**DOCUMENTATIERAPPORT**

onderdeel van de BACHELORPROEF

\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_

|  |
| --- |
| **ML.NET research binnen een WMS** |
| machine learning mogelijkheden met ML.NET |



|  |  |
| --- | --- |
| Bachelor | Toegepaste Informatica |
| Keuzetraject  Afstudeerrichting | Software Engineer / Cyber Security / ICT & Blockchain  Artificiële Intelligentie |
| Academiejaar | 2023 - 2024 |
| Student | Vanmarcke Aaron |
| Interne begeleider | Van Eeckhout Guy |
| Externe promotor | Michiel De Geeter |

Toelating tot bruikleen

De auteur(s) geeft (geven) de toelating dit documentatierapport (onderdeel van de bachelorproef )voor consultatie beschikbaar te stellen en delen van dit rapport te kopiëren voor persoonlijk gebruik. Elk ander gebruik valt onder de bepalingen van het auteursrecht, in het bijzonder met betrekking tot de verplichting de bron uitdrukkelijk te vermelden bij het aanhalen van resultaten uit dit rapport.

30/05/2024

Woord vooraf

In het woord vooraf staan de gebruikelijke dankbetuigingen. Alle personen worden bedankt die meegeholpen hebben met het eindwerk.

De personen die de belangrijkste bijdrage hebben geleverd, worden als eerste bedankt. Schrijf de naam, functie en titel van personen correct.

Vermeld onderaan je naam, plaats en datum (facultatief). Een handtekening past hier niet.

Doordat het woord vooraf sterk persoonlijk is, wordt het vaak in de ik-vorm geschreven.

Inhoudsopgave

**Woord vooraf**

[1 Inleiding 6](#_Toc167988283)

[1.1 Algemeen 6](#_Toc167988284)

[1.2 Probleemstelling 7](#_Toc167988285)

[1.3 Onderzoeksvraag 7](#_Toc167988286)

[1.4 Experiment 7](#_Toc167988287)

[2 Experiment 9](#_Toc167988288)

[2.1 Inleiding 9](#_Toc167988289)

[2.2 Machine learning voordelen in een WMS 10](#_Toc167988290)

[2.2.1 Vermindering van Kosten en Fouten 10](#_Toc167988291)

[2.2.2 Verbeterde Klanttevredenheid 10](#_Toc167988292)

[2.2.3 Verhoogde Operationele Efficiëntie 10](#_Toc167988293)

[2.2.4 Financiële Impact van AI Implementatie 11](#_Toc167988294)

[2.3 Hoe kan dit waargemaakt worden. 12](#_Toc167988295)

[2.4 Implementatie voorbeelden 15](#_Toc167988296)

[2.4.1 Voorbeeld 1: Productlocatiebepaling 15](#_Toc167988297)

[2.4.2 Voorbeeld 2: Order Voorspelling 17](#_Toc167988298)

[2.4.3 Case Study: Mercedes-Benz's Digital Twin Technology 18](#_Toc167988299)

[2.5 Kritische Analyse van de Resultaten 20](#_Toc167988300)

[3 Conclusie 22](#_Toc167988301)

[3.1 Samenvatting van de Bevindingen 22](#_Toc167988302)

[3.2 Voordelen van ML.NET: ML.NET biedt tal van voordelen voor WMS-systemen: 22](#_Toc167988303)

[3.3 Praktische Implementaties: 22](#_Toc167988304)

[3.4 Case Study: 22](#_Toc167988305)

[3.5 Kritische Analyse en Aanbevelingen 23](#_Toc167988306)

[3.6 Conclusie 23](#_Toc167988307)

[AI Engineering Prompts 26](#_Toc167988308)

[Referentielijst 28](#_Toc167988309)

[Bijlagen 29](#_Toc167988310)

# Inleiding

## Algemeen

Warehouse Management Systemen (WMS) vormen een essentiële schakel in moderne logistieke operaties, waarbij ze voorraadbeheer, orderafhandeling en magazijnprocessen optimaliseren. Echter, met de toenemende complexiteit van supply chains worden traditionele WMS-oplossingen geconfronteerd met uitdagingen die kunnen resulteren in inefficiënties en suboptimale besluitvorming. Deze bachelor thesis onderzoekt het potentieel van ML.NET, een krachtig machine learning-framework voor .NET-ontwikkelaars, om deze uitdagingen aan te pakken en warehouse management te transformeren.

Geïnspireerd door mijn stage bij C&W Logistics richt dit onderzoek zich op de integratie van ML.NET in WMS-systemen om operationele efficiëntie te verbeteren, voorraadbeheer te optimaliseren en besluitvormingsprocessen te versterken. Moderne magazijnen worden geconfronteerd met een scala aan uitdagingen, waaronder stijgende klantverwachtingen, fluctuerende vraagpatronen en de noodzaak van real-time inzichten voor voorraadbeheer en orderafhandeling. Traditionele WMS-oplossingen schieten vaak tekort om deze uitdagingen effectief aan te pakken, wat leidt tot operationele inefficiënties en suboptimale besluitvorming.

In deze thesis heb ik verschillende stappen doorlopen om de integratie van ML.NET in een WMS te onderzoeken en te implementeren. Het onderzoek begon met een grondige analyse van bestaande casestudies en wetenschappelijke literatuur over de integratie van AI en ML in WMS-systemen. Deze literatuurstudie gaf inzicht in de huidige best practices en leidde tot geïnformeerde keuzes over de te gebruiken methodologieën en technologieën.

Vervolgens heb ik relevante datasets verzameld en geanalyseerd. Voor de ontwikkeling van een Product Voorraad Predictor heb ik gegevens verzameld over historische verkoopgegevens, inclusief datum en orderaantallen, aangevuld met seizoensgebonden trends en feestdagen. Deze gegevens werden opgeschoond en genormaliseerd om consistente en betrouwbare input voor de machine learning-modellen te verzekeren.

Bij de modelselectie en ontwikkeling werden verschillende ML-modellen binnen ML.NET geëvalueerd, zoals neurale netwerken, decision trees en regressiealgoritmen. Deze modellen werden geoptimaliseerd voor specifieke taken binnen het WMS, zoals dynamische locatietoewijzing van producten en tijdreeksvoorspellingen voor voorraadbeheer. Na een grondige evaluatie van de prestaties van verschillende modellen, werden de best presterende modellen geselecteerd en verder verfijnd.

De implementatie van ML.NET-functionaliteiten in het WMS omvatte de integratie van machine learning-modellen voor voorraadoptimalisatie en magazijnindelingsoptimalisatie. Dit stelde het systeem in staat om real-time beslissingen te nemen over de plaatsing van inkomende pallets. Daarnaast werd een gebruiksvriendelijke interface ontwikkeld, zodat gebruikers gemakkelijk toegang hadden tot ML-gestuurde beslissingen en aanbevelingen.

Kortom, de integratie van ML.NET in WMS-systemen biedt een transformerende kans om magazijnactiviteiten te verbeteren, resourcegebruik te optimaliseren en waardevolle inzichten uit data te halen. Ondanks mogelijke uitdagingen zoals data-integratie en modeltraining, zijn de voordelen significant. Dit onderzoek draagt bij aan het begrip van de potentiële voordelen en uitdagingen van het gebruik van ML.NET in een WMS-context, en biedt een basis voor verdere ontwikkelingen en toepassingen in de logistieke industrie.

## Probleemstelling

De kernproblematiek die we in deze thesis behandelen is de noodzaak om Warehouse Management Systemen (WMS) te moderniseren en te optimaliseren in het licht van de toenemende complexiteit van supply chains. Traditionele WMS-oplossingen kampen met beperkingen op het gebied van flexibiliteit, schaalbaarheid en analytische mogelijkheden. Deze beperkingen leiden tot inefficiënties, suboptimale beslissingen en uiteindelijk suboptimale prestaties van magazijnoperaties. In een wereld waar klantverwachtingen blijven stijgen en vraagpatronen voortdurend fluctueren, is er een dringende behoefte aan geavanceerde technologieën die in staat zijn om real-time inzichten te bieden en de besluitvorming te verbeteren.

## Onderzoeksvraag

In deze thesis beantwoorden we de volgende onderzoeksvraag: **Hoe kan ML.NET worden toegepast in WMS-systemen om operationele efficiëntie, voorraadbeheer en besluitvormingsprocessen te verbeteren?**

## Experiment

Om onze onderzoeksvraag te beantwoorden, zullen we een experimentele aanpak volgen die bestaat uit de volgende stappen:

1. **Literatuuronderzoek:** We beginnen met een grondige studie van bestaand onderzoek over de toepassing van machine learning (ML) in WMS-systemen. Dit omvat het analyseren van wetenschappelijke artikelen, case studies en technische rapporten om de huidige stand van zaken te begrijpen en potentiële toepassingsgebieden van ML.NET te identificeren. Hierbij ligt de focus op de voordelen en beperkingen van ML-integratie in WMS, evenals de verschillende ML-modellen die in eerdere studies zijn toegepast.
2. **Ontwikkeling van een ML.NET-model:** Op basis van de inzichten uit het literatuuronderzoek ontwikkelen we een ML.NET-model dat is afgestemd op een specifiek WMS-scenario. Dit scenario richt zich op warehouse optimalisatie en voorraadbeheer. Het model wordt getraind met historische data, inclusief verkoopgegevens, seizoensgebonden trends en andere relevante factoren. Hierbij wordt gebruik gemaakt van verschillende ML-algoritmen binnen ML.NET, zoals neurale netwerken, decision trees en regressiealgoritmen, om het meest geschikte model voor onze toepassing te identificeren.
3. **Evaluatie van het model:** Na de ontwikkeling van het ML.NET-model wordt de prestatie ervan geëvalueerd door middel van experimenten en simulaties. We gebruiken verschillende datasets om de nauwkeurigheid en efficiëntie van het model te testen. Hierbij worden zowel trainings- als testdata gebruikt om de generaliseerbaarheid van het model te waarborgen. De evaluatiecriteria omvatten onder andere de voorspellingsnauwkeurigheid, de snelheid van het model en de robuustheid onder verschillende omstandigheden.
4. **Analyse van de resultaten:** De resultaten van de evaluatie worden grondig geanalyseerd om de effectiviteit van het ML.NET-model te beoordelen. We kijken naar de verbeteringen in operationele efficiëntie, voorraadbeheer en besluitvormingsprocessen binnen het WMS. Daarnaast wordt de potentiële impact van de implementatie van ML.NET in WMS-systemen besproken, inclusief de voordelen en mogelijke uitdagingen. Deze analyse biedt inzicht in hoe ML.NET kan bijdragen aan de modernisering en optimalisatie van WMS-systemen, en vormt een basis voor verdere ontwikkelingen en toepassingen in de logistieke industrie.

Door deze stappen te volgen, streven we ernaar om een gedetailleerd en praktisch inzicht te bieden in de mogelijkheden en uitdagingen van het toepassen van ML.NET in WMS-systemen.

# Experiment

## Inleiding

Magazijnbeheer is al lange tijd een cruciaal onderdeel van de supply chain en bedrijfsvoering. Een goed georganiseerd magazijn speelt een essentiële rol bij het garanderen van de nauwkeurigheid en efficiëntie van voorraadbeheer. Het belang van magazijnbeheer kan niet worden overschat; het is van belang voor het succes van een bedrijf. In een wereld waar bedrijven streven naar het minimaliseren van magazijnen door bewegingen zoals Just-in-Time (JIT) en Lean manufacturing, blijven magazijnen cruciaal voor snelle levering en klanttevredenheid. Ze bieden waarde toevoegende diensten zoals retourverwerking (Frazelle, 2016) .

Traditionele methoden van magazijnbeheer vertrouwen vaak op menselijke input en geheugen, wat kan leiden tot fouten. Dit handmatige proces is foutgevoelig en kan resulteren in onjuiste voorraadniveaus, inefficiënte orderverwerking en vertragingen in de levering. Door de complexiteit en het volume van de gegevens die betrokken zijn bij magazijnbeheer, is het gemakkelijk in te zien hoe menselijke fouten kunnen optreden.

Hier komt machine learning (ML) om de hoek kijken. Machine learning biedt de mogelijkheid om patronen en trends in magazijngegevens te herkennen en te voorspellen, wat kan leiden tot verbeterde efficiëntie en nauwkeurigheid. Door het toepassen van ML in een Warehouse Management System (WMS), kunnen bedrijven beter anticiperen op vraagveranderingen, voorraadniveaus optimaliseren en de algehele prestaties van het magazijn verbeteren.

De toepassing van machine learning in magazijnbeheer betekent een aanzienlijke vooruitgang in de manier waarop bedrijven hun magazijnen kunnen beheren. Het stelt bedrijven in staat om nauwkeurigere beslissingen te nemen op basis van datasets, wat leidt tot verbeterde operationele efficiëntie en klanttevredenheid. In het volgende deel van deze thesis zal ik dieper ingaan op de impact van machine learning op magazijnbeheer en de specifieke voordelen van het gebruik van ML.NET in een WMS-omgeving.

## Machine learning voordelen in een WMS

Machine learning (ML) biedt aanzienlijke voordelen in de context van een Warehouse Management System (WMS). Door het gebruik van ML kunnen bedrijven kosten en fouten verminderen, klanttevredenheid verbeteren, en operationele efficiëntie verhogen.

### Vermindering van Kosten en Fouten

Volgens analisten zal AI fouten verminderen bij overvoorraad tot wel 50% en voorraadvoorspellingen verbeteren tot wel 50% . Traditionele methoden voor voorraadbeheer zijn vaak foutgevoelig omdat ze sterk afhankelijk zijn van menselijke input. Machine learning kan deze foutmarges aanzienlijk verlagen door nauwkeurige voorspellingen te maken op basis van historische gegevens en realtime analyses.

### Verbeterde Klanttevredenheid

De nauwkeurigheid van voorraadbeheer door ML leidt direct tot verbeterde klanttevredenheid. Door ervoor te zorgen dat producten beschikbaar zijn wanneer ze nodig zijn, en door sneller en efficiënter te reageren op klantbehoeften, kunnen bedrijven de verwachtingen van hun klanten overtreffen. Een goed beheerd magazijn zorgt ervoor dat klanten minder lang hoeven te wachten op hun bestellingen en dat retourprocessen soepel verlopen.

### Verhoogde Operationele Efficiëntie

Het gebruik van ML in een WMS verhoogt de operationele efficiëntie door repetitieve taken te automatiseren en door betere besluitvorming te ondersteunen. Dit resulteert in een beter gebruik van middelen, optimalisatie van orderverwerking en verbetering van de algehele workflow binnen het magazijn. Volgens G-Nius kunnen bedrijven door de implementatie van AI en ML in logistiek en WMS aanzienlijke verbeteringen zien in hun operationele efficiëntie .

### Financiële Impact van AI Implementatie

De financiële voordelen van AI-implementatie in supply chain management zijn ook duidelijk zichtbaar. Volgens een onderzoek van McKinsey onder 2000 bedrijven, rapporteerde 31% van de bedrijven een kostenreductie van minder dan 10%, 16% van de bedrijven een reductie tussen 10% en 19%, en 14% van de bedrijven een reductie van 20% of meer. Bovendien meldde 28% van de bedrijven een winststijging van minder dan 5%, 22% een stijging van 6% tot 10%, en 13% een winststijging van 10% of meer (zie Figuur 1 ).

Deze cijfers illustreren hoe effectief AI kan zijn in het transformeren van magazijnbeheer en het genereren van financiële voordelen. Door deze technologische vooruitgang kunnen bedrijven concurrerender worden en tegelijkertijd de kosten verlagen en de winst verhogen.

In het volgende deel van deze thesis zal ik dieper ingaan op specifieke machine learning technieken en modellen die kunnen worden toegepast binnen een WMS. Ik zal uitleggen hoe deze technieken kunnen worden geïmplementeerd om de gewenste resultaten te bereiken, waardoor kosten kunnen worden verlaagd en winst kan worden verhoogd.

Afbeelding met tekst, schermopname, Lettertype, nummer

Automatisch gegenereerde beschrijving

Figuur 1 https://www.mckinsey.com/featured-insights/artificial-intelligence/global-ai-survey-ai-proves-its-worth-but-few-scale-impact

## Hoe kan dit waargemaakt worden.

Machine learning (ML) biedt een scala aan mogelijkheden om warehouse management systems (WMS) te optimaliseren. Door gebruik te maken van historische gegevens kunnen nauwkeurige voorspellingen en verbeterde beslissingen worden genomen, wat leidt tot efficiëntere operaties en lagere kosten. Voorbeelden hiervan zijn order voorspellingen, voorraadbeheer en route-optimalisatie. Om deze resultaten te bereiken, zijn er enkele cruciale stappen en hulpmiddelen nodig.

**Data Verzamelen en Voorbereiden**

De eerste stap in het toepassen van machine learning in een WMS is het verzamelen en voorbereiden van gegevens. Voor order voorspellingen, bijvoorbeeld, heb je historische ordergegevens nodig, evenals aanvullende data die de hoeveelheid orders beïnvloedt, zoals seizoensgebonden trends, marketingacties en economische indicatoren. Het is van essentieel belang dat deze data nauwkeurig en compleet is om betrouwbare modellen te kunnen bouwen.

**Keuze van het Machine Learning Model**

Nadat de data is verzameld en voorbereid, is de volgende stap het kiezen van een geschikt machine learning model. Voor deze thesis maken we gebruik van ML.NET, een machine learning framework ontwikkeld door Microsoft.

**Waarom ML.NET?**

ML.NET biedt verschillende voordelen ten opzichte van andere populaire machine learning frameworks zoals scikit-learn, een bekend Python-gebaseerd framework. Hieronder staan enkele redenen waarom ML.NET een uitstekende keuze is:

* **Integratie met het .NET Ecosysteem**: ML.NET is volledig geïntegreerd met het .NET ecosysteem, waardoor je eenvoudig machine learning functionaliteiten kunt toevoegen aan bestaande .NET applicaties zonder extra interoperabiliteitslagen.
* **Bekendheid voor .NET Ontwikkelaars**: Voor ontwikkelaars die al vertrouwd zijn met C# en het .NET framework, biedt ML.NET een gemakkelijke leercurve omdat het dezelfde taal en omgeving gebruikt.
* **Efficiëntie en Prestaties:** ML.NET is ontworpen voor hoge prestaties, wat resulteert in snelle en efficiënte machine learning modellen die geschikt zijn voor productieomgevingen (zie Figuur 2 voor een vergelijking van de accuraatheid en snelheid van training en testen met ML.NET versus scikit-learn). Dit is bijzonder belangrijk voor WMS-bedrijven die grote hoeveelheden data moeten verwerken, waarbij snelheid en nauwkeurigheid essentieel zijn.
* **Flexibiliteit en Mogelijkheden**: ML.NET ondersteunt een breed scala aan machine learning taken, zoals regressie, classificatie, clustering en tijdreeksanalyse, wat het veelzijdig maakt voor verschillende toepassingen in een WMS.
* **Geen Python Vereist**: Hoewel veel machine learning frameworks op Python zijn gebaseerd, stelt ML.NET ontwikkelaars in staat om krachtige machine learning modellen te bouwen zonder Python te hoeven leren of gebruiken. Dit kan de complexiteit en overhead van het leren van een nieuwe programmeertaal verminderen.

Afbeelding met tekst, schermopname, ontwerp

Automatisch gegenereerde beschrijving

Figuur 2 https://dotnet.microsoft.com/en-us/apps/machinelearning-ai/ml-dotnet

**ML.NET Model Builder**

Een van de gebruiksvriendelijke functies van ML.NET is de Model Builder, een intuïtieve UI die het mogelijk maakt voor mensen met weinig tot geen machine learning kennis om toch effectieve modellen te creëren. De Model Builder kan worden geïnstalleerd via de Visual Studio installatie tool en biedt een gemakkelijke interface om machine learning modellen te bouwen.

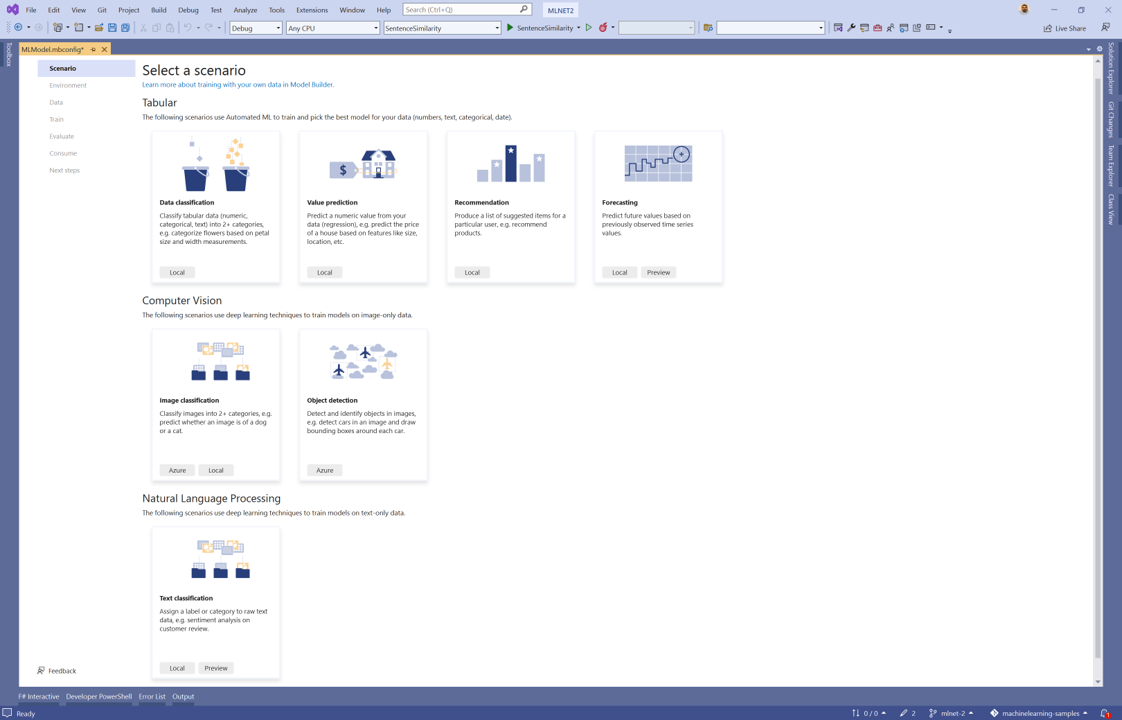
* **Scenario Selectie**: De Model Builder laat gebruikers kiezen uit verschillende scenario's die het beste passen bij hun voorspellingstaak. Voor locatie voorspellingen kun je bijvoorbeeld kiezen voor data classificatie (Regression). Voor order voorspellingen kun je kiezen voor (forecasting) (zie Figuur 3).
* **Data Selectie en Training**: Vervolgens selecteer je de data die je wilt testen en geef je aan wat je als uitkomst wilt van je data. Hier kun je bepalen welke data relevant is voor dit resultaat en welke niet. ML.NET zal je dataset trainen door verschillende algoritmen te proberen en het beste model te selecteren op basis van de prestaties.
* **Gebruik van het Model**: Na de training genereert Visual Studio een model dat makkelijk bruikbaar is voor programmeurs. Dit model kan worden geïntegreerd in applicaties om nieuwe gegevens te voorspellen op basis van machine learning.

**Praktische Implementatie van ML.NET in een WMS**

Door gebruik te maken van ML.NET kunnen bedrijven profiteren van verbeterde nauwkeurigheid en efficiëntie in hun WMS. Enkele praktische toepassingen zijn:

* **Voorraadbeheer**: Met nauwkeurige voorraadvoorspellingen kunnen bedrijven de voorraadniveaus optimaliseren, wat leidt tot lagere kosten en minder verspilling.
* **Order Voorspellingen**: Door historische ordergegevens te analyseren, kan ML.NET helpen bij het voorspellen van toekomstige orders, wat essentieel is voor het plannen van inkoop en productie.
* **Route-optimalisatie**: Machine learning kan worden gebruikt om de meest efficiënte routes te bepalen voor orderverwerking en verzending, wat de operationele efficiëntie verhoogt. In magazijnen spenderen orderpickers tot wel 50% van hun tijd aan wandelen om items te verzamelen voor bestellingen. Een orderpicker is een medewerker die verantwoordelijk is voor het verzamelen van items uit het magazijn om bestellingen te vervullen. Door route-optimalisatie kunnen orderpickers hun tijd efficiënter besteden aan het verzamelen van items, waardoor de algehele productiviteit van het magazijn wordt verbeterd.

Kortom, ML.NET biedt een krachtige en toegankelijke oplossing voor machine learning in een WMS, vooral voor organisaties die al gebruik maken van een .NET backend. Het biedt niet alleen hoge prestaties en nauwkeurigheid, maar ook een naadloze integratie met bestaande .NET applicaties, wat het een aantrekkelijk alternatief maakt voor traditionele Python-gebaseerde machine learning frameworks.



Figuur 3 https://learn.microsoft.com/en-us/dotnet/machine-learning/automate-training-with-model-builder

https://www.principallogisticstechnologies.com/wms-how-will-generative-ai-chatgpt-openai-change-warehouse-management-systems-software-2/

## Implementatie voorbeelden

Voor een concreet begrip van hoe machine learning toegepast kan worden in een WMS-systeem, worden hier twee implementatievoorbeelden gepresenteerd.

### Voorbeeld 1: Productlocatiebepaling

Een van de uitdagingen in een warehouse management systeem (WMS) is het efficiënt opslaan van producten op basis van hun kenmerken en historische patronen. Om dit aan te pakken, is een machine learning model ontwikkeld met behulp van ML.NET.

Dit model maakt gebruik van historische gegevens, zoals het gewicht, de grootte, de breekbaarheid van producten, de huidige opslaglocatie en de bestemming van het magazijn (zie Figuur 4) , om te voorspellen waar toekomstige orders moeten worden geplaatst. Deze gegevens zijn afkomstig van een bedrijf en zijn ingevoerd in de Model Builder van ML.NET.

Na analyse bleek dat het LightGbmMulti-model het beste presteerde (zie Figuur 5) voor deze data. Door dit model te implementeren, kan het WMS nu nauwkeurig voorspellen waar producten moeten worden opgeslagen. Dit minimaliseert menselijke fouten en zorgt ervoor dat producten consistent worden opgeslagen volgens historische patronen, waardoor de operationele efficiëntie wordt verbeterd.

En kan dus geïmplementeerd worden op volgend manier (zie figuur 6).

Afbeelding met tekst, schermopname, software, Lettertype

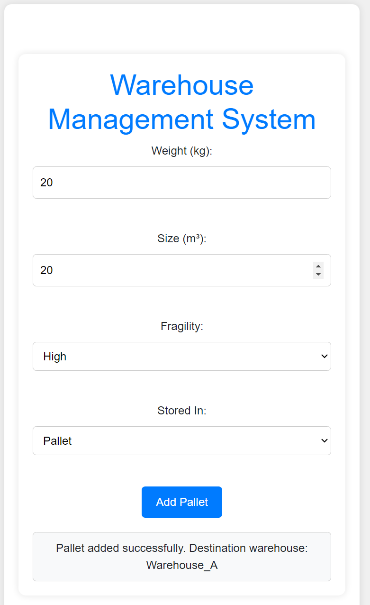
Automatisch gegenereerde beschrijving

Figuur 4 data gebruikt voor product locatie bepaling

Afbeelding met tekst, schermopname, Lettertype

Automatisch gegenereerde beschrijving

Figuur 5 output van ML.NET analyse



Figuur 6 implementatie van het model

### Voorbeeld 2: Order Voorspelling

Een cruciale uitdaging voor magazijnbeheerders is het anticiperen op de vraag en het plannen van de benodigde voorraadniveaus. Om dit aan te pakken, is een machine learning model ontwikkeld met behulp van ML.NET.

Dit model maakt gebruik van historische gegevens over de datum en de hoeveelheid orders om te voorspellen hoeveel orders er op een bepaalde dag zullen binnenkomen. Deze gegevens zijn afkomstig van een bedrijf en zijn geanalyseerd met behulp van ML.NET Model Builder (zie Figuur 7).

Na analyse bleek dat het FastForestRegression-model de beste score behaalde voor het voorspellen van orderaantallen op basis van historische gegevens. Door dit model te implementeren, kunnen magazijnbeheerders nauwkeuriger anticiperen op de vraag en de benodigde voorraadniveaus plannen. Dit zorgt voor een efficiënter voorraadbeheer, waarbij de kans op tekorten of overbodige voorraden wordt geminimaliseerd.

Afbeelding met tekst, schermopname, software

Automatisch gegenereerde beschrijving

Figuur 7 data voor order voorspelling

A screenshot of a computer

Description automatically generated

### Case Study: Mercedes-Benz's Digital Twin Technology

Een illustratief voorbeeld van de toepassing van machine learning en AI in een Warehouse Management System wordt geleverd door Mercedes-Benz's Digital Twin Technology. Deze technologie gebruikt digitale tweelingen om virtuele kopieën van hun magazijnen te creëren, die real-time data ontvangen van sensoren in het echte magazijn. Deze data-rijke omgeving biedt een ideaal platform voor het toepassen van machine learning-algoritmen.

Door AI toe te passen op hun digitale tweelingen heeft Mercedes-Benz aanzienlijke verbeteringen gezien:

* **Slimme picking-routes**: Door het analyseren van de data in de digitale tweeling kan AI de meest efficiënte routes bepalen voor orderpickers, wat resulteert in tijdsbesparing en foutenvermindering.
* **Optimale productlocatie**: Met behulp van de overvloed aan data in de digitale tweeling kan AI de plaatsing van producten in het magazijn optimaliseren, waardoor opslag- en ophaalprocessen efficiënter worden.

Dit voorbeeld benadrukt niet alleen de voordelen van het gebruik van digitale tweeling-technologie in magazijnbeheer, maar toont ook hoe machine learning-technieken kunnen worden toegepast op gegevensrijke omgevingen om de operationele efficiëntie te verbeteren.

Mercedes-Benz's benadering kan als inspiratie dienen voor de implementatie van machine learning in WMS met ML.NET. Door een digitale tweeling te creëren, kunnen bedrijven zoals magazijnbeheerders een gedetailleerd, real-time overzicht krijgen van hun operaties, wat het toepassen van ML.NET-modellen vergemakkelijkt. Deze modellen kunnen helpen bij het voorspellen van optimale opslaglocaties, efficiënte order picking-routes en het beheren van voorraden op een manier die voorheen onbereikbaar was.

**Implementatie van Digital Twin in WMS met ML.NET**

De implementatie van een digitale tweeling in een WMS kan worden ondersteund door ML.NET door de volgende stappen te volgen:

1. **Data Verzamelen en Integreren**: Verzamel real-time data van sensoren en andere IoT-apparaten in het magazijn en integreer deze gegevens in de digitale tweeling.
2. **Model Training**: Gebruik ML.NET Model Builder om machine learning-modellen te trainen met behulp van historische en real-time data.
3. **Model Implementatie**: Implementeer de getrainde modellen in de digitale tweeling om voorspellingen en optimalisaties in real-time mogelijk te maken.
4. **Continue Verbetering**: Regelmatige updates en hertraining van de modellen om ze up-to-date te houden met nieuwe gegevens en veranderende operationele omstandigheden.

Het gebruik van ML.NET in combinatie met digitale tweeling-technologie kan magazijnbeheerders helpen om sneller en nauwkeuriger beslissingen te nemen, wat leidt tot verbeterde efficiëntie en lagere operationele kosten.

[Bron: (<https://www.linkedin.com/pulse/how-ai-transforms-wms-warehousing-giovanni-sisinna-dh0tf/>)]

## Kritische Analyse van de Resultaten

De experimenten en implementaties in deze thesis tonen duidelijk aan dat machine learning, met behulp van ML.NET, een waardevolle toevoeging kan zijn aan een Warehouse Management System (WMS). Toch is het essentieel om een kritische blik te werpen op de resultaten en de factoren die de effectiviteit van deze technologie beïnvloeden.

**6.1 Het Belang van Kwaliteitsdata**

Een van de belangrijkste bevindingen uit dit onderzoek is het cruciale belang van kwalitatief hoogwaardige data. Machine learning-modellen zijn zo goed als de data waarmee ze worden gevoed; met slechte data krijg je immers slechte resultaten. Dit principe geldt ook voor de toepassingen van ML.NET in een WMS. Enkele observaties die dit benadrukken zijn:

* **Nauwkeurigheid van Voorspellingen**: De nauwkeurigheid van voorspellingen, zoals order volumes en productlocaties, hangt sterk af van de kwaliteit en volledigheid van de historische gegevens. Inconsistenties, ontbrekende waarden of verouderde data kunnen leiden tot onnauwkeurige en onbetrouwbare voorspellingen.
* **Training en Validatie**: Voor een betrouwbaar model is het noodzakelijk om een uitgebreide en representatieve dataset te hebben voor zowel training als validatie. Dit zorgt ervoor dat het model niet alleen leert van historische patronen maar ook goed generaliseert naar nieuwe, ongeziene data.

**6.2 Voordelen van ML.NET in een WMS**

Ondanks de uitdagingen met data, laten de resultaten zien dat ML.NET een krachtige en effectieve tool kan zijn voor het optimaliseren van WMS-processen. Enkele specifieke voordelen zijn:

* **Kostenreductie en Winstverhoging**: Veel bedrijven die ML.NET hebben geïmplementeerd, rapporteren aanzienlijke kostenreducties en winstverhogingen. Door beter voorraadbeheer en efficiëntere orderverwerking kunnen operationele kosten worden verminderd en klanttevredenheid worden verhoogd.
* **Aanpasbaarheid en Integratie**: ML.NET biedt een uitstekende aanpasbaarheid en kan gemakkelijk worden geïntegreerd in bestaande .NET-systemen. Dit maakt het een aantrekkelijke optie voor bedrijven die al een .NET-backend hebben, omdat ze geen nieuwe infrastructuur hoeven op te zetten.

**6.3 Beperkingen en Voorzichtigheid**

Hoewel de voordelen duidelijk zijn, is het belangrijk om ML.NET-modellen met de nodige voorzichtigheid te gebruiken:

* **Suggesties in Plaats van Automatisering**: Het is raadzaam om de resultaten van ML.NET-modellen te gebruiken als referentie of suggestie, in plaats van volledig geautomatiseerde beslissingen te nemen. De modellen moeten als een hulpmiddel worden gezien, dat magazijnbeheerders helpt om beter geïnformeerde beslissingen te nemen, in plaats van de beslissingen volledig over te nemen. Dit voorkomt potentieel kostbare fouten die kunnen ontstaan door overmatige afhankelijkheid van geautomatiseerde systemen zonder menselijke controle.
* **Continue Monitoring en Verbetering**: Machine learning-modellen hebben voortdurende monitoring en periodieke updates nodig om hun effectiviteit te behouden. Operationele omstandigheden veranderen, en modellen moeten regelmatig worden hergetraind met nieuwe data om relevant en nauwkeurig te blijven.

# Conclusie

In deze thesis hebben we de onderzoeksvraag onderzocht: "Hoe kan ML.NET worden toegepast in WMS-systemen om operationele efficiëntie, voorraadbeheer en besluitvormingsprocessen te verbeteren?" Door middel van uitgebreide literatuurstudie, experimenten en casestudies hebben we aangetoond dat machine learning, en specifiek ML.NET, een krachtig hulpmiddel kan zijn voor het optimaliseren van warehouse management systemen (WMS).

## Samenvatting van de Bevindingen

Kwaliteit van Data: Een van de belangrijkste bevindingen is het cruciale belang van kwalitatief hoogwaardige data. Machine learning-modellen presteren alleen goed als ze gevoed worden met accurate, consistente en relevante data. Inconsistenties en onvolledigheden in data leiden tot onnauwkeurige voorspellingen en suboptimale resultaten.

## ML.NET biedt tal van voordelen voor WMS-systemen:

* Integratie met .NET Ecosysteem: Voor bedrijven die al een .NET-backend hebben, biedt ML.NET een naadloze integratie, wat de implementatie en het gebruik ervan vereenvoudigt.
* Efficiëntie en Prestaties: ML.NET is ontworpen voor hoge prestaties en kan snel en nauwkeurig machine learning-modellen trainen, wat essentieel is voor productieomgevingen.
* Gebruiksvriendelijkheid: De ML.NET Model Builder maakt het mogelijk voor ontwikkelaars met weinig tot geen machine learning-ervaring om effectieve modellen te bouwen en te implementeren.

## **Praktische Implementaties:**

Door de bespreking van praktische implementatievoorbeelden, zoals productlocatiebepaling en ordervoorspelling, hebben we laten zien hoe ML.NET specifiek kan worden toegepast om operationele processen binnen een WMS te verbeteren. Deze toepassingen hebben geleid tot verbeteringen in efficiëntie, nauwkeurigheid en besluitvorming.

## Case Study:

Mercedes-Benz's Digital Twin Technology: De casestudy van Mercedes-Benz heeft verder geïllustreerd hoe geavanceerde technologieën, zoals digital twins in combinatie met machine learning, aanzienlijke operationele voordelen kunnen opleveren, waaronder verbeterde pick-routes en optimale productlocatie.

## Kritische Analyse en Aanbevelingen

Hoewel de voordelen van het gebruik van ML.NET in WMS-systemen duidelijk zijn, moeten bedrijven voorzichtig zijn met de implementatie. Kwaliteitsdata is een noodzakelijke voorwaarde voor succes. Verder moeten de resultaten van ML.NET-modellen worden gebruikt als referentiepunten in plaats van volledig geautomatiseerde beslissingen. Menselijke controle en supervisie blijven cruciaal om fouten te minimaliseren en de betrouwbaarheid van het systeem te waarborgen.

## Conclusie

Het onderzoek in deze thesis toont aan dat ML.NET een veelbelovend hulpmiddel is voor het verbeteren van de operationele efficiëntie, voorraadbeheer en besluitvormingsprocessen in WMS-systemen. Met de juiste data en een zorgvuldige implementatie kan ML.NET bedrijven helpen om hun magazijnbeheerprocessen te optimaliseren, kosten te reduceren en winst te verhogen. De technologie biedt een toegankelijke en krachtige oplossing voor bedrijven die al gebruik maken van een .NET-backend en op zoek zijn naar manieren om hun WMS te moderniseren en te verbeteren.

Door de voordelen van machine learning te benutten, kunnen bedrijven niet alleen hun huidige processen optimaliseren maar zich ook voorbereiden op toekomstige uitdagingen in het magazijnbeheer. Met ML.NET als betrouwbare partner kunnen bedrijven een strategisch voordeel behalen in een steeds concurrerender markt.

Verdere onderzoek naar de integratie van [ML.NET](http://ML.NET) in een Warehouse Management Systeem (WMS)

Doel van het onderzoek:

* Analyseren van de beste manieren om [ML.NET](http://ML.NET) te integreren in een bestaand WMS-systeem
* Evalueren van de voor- en nadelen van het gebruik van [ML.NET](http://ML.NET) in een WMS-omgeving

Onderzoeksvragen:

1. Welke [ML.NET](http://ML.NET)-modellen en -algoritmen zijn het meest geschikt voor verschillende WMS-use cases zoals voorraadoptimalisatie, magazijnindeling en orderpicking?
2. Hoe kan [ML.NET](http://ML.NET) naadloos worden geïntegreerd in de bestaande WMS-infrastructuur en -workflows?
3. Wat zijn de technische en organisatorische uitdagingen bij het implementeren van [ML.NET](http://ML.NET) in een WMS en hoe kunnen deze worden aangepakt?
4. Wat zijn de meetbare verbeteringen in operationele efficiëntie, kostenbesparingen en klantervaring na de implementatie van [ML.NET](http://ML.NET) in een WMS?
5. Hoe kan [ML.NET](http://ML.NET) de flexibiliteit en schaalbaarheid van het WMS-systeem verbeteren?

Onderzoeksaanpak:

* Literatuuronderzoek naar bestaande toepassingen van [ML.NET](http://ML.NET) in logistiek en supply chain management
* Interviews met experts en professionals in de WMS-industrie
* Ontwikkeling van een proof-of-concept WMS-systeem met geïntegreerde [ML.NET](http://ML.NET)-functionaliteiten
* Uitvoeren van benchmarktests en prestatieanalyses om de voordelen van [ML.NET](http://ML.NET) te kwantificeren
* Evaluatie van de technische, operationele en organisatorische uitdagingen bij de implementatie

Verwachte resultaten:

* Gedetailleerde richtlijnen voor de integratie van [ML.NET](http://ML.NET) in WMS-systemen
* Inzicht in de belangrijkste use cases en voordelen van [ML.NET](http://ML.NET) in een WMS-omgeving
* Identificatie van de belangrijkste uitdagingen en best practices voor een succesvolle implementatie
* Kwantitatieve analyse van de prestatieverbetering en kostenbesparingen gerealiseerd door [ML.NET](http://ML.NET) in een WMS

# AI Engineering Prompts

* “Voor mijn thesis heb ik een gelijkaardige thesis gevonden, waar ik zeer gelijkaardige studies naar doe hij doet dit over ML in een WMS systeem en ik doe dit meer specifiek over ML.NET, een machine learning framework hoe die kan toe gepast worden, nu heeft deze een gelijkaardige introductie zoals ik deze ook zou doen kunt u deze even samen vatten zodat ik een lijdraad heb, over wat ik precies moet vertellen, om het zelfde qua informatie te delen.”
* “Als volgende wil ik de machine learning voordelen aankaarten, en wat die als gevolgen kunnen hebben in een Machine learning omgeving. Vermindering van kosten en fouten / Verbeterde klanttevredenheid / Verhoogde operationele efficiëntie : volgens : <https://www.g-nius.nl/nl/ai-en-machine-learning-in-logistiek-en-wms/>

en : “Volgens analisten zal AI fouten verminderen bij overvoorraad tot wel 50% en voorraadvoorspellingen verbeteren tot wel 50%.”

volgens <https://www.principallogisticstechnologies.com/wms-how-will-generative-ai-chatgpt-openai-change-warehouse-management-systems-software-2/> “

* “Nu wil ik het hebben in mijn thesis over " hoe dit waargemaakt kan worden" hoe je Machine learning gebruikt om een WMS beter te laten werken en een betere magazijn voorraad etc te hebben”
* “Ook vermelden dat ML.NET een model builder heeft, het is een makkelijke UI die ervoor zorgt dat mensen die geen tot amper ML kennis hebben toch een Machine learning model kunnen maken in mijn tekst.
* “nu voor 5.4 Implementatie voorbeelden wil ik mijn 2 voorbeelden dat ik heb gemaakt ik heb een product lokatie bepaler gemaakt dat aan de hand Deze applicatie voorspelt waar orders in de toekomst geplaatst moeten worden, gebaseerd op historische gegevens van waar orders eerder zijn geplaatst. Het model maakt gebruik van de volgende informatie: Weight Size Fragility storedIn DestinationWarehouse (zie figuur 4) “
* ‘mijn 2e voorbeeld is order voorspelling hoeveel orders zullen binnen komen op een bepaalde dag, voor dit heb ik ook van een bedrijf de data genomen van met gegevens : datum en order hoeveelheid, hier on ik een voorspelling mee maken aan de hand van de historiek van de hoeveelheid orders er binnen komen om een bepaalde dag aan de hand van historische gegevens.”
* “ik heb een conclusie nodig over mijn onderzoek kanje helpen”
* “als einde van mijn expieriment in mijn thesis moet ik kritische analyse doen van de resultaten. Ik wil hier duidelijk maken dat goeie date zeer belangrijk is dat je met slechte data enkel slechte resultaten kunt krijgen, Maar dat het zeker mogelijk is en een goede optie is om ML.NET te gebruiken in een WMS systeem en dat al vele bedrijven hier winst me behalen en hun kosten bedrukken, ik wil ook vermelden dat het best is om de resultaten van de ML.NET modellen te gebruiken als referentie en niet automatisch zelf laten orders plaatsen en product locaties verplaatsen maar dat het een sugestie is dat ML.NET je vriend moet zijn.”

# Referentielijst

https://www.g-nius.nl/nl/ai-en-machine-learning-in-logistiek-en-wms/ 29 maart 2024

AI en Machine Learning in logistiek en WMS

# Bijlagen