

KUNSTMATIGE INTELLIGENTIE VOOR HET WATERBEHEER



RAPPORT

2004
47

ISBN 90.5773.279.3



stowa@stowa.nl www.stowa.nl
TEL 030 232 11 99 FAX 030 232 17 66
Arthur van Schendelstraat 816
POSTBUS 8090 3503 RB UTRECHT

Publicaties en het publicatie overzicht van de STOWA kunt u uitsluitend bestellen bij:
Hageman Fulfilment POSTBUS 1110, 3300 CC Zwijndrecht,
TEL 078 62 30 500 FAX 078 610 610 42 87 EMAIL info@hageman.nl
onder vermelding van ISBN of STOWA rapportnummer en een duidelijk afleveradres.

COLOFON

Utrecht, december 2004

UITGAVE STOWA, Utrecht

AUTEURS

A.H. Lobbrecht (UNESCO-IHE en HydroLogic BV)

D.P. Solomatine (UNESCO-IHE)

BEGELEIDINGSCOMMISSIE

Z.C. Vonk (voorzitter)

B. van der Wal

J. van Dansik

C.J.H. Griffioen

P. Salverda

P. van der Veer

DRUK Kruyt Grafisch Advies Bureau

STOWA rapportnummer 2004-47
ISBN 90.5773.279.3

TEN GELEIDE

Het voorliggende rapport is een verkorte weergave van het Engelstalige rapport “Applications of Neural Networks and Fuzzy Logic to Integrated Water Management”, een internationale inventarisatie en beproeving van technieken uit de kunstmatige intelligentie en in het bijzonder neurale netwerken en fuzzy logic.

Het doel van dit rapport is om waterbeheerders die geïnteresseerd zijn in de toepassingen en mogelijkheden van kunstmatige intelligentie, een introductie in de materie te geven. Het project is uitgevoerd door een team van onderzoekers van het UNESCO-IHE, van de afdeling “Knowledge Management and Hydroinformatics”. Zij zijn hierbij bijgestaan door een begeleidingscommissie van praktijkmensen en onderzoekers.

Het onderzoek heeft zich in eerste instantie toegespitst op het inventariseren van de toegepaste technieken en in het bijzonder de succesfactoren en beperkingen van deze technieken. Er is daartoe zeer uitvoerig literatuuronderzoek gedaan, hetgeen heeft geleid tot een overzicht van toegepaste technieken in vier verschillende delen van het waterdomein: drinkwater, afvalwater, regionale watersystemen en kustwatersystemen.

Op basis van de resultaten van het literatuuronderzoek zijn vervolgens de technieken van neurale netwerken en fuzzy logic toegepast op problemen in het Nederlandse waterbeheer bij Waterschap Groot Salland en het Hoogheemraadschap van de Alblasserwaard en de Vijfheerenlanden. Deze onderzoeken hebben laten zien dat technieken uit de kunstmatige intelligentie met succes kunnen worden toegepast bij de ondersteuning van strategisch onderzoek en in het operationele waterbeheer.

Een belangrijke conclusie van het onderzoek is dat het gebruik van kunstmatige intelligentie in andere werkvelden al veel verder intrede heeft gedaan dan in het waterbeheer. De resultaten die in dit onderzoek zijn behaald zijn veelbelovend. Op basis daarvan dient de verwachting te worden uitgesproken dat meer toepassingen in het waterbeheer zullen volgen. Hopelijk mag dit rapport bijdragen tot een start van veel breder gebruik van deze moderne technieken en methoden in het operationele en strategische waterbeheer.

december 2004,
ir. J.M.J. Leenen
directeur STOWA

DE STOWA IN HET KORT

De Stichting Toegepast Onderzoek Waterbeheer, kortweg STOWA, is het onderzoeksplatform van Nederlandse waterbeheerders. Deelnemers zijn alle beheerders van grondwater en oppervlaktewater in landelijk en stedelijk gebied, beheerders van installaties voor de zuivering van huishoudelijk afvalwater en beheerders van waterkeringen. Dat zijn alle waterschappen, hoogheemraadschappen en zuiveringsschappen, de provincies en het Rijk (i.c. het Rijksinstituut voor Zoetwaterbeheer en de Dienst Weg- en Waterbouw).

De waterbeheerders gebruiken de STOWA voor het realiseren van toegepast technisch, natuurwetenschappelijk, bestuurlijk juridisch en sociaal-wetenschappelijk onderzoek dat voor hen van gemeenschappelijk belang is. Onderzoeksprogramma's komen tot stand op basis van inventarisaties van de behoefte bij de deelnemers. Onderzoekssuggesties van derden, zoals kennisinstituten en adviesbureaus, zijn van harte welkom. Deze suggesties toetst de STOWA aan de behoeften van de deelnemers.

De STOWA verricht zelf geen onderzoek, maar laat dit uitvoeren door gespecialiseerde instanties. De onderzoeken worden begeleid door begeleidingscommissies. Deze zijn samengesteld uit medewerkers van de deelnemers, zonodig aangevuld met andere deskundigen.

Het geld voor onderzoek, ontwikkeling, informatie en diensten brengen de deelnemers samen bijeen. Momenteel bedraagt het jaarlijkse budget zo'n zes miljoen euro.

U kunt de STOWA bereiken op telefoonnummer: 030 -2321199.

Ons adres luidt: STOWA, Postbus 8090, 3503 RB Utrecht.

Email: stowa@stowa.nl.

Website: www.stowa.nl

INHOUD

	TEN GELEIDE STOWA IN HET KORT	
1	INLEIDING	1
2	HET ONDERZOEK	3
3	OP FYSICA GEBASEERDE- EN GEGEVENSGESTUURDE MODELLEN	4
3.1	Neurale netwerken	5
3.2	Fuzzy Logic	6
3.3	Status quo	8
4	TOEPASSINGSGEBIEDEN	9
4.1	Inleiding	9
4.2	Onderzoeksindeling	10
5	PRAKTIJKONDERZOEKEN	13
5.1	Reconstructie van ontbrekende gegevens in Salland	13
5.1.1	Onderzoeksgebied en doel	13
5.1.2	Prepareren van gegevens	14
5.1.3	Toepassing van neurale netwerken	16
5.1.4	Reconstructie van ontbrekende gegevens	17
5.1.5	Toepassingen voor afvoervoorspelling	19
5.1.6	Resultaten van het praktijkonderzoek Salland	20
5.2	Intelligente gemaalbesturing in de Overwaard	20
5.2.1	Onderzoeksgebied en doel	21
5.2.2	Het dynamisch sturingsmodel	22
5.2.3	Toepassing van neurale netwerken en fuzzy logic	25
5.2.4	Implementatie van intelligente controllers	28
5.2.5	Resultaten van het praktijkonderzoek Overwaard	29
6	CONCLUSIES EN AANBEVELINGEN	30

1

INLEIDING

De laatste jaren is er een toenemende belangstelling voor het operationeel beheer van watersystemen. Dit is mede ingegeven door de recente problemen met verdroging, maar evenzo door de wateroverlastproblematiek. Dit wordt nogmaals onderstreept door de Commissie Waterbeheer 21^e eeuw, die in haar rapportage meldt dat oplossingen voor de problemen, die ons in de nabije toekomst staan te wachten, mede moeten worden gezocht in een flexibeler beheer.

Het ontwerpen, ontwikkelen en beheren van watersystemen is tegenwoordig een multidisciplinaire taak waarbij een veelheid aan technieken beschikbaar is. Sommige van deze technieken hebben de laatste decennia een vlucht genomen, waardoor de mogelijkheden in ontwerp, uitvoering en beheer enorm zijn vergroot. Enkele belangrijke ontwikkelingen waren:

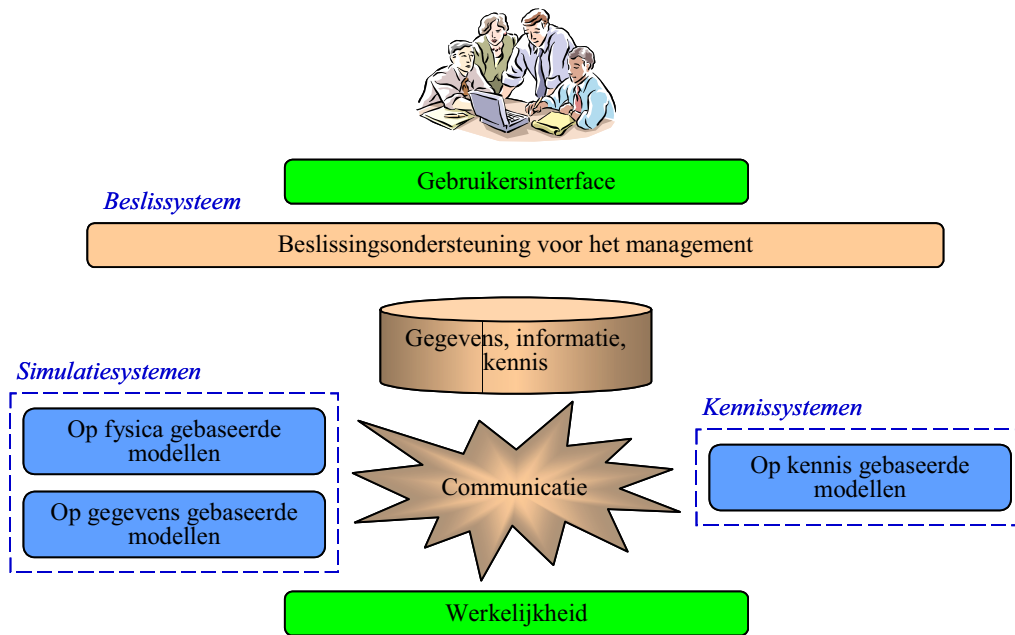
1. De introductie van geavanceerde informatie en communicatietechnologie (ICT) zoals personal computers, geautomatiseerde meetnetten, communicatie netwerken, Internet. In het waterbeheer hebben deze ontwikkelingen geleid tot grootschalige gegevensinzameling, verwerking van gegevens, automatische sturing en het opbouwen van kennis rondom het functioneren van het watersysteem in het algemeen.
2. De grote toename in het gebruik van modellen. Modellen zijn tegenwoordig onmisbare instrumenten voor beheerders en managers. Het is ondenkbaar dat beslissingen over inrichten en beheer worden genomen zonder de effecten vooraf te toetsen met behulp van modellen. Door gedetailleerder inzicht in processen die zich in het watersysteem afspelen en door de beschikbaarheid van veel rekenkracht, is het tegenwoordig mogelijk om ook in detail te modelleren en modellen te verifiëren.
3. De overgang naar meer economische, optimale oplossingen. De toegenomen druk om kosten te beheersen, heeft geleid tot een tijdperk waarin het predikaat “goed genoeg” onvoldoende is. Gezocht moet worden naar de beste oplossingen, gezien de gestelde voorwaarden uit oogpunt van management. Zo is bijvoorbeeld een beslissing tot inundatie van een polder bij extreem waterbezwaar, een meervoudig keuzeprobleem, waarbij duidelijk ook rekening moet worden gehouden met de maatschappelijke acceptatie.

De ontwikkelingen van het laatste decennium hebben geleid tot een nieuwe manier van beheer en sturing van watersystemen en hebben onder meer aanleiding gegeven tot het definiëren van de term “hydroinformatica” (zie Fig. 1) (Engels: hydroinformatics = toepassing van informatica voor waterbeheer).

Hydroinformatica-systemen maken gebruik van de laatste ontwikkelingen in telecommunicatie, computermodellen, kunstmatige intelligentie, gegevensanalyse en -verwerking, optimalisatie, en de met deze technieken verwante beslissingsondersteunende systemen (BOS).

FIG. 1

HET HYDROINFORMATICA SYSTEEM



In het hydroinformatica systeem worden de volgende elementen onderscheiden:

1. De werkelijkheid die wordt nagebootst en die we willen beheren conform wensen, zoals: geen verdroging, geen wateroverlast, zo natuurlijk mogelijk gedrag van het systeem.
2. Communicatie tussen het systeem en de beheerder, maar ook tussen de andere elementen van het hydroinformatica systeem. Hieronder vallen: meetnetten, berekeningsresultaten, het Internet.
3. Simulatiesystemen, waarmee berekeningen kunnen worden gemaakt en voorspellingen kunnen worden gedaan over de toekomstige ontwikkeling van het watersysteem op korte en lange termijn. Hierbij wordt onderscheid gemaakt tussen op de fysica gebaseerde modellen en louter op gegevens gebaseerde modellen: de gegevens gestuurde modellen. Tot de eerste groep behoren traditionele simulatiemodellen voor neerslag-afvoer en hydrodynamica. Tot de tweede groep horen modellen die zijn gebaseerd op modernere technieken zoals bekend uit de kunstmatige intelligentie, bijvoorbeeld neurale netwerken en fuzzy logic.
4. Kennisverwerkende systemen, zoals expert systemen, die zijn gebouwd op basis van bekende informatie en logische redenties. Hierbij wordt veelal gebruik gemaakt van databases met "als-dan" relaties, waarmee het keuzeproces van experts kan worden nagebootst.
5. Beslissingsondersteunende systemen, waarmee gegevens van het watersysteem, modellen en kennis worden verwerkt tot begrijpelijke informatie.
6. De gebruikersinterface, waarmee de gebruiker interactie kan hebben met het beslissingsondersteunende systeem en de verschillende bronnen van informatie.

2

HET ONDERZOEK

Het hydroinformatica systeem, wordt op vele plaatsen in het waterbeheer toegepast. In de praktijk zijn er verschillende varianten te onderkennen. Het valt op dat bij het gebruik van modellen hoofdzakelijk wordt geleund op de meer traditionele, op fysica gebaseerde modellen (Engels: physically-based models).

In de wetenschap en in de ingenieurspraktijk is er inmiddels ruime ervaring opgedaan met het toepassen van gegevensgestuurde modellen (Engels: data-driven models). Niet alle sectoren maken echter even veel gebruik van deze technieken, met name in de watersector vinden we slechts sporadisch toepassing van gegevensgestuurde modellen.

In het kader van een STOWA onderzoek is in het jaar 2000 specifiek voor het waterbeheer gekeken welke toepassingen er zijn van de meest gebruikte technieken. Daartoe is een uitvoerig internationaal literatuuronderzoek gedaan, waarbij de reikwijdte zich in hoofdzaak heeft beperkt tot neurale netwerken en fuzzy logic.

Als vervolg op het literatuuronderzoek zijn in de periode 2001 - 2002 twee praktijkonderzoeken uitgevoerd om enkele van de onderzochte technieken op de Nederlandse situatie te beproeven. De praktijkonderzoeken zijn uitgevoerd bij waterschap Groot Salland en bij het Hoogheemraadschap van de Alblasserwaard en de Vijfheerenlanden.

Het eerste onderzoek richt zich op toepassing van neurale netwerken voor het completeren van meetreeksen waarin gegevens ontbreken en ook het modelleren van gebiedsafvoer in een hellend gebied. Doel is het voorspellen van verdrogings-, vernattings- en wateroverlastsituaties.

In het tweede onderzoek wordt gekeken naar het automatisch reproduceren van geoptimaliseerde sturingen van gemalen in een poldersysteem. Doel is het snel kunnen bepalen van een operationele beheerstrategie om situaties van wateroverlast te beperken. Beide onderzoeken zijn samengevat in hoofdstuk 5.

3

OP FYSICA GEBASEERDE- EN GEGEVENSGESTUURDE MODELLEN

De traditionele wijze van modelleren is het vastleggen van fysische processen in de vorm van formules, waarin variabelen de toestand in het gemodelleerde systeem weergeven en parameters worden gebruikt om de formules door middel van kalibratie op de werkelijkheid te laten aansluiten. Deze werkwijze is gebaseerd op bewezen wetmatigheden.

De belangrijkste eigenschap van deze modellen is dat de beschreven fysica de uitkomst van het model bepaalt.

Een andere wijze van modelleren is om niet naar de fysica te kijken, maar uitsluitend naar de gegevens (data) die zijn gemeten in het systeem. In dergelijke data-reeksen zijn op impliciete wijze de karakteristieken van het systeem opgesloten, bijvoorbeeld: als het regent stijgt de grondwaterstand. Bij modelleren op basis van uitsluitend gegevens wordt gebruik gemaakt van technieken die bekend zijn uit de kunstmatige intelligentie. Die technieken zijn erop gericht om uit de samenhang tussen de gegevens van de meetreeksen de onderlinge relatie te achterhalen.

Over het algemeen bestaan de voor deze modellen gebruikte gegevens uit tijdreeksen; bijvoorbeeld de neerslag en waterstanden. Om bij dit voorbeeld aan te sluiten, kan het in een watersysteem zo zijn dat extreme neerslag telkens tot hoge waterstanden leidt. Dit wordt in een gegevensgestuurd model aangeduid met een sterke invoer - uitvoer relatie, of wel een oorzaak en het daarmee samenhangende gevolg.

Gegevensgestuurde modellen kunnen met behulp van invoer - uitvoer reeksen worden getraind, zodanig dat ze het voorbeeld invoer - uitvoer gedrag kunnen reproduceren. In ons voorbeeld zal het model als uitkomst van een hevige neerslag, een hoge waterstand genereren, zonder dat het achterliggende proces is gemodelleerd.

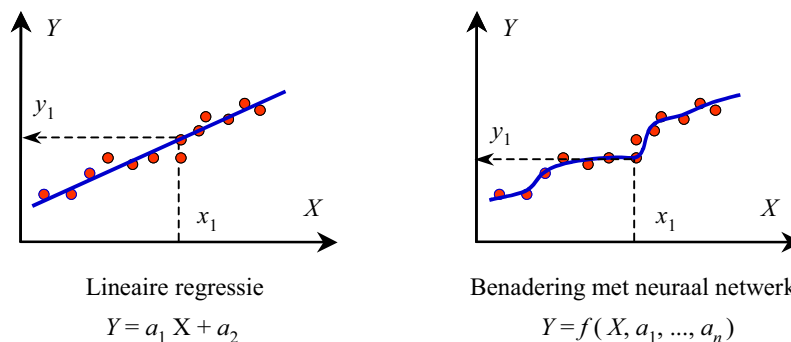
Een eenvoudig voorbeeld van een op fysica gebaseerd model is een model waarmee de drainage uit homogene grond met een theoretisch lineair verband wordt beschreven (Fig. 2a). Stel dat we voor een peilgebied metingen hebben van het waterstandsverschil tussen grondwater en oppervlaktewater (X) en van de uitstroming van de grond, de drainage (Y). Als we nu uit de beschikbare metingen het op fysica gebaseerde model willen kalibreren, worden de coëfficiënten van de lijn bepaald met behulp van lineaire regressie. Deze coëfficiënten vormen de parameters van het model en geven de algemene relatie tussen waterstandsverschil en de drainage.

Als het model klaar is kan voor een invoer x_1 (waterstandsverschil) nu met de regressielijn de bijbehorende uitvoer y_1 (drainage) worden bepaald.

De gegevensgestuurde modellen, zoals neurale netwerken, kunnen een zeer sterk niet-lineair gedrag nabootsen (Fig. 2b). Dergelijke modellen worden “getraind” op basis van een grote hoeveelheid invoer- en uitvoergegevens (metingen). Als het trainingsproces op de juiste wijze is uitgevoerd, zijn deze modellen in staat om zeer complexe systemen met vele variabelen na te bootsen, zoals bijvoorbeeld de niet-lineaire uitstroming uit een gelaagde grond. Hiermee kunnen ook modellen worden opgebouwd die situaties beschrijven waarbij de werkelijkheid anders is dan hetgeen volgens de theoretische formules zou moeten gelden. In het voorbeeld van Fig. 2b kunnen we zien dat voor dezelfde x als gebruikt in het lineaire model, een lagere y wordt bepaald met het neurale netwerkmodel.

FIG. 2

GEGEVENSGESTUURDE MODELLEN: LINEAIRE REGRESSIE EN NEURAAAL NETWERK



Behalve voor het benaderen van complexe functies worden gegevensgestuurde modellen steeds vaker gebruikt voor het oplossen van classificatieproblemen. Een bekend voorbeeld is de toepassing van patroon-herkenningstechnieken zoals het automatisch verwerken van handgeschreven teksten. Als voorbeeld uit het waterbeheer moge dienen het classificeren van buien die in meer of mindere mate tot wateroverlast leiden.

3.1 NEURALE NETWERKEN

Een neuraal netwerk kan worden beschouwd als een gegevensverwerkend systeem dat in grote lijn het gedrag van het menselijk brein nabootst door het simuleren van de interactie tussen biologische neuronen.

Onderzoek naar neurale netwerken is gestart in de vijftiger jaren, maar de eerste toepassingen dateren van het midden van de jaren tachtig. Toen werd namelijk ontdekt hoe de interacties tussen de neuronen in het netwerk op efficiënte wijze kunnen worden bepaald.

Elk neuron in het netwerk wordt vertegenwoordigd door een niet-lineaire functie die op basis van invoersignalen, eigen uitvoersignalen produceert. Een uitvoersignaal kan weer als invoersignaal voor een volgend neuron dienen. De mate waarin dit signaal in de volgende neuron doorwerkt wordt bepaald door een parameter, ook wel ‘gewichtsfactor’ genoemd. Mathematisch gezien is een neuraal netwerk daarmee een complex van niet-lineaire functies met vele parameters (Fig. 3).

De gewichtsfactoren kunnen zodanig worden bepaald dat bij een bekende invoerreeks, de uitvoer van het netwerk nauw overeenkomt met die van een bekende uitvoerreeks. Dit proces van het bepalen van de vooraf onbekende parameters, wordt “training” genoemd.

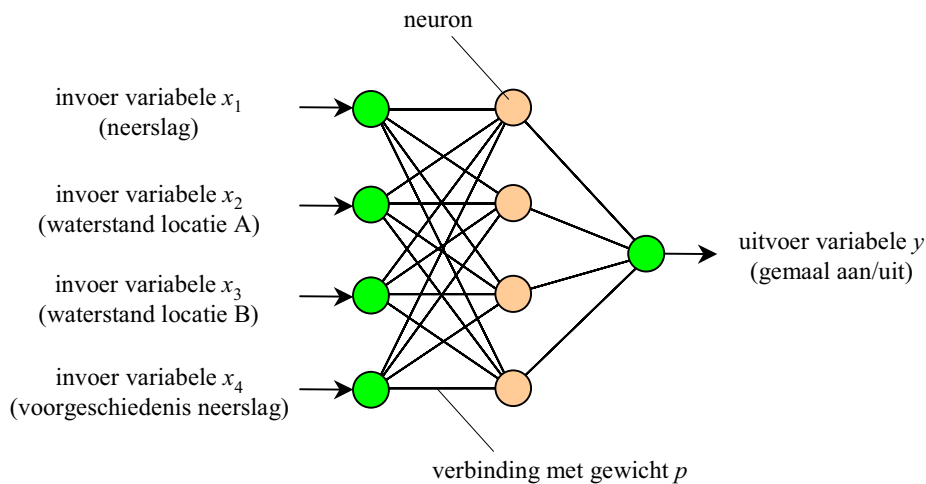
De gewichtsfactoren van het neurale netwerk kunnen worden gezien als de vrijheidsgraden van een model die invoer variabelen met uitvoer variabelen in verband brengen. Na de train-

ing is er slechts één formule over waarin de systeemvariabelen kunnen worden ingevuld en waarmee de uitvoervariabelen worden berekend.

Voor het werken met neurale netwerken zijn aldus één of meer reeksen invoergegevens en één of meer reeksen uitvoergegevens nodig, waarbij als eis geldt dat de uitvoergegevens nauwe samenhang hebben met de invoergegevens.

Het sterke punt van neurale netwerken is dat in principe alle relevante processen en de bijbehorende parameters tijdens het trainingsproces door het netwerk worden verworven. Ook parameters die, vanwege de complexiteit van de werkelijkheid, niet in een op fysica gebaseerd model voorkomen, kunnen in een neuraal netwerk worden meegenomen. Hierdoor kunnen neurale netwerken bij het modelleren van complexe systemen, waarvan misschien niet alle fysica bekend is, een aanzienlijk voordeel hebben.

FIG. 3 NEURAAL NETWERK MET INVOERVARIABLEN (X), PARAMETERS (P) EN UITVOERVARIABLE (Y)



3.2 FUZZY LOGIC

De oorsprong van fuzzy logic dateert uit de mid-zestiger jaren. Kern van fuzzy logic is dat er kan worden gewerkt en gerekend met linguïstische indelingen zoals “sterk”, “klein”, “hoog”, “beperkt”.

Sedert de introductie heeft er zich een zeer uitgebreid toepassingsgebied van deze techniek ontwikkeld, met name in de besturing van machines en in de consumentenelektronica. Voorbeelden van deze laatste toepassingen zijn de bepaling van de belichting in automatische foto- en videocamera's en de bepaling van het optimale programma in elektronische wasmachines.

De toepassingen worden met name gevonden op terreinen waar de procesrelaties complex en onzeker zijn en waarbij exacte modellering niet goed mogelijk is. Overigens is één van de sterke punten van fuzzy logic dat vage, linguïstische gegevens, kunnen worden gecombineerd met scherp gedefinieerde gegevens (Engels: crisp).

Fuzzy logic moet worden gezien als aanvulling op meer traditionele technieken zoals stochastiek; bekend van het ontwerp van bijvoorbeeld de Oosterscheldekering. Bij stochastiek is het noodzakelijk dat kansdichtheidsfuncties van de invoervariabelen bekend zijn. Bij Fuzzy logic is het nodig dat “lidmaatschapsfuncties” (Engels: membership functions) be-

kend zijn, die de relatie tussen invoervariabelen en gedefinieerde klassen (Engels: sets) weergeven.

Een voorbeeld van een fuzzy logic toepassing voor waterbeheer is de sturing van een boezemgemaal. De sturingsvariabelen zijn bijvoorbeeld: neerslag, waterstand en bemaling. De waarden van de variabelen worden uitgedrukt in linguïstische klassen. Voor neerslag kunnen dat zijn: “matig”, “hevig”, “extreem”.

Figuur 3 geeft een voorbeeld van hoe deze vage waarden kunnen samenhangen met harde gegevens. Hierbij wordt gebruik gemaakt van “lidmaatschap” van een klasse. Zo hoort een bui met een volume van 10 mm voor 10% tot de klasse “matig” en voor 90% tot de klasse “hevig”. Op deze wijze kan iedere bui in vage termen worden geclassificeerd (fuzzificatie). Ook kunnen vage aanduidingen van buien worden meegenomen in de systematiek, als bijvoorbeeld alleen bekend is dat een bui “hevig” is.

Op basis van menselijke ervaring kunnen klassen van buien in verband worden gebracht met klassen van waterstanden en klassen van bijvoorbeeld bemalingsbehoefte. Hierdoor ontstaan de zogenaamde fuzzy regels, zoals: als “bui in klasse hevig” en “waterstand in klasse hoog” dan “bemaling in klasse groot”.

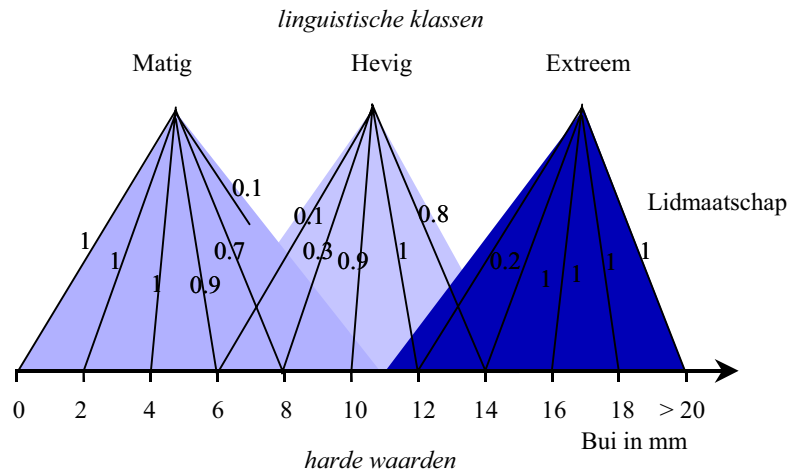
Op overeenkomstige wijze zijn er vele regels op te stellen. Met de bijbehorende klassenindeling kan voor iedere reeks invoergegevens worden bepaald wat de bijbehorende uitvoergegevens moeten zijn. Bijvoorbeeld: bij een hevige bui en hoge waterstanden, komt het resultaat in klasse “bemaling groot” en moet voor 80% van de maximale capaciteit worden bemalen. Deze vage uitdrukking kan vervolgens weer worden omgezet in een harde actie (defuzzificatie), namelijk: vier van de vijf pompen moeten in bedrijf.

Het interessante van de fuzzy techniek is dat de beschreven samenhang tussen variabelen en klassen niet perse door de modelleur hoeft te worden gemaakt. Deze kan ook, vergelijkbaar met de toepassing van neurale netwerken, automatisch uit beschikbare gegevensreeksen worden gegenereerd.

In het onderzoek is gekeken naar twee typen fuzzy systemen. Ten eerste de systemen die werken op basis van expert kennis, zoals die in het voorbeeld, waarin de lidmaatschapsfuncties op basis van ervaring worden samengesteld. Ten tweede de systemen die deze lidmaatschapsfuncties en de bijbehorende regels zelf bepalen op basis van reeksen van ingangsvariabelen en uitgangsvariabelen.

FIG. 4

CLASSIFICATIE VAN BUIEN IN LINGUIÏSTISCHE TERMEN



3.3 STATUS QUO

De praktische toepassing van met name neurale netwerken groeide sterk tussen de tachtiger en negentiger jaren, als gevolg van een enorme toename van de rekenkracht van computers. Op het moment kunnen we spreken van volwassen technieken die in verschillende sectoren van de maatschappij met succes worden toegepast: in de industrie voor procesregeling en patroonherkenning; in de medische wereld voor diagnostiek en in de biologie voor bepaling van complexe natuurlijke relaties.

Ondanks de ruime ervaring die inmiddels is opgedaan met de praktische toepassing bij het opbouwen en trainen van gegevensgestuurde modellen, blijft het een specialistische en tijdrovende zaak. Evenwel is het zo dat als een dergelijk model eenmaal gereed is, een berekening met het model in een fractie van de tijd kan worden uitgevoerd, die nodig is voor een berekening met een vergelijkbaar op fysica gebaseerd model. Dit kan vooral bij complexe modellering een groot voordeel zijn; de resultaten zijn vrijwel direct beschikbaar. Gegevensgestuurde modellen kunnen ook als aanvulling op meer traditionele technieken worden gezien. Ze kunnen op fysica gebaseerde modellen geheel of gedeeltelijk vervangen.

Het gebruik van de gegevensgestuurde modellen is echter niet alleen maar positief. Een belangrijke beperking van deze klasse van modellen is dat voor het trainen, lange historische meetreeksen nodig zijn. Bij voorkeur dient te worden gewerkt met continue en consistente reeksen, waarbinnen voldoende variatie van invoer- en uitvoervariabelen voorkomt en ook de te beschrijven extremen zich regelmatig aandienen.

De genoemde meetreeksen representeren de actuele situatie van het watersysteem. Zodra er iets in dat systeem wijzigt, verandert ook de invoer-uitvoerrelatie. Bij een op fysica gebaseerd model is in dat geval de modelaanpassing beperkt tot het wijzigen van een enkele parameter. Bij een gegevensgestuurd model dient de training van het model opnieuw te worden uitgevoerd met nieuwe gegevens en bij voorkeur met opnieuw een lange reeks. Dat kan op praktische bezwaren stuiten.

In de literatuur worden verschillende oplossingen voor dit probleem aangedragen, zoals het opsplitsen van een systeem in verscheidene gegevensgestuurde modellen en het gebruik van op fysica gebaseerde modellen om (een deel van) een "historische" reeks kunstmatig te regenereren.

4

TOEPASSINGSGEBIEDEN

4.1 INLEIDING

In algemene termen kunnen gegevensgestuurde modellen worden toegepast voor voorspelling, simulatie, identificatie, classificatie en optimalisatie. Voor het waterbeheer kunnen deze toepassingsgebieden als volgt nader worden omschreven.

SIMULATIE

De gegevensgestuurde modellen kunnen voor dezelfde toepassingen worden gebruikt als traditionele, op fysica gebaseerde simulatiemodellen. Zo kunnen de simulatie van de volgende processen worden genoemd: neerslag-afvoer, hydrodynamica, ecologie, waterkwaliteit en grondwaterstroming.

VOORSPELLING

Als de voor het procesverloop kenmerkende variabelen als reeksen beschikbaar zijn, kunnen gegevensgestuurde modellen worden gebruikt om een toekomstige situatie te voorspellen. Zo zijn er toepassingen van voorspelling van: getij, rivier-afvoer, grondwaterstandsverloop, drinkwatervraag, sedimenttransport, waterkwaliteitsontwikkeling. Ook het schatten van ontbrekende gegevens in tijdreeksen kan als een vorm van voorspelling worden beschouwd.

IDENTIFICATIE EN CLASSIFICATIE

Gegevensgestuurde modellen worden gebruikt om ordening aan te brengen in grote gegevensbestanden, waarin de onderlinge relaties tussen variabelen niet zonder meer voor de hand liggen. De toepassingen zijn vooral interessant bij complexe meerdimensionale vraagstukken, zoals de bepaling van het bodemgebruik uit satellietbeelden (remote sensing) of de bepaling van getijde patronen uit waterstandsmetingen op zee. Maar ook voor meer eenvoudige problemen kunnen identificatie en classificatie van belang zijn, bijvoorbeeld de herkenning van bekende of onbekende patronen als de waterkwaliteit in oppervlaktewater.

OPTIMALISATIE

Gegevensgestuurde technieken zoals neurale netwerken en fuzzy logic kunnen op zichzelf geen optimale situatie bepalen. Deze technieken worden vooral gebruikt om vooraf bepaald optimaal gedrag na te bootsen. Een reden voor de inzet van een gegevensgestuurd model voor optimalisatie kan zijn dat bij het oplossen van een complex optimalisatievraagstuk, de benodigde rekentijd met gebruik van een op fysica gebaseerd model erg groot is. In dat geval kan een geheel of een gedeelte van een optimalisatiemodel worden vervangen door een gegevensgestuurd model.

Een voorbeeld is de bepaling van de optimale afvoer van een spuisluis. Om de optimale situatie met traditionele technieken te berekenen, kan het nodig zijn om uren lang te rekenen, terwijl met een neurale netwerk de optimale oplossing binnen een fractie van de seconde wordt bepaald. Dit levert interessante mogelijkheden op voor real-time control en operationeel waterbeheer.

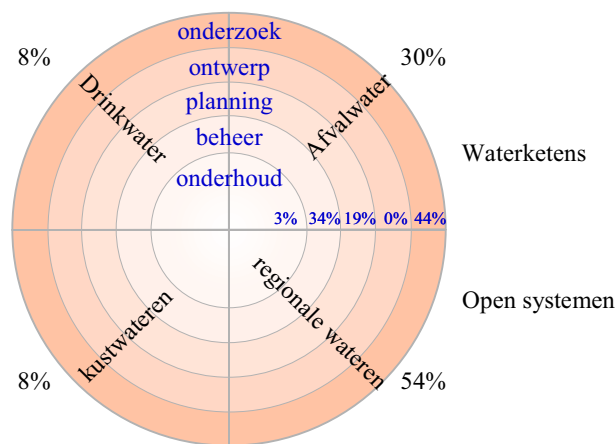
4.2 ONDERZOEKSINDELING

In het onderzoek is voor de watersector een indeling gemaakt van verschillende mogelijke toepassingsgebieden naar de fasen van de ruimtelijke inrichting van een watersysteem en de daarbij behorende infrastructuur: onderzoek, planning, ontwerp, beheer en onderhoud.

Verder is er onderscheid gemaakt in een viertal werkvelden; twee die hebben betrekking op de waterketen en twee die betrekking hebben op open watersystemen (Fig. 5):

1. Drinkwatersystemen (waterkwantiteit en -kwaliteit in distributienetwerken en drinkwaterzuivering).
2. Afvalwater systemen (stedelijke afvoer, waterkwaliteit, riolering en zuivering).
3. Regionale watersystemen (waterkwantiteit en -kwaliteit in landelijke systemen).
4. Kustwatersystemen (waterkwantiteitsaspecten en navigatie).

FIG. 5 CLASSIFICATIE VAN ONDERZOCHE WERKVELDEN IN HET WATERBEHEER



Figuur 3 geeft de bij het internationale literatuuronderzoek gehanteerde indeling in typen watersystemen en een onderverdeling in vijf toepassingsgebieden. In totaal zijn 114 publicaties bestudeerd: artikelen uit gerenommeerde vakbladen, proefschriften en standaard boeken. De percentages in de figuur geven de verdeling van de publicaties over de aangegeven klassen.

Tabel 1 geeft een overzicht van de verdeling van gevonden en bestudeerde literatuur over de genoemde activiteiten in de praktijk. Naast de pure neurale netwerken en fuzzy systemen zijn als aparte groep ook de gecombineerde, hybride systemen meegenomen (Neuro-fuzzy).

TABEL 1 TOEPASSING VAN NEURALE NETWERKEN (NN) EN FUZZY LOGI GEVONDEN IN DE BESCHIKBARE WATERLITERAATUUR

Toepassingsgebied	NN (%)	Fuzzy logic (%)	Neuro-fuzzy (%)	Totaal (%)
1 Onderzoek	32.4	11.8	0.0	44.2
2 Ontwerp	0.0	0.0	0.0	0.0
3 Planning	14.7	4.4	0.0	19.1
4 Beheer	13.2	16.2	4.4	33.8
5 Onderhoud	0.0	0.0	2.9	2.9
Som	60.3	32.4	7.3	100

Zoals uit de tabel blijkt, concentreren de toepassingen zich tot op heden op onderzoek en beheer. Hierbij moet worden opgemerkt dat onder de categorie “onderzoek” alle studies vallen die zijn uitgevoerd in het kader van de bepaling van de geschiktheid van deze methoden.

Neurale netwerken worden vaker toegepast dan fuzzy logic. De nadruk bij neurale netwerken ligt op de onderzoeksfase. Bij fuzzy logic ligt de nadruk, zoals ook in andere sectoren, op het gebied van beheer en de daaraan verwante sturing en regeling van kunstwerken.

Gecombineerde - hybride systemen - worden nog maar weinig gebruikt. Geen van de methoden wordt toegepast voor het ontwerpen van watersystemen. Dit heeft te maken met de nog vaak traditionele wijze waarop watersystemen worden ontworpen, bijvoorbeeld op een ontwerpbelasting en de daaruit voortvloeiende systeemcapaciteit (afvoer, transport, berging, etc.) hetgeen vaak een enkelvoudig en eenvoudig rekenproces is.

Onderstaand wordt een samenvatting gegeven van de verschillende onderwerpen die binnen de genoemde classificatie zijn aangetroffen. In het hoofdrapport van het onderzoek is aan dit overzicht ook nog een waardering gekoppeld die een indicatief beeld geeft van de geschiktheid van de methoden voor de oplossing van de genoemde vraagstukken.

ONDERZOEK

a. waterkwantiteit

- neerslagvoorspelling
- neerslag-afvoermodellering
- stedelijke afvoer-hydrologie
- droogtevoorspelling
- grondwaterstromings simulatie
- erosie en sedimentatie
- simulatie van morfologische processen
- classificatie van afvoerpatronen
- classificatie van storm en windgebeurtenissen.

b. Waterkwaliteit

- transport van verontreiniging in riolering
- oppervlaktewaterkwaliteit in landelijk en stedelijk gebied
- grondwaterkwaliteitsontwikkeling
- waterkwaliteitsontwikkeling in drinkwaterdistributie
- classificatie van riviersystemen
- identificatie van verontreinigingsbronnen.

c. Ecologie

- voorspelling van de ontwikkeling van biotopen
- identificatie van ecologische regio's
- classificatie van ecologische gegevens.

PLANNING

- voorspelling van het dagelijkse drinkwatergebruik
- planning van reservoirbeheer
- voorspelling van getijdestromingen.

BEHEER

- optimale sturing van watersystemen
- minimalisatie van riooloverstortingen
- besturing van rioolwaterzuiveringsproces
- automatische dosering van chemicaliën.

ONDERHOUD

- detectie en lokalisatie van lekkage in distributiesystemen.

5

PRAKTIJKONDERZOEKEN

5.1 RECONSTRUCTIE VAN ONTBREKENDE GEGEVENS IN SALLAND

Metingen en de opslag van hydrologische gegevens zijn over het algemeen verre van perfect. In de opgeslagen historische tijdreeksen ontbreken regelmatig gegevens, zijn er momenten waarop niet is gemeten of zijn gegevens door afwijkingen van het meetinstrument niet correct.

Volledige reeksen van meetgegevens, zoals neerslag, waterstanden, debieten, zijn voor het kalibreren en verifiëren van modellen onontbeerlijk. Daarom is het interessant om te bekijken of ontbrekende gegevens in meetreeksen op betrouwbare wijze kunnen worden aangevuld.

Een dergelijke aanvulling kan worden gerealiseerd door het gebruik van methoden die leiden tot een beschrijving van de relaties tussen verschillende variabelen in het watersysteem. Dergelijke methoden worden ook wel aangeduid met “voorspellingsmodellen”, hoewel er van een feitelijke voorspelling van toekomstige situaties geen sprake is. De term voorspelling duidt in dit geval op het proces waarbij een ontbrekend gegeven uit omliggende gegevens wordt gereconstrueerd.

De omliggende gegevens kunnen daarbij afkomstig zijn van ruimtelijk nabije meetlocaties. Een andere wijze om naar omliggende gegevens te kijken is de temporele omgeving: rondom de periode waarin een meetgegeven ontbreekt.

5.1.1 ONDERZOEKSGBIED EN DOEL

Het onderzoeksgebied ligt in het noordwesten van Nederland, binnen het beheersgebied van Waterschap Groot Salland (Fig. 6). Het betreft een hellend gebied met een overwegend goed doorlatende zandbodem, waar de waterbeheersing wordt uitgevoerd met behulp van kleine vaste stuwen, grote geregelde stuwen en een aantal aanvoergemalen.

De waterstanden in dit gebied worden automatisch geregistreerd met dataloggers en worden daarin opgeslagen voor later gebruik. Op basis van waterstandsmetingen boven en benedenstrooms van beweegbare stuwen, worden afvoeren berekend. De stuwen kunnen op basis van waterstand en afvoer worden geregeld.

In het onderzoek zijn drie gebieden nader bekeken, in het bijzonder het afvoergebied bovenstrooms van Stuw 7A. Voor het gemak zullen we dit gebied overeenkomstig noemen. Het oppervlak van het studiegebied bedraagt 13.700 ha.

Het waterschap heeft gedurende de laatste decennia zeer veel gegevens van oppervlakte-water- en grondwaterstanden verzameld. Hiermee is een interessant archief van gegevens ontstaan, dat kan worden gebruikt voor het kalibreren van grond- en oppervlaktewatermodellen.

Een groot deel van deze gegevens is opgeslagen, zonder dat een expliciete validatie heeft plaatsgevonden. Daardoor komen er in de beschikbare reeksen regelmatig ontbrekende waarden voor, of liggen waarden soms buiten het reële bereik van de meting.

Als doel van het praktijkonderzoek is geformuleerd: het nagaan of het mogelijk is de ontbrekende gegevens in de meetreeksen van het Stuw 7A gebied in Salland, aan te vullen met behulp van technieken van neurale netwerken. Een tweede onderzoeksdoel was om te bezien of hoogwaterafvoeren van de stuwen op basis van de gevallen neerslag enige tijd vooruit kunnen worden voorspeld.

FIG. 6 LOCATIE VAN HET STUDIEGEBIED IN GROOT SALLAND



5.1.2 PREPAREREN VAN GEGEVENS

De oppervlaktewaterstanden rondom de stuw nabij de uitstroming van het gebied 7A zijn voor een lange periode beschikbaar. Op basis van deze waterstanden berekent het waterschap de afvoer uit het gebied; een belangrijk gegeven om de sturing van andere stuwen benedenstrooms te bepalen, maar ook om het moment en de omvang van wateraanvoer vast te stellen.

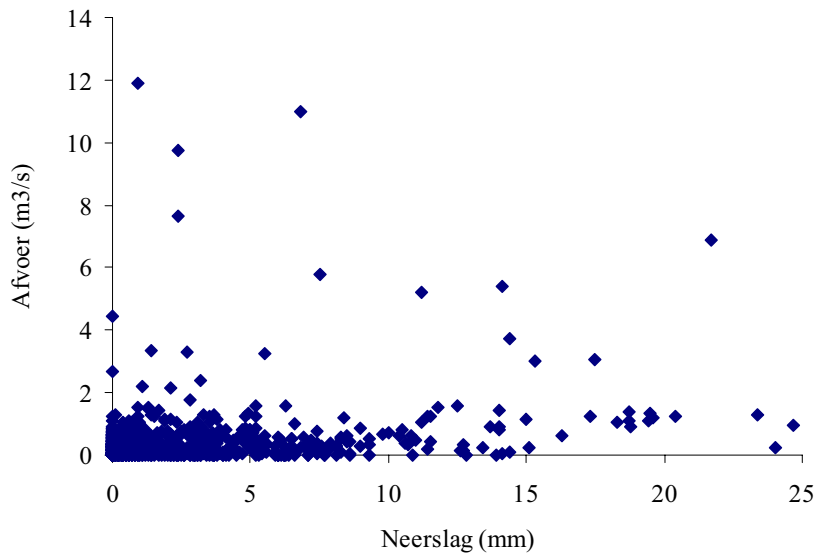
Op basis van de beschikbare waterstanden worden afvoeren berekend met afvoerformules. Al de beschikbare en berekende gegevens zijn voor het onderzoek vertaald naar daggegevens.

In eerste instantie is gewerkt met de gegevens van nagenoeg complete tijdreeksen. Deze zijn gebruikt om de interne relaties tussen de verschillende variabelen vast te stellen.

Een eerste indruk van de relatie tussen variabelen werd verkregen op basis van de scatterplot van Fig. 7.

FIG. 7

DAGNEERSLAG VERSUS AFVOER VOOR PERIODE 17-04-1996 TOT 22-12-1999



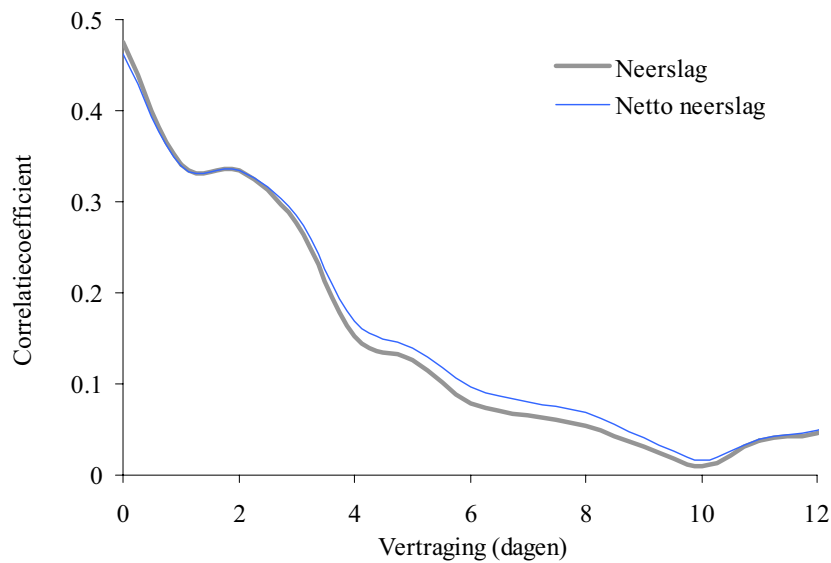
In de figuur zijn de neerslaggegevens uitgezet tegen de afvoer per dag. Het blijkt dat er geen eenduidig verband is tussen de neerslag en de afvoer op dezelfde dag. Dit heeft te maken met de vertraging in de afvoer van het watersysteem.

Om deze vertraging inzichtelijk te maken is specifiek hiervan een analyse gemaakt. De resultaten zijn opgenomen in het correlatiediagram van Fig. 8. Uit de figuur kan worden afgeleid dat er gedurende enige dagen een significante correlatie is tussen de neerslag en de vertraagde afvoer uit het gebied. Tot circa vijf dagen na de neerslag is er nog een duidelijk verband. Over langere perioden wordt de relatie minder. Uit de figuur blijkt ook dat de correlatie tussen de netto neerslag (neerslag minus verdamping) en afvoer iets beter is dan de correlatie tussen alleen de neerslag en de afvoer. In het vervolg is daarom gewerkt met dat verschil: de netto-neerslag.

Op basis van de correlatie tussen variabelen kunnen invoer- en uitvoervariabelen van een neurale netwerk worden vastgesteld. In het onderzoek is gewerkt met invoervariabelen van de neerslag over een periode tot vijf dagen in de tijd terug, ter bepaling van de actuele afvoer. Met de zo ontwikkelde structuur kan vervolgens het netwerk worden getraind.

FIG. 8

LINEAIRE CORRELATIE TUSSEN NEERSLAG EN VERTRAAGDE AFVOER



5.1.3 TOEPASSING VAN NEURALE NETWERKEN

De effectiviteit en nauwkeurigheid van neurale netwerken kan worden vergroot door te werken met verschillende netwerken die elk onder eigen, specifieke omstandigheden, worden gebruikt. Deze omstandigheden moeten min-of-meer homogeen zijn. Voor de berekening van de output van het netwerk wordt eerst gekeken of er sprake is van een speciale omstandigheid en in dat geval wordt het gespecialiseerde netwerk gebruikt. Deze toekenning wordt ook wel aangeduid met “classificatie”. De neurale netwerken die de geclassificeerde omstandigheden beschrijven worden ook wel aangeduid met Locale NN of LNN. In het onderzoek zijn de resultaten van LNN vergeleken met de alle situaties omvattende Globale NN ofwel GNN.

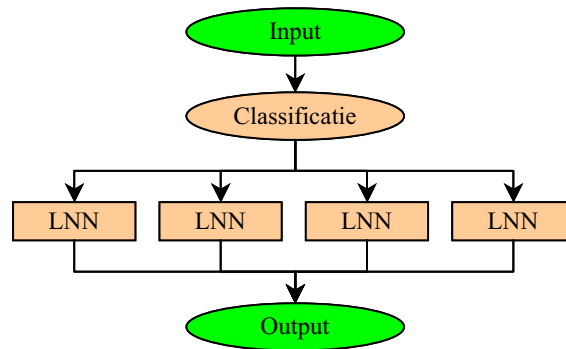
Uit diverse analyses van het watersysteem van gebied Stuw 7A bleek een duidelijk verschil in neerslag-afvoer over de verschillende seizoenen. Dit is een fenomeen dat uit de hydrologie bekend is; in de winter is de afvoer relatief snel als gevolg van een verzadigde bodem en hoge grondwaterstanden; in de zomer is de afvoer trager. Om dit fysische proces te ondersteunen is ervoor gekozen om de beschikbare tijdreeks in seizoenen op te delen en te werken met vier LNN-en.

Dit is geïllustreerd in Fig. 9: de neerslag-invoer wordt op basis van de periode van het jaar geclassificeerd en vervolgens aan een LNN netwerk aangeboden ten behoeve van de berekening van de afvoer.

Het gebruik van verschillende neurale netwerken voor verschillende omstandigheden is een veel toegepaste techniek. Het genoemde principe kan ook worden gebruikt om buien te classificeren en aan separate netwerken aan te bieden.

FIG. 9

INPUT-OUTPUT RELATIE MET GEBRUIK VAN CLASSIFICATIE



5.1.4 RECONSTRUCTIE VAN ONTBREKENDE GEGEVENS

Voor het opbouwen van een neurale netwerk is het nodig om de beschikbare gegevensreeks in twee delen te splitsen: één deel wordt gebruikt voor het trainen van het netwerk en het andere deel wordt gebruikt om te testen hoe goed het getrainde netwerk functioneert met de resterende gegevens.

In het onderzoek is gebruik gemaakt van een dataset van 1991 tot en met 1997 met afvoeren over Stuw 7A. De verificatie werd uitgevoerd met een dataset van 1999 en 2000.

Verskillende netwerkstructuren zijn beoordeeld op de verkregen resultaten. De beste resultaten werden verkregen op basis van een GNN met de volgende structuur:

$$Q_t = f(PE_t, PE_{t-1}, PE_{t-2}, PE_{t-3}, PE_{t-4}, PE_{t-5})$$

waarin:

- Q : afvoer (m³/s);
- f : NN functie;
- PE : netto neerslag (neerslag - verdamping) (mm);
- t : tijd (dag).

Functie f berekent de afvoer van vandaag (tijdstip t) op basis van de neerslag van de afgelopen vijf dagen en de neerslag van vandaag. Dit netwerkschema werd gebruikt voor de opbouw van een GNN en vier LNN-en.

De resultaten van de training en verificatie zijn opgenomen in Tabel 2. In de tabel wordt per seizoen aangegeven hoe goed de opgebouwde netwerken de gemeten situatie kunnen nabootsen. Als eerste indicator voor de kwaliteit van het netwerk is gebruik gemaakt van de NMSE (normalised root mean square error), de genormaliseerde kleinste kwadraten fout. Dit is een gangbare manier om de kwaliteit van een netwerk te bepalen.

De normalisatie vindt plaats door het delen van de kleinste kwadratenfout door de standaardafwijking. Hoe kleiner de fout, hoe beter het netwerk.

De tweede indicator voor de kwaliteit van het netwerkmodel is de correlatiecoëfficiënt r . Hoe dichterbij de waarde van één is, hoe beter.

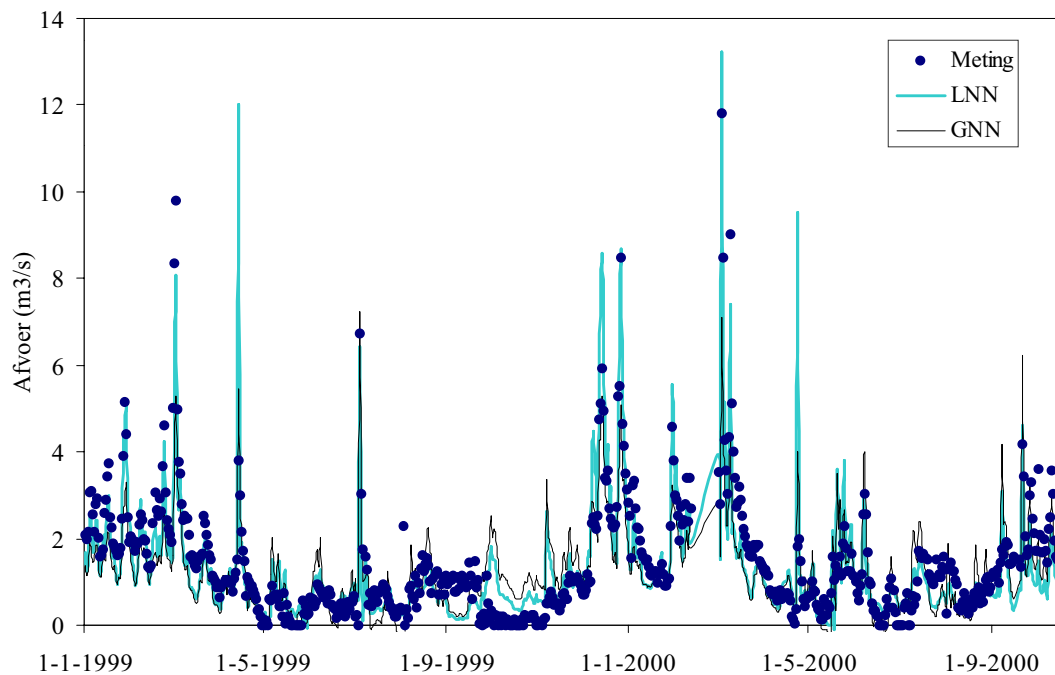
Uit de tabel is af te leiden dat de ontwikkelde netwerken het beste resultaat geven indien de trainingsset wordt geëvalueerd (kolommen 3 en 5). Zodra de netwerken gegevens moeten verwerken die niet zijn gebruikt bij de training, is het resultaat minder goed (kolommen 4 en 5). Dit is een logisch resultaat.

Het is interessant om de resultaten van de GNN te vergelijken met die van de vier LNN (zie Fig. 10 voor de resultaten van de verificatie). Het gebruik van de vier LNN-en blijkt een aanmerkelijk beter resultaat te geven dan het gebruik van het ene GNN. In ieder seizoen zijn de resultaten beter, behalve met het netwerk van het najaar (LNN_n). Dit is te wijten aan het feit dat er in de trainingsset weinig extreme gebeurtenissen in het najaar zijn voorgekomen.

TABEL 2 RECONSTRUCTIE VAN GEGEVENS: RESULTATEN VAN NETWERK TRAINING EN VERIFICATIE

Netwerkmodel	Seizoen	NMSE		r	
		Training	Verificatie	Training	Verificatie
GNN	hele jaar	0.402	0.534	0.774	0.698
LNN_w	winter	0.215	0.362	0.886	0.882
LNN_v	voorjaar	0.202	0.474	0.894	0.774
LNN_z	zomer	0.363	0.409	0.798	0.778
LNN_n	najaar	0.354	0.938	0.804	0.747

FIG. 10 AFVOERCURVEN: GEMETEN, BEREKEND MET EEN LNN EN BEREKEND MET EEN GNN



5.1.5 TOEPASSINGEN VOOR AFVOERVOORSPELLING

Voor de ondersteuning van het operationele waterbeheer kan het interessant zijn om een aankomende extreme afvoer vooraf te weten. In dat geval kan namelijk bijtijds worden ingegrepen in de waterhuishouding, om bijvoorbeeld lokale inundaties benedenstrooms te voorkomen. Om het voorspellingsmodel te ontwikkelen is gebruik gemaakt van tijdreeksen van 1997 tot en met 2000. De reeks van 1998 - 2000 werd gekozen voor het trainen van het netwerk en de reeks van 1997 voor de verificatie. De volgende LNN modelstructuur werd gehanteerd om de afvoer één dag vooruit te kunnen voorspellen:

$$Q_t = f(P_{t-1}, P_{t-2}, Q_{t-1}, Q_{t-2}, Q_{t-3})$$

waarin:

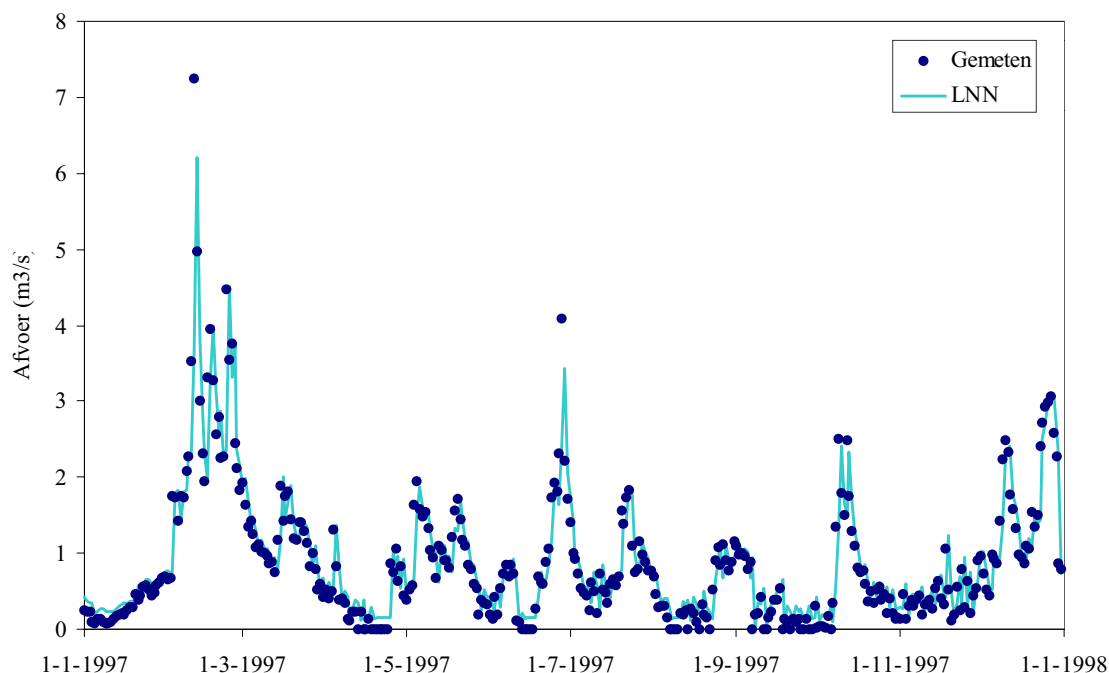
- Q : afvoer (m³/s);
 f : NN functie;
 P : neerslag (mm);
 t : tijd (dag).

De resultaten zijn weergegeven in Tabel 3 en Fig. 11. Uit de tabel en de figuur kan worden afgeleid dat de werking van de LNN-en over het geheel genomen goed zijn. Bij de voorspelling van extreme piekafvoeren, is de berekende afvoer telkens wel lager dan de gemeten afvoer (tot 15% te laag).

TABEL 3 AFVOERVOORSPELLING: RESULTATEN VAN NETWERK TRAINING EN VERIFICATIE

Netwerkmodel	Seizoen	NMSE		r	
		Training	Verificatie	Training	Verificatie
LNN _w	winter	0.295	0.431	0.840	0.756
LNN _v	voorjaar	0.361	0.217	0.800	0.887
LNN _z	zomer	0.299	0.670	0.864	0.578
LNN _n	najaar	0.326	0.279	0.821	0.851

FIG. 11 RESULTATEN VAN LNN MODELLEN VOOR STUW 7A



5.1.6 RESULTATEN VAN HET PRAKTIJKONDERZOEK SALLAND

In dit praktijkonderzoek zijn twee concrete voorbeelden van de toepassing van neurale netwerken voor het waterbeheer onderzocht: het aanvullen van ontbrekende afvoergegevens en het één dag vooruit voorspellen van de afvoer over een stuw. Uit het onderzoek blijkt dat in het algemeen neurale netwerken goed kunnen worden gebruikt voor de simulatie van het neerslag-afvoerproces.

Een duidelijke verbetering kan worden aangebracht door het globale netwerk (GNN) te vervangen door een aantal lokale netwerken (LNN). Deze laatste netwerken worden onafhankelijk van elkaar getraind op een deel-dataset, die homogener is dan de gehele set. De verbetering van het gebruik van deze classificatie blijkt significant te zijn.

5.2 INTELLIGENTE GEMAALBESTURING IN DE OVERWAARD

De Nederlandse regionale watersystemen worden voor een belangrijk deel geregeld met behulp van gemalen en stuwen. Deze regelbare kunstwerken sturen de waterstand over het algemeen op basis van een meting in de nabijheid van het kunstwerk: de lokale regeling. De lokale regeling houdt geen rekening met de toestand in de rest van het watersysteem, waardoor, als gevolg van het lokaal afvoeren van water, elders in het watersysteem problemen met droogte of juist wateroverlast kunnen ontstaan.

Uit eerder onderzoek en ook praktijktoepassingen is duidelijk geworden dat het gebruik van sturingstechnieken, zoals dynamische sturing, ertoe kan bijdragen dat watersystemen op meer evenwichtige wijze worden geregeld, waardoor beter kan worden voldaan aan de eisen die vanuit verschillende belangen worden gesteld. Dat vereist dat de toestand in het gehele watersysteem bekend is, bij voorkeur op een centrale plaats. Vanuit die plaats kan vervolgens worden gekeken wat de beste instelling van de regelbare kunstwerken is. Een dergelijke afweging kan worden gemaakt door de waterbeheerder, eventueel ondersteund met een computersysteem dat de te bereiken optimale toestand berekent.

Het voordeel van de dynamische sturing is dat maximale waterstanden kunnen worden gereduceerd en dat droogte kan worden beperkt of voorkomen. Het nadeel is dat er vanuit een centraal punt moet worden geregeld, hetgeen een kwetsbare communicatie inhoudt tussen regelkunstwerken en een centrale plaats zoals het hoofdkantoor van het waterschap. Daarbij is ook de rekentijd die samenhangt met het bepalen van de optimale situatie in het watersysteem, relatief lang. Een kortere rekentijd zou het waterbeheer directer en alerter maken.

5.2.1 ONDERZOEKSGBIED EN DOEL

Het onderzoeksgebied van de Overwaard (15.000 ha) ligt in het beheersgebied van het Hoogheemraadschap van de Ablasserwaard en de Vijfheerenlanden. De Overwaard is een gebied met circa 7.5% oppervlaktewater en circa 10% stedelijke bebouwing. De (grond-)waterstand in dit veenweidegebied dient zo goed mogelijk te worden beheerst. Dit gebeurt met behulp van een systeem van 22 polders, een Lage Boezem (170 ha) en een Hoge Boezem (98 ha) (Fig. 12).

Overtollige neerslag wordt in de polders gedraineerd naar het oppervlaktewater en van daaruit met behulp van elektrische poldergemalen getransporteerd naar de Lage Boezem. De maximale totale capaciteit van de poldergemalen bedraagt 24 m³/s.

Het water wordt verzameld in een langgerekt boezemkanaal en afgevoerd met een vijzelgemaal dat met een capaciteit van 25 m³/s water afvoert naar de Hoge Boezem. De Hoge Boezem is een tijdelijke opslag van overtollig oppervlaktewater, dat alleen kan worden afgevoerd bij voldoende lage waterstand op de Lek. Ter plaatse van de westelijk gelegen spuisluis is nog een aanzienlijke getijde-invloed in de Lek aanwezig, waardoor er slechts tweemaal per dag gedurende enkele uren afvoer mogelijk is.

FIG. 12

BEHEERSGEBIED DE OVERWAARD



Het streefpeil van de Lage Boezem bedraagt -0.75 m NAP; de maximale waterstand bedraagt -0.50 m NAP. De waterstand in het reservoir van de Hoge Boezem varieert afhankelijk van de aanvoer en afvoermogelijkheden bij de sluis. De variatie van de waterstand in de Lek is tussen circa -1.00 m en +2.50 m NAP.

De gemalen in de Overwaard zijn geautomatiseerd en regelen de waterstand op basis van een lokale oppervlaktewaterstandsmeting. Voor de poldergemalen betekent dit dat deze in bedrijf komen zodra de afvoer uit de bodem op gang is gekomen en de polderwaterstanden stijgen. Het boezemgemaal schakelt in zodra de waterstand in de Lage Boezem stijgt. De spuisluis voert af zodra de waterstand in de Hoge Boezem te hoog wordt. In totaal zijn er zodoende zes verdragingspunten tussen neerslag en afvoer naar de Lek:

- neerslag-afvoer uit de bodem naar het polder oppervlaktewater;
- transport van water naar het poldergemaal;
- afvoer van het poldergemaal op basis van hoge oppervlaktewaterstanden in de polder;
- transport van water door het boezemkanaal van de Lage Boezem;
- afvoer van het boezemgemaal op basis van hoge oppervlaktewaterstand in de Lage Boezem;
- afvoer vanuit de Hoge Boezem via de spuisluis, alleen bij laag tij.

Door deze vertragingen is het mogelijk dat na hevige neerslag de hoogwatergolf bij de spuisluis aankomt op een moment dat niet kan worden afgevoerd als gevolg van hoog tij. Het resultaat is dan hoge waterstanden in de Lage en Hoge Boezem.

Daarnaast worden ook de bergingscapaciteiten in bodem en oppervlaktewater ongelijkmatig gebruikt. Polders worden tot aan het streefpeil leeggemalen, terwijl er stroomafwaarts in het watersysteem al hoge waterstanden zijn bereikt (bijvoorbeeld in de Hoge Boezem).

In deze praktijkstudie is onderzocht wat de voordelen van dynamische sturing zijn voor het watersysteem van de Overwaard. Vervolgens is gekeken of het dynamische sturingsalgoritme, dat werkt met gegevens uit het hele watersysteem en numerieke optimalisatie, kan worden vervangen door een neurale netwerk of een fuzzy logic controller. Deze zogenaamde “intelligente” controllers werken uitsluitend op basis van de lokaal gemeten waterstand en de gemeten neerslag.

De effecten van de toepassing van de intelligente controllers zijn getoetst voor de situaties van hevige neerslag in september en oktober 1998.

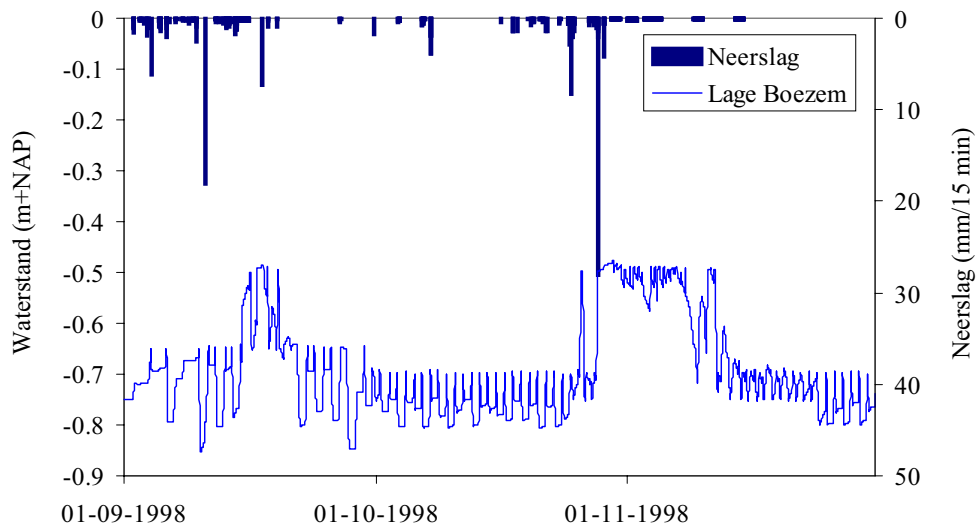
5.2.2 HET DYNAMISCH STURINGSMODEL

Als eerste is van het watersysteem een model opgebouwd met AQUARIUS. Het model is vervolgens gekalibreerd, waarbij gebruik is gemaakt van neerslag, verdamping en waterstandsgegevens van de periode 1995 - 2000. Neerslag werd in het gebied zelf gemeten ter plaatse van het Land van de Zesmolens, met een interval van 15 minuten. De neerslaggegevens zijn gevalideerd en gecorrigeerd op basis van de KNMI neerslagmetingen in drie omliggende weerstations.

In het bijzonder is voor de modelkalibratie gebruik gemaakt van de periode rond oktober en november 1998. In die periode viel extreme neerslag in het onderzoeksgebied en waren de afvoermogelijkheden bij de Lek beperkt (Fig. 13).

FIG. 13

NEERSLAG EN RESULTERENDE WATERSTAND IN DE LAGE BOEZEM



De modelkalibraties hebben plaatsgevonden op basis van afvoer bij het boezem gemaal, de waterstand in de Hoge Boezem, waterstanden in polders en grondwaterstanden. Een impressie van de resultaten is gegeven in Fig. 14 en Fig. 15. Zoals uit de resultaten moge blijken, sluiten de modelresultaten goed aan bij de gemeten werkelijkheid.

FIG. 14

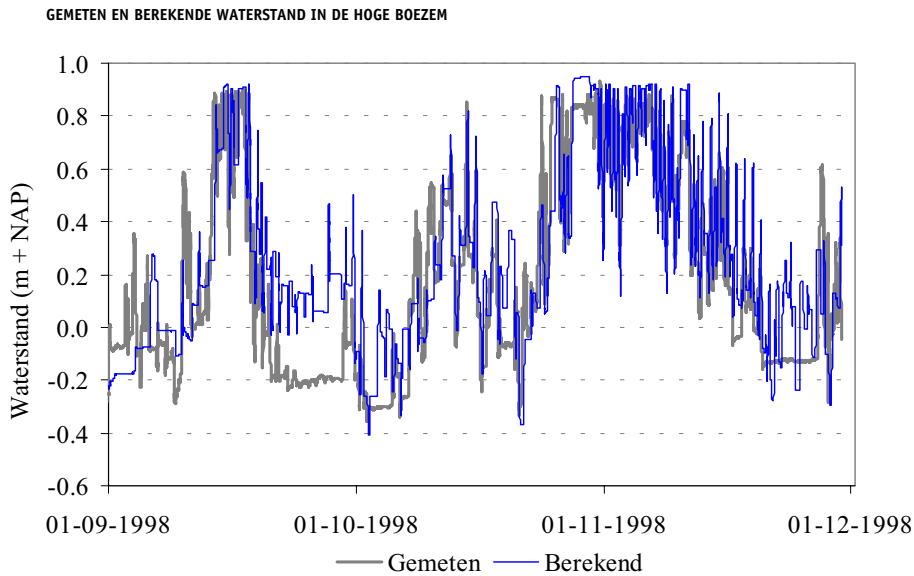
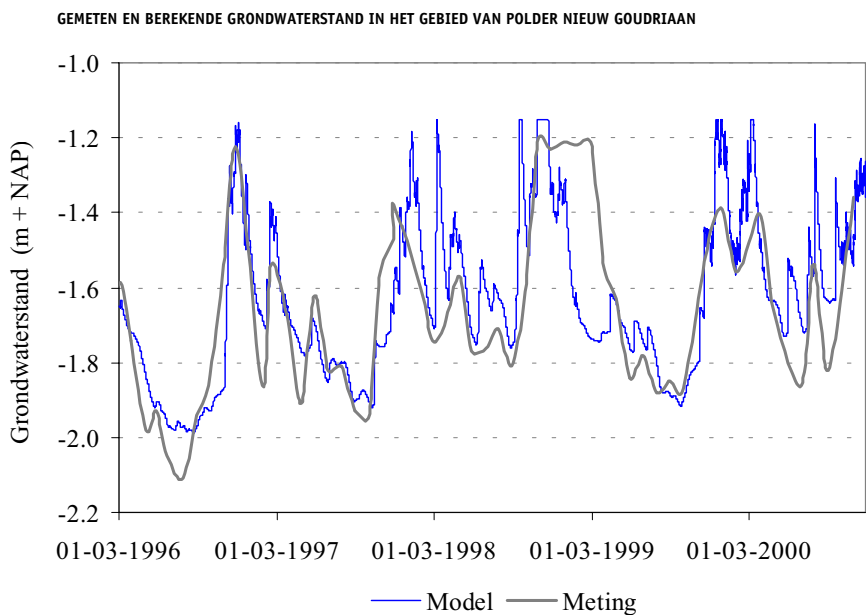


FIG. 15



Als vervolg op de modelkalibratie zijn vergelijkende simulaties met het model gemaakt met lokale sturing van het boezemgemaal en dynamische sturing van dat gemaal. Bij de dynamische sturing is gebruik gemaakt van instellingen die de waterstanden in polders en boezem zo goed mogelijk laten aansluiten op de streefpeilen, en extreme waterstanden voorkomen. Daarbij is geen gebruik gemaakt van neerslagvoorspelling, maar is uitsluitend de actuele neerslag gebruikt die in het gebied zelf valt.

De resultaten van de berekeningen zijn getoond in Fig. 16 en Fig. 17. Uit de figuren blijkt dat dynamische sturing alerter reageert op neerslag. Tijdens neerslagsituaties wordt bij laagtij de waterstand in de Lage Boezem lager gehouden, waardoor tijdens hoogtij automatisch ruimte ontstaat voor overtollig water uit de polders. Als gevolg daarvan kunnen de polders vrijwel permanent goed afvoeren naar de Lage Boezem, waardoor pieken in de oppervlaktewaterstand kunnen worden beperkt (Fig. 17).

Het effect van dynamische sturing moge uit de gegeven voorbeelden blijken: door evenwichtig sturen van de gemalen ontstaat meer ruimte in het watersysteem, waardoor de aanwezige capaciteiten beter kunnen worden benut en hoge waterstanden in met name de polders kunnen worden voorkomen.

In het praktijkonderzoek is vervolgens nagegaan of het gunstige effect van dynamische sturing kan worden nagebootst met intelligente controllers.

FIG. 16 WATERSTAND IN DE LAGE BOEZEM BIJ LOCALE EN DYNAMISCHE STURING VAN HET WATERSYSTEEM

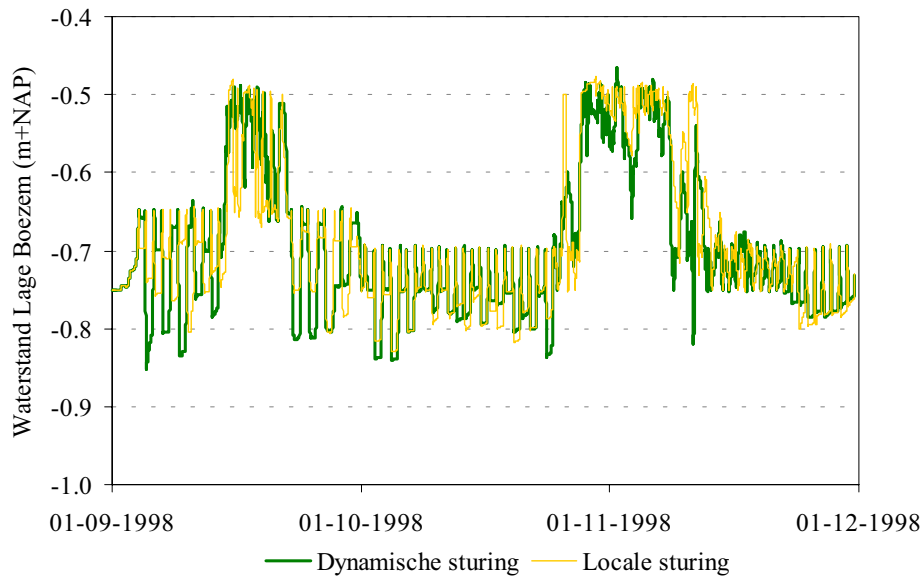
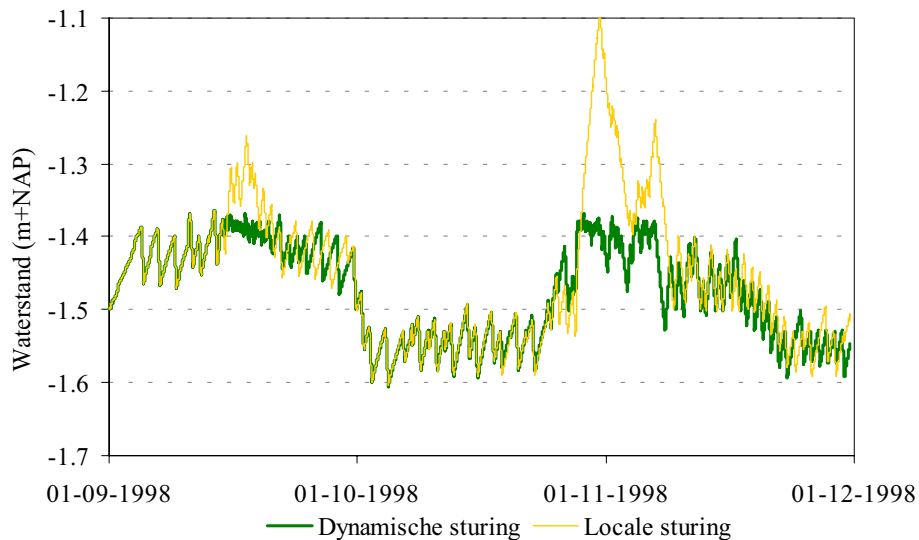


FIG. 17 OPPERVLAKTEWATERSTAND IN HET LAND VAN DE ZES MOLENS MET LOCALE EN DYNAMISCHE STURING



5.2.3 TOEPASSING VAN NEURALE NETWERKEN EN FUZZY LOGIC

In dit het gegeven voorbeeld van dynamische sturing, wordt het watersysteem geregeld op basis van informatie uit het gehele systeem en worden alle regelbare kunstwerken in samenhang en op afgestemde wijze ingezet. In het praktijkonderzoek wordt nagegaan of dit optimale gedrag kan worden nagebootst met een neuraal netwerk en met een fuzzy logic

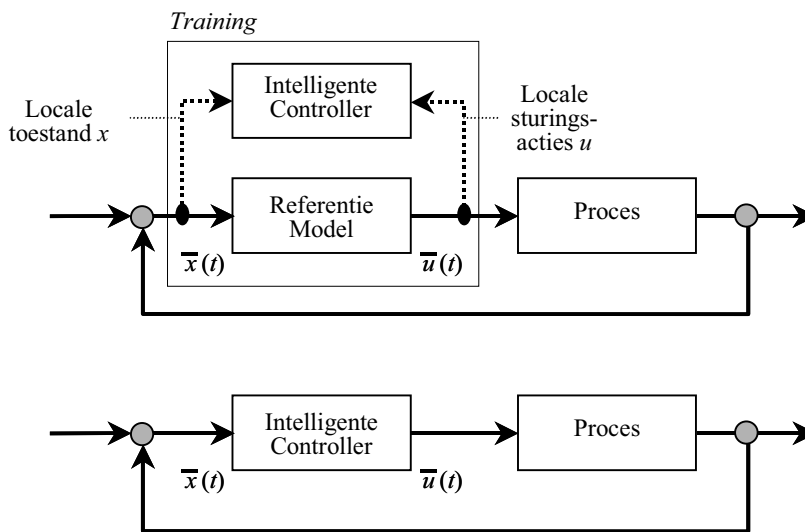
controller. Deze controllers werken alleen op basis van lokale informatie: de waterstanden boven- en benedenstrooms en de neerslag. De controllers worden als “intelligent” bestempeld omdat de informatie die in het gehele watersysteem besloten zit, wordt onttrokken aan alleen de genoemde drie variabelen.

In essentie wordt het model dat het gemaal bestuurt vervangen door een intelligente controller. Om die controller het optimale gedrag te laten leren, wordt het model aan het rekenen gezet en worden de lokale gegevens van waterstanden en neerslag opgeslagen. Met de opgeslagen gegevens worden vervolgens de intelligente controllers getraind. Dit is geschetst in Fig. 18. Boven in de figuur is aangegeven hoe per tijdstap gegevens aan het model worden ontleend (zowel de invoervariabelen x als de uitvoervariabelen u) en hoe deze gegevens worden gebruikt om de intelligente controller te trainen.

De vervolgstap is dat het model wordt vervangen door de intelligente controller en dat wordt gekeken of deze controller dezelfde werking heeft als het oorspronkelijke model (onderste deel van Fig. 18).

FIG. 18

MODELSTURING EN VERVANGING DOOR INTELLIGENTE CONTROLLER



In het voorbeeld is het AQUARIUS model gebruikt om de intelligente controllers te trainen. Omdat het boezemgemaal drie vijzelpompen heeft die slechts aan of uit kunnen zijn, is ervoor gekozen om de uitvoer van de controller slechts vier discrete mogelijkheden te geven: 0, 1, 2 of 3 pompen in bedrijf. Samenvattend worden de volgende variabelen gebruikt voor de training:

$$S_t = f(h_{LB,t-1}, h_{HB,t-1}, P_{t-1, \dots, t-8})$$

waarin:

- S : aantal pompen in bedrijf (-);
- f : NN of FL functie;
- h_{LB} : waterstand in de Lage Boezem;
- h_{HB} : waterstand in de Hoge Boezem;
- P : neerslag (mm);
- t : tijd (uur).

De lokale waterstandsvariabelen zijn maatgevend voor het al dan niet in bedrijf zijn van één of meer pompen van hetemaal. De werking van de neerslagvariabele is minder evident en werd vastgesteld op basis van correlatieanalyse tussen de periode waarover deze diende te worden meegenomen (zie ook praktijkonderzoek Salland par. 5.3.2). Uit die analyse bleek dat de afgelopen 8 dagen relevant zijn voor de verwachte afvoer van dit moment. Dit overigens in samenhang met de optredende waterstanden.

Zoals in par. 3.1 is aangegeven kunnen neurale netwerken worden beschouwd als flexibele rekenkundige structuren die in staat zijn om complex en in het algemeen niet lineair gedrag tussen inputs en outputs te reproduceren. In het onderzoek is gebruik gemaakt van één van de meest toegepaste vormen van het neurale netwerk: het zogenaamde multi-layer perceptron (MLP) netwerk.

Het Fuzzy Logic systeem werd met behulp van de training automatisch opgebouwd, waarbij gebruik werd gemaakt van de meest eenvoudige driehoekige membership functies. Het trainen van een fuzzy systeem wordt ook wel aangeduid met “fuzzy adaptive system” (FAS). Hier wordt de term FL gebruikt.

Het model, met dynamische sturing werd doorgerekend met stappen van 15 minuten voor de periode van 29 oktober 1998 tot 11 november 1998. De controllers zijn vervolgens getraind met de beschikbare dataset van 60% van de totale model uitvoer. Het overige deel van de reeks werd gebruikt voor de verificatie. De resultaten zijn gegeven in Tabel 4 en Fig. 19.

TABEL 4

SAMENVATTING VAN DE PRESTATIES VAN NN EN FL

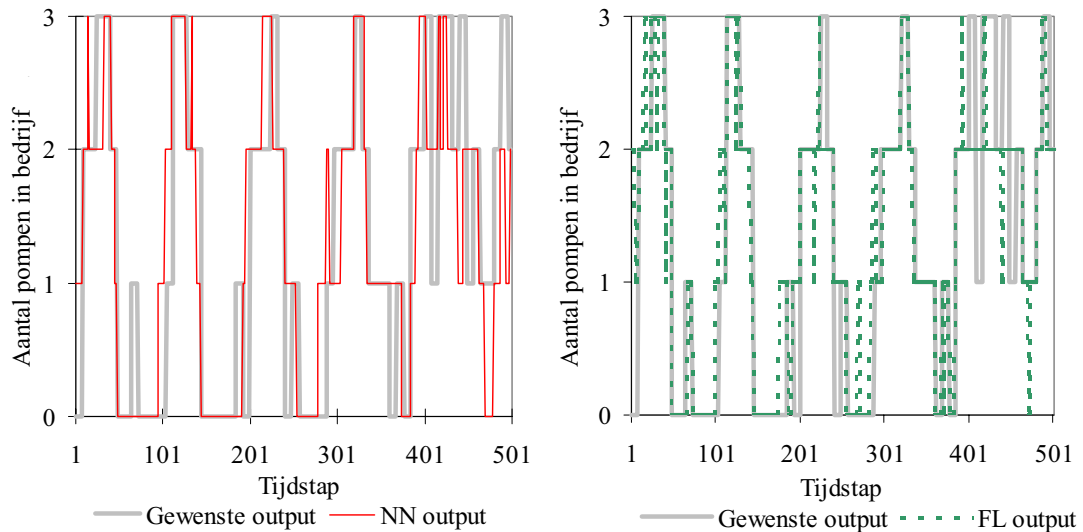
AI methode	NN		FL	
	Training	Verificatie	Training	Verificatie
NMSE	0.508	0.475	0.563	0.619
Cumulatieve afvoer (%)	3.5	5.6	-4.8	2.4

Zoals uit de tabel blijkt is de fout die wordt gemaakt bij het vaststellen van het juiste aantal pompen dat per tijdstap van 15 minuten in bedrijf is, nogal groot. Deze waarde alleen, geeft echter een te beperkt beeld omdat per tijdstap wordt gekeken of het juiste aantal pompen in bedrijf is, hetgeen niet zo relevant is. Het gaat er om of over een bepaalde tijdspanne eenzelfde hoeveelheid water is afgevoerd.

Daarom is een tweede variabele gezocht die bepalend is voor de prestaties van de controllers: de cumulatieve afvoer. Deze geeft de fout in het aantal bedrijfsuren van de gezamenlijke pompen bij het gebruik van de intelligente controllers ten opzichte van de uitkomst van de AQUARIUS modelberekening met dynamische sturing. Zoals uit de lage waarden over de gesimuleerde periode mag blijken, is deze nauwkeurigheid groot.

FIG. 19

DE STURING VAN DE POMPEN VAN HET BOEZEMGEMAAL MET DYNAMISCHE STURING (GEWENSTE OUTPUT) MET DIE VAN DE NEURALE NETWERK EN FUZZY LOGIC CONTROLLERS



5.2.4 IMPLEMENTATIE VAN INTELLIGENTE CONTROLLERS

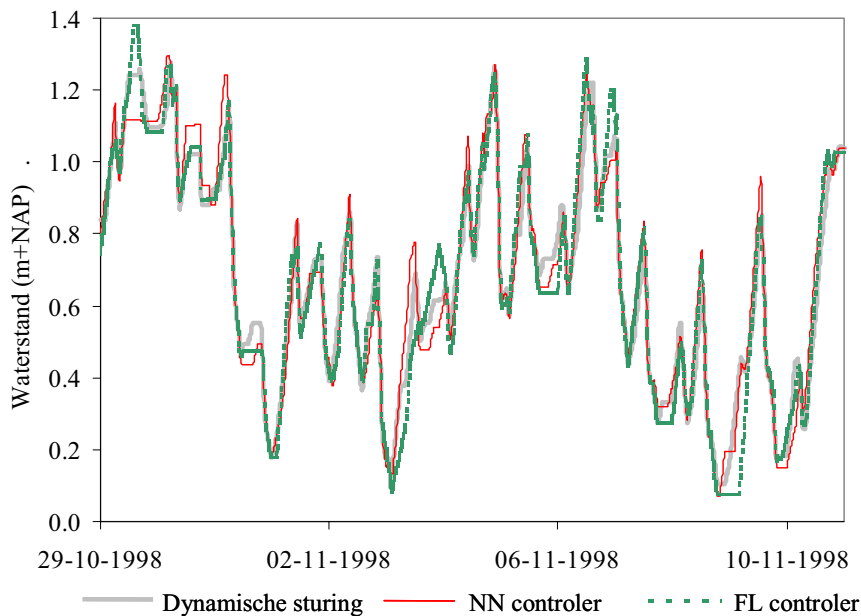
De ultieme test voor de kwaliteit van de intelligente controllers is de implementatie van deze controllers in plaats van de dynamische sturing van AQUARIUS en de vergelijking of de berekende waterstanden gelijk zijn.

Het modelinstrumentarium van AQUARIUS voorziet in de mogelijkheid om de besturing van regelbare kunstwerken over te nemen met een ander programma. Deze techniek is gebruikt voor de genoemde test.

De getrainde intelligente controllers zijn vervat in kleine programma's die aan AQUARIUS zijn gekoppeld en vervolgens is de berekening opnieuw uitgevoerd voor de verificatieperiode. De resultaten voor de waterstandsberekening met AQUARIUS met dynamische sturing versus de situatie met de intelligente controllers, is gegeven in Fig. 20. Uit de figuur moge blijken dat de intelligente controllers in staat zijn om met alleen lokale informatie van waterstand en neerslag, het dynamische sturingsgedrag heel goed na te bootsen.

FIG. 20

DE WATERSTAND IN DE HOGE BOEZEM ALS GEVOLG VAN DYNAMISCHE STURING EN DE STURING MET DE GETRAINDE INTELLIGENTE CONTROLLERS



5.2.5 RESULTATEN VAN HET PRAKTIJKONDERZOEK OVERWAARD

Uit het resultaat van dit praktijkonderzoek blijkt dat technieken van neurale netwerken en fuzzy logic in staat zijn om zeer complex watersysteemgedrag en geavanceerde vormen van sturing zeer goed na te bootsen.

De gesimuleerde situaties van extreme neerslag van eind 1998 wordt door de intelligente controllers efficiënt afgevoerd, waarbij vergelijkbare resultaten zijn behaald als met dynamische sturing van het watersysteem. Omdat de intelligente controllers alleen met lokale informatie van waterstanden en neerslag werken, verdienen deze de voorkeur. De gehele besturing van het boezemgemaal kan daarmee worden uitgevoerd op basis van lokaal ingewonnen informatie, wat de bedrijfszekerheid onder extreme omstandigheden vergroot.

Bovendien blijken de intelligente controllers aanzienlijk sneller te rekenen dan de optimalisatiealgoritmes van AQUARIUS. De intelligente controllers zijn maar liefst tien maal sneller.

6

CONCLUSIES EN AANBEVELINGEN

In de literatuur wordt regelmatig melding gemaakt van succesvol onderzoek en praktische toepassing van neurale netwerken en fuzzy logic. De meeste toepassingen van neurale netwerken worden gevonden bij simulatie en het voorspellen van systeemgedrag (neerslagafvoer). Fuzzy logic wordt het meest toegepast voor het besturen van processen in de waterketen (zuivering).

Een veel gehoord argument om de gegevensgestuurde modellen in de praktijk te gebruiken is dat de snelheid waarmee deze uiteindelijk, na training, kunnen rekenen, orden beter is dan die van vele op fysica gebaseerde modellen. Dit is een interessant fenomeen, dat door sommigen wordt aangegeven als doorslaggevende factor om over te gaan tot real-time implementatie van geavanceerde sturing van watersystemen. Gebruik van de traditionele methoden vereist eenvoudigweg een te lange rekentijd.

De kracht van gegevensgestuurde technieken komt naar voren bij de beschikbaarheid van een grote hoeveelheid consistente en valide meetgegevens. Het verkrijgen van deze gegevens is vaak nog een probleem als gevolg van wijzigingen die in de loop der tijd worden doorgevoerd in watersystemen, waardoor de historische meetreeksen de gegevens bevatten die horen bij verschillende systeemconfiguraties. Het gebruik van de traditionele op fysica gebaseerde modellen kan in dat geval helpen om de meetreeksen die hoort bij het gewijzigde watersysteem te reconstrueren.

Methoden van gegevensgestuurd modelleren zijn gebaseerd op eenvoudige mathematische vergelijkingen. In de praktijk blijkt dat er weinig inzicht bestaat in de succesfactoren van deze technieken. Ze worden op nagenoeg alle terreinen van het modelleren toegepast; er is theoretisch geen beperking aan het toepassingsgebied.

Toch zijn niet alle toepassingen succesvol. Het succes blijkt in de praktijk mede af te hangen van de wijze waarop het gegevensgestuurde model wordt ingericht: het prepareren van gegevens; de keuze van invoervariabelen en; de interne structuur van het model. Daarom kan op het moment gesteld worden dat gegevensgestuurd modelleren nog steeds “meer een kunst dan een wetenschap” is.

Ondanks de succesvolle toepassing van neurale netwerken en fuzzy logic op vele terreinen, is het opvallend dat de praktische toepassing in de watersector nog beperkt is. De acceptatie van deze technieken verloopt aanzienlijk langzamer dan in de industrie, zoals chemie, elektriciteit, elektronica en, olie- en gasproductie.

In het Salland onderzoek bleek het goed mogelijk te zijn om in beschikbare meetreeksen op betrouwbare wijze ontbrekende gegevens aan te vullen met behulp van een door een neuraal netwerk gegenereerde kunstmatige reeks. Uit datzelfde onderzoek bleek het ook mogelijk om de afvoer uit een gestuurd gebied één dag vooruit met aanmerkelijke nauwkeurigheid te voorspellen.

Het praktijkonderzoek van de Overwaard laat zien dat neurale netwerken en fuzzy logic technieken kunnen worden ingezet om het complexe gedrag van een geoptimaliseerde besturing van een gemaal na te bootsen met een intelligente controller. Met de toepassing van deze controller kan wateroverlast worden beperkt of zelfs worden voorkomen. Groot voordeel van de intelligente regelaar is dat deze alleen gebruik maakt van lokaal beschikbare meetgegevens en zeer snel rekent: tien maal sneller dan een optimalisatiemodel.

Voorgesteld wordt om op basis van deze uitkomsten de toepassingen binnen het waterbeheer te verbreden. Op basis van de huidige inzichten kan worden gesteld dat het nabootsen van complex gedrag van waterkwaliteitsontwikkeling naar verwachting ook goede resultaten zal laten zien. Daarnaast ligt het gebruik van neurale netwerken voor het nabootsen van langzaam rekenende hydrodynamische en mogelijk ook stochastische modellen voor de hand.

Daar waar watersystemen met grote veranderingen te maken hebben zullen de op gegevensgebaseerde modellen dienen te worden gecombineerd met op fysica gebaseerde modellen.

Op basis van de uitkomsten van het onderzoek kan een glansrijke toekomst voor deze uit de kunstmatige intelligentie afkomstige technieken worden voorzien. Het toenemende aantal succesvolle onderzoeken en toepassingen in de hedendaagse praktijk is hiervan een bewijs.