

Royal Netherlands
Meteorological Institute
Ministry of Infrastructure
and Water Management

AI voor weersverwachtingen (AIWP)

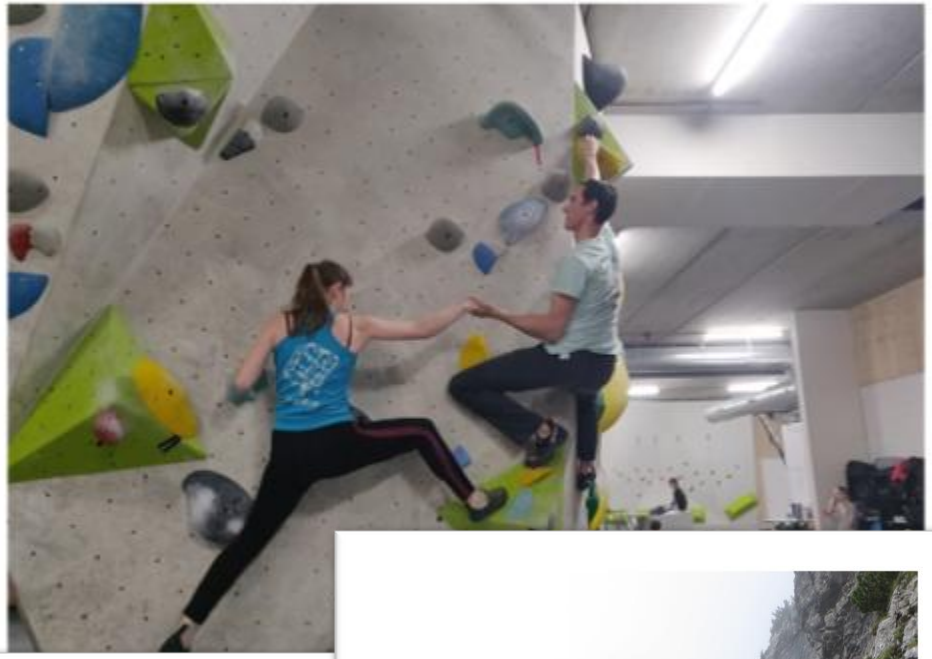
Onderzoek en ontwikkeling wereldwijd, binnen Europa en bij het KNMI

Șerban Vădineanu, Bastien François, Jasper Wijnands, **Sophie Buurman,** Maurice Schmeits

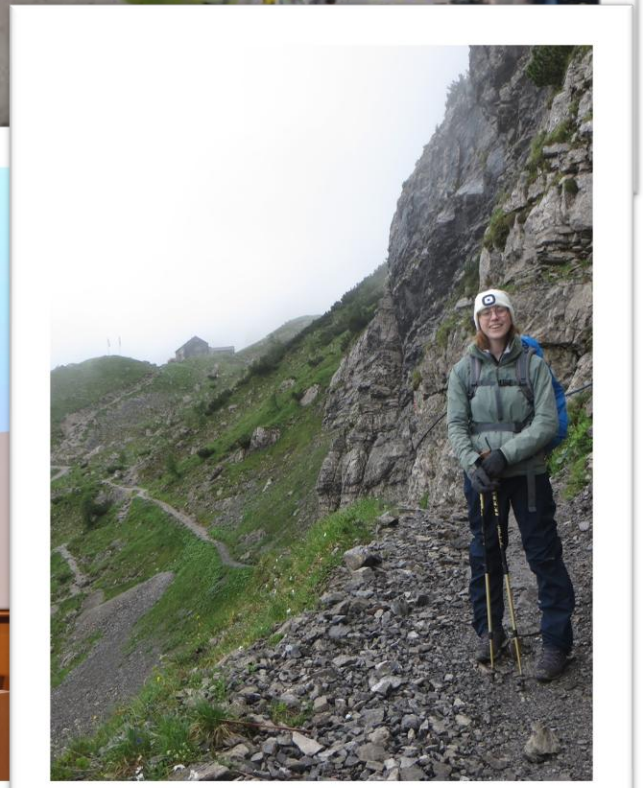
KNMI

Even voorstellen…

- Data scientist KNMI
  - EU/ECMWF's Destination Earth project
- Bachelor Technische Wiskunde aan de Universiteit Twente
- Master Data Science
  - Master opdracht KNMI



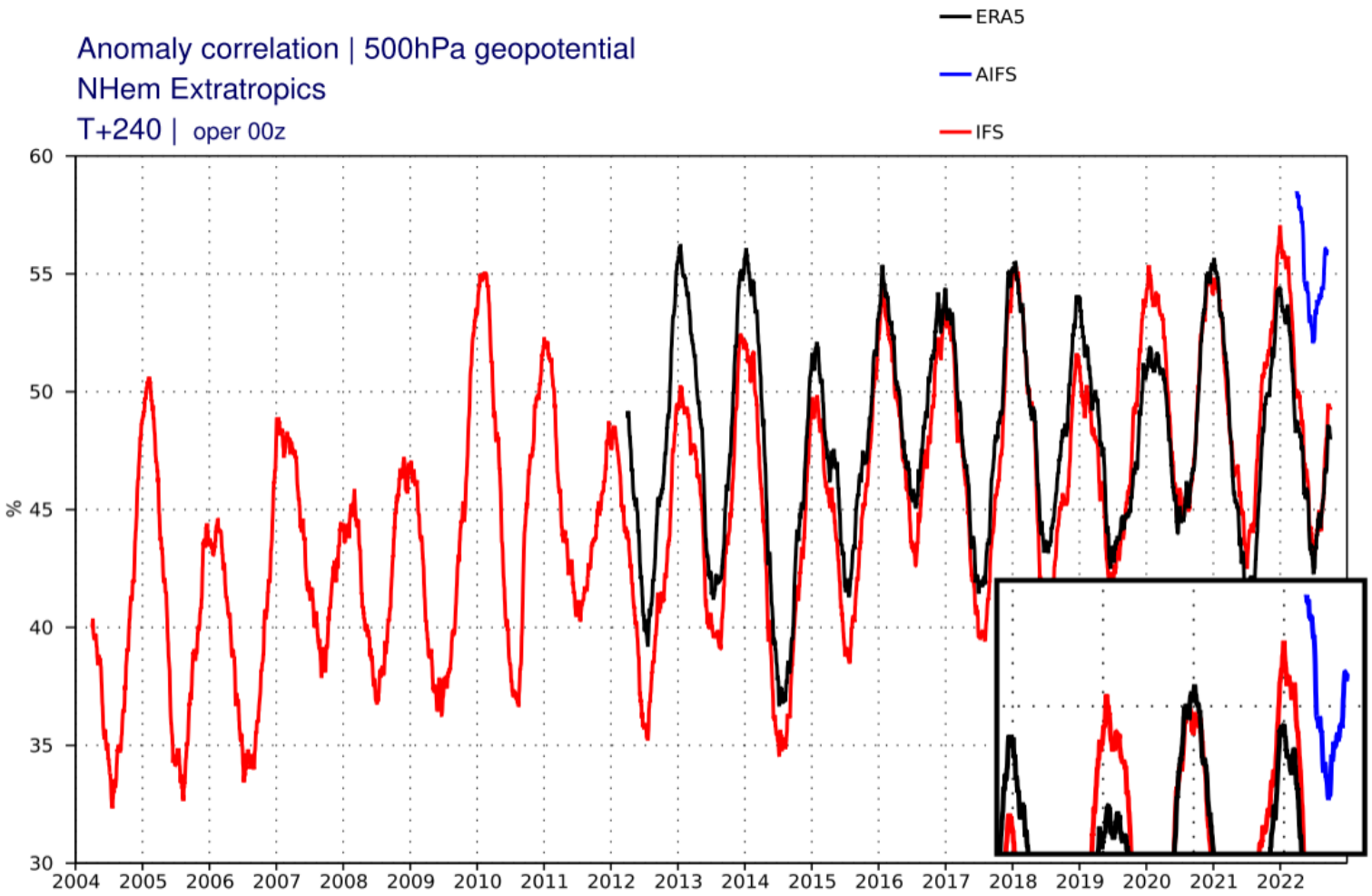




Vandaag

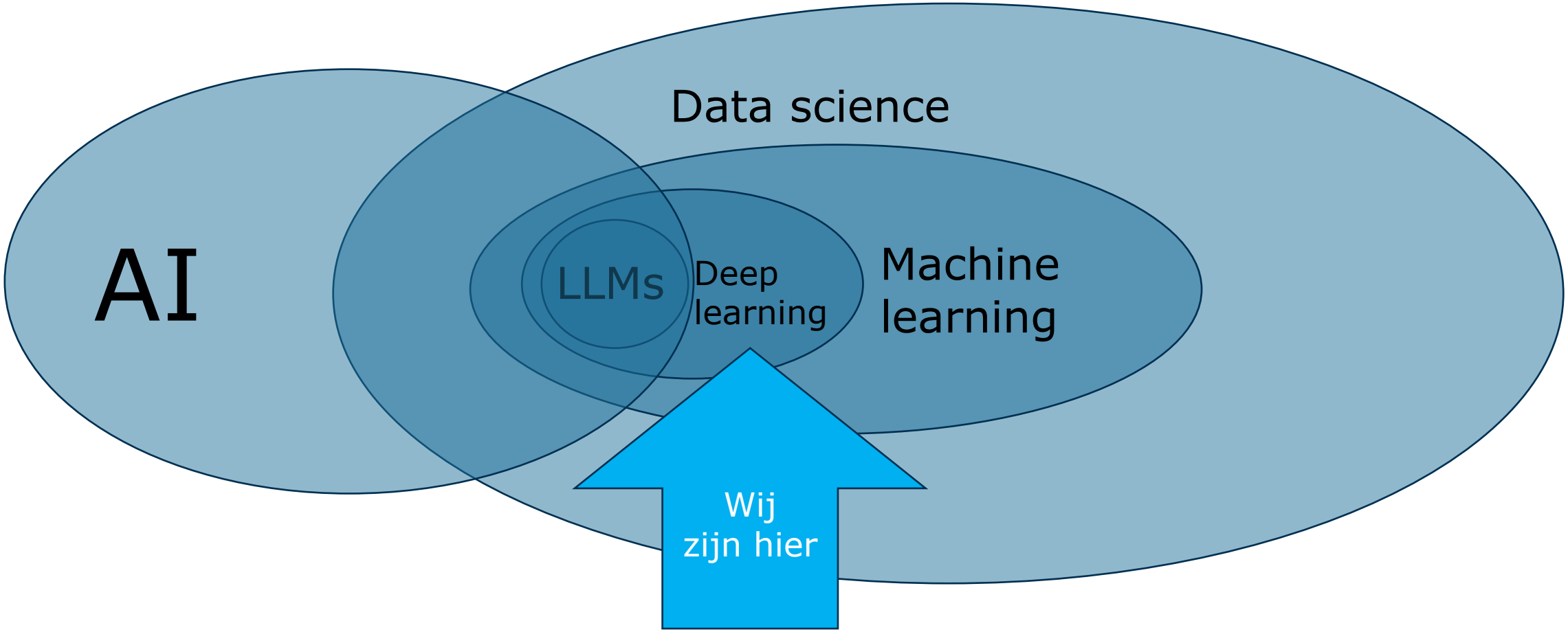
1. AI en weersverwachtingen
2. Introductie machine learning
3. De AI modellen van het KNMI
4. Resultaten
5. De toekomst van AIWP

Motivatie



AIFS

AI of machine learning? En hoe zit het met large language models (LLMs)?



Machine learning 101: Lineaire regressie

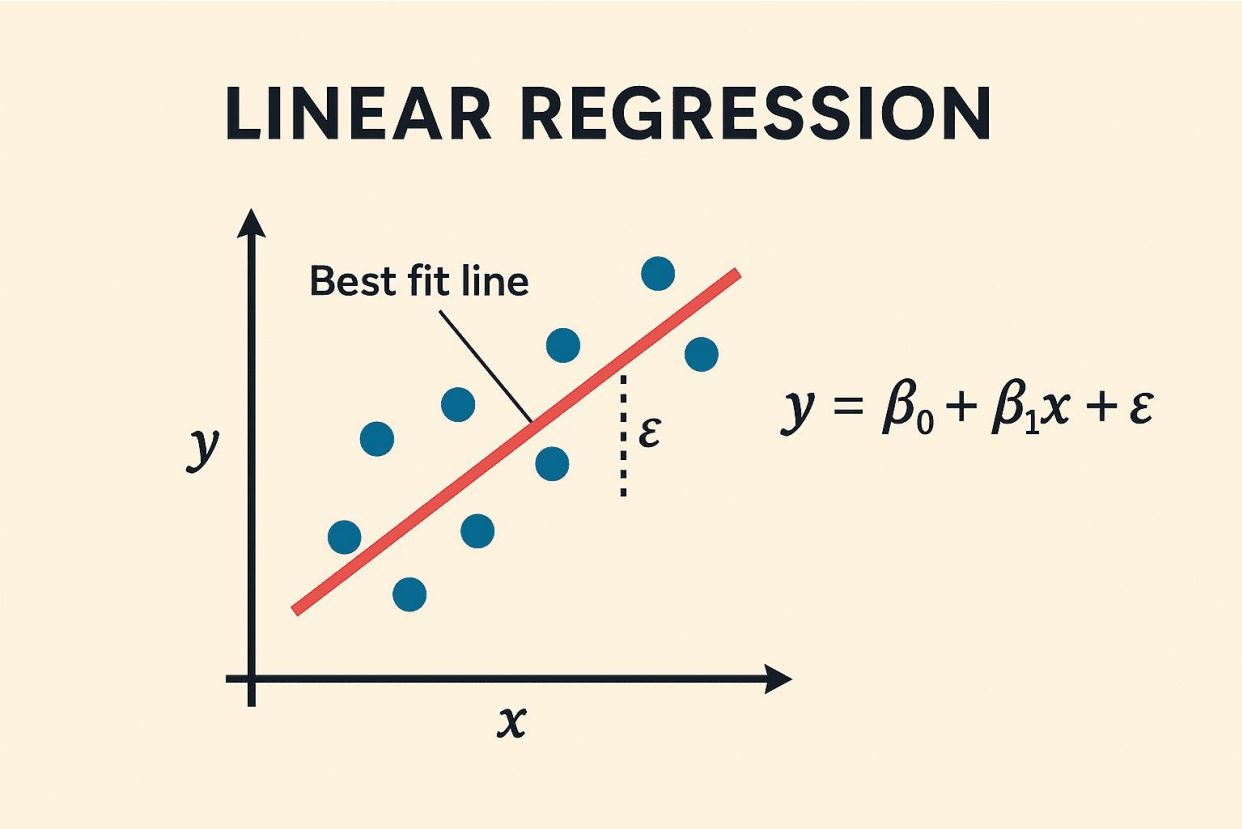
Datapunten $\mathrm{x_n} \in R^D$, e.g. temperatuur, windsnelheid

Doel $\mathrm{y} \in R$, e.g. temperatuur de volgende dag

(Onbekende) functie $\mathrm{f(x)} = \mathrm{y}$

Benaderingsfunctie $\tilde{f}(x) = \beta_0 + \beta_1 x$

Kostenfunctie $L\left(\tilde{f}(x_n), f(x_n)\right) = \left(\tilde{f}(x_n) - f(x_n)\right)^2$ de **gemiddelde kwadratische fout** voor elk datapunt $x_n \in R^D$



Machine learning 101: neurale netwerken

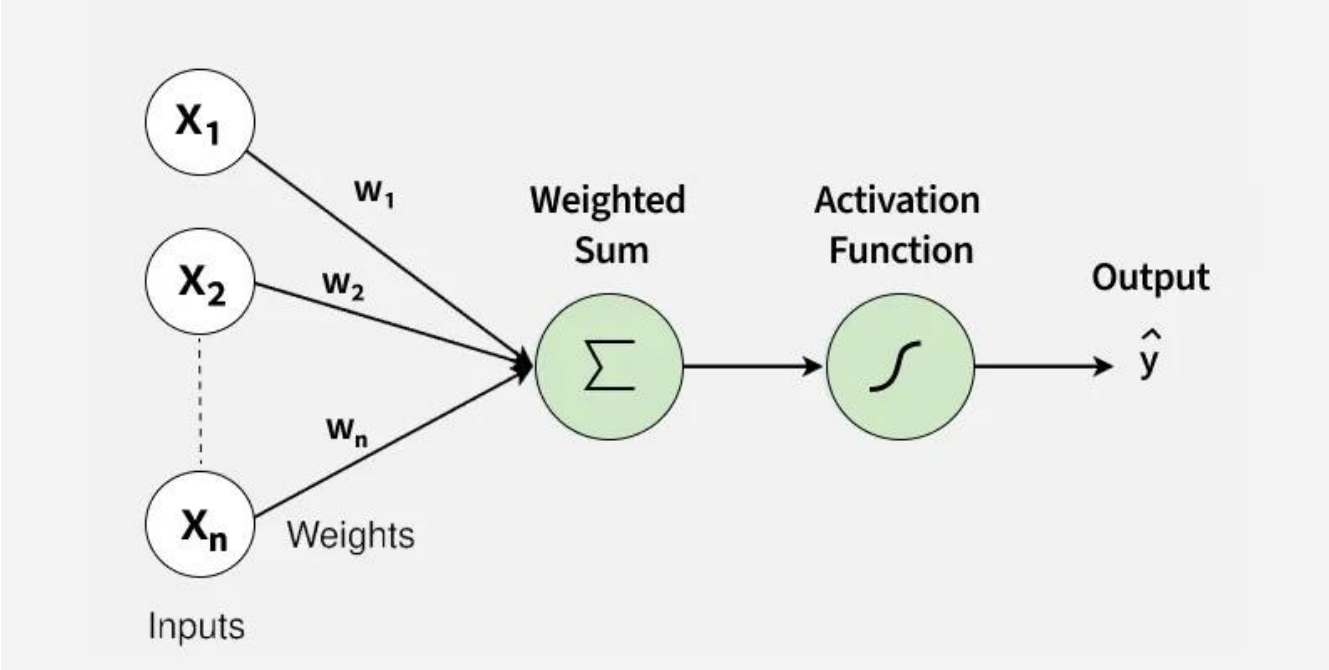
Datapunten $X \in R^D$, e.g. temperatuur, windsnelheid

Doel $\mathrm{y} \in R$, e.g. temperatuur de volgende dag

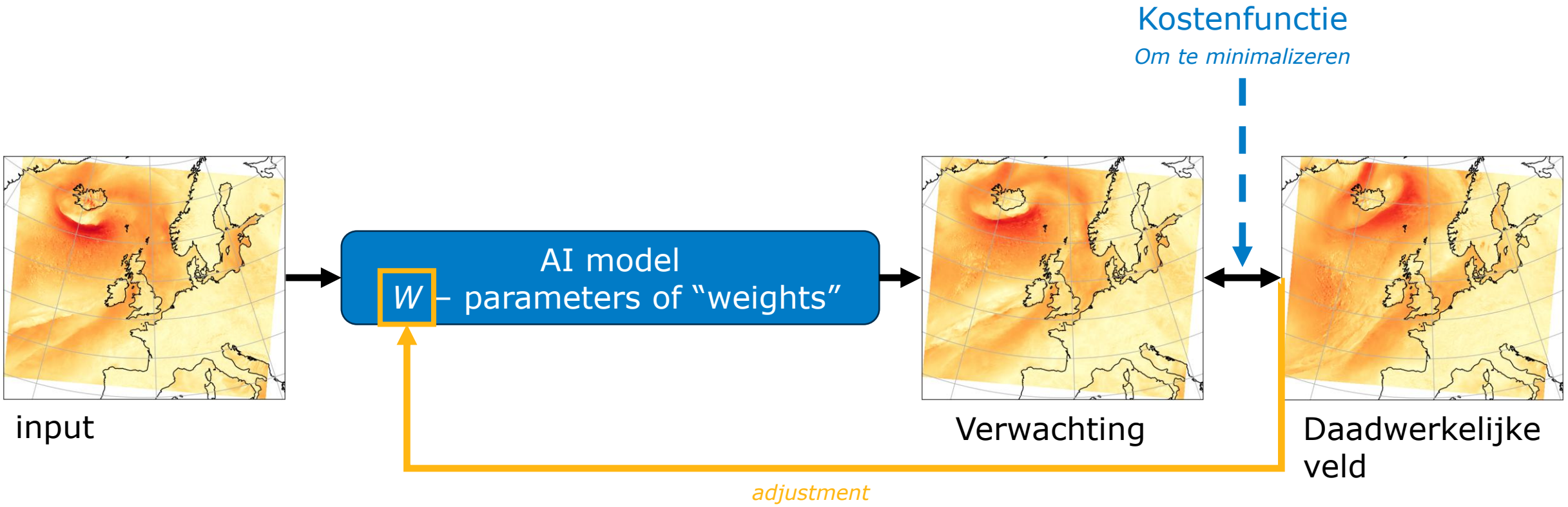
(Onbekende) functie $\mathrm{f(x)} = \mathrm{y}$

Benaderingsfunctie $\tilde{f}(x) = \sigma(w_0 + w_1 x_1 + \ \ldots)$
Activatie functie σ, parameters w_i

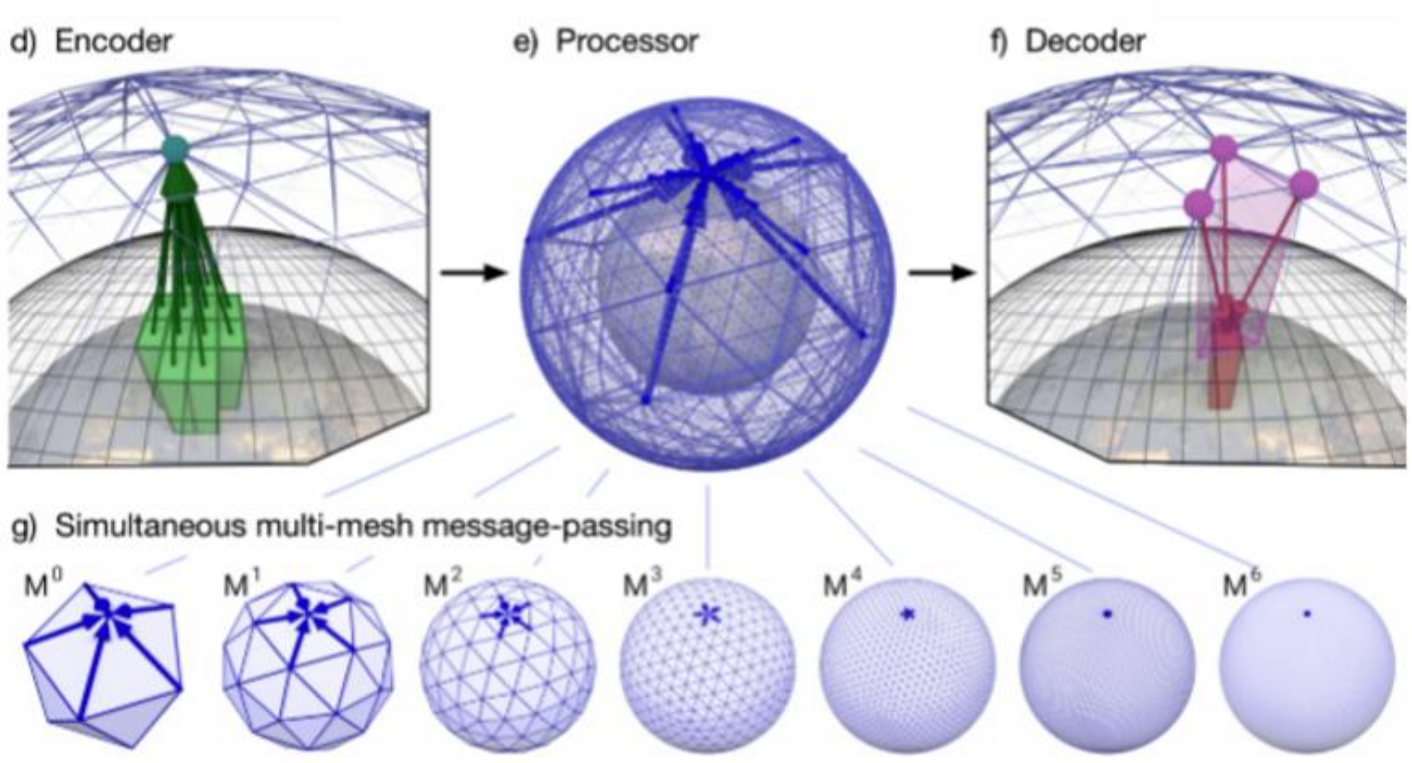
Kostenfunctie $L\left(\tilde{f}(x_n), f(x_n)\right) = \left(\tilde{f}(x_n) - f(x_n)\right)^2$ de **gemiddelde kwadratische fout**



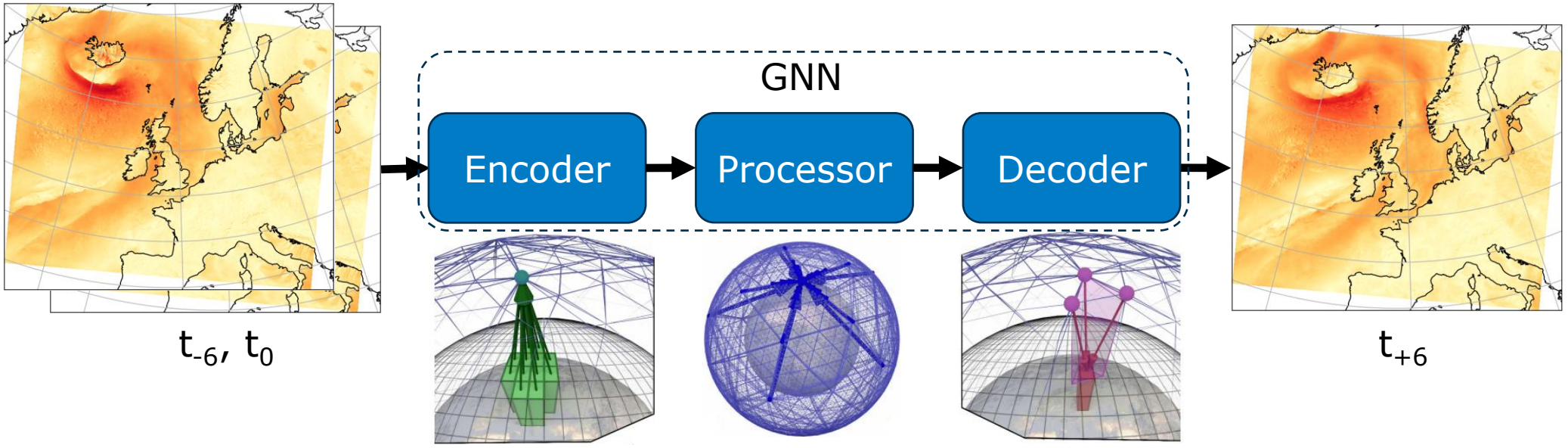
Hoe AIWP werkt



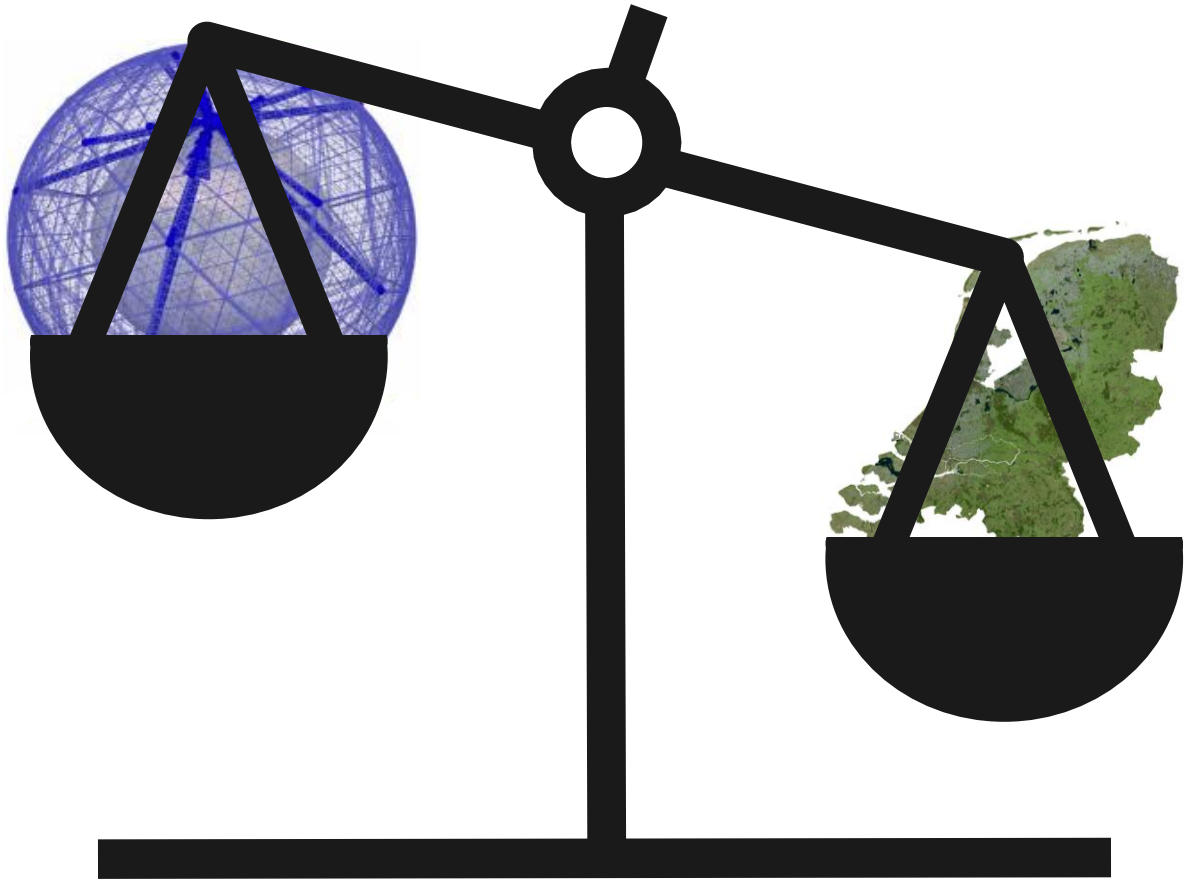
AIFS: ECMWF's AI model



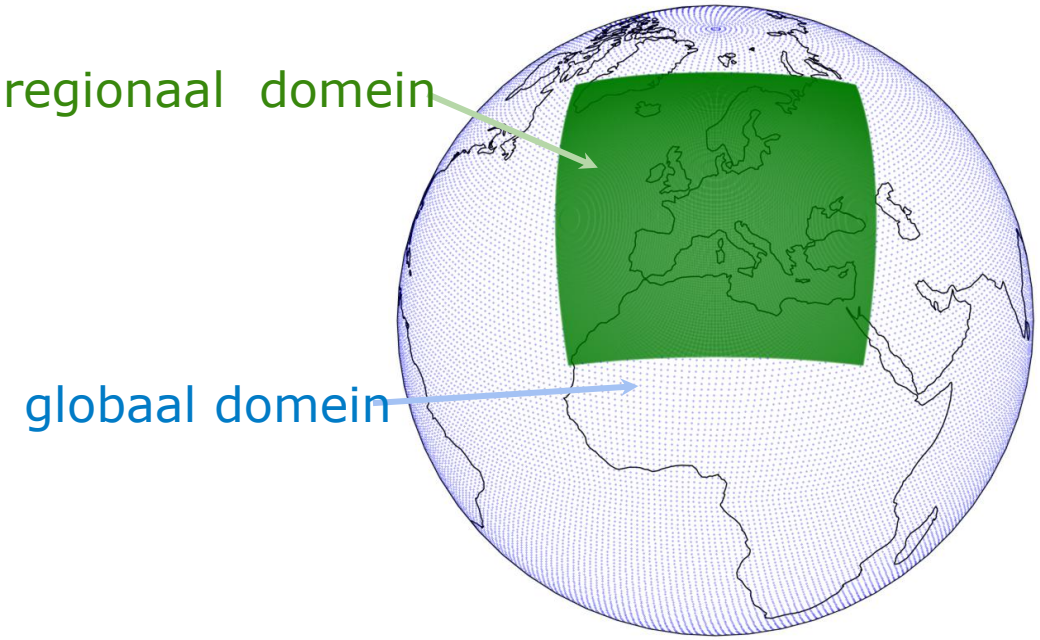
Hoe KNMI's AIWP model werkt



Globale verwerking van data met een regionale focus

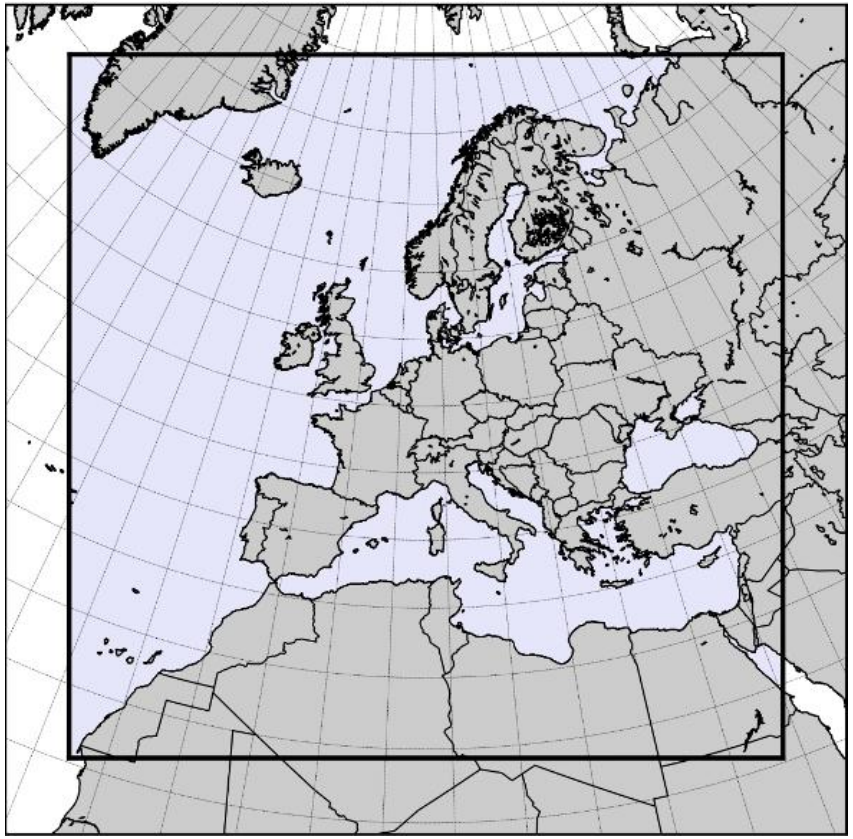


Regionale verwachtingen met het **stretched-grid model (SGM)**:

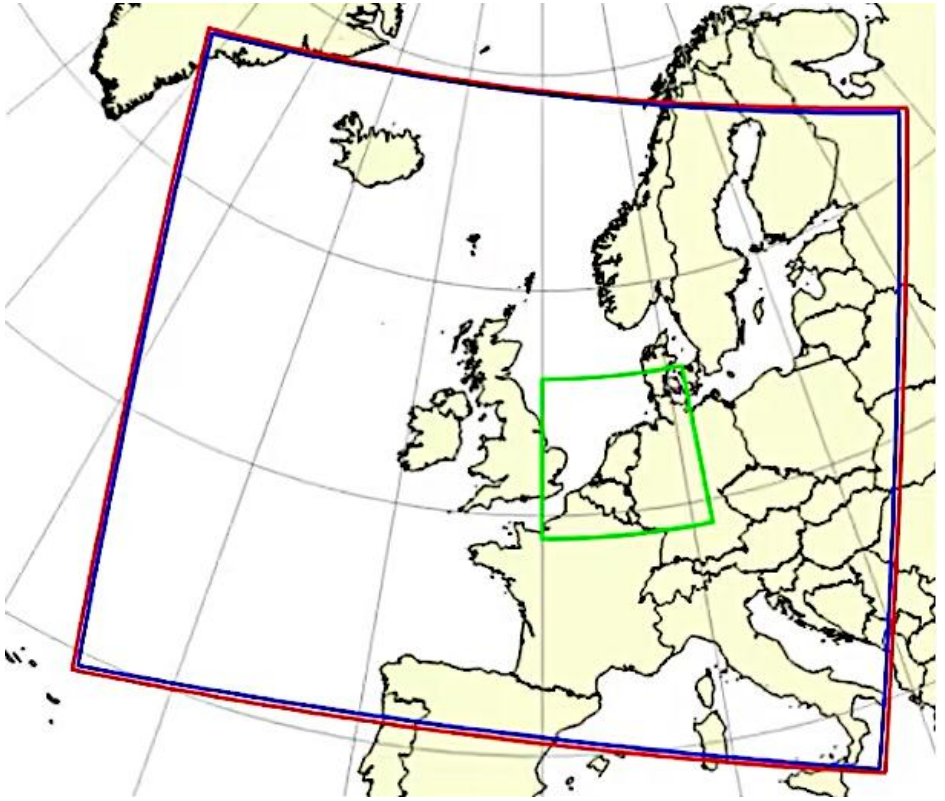


- Voor AIWP, hoge resolutie verwachtingen hebben hoge resolutie data nodig
- Zulke data verbruikt meer GPU uren & is alleen beschikbaar voor een specifieke regio.
- We gebruiken een grid dat op de regionale schaal gedetailleerder is, en een grover grid voor de rest van de wereld

Training data



CERRA domain

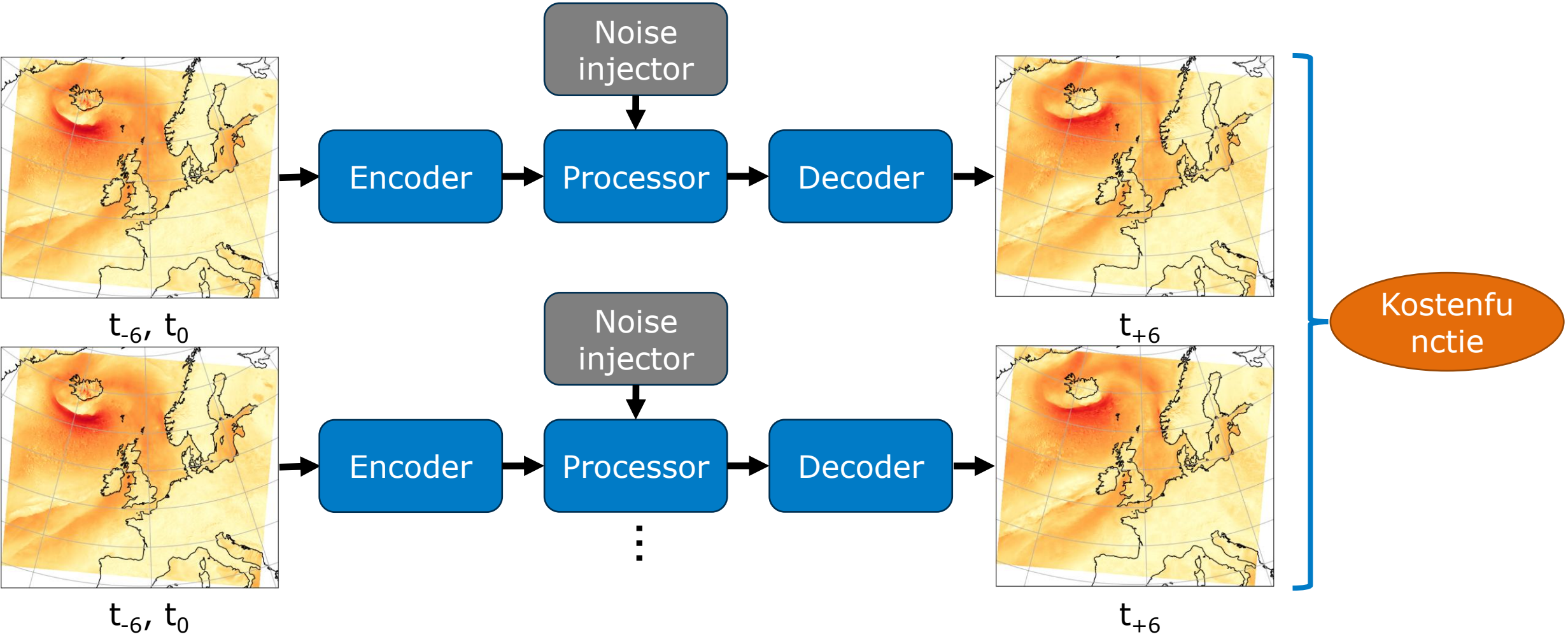


UWC-W domain

Stap 1: ERA5 (100km)+ **CERRA analyse** (5.5km) data (40 jaar)

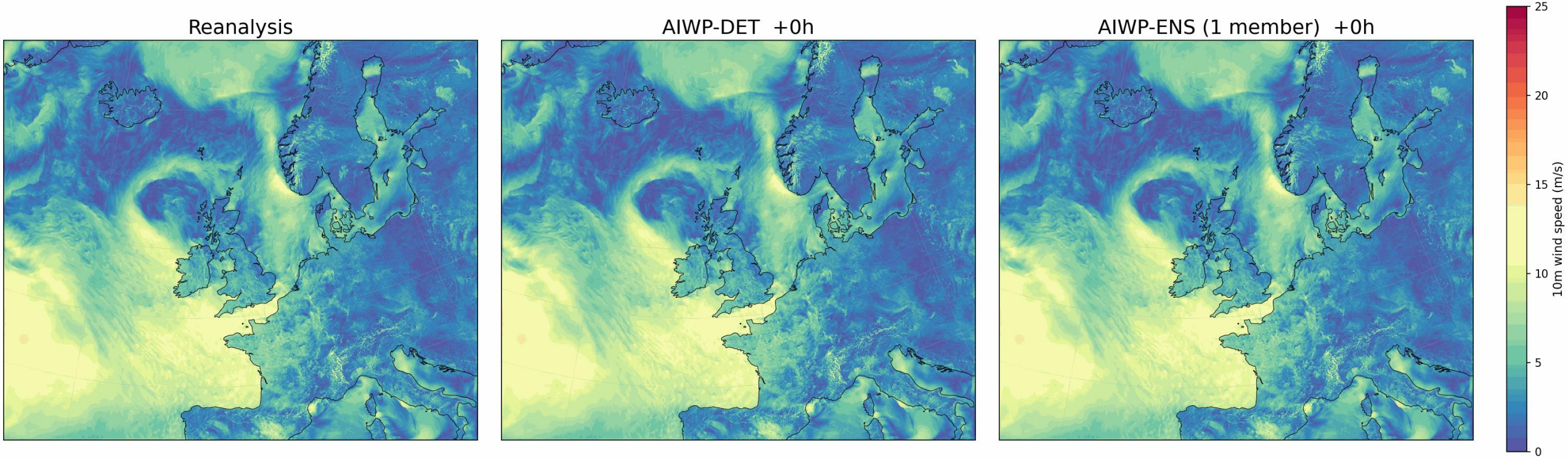
Stap 2: ERA5 + **UWCW analyse** (2km) data (3 jaar)

Probabilistische modellen - ensembles



Windsnelheid 10m

10m wind speed (m/s) | AIWP-ENS: Multiscale | Init: 2026-06-02T12Z | +0h

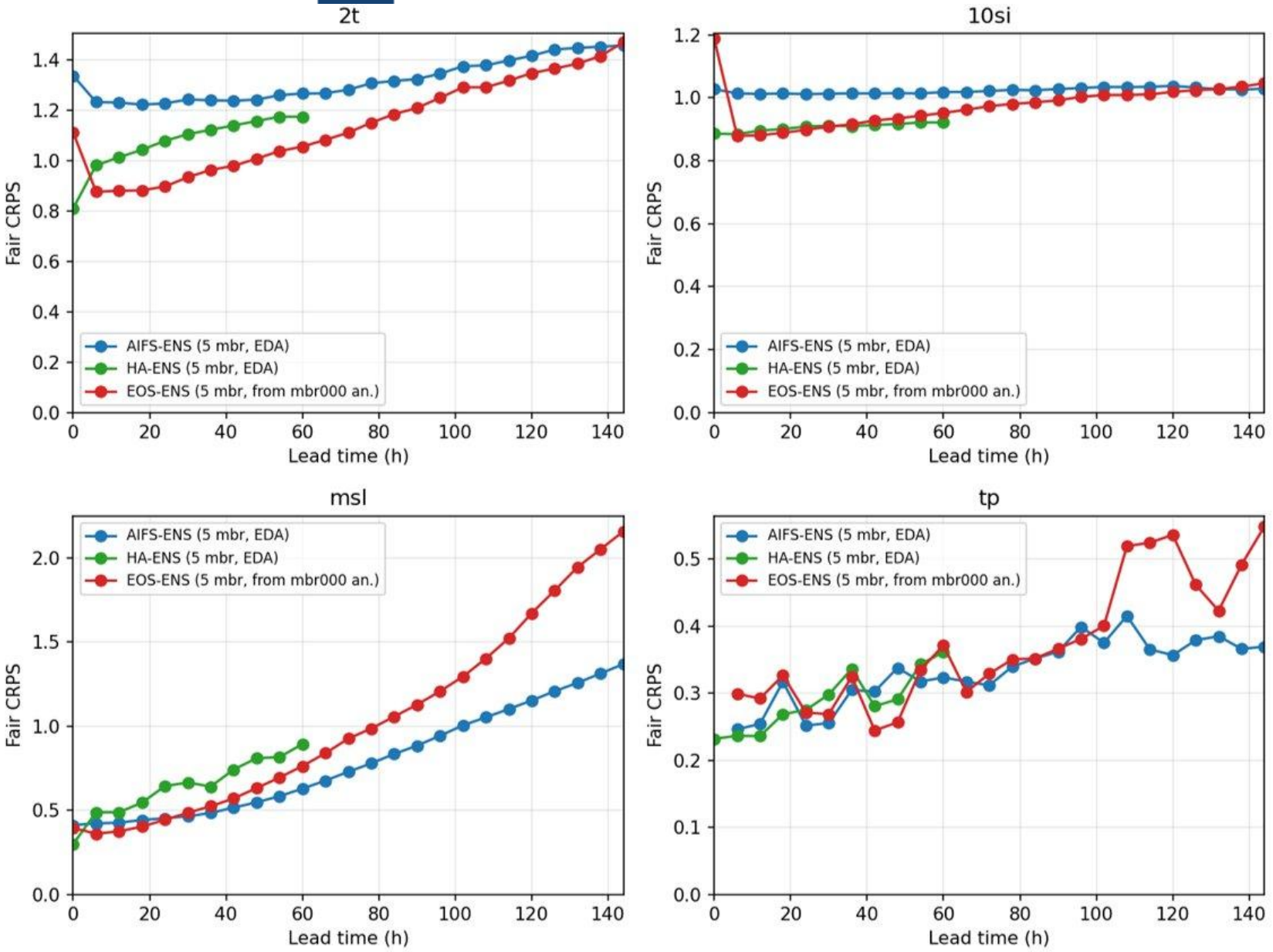


Deterministisch (waziger)

Probabilistisch (scherper)

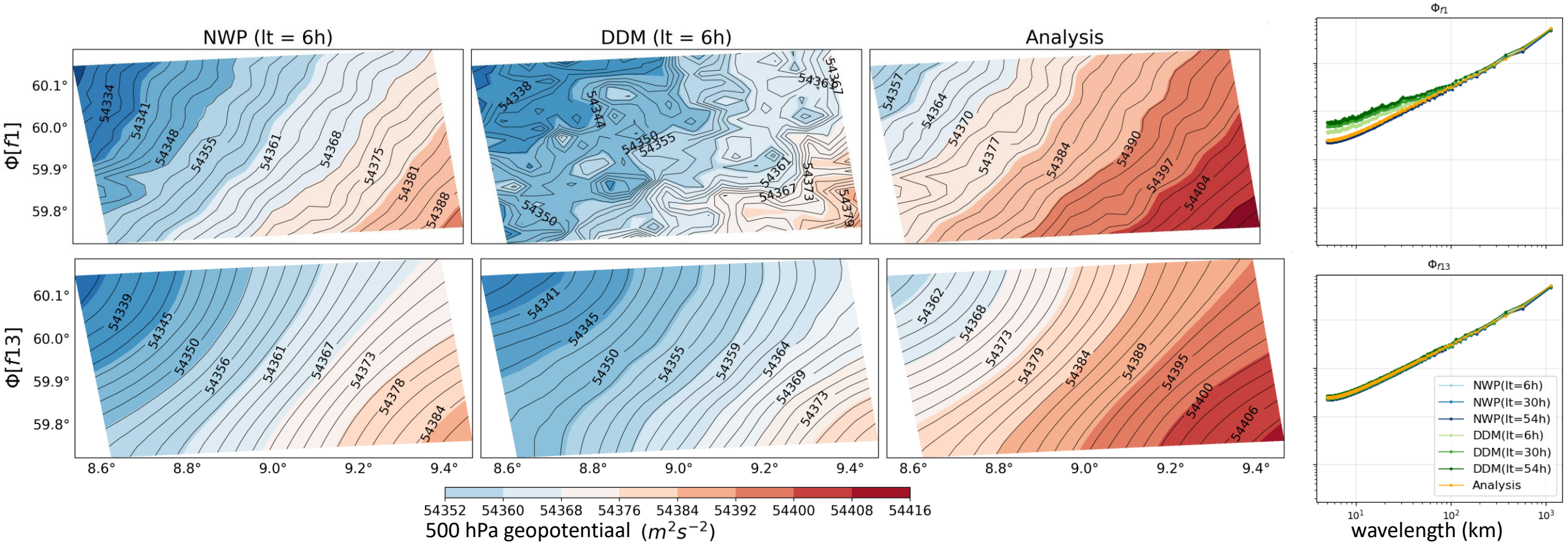
Vergelijking met NWP model: Harmonie-Arome

Beter



- Vergelijking van ECMWF's AIFS-ENS met HARMONIE-AROME-ENS and EOS-ENS (KNMI's ensemble model) t.o.v. KNMI waarnemingen in juli 2026

Spectra van (deterministische) AI modellen (Pasquini et al, 2026)



De toekomst van AIWP

- Worden NWP modellen straks vervangen?
  - Voorlopig zijn AI weermodellen nog afhankelijk van de kennis en data voortkomend uit fysische weermodellen
  - Geen garantie dat de bekende natuurkundige wetten standhouden
  - Hybride modellen kunnen mogelijk beide combineren

Work in progress bij het KNMI:

- Pre-operationalisering van het eerste AI weermodel
- Toevoegen van waarnemingen (data assimilatie, neerslag)
- Tijdstappen van 1 uur
- Nóg hogere resolutie (500m)
- Foundation modellen (WeatherGenerator)

Conclusies

- Machine learning modellen zijn statistische modellen die een zo goed mogelijke benadering proberen te vinden van de onderliggende functie
- AIWP weermodellen kunnen betere scores hebben dan NWP modellen
- Maar ze houden zich niet gegarandeerd aan de natuurkundige wetten