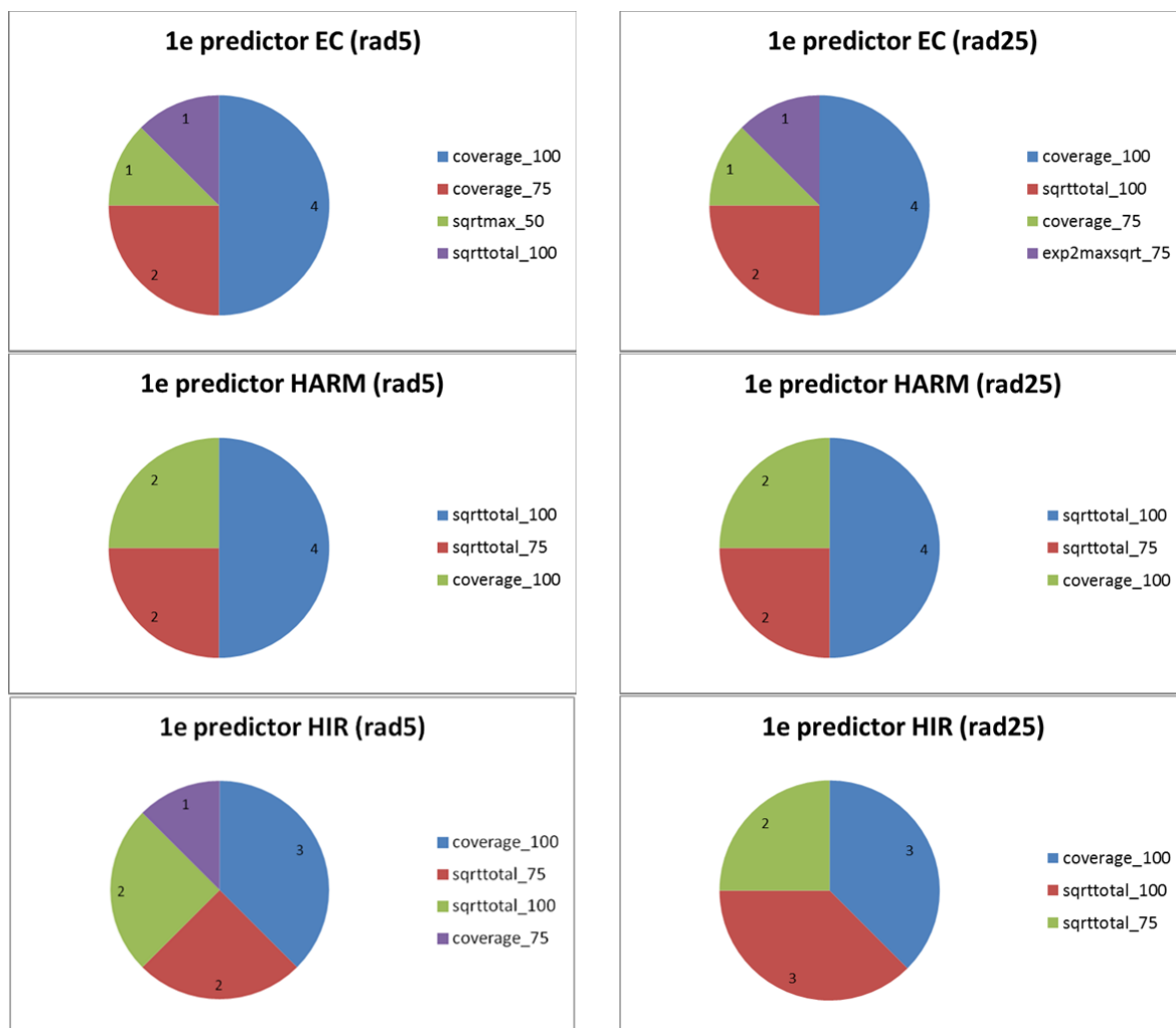
In figuur 15 zijn de reliability diagrammen weergegeven voor de 0 UTC +12 uur verwachting, bij een verificatiecirkel met een straal van 5 km. Het aantal gevallen (N) is uiteraard nog altijd gelijk, maar er komen steeds minder gevallen in de hogere bins terecht. Uit de reliability diagrammen is dan ook gemakkelijk te halen dat het verwachten van extremere neerslaghoeveelheden minder skill heeft. Slechts 14 van 604 keer heeft het meer dan 2.0 mm in 3 uur geregend.



Figuur 15. Reliability diagrammen voor 3 predictoren op de onafhankelijke data in de zomerperiode voor de neerslagdrempel van gemiddeld 2.0 mm/3 uur, geaccumuleerd in cirkels met een straal van 5 km, voor alle drie de modellen en voor de 0 UTC +12 uur verwachtingen. Links HARMONIE, midden HIRLAM en rechts ECMWF. Boven de reliabilitydiagrammen zijn ook de Brier Score (BS), de reliability (REL) en de resolutie termen (RES) van de Brier Score, de Brier Skill Score (BSS) en het aantal cases (N) weergegeven.

### 5.1.5 Geselecteerde predictoren

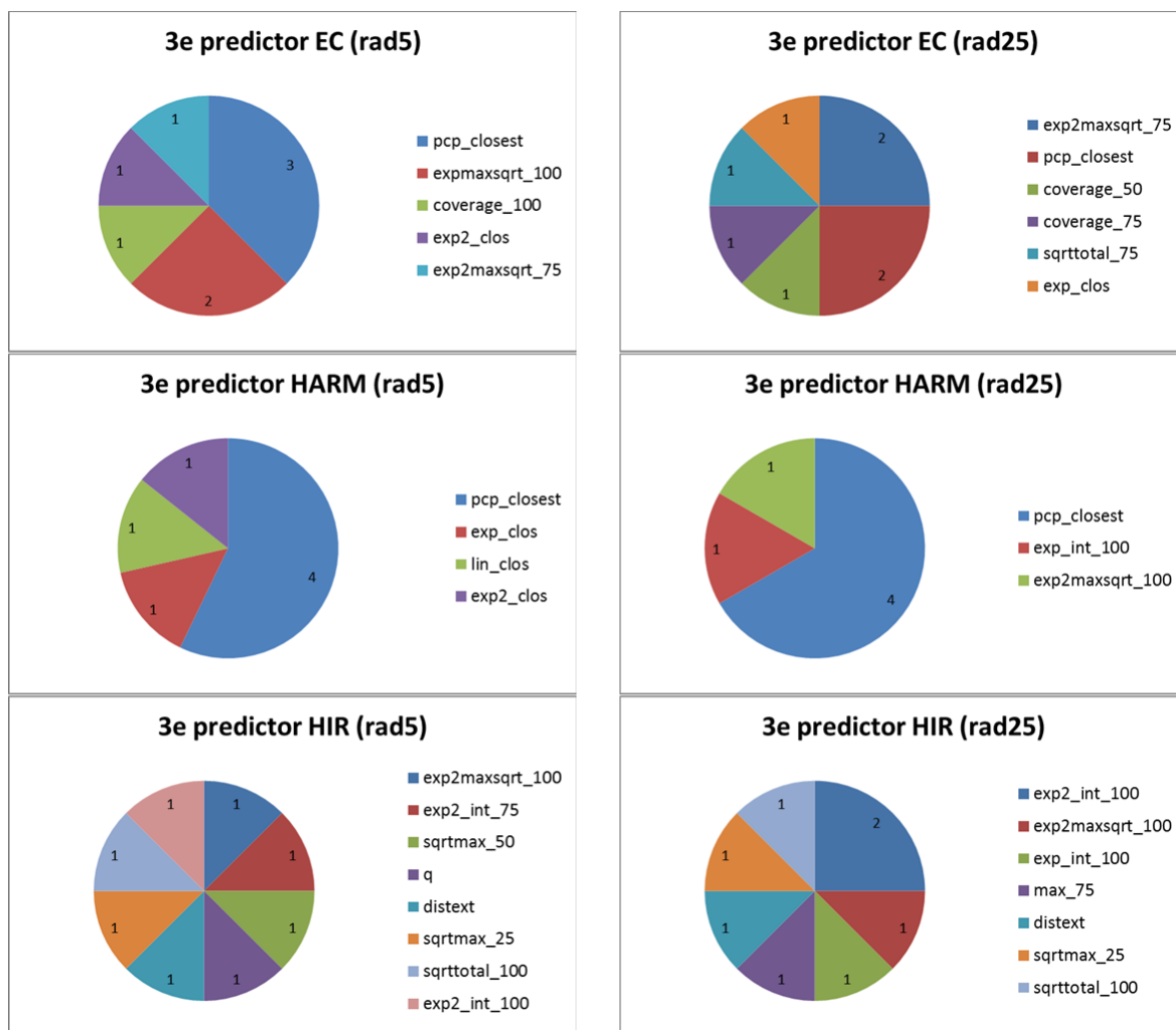
In hoofdstuk 4 is een lijst van alle potentiële predictoren opgenomen. In deze paragraaf zal besproken worden welke predictoren ook daadwerkelijk in de vergelijking zijn opgenomen. Omdat we willen kijken naar de predictoren die toegevoegde waarde hebben voor het model is gekozen om alleen te kijken naar de toegevoegde predictoren tot de maximale BSS is bereikt. In figuur 16 staat een overzicht van welke predictoren als 1<sup>e</sup> predictor opgenomen zijn. Het betreft 6 regressiemodellen, i.e. gebaseerd op 2 predictands voor de 3 atmosfeermodellen, waarbij alle forecasttijden bij elkaar genomen zijn. Opvallend is hierbij dat de predictoren die afgeleid zijn op grotere gebieden als eerste predictor worden gekozen. Dit zegt iets over de moeilijkheid van de verwachtingen op kleinere schalen. Bij een perfect model zou je verwachten dat wanneer de gemiddelde neerslag in een cirkel met straal 25 km wordt geverifieerd de eerst opgenomen predictor de verwachte gemiddelde neerslag in een cirkel met een straal van 25 km zou zijn (i.e. total\_25).



Figuur 16. Percentages van de eerst geselecteerde predictoren voor alle verwachtingstijden in de zomer, weergegeven in cirkeldiagrammen. Bovenaan voor het ECMWF model, midden HARMONIE en onder HIRLAM. Links voor de cirkels met een straal van 5 km, rechts voor een straal van 25 km. De getallen in de cirkeldiagrammen geven het aantal keer van voorkomen weer.



Als 2<sup>e</sup> predictor wordt vrijwel altijd de neerslagdrempel opgenomen. De cirkeldiagrammen van de als 2<sup>e</sup> gekozen predictoren zijn dan ook niet opgenomen in dit verslag. Cirkeldiagrammen van de als derde gekozen predictoren zijn te vinden in figuur 17.



Figuur 17. Percentages van de als derde geselecteerde predictoren voor alle verwachtingstijden in de zomer, weergegeven in cirkeldiagrammen. Bovenaan voor het ECMWF model, midden HARMONIE en onder HIRLAM. Links voor de cirkels met een straal van 5 km, rechts voor een straal van 25 km. De getallen in de cirkeldiagrammen geven het aantal keer van voorkomen weer.

Voor HARMONIE wordt de maximale BSS één keer bereikt bij twee predictoren bij het verifiëren over een cirkel met een staal van 5 km en twee keer bij verificatie over een straal van 25 km. Het ECMWF en het HIRLAM model behalen, in alle gevallen, bij twee predictoren nog niet hun maximale BSS. Het ECMWF model bereikt de maximale BSS vaak bij het opnemen van drie of vier predictoren. Het HARMONIE model voornamelijk bij 3 predictoren maar het HIRLAM model heeft vaak meer predictoren nodig dan HARMONIE en ECMWF, zie hiervoor ook figuur 9. Ook in de opname van de predictoren is te zien dat het HIRLAM model veel willekeuriger is in de opname van de derde predictor. Het lijkt erg op toeval te berusten welke 3<sup>e</sup> predictor de meeste toegevoegde waarde heeft voor het HIRLAM model. Dit komt overeen met het vermoeden dat eerder is geformuleerd,

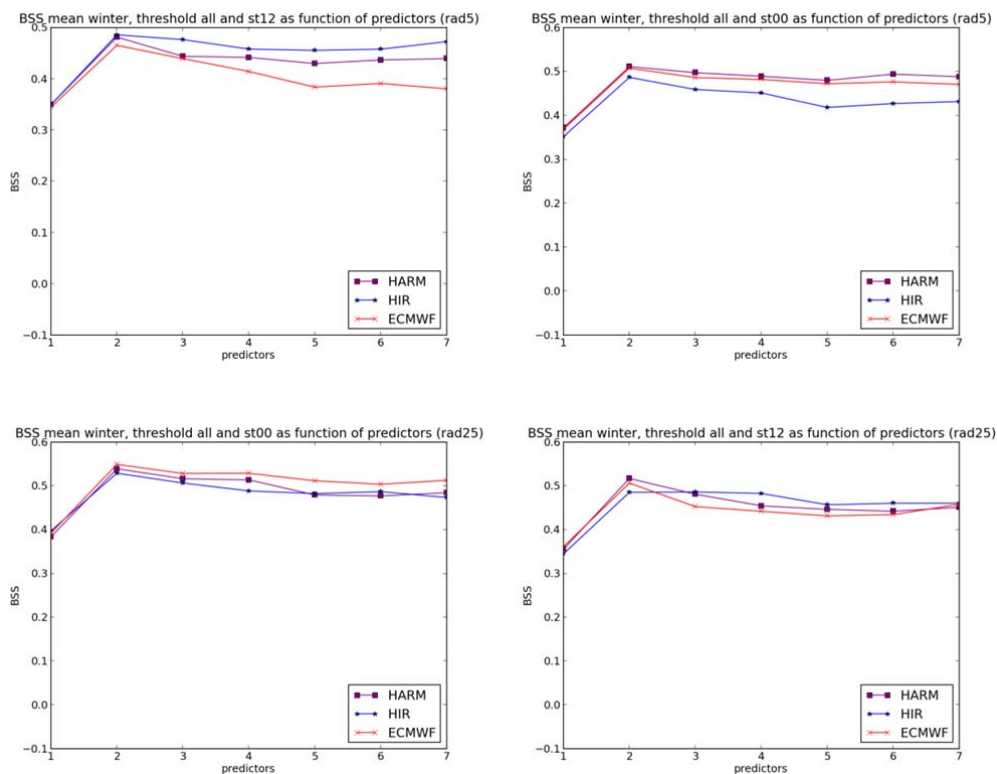
namelijk dat HIRLAM meer moeite heeft met de neerslagverwachtingen in de zomer dan de andere modellen. Het dichtstbijzijnde natte punt wordt het vaakst opgenomen als 3<sup>e</sup> predictor voor het HARMONIE model en regelmatig bij ECMWF.

## 5.2 Winter

De winter is gedefinieerd als de periode november t/m maart. Eerst wordt er gekeken naar de BSS over alle drempels, waarna vervolgens de geselecteerde predictoren aan bod komen.

### 5.2.1 Alle drempels

Zoals in figuur 18 zichtbaar is, is er geen duidelijk beeld over welk model een betere neerslagverwachting kan geven voor de winter. Dit beeld blijft je zien als je kijkt naar verschillende neerslagdrempels. Dit is terug te vinden in bijlage 3. Als je terugkijkt naar de zomer in figuur 9 is te zien dat de gemiddelde BSS over alle drempels zo rond de 25% (BSS 0.25) ligt. Bij de gemiddelde BSS in de winter over dezelfde neerslagdrempels is de BSS hoger. Deze ligt hier rond de 50% (BSS 0.5). Hieruit valt af te leiden dat neerslag in de winter (de periode van november t/m maart) beter door de weermodellen te voorspellen is, maar er middels deze verificatiemethode geen significant verschil tussen de modellen te vinden is.

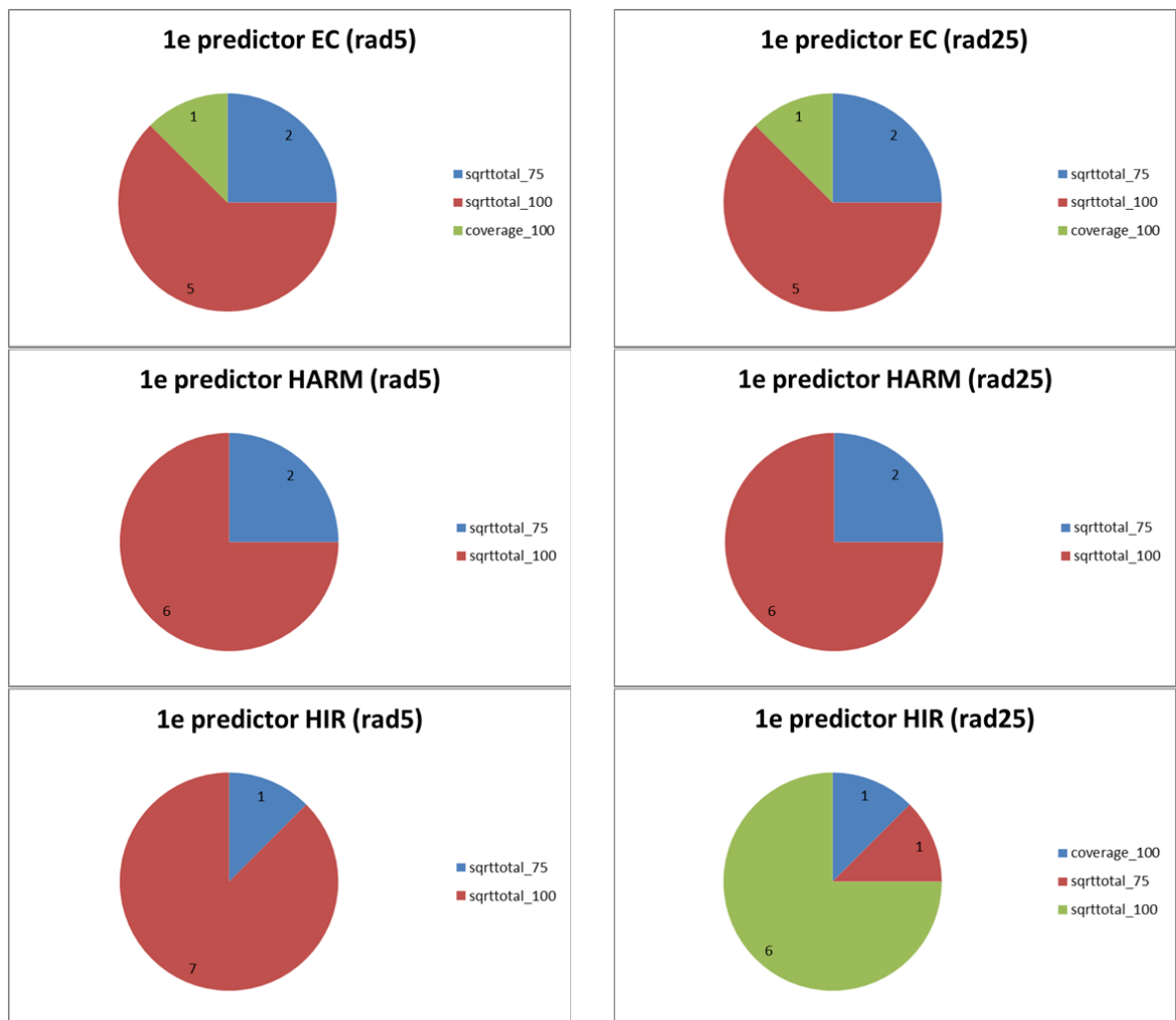


Figuur 18. De gemiddelde BSS over alle neerslagdrempels als functie van het aantal predictoren voor alle drie de modellen en voor de winter. De bovenste twee grafieken zijn voor de 0 UTC run, de onderste twee grafieken voor de 12 32 UTC run. Links is de BSS voor cirkels met een straal van 5 km weergegeven en rechts voor een straal van 25 km.

In figuur 18 is bovendien ook te zien dat de maximale BSS (bij toepassing op onafhankelijke data) meestal voorkomt bij twee predictoren; de predictoren die hierna nog aan de vergelijking worden toegevoegd hebben meestal geen meerwaarde. We zullen dan ook alleen kijken naar de eerste twee predictoren die worden gekozen voor de verschillende modellen in de winter.

### 5.2.2 Geselecteerde predictoren

In figuur 19 staat een overzicht van welke predictoren als 1<sup>e</sup> predictor opgenomen zijn. Het betreft 8 regressiemodellen, i.e. gebaseerd op 2 predictands voor de 3 weersverwachtingsmodellen, waarbij alle verwachtingstijden bij elkaar genomen zijn. Opvallend is hierbij dat er minder variatie in de predictorkeuze plaatsvindt dan in de zomer. De predictoren die als eerste worden toegevoegd aan de vergelijking zijn wel vergelijkbaar met de predictoren van de zomer. Het zijn nog altijd grootschalige predictoren die iets zeggen over de gemiddelde neerslag in een ruim gebied om de te verifiëren cirkel heen.



Figuur 19. Percentages van de eerste geselecteerde predictoren voor alle verwachtingstijden in de winter, weergegeven in cirkeldiagrammen. Bovenaan voor het ECMWF model, midden HARMONIE en onder HIRLAM. Links voor de cirkels met een straal van 5 km, rechts voor een straal van 25 km.

Als tweede predictor wordt in de winter altijd de drempel opgenomen. De hoogste BSS op onafhankelijke data bevindt zich vaak al bij 2 predictoren in de winter. Derde en vierde predictoren bieden dus weinig extra informatie, vandaar dat deze predictoren hier niet zijn opgenomen.

## 6. Conclusies

Uit dit onderzoek kunnen de volgende conclusies worden getrokken, welke overigens niet zijn getest op significantie:

- In de winter is de neerslag door de modellen gemakkelijker te verwachten dan in de zomer. Dit blijkt uit de hogere BSS in de winter ten opzichte van de zomer.
- In de zomer is het HIRLAM model in vergelijking tot HARMONIE en ECMWF in de meeste gevallen minder van kwaliteit. Dit komt sterk naar voren in de runs gestart op 0 UTC en iets minder naar voren in de 12 UTC run.
- Het ECMWF model is in de zomer beter in het verwachten van neerslag bij lagere neerslagdrempels dan de andere weersverwachtingsmodellen.
- HARMONIE kan bij de hogere neerslagdrempels in vergelijking met het HIRLAM en ECMWF model een betere neerslagverwachting leveren voor de zomerperiode. Echter: er komt bij de hogere neerslagdrempels nauwelijks meer positieve skill voor.
- In de winter is over het algemeen weinig tot geen verschil in BSS te vinden tussen de modellen. Deze verschillen in BSS zijn naar verwachting niet significant.

## 7. Discussie

In het vorige hoofdstuk zijn de conclusies besproken. Deze conclusies zijn echter afhankelijk van de gebruikte verificatiemethode. Andere verificatiemethodes zouden tot andere conclusies kunnen leiden. Een onderbouwing voor deze verificatiemethode is echter al eens gegeven (Kok et al, 2008) en zal niet verder worden besproken. Enkele andere keuzes bij deze verificatiemethode zijn echter nog niet ter discussie gebracht.

### Predictand

Het is niet uitgesloten dat nog enkele clutter voorkomt in de gebruikte radardata voor het vormen van de predictand. Hier hebben alle modellen last van bij de verificatie. Er is geverifieerd over de gemiddelde radarneerslag in drie uur in cirkelvormige gebieden met een straal van 5, 10 en 25 km. Het kiezen van een andere predictand levert waarschijnlijk andere resultaten op. Ook het kiezen van andere neerslagdrempels heeft invloed op het resultaat.

### Predictor

De predictoren zijn gebaseerd op de Kok et al (2008) methode. Bij de predictoren; bedekking van het gebied met neerslag, (gewogen) dichtstbijzijnde natte punt en het dichtstbijzijnde droge punt zijn interne drempels van meer dan 0.3 mm in drie uur gebruikt. Deze predictoren worden vaak als eerste of als derde predictor opgenomen in de vergelijking en hebben dus grote invloed op het resultaat. Een andere interne drempel kan leiden tot het opnemen van andere predictoren, met als gevolg een andere BSS.

### Predictor toevoeging

Er kunnen alleen maar predictoren worden toegevoegd, niet weer uit de vergelijking worden verwijderd, mocht een andere combinatie beter zijn. Dit is gekomen doordat er maar één predictor van iedere groep mag worden opgenomen. Of deze manier van toevoegen het meest wenselijk is, kan in twijfel getrokken worden.

### Verwachtingstijden

Er is nu geverifieerd op de 0 en 12 UTC run voor de +6/+9/+12 en +18 uur verwachtingen. Langere verwachtingstijden kunnen ook andere resultaten leveren. Doordat HARMONIE en HIRLAM op beperkt gebied verwachten missen zij informatie en prognoses over andere werelddelen om lange termijn verwachtingen te kunnen doen. Door het beperkte gebied zijn limited area modellen niet geschikt voor langere verwachtingstijden.

### Modelversie

Een van de meest belangrijke discussiepunten is misschien wel de versie van HARMONIE waarop geverifieerd is Dit was modelversie 36. Momenteel wordt al gewerkt aan modelversie 38 van HARMONIE en de kans bestaat dat deze betere neerslagverwachtingen maakt. Er is gekozen in dit onderzoek voor versie 36, omdat deze in 2012 en 2013 operationeel draaide op het KNMI en hier dus gemakkelijk data van beschikbaar waren.

## 8. Aanbevelingen

Het vermoeden is dat door de hogere resolutie van HARMONIE dit model in staat moet zijn om intensievere neerslag te genereren. Er wordt ook vermoed dat HARMONIE extreme neerslaghoeveelheden beter kan verwachten. Uit de lage BSS voor alle modellen voor neerslagdrempel 2.0 mm/3 h, zoals in dit onderzoek is geverifieerd, komt dit nog niet duidelijk naar voren. Dit komt ook doordat meer dan 2 mm in 3 uur weinig voorkomt, gemiddeld over een grotere oppervlakte. Door te kijken naar het overschrijden van de 2.0 mm/3 h drempel, alleen als het meer dan 'de interne drempel' (0.3 mm) heeft geregend, kan hier misschien meer uitsluitel over bieden. Door op deze manier conditioneel te verifiëren zijn namelijk procentueel meer cases waar de predictand één wordt. In plaats van te kijken naar de gemiddelde neerslag kan ook worden gekeken naar de maximale neerslag in een cirkel (van der Plas et al, 2014). Wanneer een maximale pixelwaarde boven een bepaalde hoeveelheid (drempel) in de radar voorkomt, wordt de predictand één, anders nul. Een voorwaarde hierbij is wel dat er geen clutter meer in de data mag voorkomen, anders wordt de predictand misschien één bij een hoge drempel terwijl het in werkelijkheid stralend weer is. Daarom wordt in van der Plas et al. (2014) alleen naar maxima boven land gekeken. Omdat predictoren, die afhankelijk zijn van de interne drempel vaak als eerste of derde predictor worden opgenomen in de vergelijking, kan het ook interessant zijn om dezelfde verificatie uit te voeren met andere interne neerslagdrempels. Misschien is voor het ene model een andere interne drempel voordeliger dan voor een ander model. Het verbeteren van HARMONIE gaat nog altijd verder en momenteel wordt gewerkt aan modelversie 38. Het uitvoeren van dezelfde verificatie op een nieuwere versie kan waarschijnlijk inzicht geven of het model vooruit is gegaan in zijn neerslagverwachting.

## 9. Bibliografie

Brier, G. W. (1950). Verification of forecasts expressed in terms of probability. *Mon. Wea. Rev.* **78**, 1-3.

Callado, Alfons, Pau Escribà, José Antonio García-Moya, Jesús Montero, Carlos Santos, Daniel Santos-Muñoz and Juan Simarro (2013). Ensemble Forecasting, Climate Change and Regional/Local Responses, Dr Pallav Ray (Ed.), ISBN: 978-953-51-1132-0, InTech, DOI: 10.5772/55699. Beschikbaar op: <http://www.intechopen.com/books/climate-change-and-regional-local-responses/ensemble-forecasting>.

Groenland, R., Geurts, H. (2009). Neerslagradar KNMI: Uitgebreide toelichting. Geraadpleegd op: Juni 28, 2014, Beschikbaar op: [http://www.knmi.nl/cms/content/69720/uitgebreide\\_toelichting\\_bij\\_knmi\\_neerslagradar](http://www.knmi.nl/cms/content/69720/uitgebreide_toelichting_bij_knmi_neerslagradar)

Kok, C.J., Wichers Schreur, B., and Vogelesang, D. (2008). Valuing information from mesoscale forecasts. *Meteorological Applications*, **15**, 103-111.

Lemcke, C., and S. Kruizinga (1988). Model Output Statistics Forecasts: Three Years of Operational Experience in the Netherlands. *Monthly Weather Review*, **116**,1077-1090. Murphy, A. H. (1973). A new vector partition of the probability score. *J. Appl. Meteorol.*, **12**, 595-600.

van der Plas, E. V., Schmeits, M. J., Hooijman, N. A. and Kok, C. J. (2014). An objective comparative verification of high resolution precipitation forecasts. To be submitted to *Weather and Forecasting*.

Sieben, I. (2002). Logistische regressie analyse. Geraadpleegd op: Juni 28, 2014, Beschikbaar op: <http://www.ru.nl/socialewetenschappen/rtog/tips/onderdelen/logistische/>

Wilks, D. S. (2006). *Statistical Methods in the Atmospheric Sciences*. Elsevier.

Wilks, D. S. (2009). Extending logistic regression to provide full-probability-distribution MOS forecasts. *Meteorological Applications*, **16**, 361-368.

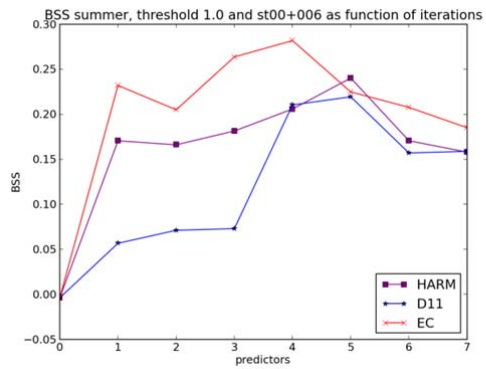


## 10. Bijlagen

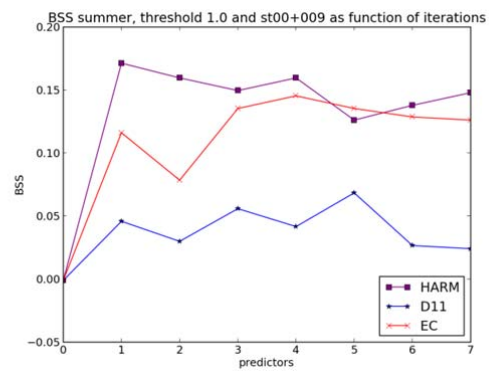
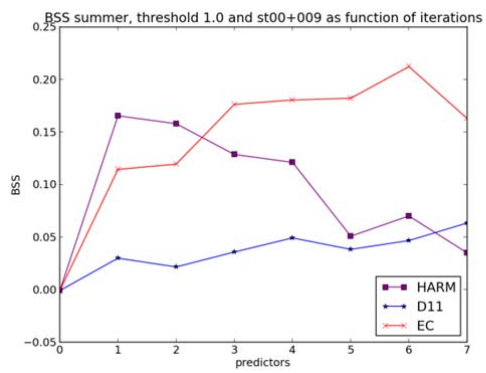
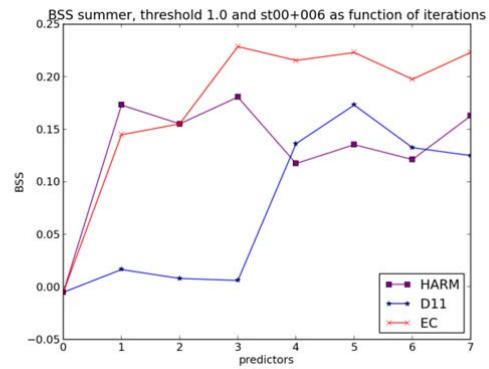
In deze bijlagen staat HARM voor HARMONIE, D11 voor HIRLAM en EC voor ECMWF.

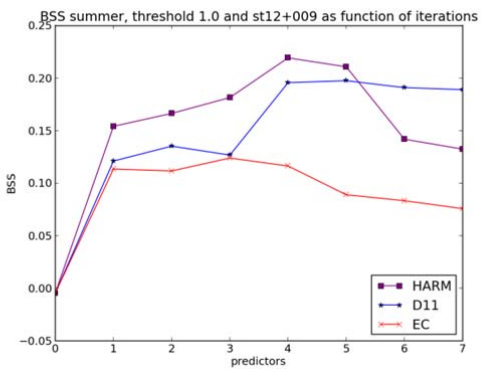
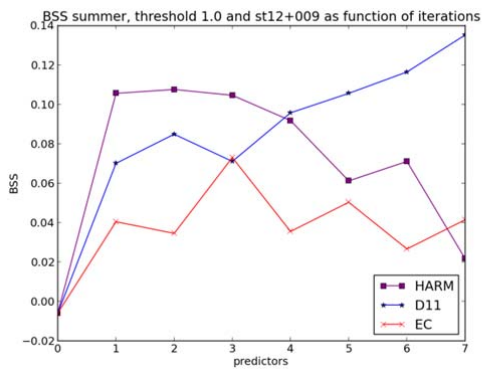
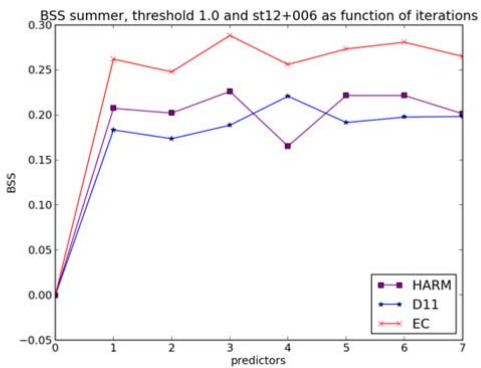
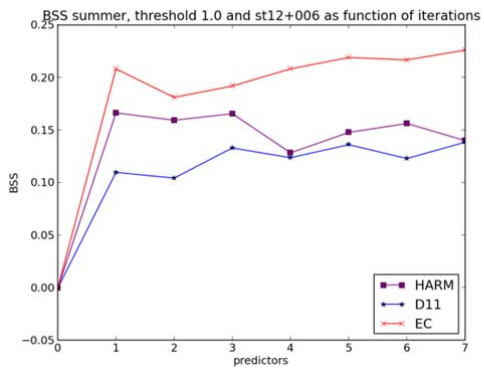
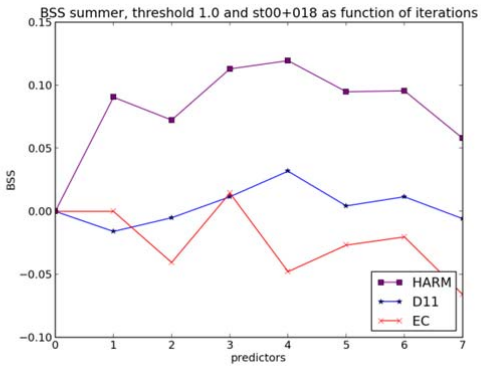
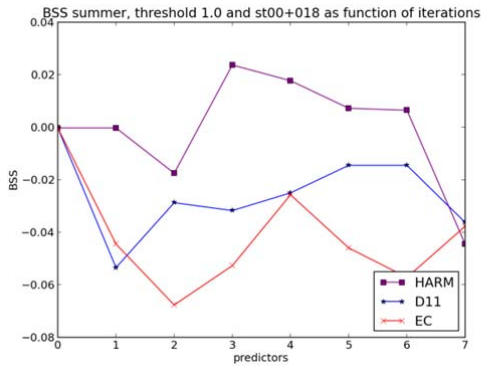
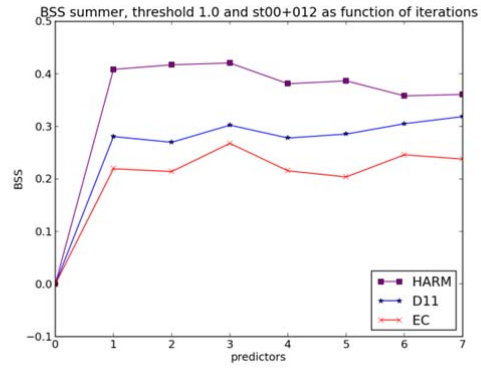
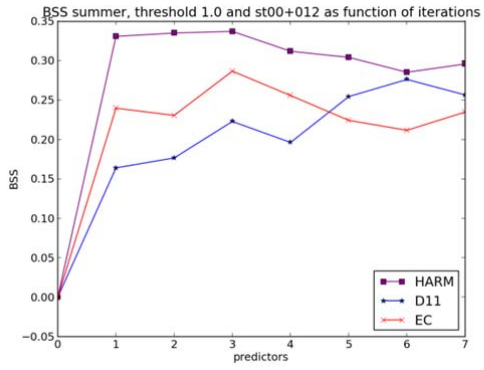
### 10.1 Bijlage 1: Zomer drempel 1.0 mm/3 h

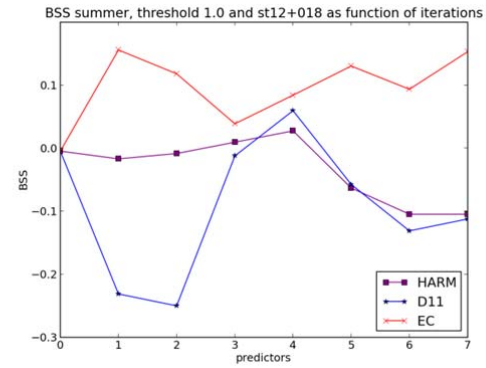
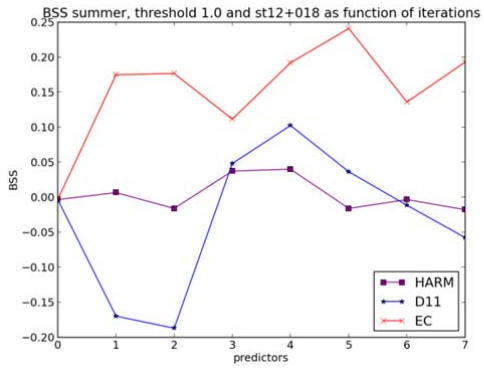
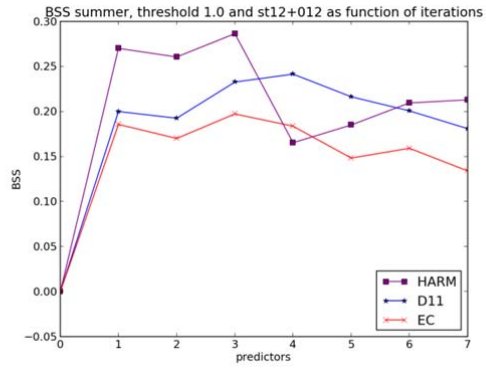
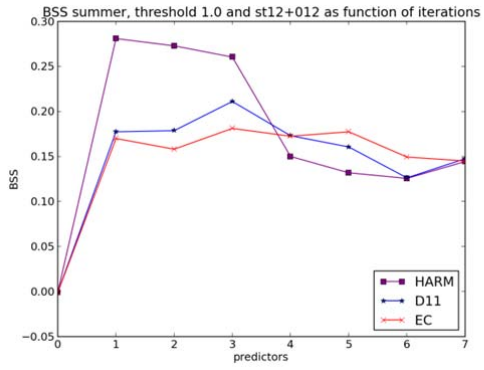
Rad 5



Rad 25



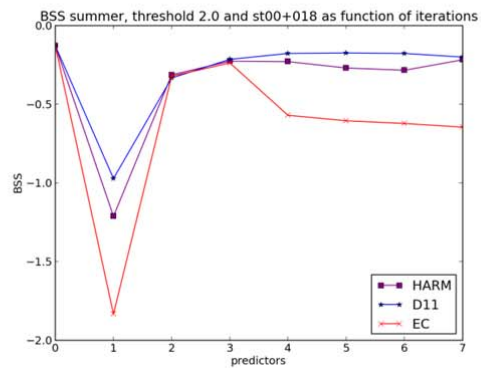
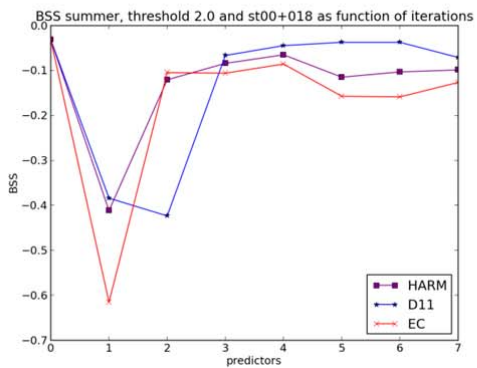
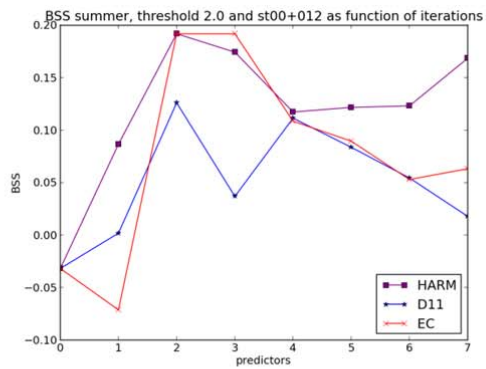
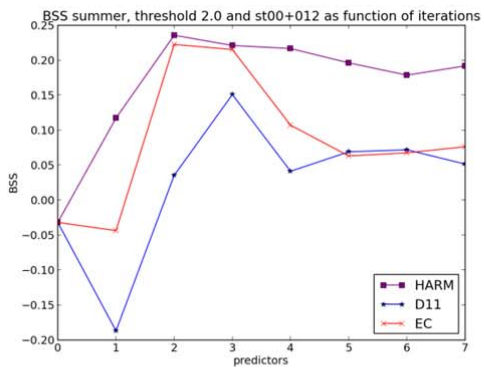
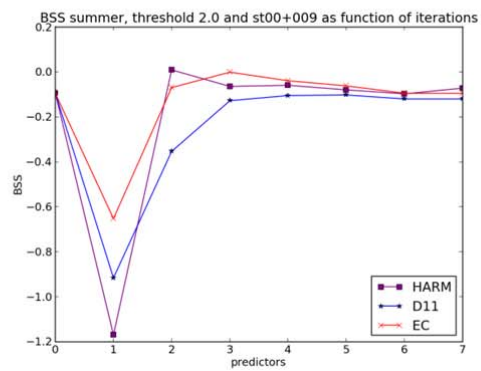
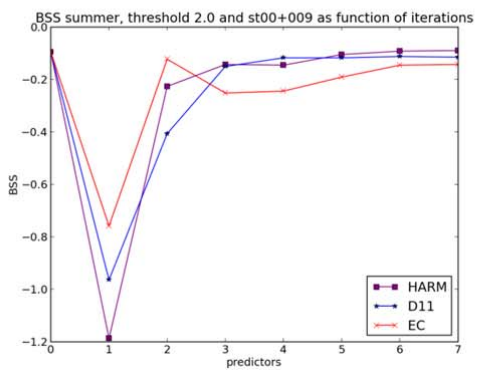
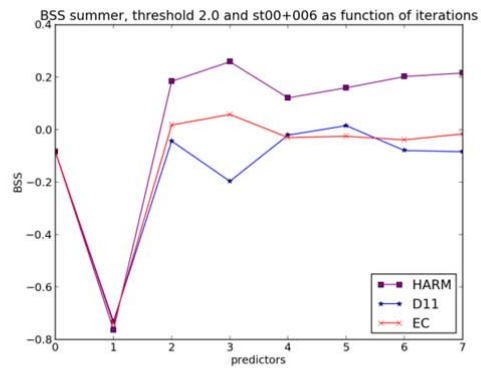
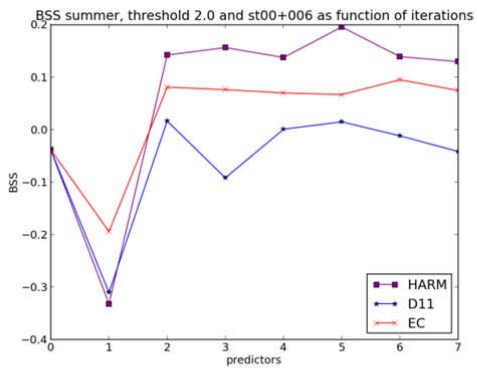


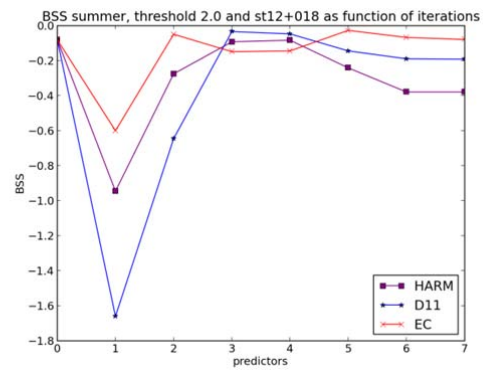
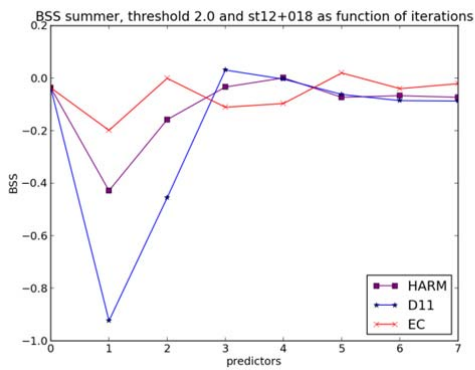
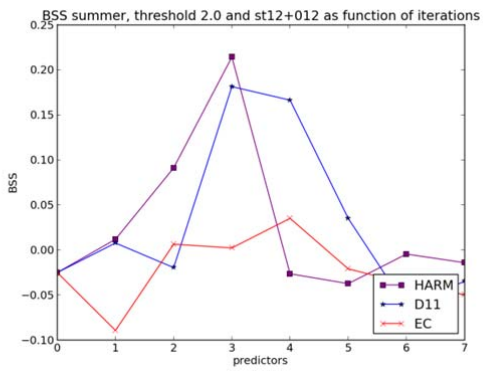
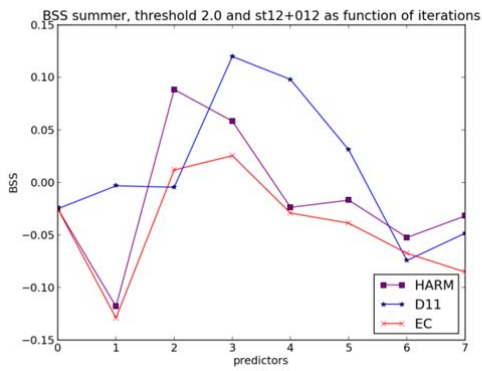
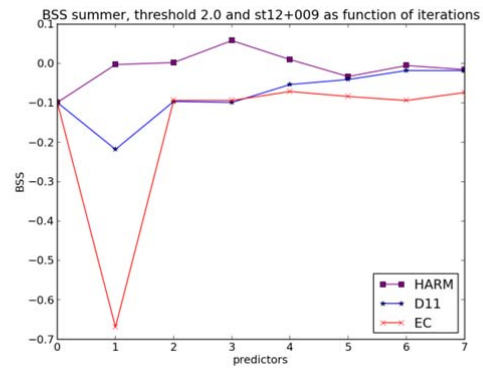
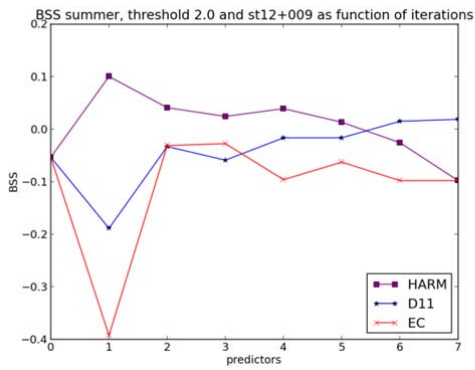
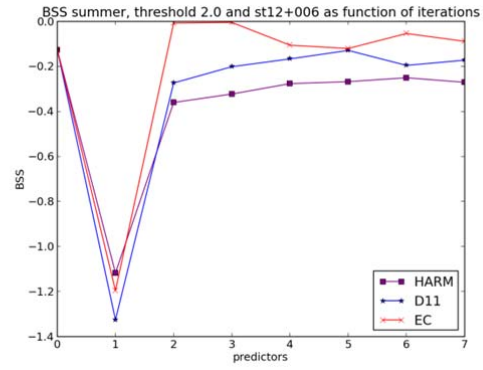
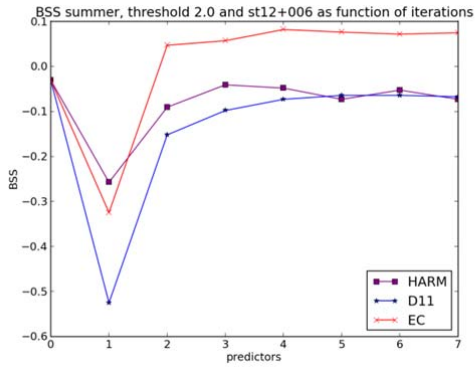


## 10.2 Bijlage 2: Zomer drempel 2.0 mm/3 h

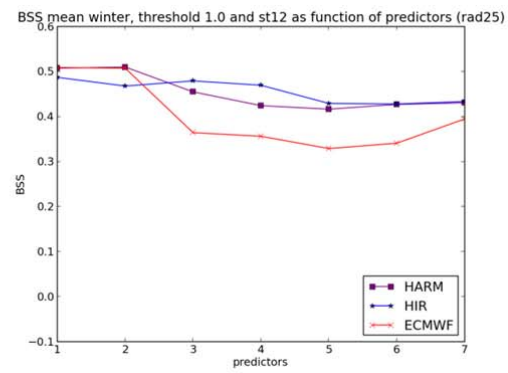
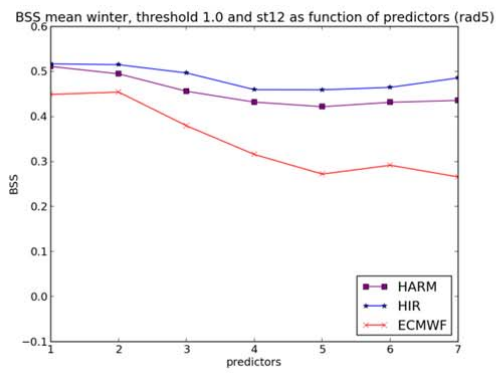
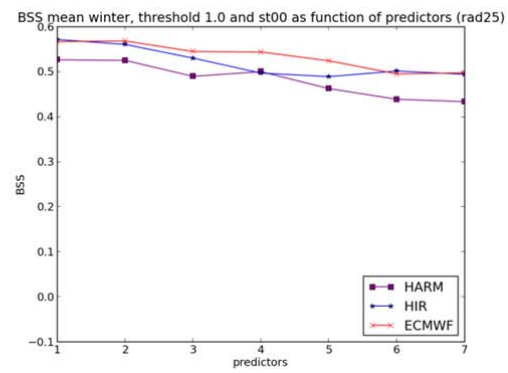
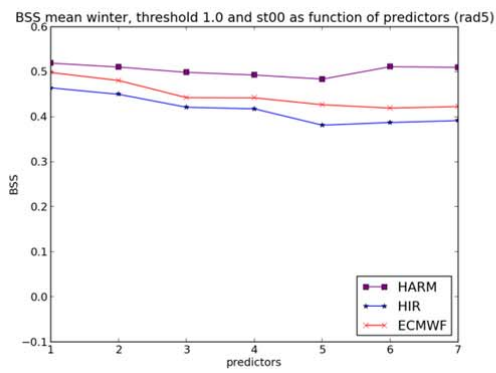
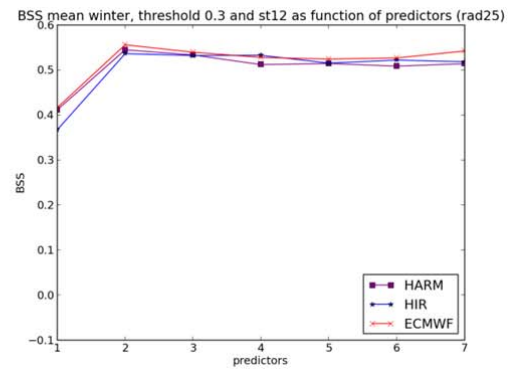
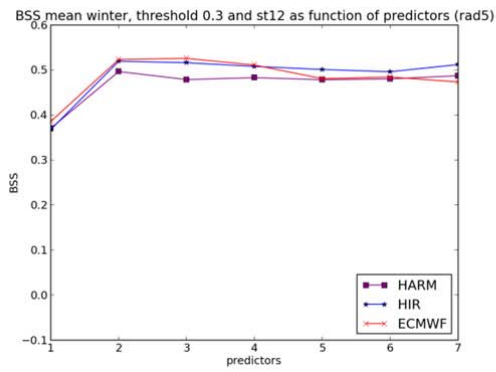
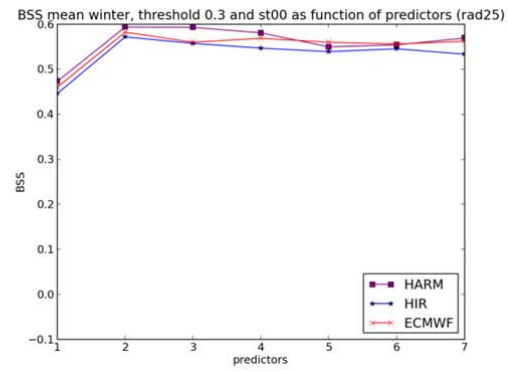
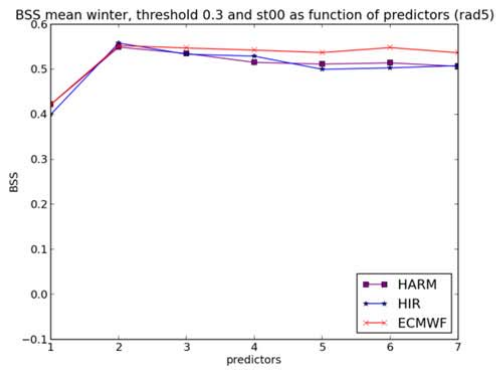
Rad 5

Rad 25

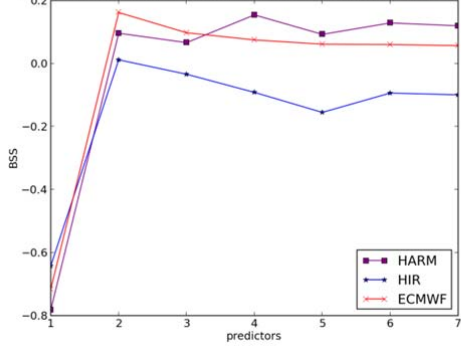




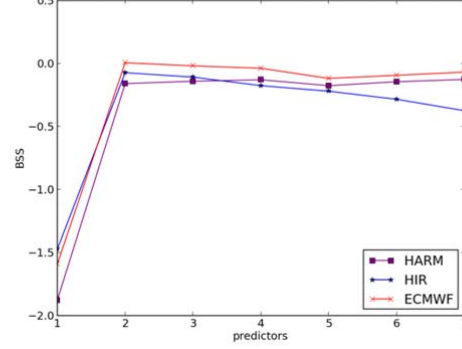
## 10.3 Bijlage 3: Winter



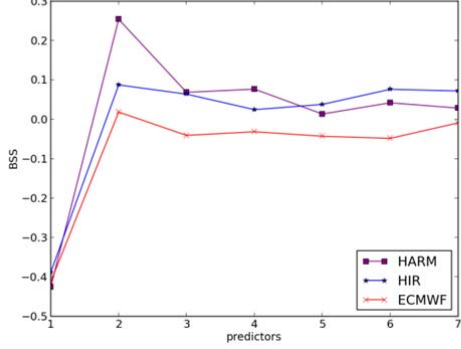
BSS mean winter, threshold 2.0 and st00 as function of predictors (rad5)



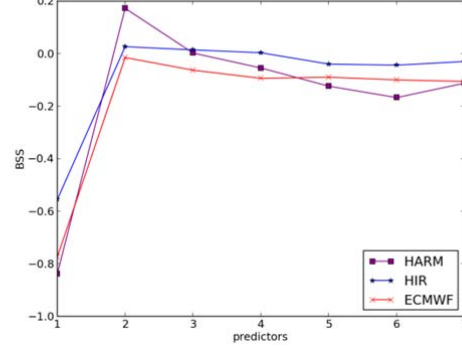
BSS mean winter, threshold 2.0 and st00 as function of predictors (rad25)



BSS mean winter, threshold 2.0 and st12 as function of predictors (rad5)



BSS mean winter, threshold 2.0 and st12 as function of predictors (rad25)

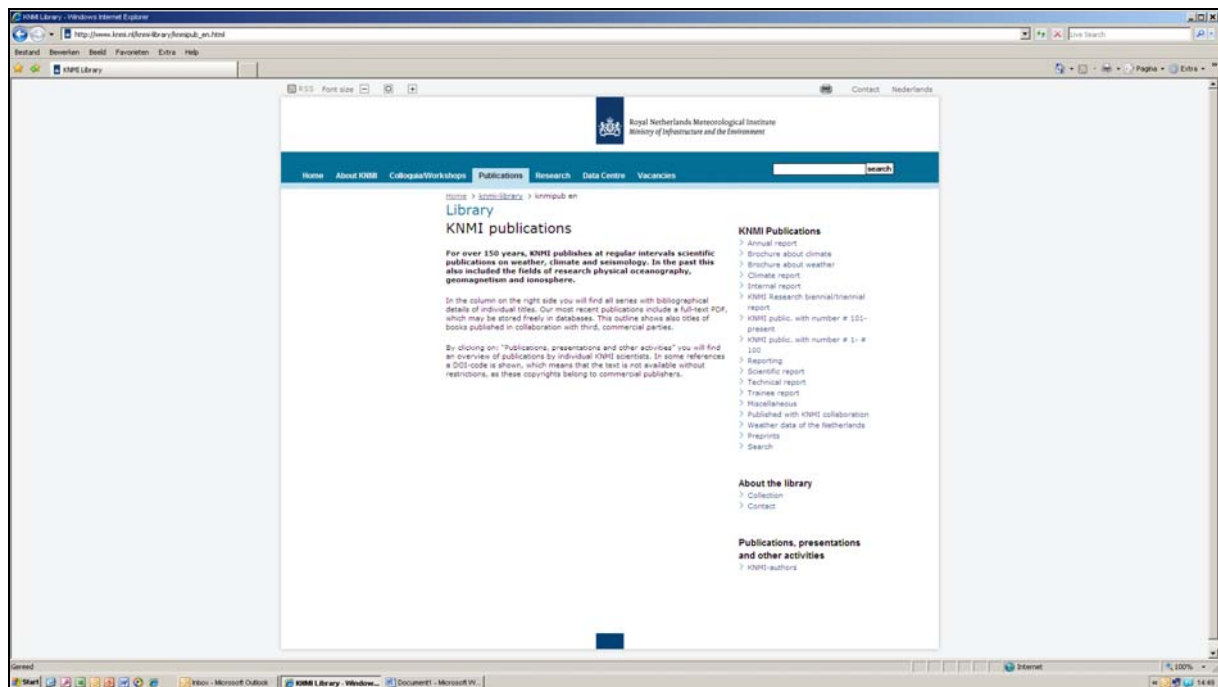






**A complete list of all KNMI -publications (1854 – present) can be found on our website**

[www.knmi.nl/knmi-library/knmipub\\_en.html](http://www.knmi.nl/knmi-library/knmipub_en.html)



**The most recent reports are available as a PDF on this site.**

