

Vergelijkende studie tussen klassieke en opkomende AI modellen

Onderzoeksvoorstel Bachelorproef 2019-2020

Emiel Declercq¹

Samenvatting

Artificiële intelligentie heeft zich de laatste jaren ontwikkeld als een van de belangrijkste domeinen in de hedendaagse technologie. Maar om ervoor te zorgen dat de mogelijkheden van artificiële intelligentie optimaal benut worden moet er ook rekening gehouden worden met de opkomst van nieuwere modellen die voor bepaalde toepassingen misschien veel beter zouden kunnen zijn dan de klassieke modellen. In deze paper zal onderzocht worden op welke criteria opkomende AI modellen zoals Support Vector Machines en Gradient Boosting Machines beter presteren dan de klassieke modellen waaronder Logistic Regression, Random Forest, Naive Bayes, neurale netwerken. De criteria waarop deze modellen geëvalueerd zullen worden zijn: nauwkeurigheid, performantie, gebruiksgemak en parametrizeerbaarheid. Er kan verwacht worden dat de nieuwere modellen beter zullen presteren aangezien deze hun aanzien voornamelijk verworven hebben door deel te nemen aan competities en indien ze niet beter zouden zijn zou men gewoon de klassieke modellen gebruiken. Deze paper zal inkijk bieden op welke modellen best toe te passen zijn op een bepaalde situatie, wat tot een beter resultaat zou leiden bij het toepassen van artificial intelligence.

Sleutelwoorden

Machineleertechnieken en kunstmatige intelligentie — Machine learning — AI

Co-promotor

Nog onbepaald² (nog onbepaald)

Contact: ¹ emiel.declercq@student.hogent.be; ² nog onbepaald;

Inhoudsopgave

| | | |
|---|----------------------|---|
| 1 | Introductie | 1 |
| 2 | Stand van zaken | 1 |
| 3 | Methodologie | 2 |
| 4 | Verwachte resultaten | 2 |
| 5 | Verwachte conclusies | 2 |

1. Introductie

Artificiële intelligentie wordt steeds meer en meer toegepast, dus het is uiteraard belangrijk dat deze technologie gebruikmaakt van het best passende model voor de opgegeven situatie. Dit onderzoek zal de verschillende modellen vergelijken, waardoor het dus makkelijker wordt om het juiste model te kiezen. Hierbij wordt ook gekeken naar nieuwe, opkomende modellen want in dit domein is verandering een zeer aanwezig gegeven of dit in ook tot verbetering leidt zal deze studie onderzocht worden.

2. Stand van zaken

Support-Vector network is een nieuw model voor tweegroeps classificatieproblemen. De machine werkt als volgt, inputvectoren worden non-lineair gemapt naar een ruimte waarbij er heel veel dimensies zijn. In deze ruimte wordt een

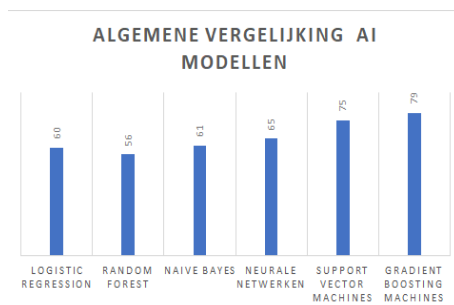
lineair beslissingsoppervlak geconstrueerd. Het idee achter support-vector network werd voordien geïmplementeerd louter wanneer de trainingsdata kon gescheiden worden zonder enige fouten. Bij dit model wordt dit uitgebreid naar trainingsdata die niet gescheiden kan worden. De hoge generaliseerbaarheid van supportvectoren die gebruik maken van polynomiale inputtransformaties worden gedemonstreerd. (Cortes95support-vector networks) Gradient boosting construeert additieve regressiemodellen door een simpele geparameterizeerde functie op een sequentiële manier aan de pseudo-residuen te fitten aan de hand van de minste-vierkanten bij elke iteratie. De pseudo-residuen zijn de gradient van de verliesfunctie die geminimaliseerd moet worden. Dit met aandacht voor de modelwaarden in elk trainingsdatapunt, geëvalueerd bij de huidige stap. Zowel de betrouwbaarheid en uitvoeringssnelheid zullen verbeterd worden door het introduceren van willekeurigheid. Deze willekeurigheid wordt geïmplementeerd door bij iedere iteratie lukraak een deelsample van de trainingsdata te halen, zonder dit sample te vervangen. Dit deelsample wordt gebruikt om de base-learner te fitten en het model te updaten voor de huidige iteratie. Dit verhoogt de robuustheid van het model. (Friedmann99)

3. Methodologie

Om hier een algemene score op te plakken worden alle modellen toegepast op eenzelfde uitgebreide dataset en zullen de resultaten van de 4 criteria samengenomen worden tot een algemeen resultaat. De performantie zal beoordeeld worden aan de hand van de uitvoeringstijd. De nauwkeurigheid zal getest worden aan de hand van het de betrouwbaarheidsscore van het resultaat. Het gebruiksgemak zal bepaald worden door mijn persoonlijke ervaring en eventueel een enquête indien deze voldoende ingevuld wordt. Parameteriseerbaarheid zal gequoteerd worden door een rating te plakken op hoeveel input de gebruiker heeft bij het ontwikkelen van dit model.

4. Verwachte resultaten

Er kan verwacht worden dat de nieuwere modellen over het algemeen beter scoren dan de klassieke. Een resultaat van een algemene vergelijking waarbij er evenveel waarde gehecht wordt aan performantie, parameteriseerbaarheid, gebruiksgemak en nauwkeurigheid er zou kunnen uitzien als in figuur 1.



Figuur 1. The expected result.

5. Verwachte conclusies

Er zou verondersteld kunnen worden dat de nieuwere modellen beter presteren dan de klassieke. Dit zou een logische verklaring bieden opdat de nieuwere modellen beter presteren in allerlei competities.