
Terug naar handmatig kalibreren?

Verdere integratie van meten en modelleren binnen de hydrologie

S.C. Dekker

A.H. Weerts

Inleiding

Hydrologische modellen, van simpele data georiënteerde modellen tot zeer complexe proces en fysisch georiënteerde modellen, variëren in doel, schaal en complexiteit. Deze modellen zijn een benadering van de hydrologische systemen die worden onderzocht en bevatten in veel gevallen onbekende parameters. Parameters zijn vaak niet onafhankelijk van het model te meten maar worden verkregen door kalibratie. Door de parameterwaarden te veranderen wordt een bepaalde doelfunctie, b.v. de kleinste kwadraten som, die het verschil tussen modelresultaten en metingen weergeeft geminimaliseerd. Het doel van de kalibratie is het verkrijgen van unieke parameterwaarden die daadwerkelijk de systeemeigenschappen beschrijven. Echter, het grote gevaar van de huidige modelkalibratie praktijk is dat alle aandacht gaat naar de fit, die wordt verkregen uit de minimalisatie van de doelfunctie. Er wordt geen rekening gehouden met het bepalen van de goede parameterwaarde waarbij wij een goede parameterwaarde definiëren als een unieke parameterwaarde die daadwerkelijk een systeemeigenschap beschrijft. Een unieke parameterwaarde is belangrijk als we dit soort waarden willen gebruiken voor extrapolatie in ruimte en tijd of in transferfuncties (bijvoorbeeld Schaap en Leij 1998).

De fit verkregen uit kalibratie zegt niks over de uniekheid van de parameterwaarden. Een eerste belangrijke reden hiervan is dat er tijdens kalibratie te weinig aandacht besteed wordt aan de eigenschappen van de metingen, zoals range, verdeling en signaal-ruis verhouding. Wij draaien het probleem dan ook om en zijn juist geïnteresseerd in alle mogelijke simulaties die voldoen om een specifieke meting te kunnen beschrijven. We willen dus weten wat de informatie is van een meting voor een bepaalde parameter. Een meting kan ongevoelig zijn voor de keuze van de parameterwaarden, wat direct kan ontstaan omdat in een specifieke range van een meting de parameter ongevoelig is of indirect door een compensatie van een andere parameterwaarde, wat resulteert in een hoge covariantie van de parameters. Een ongevoelige meting voor een bepaalde parameter heeft dus weinig informatie over deze parameter en zal dus niet bijdragen aan identificatie van de parameter.

S. Dekker is werkzaam bij de Universiteit Utrecht, Copernicus: instituut voor duurzame ontwikkeling, Milieukunde en Hydro-ecologie, Postbus 80115, 3508 TC Utrecht, e-mail: s.dekker@geog.uu.nl.

A. Weerts is werkzaam bij Unilever R&D Colworth, Sharnbrook, Bedford, MK44 1LQ Bedfordshire, Verenigd Koninkrijk, e-mail: albrecht.weerts@unilever.com.

Een voorbeeld hiervan is wanneer een hydrologisch model gekalibreerd wordt op een droog jaar en gevalideerd wordt op een nat jaar. Parameters worden dus vastgesteld op droge metingen, maar worden hier niet meer op getoetst. Hoewel de fit acceptabel kan zijn, is er geen enkele zekerheid of de parameters uniek zijn vastgesteld.

Een tweede reden dat de fit niks over de uniekheid van parameterwaarden zegt is dat er tijdens de kalibratie alleen oog is voor de overeenkomst tussen meting en modelresultaat, terwijl juist de afwijking op een bepaald moment op een bepaalde plaats waardevolle informatie kan geven over een parameterwaarde. In veel gevallen worden bijvoorbeeld monitoringsgegevens dan ook niet optimaal gebruikt om parameterwaarden af te leiden.

Aangezien kalibratie met als doelfunctie de som van de kleinste kwadraten, geen oplossing geeft voor een unieke parameterschatting moet in de doelfunctie dus expliciet deze uniekheid worden meegenomen. De afgelopen jaren is aan de UvA-IBED, fysische geografie een nieuwe techniek ontwikkeld, de Parameter Identificatie Methode gebaseerd op het Lokaliseren van Informatie (PIMLI), die hier rekening mee houdt (e.g. (Vrugt et al. 2001; Dekker et al. 2001; Weerts et al. 2001)). *PIMLI* berekent de informatie van elke meting voor elke parameter. Een hoge informatie-inhoud van een meting voor een specifieke parameter betekent dat met deze meting een goede parameterschatting met hoge nauwkeurigheid kan worden gemaakt. Met deze methode worden alle metingen optimaal gebruikt voor de identificatie van parameters.

In dit artikel willen we laten zien dat tijdens modelkalibratie meer aandacht besteed moet worden aan de kwaliteit, verdeling en range van metingen om tot unieke schattingen van parameters te komen. Wij pleitten dan ook voor een verdere integratie van meten en modelleren. Eerst wordt een kort overzicht gegeven van de huidige modelkalibratie praktijk. Daarna zal de *PIMLI* worden uitgelegd en zal met enkele voorbeelden meer inzicht gegeven worden in deze parameter identificatie methode. Wij zijn ervan overtuigd dat deze benadering van parameteridentificatie potenties heeft binnen het gehele vakgebied van de hydrologie.

Parameter Identificatie Methode gebaseerd op de som van de kleinste kwadraten

Modelparameters worden in het algemeen geoptimaliseerd met de totale kalibratiedataset door minimalisatie van de gekwadeerde residuen tussen metingen en modelresultaat. Elke meting heeft zijn eigen meetfout (ϵ_i) en op deze manier kan de χ^2 -functie (Press et al. 1988) gebruikt worden als doelfunctie:

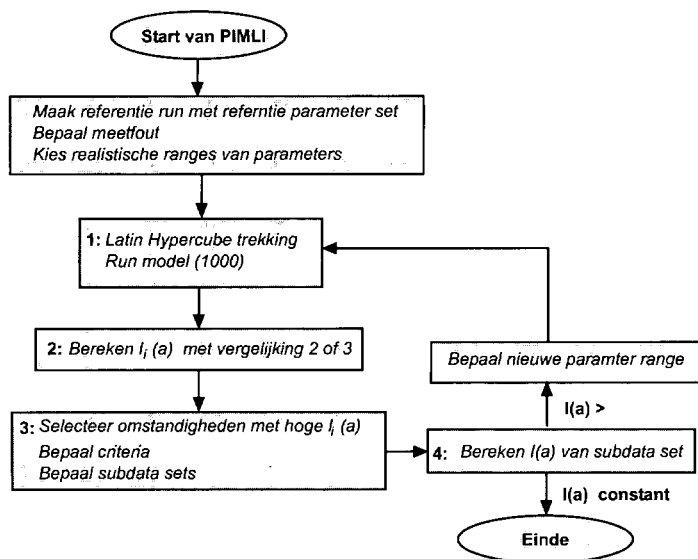
$$\chi^2 = \sum_{i=1}^N \frac{(y_i - y(x_i, a_1 \dots a_m))^2}{\epsilon_i^2} \quad (1)$$

waarbij N is het aantal metingen, y_i is de i 'th meting, y is het modelresultaat die gegeneerd wordt door x_i , de vector van randvoorwaarden, en $a_1 \dots a_m$, de vector van modelparameters. Hoewel de totale dataset gebruikt wordt in de χ^2 -fitting zullen individuele metingen verschillend bijdragen aan de parameterschatting. Metingen met een lage ϵ_i als een hoge modelgevoeligheid voor een parameter, $\partial y / \partial (a_1 \dots a_m)$, zullen zwaar meetellen. Alle informatie van de gevoeligheden van deze metingen worden in één getal, χ^2 , gesommeerd en dit getal wordt geminimaliseerd met bijvoorbeeld Levenberg-Marquardt of Simplex algoritmen (Press et al. 1988).

In deze standaard methode wordt voorbijgegaan aan het feit dat identificatie van parameters afhankelijk is van de eigenschappen van de data en dat een unieke identificatie niet opgelost wordt door meer data. Vanuit de literatuur (b.v. (Gupta et al. 1998); (Kuczera 1982)) is het bekend dat de informatie-inhoud van data veel belangrijker is dan de hoeveelheid data om parameters te kunnen identificeren.

Parameter Identificatie Methode gebaseerd op het Lokaliseren van Informatie (PIMLI)

PIMLI wordt gebruikt om criteria vast te stellen voor het selecteren van metingen met de hoogste informatie-inhoud voor een parameter. In figuur 1 is het stroomdiagram van deze methode weergegeven. Ter voorkoming van systematische meet- en/of modelfouten, worden eerste 'artificiële metingen' gesimuleerd met een referentie parameterset. Een gesimuleerd modelresultaat wordt als goed beoordeeld als de afwijking tussen modelresultaat en 'artificiële meting' kleiner is dan een betrouwbaarheidsinterval. Dit betrouwbaarheidsinterval is afgeleid van de meetfout. Hierna worden ranges van de parameters vastgesteld. Deze ranges kunnen zo groot zijn als de modelleur wilt.



Figuur 1: Stroomdiagram van PIMLI. $I_i(a)$ is informatie-inhoud van meetpunt (i) voor een parameter (a).

PIMLI is een iteratieve methode. In de eerste stap van de iteratie wordt met de Latin-Hypercube methode een groot aantal parameter sets getrokken vanuit de vastgestelde parameterranges. De Latin-Hypercube methode zorgt voor een evenwichtige verdeling van de parametersets over de totale parameterruimte. In deze eerste stap van de iteratie wordt het model gerund voor alle parametersets. In de tweede stap wordt voor elk meetpunt

bekeken of een parameter set geaccepteerd wordt voor dit specifieke meetpunt. Acceptatie gebeurt wanneer het verschil tussen modelresultaat (y) en de meting kleiner is dan de meetfout (ϵ_i). Met deze geaccepteerde parametersets kan de informatie-inhoud (I) van elke meting (i) voor elke parameter (a) berekend worden met:

$$I_i(a) = 1 - \frac{\sigma(a)_i}{\sigma(a)_b} \quad (2)$$

of

$$I_i(a) = 1 - \frac{\max(a)_i - \min(a)_i}{\max(a)_b - \min(a)_b} \quad (3)$$

waar $\sigma(a)_i$ is de standaard deviatie van de geaccepteerde parameterwaarden voor een individuele meting en $\sigma(a)_b$ is de standaard deviatie van de voorgedefinieerde parameterrange en \max en \min betekenen de maximale en minimale parameter waarden. De keuze tussen vergelijking 2 en 3 is afhankelijk van de vorm van de verdeling van de geaccepteerde parameters. Bij vergelijking 2 normaal verdeeld en bij vergelijking 3 niet normaal verdeeld. De keuze van de vergelijking is waar in de toekomst nader onderzoek naar gedaan wordt. Met bijvoorbeeld het Metropolis algoritme (Kuzera en Parent, 1998) kunnen parametersets getrokken uit de werkelijke verdeling van de parameter onzekerheid.

Een meting met een hoge $I(a)$ betekent dat de parameter met een hoge nauwkeurigheid geschat kan worden. In het geval van een niet unieke schatting van de parameter zal $\sigma(a)_i$ groot blijven resulterend in een lage $I(a)$. In de derde stap van PIMLI wordt gezocht naar specifieke omstandigheden die een hoge $I(a)$ veroorzaken. Het betekent dat criteria geselecteerd worden die een hoge modelgevoeligheid voor één parameter ($\partial y/\partial a_i$) hebben terwijl de modelgevoeligheid voor de andere parameters laag is ($\partial y/\partial(a_2..a_m)$) en de meetfout klein.

Op basis van de gevonden criteria voor een specifieke parameter worden metingen geselecteerd in een subdata set. Van de geaccepteerde parameterwaarden die passen binnen de meetfout wordt de nieuwe parameter ranges bepaald met vergelijking 2 of 3. Hierna start de iteratie opnieuw totdat alle selectiecriteria bekend zijn en daardoor duidelijk is welke metingen de beste parameterschatting kunnen vaststellen. Na het vaststellen van alle selectiecriteria kunnen echte metingen gebruikt worden om de parameters te identificeren. De gehele procedure is getoetst met uiteenlopende voorbeelden. Hieronder volgen 3 voorbeelden.

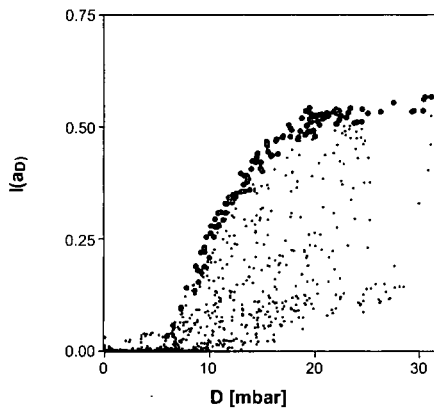
Identificatie van bostranspiratie parameters uit monitoringsdata

Transpiratie van vegetatie wordt vaak gemodelleerd met de Penman-Monteith vergelijking. Deze vergelijking bestaat uit een beschikbare energieterm, een ventilatieterm die ondermeer afhankelijk is van het dampdruktekort en een aerodynamische en huidmondjes weerstand. Binnen deze vergelijking is de huidmondjesweerstand de meest belangrijke (eco)hydrologische karakteristiek. De omgevingsvariabelen die de huidmondjesgeleiding (g_s) beïnvloeden zijn Leaf area index (L), dampdruktekort (D), globale straling (R_g), temperatuur (T) en bodemwatergehalte (θ):

$$g_s = g_{s,max} \cdot f_L(DOY) \cdot f_D(D) \cdot f_{R_g}(R_g) \cdot f_T(T) \cdot f_\theta(\theta) \quad (4)$$

waarbij $g_{s,max}$ is een parameter die de maximale geleiding weergeeft, en f_i zijn reductie functies afhankelijk van een gemeten omgevingsvariabele. Deze omgevingsvariabelen zijn via monitoringsprogramma's elk half uur gemeten. Het is bekend dat dit soort gegevens perioden met gekoppelde variabelen en overtollige informatie bevatten terwijl andere combinaties van variabelen nauwelijks gemeten zijn. Wanneer omgevingsvariabelen gecorreleerd zijn kan dit betekenen dat ook de parameters in de responsfuncties gecorreleerd zijn. Perioden met gecorreleerde omgevingsvariabelen zullen dus niet bijdragen aan een unieke identificatie van de parameters.

Met behulp van *PIMLI* zijn perioden geselecteerd die een maximale informatie-inhoud hebben voor een specifieke parameter. Een voorbeeld is gegeven in figuur 2. In principe zal bij een hoog dampdruktekort (D) de vegetatie ter voorkoming van uitdroging de huidmondjes gedeeltelijk sluiten. Het lijkt dus logisch dat metingen met hoge D informatie geven over de vorm van de functie. In figuur 2 is het dampdruktekort uitgezet tegen de informatie inhoud van de parameter die de D -respons curve beschrijft uitgezet. Duidelijk is te zien dat metingen met een hoge D toch een lage informatie-inhoud kunnen hebben. Dit komt doordat een hoog dampdruktekort vaak gecorreleerd is met bodemwaterstress tijdens het groei-seizoen. Dit betekent dat andere processen tegelijkertijd actief zijn, waardoor deze processen met verschillende parameterwaarden gecompenseerd kunnen worden. Door deze processen in de tijd te scheiden, kunnen de metingen wel optimaal gebruikt worden. De grote rondjes in figuur 2 zijn metingen na het groeiseizoen, zonder waterstress met een hogere globale straling (geen nachtmetingen).



Figuur 2: Informatie inhoud van een parameter die de respons functie van het dampdruk tekort (D) beschrijft uitgezet tegen D . Kleine puntjes zijn alle metingen en rondjes zijn metingen geselecteerd volgens gedefinieerde criteria (stap 3, *PIMLI*)

Voor elk van de 6 parameters zijn uiteindelijk 10 metingen geselecteerd in subdata sets en zijn betrouwbaarheidsintervallen berekend. Het blijkt dat de overige metingen geen extra informatie bevatten om de betrouwbaarheidsintervallen verder te minimaliseren. Het bleek verder dat een conventionele kalibratie, met een random getrokken subdata set van

300 metingen, niet unieke parameterschattingen gaf. Tevens blijkt uit deze analyse dat de keuze van kalibratie en validatie subdata sets gedaan moet worden op de informatie inhoud van deze data sets en niet op het random splitsen van deze datasets.

Met PIMLI is het gelukt om metingen te selecteren die de parameters het meest optimaal kunnen identificeren. Door de trend van figuur 2 te extrapoleren naar b.v. omstandigheden van 40 mbar kunnen we afleiden dat de informatie-inhoud niet veel hoger zal worden. Dit betekent dat extra metingen, b.v. het doorgaan van de monitoring met nog een jaar, geen verbetering zal geven van de schatting van deze parameter.

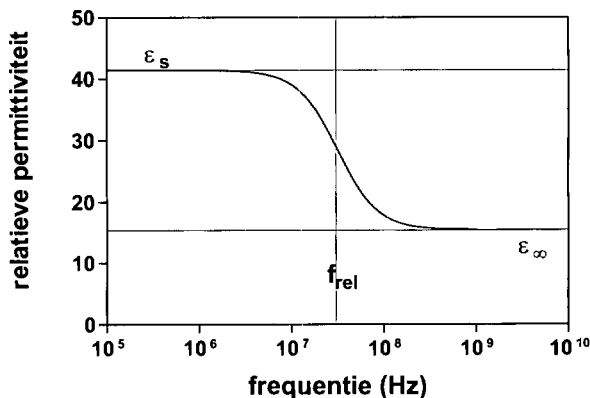
Identificatie van diëlektrische bodemeigenschappen uit tijd domein reflectometrie (TDR) golfvormen

Tijd domein reflectometrie (TDR) is een betrouwbare techniek om zowel bodemwatergehalte als bodembulkgeleidbaarheid te meten. Tot nu toe is de bepaling van het bodemwatergehalte gebaseerd op de looptijd van een electromagnetisch signaal langs de TDR probe (Heimovaara en Bouten, 1990). De attenuatie van dit TDR signaal wordt normaliter gebruikt om de bodembulkgeleidbaarheid te schatten.

Echter, een TDR golfvorm bevat veel meer informatie. Door modellering van de gehele TDR golfvorm kan meer informatie uit het signaal gehaald worden dan tot nu toe. Hierbij is gebruik gemaakt van de frequentie domein analyse zoals beschreven door Heimovaara (1994). Met TDR wordt de diëlektrische permitiviteit van bodem en probe gemeten. Om de diëlektrische permitiviteit van de bodem ($\epsilon_{monster}$) te modelleren wordt gebruik gemaakt van het Debye model:

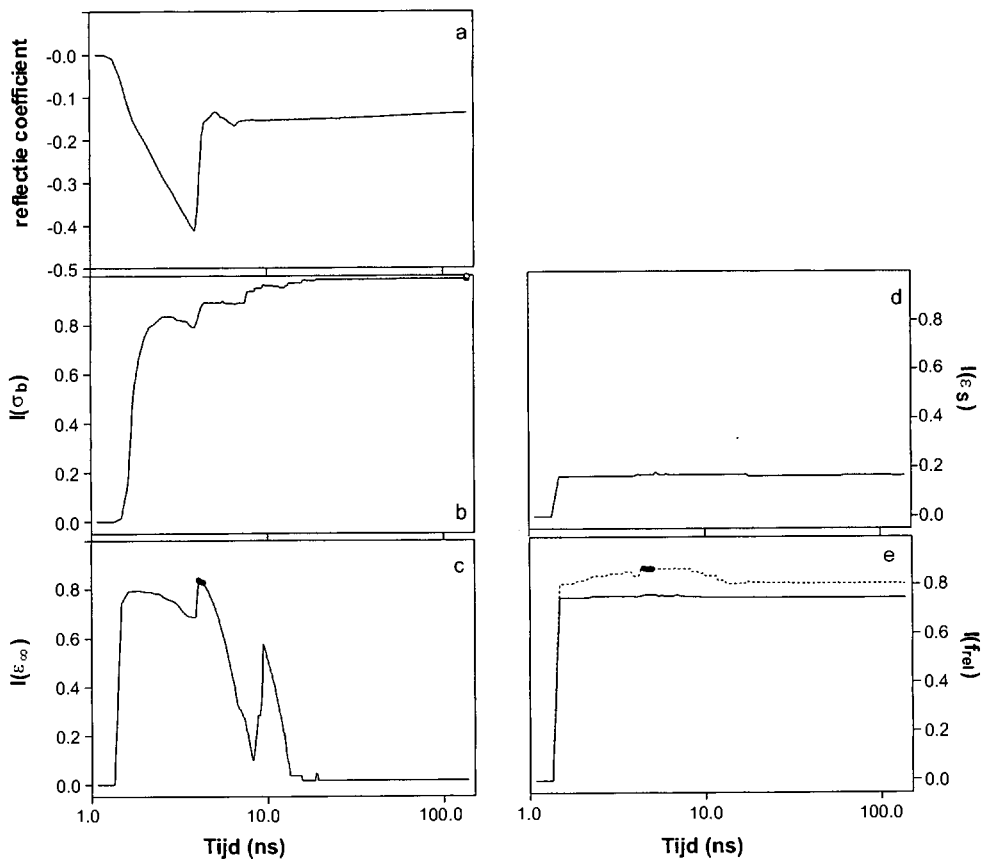
$$\epsilon_{monster} = \epsilon_{\infty} + \frac{\epsilon_s - \epsilon_{\infty}}{1 + (if / f_{rel})} - \frac{i\sigma_b}{2\pi f \epsilon_0} \quad (5)$$

Dit model, als functie van de frequentie (f) bevat 4 parameters: ϵ_s de permitiviteit bij lage frequentie, ϵ_{∞} de permitiviteit bij hoge frequentie, f_{rel} de relaxatie frequentie en σ_b de bodembulkgeleidbaarheid. Uit onderzoek van Huisman et al (2001) blijkt dat ϵ_{∞} overeen-



Figuur 3: Voorbeeld van het Debye model voor het reële gedeelte van de relatieve frequentie afhankelijke diëlektrische permittiviteit.

komt met de looptijd van het signaal. De twee parameters ϵ_s en f_{rel} zeggen mogelijk wat over de CEC van de bodem (Fernando e.a., 1976). Figuur 3 geeft de diëlektrische permitiviteit in het reële gedeelte bij een set van Debye parameters weer.



Figuur 4: (a) Numeriek gegenereerde referentie golfvorm met $\sigma_b=1$ dS/m, $\epsilon_s=41.4$, $\epsilon_w=15.5$, $f_{rel}=10^{0.5}$. (b) Informatie inhoud voor bulk geleidbaarheid σ_b , (c) Informatie inhoud voor ϵ_s na identificatie van σ_b , (d) Informatie inhoud van ϵ_s na identificatie van σ_b en ϵ_s . (e) Informatie inhoud van f_{rel} na identificatie van σ_b en ϵ_s (solid line) en na identificatie van σ_b , ϵ_w en ϵ_s (dashed line). Zie Weerts e.a. (2001) voor meer informatie.

Het Debye modelresultaat wordt getransformeerd naar het tijd domein (zie Heimovaara (1994) en Weerts et al (2001)) en kan zodoende de reflectie coëfficiënt tegen de tijd, gemeten met TDR, beschrijven. Zodoende kunnen de doelfuncties voor de Debye parameters worden bepaald. Figuur 4b laat zien dat de meeste informatie voor σ_b gevonden kan worden aan het eind van de golfvorm zoals verwacht en bekend uit de literatuur. Figuur 4c laat zien dat de meeste informatie voor ϵ_∞ gevonden kan worden bij de grootste afgeleide. Echter, de beperkte frequentie bandbreedte van TDR metingen heeft een grote invloed op de identificatie van zowel ϵ_∞ , ϵ_s , en f_{rel} . Er kunnen zich namelijk 3 situaties voordoen. (1) De (dispersie) curve (zie Figuur 3) wordt afgesneden door de lage grens van de frequentie bandbreedte, (2) de curve ligt helemaal in de frequentie bandbreedte, (3) de curve wordt afgesneden door de hoge grens van de frequentie bandbreedte. Dit maakt dat de informatie voor ϵ_∞ niet alleen in de hoogte van de reflectie zit maar ook in de steilheid van de reflectie. Daarom is een golfvorm die alle drie de punten met de grootste positieve afgeleide beschrijft te kiezen als doelfunctie. Voor de doelfuncties van de andere twee parameters verwijzen we naar Weerts e.a. (2001). Metingen op organische vloeistoffen laten zien (tabel 1) dat de verkregen doelfuncties parameterwaarden opleveren die goed overeenkomen met parameterwaarden bekend uit de literatuur.

Tabel 1: Verkregen Debye parameter waarden en hun onzekerheid voor golfvormen gemeten in Ethanol, Methanol, 2-Buthanon, en Aceton. Duidelijk is dat vergelijkbare waarden gevonden worden en dat PIMLI meer variabelen kan identificeren.

	σ_b dS/m ($\times 10^{-3}$)	ϵ_∞	ϵ_s	f_{rel} Hz
Ethanol ^{a,b,c}	...	22-25.2	4.5	$10^{8.9}$
Ethanol ^d	2.2-5.8	23.1-24.7	3-16.7	$10^{8.5}-10^{8.9}$
Methanol ^{b,c}	...	32-34	6-7.7
Methanol ^d	3.8-7.6	32-34	3-24.8	$10^{8.5}-10^{8.9}$
2-Buthanon ^c	...	18.5
2-Buthanon ^d	4.3-7.9	16.8-17.7	8.4-16.3	$10^{9.5}-10^{10.2}$
Aceton ^{b,c}	...	20-21.2	1.90	$10^{11}-10^{12}$
Aceton ^d	3.6-7.2	19.5-20.9	3-20.9	$10^{8.6}-10^{10.7}$

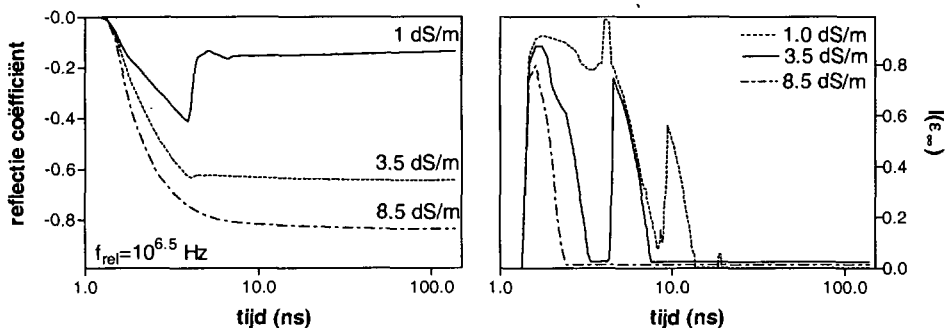
^aMetingen van von Gemert [1972]

^bMetingen van Buckley and Maryott [1958]

^cMetingen van Weast [1975]

^dVerkregen met PIMLI (Weerts e.a., 2001)

Een van de nadelen van TDR was dat identificatie van het watergehalte (ϵ_∞) bij bodems met hoge geleidbaarheid (denk aan kleibodems) onmogelijk was omdat er in deze situaties geen reflectie van het TDR signaal is, waardoor geen looptijd bepaald kan worden. In figuur 5 zijn 3 verschillende TDR metingen, met verschillende bulkgeleidbaarheden, weergegeven waarbij een bulkgeleidbaarheid groter dan 3.5 dS/m geen reflectie meer geeft. Uit figuur 4c bleek al dat er ook informatie over ϵ_∞ zit in de eerste metingen, waardoor identificatie van het watergehalte toch mogelijk is.

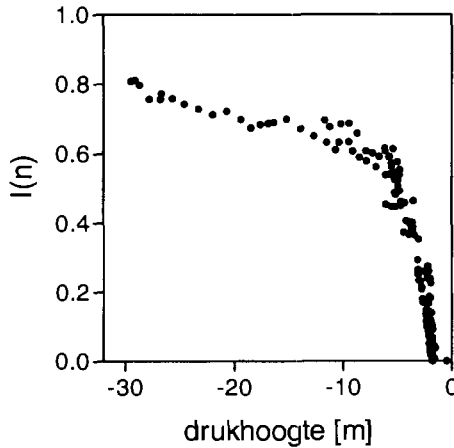


Figuur 5: Numeriek gegenereerde golfvormen met drie verschillende bulk geleidbaarheden $\sigma_b=1, 3.5$ en 8.5 dS/m zoals aangegeven. Overige parameters waarden zijn $\epsilon_s=41.4$, $\epsilon_w=15.5$ en $f_{rel}=10^{6.5}$ (b) Informatie inhoud voor ϵ_w na identificatie van σ_b . Zie Weerts e. a. (2001) voor meer informatie.

Door het gebruik van PIMLI is het gelukt om meer informatie uit een TDR meting te halen. Ten eerste zijn de doelfuncties op zo'n manier vastgesteld dat unieke schattingen van alle Debye parameters gedaan kunnen worden. Dit betekent dat Debye parameters verkregen uit de PIMLI analyse nu gelinkt zouden kunnen worden met onafhankelijk gemeten bodemeigenschappen zoals bijvoorbeeld CEC, klei, zand en silt gehalte. Ten tweede is meer inzicht verkregen hoe mogelijk TDR kan worden toegepast in bodems met hoge geleidbaarheden.

Identificatie van veld pF-curve

De waterretentiecurve van onverzadigde bodems wordt vaak beschreven met behulp van de van Genuchten functie. Als laatste voorbeeld in dit artikel laten we de moeilijkheden zien om deze parameters vast te stellen aan de hand van veld metingen. Het bodem water model SWIF (Soil Water in Forested Ecosystems; Tiktak en Bouten, 1992) is gekalibreerd op een dataset van bodemwatergehalte en drukhoogte metingen gedurende 2 jaar. In figuur 6 is de informatie-inhoud van de 'referentie-metingen' van de van Genuchten n -parameter van de bodemwaterretentiecurve geplotted tegen de drukhoogte. Het blijkt dat de meeste informatie van deze n -parameter gevonden kan worden bij zeer lage drukhoogte. Echter een 'normale' tensiometer kan maar tot ca. -6 meter meten. Dit betekent dus dat de parameter ranges van de n -parameter zeer groot zijn en nooit nauwkeurig vastgesteld kunnen worden in het veld. Echter, met klassieke kalibratie worden wel parameters vastgesteld en deze waarden worden in verschillende databases gebruikt om transferfuncties te bepalen waarmee bodemfysische eigenschappen voorspeld kunnen worden. Foute niet unieke parameterwaarden zullen dan foute eigenschappen voorspellen. Meer informatie over de uniekheid van de van Genuchten parameters is te vinden in Vrugt e.a. (2001).



Figuur 6: Informatie inhoud van de van Genuchten n parameter uitgezet tegen drukhoogte.

Conclusies

Aan de hand van 3 voorbeelden hebben we laten zien hoe meer gebruik kan worden gemaakt van de combinatie meten-modelleren om parameters te kunnen identificeren. Belangrijke algemene conclusies zijn.

- 1 Door gebruik te maken van *PIMLI* krijg je meer inzicht in wat en wanneer je zou moeten meten om meer betrouwbare schattingen te maken van systeemparameters.
- 2 Dat de informatie-inhoud van een dataset bepalend is of een parameterwaarde geïdentificeerd kan worden. Om een unieke identificatie te krijgen kan er of meer gemeten worden of moeten er versimpelingen aangebracht worden in het model. De informatie-inhoud kan gebruikt worden als criterium om een monitoringsprogramma te continueren.
- 3 Dat de fit tussen modelresultaat en meting niks zegt over de uniekheid van de parameterwaarden.
- 4 Omdat *PIMLI* elke meting apart analyseert, is het makkelijker perioden aan te wijzen gedurende welke het modelconcept niet voldoet. Met conventionele parameter identificatie methode, zullen individuele afwijkingen verborgen blijven omdat er gezocht wordt naar een gemiddelde fit.

Het is duidelijk dat de *PIMLI* methode beschreven in dit artikel in een pril stadium van ontwikkeling is en dat verbeteringen en/of aanvulling in de toekomst zeker zullen volgen. Als voorbeeld kunnen we denken aan een meer statistische onderbouwing van de methode en het implementeren van meer geavanceerde samplingstechnieken zoals metropolis algoritme. Begin 2000 is bij de Universiteit van Amsterdam (Faculty of Science/IBED/fysische geografie) dan ook een OIO project gestart om de *PIMLI* methode uit te diepen en te verbeteren.

Literatuur

- Buckley, F en A.A. Maryott** (1958) Tables of dielectric dispersion data, 589, U. A. Dep. of Commer., Washington, D.C., Natl. Inst. Of Stand. And Technol., Gaithersburg, Md.
- Dekker, S.C., W. Bouten, W. en F.C. Bosveld** (2001) On the information content of forest transpiration observations to identify canopy conductance model parameters; in: *Hydrological Processes*, 15, pag 2821–2832.
- Gemert, M.J.C. van** (1972) High-frequency time domain reflectometry as a method for examination of dielectric relaxation in polar liquids; proefschrift, Universiteit Leiden, 119 pag.
- Gupta, H. V., S. Sorooshian en P.O. Yapo** (1998) Toward improved calibration of hydrological models: Multiple and noncommensurable measures of information; in: *Water Resources Research*, 34, pag 751–763.
- Heimovaara, T.J.** (1994) Frequency domain analysis of time domain reflectometry waveforms: 1. Measurement of the complex dielectric permittivity of soils; in: *Water Resources Research*, 30(2), 189–199.
- Heimovaara, T.J. en W. Bouten** (1990) A computer controlled 36-channel time domain reflectometry system for monitoring soil water contents; in: *Water Resources Research*, 26(10), pag 2311–2316.
- Huisman, J.A., A.H. Weerts en W. Bouten** (2001) Inverse modeling analysis of time domain reflectometry wave traces. Submitted to *Water resources Research*.
- Kuzera, G. and E. Parent** (1998). Monte Carlo assessment of parameter uncertainty in conceptual catchment models: the Metropolis algorithm; in: *Journal of Hydrology*, 211, 69–85.
- Press, W. H., B.P. Flannery, B. P., S.A. Teukolsky en W.T. Vetterling** (1988) Numerical recipes; Cambridge University Press, Cambridge.
- Schaap, M. G. en F.J. Leij** (1998) Database-related accuracy and uncertainty of pedo-transfer functions; in: *Soil Science* 163, 765–779.
- Tiktak, A. en W. Bouten** (1992) Modelling soil water dynamics in a forested ecosystem III: model description and evaluation of discretization; in: *Hydrological Processes*; 6, pag 455–465.
- Vrugt, J. A., W. Bouten en A.H. Weerts** (2001) Information content of data for identifying soil hydraulic parameters from outflow experiments; in: *Soil Science Society of American Journal*, 65, pag 19–27.
- Weast, R.C.** (red) (1975) Handbook of Chemistry and Physics; CRC Press, Boca Raton, Fla.
- Weerts, A. H., J.A. Huisman en W. Bouten** (2001) Information content of time domain reflectometry waveforms; in: *Water Resources Research*, 37(5), pag 1291–1299.

