



Optimalisatie van afvalwater-systemen met behulp van genetische algoritmes

N. WILLEMSSEN, TU DELFT, THANS GEMEENTEWERKEN ROTTERDAM
 J. LANGEVELD, TU DELFT
 F. CLEMENS, TU DELFT
 M. BOOMGAARD, WITTEVEEN+BOS

De optimalisatie van totale afvalwatersystemen komt steeds meer in de belangstelling te staan. Dit wordt veroorzaakt door het besef dat alleen door het beschouwen van het totale afvalwatersysteem sub-optimalisatie (van delen van het afvalwatersysteem) vermeden kan worden. Desondanks blijft het zoeken naar de optimale oplossing een zeer arbeidsintensief en onzeker proces door het grote aantal variabelen. Met behulp van een genetisch algoritme kan dit zoekproces worden gestroomlijnd en kan op vrij eenvoudige wijze worden aangegeven in welke richting de optimale oplossing gezocht moet worden. In dit artikel wordt uiteengezet hoe een genetisch algoritme kan worden ingezet bij het optimaliseren van een afvalwatersysteem.

Een afvalwatersysteem bestaat in het meest eenvoudige geval uit één enkel rioolstelsel dat, eventueel via een gemaal, afwaterd op een RWZI. Dit rioolstelsel dient te voldoen aan de richtlijnen van de waterbeheerder ten aanzien van de basisinspanning, terwijl de RWZI moet voldoen aan de lozingseisen voor effluent. Gezien de interacties tussen riolering en RWZI is het noodzakelijk om verbeteringsmaatregelen aan riolering en zuivering onderling af te stemmen. Binnen dit eenvoudige afvalwatersysteem zijn reeds veel maatregelen denkbaar, waarbij het vergroten van pompcapaciteiten (gemaal, persleiding en hydraulische capaciteit RWZI) of het aanbrengen van extra berging tot de meest eenvoudige maatregelen behoren. Reeds in dit geval is de keuze van de juiste maatregel niet zo triviaal als het lijkt, omdat een groot aantal combinaties van berging en pompcapaciteiten mogelijk is. Het is evenwel mogelijk om na enig rekenen de ligging van de optimale oplossing (met optimaal wordt hier bedoeld: voldoen aan de eisen tegen minimale kosten) te bepalen.

In het algemeen zitten afvalwatersystemen echter veel gecompliceerder in elkaar. Een afvalwatersysteem bestaat vaak uit enkele (tientallen) kleine rioolstelsels, die via persleidingen onderling en met de RWZI verbonden zijn, waardoor zeer veel mogelijkheden

ontstaan voor ingrepen aan het afvalwatersysteem. Het maken van de juiste keuze uit het scala aan mogelijkheden is in een dergelijke situatie verre van eenvoudig. Op dit moment berust de keuze voor een bepaalde verbeteringsmaatregel vooral op de ervaring van de verschillende beheerders, die hierbij enkele veelbelovende maatregelen selecteren en beoordelen op effectiviteit en kosten. De kans, dat hierbij oplossingen die minder voor de hand liggen over het hoofd worden gezien, is groot. Om dergelijke suboptimalisaties te voorkomen en tegelijkertijd toch efficiënt naar een optimaal maatregelenpakket te kunnen zoeken kan gebruik worden gemaakt van een genetisch algoritme.

Genetische algoritmes hebben inmiddels bewezen binnen bijvoorbeeld de vliegtuigin-

dustrie dat zij met succes voor gecompliceerde optimalisatie of ontwerpstudies met zeer veel variabelen kunnen worden ingezet. Aangezien de problematiek van het optimaliseren van afvalwatersystemen wat aantal mogelijke oplossingen betreft weinig verschilt van andere optimalisatiestudies, lijkt het gebruik van genetische algoritmes voor afvalwatersystemen veelbelovend. In dit artikel wordt aan de hand van een eenvoudig voorbeeld met twee via persleidingen op de RWZI aangesloten kernen de mogelijke toepassing van een genetisch algoritme geïllustreerd.

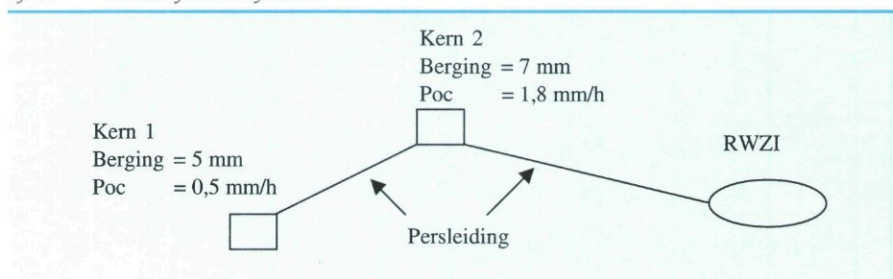
Binnen het vakgebied van riolering en afvalwaterbehandeling is het gebruik van genetische algoritmes nog vrij nieuw. Rauch en Harremoës geven aan dat toepassing van een genetisch algoritme onder meer kansrijk is voor automatische kalibratie van modellen en voor het uitvoeren van optimalisaties met behulp van multicriteria decision analysis. Een voorbeeld van de eerste toepassing, automatische kalibratie, wordt gegeven door Clemens. In dit artikel ligt de nadruk op het uitvoeren van een optimalisatie van de totale kosten van het uitvoeren van verbeteringen aan een afvalwatersysteem.

Een genetisch algoritme is een zoekprocedure gebaseerd op de mechanismen van natuurlijke selectie, de zogenaamde 'survival of the fittest'. Voor elke populatie, die bestaat uit individuen die elk een mogelijke uitvoering van het afvalwatersysteem vormen, wordt van elk individu de 'fitheid' bepaald aan de hand van een doelfunctie. De beste, ofwel 'fitste', individuen maken de meeste kans op voortplanting, waardoor goede eigenschappen aan de volgende generatie kunnen worden doorgegeven. De voortplanting vindt plaats met behulp van de operator cross-over en daarnaast wordt extra variatie binnen de populatie gebracht door het toepassen van mutatie (zie kader).

De mogelijkheden

Zoals eerder gesteld kan met een genetisch algoritme binnen gecompliceerde situaties relatief snel aangegeven worden in welke richting de optimale oplossing gezocht moet

Afb. 1: Schema afvalwatersysteem.



worden. Om het algoritme in staat te stellen naar de optimale oplossing te zoeken is het noodzakelijk om de verschillende mogelijke oplossingen onderling af te kunnen wegen. In het geval van een afvalwatersysteem optimalisatie wordt gezocht naar die oplossing waarbij zo goedkoop mogelijk wordt voldaan aan de eisen, in dit geval de basisinspanning.

Voor het onderling afwegen van verschillende alternatieven wordt gebruik gemaakt van een zogenaamde doelfunctie, waarin alle relevante eigenschappen en het functioneren van het afvalwatersysteem tot uitdrukking komen. Bij het optimaliseren van een afvalwatersysteem ligt het voor de hand om een doelfunctie op te stellen op basis van jaarlijkse kosten, aangezien een groot aantal parameters, zoals extra berging of pompcapaciteit, relatief eenvoudig in geld uit te drukken is. Een probleem dat hierbij optreedt is het toekennen van kosten aan overgestort water of geloosd effluent. Beide parameters zijn essentieel voor het beoordelen van het functioneren van het afvalwatersysteem en behoren zodoende te worden opgenomen in de doelfunctie.

In deze studie is alleen rekening gehouden met de gevolgen voor het totale afvalwatersysteem van het aanbrengen van extra berging of het vergroten van de pompovercapaciteit. In de toekomst kunnen uiteraard ook andere maatregelen als afkoppelen van verhard oppervlak of inzet van geavanceerde zuiveringstechnieken (bijvoorbeeld membraanfiltratie) van effluent in de kostenfunctie worden opgenomen.

- vergroting van de capaciteit van de RWZI door vergroting aangeboden piekdebiet ($\Delta Hydr.cap \cdot RWZI$)

Operationele kosten:

- vergroting influenthoeveelheid ($\Delta V_{inluent}$)

Heffing:

- overschrijding basisinspanning (ΔOV_{kern})
- toename effluentlozing ($\Delta V_{effluent}$)

Dit resulteert in de volgende doelfunctie:

$$F_{kosten} = \sum \left(\alpha_1 \sum (\Delta B_{kern}) + \alpha_2 \sum (\Delta POC_{pomp}) + \alpha_3 \sum (\Delta \emptyset_{persleiding}) + \alpha_4 \Delta Hydr.cap \cdot RWZI + \alpha_5 \Delta V_{inluent} + \alpha_6 \sum (\Delta OV_{kern}) + \alpha_7 \Delta V_{effluent} \right)$$

De doelfunctie bevat de volgende variabelen:

Investeringskosten:

- vergroting van de berging in de vorm van een bergingstank (ΔB_{kern})
- vergroting van de pompovercapaciteit (ΔPOC_{pomp})
- vergroting van de diameter van de perslei-

Hierin zijn α_1 - α_7 specifieke kostenfactoren, gebaseerd op de kostenkentalen uit de Leidraad Riolering. Binnen dit onderzoek is gesteld dat de kosten per kubieke meter overgestort water hoog genoeg moeten zijn om bij alle oplossingen aan de basisinspanning te voldoen. Dit was immers een harde randvoorwaarde.

Procedure genetisch algoritme

begin

t:= 0

1. initialiseer populatie (t)
 2. evalueer populatie (t)
- Zolang stop-criterium niet wordt bereikt:

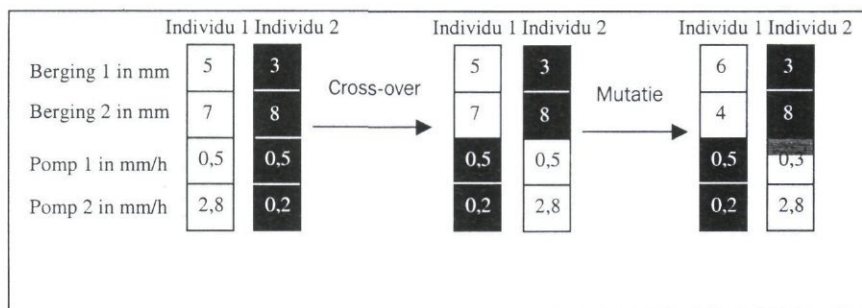
begin

t:= t+1

3. selecteer populatie (t)
4. cross over populatie (t)
5. muteer populatie (t)
6. evalueer populatie (t)

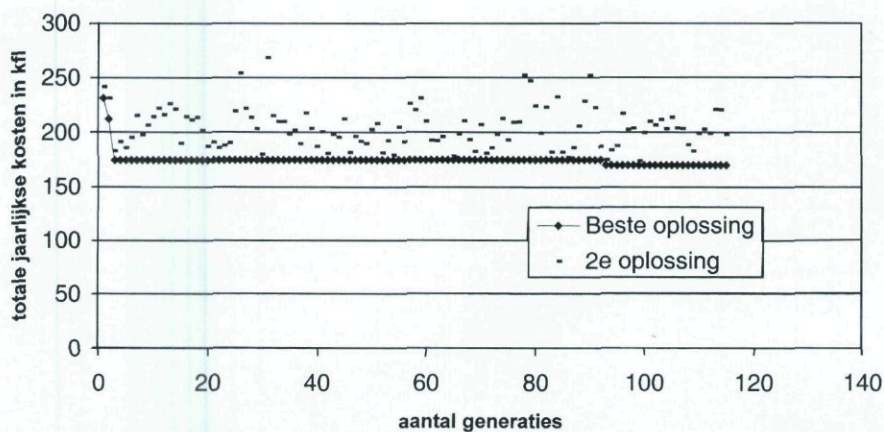
eind

eind



De algemene structuur van een genetisch algoritme is hierboven weergegeven. De eerste stap bij het toepassen is het initialiseren van de startpopulatie. In dit geval bestond de startpopulatie uit tien individuen, die worden gekenmerkt door verschillende groottes van de aan te brengen berging en te installeren pompcapaciteit. Vervolgens wordt in de tweede stap de waarde van de doelfunctie voor elk individu bepaald. Hieruit volgt een rangorde binnen de startpopulatie. De stappen 3 tot en met 6 worden net zo lang uitgevoerd totdat een bepaald stop-criterium wordt bereikt. Dit kan een vooraf bepaald maximaal aantal simulaties zijn of een bepaald gewenst eindresultaat (bijvoorbeeld totale kosten). In stap 3 wordt bepaald welke individuen geselecteerd worden voor 'voortplanting', gebaseerd op de in stap 2 bepaalde rangorde. Vervolgens vindt in de stappen 4 en 5 met behulp van de operatoren 'cross over' en 'mutatie' de feitelijke 'voortplanting' plaats. Deze stappen worden toegelicht in het schema. De operator 'cross over' verdeelt de eigenschappen ('genen') van de geselecteerde individuen over de nieuw te vormen populatie. In de meest eenvoudige vorm worden twee individuen doorgeknipt, waarna de

losse delen worden uitgewisseld. Doordat de beste individuen de meeste kans hebben om geselecteerd te worden voor 'cross over' worden goede eigenschappen steeds verder binnen de populatie verspreid. De operator 'mutatie' brengt variatie aan binnen de nieuw gevormde individuen. Dit is noodzakelijk omdat de beginpopulatie slechts een beperkt aantal eigenschappen bevat en anders nooit nieuwe oplossingen kunnen worden geïntroduceerd. Naarmate de mutatiegraad hoger ligt zal het algoritme meer nieuwe eigenschappen introduceren, waardoor het algoritme sneller naar nieuwe oplossingen zoekt. Bij een te hoge mutatiegraad zullen goede eigenschappen echter te snel verdwijnen, waardoor het zoekproces instabiel kan worden. Om dit te ondervangen kan besloten worden om het beste individu van elke generatie ongemuteerd door te geven. Dit heeft tot gevolg dat het beste individu uit elke volgende generatie tenminste gelijk aan of beter is dan het beste individu uit de voorgaande generatie. Tenslotte vindt in stap 6 een evaluatie plaats van de nieuwe generatie en wordt opnieuw een rangorde vastgesteld.



Afb. 2: Resultaten berekening: de twee beste individuen per generatie.

Uitvoering

Voor de uitvoering van de optimalisatie van het afvalwatersysteem is een computerprogramma geschreven, dat de procedure in het kader volgt. De mate van overschrijding van de basisinspanning is bepaald met behulp van het hydrodynamische pakket Hydro-Works. Op basis van deze gegevens bepaalt het programma vervolgens per oplossing de totale kosten. In de tabel zijn enkele oplossingen gegeven die door het genetisch algoritme zijn gegenereerd, met per oplossing steeds de totale kosten (K in kf/j), berging (Bin mm) en pompovercapaciteit (poc in mm/h) per kern. Deze oplossingen zijn tevens voor elke generatie weergegeven in afbeelding 2.

In deze afbeelding is te zien dat, terwijl de beste oplossing per generatie steeds wordt doorgegeven aan de volgende generatie, het algoritme hard zoekt naar nieuwe oplossingen. De uiteindelijke oplossing die wordt gevonden, blijkt een vergroting van de berging te zijn. Dit is logisch, aangezien een vergroting van de pompovercapaciteit eveneens de persleiding naar de RWZI vereist, hetgeen aanzienlijke kosten met zich mee brengt.

Op basis van deze resultaten kan geconcludeerd worden dat het genetisch algoritme goed staat is om zeer snel en betrouwbaar het optimum te naderen van de doelfunctie. Met

name in het begin van de simulaties convergeert het algoritme snel. Deze snelheid neemt steeds verder af naarmate het aantal simulaties toeneemt, (zie figuur). Dit betekent dat een genetisch algoritme vooral gebruikt kan worden om snel in de buurt van de optimale oplossing te komen. Voor het exact lokaliseren van hét optimum moeten vervolgens andere technieken/nulpuntzoekers ingezet worden.

Veelbelovend

Een genetisch algoritme is een krachtig hulpmiddel voor het uitvoeren van gecompliceerde optimalisatievraagstukken. Nadat door de gebruiker is aangegeven op welke plaatsen in het afvalwatersysteem een bepaald type maatregelen mogelijk is, geeft een genetisch algoritme snel een idee van de meest gunstige combinatie van maatregelen en van de dimensionering van de afzonderlijke maatregelen. Met de ontwikkelde programmatuur is het niet mogelijk om het genetisch algoritme zelf nieuwe maatregelen te laten bedenken. Ondanks deze beperkingen is het gebruik van genetische algoritmes voor de optimalisatie van afvalwatersystemen een veelbelovende techniek, die in de komende jaren nog verder zal worden ontwikkeld. ◀

LITERATUUR

Clemens F. (2000). Hydrodynamic models in urban drainage: application and calibration. Te verschijnen proefschrift TU Delft.

Quagliarella D., J. Périaux, C. Poloni en G. Winter (1997). Genetic algorithms and evolution strategies in Engineering and Computer Science. Chichester: Wiley.

Rauch W. en Harremoës, P. (1999). On the potential of genetic algorithms in urban drainage modeling. Urban water 1 pag. 79-89.

Willemsen N. (2000). Optimalisatie van een afvalwatersysteem met behulp van een genetisch algoritme. TU Delft afstudeerrapport.

Tabel 2: Beste oplossingen per generatie.

generatie	generatie 1		generatie 2		generatie 100	
	beste	één na beste	beste	één na beste	beste	één na beste
K (kf)	231,4	241,9	174,8	183,4	169,6	199,7
B1 (mm)	20	10	16,3	15,3	16,2	15,1
Poc1 (mm/h)	0,5	2,0	0,7	1,2	0,5	5,6
B2 (mm)	15,7	10,5	12,4	12,7	12,4	12,4
Pocz (mm/h)	1,8	1,8	1,8	1,8	1,8	2,2