

BTO 2014.211(s) | September 2014

BTO rapport

Het voorspellen van
inwendige uitloging van
asbestcementleidingen
met een kunstmatig
neuraal netwerk

BTO

Het voorspellen van inwendige uitloging van
asbestcementleidingen met een kunstmatig
neurale netwerk

BTO 2014.211(s) | September 2014

Opdrachtnummer
400554

Projectmanager
Nellie Slaats

Opdrachtgever
BTO- Thematisch onderzoek - Assetmanagement

Kwaliteitsborger(s)
Peter van Thienen

Auteur(s)
Erwin Vonk

Verzonden aan
Dit rapport is selectief verspreid onder medewerkers
van BTO-participanten en is verder niet openbaar.

Jaar van publicatie
2014

Meer informatie

T +31 30 6069 547
E Erwin.Vonk@kwrwater.nl

PO Box 1072
3430 BB Nieuwegein
The Netherlands

T +31 (0)30 60 69 511
F +31 (0)30 60 61 165
E info@kwrwater.nl
I www.kwrwater.nl



BTO 2014.211(s) | September 2014 © KWR

Alle rechten voorbehouden.
Niets uit deze uitgave mag worden vervoelvoudigd,
opgeslagen in een geautomatiseerd gegevensbestand,
of openbaar gemaakt, in enige vorm of op enige wijze,
hetzij elektronisch, mechanisch, door fotokopieën,
opnamen, of enig andere manier, zonder voorafgaande
schriftelijke toestemming van de uitgever.

Inhoud

Inhoud	2
1 Inleiding	3
1.1 Kunstmatige neurale netwerken	3
1.2 Uitloging van asbestcementleidingen	3
1.3 Doelstelling	4
1.4 Leeswijzer	4
2 Data en methodiek	5
2.1 Beschikbare datasets	5
2.2 Voorspellingsmodel	6
3 Resultaten	8
3.1 Modelsimulaties	8
3.2 Theoretische onderbouwing resultaten	10
3.3 Vergelijking met eerdere onderzoeken	11
4 Conclusies en aanbevelingen	12
4.1 Conclusies	12
4.2 Aanbevelingen	12
5 Referenties	14

1 Inleiding

1.1 Kunstmatige neurale netwerken

Kunstmatige Neurale Netwerken (KNN) zijn statistische simulatiemodellen die gebaseerd zijn op de manier waarop biologische zenuwstelsels, zoals het menselijk brein, inwendig georganiseerd zijn. Net als in een biologisch brein bestaat een KNN uit een uitgebreide verzameling neuronen die onderling met elkaar verbonden zijn. De onderlinge verbindingen tussen neuronen kunnen worden versterkt of verzwakt. Hierdoor is een neuraal netwerk te trainen op het uitvoeren van bepaalde taken, zoals bijvoorbeeld het geven van een juiste uitkomst op basis van een bepaalde set invoergegevens. Eenmaal getraind is het KNN als model inzetbaar op ongelabelde data voor een bepaalde taak, met als doel om uit deze data verbanden te herkennen (regressie), overeenkomstige gebieden uit een dataset te clusteren of om data in te delen in klassen (classificatie). **Als zodanig zijn KNN's een veelgebruikte techniek voor het doorzoeken van grote databases op verbanden: het zogenaamde datamining.**

Er is een breed **scala aan toepassingen voor KNN's. De techniek is een essentiële component** in software voor handschriftherkenning en spraakherkenning. Daarnaast wordt het ook ingezet voor het automatisch analyseren van camerabeelden en het herkennen van objecten in dergelijke beelden. Ook worden neurale netwerken gebruikt bij het aansturen van industriële robots en voor navigatiesystemen van autonome voertuigen. Binnen de **watersector blijken KNN's nuttig als operationeel voorspellingsmodel voor de watervraag en rivierafvoer.**

Recentelijk is ook KWR gestart met het verkennen van kansrijke nieuwe toepassingsgebieden voor neurale netwerken. Daarbij is het voorspellen van uitloging bij asbestcementleidingen naar voren gekomen als concreet probleem **waarbij met KNN's mogelijk een betere voorspellingen** gedaan zouden kunnen worden dan wat tot nu toe is behaald met andere simulatiemodellen.

1.2 Uitloging van asbestcementleidingen

Uitloging is een probleem dat speelt bij asbestcementleidingen. Het is een proces waarbij bepaalde mineralen uit de asbestcementmantel langzaam oplossen. Aan de binnenzijde (inwendige uitloging) vindt dit plaats in het drinkwater dat door de leiding stroomt, terwijl aan de buitenkant (uitwendige uitloging) grondwater bij dit proces betrokken is. Over een duur van vele jaren zorgt dit tweezijdige proces voor het verzwakken van de leiding, waardoor deze uiteindelijk gevoelig wordt voor falen.

De mate van uitloging wordt doorgaans gemeten met behulp van fenolftaleinetesten in zogenaamde exitbeoordelingen. Hierbij wordt een leidingsegment doorgeknipt of afgezaagd, waarna men op de (zaag)snede een fenolftaleineoplossing aanbrengt. Op plaatsen waar geen uitloging heeft plaatsgevonden treedt daarbij verkleuring op. Door de afstand van de binnenkant buis (inwendige uitloging) of buitenkant buis (uitwendige uitloging) tot aan de verkleuring te meten is op deze manier eenvoudig de uitlogingsdiepte te bepalen. KWR heeft onlangs een uitgebreid rapport gepubliceerd waarin verder toegelicht wordt hoe de resultaten van de tot nu toe uitgevoerde exitbeoordelingen kunnen bijdragen aan kennis over het conditieverloop van leidingen (Beuken et al., 2014).

Uit onderzoek van KWR dat al eerder is uitgevoerd bleek duidelijk dat de geografische spreiding van uitloging zeer groot kan zijn (Mesman en Slaats, 2004; Mesman, 2010). Zo is uit een veldproef, beschreven in Mesman en Slaats (2004), gebleken dat in één enkele leiding, bestaande uit 20 individuele buisdelen, de gemeten inwendige uitloging varieerde van 2.2 millimeter tot 4.8 millimeter (gelijk aan een variatiecoëfficiënt van 24%). Het is opvallend dat een dergelijke variatie aangetroffen wordt, aangezien de gehele leiding feitelijk aan hetzelfde drinkwater is blootgesteld.

Ook uit ander wetenschappelijk onderzoek blijkt dat het uitlogingsproces uitermate lastig te voorspellen is (WRF, 2013; Jafar et al., 2010). Uitloging van een willekeurig buissegment van een asbestcementleiding is volgens gangbare wetenschappelijke inzichten afhankelijk van de plaatselijke blootstelling aan de kalk-agressiviteit van het water en de materiaalkwaliteit van het leidingsegment. Daarnaast spelen voor inwendige uitloging mogelijk nog factoren als temperatuur en druk op de leiding een rol (WRF, 2013). Uitwendige uitloging wordt door diverse omgevingsfactoren beïnvloed, waaronder grondsoort, grondwaterspiegeldynamiek en waterkwaliteit.

In een poging om meer inzicht te krijgen in het uitlogingsproces heeft Brabant Water de afgelopen jaren veel gegevens verzameld over het leidingnet. Desondanks is het tot op heden onmogelijk gebleken om gedetailleerd inzicht te krijgen in de materiaalkwaliteit en de exacte kalk-agressiviteit waaraan specifieke delen van het leidingnet zijn blootgesteld. Er zijn slechts indirecte meetgegevens beschikbaar, die hooguit een indicatie kunnen geven van de lokale condities. Vanuit Brabant Water bestaat de wens om op basis van deze beschikbare data voorspellingen te doen over de kans van falen van leidingsegmenten met overeenkomstige eigenschappen. Deloitte (2012) heeft hier een eerste poging toe gedaan, maar uit dat onderzoek zijn geen modellen voortgekomen met een hoge voorspellende waarde.

1.3 Doelstelling

Het doel van dit onderzoek is om inwendige uitloging van asbestcementleidingen te voorspellen met een neurale netwerk. Gezien de grote hoeveelheid data die beschikbaar is wordt een zogenaamde dataminingmethodiek gehanteerd. Datamining is het zoeken naar patronen of correlaties in grote datasets met in dit geval als doel om in kaart te brengen welke factoren een doorslaggevende rol spelen in het uitlogingsproces.

In dit onderzoek is alleen gekeken naar het proces van inwendige uitloging. De reden hiervoor is dat uit voorgaande onderzoeken blijkt dat uitwendige uitloging zeer lastig is om te voorspellen (Mesman en Slaats, 2014; WRF, 2013). Daarnaast is betrouwbare ondergronddata nodig om uitwendige uitloging te kunnen voorspellen. Dit is momenteel niet beschikbaar.

1.4 Leeswijzer

In hoofdstuk 2 wordt ingegaan op de beschikbare datasets die voor deze analyse zijn gebruikt. Daarnaast geeft dit hoofdstuk een beknopte toelichting op de gehanteerde methodiek en de voorbewerking van de data. De resultaten van dit onderzoek worden gepresenteerd en samengevat in hoofdstuk 3. Tot slot worden in hoofdstuk 4 de voornaamste conclusies gegeven en aanknopingspunten voor vervolgonderzoek gepresenteerd.

2 Data en methodiek

In dit hoofdstuk wordt in meer detail ingegaan op de beschikbare datasets (2.1), de opzet van het gebruikte voorspellingsmodel (2.2) en de verkregen modelresultaten (2.3).

2.1 Beschikbare datasets

Het onderzoek is uitgevoerd met de datasets zoals die door Brabant Water ter beschikking zijn gesteld, aangevuld met data die intern door KWR zijn verworven middels GIS-analyses. Netwerkaftanden (exacte reisafstanden van pompstation tot aan uitnamelocatie) waren voor de te onderzoeken voorzieningsgebieden niet voorhanden. Daarom zijn door KWR hemelsbrede afstanden tussen uitnamelocaties en bijbehorende pompstations berekend.

Vanuit fysisch oogpunt zijn er drie factoren die de uitloging bepalen: (1) de materiaalkwaliteit van een specifiek leidingsegment en de (2) duur en (3) mate van lokale blootstelling van dat leidingsegment aan kalk-agressiviteit. Zowel de materiaalkwaliteit als de samenstelling van het drinkwater zijn samengestelde parameters, die bovendien in de tijd sterk kunnen variëren. Omdat deze parameters niet direct worden gemeten, kunnen alleen voorspellingen gedaan worden aan de hand van indirecte informatie. De datasets die door Brabant Water datasets ter beschikking gesteld bevatten een groot aantal van deze indirecte, (potentieel) voorspellende factoren voor uitloging. Deze indirecte voorspellende factoren zijn in Tabel 1 opgesomd.

Tabel 1: Overzicht van mogelijk voorspellende factoren in de beschikbare datasets met bijbehorende eenheden en codering.

Directe factoren	Indirecte voorspellende factoren	Eenheid	Codering
Materiaalkwaliteit specifiek leidingsegment	Jaar van aanleg	jaar	JVA
	Wanddikte	mm	WDL
	Regio	-	REG
	Gemeente	-	GEM
Duur lokale blootstelling aan kalk-agressiviteit	Leeftijd leidingsegment	jaar	LFD
Mate van lokale blootstelling aan kalk-agressiviteit	Diameter leidingsegment	mm	DIA
	pH-waarde bij pompstation	-	PHP
	SI-waarde bij pompstation	-	SIP
	Afstand leidingsegment tot pompstation (hemelsbreed)	m	AFS
	Calciumconcentratie van het water	mg/l	CAL
	Gehalte Total Inorganic Carbon (TIC) van het water bij pompstation	mmol/l	TIC
	Concentratie HCO_3^- bij pompstation	mg/l	HCO

In de beschikbare dataset zijn een aantal dubbele voorspellers aanwezig; zo geven de regio en gemeente in feite dezelfde informatie, waarbij de gemeente meer detail verschaft dan de regio (lager aggregatieniveau). Gemeente heeft daarom als voorspeller de voorkeur boven regio. Verder zijn de pH-waarde, TIC-gehalte en SI-waarde ook (deels) gerelateerde parameters. Uit de ruwe datasets zijn locaties bekend van zowel de uitgevoerde fenoltaleinetesten als de locaties van pompstations. Op basis van deze informatie is de hemelsbrede afstand tussen pompstation en uitnamelocatie bepaald. Motivatie voor deze berekening is dat de waterkwaliteitsparameters bekend zijn bij het pompstation, maar dat deze in het leidingnet kunnen fluctueren.

Er zijn alleen metingen beschikbaar van de watersamenstelling bij pompstations in het jaar 2005. Daarom wordt aangenomen dat de samenstelling door de jaren heen niet significant veranderd is. Tevens wordt verondersteld dat de waterkwaliteit bij een pompstation representatief is voor de kwaliteit in het leidingnet (behorende tot het voorzieningsgebied van het desbetreffende pompstation).

De datasets zijn getoetst op statistische uitschieters en andere onjuistheden. Zo zijn alle testen verwijderd waar gegevens ontbraken (van sommige testen zijn geen coördinaten bekend en de conditietesten van de firma Echologics bevatten bijvoorbeeld geen wanddikte). Op basis van de interkwartielafstands-toets zijn in de opgeschoonde dataset een drietal metingen als extreme uitbijter geïdentificeerd en uit de dataset verwijderd. Gezien de scheefheid van de verdeling is als classificatiecriterium driemaal de interkwartielafstand (ten opzichte van het eerste en derde kwartiel) gehanteerd. De opgeschoonde dataset bevat 600 metingen.

2.2 Voorspellingsmodel

Uit eerdere analyses binnen dit project en aanvullend wetenschappelijk onderzoek (Jafar et al., 2010; WRF, 2013; Deloitte, 2012) is gebleken dat uitloging vrijwel niet te voorspellen is met lineaire regressietechnieken. Er lijken sterke niet-lineaire en discontinue verbanden te bestaan tussen de verklarende parameters en de voorspelde waarde. Daardoor ligt het voor de hand om het uitlogingsproces met een neurale netwerk (Rabunal & Dorado, 2006) te simuleren.

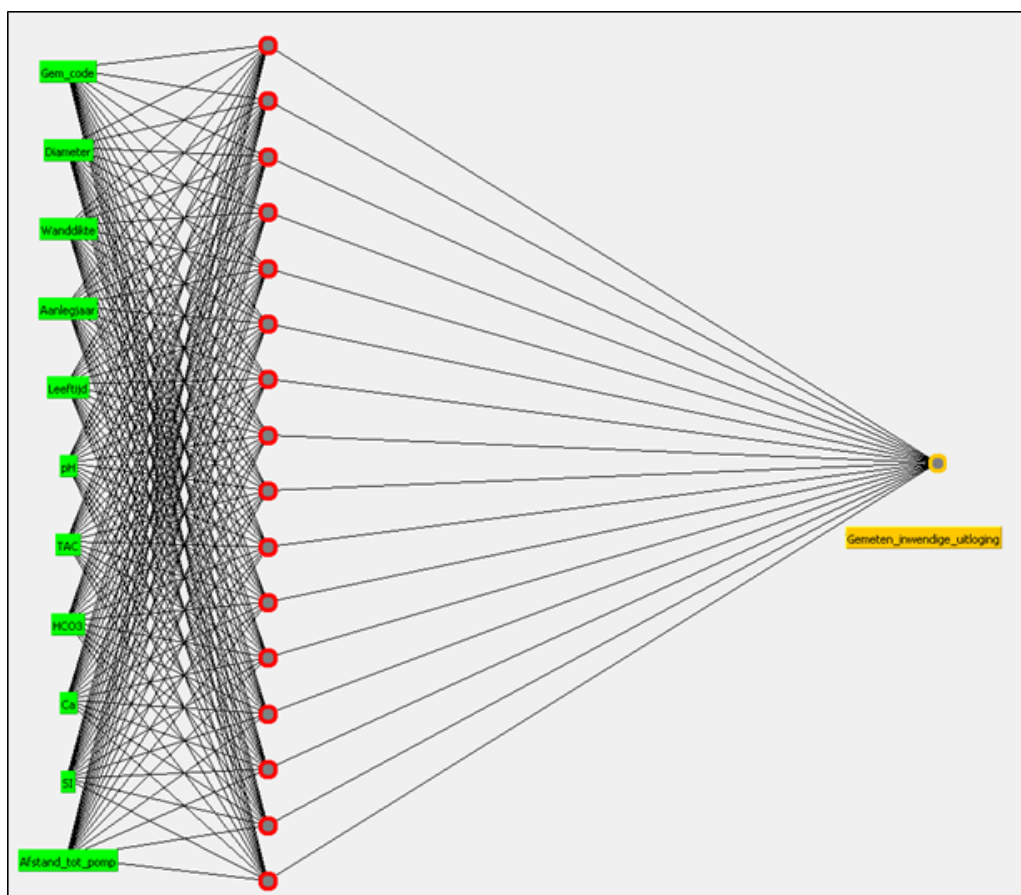
Een neurale netwerk bestaat uit een laagsgewijze rangschikking van afzonderlijke neuronen die middels onderlinge verbindingen signalen naar elkaar verzenden. De verbindingen op zichzelf worden gekenmerkt doordat ze een ieder een unieke weegfactor hebben die de erdoor verstuurd signalen kan versterken of verzwakken. Elk neuron ontvangt via de inkomende verbindingen één of meerdere invoersignalen, waaronder (optioneel) een zogenaamd bias-sigitaal. De inkomende signalen worden in het neuron getransformeerd tot een zeker uitvoersigitaal. Daartoe worden de inkomende invoersignalen vermenigvuldigd met de weegfactoren van iedere verbinding, waarna hieruit de gewogen som berekend wordt. Middels een lineaire, sigmoïde of stapsgewijze transformatiefunctie genereert het neuron vervolgens één enkel uitvoersigitaal, dat door alle uitgaande verbindingen wordt verzonden naar neuronen elders in het neurale netwerk.

Het aantal neuronen in een netwerk, de onderlinge verbindingen tussen de neuronen, de activatiefuncties van de neuronen en het aantal netwerklagen bepalen samen de zogenaamde netwerkarchitectuur. Deze is afhankelijk van de specifieke taak waarvoor het netwerk is ontworpen. In Figuur 1 is de voor dit onderzoek gebruikte netwerkarchitectuur visueel weergegeven. Zoals te zien is zijn de neuronen geordend in lagen, waarbij communicatie plaatsvindt tussen aangrenzende lagen. De zogenaamde invoerlaag bevindt zich geheel links, met de inwendige uitloging als enige uitvoerneuron geheel rechts.

Er is in alle onderzochte netwerkconfiguraties gebruik gemaakt van een enkele verborgen netwerklaag (*hidden layer*), waarbij (afhankelijk van het aantal invoerparameters) het aantal neuronen in deze laag gevarieerd is.

Kenmerk van een neurale netwerk is dat het getraind dient te worden, zodanig dat het netwerk "leert" om de juiste uitvoer te genereren bij een zekere invoercombinatie. Tijdens de training worden de gewichten van de verbindingen geoptimaliseerd. De dataset is hiervoor in een 70%-30% verhouding gesplitst voor modeltraining en -validatie. Een trainingsset wordt gebruikt om de gewichten van het model juist in te stellen, zodat de gemeten uitvoer (millimeter uitloging) zo nauwkeurig mogelijk benaderd wordt. De validatiestap dient ter controle van het model, om te controleren of ook bij nieuwe invoer het model nog steeds de juiste resultaten weet te produceren. Om overfitting te voorkomen is het trainingsproces telkens automatisch afgebroken bij structurele toename van de validatie-fout (verschil tussen voorspelde en werkelijke waarde).

Het Levenberg-Marquardt backpropagation-algoritme (Moré, 1978) is gebruikt om dit netwerk te trainen. Er zijn stapsgewijs verschillende configuraties onderzocht om te bepalen welke voorspellende factoren veel waarde toevoegen aan de voorspelling en wat voor elke set aan verklarende factoren de optimale netwerkarchitectuur is.



Figuur 1: Grafische weergave van de gebruikte neurale netwerkarchitectuur.

3 Resultaten

Op basis van de methodiek zoals beschreven in Hoofdstuk 2 zijn diverse parametercombinaties onderzocht. Per combinatie is de optimale netwerkarchitectuur bepaald. In paragraaf 3.1 worden de resultaten van uitgevoerde modelsimulaties toegelicht, waarbij deze in paragraaf 3.2 vanuit een theoretisch perspectief worden toegelicht. Om de resultaten in breder kader te plaatsen is in paragraaf 3.3 een vergelijking gemaakt met eerder uitgevoerde studies.

3.1 Modelsimulaties

Van alle onderzochte combinaties is een selectie weergegeven in Tabel 2. Daarbij is de determinatiecoëfficiënt (R^2) gehanteerd als maatstaf voor de modelkwaliteit. Deze coëfficiënt loopt van 0 tot 1, waarbij 0 aangeeft dat het model geen voorspellende waarde heeft en 1 dat de modelvoorspelling overeenkomt met de werkelijke waarde. De toename van deze parameter bij het toevoegen van een parameter aan het voorspellingsmodel geeft een maat voor het belang van deze parameter in de voorspelling. Nadere analyse van de modelresultaten leidt tot een aantal constatering:

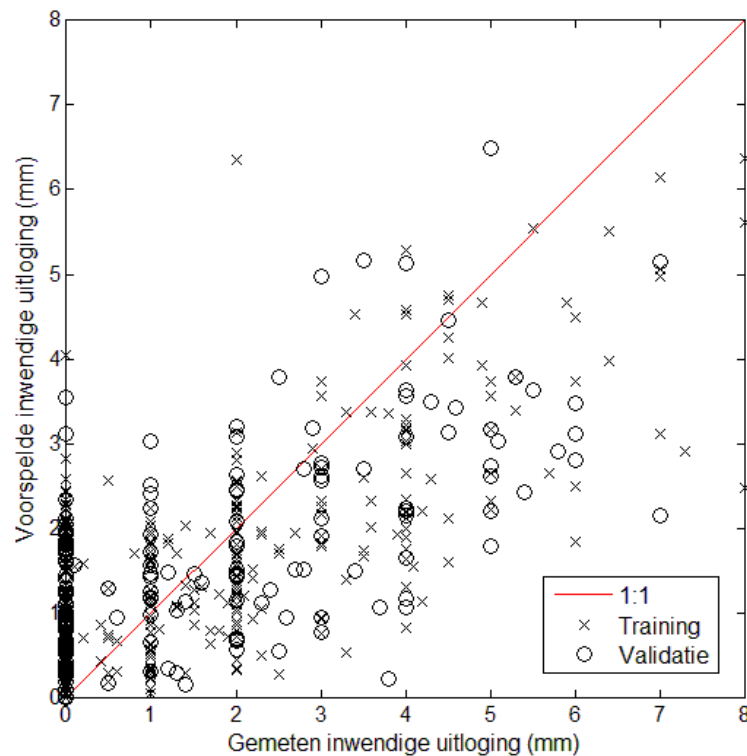
- Uit het verschil tussen simulaties 11 en 14 blijkt dat de calciumconcentratie een belangrijke voorspellende factor is, die desondanks nog niet in de literatuur genoemd wordt als zodanig. De correlatie met deze factor kan fysisch verklaard worden doordat bij het uitlogingsproces ook calcium oplost (Slaats en Mesman, 2004).
- De leeftijd van een leidingsegment lijkt geen grote voorspellende waarde te hebben. Dit is te verklaren doordat de fenolftaleinetesten pas sinds relatief korte tijd structureel worden uitgevoerd en geregistreerd. De beschikbare testen zijn allemaal uit een relatief korte periode (2009-2014), waardoor er feitelijk een grote overlap in informatie is tussen het jaar van aanleg en de leeftijd (het “verschil in informatie” is maximaal 5 jaar). Het lijkt aannemelijk dat, indien er in de toekomst nieuwe fenolftaleinetesten aan de dataset toegevoegd worden, de voorspellende waarde van de leeftijd sterker wordt.
- De SI-waarde lijkt, zoals ook in eerdere onderzoeken vaak genoemd, een duidelijke voorspellende waarde te hebben. Dit is te zien aan het verschil in modelresultaat van simulaties 4 en 7.
- **De afgeleide parameter “afstand tot pompstation” voegt veel toe aan de kwaliteit van de voorspelling, zo is te zien aan het verschil tussen simulaties 4 en 5.** Dit versterkt het vermoeden dat de samenstelling van het drinkwater sterk verandert in het leidingnet. Een alternatieve hypothese, namelijk dat de voorspellende waarde van “afstand tot pompstation” verband houdt met de correlatie tussen afstand en de lokale buisdiameter, lijkt onwaarschijnlijk omdat de buisdiameter al expliciet is meegenomen als verklarende variabele. Vooralsnog is in dit onderzoek uitgegaan van de hemelsbrede afstand tussen pompstation en locatie; de daadwerkelijke netwerkaafstand biedt wellicht nog meer voorspellende waarde.

- Zoals uit simulatie 8 blijkt zijn “afstand tot pompstation”, “concentratie waterstofcarbonaat (HCO_3^-)”, “calciumconcentratie” en “gemeente” de belangrijkste parameters om uitloging te bepalen. Bij deze parametercombinatie is de gemiddelde verklaarde variantie per parameter het hoogst. Samen bepalen de vier parameters 67% van het totale, hoogst behaalde, modelresultaat (waarbij dit totaalresultaat behaald wordt door in de simulatie alle parameters mee te nemen).

Tabel 2: Modelresultaat en netwerkconfiguraties bij verschillende meegenomen factoren. Om inzicht te krijgen in de voorspellende waarde van verschillende factoren zijn in elke rij verschillende combinaties van factoren meegenomen. Doorgaans ligt het validatieresultaat 10% lager dan het trainingsresultaat. Dit is een consistente observatie voor nagenoeg alle uitgevoerde simulaties.

Simulatie #	Meegenomen factoren											Netwerk-configuratie			Resultaat (R ²)		
	GEM	DIA	WDL	JVA	LFD	PHP	SIP	HCO	TIC	CAL	AFS	Invoer	Verborgen	Uitvoer	Training	Validatie	Totaal
1	✓	✗	✗	✗	✗	✗	✗	✗	✗	✗	✗	1	3	1	0,10	0,09	0,09
2	✓	✓	✓	✗	✗	✗	✗	✗	✗	✗	✗	3	8	1	0,17	0,14	0,14
3	✓	✓	✓	✓	✗	✗	✗	✗	✗	✗	✗	4	9	1	0,18	0,16	0,17
4	✓	✓	✓	✓	✓	✗	✗	✗	✗	✗	✗	5	10	1	0,18	0,15	0,17
5	✓	✓	✓	✓	✓	✗	✗	✗	✗	✗	✓	6	10	1	0,26	0,24	0,25
6	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✗	✗	✗	✗	✗	6	10	1	0,28	0,23	0,26
7	✓	✓	✓	✓	✓	✗	✓	✗	✗	✗	✗	6	10	1	0,32	0,22	0,29
8	✓	✗	✗	✗	✗	✗	✗	✓	✗	✓	✓	4	9	1	0,33	0,32	0,32
9	✓	✓	✓	✓	✓	✗	✗	✓	✗	✗	✗	6	10	1	0,36	0,27	0,33
10	✓	✓	✓	✓	✓	✗	✓	✗	✗	✗	✓	7	12	1	0,41	0,30	0,35
11	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✗	✓	10	14	1	0,38	0,34	0,37
12	✓	✓	✓	✓	✗	✗	✗	✓	✓	✓	✓	8	12	1	0,44	0,37	0,39
13	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✗	✓	✗	✓	✓	9	12	1	0,47	0,41	0,42
14	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	11	16	1	0,52	0,46	0,48

Zoals te zien is in Tabel 2 leidt de simulatie waarin alle voorspellende factoren zijn meegenomen ook tot het beste resultaat. In Figuur 2 is dit modelresultaat grafisch weergegeven. In deze figuur geeft de 1:1 lijn een theoretisch optimaal modelresultaat aan. Zoals te zien is zit er nog veel spreiding in de voorspelde waarden, waarbij het model over het algemeen een onderschatting geeft van de inwendige uitloging.



Figuur 2: Gemeten tegenover voorspelde inwendige uitloging van het beste voorspellingsmodel, waarin alle parameters zijn meegenomen. De determinatiecoëfficiënt (R^2) van dit model is 0.48. Er is onderscheid gemaakt tussen de trainingsfase en validatie.

3.2 Theoretische onderbouwing resultaten

Deze constatering die volgen uit de modelsimulaties komen goed overeen met het fysische mechanisme van inwendige uitloging van AC-leidingen. Aantasting van AC vindt plaats door oplossing van calciumhydroxide uit de leidingwand. Cement bevat een groot aantal verbindingen: de belangrijkste verbindingen zijn tricalciumsilicaat (Ca_3SiO_5), dicalciumsilicaat (Ca_2SiO_4), tricalciumaluminaat ($\text{Ca}_3\text{Al}_2\text{O}_6$) en calciumhydroxide $\text{Ca}(\text{OH})_2$. Deze cementzouten hydrateren in contact met water, waarbij ook $\text{Ca}(\text{OH})_2$ wordt gevormd. Bij contact met water lost $\text{Ca}(\text{OH})_2$ op, waardoor Ca^{2+} en OH^- vrijkomt.



Bij uitloging van AC-leidingen stijgt de pH van het drinkwater. De mate van pH-stijging is niet direct te relateren aan de mate van inwendige uitloging, maar uiteraard hangt dit wel met elkaar samen (Slaats et al., 1993). Door het uitloggen van calciumhydroxide uit asbestcement kan de samenstelling van drinkwater worden beïnvloed: de pH stijgt en de Ca^{2+} -concentratie in water neemt toe. Bij een hoge Ca^{2+} -concentratie in het water zal de neiging tot uitloging van AC afnemen.

De invloed door uitloging van asbestcement drinkwaterleidingen op de pH is vooral waar te nemen in leidingen met kleine leidingdiameters (100 tot 150 mm), lange verblijftijden, een lage verzadigingsindex (SI) en een lage buffercapaciteit van het drinkwater (Slaats et al., 1993). Het bufferend vermogen wordt bepaald door de pH en het waterstofcarbonaat-concentratie: hoe lager de waterstofconcentratie, des te lager ook de buffercapaciteit zal zijn. Van de leidingkenmerken hebben de diameter en verblijftijd van de leiding een belangrijke invloed op de mate van pH-stijging. Sterkere pH-veranderingen zijn waar te nemen bij kleinere diameters en lange verblijftijden.

3.3 Vergelijking met eerdere onderzoeken

Naar het voorspellen van inwendige uitloging van asbestcementleidingen zijn recentelijk twee studies gedaan. In Tabel 3 zijn de belangrijkste kenmerken van voorgaande studies samengevat. In de studie door Deloitte (2012) is op hoofdlijnen dezelfde dataset gebruikt als in dit onderzoek van KWR. Wel zijn er in de afgelopen jaren nieuwe fenolftaleïne-testen aan de bestaande dataset toegevoegd.

De aanpak tussen de twee studies verschilt met name doordat de dataset met fenolftaleïne-testen in deze studie is gekoppeld aan andere databronnen (afstanden van uitnamelocaties tot pompstations en diverse waterkwaliteitsparameters). Deloitte heeft een aantal verschillende statistische technieken gebruikt voor de analyse, waarbij meervoudige Poissonregressie het beste resultaat gaf. KWR heeft een neurale netwerk gekozen als model omdat dit in theorie meer vrijheidsgraden biedt dan andere regressietechnieken.

In de studie van de Water Research Foundation (WRF, 2013) is een dataset van onbekende grootte gebruikt voor het doen van modelvoorspellingen in een voorzieningsgebied in de Verenigde Staten. In de studie gebruiken de onderzoekers een meervoudige lineair regressiemodel, waarbij de verklarende variabelen vooraf worden getransformeerd. De determinatiecoëfficiënt van de modelvoorspellingen is 0.40.

Tabel 3: Het huidige onderzoek in de context van recente voorgaande onderzoeken.

Onderzoek	R^2	Model	Omvang dataset
Deloitte (2012)	0.25	Meervoudige Poissonregressie	≈ 200
WRF (2013)	0.40	Meervoudige lineaire regressie (met datatransformatie)	onbekend
KWR (2014)	0.48	Kunstmatig Neuraal Netwerk	600

4 Conclusies en aanbevelingen

4.1 Conclusies

Vergeleken met eerdere onderzoeken (WRF, 2013; Deloitte, 2012) levert het door KWR ontwikkelde voorspellingsmodel nauwkeurigere resultaten. Desondanks is de nauwkeurigheid van het model nog onvoldoende voor daadwerkelijk operationeel gebruik. Wel leidt het model tot een aantal nieuwe inzichten. Zo lijkt het op basis van de constatering in paragraaf 3.1 relevant om in toekomstige analyses ook de calciumconcentratie en concentratie waterstofcarbonaat mee te nemen. Verder blijkt uit de resultaten dat het nut heeft om de afstand van pompstation tot uitnamelocatie mee te nemen in de analyse.

4.2 Aanbevelingen

Wanneer het gaat om inwendige uitloging zijn er voor het verder vergroten van de modelbetrouwbaarheid een aantal aanknopingspunten geconstateerd voor mogelijk vervolgonderzoek:

- **Lokale waterkwaliteit**
In deze analyse is gerekend met de hemelsbrede afstand tussen uitnamelocatie en pompstation teneinde een inschatting te kunnen maken van het verloop in waterkwaliteit door het leidingnet. Hoewel de watersamenstelling bij pompstations een indicatie geeft van de samenstelling op een zekere locatie in het leidingnet, zijn er diverse redenen waarom dit verandert zodra water door het net stroomt. Zo kan, afhankelijk van de route die het water aflegt door het leidingnet en de leidingmaterialen die zich op die route bevinden, de samenstelling veranderen als gevolg van uitlogingsprocessen en chemische interacties. Afhankelijk van de lokale stroomsnelheid van het drinkwater kan een bepaald leidingsegment daarnaast langdurig of juist kort blootgesteld worden aan een bepaalde mate van kalk-agressiviteit. Hoewel de modelresultaten impliceren dat er inderdaad sprake is van een verloop in waterkwaliteit is hier geen bewijs voor. Het zou nuttig zijn om inzicht te hebben in de waterkwaliteit in de buurt van (uitgenomen) asbestcementleidingen, om zodoende de verschillen van pomp tot leidingsegment beter in kaart te brengen. Dit kan worden verkregen door waterkwaliteitsmetingen in het netwerk te doen of door waterkwaliteitsvoorspellingen te doen met hydraulische modellen (EPANET).
- **Historisch verloop waterkwaliteit**
Voor wat betreft de waterkwaliteit en de actieve pompstations is in deze analyse gekeken naar de situatie in 2005, met als aanname dat de verschillende voorzieningsgebieden ten opzichte van elkaar door de tijd heen een gelijk verloop in kalk-agressiviteit hebben gehad. Het is echter van belang om te onderstrepen dat de totale uitloging bepaald wordt door het cumulatieve effect van blootstelling aan kalk-agressiviteit over de levensduur van een leiding. Voor een betere analyse zouden onderlinge verschillen tussen voorzieningsgebieden over een langere tijdsperiode bekeken moeten worden (analoog aan de methodiek gepresenteerd door Mesman (2010)).

- **Materiaalkwaliteit leiding**

Er is geen goed inzicht in mogelijk kwaliteitsverschil tussen verschillende leidingsegmenten. Hoewel het jaar van aanleg enige informatie verschaft over de leidingkwaliteit zouden zaken als productcodes, serienummers of fabrikantnamen wellicht meer inzicht hierin geven.

Naast deze aanbevelingen voor vervolgonderzoek gerelateerd aan inwendige uitloging bieden de modelresultaten ook nieuw perspectief als het gaat om de voorspelling van uitwendige uitloging. Hoewel uit voorgaande onderzoeken is gebleken dat dit proces moeilijker te voorspellen is dan inwendige uitloging, lijkt het aannemelijk dat met een gedegen data-voorbewerking en modellering met een kunstmatig neurale netwerk hier betere voorspellingen in mogelijk zijn dan tot nog toe is behaald. Aangezien uitwendige uitloging in veel opzichten een belangrijker faalmechanisme is dan inwendige uitloging, lijkt het voor de hand liggend om hier in eerste instantie het vervolgonderzoek op te richten. Voor een dergelijke analyse zijn, naast bestaande data gerelateerd aan materiaalkwaliteit, ook datasets nodig met informatie over de bodemsoort bij uitnamelocaties, diepteligging van leidingen en grondwaterstanden. Eventueel beschikbare grondwaterkwaliteitsgegevens kunnen ook gebruikt worden bij een dergelijke modellering.

5 Referenties

Beuken, R.H.S., Vonk, E. en Slaats, P.P.G. (2014). De waarde van exitbeoordelingen op AC- en GGJ-leidingdelen. Nieuwegein, BTO 2014.016.

Deloitte (2012). AsbestCement leidingen analyse - Advanced Analytics toegepast op Asset Management data. Den Bosch, 2012.

Jafar, R., Shahrour, I., Juran, I. (2010). Application of Artificial Neural Networks (ANN) to model the failure of urban water mains. *Mathematical and Computer Modelling* 51, pp. 1170-1180.

Mesman, G.A.M. (2010). Inventarisatie historische SI Brabant Water, KWR Watercycle Research Institute. BTO 2010.0.81.

Moré, J.J. (1978). The Levenberg-Marquardt algorithm: Implementation and theory. *Numerical Analysis*, ed. G.A. Watson, Lecture Notes in Mathematics 630, pp. 105-116.

Rabunal, J. & Dorado, J. (2006). *Artificial Neural Networks in Real-Life Applications*. London: Idea Group Publishing.

Slaats, P.G.G. en Mesman, G.A.M. (2004). Conditiebepaling asbestcement waterleidingen, Kiwa-rapport BTO 2003.038, Nieuwegein.

Slaats P.G.G., Brink, H. en Van den Hoven, T.J.J. (1993). Uitloging van calciumhydroxide bij cementhoudende leidingmaterialen, Kiwa-rapport SWE 93.035, Nieuwegein.

WRF (2013). Yafei H., Wang, D. & Chowdhury, R.. Long term Performance of Asbestos Cement Pipe. Water Research Foundation. Web Report #4093. Denver, 2013.