Praktische toepassingen van AI in de waterbouw

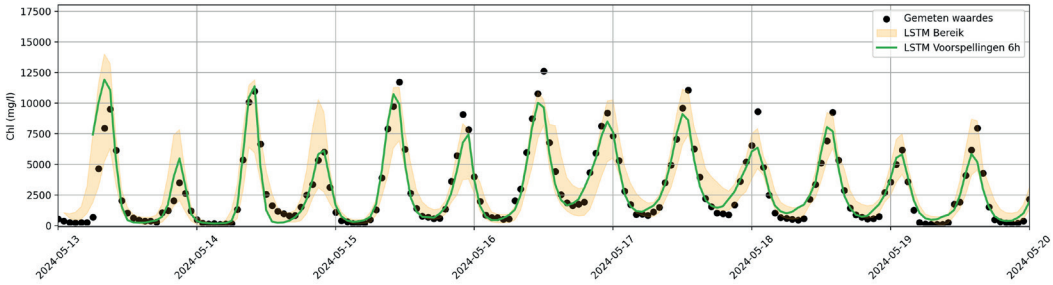
AI wordt steeds vaker toegepast in de waterbouw en het waterbeheer. Daarbij gaat het niet alleen om generatieve taalmodellen, maar ook om modellen die voorspellingen maken op basis van meetgegevens en systemen die patronen herkennen in beelden. Drie toepassingen laten zien hoe deze technieken in de praktijk worden ingezet: het toegankelijk maken van complexe data en configuraties, het voorspellen van chloridegehalten en het automatisch analyseren van inspectiebeelden van waterkeringen.

Large Language Models (LLM's) zoals ChatGPT en Claude zijn taalmodellen die tekst kunnen begrijpen en genereren. Door zo'n taalmodel te koppelen aan zelf ontwikkelde modules kan het gericht informatie ophalen uit onderliggende databronnen en systemen. Daarmee ontstaat een interface, waarbij gebruikers in gewone taal vragen kunnen stellen over complexe configuraties, tijdreeksen en berekeningsresultaten.

Voor operationele waterinformatiesystemen zoals Delft-FEWS en WISKI zijn modules ontwikkeld waarmee het taalmodel bijvoorbeeld achterhaalt waar een tijdreeks vandaan komt, welke instellingen bij een berekening zijn gebruikt of welke factoren bepalend zijn voor een resultaat. Daardoor kan informatie die normaal alleen na specialistische analyse beschikbaar is, sneller worden ontsloten voor verschillende typen gebruikers van specialist tot dijkgraaf. De modules leveren daarbij gericht de informatie die het taalmodel nodig heeft om een antwoord te formuleren. Hierdoor kunnen ook kleinere taalmodellen worden ingezet. Bovendien zijn dergelijke kleinere (opensource) Large Language Models samen met de gemaakte modules te hosten binnen een eigen IT-omgeving, wat voordelen biedt voor privacy, dataveiligheid en controle over gevoelige informatie. De kwaliteit van de toepassing hangt vooral af van de manier waarop de juiste context wordt ontsloten en antwoorden worden gecontroleerd.



Figuur 1: Koppeling van het waterinfosysteem WISKI aan een Large Language Model via zelf ontwikkelde modules



Figuur 2: Chloridegehalte voorspelling in de Voordelta met behulp van een neuraal netwerk

Machine learning

Machine learning is een vorm van AI waarbij modellen, waaronder neurale netwerken, patronen in data kunnen herkennen. Recente ontwikkelingen in rekenkracht en software maken het mogelijk om deze modellen ook buiten grote technologiebedrijven te ontwikkelen en operationeel in te zetten. Neurale netwerken kunnen bijvoorbeeld relaties vinden tussen historische meetgegevens en toekomstige ontwikkelingen. Daarmee vormen zij een aanvulling op fysische modellen, vooral wanneer rekentijd een belangrijke rol speelt.

Voor het operationeel beheer van de Haringvlietsluizen is, als alternatief voor het bestaande hydrodynamische model, een neuraal netwerk ontwikkeld dat het chloridegehalte in de Voordelta tot 48 uur vooruit voorspelt (figuur 2). Het model gebruikt daarvoor historische metingen en voorspellingen van onder meer het spuidebiet, de waterstand en de wind. Voor een voorspelling zes uur vooruit bedraagt de gemiddelde foutmarge van het neurale netwerk ongeveer 620 mg/l, tegenover circa 2360 mg/l voor het bestaande hydrodynamische model. Door de korte rekentijd worden bovendien verschillende scenario's snel doorgerekend. De beheerder krijgt daarmee inzicht in zowel het verwachte chloridegehalte als de onzekerheidsbandbreedte van de voorspelling. Daar staat tegenover dat voldoende betrouwbare meetgegevens nodig zijn. Ook moet het model regelmatig worden gevalideerd om te controleren of de voorspellingen onder veranderende omstandigheden betrouwbaar blijven.

Beeldherkenning

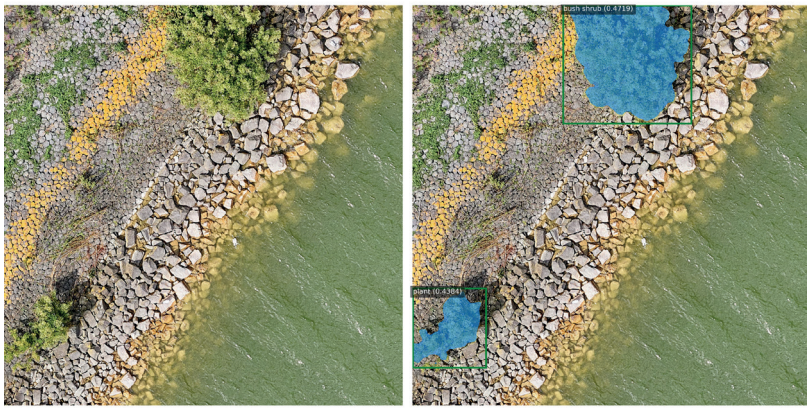
AI-modellen voor beeldherkenning leren visuele kenmerken herkennen aan de hand van voorbeeldbeelden. Bij inspecties van waterkeringen kunnen dergelijke modellen grote hoeveelheden beeldmateriaal automatisch analyseren en mogelijke afwijkingen selecteren voor nadere beoordeling.

Met dronebeelden kunnen grote delen van een waterkering gedetailleerd en regelmatig worden vastgelegd. Het ontwikkelde beeldherkenningsmodel herkent daarin scheuren in grasbekledingen of ongewenste begroeiing op een dijktalud en brengt de ligging en omvang ervan in kaart (figuur 3). Inspecteurs kunnen vervolgens gericht beoordelen waar aanvullende inspectie of herstel nodig is. Ook kunnen veranderingen tussen opeenvolgende inspectiemomenten systematisch worden gevolgd. De betrouwbaarheid van deze modellen hangt sterk samen met de kwaliteit en representativiteit van de trainingsbeelden. Verschillen in seizoen, begroeiing, lichtomstandigheden en type kering moeten daarom voldoende in de trainingsdata vertegenwoordigd zijn.

Van toepassing naar vooruitgang

De drie voorbeelden laten zien dat AI binnen de waterbouw op verschillende manieren direct toepasbaar is. Taalmodellen maken complexe informatie toegankelijker, neurale netwerken leveren snel voorspellingen en beeldherkenning helpt grote hoeveelheden inspectiemateriaal gericht te analyseren. De toepassingen worden inmiddels in concrete projecten ontwikkeld en beproefd. Telkens is hierbij ook de vraag gesteld of de AI-oplossing nu beter is of niet. Dat levert niet alleen nieuwe technische mogelijkheden op, maar ook praktische kennis over betrouwbaarheid, toepasbaarheid en meerwaarde. Met iedere toepassing wordt duidelijker waar AI bestaande werkwijzen kan versterken en waar nieuwe mogelijkheden ontstaan.

Guy Dupuits, Mario van den Berg, HKV lijn in Water



Figuur 3: Detectie van ongewenste begroeiing op een dijktalud