
Een *tool* voor controle van hoogfrequente grondwaterstandsreeksen

Dennis Walvoort, Martin Knotters en Tom Hoogland¹

Grondwaterstanden en stijghoogten worden steeds vaker gemeten met druksensoren, met hoge frequenties zoals viermaal daags of ieder uur. Het is ondoenlijk al deze metingen visueel te controleren op fouten. Alterra, onderdeel van Wageningen UR, ontwikkelde in opdracht van Eijkelkamp Agrisearch Equipment een tool voor automatische controle van de metingen die worden verzameld in het Regionaal Grondwatermeetnet Vallei en Eem. De tool maakt het mogelijk grote hoeveelheden metingen efficiënt te controleren. De tool is gebaseerd op fuzzy-set-theorie waardoor informatie beter wordt benut. Door robuuste statistieken te gebruiken is de tool toepasbaar voor reeksen met uiteenlopende eigenschappen.

Inleiding

Het Platform Water Vallei en Eem vertegenwoordigt het waterschap Vallei en Veluwe en 14 gemeenten in en rond de Gelderse Vallei. In opdracht van dit platform realiseert en onderhoudt Eijkelkamp Agrisearch Equipment een regionaal grondwatermeetnet voor dit gebied. Het meetnet bestaat uit circa 500 filters die zijn uitgerust met automatische drukopnemers. Het meetinterval is zes uur en op een aantal locaties één uur. Elke drie maanden wordt er een controle van de metingen uitgevoerd, zodat meetfouten kunnen worden gesignaleerd en maatregelen kunnen worden genomen om de kwaliteit van de metingen te waarborgen. Bij deze controles wordt gekeken of waarnemingen vallen binnen het meetbereik en voldoen aan de meetfrequentie, en worden uitschieters, abrupte sprongen, veranderingen in de variatie, en veranderingen in de kruiscorrelatie met andere reeksen opgespoord.

Het doel van de *tool* die wij ontwikkelden is om efficiënt en zorgvuldig de controles van de meetreeksen uit te voeren, en overzichtelijk te rapporteren over de kwaliteit van de waarnemingen. Hierbij hanteerden we drie uitgangspunten. Ten eerste moet informatie van slechte of matige kwaliteit natuurlijk als zodanig worden herkend en beoordeeld, maar daarbij mag geen informatie van goede kwaliteit verloren gaan. Dit uitgangspunt bepaalde onze beslissing voor de ontwikkeling van een *fuzzy rulebase*. Ten tweede moeten de controles toegepast kunnen worden op reeksen met uiteenlopende eigen-

¹ Alterra, Wageningen UR (dennis.walvoort@wur.nl, martin.knotters@wur.nl, tom.hoogland@wur.nl)

schappen. Om deze reden implementeerden we robuuste statistieken, die in uiteenlopende situaties kunnen worden toegepast. Het Regionaal Grondwatermeetnet Vallei en Eem omvat immers buizen die zijn geplaatst in heel verschillende hydrologische en bodemkundige situaties, landelijk en stedelijk gebied. Ten derde moeten de resultaten van de controles op een intuïtief niveau kunnen worden geïnterpreteerd. In de volgende paragraaf lichten we de *fuzzy rulebase* toe. Vervolgens beschrijven we de verschillende controles en presenteren een voorbeeld van een rapportage. We sluiten af met enkele concluderende opmerkingen. Hierbij gaan wij in op objectiviteit, op het beoordelen van fysische plausibiliteit, en op de mate waarin we konden voldoen aan de drie uitgangspunten.

Fuzzy rulebase

De basis van de controles is een regelgebaseerd systeem, een *rule-based system*. Zo'n systeem bestaat uit een aantal kennisregels die door experts zijn opgesteld. Een kennisregel heeft de volgende algemene vorm:

IF *propositie* THEN *conclusie*.

Een voorbeeld van een kennisregel om te beoordelen of een grondwaterstandsmeting valide is bijvoorbeeld:

IF 'meetwaarde IS extreem hoog' THEN 'meetwaarde IS niet valide'. In het propositiedeel kunnen elementaire proposities worden gecombineerd met AND of OR, bijvoorbeeld:

IF 'meetwaarde IS extreem hoog' OR 'kruiscorrelatie met naburige reeks IS sterk veranderd' THEN 'meetwaarde IS niet valide'.

Een dergelijk stelsel van regels wordt een *rule base* genoemd.

Laten we nader ingaan op de eerste propositie, 'meetwaarde IS extreem hoog'. Wanneer is een meetwaarde extreem hoog? Om dat te beoordelen wordt vaak voor een stukje reeks rond een meetwaarde, een *window*, het gemiddelde en de standaardafwijking uitgerekend. Een meetwaarde wordt dan als uitbijter aangemerkt wanneer deze bijvoorbeeld met meer dan driemaal de standaardafwijking afwijkt van het gemiddelde. Dit is een hard criterium: bij 2,9 maal de standaardafwijking is de meetwaarde geen uitbijter, bij 3,1 maal de standaardafwijking wel. Gevoelsmatig is dit niet reëel en zou je meer verdenking van een uitbijter willen leggen op een meetwaarde naarmate deze meer afwijkt van de omliggende waarden. Toch werken traditionele regelgebaseerde systemen vaak met harde grenzen, en is de conclusie: 'uitbijter' of 'geen uitbijter'.

In de *tool* hebben we de tweewaardige logica vervangen door meerwaardige of *fuzzy* logica. De conclusie is dan niet noodzakelijkerwijs dat een meetwaarde óf goed, óf fout is, maar een meetwaarde kan ook worden beoordeeld als 'bijna goed', 'een beetje fout', etc. Er hoeft niet meer een harde grens te worden getrokken, maar je kunt een geleidelijk verloop van 'goed' naar 'fout' definiëren. Bij tweewaardige logica wordt de conclusie of een meting goed of fout is uitgedrukt met een hard getal: 0 = fout, 1 = goed. Bij *fuzzy logic* kan die conclusie ook waarden aannemen tussen 0 en 1, en kan dus een groter deel van de beschikbare expertkennis worden benut.

De Gruijter en Boogaard (2001) geven een goed leesbare inleiding tot *fuzzy sets* en *fuzzy rule bases*. Verdere achtergronden geven De Gruijter e.a. (2011).

Outliers

Onder *outliers* verstaan we hier uitsluitend *additive outliers*. Deze hebben een oorzaak buiten het systeem dat wordt waargenomen, en kunnen bijvoorbeeld worden toegeschreven aan afleesfouten en storingen aan de apparatuur. Andere typen *outliers*, zogeheten *innovative outliers*, kunnen voortkomen uit ingrepen in de hydrologie, of bijvoorbeeld uit neerslaggebeurtenissen, en geven dus inzicht in de dynamiek van de grondwaterstand (Basu en Meckesheimer, 2007).

Een mogelijkheid om *outliers* op te sporen is door toepassing van *likelihood ratio tests* op de residuen van een transfer-ruismodel, zoals beschreven door bijvoorbeeld Tsay (1988). Dit heeft echter niet onze voorkeur, omdat hiervoor reeksen van grondwaterstanden en neerslagoverschotten nodig zijn van meerdere jaren lang die niet altijd voorhanden zijn. Vooral voor locaties op de stuwwallen zullen lange reeksen nodig zijn, vanwege de traagheid in het hydrologische systeem. Bovendien is transfer-ruismodellering minder geschikt voor automatische detectie van *outliers*, omdat het inzicht van een expert vereist. In de tool vindt daarom automatische detectie van *additive outliers* plaats op grondwaterstandsreeksen, *online* op basis van een *moving window*. We veronderstellen dat de reeks binnen dit *moving window* een stationair proces volgt. De breedte van het *window* is daarom zeer beperkt gehouden. Bij reeksen met een seizoenspatroon, zoals veel grondwaterstandsreeksen, is het belangrijk dat het *window* aanmerkelijk kleiner is dan een jaar. Als de breedte gelijk is aan of groter is dan een jaar, dan zouden namelijk alleen *outliers* worden opgemerkt die buiten het traject van de jaarlijkse seizoensfluctuatie liggen.

Wij gebruiken voor de beoordeling van *outliers* de *Hampel identifier*, die veel op hoog-frequente reeksen wordt toegepast (Menold e.a., 1999; Pearson, 2001, 2002; Liu e.a., 2004; Basu en Meckesheimer, 2007). Deze *identifier* is aanmerkelijk robuuster dan de bekende 3σ -regel, die vooral tekortschiet wanneer er meerdere *outliers* binnen een *window* voorkomen. Dit komt doordat de *Hampel identifier* is gebaseerd op de mediaan van absolute afwijkingen, en niet op de standaardafwijking σ . De procedure is als volgt:

1. Definieer een breedte van een symmetrisch *window* $2K+1$. Wij hanteerden bijvoorbeeld voor $K=25$ bij een meetinterval van één uur, en voor $K=4$ bij een meetinterval van zes uur.
2. Selecteer de eerste $2K+1$ waarnemingen van de reeks.
3. Bereken de mediaan van de eerste $2K+1$ waarnemingen, zeg M .
4. Bereken de verschillen tussen de waarnemingen en de mediaan M , zeg d_k , met $k=1,2,\dots,2K+1$, waarbij k het meetmoment binnen het *window* aangeeft.
5. Bereken de *median absolute deviation from the median*, MAD (zie Pearson, 2001):

$$S = 1.482602 \text{median}(\text{abs}\{d_k | k = 1, 2, \dots, 2K + 1\}) \quad (1)$$

De normalisatiefactor 1.482602 dient ertoe S gelijk aan standaardafwijking σ te maken als de verdeling Gaussisch is.

6. Bereken de *Z-score* van de middelste waarneming van het venster, met de mediaan M als centrale waarde en S als maat voor de spreiding:

$$Z = \frac{h_{k+1} - M}{S} \quad (2)$$

De verdenking dat een waarneming een *outlier* is neemt toe naarmate deze *Z-score* groter is. Afwijkingen naar beneden beoordelen we strenger dan afwijkingen naar boven, omdat de laatste eventueel nog het gevolg kunnen zijn van plotselinge neerslaggebeurtenissen. De mate waarin een waarneming wordt aangemerkt als een *outlier* beschrijven we met *Z*- en *S*-vormige *membership*-functies, die we combineren tot een π -vormige *membership*-functie:

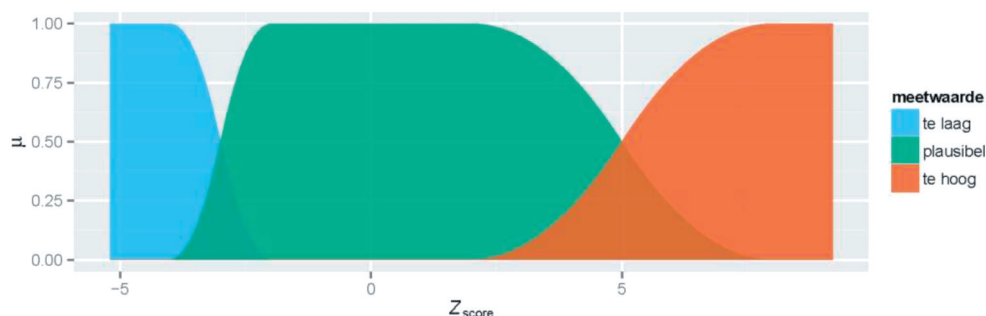
$$Z - \text{vorm: } \mu_Z(u, \gamma_1, \gamma_2) = \begin{cases} 1 & \text{als } u \leq \gamma_1 \\ 1 - 2 \left(\frac{u - \gamma_1}{\gamma_2 - \gamma_1} \right)^2 & \text{als } \gamma_1 < u \leq \frac{\gamma_1 + \gamma_2}{2} \\ 2 \left(\frac{u - \gamma_2}{\gamma_2 - \gamma_1} \right)^2 & \text{als } \frac{\gamma_1 + \gamma_2}{2} < u \leq \gamma_2 \\ 0 & \text{als } u > \gamma_2 \end{cases} \quad (3a)$$

$$S - \text{vorm: } \mu_S(u, \gamma_1, \gamma_2) = 1 - \mu_Z(u, \gamma_1, \gamma_2) \quad (3b)$$

$$\pi - \text{vorm: } \mu_\pi(u, \gamma_1, \gamma_2, \gamma_3, \gamma_4) = \begin{cases} \mu_S(u, \gamma_1, \gamma_2) & \text{als } u \leq \gamma_2 \\ 1 & \text{als } \gamma_2 < u \leq \gamma_3 \\ \mu_Z(u, \gamma_3, \gamma_4) & \text{als } u > \gamma_3 \end{cases} \quad (3c)$$

waarin wij $\gamma_1 = -4$, $\gamma_2 = -2$, $\gamma_3 = 2$ en $\gamma_4 = 8$ kozen om *outliers* naar beneden strenger te beoordelen dan *outliers* naar boven, en waarin voor u de *Z-score* wordt ingevuld. Afbeelding 1 geeft de *membership*-functie voor *outliers* grafisch weer. Op basis van de *membership*-functie kan de mate worden bepaald waarin een waarneming als plausibel of als *additive outlier* moet worden aangemerkt.

7. Schuif het *window* een positie op en herhaal de procedure.



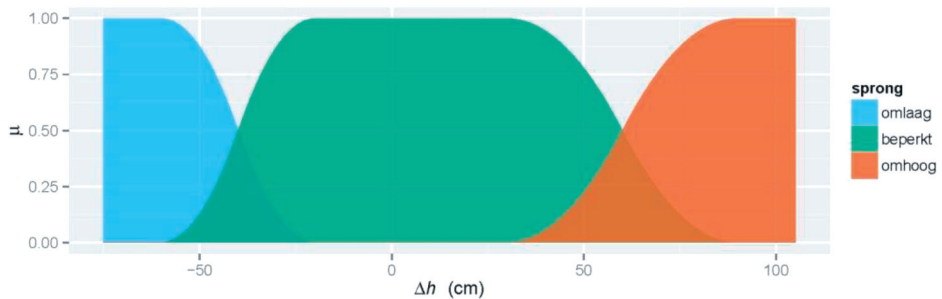
Afbeelding 1: Mate waarin een waarneming behoort tot de klassen 'te laag', 'plausibel' en 'te hoog' op basis van de *Z-score* berekend met een *Hampel-identifier*.

Abrupte sprongen

Een abrupte sprong tussen twee opeenvolgende metingen kan duiden op een storing in

de apparatuur. Een *additive outlier* bestaat feitelijk uit twee abrupte sprongen, namelijk heen en terug. Een abrupte sprong naar een nieuw gemiddeld niveau detecteren we als volgt:

1. Bereken het verschil tussen de waarnemingen op twee opeenvolgende tijdstippen die met het gespecificeerde meetinterval van elkaar zijn verwijderd.
2. De mate waarin een verschil wordt aangemerkt als een abrupte sprong beschrijven we met een π -vormige *membership*-functie, zie formule (3), waarin wij kozen voor $\gamma_1 = -60$ cm, $\gamma_2 = -20$ cm, $\gamma_3 = 30$ cm en $\gamma_4 = 90$ cm, zodat abrupte sprongen naar beneden iets strenger worden beoordeeld dan abrupte sprongen naar boven. Andere instellingen zijn uiteraard mogelijk. Afbeelding 2 geeft de *membership*-functie voor abrupte sprongen grafisch weer.



Afbeelding 2: Mate waarin een verschil tussen twee opeenvolgende waarnemingen als een abrupte sprong omlaag of omhoog wordt aangemerkt.

Veranderingen in de variatie

Veranderingen in de variatie van de waarnemingen, ook heteroscedasticiteit genoemd, kunnen duiden op storingen in de apparatuur. Wij controleerden hierop met een verdelingsvrije toets die is ontwikkeld door Fligner en Killeen (1976), en die robuust is voor afwijkingen van normaliteit (Conover e.a., 1981). De procedure is als volgt:

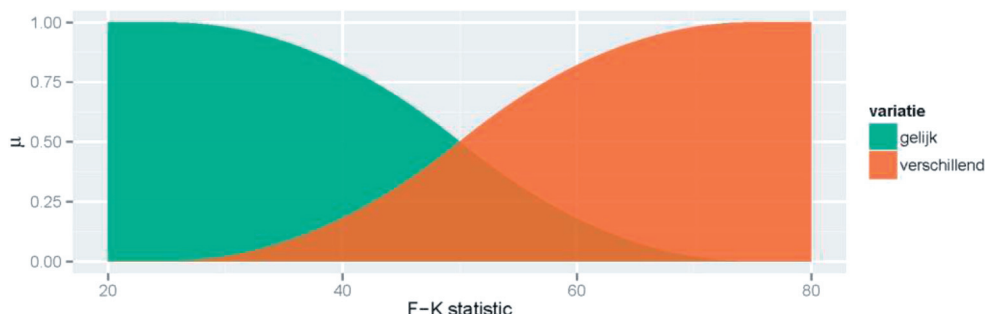
1. Splits een *moving window* in twee helften, zeg $h_{1,...,K}$ en $h_{K+1,...,2K}$. Wij kozen bijvoorbeeld voor $K=25$ bij een meetinterval van één uur en voor $K=4$ bij een meetinterval van zes uur.
2. Bereken de mediaan M over het gehele *window*: $M = \text{median}(h_{1,...,K}, h_{K+1,...,2K})$.
3. Trek de mediaan M af van de gecombineerde reeks $h_{1,...,K}, h_{K+1,...,2K}$ en bereken de absolute waarden van de verkregen verschillen. Dit levert de reeks $v_{1,...,K}, v_{K+1,...,2K}$ op.
4. Bereken de rangnummers R_i , $i=1 \dots K$ die de waarden $v_{1,...,K}$ hebben in de gecombineerde reeks $v_{1,...,K}, v_{K+1,...,2K}$.
5. Bereken de Fligner-Killeenstatistiek met

$$T_{FK} = K^{-1} \sum_{i=1}^K \left\{ \Phi^{-1} \left(\frac{(N+1+R_i)}{2(N+1)} \right) \right\}^2 \quad (4)$$

waarin Φ de standaardnormale verdeling is, en $N=2K$. De statistiek T_{FK} is chi-kwadraat verdeeld.

6. De mate waarin de variatie verschilt tussen de twee helften van het *window* beschrijven we met een S-vormige *membership*-functie, zie formule (3b), waarin voor u de T_{FK} -statistiek wordt ingevuld, $\gamma_1=25$ en $\gamma_2=75$. Afbeelding 3 geeft de *membership*-functie voor verschillen in variatie grafisch weer.

7. Schuif het *window* een positie op en herhaal de procedure.



Afbeelding 3: Mate waarin de variatie verandert, op basis van de Fligner-Killeenstatistiek.

Veranderingen in kruiscorrelatie met naburige reeksen

Twee tijdreeksen van grondwaterstanden of stijghoogten die zijn waargenomen op naburige locaties, met vergelijkbare hydrologische omstandigheden, zullen waarschijnlijk met elkaar gecorreleerd zijn. Een verandering in deze kruiscorrelatie kan duiden op een storing in de apparatuur op één van beide locaties. Om veranderingen in kruiscorrelatie op te sporen hanteren we een robuuste statistiek die recent is ontwikkeld door Dehling e.a. (2012), op basis van Kendall's τ . De procedure is als volgt:

1. Selecteer kandidaat-tijdreeksen voor de controle op verandering in kruiscorrelatie.

Wij selecteerden drie kandidaat-reeksen, het aantal kan uiteraard groter zijn.

Wij hanteerden de volgende criteria:

- De overlap van de meetmomenten moet ten minste 80 % zijn.
- We selecteren alleen reeksen van de drie dichtstbijzijnde locaties.
- Op basis van T_n (zie onder) selecteren we uit deze drie de reeks die het meest is gecorreleerd met de betreffende reeks. Dit is het reeksenpaar met de kleinste $\max(T_n)$.

2. Bereken voor een *window* de volgende statistiek:

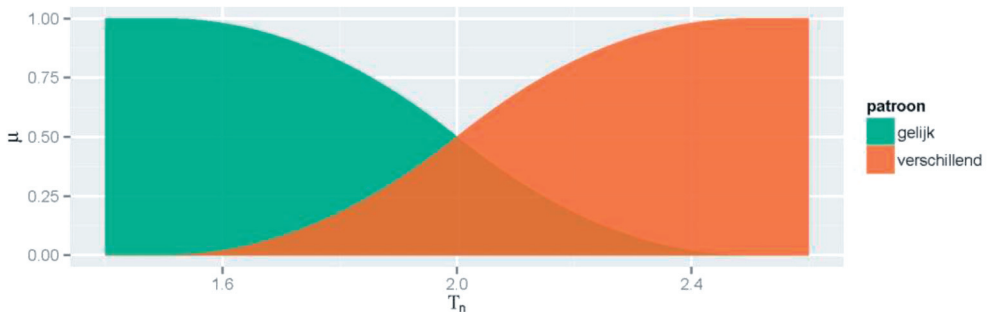
$$\hat{T}_n = \max_{1 \leq k \leq n} \frac{k}{\sqrt{n}} |\hat{\tau}_k - \hat{\tau}_n| \quad (5)$$

met

$$\hat{\tau}_n = \frac{2}{n(n-1)} \# \{1 \leq i < j \leq n : (X_j - X_i)(Y_j - Y_i) \geq 0\} \quad (6)$$

waarin # betekent 'het aantal keren dat', X de ene reeks is en Y de andere. Wij hanteerden een symmetrisch *window* met $n=144$ bij een meetinterval van één uur en $n=24$ bij een meetinterval van zes uur.

- De mate waarin T_n behoort tot de klassen gelijk en verschillend beschrijven we met een S-vormige *membership*-functie, zie formule (3b), met $\gamma_1=1,5$ en $\gamma_2=2,5$. Afbeelding 4 geeft dit grafisch weer.
- Schuif het *window* een positie op en herhaal de procedure vanaf stap 2.



Afbeelding 4: Mate waarin de kruiscorrelatie verandert, op basis van een robuuste statistiek met Kendall's tau.

Controles met tweewaardige logica

Meettijdstip

We controleren het *format* van het meettijdstip, en waarnemingen waarvan het meettijdstip in de toekomst ligt keuren we af. De *tool* is gebaseerd op *Coordinated Universal Time*, UTC, en daarom ongevoelig voor veranderingen van zomer- naar wintertijd *vice versa*.

Meetbereik

Waarden die hoger zijn dan de bovenkant van de buis of dieper zijn dan de positie van de drukopnemer keuren we af.

Meetfrequentie, meetinterval

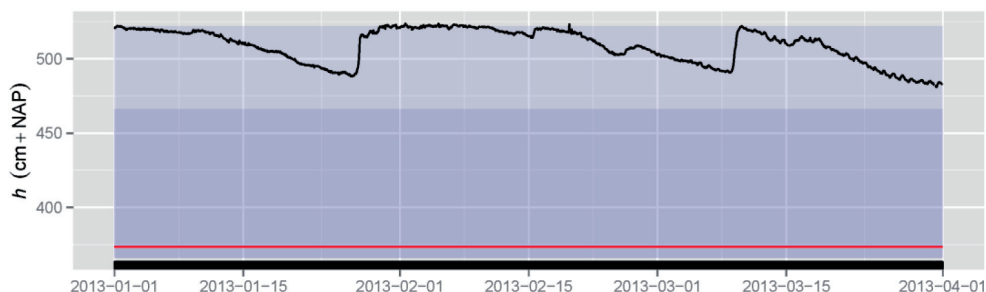
Bij deze controle hanteren we de volgende procedure:

- Als er geen meetinterval is gespecificeerd, bereken het dan als de modus van de meetintervallen in de data.
- Op basis van het gespecificeerde of berekende meetinterval bepalen we of een meetwaarde al dan niet ontbreekt.
- Ontbrekende waarden markeren we als zodanig.

Voorbeeld van een rapportage

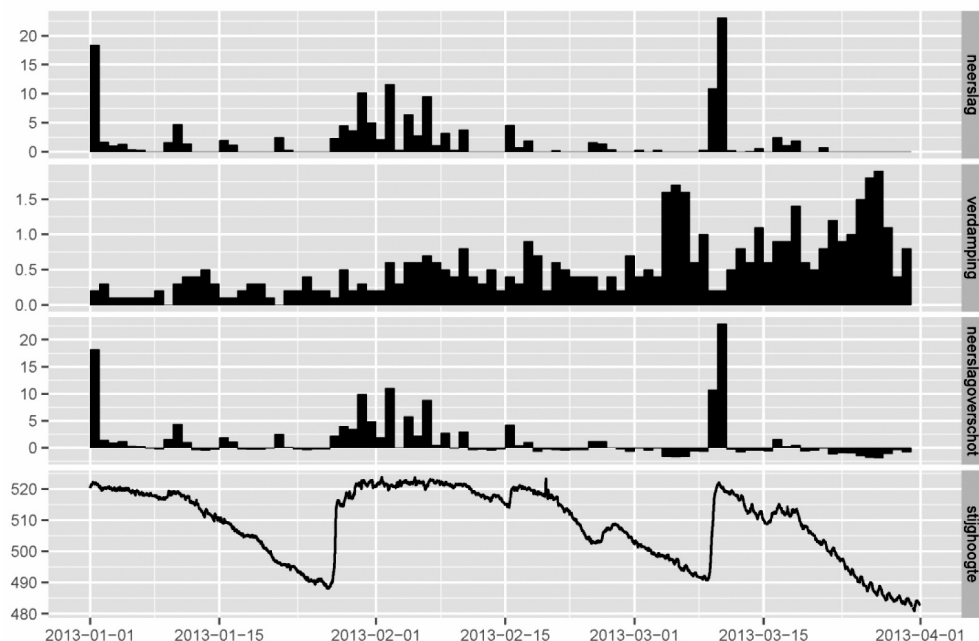
Met de *tool* kunnen periodiek, bijvoorbeeld elke drie maanden, honderden tijdreeksen automatisch worden gecontroleerd. Er wordt telkens automatisch een rapport

gegenereerd met daarin per reeks een samenvatting van de controles. We illustreren de rapportage aan de hand van een tijdreeks B39F2884, in het Binnenveld bij Wageningen, voor de periode van 1 januari tot 1 april 2013. De rapportage begint met een tijdreeksplot, zie afbeelding 5. De filterdiepte is weergegeven om interpretatie van de metingen in termen van stijghoogte of grondwaterstand mogelijk te maken. Een 'rug plot' die weergeeft wanneer er een waarneming is verricht is toegevoegd om het opsporen van ontbrekende waarnemingen te vergemakkelijken.

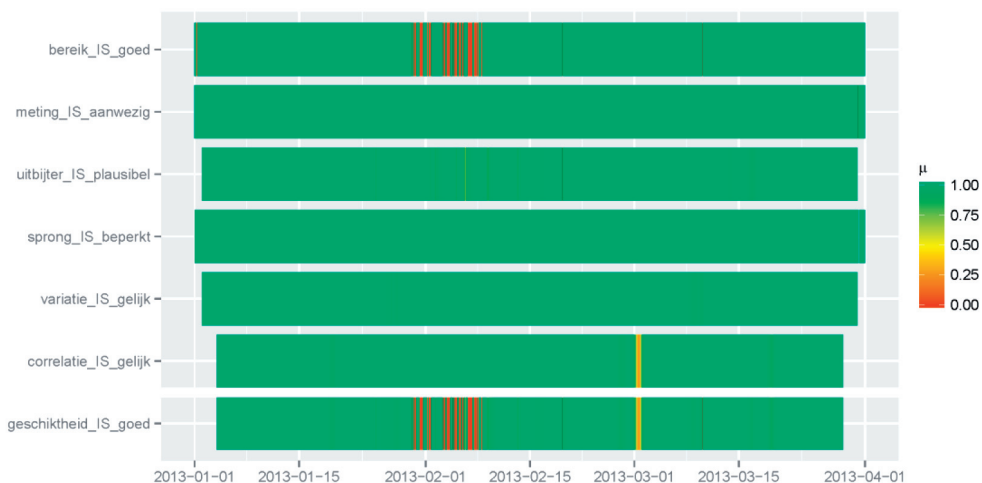


Afbeelding 5: Tijdreeksplot voor stijghoogtes gemeten in B39F2884. Donkergrijs geeft de positie van het filter aan, rood de positie van het meetpunt. De zwarte balk onderin is een 'rug plot' die weergeeft dat er een waarneming is verricht.

Vervolgens worden neerslag, referentiegewasverdamping en potentieel neerslagoverschot afgedrukt om visuele beoordeling van de tijdreeksplot te ondersteunen, zie afbeelding 6. Neerslag- en verdampingsdata zijn afkomstig van de dichtstbijzijnde KNMI-stations, in dit geval Wageningen PD en Deelen.

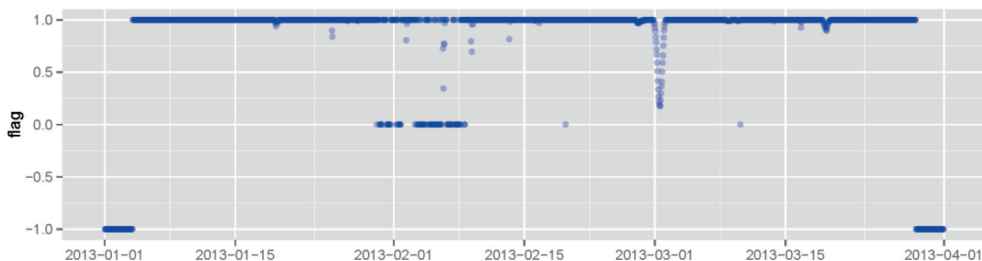


Afbeelding 6: Tijdreeksplot van neerslag (mm/dag), referentiegewasverdamping (mm/dag), potentieel neerslagoverschot (mm/dag) en stijghoogte (cm t.o.v. NAP) voor buis B39F2884.



Afbeelding 7: Samenvatting van de controles gebaseerd op fuzzy- en tweewaardige logica, voor bus B39F2884.

Afbeelding 7 geeft weer hoe vervolgens de resultaten van de controles worden samengevat. De eerste balk hierin laat bijvoorbeeld zien dat rond begin februari 2013 standen werden gemeten die buiten het meetbereik vallen, namelijk boven de bovenkant van de buis. De verschillen in lengte van periodes worden veroorzaakt door de breedtes van de *moving windows* die worden gehanteerd om statistieken te berekenen. De resultaten worden ook numeriek samengevat met 'flags' die bij gebruikelijke tests de waarde 0 of 1 hebben maar in deze *tool* ook andere waarden kunnen aannemen, zie afbeelding 8.



Afbeelding 8: Samenvatting van de controles voor bus B39F2884.

Een *flag* van -1 wil zeggen dat de waarde nog niet is beoordeeld, bijvoorbeeld vanwege de breedte van de *moving window*. Ten slotte worden de resultaten van alle gecontroleerde reeksen in een tabel samengevat, zie tabel 1. Deze beoordeling heeft betrekking op de reeksen als geheel en niet op individuele waarnemingen.

locatie	bereik	meting aanwezig	uitbijter	sprong	variatie	correlatie	geschiktheid
:	:	:	:	:	:	:	:
B39F2884	0,95	1,00	1,00	1,00	1,00	0,99	0,94
:	:	:	:	:	:	:	:

Tabel 1: Voorbeeld van de samenvatting van de controles en geschiktheidsbeoordeling voor reeks B39F2884.

Enkele concluderende opmerkingen

Objectiviteit

De *tool* is niet objectiever of subjectiever dan gebruikelijke procedures voor kwaliteitscontrole op basis van tweewaardige logica. Het verschil is dat bij de *tool* keuzes expliciet en bewust worden gemaakt die bij gebruikelijke kwaliteitstoetsen impliciet of zelfs onbewust worden gemaakt. Kwaliteitstoetsen zijn vaak gebaseerd op de uitgangspunten van Jerzy Neyman en Egon S. Pearson bij het toetsen van hypothesen in het kader van het nemen van beslissingen, zie Hubbard (2004) en Gigerenzer (2004) voor interessante beschrijvingen hiervan. Bij een Neyman-Pearson kwaliteitstoets moeten *vooraf* een aantal keuzes worden gemaakt. Vooraf moet worden besloten hoe groot de kans mag zijn dat de nulhypothese ten onrechte wordt verworpen. Deze kans, α , wordt ook wel kans op een fout van de eerste soort genoemd. Ook moet vooraf worden besloten hoe groot de kans mag zijn dat de nulhypothese ten onrechte niet wordt verworpen. Deze kans, β , wordt ook wel kans op een fout van de tweede soort genoemd. Hierbij moet je ook beslissen welke afwijking Δ van de nulhypothese je ten minste wilt ontdekken met een kans $1-\beta$. De keuzes voor α , β en Δ worden echter niet altijd bewust gemaakt. Voor α wordt in navolging van statistische tekstboeken bijvoorbeeld vaak 0,05 gehanteerd, zonder dat deze keuze is onderbouwd met een analyse van de risico's en gevolgen van het ten onrechte goed- of afkeuren van een product. Ook β en Δ zouden op basis van een dergelijke afweging moeten worden gekozen, wat zeker niet altijd gebeurt.

Bij een kwaliteitscontrole op basis van *fuzzy-logic* wordt niet vooraf gekozen voor α , β en Δ , maar voor een vorm van een *membership*-functie en de bijbehorende parameters, zoals de γ 's in formule (3). Bij deze keuzes kan expertkennis worden benut. Een voorbeeld hiervan is onze keuze om *outliers* naar beneden strenger te beoordelen dan *outliers* naar boven, zie afbeelding 1. Achteraf wordt besloten welke eindscore tussen 0 en 1, oftewel welk rapportcijfer, een meetwaarde ten minste moet hebben om gebruikt te kunnen worden in een bepaalde toepassing. Zijn er bijvoorbeeld grote financiële belangen in het spel dan is het raadzaam alleen meetwaarden met eindbeoordeling 1 te gebruiken.

Fysische plausibiliteit

In de *tool* maken wij geen gebruik van tijdreeksmodellen voor de relatie tussen neerslagoverschot en grondwaterstand of stijghoogte. Wij willen namelijk niet dat het resultaat van de kwaliteitscontrole afhangt van veronderstellingen over de relatie tussen neerslagoverschot en grondwaterstand. Ook beoordelen we niet of een meetwaarde valt binnen een normaal patroon, bepaald over een normaalperiode, zoals beschreven in Von Asmuth en Van Geer (2013). De kwaliteitscontrole die wij in dit artikel presenteren is bedoeld om vooraf te gaan aan bijvoorbeeld transfer-ruismodellering, interventie-analyse, en onderzoek naar structurele veranderingen in het patroon van grondwaterstands- en stijghoogtefluctuaties op basis van normaalperiodes (Van Geer, 2013).

Luchtdrukcorrectie

Recent is veel aandacht besteed aan de kwaliteit van lokale luchtdrukmetingen, die worden gebruikt om de metingen van de drukopnemers om te rekenen naar grondwaterstanden of stijghoogtes (Von Asmuth, 2011; De Meij en Von Asmuth, 2011). Wij onderschrijven het belang van nauwkeurige informatie over de lokale luchtdruk en het nut van de correctieprocedure op basis van KNMI-waarnemingen die Von Asmuth (2011) en De Meij en Von Asmuth (2011) voorstellen. Deze maakt echter geen onderdeel uit van de *tool*, omdat we er vooralsnog van uitgaan dat de oorzaken van de meetfouten inmiddels technisch zijn verholpen, dan wel dat de reeksen van lokale luchtdruk al gecorrigeerd zijn.

Beantwoording aan uitgangspunten

De *tool* is inmiddels getest, en met succes een aantal malen toegepast bij de controle van de metingen in het Regionaal grondwatermeetnet Vallei en Eem. Voor zover ons bekend is *fuzzy-logic* nog niet eerder toegepast bij de controle van reeksen van grondwaterstanden of stijghoogten. Door toepassing van *fuzzy-logic* en robuuste statistieken bij de controle van meetreeksen beantwoorden we aan de drie uitgangspunten: er mag geen informatie van goede kwaliteit verloren gaan, de controles moeten toepasbaar zijn op reeksen met uiteenlopende eigenschappen, en de resultaten moeten op een intuïtief niveau interpreteerbaar zijn.

Er blijft meer informatie behouden, omdat er geen harde grenzen tussen goed en fout worden gehanteerd maar geleidelijke overgangen. Stel dat een meting wordt beoordeeld op basis van twee criteria, en dat op basis van *fuzzy-logic* voor het eerste criterium de beoordeling 0,97 is en voor het tweede criterium 0,93. De eindbeoordeling is $0,97 \times 0,93 = 0,90$. Bij de gebruikelijke methoden voor datacontrole worden vooraf harde grenzen gesteld om te beoordelen of een meting aan een kwaliteitscriterium voldoet. Stel dat zo'n harde grens *a priori* op 0,95 zou zijn gesteld. Dan zou de beoordeling voor het eerste criterium 1 zijn en voor het tweede 0, en de eindbeoordeling zou gelijk zijn aan $1 \times 0 = 0$ waardoor de meting wordt afgekeurd. Een meting die 0,90 scoort kan echter voor allerlei toepassingen nog geschikt zijn. Met de resultaten van de *tool* kan de beslissing over het al of niet afkeuren van metingen worden uitgesteld totdat duidelijk is welke kwaliteitseisen de toepassing stelt.

De *tool* kan worden toegepast op reeksen met uiteenlopende statistische eigenschappen, doordat we robuuste statistieken gebruiken zoals de *Hampel identifier* bij de controle op outliers, de Fligner-Killeen-statistiek bij de controle op veranderingen in de variatie en Kendall's τ bij de controle op veranderingen in kruiscorrelatie. Dit is belangrijk omdat statistische eigenschappen van reeksen kunnen verschillen als gevolg van uiteenlopende hydrologische omstandigheden in het gebied van Vallei en Eem en als gevolg van verschillen in meetfrequentie.

De grafieken in afbeelding 5 tot en met 8, die de resultaten van de controles weergeven, kunnen op een intuïtief niveau worden geïnterpreteerd. De rapportages bevatten

ook de grafieken in afbeelding 1 tot en met 4, die de gehanteerde *membership*-functies weergeven, en die laten zien welke keuzes daarbij zijn gemaakt op basis van expert-kennis. Omdat deze keuzes in zekere mate subjectief kunnen zijn is expliciete weergave belangrijk.

Dankwoord

Wij zijn Norbert Peters, Leon van Hamersveld en John de Geest van Eijkelpark Agrisearch Equipment en Micha Huybregts, Nicky Terwel en Rikkert Wiggerink van Inter Act BV erkentelijk voor hun inbreng tijdens de ontwikkeling van de tool en nuttige opmerkingen bij het manuscript van dit artikel.

Literatuur

Asmuth, J.R. von (2011) Over de kwaliteit, frequentie en validatie van druksensorreeksen (t.b.v. een optimale meetfrequentie en verwerkingsprotocol voor verdrogingsmeetnet Overijssel); KWR rapportnr: KWR 2010.001, Nieuwegein

Asmuth, J.R. von en Geer, F.C. van (2013) Kwaliteitsborging grondwaterstands- en stijghoogtegegevens: op weg naar een landelijke standaard; KWR rapportnr: KWR 2013.027, Nieuwegein

Basu, S. en Meckesheimer, M. (2007) Automatic outlier detection for time series: an application to sensor data; in: Knowledge and Information Systems, vol 11, pag 137-154

Conover, W.J., Johnson, M.E. en Johnson, M.M. (1981) A comparative study of tests for homogeneity of variances, with applications to the outer continental shelf bidding data; in: Technometrics, vol 23: 351-361

Dehling, H., Vogel, D., Wendler, M. en Wied, D. (2012) An efficient and robust test for change-points in correlation; in: arXiv:1203.4871v2 [math.ST]

Fligner, M.A. en Killeen, T.J. (1976) Distribution-free two-sample test for scale; in: Journal of the American Statistical Association, vol 71, pag 210-213

Geer, F. van (2013) Eenvoudige toetsing en visualisatie van veranderingen in het karakter van een stijghoogtereeks; in: Stromingen, jaargang 19, nr 3&4, pag 21-34

Gigerenzer, G. (2001) Mindless statistics; in: The Journal of Socio-Economics, vol 33, pag 587-606

Gruijter, J.J. de en Boogaard, H.L. (2001) Fuzzy set voor zachte klassegrenzen. Toepassing op het landevaluatiesysteem Bodega. Rapport 346, Alterra, Wageningen

Gruijter, J.J. de, Walvoort, D.J.J. en Bragato, G. (2011) Application of fuzzy logic to boolean models for digital soil assessment; in: Geoderma, vol 166, pag 15-33

Hubbard, R. (2004) Alphabet soup. Blurring the distinctions between p 's and α 's in psychological research; in: Theory and Psychology, vol 14, pag 295-327

- Liu, H., Shah, S. en Jiang, W.** (2004) On-line outlier detection and data cleaning; in: Computers and Chemical Engineering, vol 28, pag 1635-1647
- Meij, Thomas de en Asmuth, Jos von** (2011) Correctie van eigen luchtdrukmetingen is noodzakelijk; in: H₂O, vol 2011(4), pag 29-32
- Menold, P.H., Pearson, R.K. en Allgöwer, F.** (1999) Online outlier detection and removal; in: Proceedings of the 7th Mediterranean Conference on Control and Automation (MED99) Haifa, Israel - 28-30 juni, 1999
- Pearson, R.K.** (2001) Exploring process data; in: Journal of Process Control, vol 11, pag 179-194
- Pearson, R.K.** (2002) Outliers in process modelling and identification; in: IEEE Transactions on Control Systems Technology, vol 10, pag 55-63
- Tsay, R.S.** (1988) Outliers, level shifts, and variance changes in time series. Journal of Forecasting, vol 7, pag 1-20

