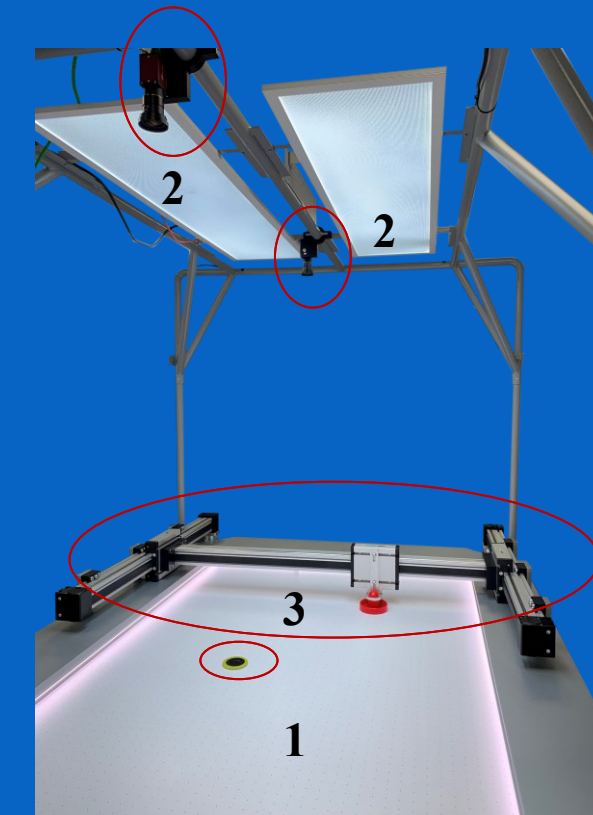


## Optimaliseren van nauwkeurigheid van een robot-airhockeytafel met machine learning via ensemble trees en neurale netwerken

Ian Cappuyns

Master IW elektromechanica

Neurale netwerken geven de opportuniteit om het traject van een puck te leren en voorspellen



Figuur 1 robot-airhockeytafel: (1) puck; (2) camera's; (3) H-robot



### 1. Introductie

Beckhoff Automation BV te Lummen is een verdeler van automatiseringsoplossingen voor elke industrie. Ter illustratie van haar diverse producten werd er een **robot-airhockeytafel** ontwikkeld (Figuur 1). De robot bepaalt **wiskundig** het traject van de puck met behulp van visie en speelt de puck terug. Het doel van deze masterproef is het **optimaliseren** van de nauwkeurigheid van dit traject door middel van **machine learning**.

Bij deze masterproef werden de eisen opgesplitst in twee delen:

1. Er moeten eerst data verzameld worden over het traject van de puck a.d.h.v. twee camera's i.p.v. één.
2. Vervolgens moet er onderzocht worden hoe de trajectbepaling en de aanvalstechnieken van de puck geoptimaliseerd kunnen worden via machine learning.



### 2. Methode

Om aan de doelstellingen te beginnen werd volgende methodologie gebruikt (Figuur 2):

1. Allereerst zijn de 303 FPS camera's optimaal gemonteerd en **softwarematig gecombineerd** in de automatiseringssoftware van Beckhoff, **TwinCAT 3** genaamd.
2. De PLC logt het traject van de puck in **CSV-bestanden** die kunnen worden gebruikt voor de training van het machine learning model.
3. Via Anaconda, een Python distributie, worden deze CSV-bestanden gebruikt om **scripts** te maken om modellen te **trainen** en het traject te **voorspellen**. In het onderzoek is er inspiratie genomen uit een gelijkaardige studie [1].
4. Deze masterproef focuste op **ensemble trees** zoals **random forest** (scikit-learn bibliotheek) en **XGBoost** alsook **neurale netwerken**. Op support vector regressie is er onderzoek uitgevoerd maar deze had onvoldoende performantie om verder te testen. Beide soorten modellen worden **hardwarematig** versneld, ensemble trees met **CPU** en neurale netwerken via **PyTorch** met **GPU**. De gebruikte hardware voor het trainen bestaat uit een AMD Ryzen 5 2600X als CPU, NVIDIA RTX 3060 Ti als GPU en 16 GB RAM.
5. Ten slotte is het beste model als een **ONNX** geëxporteerd. Dit is een open formaat om machine learning modellen te representeren. **TwinCAT 3** kan ONNX-bestanden inlezen om in de **real-time** omgeving het model te gebruiken. De predictie van het machine learning algoritme kan worden gebruikt om de robot real-time aan te sturen.



### 3. Resultaten

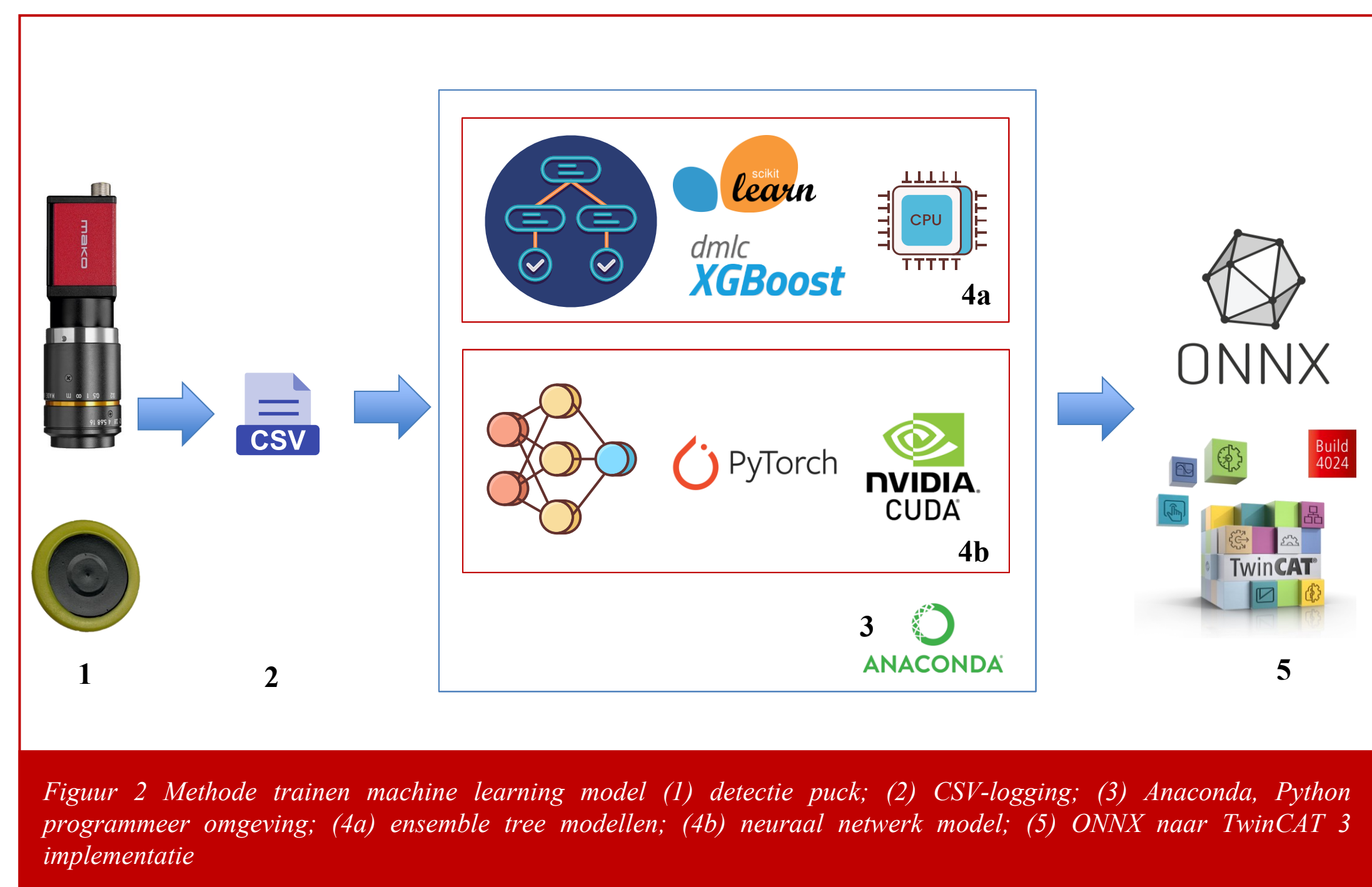
De **ensemble trees** zoals random forest en XGBoost behalen de **beste resultaten bij de trainings- en validatieset**. Maar bij het testen van deze modellen op een **onafhankelijk traject stijgt de fout**. In het voorspelde traject kan er opgemerkt worden dat deze het lineair verloop van de puck niet correct heeft kunnen aanleren. Bij het **neuraal netwerk** model daarentegen zijn de **prestaties bij de trainings- en validatieset beduidend minder**. Maar bij het uitvoeren van de testen op een **onafhankelijk traject is de fout dan wel weer kleiner**. Het lineair verloop van de puck kan ook beter opgemerkt worden bij de voorspelde resultaten. In tabel 1 en figuur 3 worden de resultaten van de 3 modellen vergeleken op een onafhankelijk traject na het optimaliseren van de hyperparameters. Hier geeft **MAE** de gemiddelde fout weer tussen de reële en voorspelde waarden. **MSE** is gelijkaardig aan MAE maar geeft de kwadratische fout weer, de uitschieters wegen zwaarder door op deze evaluering. Met de **R2-score** wordt er bepaald hoe goed de voorspelde regressielijn de reële data evenaart.



### 4. Conclusie

Het **neuraal netwerk** model heeft de **beste performantie** bij het voorspellen van het lineaire traject van de puck. De **ensemble trees** hebben eerder een **overfitting** gedrag op de trainingsset en zijn hierdoor minder accuraat.

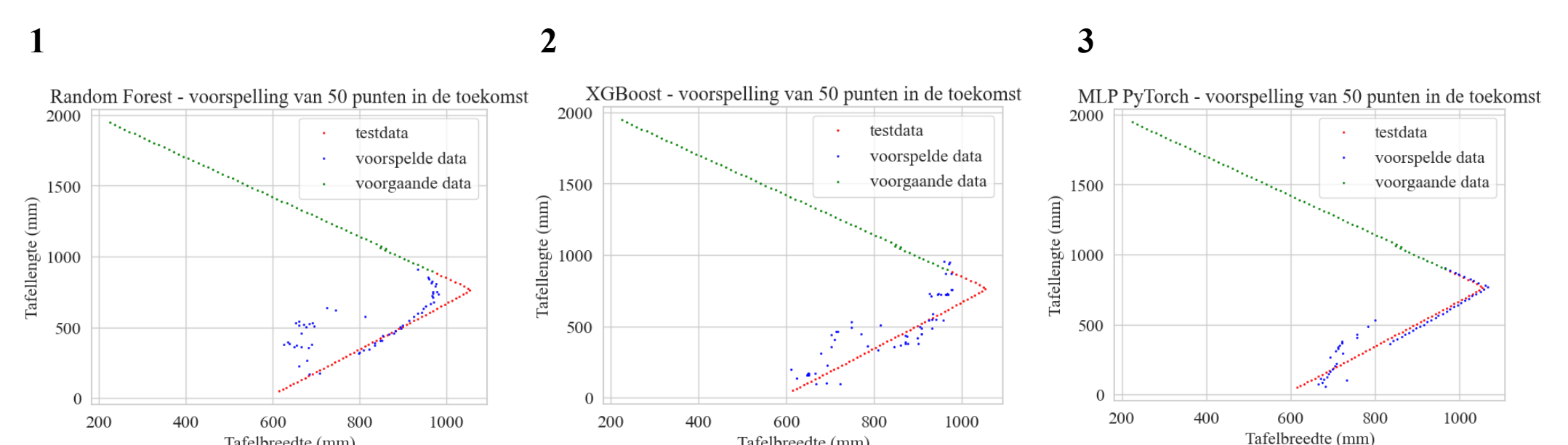
Als **toekomstig werk** op de robot-airhockeytafel gaat er onderzoek uitgevoerd worden op het implementeren van aanvalstechnieken en wordt er een volwaardige visualisatie ontwikkeld. Ook zou het interessant zijn om onderzoek uit te voeren naar de mogelijkheid van reinforcement learning in combinatie met TwinCAT 3.



Figuur 2 Methode trainen machine learning model (1) detectie puck; (2) CSV-logging; (3) Anaconda, Python programmeer omgeving; (4a) ensemble tree modellen; (4b) neuraal netwerk model; (5) ONNX naar TwinCAT 3 implementatie

Tabel 1 Evaluatie MAE, MSE en R2-score voor de predictie van X en Y 50 frames in de toekomst

	Random forest: X	XGBoost: X	Neuraal netwerk: X	Random forest: Y	XGBoost: Y	Neuraal netwerk: Y
MAE (gemiddelde fout) [mm]	46,1	39,06	20,92	111,77	66,96	28,1
MSE (kwadratische fout) [mm <sup>2</sup> ]	2739,17	2229,65	737,13	22377,2	6816,93	2050,19
R2-score	0,852	0,879	0,96	0,623	0,885	0,965



Figuur 3 Resultaten 50 frames in de toekomst (1) random forest; (2) XGBoost; (3) MLP neuraal netwerk. Met groen de 1<sup>ste</sup> 50 frames, blauw de voorspelde X en Y, oranje de werkelijke X en Y

Promotoren / Copromotoren / Begeleiders

Dhr. Kim ROBBENS (Beckhoff Automation BV)  
Ing. Geert LEEN (UHasselt / KULeuven)

[1] Park, Jung-II & Partridge, Chad & Spong, M.W.. (2001). Neural Network Based State Prediction for Strategy Planning of an Air Hockey Robot. Journal of Robotic Systems. 18. 10.1002/rob.1015.