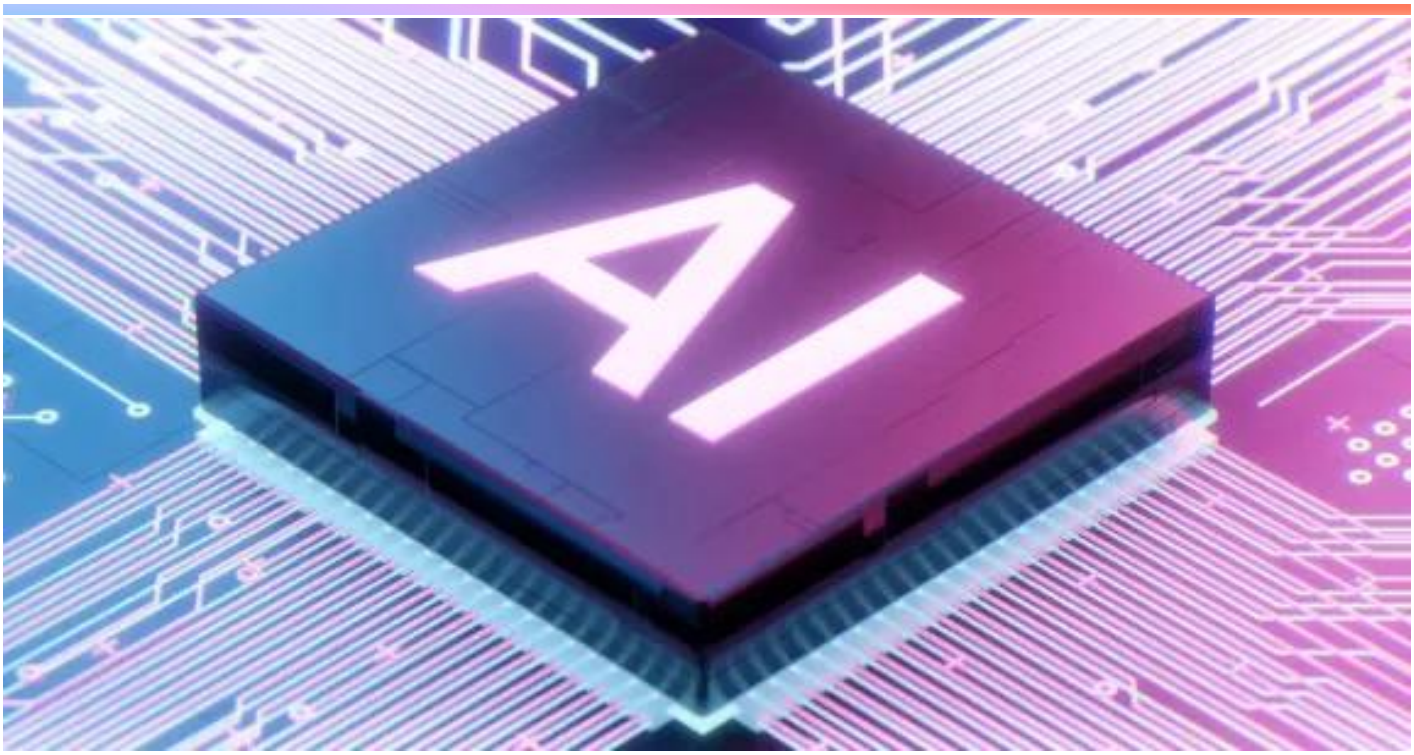


Generative AI maakt forecasting toegankelijk

23 maart 2026, 14:03

Mihail Mihaylov
Wim Codenie

Dit artikel maakt deel uit van een driedelige reeks over Generatieve AI voor tijdreeksvoorspelling. In het inleidende artikel hebben we onderzocht waarom voorspellen moeilijk is in industriële omgevingen. In dit tweede artikel tonen we hoe Generatieve AI voorspellen veel toegankelijker maakt. Ga verder naar het volgende artikel om te zien hoe deze modellen in enkele minuten kunnen worden omgezet in werkende tools.

Forecasting op basis van tijdreeksen krijgt praktisch nut voor elk industrieel bedrijf

Productiebedrijven bezitten een hoop data. Sensoren bewaken machines, energiesystemen houden het verbruik bij en productiesoftware registreert elke minuut de activiteiten. De hoeveelheid data blijft dus toenemen. Toch is het nog altijd moeilijk om betrouwbare voorspellingen te maken. Het bouwen van forecastingmodellen vroeg traditioneel gespecialiseerde expertise en lange ontwikkelingscycli. Generative AI (genAI) verlaagt nu die drempel en maakt forecasting veel toegankelijker voor industriële bedrijven.

De voorspellingsparadox in de industrie

Veel industriële teams zouden er baat bij hebben om te kunnen voorspellen wat er gaat gebeuren. Zo zouden ze kunnen anticiperen op machineonderhoud, de toekomstige energievraag kunnen inschatten en de productiecapaciteit nauwkeuriger kunnen plannen. Dat klinkt eenvoudig, maar in de praktijk is dat niet zo.

Het bouwen van forecastingmodellen vroeg traditioneel om gespecialiseerde kennis en tijd. Ingenieurs moeten daarbij algoritmes selecteren, invoerkenmerken ontwerpen, modellen trainen en resultaten valideren, voordat een model betrouwbaar wordt.

Voor veel bedrijven is die inspanning moeilijk te rechtvaardigen, wat leidt tot een paradox: de organisaties die het meeste baat zouden hebben bij forecasting, zijn vaak het minst uitgerust om dit op te zetten. Dankzij genAI begint die situatie te veranderen.

Wat maakt traditionele forecasting zo duur?

Om de impact van genAI te begrijpen, helpt het om te kijken naar hoe forecasting **traditioneel** in zijn werk gaat. Het ontwikkelen van een voorspellingsmodel omvat **verschillende technische stappen**. Elke stap vereist expertise, experimenteren en herhaling.

Ingenieurs moeten eerst een geschikt algoritme selecteren. Opties variëren van klassieke statistische modellen tot moderne benaderingen met machinelearning, zoals ‘gradient boosting’.

De volgende stap is ‘feature engineering’. Ruwe industriële data zijn zelden geschikt om rechtstreeks in modellen in te voeren. Ingenieurs moeten metingen eerst omzetten in betekenisvolle signalen die een model kan interpreteren. Daarna volgt modeltraining en parameterafstelling. Modellen worden geëvalueerd, aangepast en opnieuw getest, totdat de prestaties aanvaardbaar zijn.

Dat proces **duurt vaak weken of maanden**. Er zijn bovendien ervaren ML-engineers nodig, die zowel de modelleringstechnieken als de industriële context begrijpen. Als gevolg daarvan zien we forecasting vooral in organisaties met **gespecialiseerde data science-teams**. Kleinere bedrijven staan vaak voor moeilijke keuzes. Ze vertrouwen op eenvoudige regressiemodellen, besteden forecasting-taken uit of werken zonder voorspellend inzicht.

Een nieuwe benadering: foundationmodellen op basis van tijdreeksen

Bij Sirris hebben we een andere aanpak onderzocht, met foundationmodellen op basis van **tijdreeksen**.

De modellen vormen een nieuwe categorie van genAI, speciaal ontworpen voor voorspellingstaken. Het concept is eenvoudig.

Er wordt een **voorgetraind model** gedownload uit een open source-repository. Historische tijdreeksgegevens worden geleverd als input. Het model produceert in dit geval **onmiddellijk voorspellingen**.

Er is geen modeltraining nodig. Feature engineering wordt grotendeels overbodig en uitgebreide tuning is vaak optioneel.

De aanpak lijkt op hoe grote taalmodellen tekst genereren. Een taalmodel kan coherente zinnen produceren zonder getraind te zijn op een specifiek onderwerp, omdat het algemene linguïstische patronen heeft geleerd tijdens grootschalige pretraining.

Foundationmodellen op basis van tijdreeksen volgen hetzelfde principe. Tijdens de pretraining leren ze algemene patronen uit tijdreeksgegevens, waaronder trends, seizoensgebonden gedrag en terugkerende cycli. Eenmaal getraind kan het model direct **volledig nieuwe datasets analyseren**.

De praktische gevolgen zijn aanzienlijk: voorspellingstaken die voorheen specialisten en weken ontwikkeling vergden, kunnen nu **in enkele uren worden uitgevoerd**.



© Unsplash

De aanpak in de praktijk testen

Bij Sirris hebben we die aanpak geëvalueerd door benchmarkexperimenten uit de wetenschappelijke literatuur te reproduceren. We vergeleken de resultaten daarvan met goed afgestemde traditionele forecastingmodellen.

De foundationmodellen presteerden op hetzelfde niveau als forecasters van industrieel niveau en behaalden in verschillende gevallen betere resultaten, ondanks het feit dat ze geen training nodig hadden. Die bevindingen tonen aan dat genAI een betrouwbare voorspellingsnauwkeurigheid kan leveren, terwijl de inspanning die nodig is om gegevens te voorspellen aanzienlijk wordt verminderd.

Feedback uit de industrie

Feedback uit de industrie bevestigde de praktische waarde van die aanpak. Een groot Europees energiebedrijf legde uit dat ze honderden interne forecasting-projecten beheren. Veel teams gebruiken eenvoudige regressiemodellen omdat geavanceerdere oplossingen te duur zijn om herhaaldelijk te ontwikkelen. Het bedrijf ziet foundationmodellen op basis van tijdreeksen als een mogelijke **standaard baseline**, omdat ze **eenvoudiger in te zetten** zijn en sterkere voorspellingen leveren. Een ander belangrijk voordeel is hun inzetbaarheid.

De modellen draaien volledig ter plaatse, zelfs op een standaardlaptop, wat betekent dat gevoelige industriële gegevens de organisatie nooit verlaten.

De beperkingen begrijpen

GenAI-forecastingmodellen hebben ook beperkingen. De belangrijkste uitdaging betreft de **verklaarbaarheid**. Traditionele modellen voor machinelearning kunnen vaak tonen welke kenmerken een voorspelling hebben beïnvloed. Foundationmodellen gedragen zich meer als zwarte dozen.

Ze geven nauwkeurige voorspellingen, maar bieden weinig inzicht in hun redenering. Voor veel operationele toepassingen is dat aanvaardbaar, maar sommige beslissingen vereisen meer uitleg. In die gevallen kunnen bedrijven voorspellingen met genAI combineren met meer interpreteerbare modellen voor machinelearning.

Wat betekent dit voor industriële bedrijven?

De belangrijkste impact van genAI is eerder economisch dan puur technisch. Forecastingmodellen vereisen niet langer grote investeringen in expertise en ontwikkelingstijd. Als de kosten voor het implementeren van een forecasting-baseline laag worden, worden veel nieuwe gebruikssituaties haalbaar. Industriële bedrijven kunnen dan tientallen of zelfs honderden datastromen voorspellen voor hun activiteiten.

Patronen verschijnen eerder en er ontstaan nieuwe optimalisatiemogelijkheden. De verschuiving maakt ook nieuwe digitale diensten mogelijk, zoals vraagvoorspelling, prijsvoorspelling en voorspellend onderhoud.

Van inzicht naar actie

Veel bedrijven zien wel het potentieel van forecasting met genAI, maar weten niet waar ze moeten beginnen. Sirris ondersteunt organisaties met workshops en hands-on sessies waarin de technologie en de praktische toepassingen ervan worden uitgelegd. Voor bedrijven die verder willen gaan, biedt Sirris ook projectmatige ondersteuning om forecasting-oplossingen op basis van genAI te implementeren in echte industriële omgevingen.

Ontdek de volledige reeks

Dit artikel maakt deel uit van een driedelige reeks over Generatieve AI voor tijdreeksvoorspelling:

Intro: Uw activiteiten genereren data. Gebruikt u die al voor voorspellingen?

Artikel 1: Generatieve AI maakt voorspellen toegankelijk

Artikel 2: Van prompt tot prototype in 7 minuten

Ontdek het zelf in 3 uur

Neem deel aan de Sirris masterclass over GenAI voor tijdreeksvoorspelling. Geen programmeerkennis vereist. Geen voorafgaande ML-ervaring nodig.

U gaat naar huis met een praktische stapsgewijze aanpak die u meteen kunt toepassen op uw eigen data. Bijna gratis voor Vlaamse bedrijven dankzij de VLAIO-subsidie.

Schrijf u in voor de masterclass

Auteurs



Mihail Mihaylov



Wim Codenie