



UHASSELT

KNOWLEDGE IN ACTION

Faculteit Bedrijfseconomische Wetenschappen

master handelsingenieur

Masterthesis

Robotic Mobile Fulfillment Systems: een literatuurstudie

Eva Smeets

Scriptie ingediend tot het behalen van de graad van master handelsingenieur, afstudeerrichting operationeel management en logistiek

PROMOTOR :

Prof. dr. Inneke VAN NIEUWENHUYSE



UHASSELT

KNOWLEDGE IN ACTION

www.uhasselt.be
Universiteit Hasselt
Campus Hasselt:
Martelarenlaan 42 | 3500 Hasselt
Campus Diepenbeek:
Agoralaan Gebouw D | 3590 Diepenbeek

2023
2024



Faculteit Bedrijfseconomische Wetenschappen

master handelsingenieur

Masterthesis

Robotic Mobile Fulfillment Systems: een literatuurstudie

Eva Smeets

Scriptie ingediend tot het behalen van de graad van master handelsingenieur, afstudeerrichting operationeel management en logistiek

PROMOTOR :

Prof. dr. Inneke VAN NIEUWENHUYSE

Samenvatting

Robotic Mobile Fulfillment Systems: een literatuurstudie

Eva Smeets
Handelsingenieur – Operationeel Management en Logistiek
Faculteit Bedrijfseconomische Wetenschappen, UHasselt
Promotor: Prof. Dr. Inneke Van Nieuwenhuyse

Voor de relevante bronvermelding uit deze samenvatting verwijs ik naar de gelijknamige secties in de masterproef en naar Tabel 1, 3 en 4. Relevante begrippen worden verklaard in het lexicon in het appendix.

1. Inleiding

De groei van e-commerce heeft veel veranderingen teweeggebracht in de logistieke sector. Orders bevatten slechts enkele orderlijnen, het productassortiment wordt groter, de levertijden korter en de verwachte service hoger. Distributiecentra willen hun orderpickingsystemen optimaliseren om kosten te reduceren. Ze opteren steeds vaker voor parts-to-picker systemen die hogere picksnelheden mogelijk maken. Maar door de grote variëteit aan automatiseringsmogelijkheden is het moeilijk voor managers om de juiste automatisatietechnologieën te selecteren. Geautomatiseerde opslagsystemen zijn kapitaalintensief en de juiste keuze maken is dus belangrijk. Deze literatuurstudie zal managers ondersteunen in het kiezen van het juiste systeem door Robotic Mobile Fulfillment Systems (RMFS) zowel op strategisch, als tactisch, als operationeel niveau te analyseren. Daarnaast worden voorstellen voor toekomstig onderzoek geformuleerd.

2. Methodologie

Een kwalitatieve, systematische review van bestaande literatuur werd uitgevoerd. Literatuur tussen 2010 en eind 2023 werd verzameld met behulp van de online databases ScienceDirect, Web of Science en Google Scholar. De belangrijkste zoektermen zijn: “distribution center”, “automated storage and retrieval system” en “robotic mobile fulfillment system”. De verzamelde literatuur werd aanvankelijk gescreend op basis van titel en abstract met behulp van specifieke inclusie- en exclusiecriteria. Bijkomende literatuur werd geïdentificeerd aan de hand van forward en backward citation chaining.

3. Robotic Mobile Fulfillment Systems

3.1. Systeemontwerp

3.1.1. Omschrijving

Een RMFS bestaat uit drie componenten, namelijk inventory pods, robots en pickstations. Producten worden op de pods gestockeerd in een voorraadgebied. Robots liften de pods op en brengen ze van en naar pickstations. Pickstations worden ook gebruikt om de voorraad opnieuw aan te vullen (replenishment).

3.1.2. Configuratie

Voor RMFS moeten op strategisch niveau de dimensies van het voorraadgebied en de locaties van de pickstations rondom het voorraadgebied worden bepaald.

Hoewel de literatuur geen eenduidige conclusie trekt over de optimale breedte- en lengteverhouding van het voorraadgebied en de locatie van de pickstations, blijkt wel dat de throughput van het RMFS beïnvloed wordt door deze beslissing. Daarnaast speelt de keuze voor uni- of bidirectionele paden een rol. Met bidirectionele paden kan men met eenzelfde indeling en aantal robots een grotere throughput bereiken, maar moet men rekening houden met blocking.

Een nadeel van traditionele RMFS is een lager oppervlaktegebruik, doordat elke pod naast een gangpad moet liggen, en dat de 3-dimensionale ruimte niet efficiënt wordt benut. Een oplossing hiervoor is een high-density of multi-level RMFS.

3.2. Systeemcontrole

3.2.1. Tactische beslissingen

Tactische beslissingen hebben betrekking op het bepalen van het aantal robots, het aantal pickstations, de batterijbeheerstrategie en de storage assignment policy.

Initieel zal het toevoegen van extra robots aan het systeem de throughput verhogen, doordat er meer robots pods kunnen transporteren. Maar te veel robots zullen leiden tot blocking en een daling van de throughput. Daarnaast, hoe lager de pile-on, hoe meer pods nodig zijn, en bijgevolg hoe meer robots nodig zijn. Ook het aantal pickstations heeft een positieve relatie met throughput, maar het marginaal voordeel van het toevoegen van extra pickstations neemt af.

Verder heeft batterijbeheer een impact op de throughput time van orders. Drie mogelijke oplaadstrategieën zijn plug-in charging, inductive charging en battery swapping. Inductive charging leidt tot de beste throughput time, gevolgd door battery swapping en plug-in charging. Maar inductive charging en battery swapping zijn ook duurder dan plug-in charging. Managers moeten een afweging maken tussen hogere efficiëntie en lagere kosten.

De storage assignment policy bepaalt aan welke opslaglocatie SKU's worden toegewezen. In een RMFS moet er zowel nagedacht worden in welke pod een SKU wordt gestockeerd (item assignment) als

waar de pod wordt gestockeerd (storage assignment). Bij RMFS speelt affiniteit een rol bij het toewijzen van een opslaglocatie. Hoe vaker SKU's samen worden besteld, hoe hoger hun correlatie en bijgevolg hun affiniteit, hoe belangrijker het is dat ze samen in een pod gestockeerd worden. Daarnaast kan het voordelig zijn om de voorraad van eenzelfde SKU te verspreiden over meerdere pods. Zo neemt de pile-on toe en is de kans groter dat er een pod beschikbaar is om een order te voltooien. Storage assignment policies die één of meerdere van deze factoren in rekening brengen, halen een hogere throughput.

3.2.2. Operationele beslissingen

Operationele beslissingen hebben betrekking op pick- & replenishment order assignment (POA/ROA), pick- & replenishment pod selection (PPS/RPS), task allocation (TA), path planning (PP), pod repositioning (PR), order sequencing, pod sequencing, en traffic control.

Eerst wordt bepaald welk order aan welk pickstation wordt toegewezen (pick/replenishment order assignment). Vervolgens wordt gekozen welke pod gebruikt wordt om het order te vervullen (pick/replenishment pod selection). Hierna wordt beslist welke robot het transport zal uitvoeren (task allocation). Daarbij moet een keuze gemaakt worden over de route (path planning). Tot slot moet bepaald worden waar de pod na het picken wordt geplaatst in het voorraadgebied (pod repositioning). Met order sequencing wordt de volgorde waarop orders aan een station worden toegewezen bepaald. Met pod sequencing wordt de volgorde waarop pods aankomen aan het pickstation bepaald. Tot slot zal traffic control ervoor zorgen dat robots niet in blocking situaties terechtkomen. Bidirectionele paden en high-density distributiecentra maken path planning ingewikkelder doordat botsingen tussen robots moeten worden voorspeld en voorkomen.

De juiste combinatie van beslissingsregels speelt een cruciale rol voor de operationele controle van RMFS. Hoe beter de gebruikte beslissingslogica, hoe minder uitrusting (zoals robots) er nodig is, en hoe lager de total cost of ownership van het RMFS.

Het huidige onderzoek optimaliseert (een deel van) deze beslissingen, hetzij sequentieel, hetzij geïntegreerd. Daarnaast kunnen beslissingen genomen worden in een statische omgeving (de picklijst ligt op voorhand vast) of dynamische omgeving (orders kunnen in real-time worden toegevoegd aan de picklijst, zoals bij e-commerce vaak nodig is). Uit de literatuur blijkt dat de geïntegreerde optimalisatie tot betere systeemprestaties leidt (bijvoorbeeld een hogere throughput of minder pod-station visits) dan de sequentiële methode. Real-time beslissingen verkorten de planningsperiode en beperken bijgevolg de mogelijkheden om orders te batchen. Modellen met geïntegreerde en dynamische beslissingen vereisen doorgaans veel rekenkracht. Verder kunnen robots een vaste taak krijgen (picking of replenishment), of dynamisch herverdeeld worden over taken. Het dynamisch toewijzen van robots kan de systeemprestaties verbeteren. Tenslotte is het bij e-commerce soms nodig om prioriteit te geven aan bepaalde orders, wat de throughput kan verlagen.

4. Conclusie

E-commerce zet druk op traditionele automated picking systems, waardoor orderpickingsystemen zoals RMFS meer aandacht krijgen. Deze paper analyseert de literatuur over RMFS van het afgelopen decennium, ingedeeld naar strategische, tactische, of operationele beslissingen.

Enkele aanbevelingen voor toekomstig onderzoek worden geformuleerd. Ten eerste bevatten studies vaak onrealistische assumpties, zoals het negeren van blocking, waardoor praktische implicaties van resultaten worden gelimiteerd. Ook blijkt uit het literatuuroverzicht (zie Tabel 1, 3 en 4) dat modellen zelden op real-life cases worden toegepast.

Daarnaast zijn andere belangrijke aspecten van RMFS onvoldoende onderzocht, zoals: multi-level RMFS, batterijbeheer, de dwell point locatie van robots en traffic control. Ook is aanvullend onderzoek nodig naar heuristieken en algoritmen voor de integratie van operationele beslissingen, om de benodigde rekenkracht te reduceren.

Bovendien nemen huidige modellen het menselijke aspect van orderpicking niet in overweging. Ergonomie voor pickers moet worden meegenomen bij het ontwerpen van pickstations en het bepalen van SKU-locaties in pods.

Ten slotte worden vaak dezelfde maatstaven voor de evaluatie van systeemprestaties (bijvoorbeeld throughput) gebruikt. Andere relevante maatstaven (zoals energieverbruik, bezettingsgraden, en de evenredige verdeling van werk over pickstations) blijven tot dusver onderbelicht.

Eva Smeets

Robotic Mobile Fulfillment Systems: een literatuurstudie

Promotor: Prof. Dr. Inneke *Van Nieuwenhuyse*

Robotic Mobile Fulfillment Systems: een literatuurstudie

Eva Smeets
Handelsingenieur
Faculteit Bedrijfseconomische Wetenschappen, UHasselt

De snelle groei van e-commerce zet distributiecentra onder toenemende druk om bestellingen met slechts enkele orderlijnen steeds sneller te verwerken. Traditionele picker-to-parts systemen kunnen deze verandering niet meer volgen, waardoor nieuwe parts-to-picker systemen, zoals Robotic Mobile Fulfillment Systems (RMFS), groeien in populariteit. Deze paper heeft als doel de recente literatuur met betrekking tot RMFS te analyseren. De bespreking van RMFS op strategisch, tactisch en operationeel niveau biedt managers cruciale inzichten om doordachte ontwerpbeslissingen te nemen. Bovendien worden aanbevelingen voor toekomstig onderzoek geformuleerd.

Kernwoorden: distributiecentrum, Robotic Mobile Fulfillment System, e-commerce, orderpicking

1. Inleiding

De afgelopen jaren heeft de groei van *e-commerce* ingrijpende veranderingen teweeg gebracht. E-commerce wordt gekenmerkt door *orders* (bestellingen) met slechts enkele orderlijnen, een groot assortiment, strenge leveringsschema's en een fluctuerende werklast (Boysen et al., 2019). Klanten verwachten bovendien steeds betere en snellere service (Teck & Dewil, 2022b). Daarnaast wordt er steeds meer belang gehecht aan duurzame en groene *supply chains* (Edouard et al., 2022).

Distributiecentra, die zorgen voor de opslag en distributie van afgewerkte producten naar klanten (da Costa Barros & Nascimento, 2021), moeten deze logistieke uitdagingen overwinnen om competitief te blijven. Ze houden goederen in stock om te kunnen reageren op de variabiliteit in de vraag en om transporttijden naar de klanten te verkorten (Ekren & Akpunar, 2021).

De belangrijkste activiteit in een distributiecentrum is *orderpicking*. Orderpicking is het proces waarbij *stock keeping units* (SKU's) uit de voorraad worden gehaald om orders te volbrengen (Finco et al., 2023). Het is de meest arbeidsintensieve activiteit in een distributiecentrum en omvat ongeveer 55% van de totale operationele kosten (de Koster et al., 2007). Er zijn twee orderpicking methodes, namelijk *picker-to-parts* en *parts-to-picker*. Bij picker-to-parts verplaatst de picker zich naar de juiste pods om de nodige SKU's te verzamelen. Distributiecentra die het traditionele picker-to-parts nog hanteren, kunnen e-commerce bestellingen niet meer volgen (Boysen et al., 2019). De methode zorgt voor lange wandel- en zoektijden, die wel kunnen oplopen tot 70% van de werktijd van een picker (Jiao et al., 2023). Daarom

kan er beter geopteerd worden voor een parts-to-picker systeem waarbij wandeltijden worden geëlimineerd en hogere picking snelheden worden behaald (Merschformann et al., 2019). Bij de parts-to-picker methode zal een geautomatiseerd systeem een *bin* (voorraadbak) uit de voorraad halen en naar een pickstation brengen. Hier zal de order picker de benodigde SKU's picken en vervolgens zal de bin terug worden gestockeerd (de Koster et al., 2007).

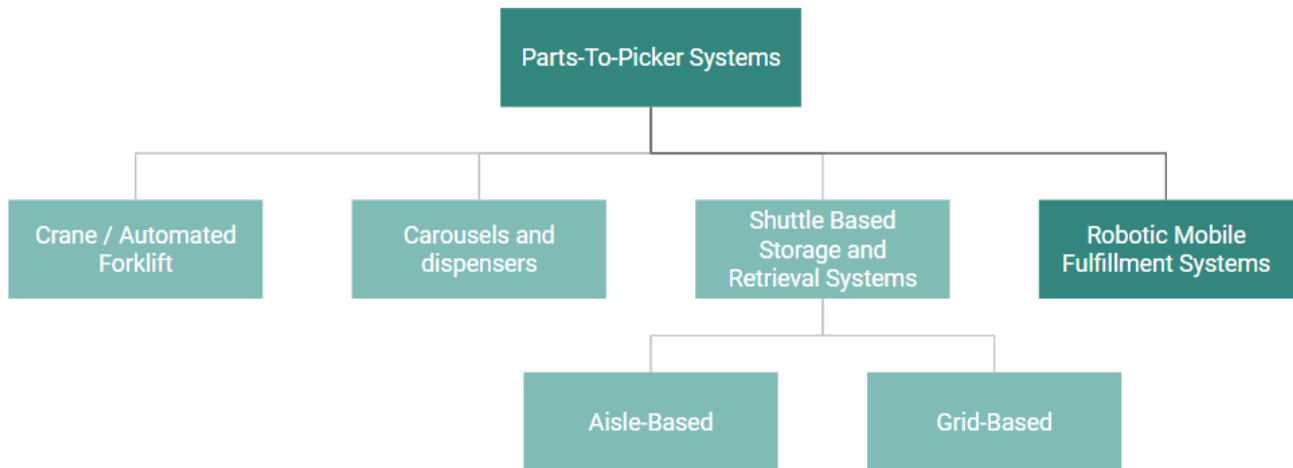
Distributiecentra opteren steeds meer voor automatisatie om een hogere *supply chain performance* te kunnen garanderen (Ekren, 2020). De grote variëteit aan automatiseringsmogelijkheden maakt het echter moeilijk voor managers om de juiste automatisatietechnologieën te selecteren (Ekren et al., 2018). Geautomatiseerde opslagsystemen zijn kapitaalintensief en de juiste keuze maken is dus belangrijk (Gharehgozli & Zaerpour, 2020). Een indeling van verschillende automated picking systems wordt gegeven door Azadeh et al. (2019) (zie Fig. 1).

Op vlak van automatisatie is er in de literatuur al veel onderzoek gedaan naar traditionele *automated storage and retrieval systems (AS/RS)* zoals *crane-based AS/RS* (de Koster et al., 2007; Roodbergen & Vis, 2009). Maar de afgelopen jaren stijgt vooral het onderzoek naar vernieuwende systemen zoals *robotic mobile fulfillment systems (RMFS)* omwille van de vele voordelen ten opzichte van traditionele AS/RS.

Een RMFS is een parts-to-picker systeem waar *mobile robots* (robots) doorheen een *storage area* (voorraadgebied) bewegen en *inventory pods* (rekken) met hierin voorraadbakken transporteren naar *workstations* (pickstations). In de pickstations picken operatoren de nodige items uit de pods (Rimele et al., 2022). Het grootste voordeel van RMFS is dat herindeling van het distributiecentrum mogelijk is (Cai et al., 2021; Kim et al., 2020; Li et al., 2021). Hierdoor kunnen fluctuaties in de vraag, zoals in een e-commerce context, beter worden opgevangen (Azadeh et al., 2019; Cai et al., 2021). Bovendien biedt het systeem de opportuniteit om beslissingen in *real-time* te maken over bijvoorbeeld de opslaglocatie van pods (Rimele et al., 2022). Een nadeel van RMFS is de lagere gebruiksgraad van de beschikbare voorraadoppervlakte (Tadumadze et al., 2023).

Deze literatuurstudie zal managers ondersteunen in het kiezen van het juiste geautomatiseerde parts-to-picker systeem. In deze studie wordt gefocust op een bespreking van RMFS op strategisch, tactisch en operationeel niveau. Daarnaast worden voorstellen tot toekomstig onderzoek geformuleerd. Hoewel de laatste jaren vooruitgang is geboekt in het onderzoek naar RMFS, zijn er weinig pogingen verricht om literatuur over dit onderwerp te consolideren en kritisch te evalueren. Recente literatuur wordt systematisch verzameld en onderzocht.

Het vervolg van deze literatuurstudie is ingedeeld als volgt: eerst wordt de onderzoeksmethodologie besproken in sectie 2. Sectie 3 behandelt de gevonden resultaten omtrent Robotic Mobile Fulfillment Systems. Ten slotte wordt de conclusie geformuleerd in sectie 4, samen met enkele aanbevelingen voor toekomstig onderzoek.



Figuur 1: Indeling Parts-To-Picker Systems (aangepast op basis van Azadeh et al. (2019))

2. Methodologie

Deze sectie behandelt de zoekstrategie die werd gehanteerd. Een kwalitatieve, systematische review van bestaande literatuur werd uitgevoerd. Het doel van deze thesis is om de literatuur met betrekking tot RMFS te evalueren. Uit exploratief onderzoek is gebleken dat de relevante literatuur over RMFS hoofdzakelijk na 2010 kan gevonden worden, daarom werd literatuur tussen 2010 en eind 2023 verzameld. Voor deze literatuurstudie werd gebruikgemaakt van de online databases ScienceDirect, Web of Science en Google Scholar.

De volgende zoektermen werden gebruikt om relevante literatuur te verzamelen: “*distribution center*”, “*automated storage and retrieval system*” en “*robotic mobile fulfillment system*”. Wegens een initieel breder onderzoeksonderwerp werden ook volgende zoektermen opgenomen: “*shuttle-based storage and retrieval system*”, “*automated vehicle-based storage and retrieval system*”, “*puzzle-based storage and retrieval system*” en “*robotic compact storage and retrieval system*”. Er werd rekening gehouden met synoniemen, afkortingen en spellingsvarianten van deze termen.

De verzamelde literatuur werd aanvankelijk gescreend op basis van titel en abstract met behulp van specifieke inclusie- en exclusiecriteria. De oorspronkelijke zoekopdracht omvatte enkel papers geschreven in het Engels. Daarnaast dateren de papers van na 2010. Bovendien werden enkel artikelen uit wetenschappelijke tijdschriften met peer review in overweging genomen. Tenslotte werd de relevantie van het artikel voor het onderzoeksonderwerp beoordeeld. *Proceedings* van conferenties, boeken en krantenartikelen werden uitgesloten van de zoekopdracht, evenals papers waarvan de volledige tekst niet beschikbaar was.

Bijkomende literatuur werd geïdentificeerd aan de hand van *forward* en *backward citation chaining* (Cribbin, 2011) via respectievelijk Google Scholar en de literatuurlijst van opgenomen bronnen.

3. Robotic Mobile Fulfillment Systems

In de volgende secties worden de resultaten omtrent Robotic Mobile Fulfillment Systems (RMFS) behandeld. Eerst volgt een korte beschrijving van het systeem in sectie 3.1.1. Vervolgens komen strategische, tactische en operationele beslissingen met betrekking tot RMFS aan bod in respectievelijk sectie 3.1.2, 3.2.1 en 3.2.2.

3.1. Systeemontwerp

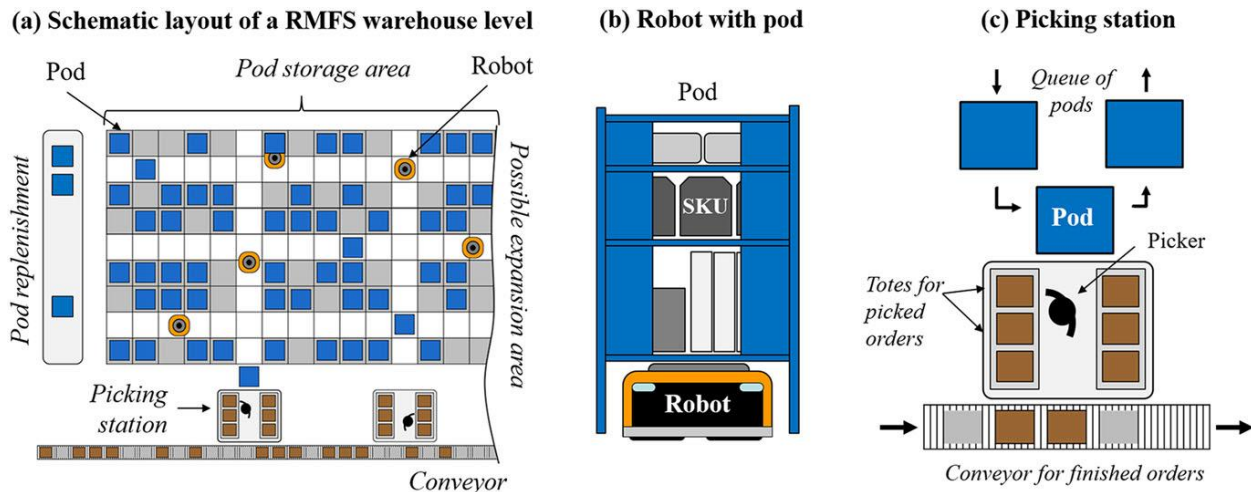
Systeemontwerpbeslissingen hebben betrekking op de fysieke indeling en uitrusting (systeemconfiguratie) van het storage & retrieval systeem (Roodbergen & Vis, 2009). Deze strategische beslissingen omvat voor RMFS het bepalen van de dimensie van het voorraadgebied en de locaties van de pickstations rondom het voorraadgebied (da Costa Barros & Nascimento, 2021; Jiao et al., 2023; Merschformann et al., 2019). In Tabel 1 wordt een overzicht getoond van de literatuur met betrekking tot strategische beslissingen.

3.1.1. Omschrijving

Een Robotic Mobile Fulfillment System (RMFS) bestaat hoofdzakelijk uit drie componenten, namelijk inventory pods, robots en pickstations (Hanson et al., 2018). Producten worden op de verplaatsbare pods gestockeerd in een voorraadgebied. De pods zijn langs vier zijden toegankelijk voor pickers. Een order wordt eerst toegewezen aan een pickstation. Vervolgens worden de robots die de benodigde pods zullen ophalen toegewezen aan het order. De robots halen de pods op uit het voorraadgebied en brengen ze naar het pickstation waar de picker de juiste producten pikt. Als de benodigde producten uit de pod zijn gehaald, zal de robot de pod terugbrengen naar het voorraadgebied (Gharehgozli & Zaerpour, 2020). De robots werken op batterijen en kunnen zichzelf navigeren doorheen het voorraadgebied. Met een liftmechanisme heffen ze de inventory pods op. De pods in het voorraadgebied zijn steeds via een gangpad beschikbaar (Justkowiak & Pesch, 2023a). Wanneer een robot zich zonder pod verplaatst, kan de robot onder inventory pods doorrijden en moet hij het gangpad niet volgen (Azadeh et al., 2019). De pickstations worden ook gebruikt om de voorraad terug aan te vullen (*replenishment*) (Justkowiak & Pesch, 2023a). Figuur 2 geeft een schematische weergave van een RMFS. Doordat een RMFS geen vaste componenten heeft, is er veel flexibiliteit mogelijk in het toevoegen of verwijderen van robots en pods (Boysen et al., 2019).

Tabel 1: Systeemontwerp - Strategisch

<i>Bron</i>	<i>indeling / dimensies</i>	<i>locatie pickstations</i>	<i>mathematisch / analytisch</i>	<i>simulatie</i>	<i>real-life case</i>	<i>literatuurstudie</i>
(da Costa Barros & Nascimento, 2021)	x	x				x
(Duan et al., 2021)	x	x	x	x		
(Jiao et al., 2023)	x	x	x	x		
(Lamballais et al., 2017)	x	x	x	x		
(Li et al., 2021)	x			x		
(Luo & Zhao, 2022)	x			x		
(Merschformann et al., 2019)	x	x		x		
(Roodbergen & Vis, 2009)	x	x				x
(Tadumadze et al., 2023)	x		x			
(Wang et al., 2022)	x		x	x	x	
(Wu et al., 2020)	x	x	x	x		
(X. Yang, Liu, et al., 2021)	x	x	x	x		



Figuur 2: RMFS setup (Tadumadze et al., 2023)

3.1.2. Configuratie

Hoe langer een robot onderweg is, hoe langer de orderverwerkingstijd en hoe hoger de CO₂-uitstoot zal zijn. Daarom is het belangrijk om bij het ontwerpen van een RMFS na te denken over de dimensies en configuratie van het voorraadgebied, en de plaatsing van de pickstations rondom het voorraadgebied (Zhu & Li, 2022).

Robots kunnen uni- of bidirectioneel bewegen doorheen het voorraadgebied. Bij unidirectionele paden kunnen robots slechts in één richting door het gangpad rijden, terwijl bij bidirectionele paden robots in twee richtingen kunnen rijden (Luo & Zhao, 2022).

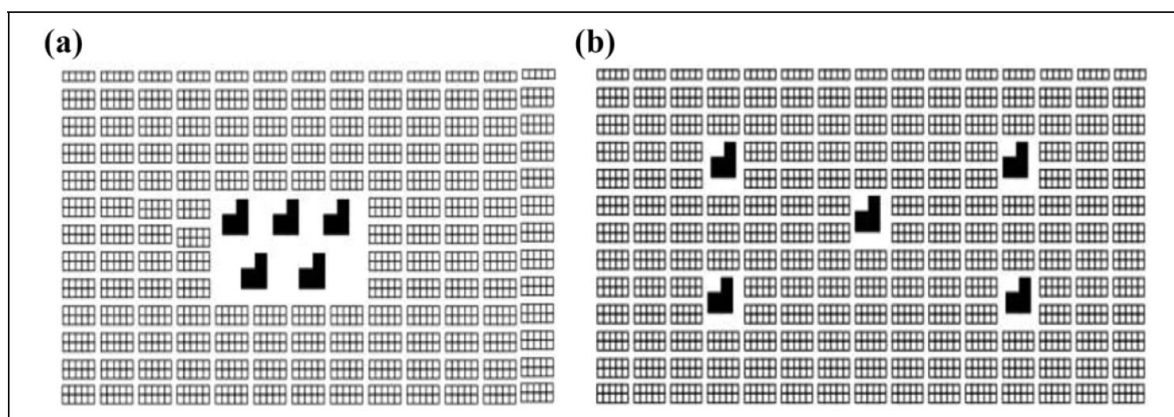
Met behulp van een analytisch model en een simulatiemodel, onderzoeken Lamballais et al. (2017) opeenvolgend de impact van de breedte- en lengteverhouding van het voorraadgebied en de locatie van de pickstations rondom het voorraadgebied op de performance van het RMFS. Robots bewegen unidirectioneel doorheen het voorraadgebied. Ze concluderen dat de maximale *throughput* ongevoelig is voor de breedte- en lengteverhouding van het voorraadgebied, maar wel beïnvloed wordt door de plaatsing van de pickstations rondom het voorraadgebied (Lamballais et al., 2017). Duan et al. (2021) voeren gelijkaardig onderzoek uit, echter onderzoeken ze de simultane impact van de breedte- en lengteverhouding en de plaatsing van de pickstations op de *throughput time* (doorlooptijd). Ze concluderen dat pickstations best aan de lange zijden van het voorraadgebied worden geplaatst en dat de lange zijde best dubbel zo lang is als de breedte (Duan et al., 2021).

Luo & Zhao (2022) voeren een simulatie-analyse uit om verschillende indelingen van het voorraadgebied met een verschillend aantal robots te evalueren. Ze testen zowel unidirectionele als bidirectionele paden. De gangpaden zijn niet breed genoeg om in een bidirectionele setting robots langs elkaar te laten rijden met een inventory pod. Daarom moet *blocking* (blokkeren) van robots ook in

rekening gebracht worden. De auteurs vonden dat met eenzelfde indeling en aantal robots een grotere throughput bereikt kan worden met bidirectionele paden. Met unidirectionele paden waren er minder botsingen en daarom konden meer robots tegelijk worden ingezet. Maar doordat de robots de richting strikt moeten volgen, kan het systeem verstopt geraken wanneer de voorste robot stilstaat. Bidirectionele paden kunnen met minder robots eenzelfde output als unidirectionele paden bereiken. Tot slot ontwikkelden Luo & Zhao (2022) een model om verschillende indelingen van voorraadblokken in een RMFS te analyseren met als doel een hogere throughput te bereiken (Luo & Zhao, 2022). Een voorraadblok is een verzameling van inventory pods omringd door gangpaden (Duan et al., 2021).

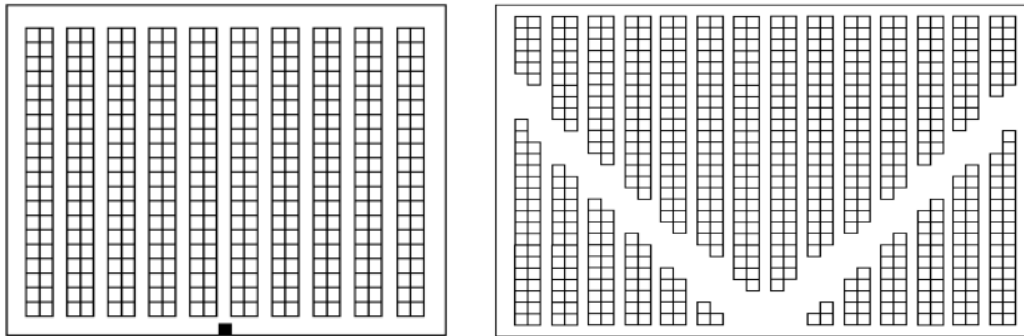
In tegenstelling tot Luo & Zhao (2022) onderzoeken Zhu & Li (2022) bidirectionele paden, waarbij robots met een inventory pod elkaar wel kunnen passeren in het gangpad. Hierdoor wordt blocking vermeden. Aan de hand van analytisch model en een simulatiemodel tonen ze aan dat pickstations best in het midden van de lange zijde van het voorraadgebied geplaatst worden om de throughput time en CO₂-uitstoot te minimaliseren. Daarnaast vinden ze dat de vorm van het voorraadgebied best zo dicht mogelijk een vierkant benadert. Met andere woorden: de lengte is gelijk aan de breedte (Zhu & Li, 2022).

Wu et al. (2020) schatten de performance van RMFS onder verschillende indelingen. Ze vergelijken RMFS waar de pickstations rondom het voorraadgebied geplaatst worden (*external platform layout*) met een indeling waar de pickstations centraal of verspreid in het voorraadgebied staan (*internal platform layout*) (zie Fig. 3). Als het order gepickt is, zal bij een internal layout het order via verhoogde transportbanden het voorraadgebied verlaten. Ze concluderen dat de maximale throughput afhankelijk is van de breedte- en lengteverhouding van het voorraadgebied wanneer er slechts een beperkt aantal robots ter beschikking is. Bovendien presteert de internal layout beter dan de external layout. Daarnaast zal de efficiëntie verhoogd worden wanneer de voorraadblokken kleiner zijn, maar zal de nuttig gebruikte voorraadoppervlakte dalen: bij gelijk blijvende voorraadoppervlakte zullen extra dwarsgangen ervoor zorgen dat er minder plaats is voor inventory pods (Wu et al., 2020).

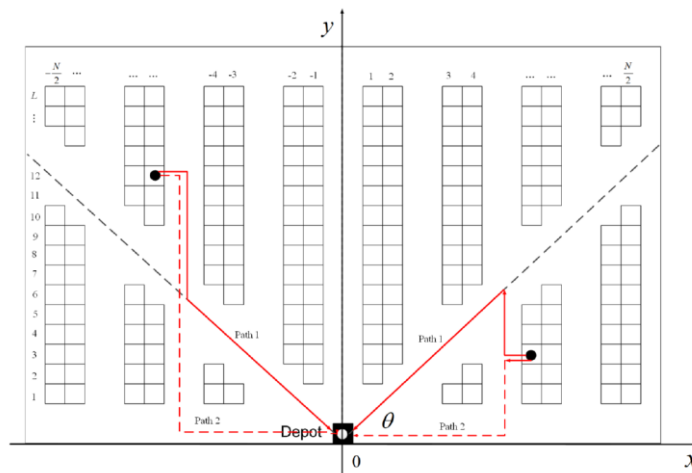


Figuur 3: Internal platform layout (Wu et al., 2020)

Yang et al. (2021) onderzoeken de impact van een traditionele versus niet-traditionele indeling van het voorraadgebied op de reisafstand van robots. Ze trachten de afgelegde afstand van een pod naar een pickstation te minimaliseren. De meeste papers onderzoeken performance van RMFS waarbij de plaatsing van een pickstation vooraf wordt bepaald, maar Yang et al. formuleren de plaatsing van de pickstations als variabelen in hun model. Ze bouwen een analytisch model en valideren het model met behulp van simulatie. Ze stellen vast dat de *flying-V* indeling kan leiden tot een daling in reisafstand van ongeveer 8% ten opzichte van een traditionele indeling, met slechts een kleine opoffering van voorraadruimte (zie Fig. 4). Bovendien creëren ze eenvoudige regels voor het bepalen van de locaties van pickstations bij zowel een traditionele als een flying-V indeling. Tenslotte besluiten ze dat de optimale dwarsganghoek in de flying-V indeling (zie hoek θ op Fig. 5) zo groot als mogelijk kan worden gezet, zolang de dwarsgang de linker- en rechterzijde van het voorraadgebied snijdt (X. Yang, Liu, et al., 2021).



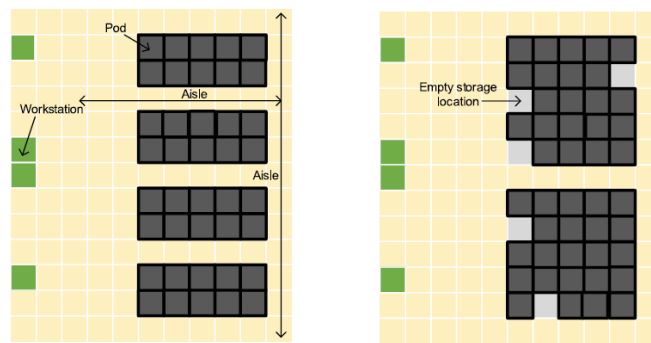
Figuur 4: Traditionele versus flying-V indeling (X. Yang, Liu, et al., 2021)



Figuur 5: Flying-V dwarsganghoek (X. Yang, Liu, et al., 2021)

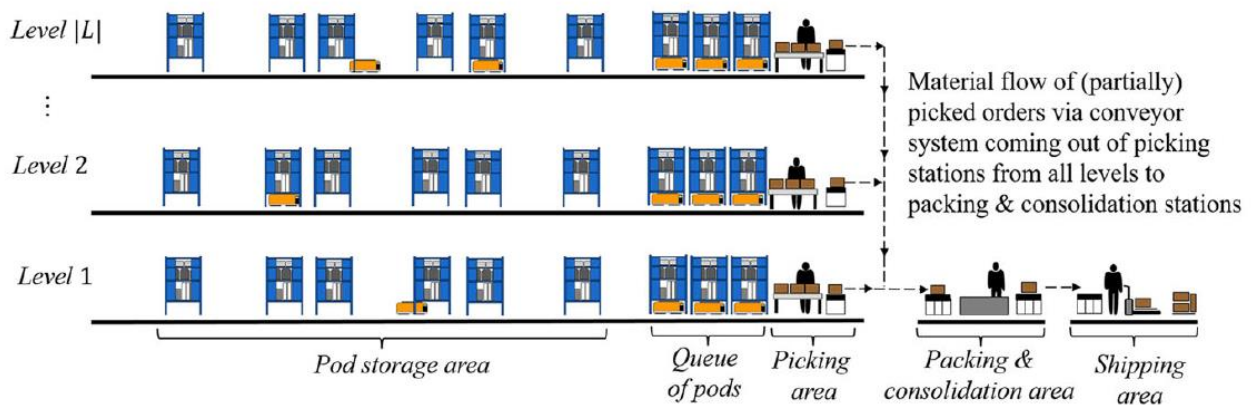
Een nadeel van traditionele RMFS indelingen is dat de beschikbare voorraadoppervlakte niet optimaal wordt gebruikt. Elke inventory pod moet bereikbaar zijn via een gangpad, waardoor veel oppervlakte door gangpaden wordt ingenomen. Li et al. (2021) zoeken met behulp van een

simulatiemodel een manier om laag ruimtegebruik tegen te gaan. Ze vergelijken de traditionele RMFS indeling met een *high-density* indeling (zie Fig. 6). Bij een high-density indeling kan de diepte van de voorraadblokken groter zijn dan 1 omdat niet elke pod langs een gangpad moet liggen. De diepte van een voorraadblok wordt gedefinieerd als het maximaal aantal pods dat achter elkaar weg van het gangpad wordt opgeslagen. Het kan zijn dat robots eerst pods moeten herorganiseren om aan de juiste pod te geraken (Li et al., 2021). Dit probleem is vergelijkbaar met het *puzzle-based storage system* (PBS) waarvoor ik verwijs naar Azadeh et al. (2019). Li et al. (2021) concluderen dat verandering van diepte 1 naar 2 kan leiden tot een stijging van 10% in de nuttig gebruikte voorraadoppervlakte, zonder dat er extra robots nodig zijn. Een nog grotere diepte zorgt voor een daling in efficiëntie, maar deze kan gecompenseerd worden door extra robots in te zetten. Vanaf diepte 4 echter, zullen robots elkaar blokkeren en zal het systeem inefficiënt worden (Li et al., 2021).



(a) A traditional layout (b) A high-density layout

Figuur 6: Traditionele vs. high-density indeling



Figuur 7: Multi-level RMFS (Tadumadze et al., 2023)

Tot slot proberen ook Tadumadze et al. (2023) laag oppervlaktegebruik tegen te gaan. De auteurs analyseren een RMFS met meerdere niveaus (*multi-level* indeling, zie Fig. 7) op basis van een analytisch model en een heuristiek. Pods in een RMFS hebben slechts een beperkte hoogte omdat pickers toegang

moeten hebben tot alle SKU's. Daardoor is er een lagere gebruiksgraad van de 3-dimensionale ruimte indien er slechts één verdieping is. In een multi-level RMFS zijn er meerdere verdiepingen met elk een volledig RMFS. De verdiepingen zijn met een transportband verbonden. De auteurs stellen dat de extra consolidatie-inspanningen die nodig zijn door de opgesplitste orders het grootste nadeel zijn aan een multi-level RMFS (Tadumadze et al., 2023).

Wang et al. (2022) evalueren de impact van het aantal dwarsgangen op de reistijd van robots. Ze concluderen dat een stijging in het aantal dwarsgangen er eerst zal voor zorgen dat de reistijd daalt, maar na verloopt van tijd terug stijgt. Bovendien zal de voorraadoppervlakte altijd dalen bij een toenemend aantal dwarsgangen. Ze houden bij deze analyse wel geen rekening met blocking van robots. Daarnaast onderzoeken ze een *single picking process* waarbij een robot een pod van een opslaglocatie naar een pickstation en terug transporteert (Wang et al., 2022).

3.2. Systeemcontrole

Zowel op tactisch als op operationeel niveau moeten beslissingen gemaakt worden. Tabel 2 geeft een overzicht van deze beslissingen voor een RMFS (Jiao et al., 2023; Li et al., 2021). In de volgende secties zullen deze problemen besproken worden. In Tabel 3 en Tabel 4 wordt een overzicht getoond van de literatuur met betrekking tot tactische en operationele beslissingen.

Tabel 2: Tactische en operationele beslissingen voor RMFS (Jiao et al., 2023; Li et al., 2021)

Beslissingsniveau	Beslissing
Tactisch	Aantal robots
	Aantal pickstations (/replenishment stations)
	Batterijbeheer
	<i>Storage assignment policy</i>
Operationeel	<i>Pick order assignment (POA) & Replenishment order assignment (ROA)</i>
	<i>Pick pod selection (PPS) & Replenishment pod selection (RPS)</i>
	<i>Task allocation (TA)</i>
	<i>Path planning (PP)</i>
	<i>Pod repositioning (PR)</i>
	<i>Order sequencing</i>
	<i>Pod sequencing</i>
	<i>Traffic control</i>

Tabel 3: Systeemcontrole - Tactisch

<i>Bron</i>	<i>aantal robots</i>	<i>aantal pickstations</i>	<i>batterij- beheer</i>	<i>storage assignment policy</i>	<i>mathematisch / analytisch</i>	<i>simulatie</i>	<i>real-life case</i>	<i>literatuurstudie</i>
(Boysen et al., 2017)	x				x	x		
(Boysen et al., 2019)				x				x
(Cai et al., 2021)				x	x	x		
(de Koster et al., 2007)				x				x
(Guan & Li, 2018)				x	x			
(Jiao et al., 2023)	x		x		x	x		
(Kim et al., 2020)				x	x			
(Lamballais et al., 2022)		x			x			
(Li et al., 2020)				x	x	x		
(Li et al., 2021)	x	x		x		x		
(Luo & Zhao, 2022)	x					x		
(Merschformann et al., 2019)	x	x		x		x		
(Mirzaei et al., 2021)				x	x	x	x	
(N. Yang, 2022)				x	x			
(Tessensohn et al., 2020)				x	x	x		
(Yuan & Gong, 2016)	x				x			
(Yuan & Gong, 2017)	x				x	x		
(Zhuang et al., 2022)		x			x		x	
(Zou et al., 2018)			x		x	x		

3.2.1. Tactische beslissingen

Yuan & Gong (2016) zijn een van de eersten om RMFS te onderzoeken. Ze bouwen een *open queueing* model dat gebruikt kan worden om de hoeveelheid en snelheid van robots te bepalen, waarbij de throughput time wordt geminimaliseerd. In dit model gaan ze ervan uit dat robots slechts een individueel pickstation bedienen (Yuan & Gong, 2016). Later breiden ze dit onderzoek uit zodat robots verschillende pickstations kunnen bedienen (Yuan & Gong, 2017).

Merschformann et al. (2019) vinden in hun onderzoek dat de throughput van het systeem een positieve lineaire relatie heeft met het aantal robots. Op het punt dat de pickstations hun maximale throughput bereiken, zal extra robots toevoegen geen voordeel meer leveren. Daarnaast zullen er meer robots nodig zijn wanneer er bijvoorbeeld minder *pile-on* plaatsvindt. *Pile-on* verwijst naar het gemiddeld aantal eenheden dat per pod aan een pickstation wordt gepickt. Hoe lager de *pile-on*, hoe meer pods er nodig zijn om een order te voldoen en bijgevolg meer robots (Merschformann et al., 2019). Boysen et al. (2017) komen ook tot dezelfde conclusie (Boysen et al., 2017).

Veel onderzoek maakt abstractie van de beslissing omtrent het aantal pickstations, waardoor er slechts beperkt inzicht is in hoe deze beslissing systeemprestaties beïnvloedt (Lamballais et al., 2022).

Zhuang et al. (2022) onderzoeken de correlatie tussen het aantal verplaatste inventory pods en het aantal pickstations. Ze concluderen dat een stijging in het aantal pickstations zal leiden tot een stijging in het aantal verplaatste pods. Orders die normaal door één pickstation konden worden vervuld, worden nu gesplitst over meerdere pickstations en bijgevolg zijn er dus meer verplaatsingen van pods. Maar de tijd die nodig is om alle orders te vervullen (productiviteit van het pickproces) verbetert wel wanneer meer pickers simultaan kunnen picken. De resultaten tonen aan dat de throughput toeneemt wanneer het aantal pickstations toeneemt, maar het marginaal voordeel van het toevoegen van extra pickstations neemt af (Zhuang et al., 2022). Tenslotte concluderen Merschformann et al. (2019) ook dat de throughput van het systeem een positieve lineaire relatie heeft met het aantal pickstations (Merschformann et al., 2019).

Zou et al. (2018) zijn de enigen die het batterijbeheer binnen RMFS onderzoeken met behulp van analytische modellen en simulatie. De batterij van een robot in een RMFS kan doorgaans één shift of 8 uur functioneren. Bij dalperiodes zal de robot dus 's nachts kunnen opladen. In piek periodes echter, zal de robot meerdere shiften per dag moeten functioneren en zal de batterij uitgeput geraken. Het opladen van deze lege batterijen zal een impact hebben op de throughput van het systeem doordat er minder robots beschikbaar zijn voor het pickproces. Daarom bestuderen de auteurs de impact van drie verschillende oplaadstrategieën op de performantie van een RMFS, namelijk *plug-in charging*, *inductive charging* en *battery swapping*.

Bij *plug-in charging* kunnen robots zichzelf connecteren aan een oplaadstation dat zich centraal gelegen in het voorraadgebied bevindt. Indien er geen oplaadstation beschikbaar is, wachten ze in een

bufferzone. Na het opladen, keren ze terug naar hun *dwell point* locatie (Zou et al., 2018). Een *dwell point* is de locatie waarop een robot stilstaat in afwachting van een nieuwe taak (Merschformann et al., 2019). Bij inductive charging is elk pickstation uitgerust met een inductive charging strip in de vloer, die een elektromagnetisch veld creëert dat de batterij van de robot oplaadt terwijl deze wacht om een pickstation te bedienen of terwijl deze een pickstation bedient. Tenslotte zal er bij battery swapping gebruikt gemaakt worden van een aantal reserve, opgeladen batterijen. Indien een robot uitgeput is, zal deze een nieuwe batterij gaan ophalen en wordt de oude batterij terug opgeladen. Indien er niet voldoende volle batterijen zijn, zal de robot wachten tot er terug eentje beschikbaar is. Ook hier staat het laadstation in het centrum van het voorraadgebied.

De resultaten tonen aan dat batterijbeheer een significante impact heeft op de throughput time van orders. Indien dit genegeerd wordt, zal dit leiden tot het onderschatten van het benodigd aantal robots en de kost van het systeem. Inductive charging leidt tot de beste throughput time, gevolgd door battery swapping en vervolgens plug-in charging. Maar inductive charging en battery swapping zijn ook duurdere opties dan plug-in charging. Managers moeten dus een afweging maken tussen hogere efficiëntie en lagere kosten (Zou et al., 2018).

De *storage assignment policy* bepaalt aan welke opslaglocatie SKU's worden toegewezen. Dit heeft een invloed op de picking efficiëntie (Mirzaei et al., 2021). Bij traditionele storage assignment policies wordt getracht om items zo dicht mogelijk bij het pickstation op te slaan, met als doel manuele orderpicking te vergemakkelijken (Li et al., 2020). Enkele traditionele policies zijn bijvoorbeeld de *random*, *dedicated*, *full turnover-based* en *class-based* storage assignment policy. Bij random assignment worden SKU's aan willekeurig beschikbare opslaglocaties toegewezen (Mirzaei et al., 2021). Bij dedicated assignment heeft elke SKU een vaste opslaglocatie. Bij full turnover-based assignment worden producten met een hogere turnover toegewezen aan de meest toegankelijke locaties. Minder gevraagde producten bevinden zich dan achteraan in het magazijn. Tot slot worden SKU's bij class-based storage assignment in klassen gestockeerd op basis van hun turnover. Binnen elke klasse is de opslaglocatie van een SKU willekeurig (de Koster et al., 2007).

In een RMFS moet er zowel nagedacht worden in welke pod een SKU wordt gestockeerd (*item assignment*) als waar de pod wordt gestockeerd (*storage assignment*) (Boysen et al., 2019; Kim et al., 2020). In tegenstelling tot het traditionele picker-to-parts systemen, speelt bij RMFS ook de correlatie in het vraagpatroon tussen verschillende SKU's een rol bij het toewijzen van een opslaglocaties (Kim et al., 2020). Dit wordt ook wel product *affinity* (affiniteit) genoemd. Hoe vaker SKU's samen worden besteld, hoe hoger hun correlatie en bijgevolg hun affiniteit (Mirzaei et al., 2021). Hierdoor zijn traditionele storage assignment policies niet meer relevant voor RMFS.

Merschformann et al. (2019) evalueren enkele storage assignment policies die specifiek geschikt zijn voor RMFS, en vinden dat *nearest storage assignment* de beste throughput oplevert. Bij nearest

assignment worden pods op de dichtstbijzijnde vrije locatie ten opzichte van de robot teruggezet. Dit komt doordat de robots zo kortere afstanden afleggen. Maar indien er langere wachttijden zijn bij de pickstations, zal *station-based storage assignment* voordeliger zijn. Pods worden dan op de dichtstbijzijnde vrije locatie ten opzichte van het station teruggezet (Merschformann et al., 2019).

Guan & Li (2018) formuleren een MIP model voor het toewijzen van SKU's aan meerdere inventory pods. Hierdoor wordt voorraad beter verspreid zodat minder pods nodig zijn om een order te picken. Op basis van SKU affiniteit wordt de inhoud van pods bepaald. Hun model zorgt ervoor dat er significant minder pods nodig zijn om orders te picken dan bij random storage assignment (Guan & Li, 2018). Ook Tessensohn et al. (2020) concluderen met behulp van een analytisch model en een simulatiemodel dat de throughput positief beïnvloed wordt wanneer de voorraad van een SKU verspreid wordt over zoveel mogelijk pods. Door het spreiden van SKU's over meerdere pods is de kans groter dat er een pod beschikbaar is om een order te voltooien (Tessensohn et al., 2020).

Productaffiniteit wordt eveneens door Mirzaei et al. (2021) in rekening gebracht. De auteurs creëren een assignment policy dat gelijktijdig product *turnover* (de frequentie waarmee producten worden verkocht) en affiniteit in rekening brengt (*integrated cluster allocation policy*). Ze vinden dat deze policy de *retrieval time* tot 40% kan verminderen ten opzichte van traditionele full turnover-based en class-based storage policies. Validatie met een echte dataset toont aan dat er gemiddeld 18% daling in retrieval time is met het ICA beleid. Enkel wanneer de *turnover frequency* curve een scheve verdeling heeft en de productaffiniteit laag is, doet een class-based policy het beter. De turnover frequency curve is scheef verdeelt wanneer slechts een aantal producten (bijvoorbeeld 20% van de producten) verantwoordelijk is voor een groot deel van de vraag (bijvoorbeeld 80% van de vraag). Het ICA beleid presteert beter met *single command* dan *dual command cycles* (Mirzaei et al., 2021). Bij een single command cycle voert een robot slechts 1 enkele ophaal- of opslagtaak uit in een operationele cyclus. Bij een dual command cycle voert een robot zowel een ophaal- en opslagtaak uit in een operationele cycle (Dong & Jin, 2021).

Li et al. (2020) stellen een *turnover-rate-based decentralized storage policy* (TRBDSP) voor, waarbij simultaan gecorreleerde SKU's aan een pod worden toegewezen en pods een plaats in het voorraadgebied krijgen toegewezen. Uit de simulatie-analyse blijkt dat deze aanpak de energie consumptie met 20% kan verlagen, en de orderpickingefficiëntie (aantal orders vervuld en afstand afgelegd door robots) kan verbeteren. Traditionele storage policies nemen energie consumptie vaak niet in overweging, maar duurzaamheidsoverwegingen en stijgende energiekosten maken het steeds belangrijker om ook hiermee rekening te houden (Li et al., 2020).

Kim et al. (2020) ontwikkelen een heuristiek en heroptimalisatieheuristiek voor het item assignment probleem bij RMFS. De heuristiek heeft als doel de productaffiniteit van SKU's in een pod te maximaliseren. Zo worden items die vaak samen worden besteld, geplaatst in eenzelfde pod. Door

fluctuaties in de vraag is het echter mogelijk dat de affiniteit tussen producten evolueert; daarom wordt er ook een heroptimalisatieheuristiek opgesteld (Kim et al., 2020).

Cai et al. (2021) ontwikkelen een mathematisch model dat simultaan zowel de storage assignment als de path planning optimaliseert, en evalueren het resulterende model met simulatie. Path planning bepaalt het routeplan van robots om een pod naar een pickstation en terug te brengen, waarbij de afgelegde afstand wordt geminimaliseerd en botsingen worden vermeden. Het model minimaliseert gelijktijdig de afstand die robots moeten afleggen en het aantal keer dat pods worden verplaatst. De auteurs concluderen dat het groeperen van SKU's in een pod (op basis van affiniteit) en het plaatsen van pods met een hogere turnover in de buurt van het pickstation zal leiden tot een kortere orderpickingtijd dan bij random storage assignment. Indien er echter te veel robots rondrijden, zullen er conflicten ontstaan waardoor deze strategie niet noodzakelijk beter presteert dan de random storage assignment strategie (Cai et al., 2021).

Yang (2022) brengt niet enkel affiniteit in rekening bij het toewijzen van SKU's aan voorraadlocaties, maar ook bij het *batchen* van orders. Batching is het proces waarbij orders worden geclusterd in groepen zodat de benodigde SKU's simultaan naar de pickers worden gebracht en de orders simultaan kunnen worden gepickt. Orders met een hoge SKU affiniteit worden dus samen gebatcht. Uit analyse van verschillende scenario's - waar orders al dan niet gebatcht worden en SKU's al dan niet gegroepeerd worden in de pods - is gebleken dat het simultaan batchen van orders en groeperen van SKU's in pods op basis van affiniteit leidt tot een daling in het aantal robot bewegingen (N. Yang, 2022).

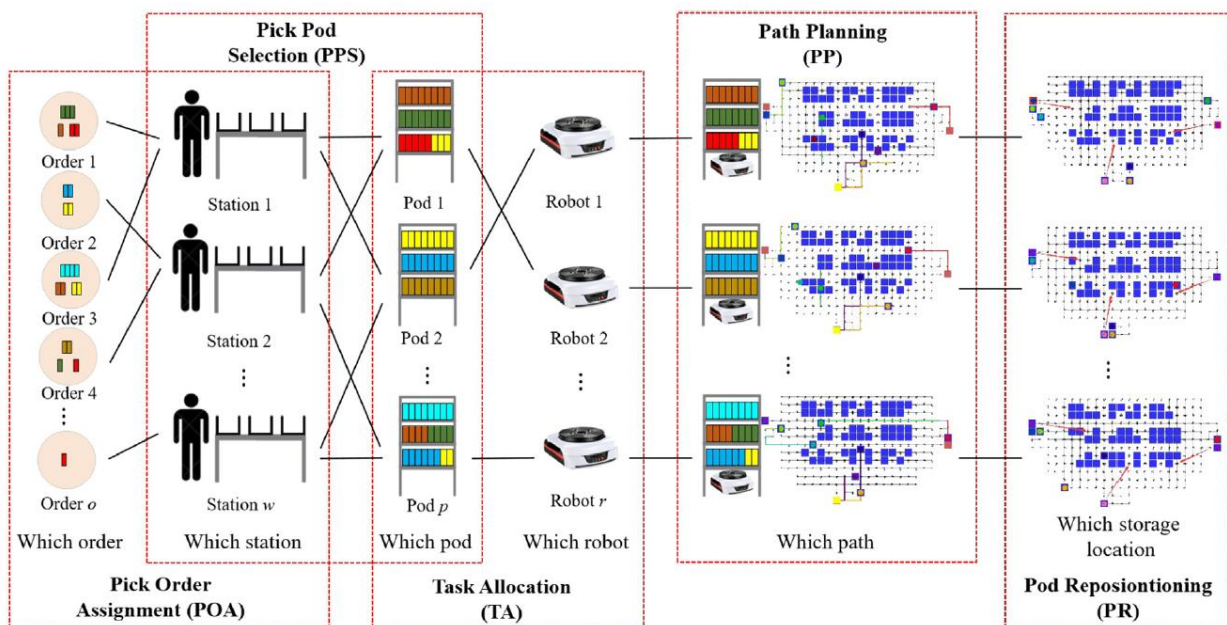
Tabel 4: Systeemcontrole - Operationeel

<i>Bron</i>	<i>POA / ROA</i>	<i>PPS / RPS</i>	<i>TA</i>	<i>PP</i>	<i>PR</i>	<i>order sequencing</i>	<i>pod sequencing</i>	<i>traffic control</i>	<i>mathematisch / analytisch</i>	<i>simulatie</i>	<i>real- life case</i>
(Boysen et al., 2017)						X	X		X	X	
(Cai et al., 2021)				X					X	X	
(Gharehgozli & Zaerpour, 2020)				X					X		
(Jiao et al., 2023)	X	X	X	X	X	X	X		X	X	
(Justkowiak & Pesch, 2023a)	X	X				X	X		X		
(Justkowiak & Pesch, 2023b)						X	X		X		
(Lamballais et al., 2022)	X								X		
(Li et al., 2021)	X	X	X	X		X		X		X	
(Merschformann et al., 2019)	X	X			X					X	
(Rimele et al., 2022)	X	X	X		X				X	X	
(Roy et al., 2019)	X								X	X	
(Sun et al., 2021)								X	X	X	
(Tadumadze et al., 2023)	X	X							X		
(Teck & Dewil, 2022a)	X	X	X	X		X	X		X		
(Teck & Dewil, 2022b)	X	X	X	X		X	X		X	X	
(Teck et al., 2023)	X	X	X			X			X	X	
(Valle & Beasley, 2021)	X	X					X		X		
(X. Yang, Hua, et al., 2021)		X				X	X		X		
(Xie et al., 2021)	X	X							X	X	X
(Zhuang et al., 2022)						X	X		X		X

3.2.2. Operationele beslissingen

De operationele beslissingen van het pickproces bij RMFS worden weergegeven in Figuur 8. Eerst wordt bepaald welk order aan welk pickstation wordt toegewezen (pick order assignment, POA). Vervolgens wordt bepaald welke inventory pod gebruikt zal worden om het order te vervullen (pick pod selection, PPS). Hierna wordt gekozen welke robot het transport zal uitvoeren (task allocation, TA). Daarbij moet een keuze gemaakt worden over de route die de robot zal volgen (path planning, PP). Tot slot moet ook bepaald worden waar de inventory pod na het picken terug wordt geplaatst in het voorraadgebied (pod repositioning, PR). Het replenishment proces verloopt gelijkaardig aan het pickproces. Bij het pickproces nemen we SKU's uit een pod om een order te voltooien terwijl we bij het replenishment proces de pods opnieuw aanvullen met SKU's. Voor het replenishment proces wordt POA vervangen door ROA (replenishment order assignment) en PPS vervangen door RPS (replenishment pod selection).

Met order sequencing wordt de volgorde waarop orders aan een station worden toegewezen bepaald. Met pod sequencing wordt de volgorde waarop pods aankomen aan het pickstation bepaald (Jiao et al., 2023). Tot slot zal traffic control ervoor zorgen dat robots niet in *deadlock* of blocking situaties terechtkomen. Deadlocks doen zich voor wanneer twee robots elkaar blokkeren, bijvoorbeeld wanneer ze beide elkaars locatie willen innemen. Beide robots zullen niet verder kunnen zonder dat er wordt ingegrepen. Blocking doet zich voor wanneer een robot een andere robot blokkeert, bijvoorbeeld wanneer de ene robot op zijn dwell point staat en de andere robot hierdoor niet kan passeren (Li et al., 2021).



Figuur 8: Operationele beslissingen RMFS (Jiao et al., 2023).

Papers optimaliseren (een deel van) deze beslissingen, hetzij sequentieel, hetzij geïntegreerd. Bij de sequentiële methode wordt elke beslissing individueel geoptimaliseerd. Bij de geïntegreerde aanpak worden alle beslissingen simultaan geoptimaliseerd, waardoor de onderlinge invloed van de beslissingen ook in rekening wordt gebracht (Teck & Dewil, 2022b). Daarnaast kunnen beslissingen in een statische of dynamische omgeving worden genomen. Bij traditionele orderpicking wordt er een picklijst vastgelegd waar geen aanpassingen meer aan kunnen worden gedaan tijdens het pickproces (statisch). In een e-commerce setting kan het zijn dat er dezelfde dag nog een nieuw order moet voltooid worden (Boysen et al., 2019), en informatie over voorraad, pod locaties en robots status verandert continu (Jiao et al., 2023). Beslissingen worden in real-time genomen.

Jiao et al. (2023) focussen zich op de geïntegreerde optimalisatie van POA en PPS in real-time. Ze ontwikkelen een mathematisch model, heuristiek en simulatiemodel. In hun model houden ze rekening met *multiple items*, wat betekent dat een orderlijn meerdere SKU's kan bevatten en een pod slechts een gelimiteerd aantal SKU's bevat. Hun model elimineert bovendien de nood aan order en pod sequencing. Wanneer orders op voorhand worden ingepland (statisch), worden er meer orders toegewezen aan een pickstation dan dat het pickstation kan verwerken op dat moment. Hierdoor moet ingepland worden in welke volgorde de orders worden behandeld. Wanneer beslissingen dynamisch worden genomen, worden nooit meer orders aan een pickstation toegewezen dan het station kan verwerken. Het aantal toegewezen orders is gelijk aan de beschikbare capaciteit van dat station. Er moet bijgevolg geen order sequencing beslissing gemaakt worden. Daarnaast wordt de volgorde van de pods aan het station bepaald door hun werkelijke aankomstvolgorde, en moet er dus geen pod sequencing beslissing gemaakt worden. Het geïntegreerde model, dat als doel heeft het aantal *pod-station visits* (aantal trips van pods naar stations) te minimaliseren, doet het tot 57% beter dan traditionele sequentiële oplossingsmethodes. Bovendien verbetert het ook de pile-on, throughput en afgelegde afstand van robots per order. Daarnaast kan het aantal robots in het systeem gereduceerd worden, wat leidt tot lagere opstartkosten van het RMFS (Jiao et al., 2023).

Ook Xie et al. (2021) stellen een mathematisch model op voor de geïntegreerde beslissing van POA en PPS. De auteurs onderzoeken eveneens het effect van het splitsen van orders over meerdere pickstations. De auteurs vergelijken het geïntegreerd model met de sequentiële beslissingsmethode aan de hand van simulatie. In hun model gaan ze ervan uit dat alle orders voor een bepaalde tijdsperiode gekend zijn op voorhand (statisch). Ze concluderen dat het integreren van de POA en PPS beslissing het aantal pod-station visits per order met 30% kan reduceren ten opzichte van de sequentiële methode. Het opsplitsen van orders over pickstations kan nog meer verbetering teweeg brengen. Wanneer orders over meerdere stations worden opgesplitst, kan dit het aantal pod-station visits tot 50% doen dalen. De daling in het aantal pod-station visits per order zorgt er eveneens voor dat de afgelegde afstand van robots per order daalt en dus de pile-on toeneemt. Bovendien stijgt het aantal picks per uur door kortere wachttijden

bij de pickstations. De auteurs stellen eveneens een heuristiek op om hun methode op een praktijk voorbeeld te testen en trekken hieruit dezelfde conclusies (Xie et al., 2021).

Tadumadze et al. (2023) onderzochten eveneens het POA en PPS probleem, maar in een multi-level RMFS. Ze deden dit aan de hand van een mathematisch model en heuristiek. Ze trachtten om zowel de werklast gelijkmatig over de pickstations te verdelen, alsook het totaal aantal gesplitste orders en het totaal aantal pod bewegingen te minimaliseren. Ze concluderen dat een kortere planningsperiode van orders ervoor zorgt dat er minder consolidatie kan plaatsvinden en het aantal pod-station visits toeneemt (Tadumadze et al., 2023).

Valle & Beasley (2021) bespreken ook pod sequencing naast POA en PPS. Ze stellen zowel een mathematisch model als heuristiek op voor het simultaan optimaliseren van het POA en PPS probleem. Vervolgens doen ze hetzelfde voor het pod sequencing probleem. Ze stellen echter nog geen modellen op voor het volledig integreren van de drie beslissingen. De modellen en heuristieken geven *feasible* oplossingen om het aantal racks dat nodig is om een order te vervullen te minimaliseren. Hun bevindingen kunnen gebruikt worden in toekomstig onderzoek (Valle & Beasley, 2021).

Justkowiak & Pesch (2023a) stellen een tweefasige heuristiek op waarbij eerst orders en pods aan pickstations worden toegewezen (POA, PPS) en sequentieel de aankomstvolgorde wordt bepaald (order en pod sequencing). De auteurs concluderen dat hun heuristiek in staat is om het aantal pod-station visits tot 15% te reduceren in vergelijking met andere benchmark heuristieken uit de literatuur. De bezettingsgraad van robots en de *makespan* van orders daalt (tijd nodig om alle orders te voltooien), terwijl de pile-on toeneemt. Ook is er minder rekenkracht nodig. Ze valideren hun resultaten echter enkel met een kleine dataset en voeren geen simulatie-analyse uit (Justkowiak & Pesch, 2023a). Dezelfde auteurs ontwikkelen ook een mathematisch model en heuristiek die wel in staat is om in grotere cases het aantal pod-station visits te minimaliseren. Dit model levert eveneens betere resultaten dan benchmark processen. Bovendien werkt het algoritme in real-time en kunnen orders en pods toegevoegd worden tijdens het proces. Hierdoor is het extra geschikt voor e-commerce (Justkowiak & Pesch, 2023b).

Rimele et al. (2022) ontwikkelen een mathematisch kader waarbij operationele beslissingen in real-time worden genomen, maar hierdoor dus het batchen van orders wordt genegeerd. Omdat bij e-commerce soms extreem snelle levertijden worden verwacht, is het nodig dat orders zo snel als mogelijk worden vervuld. Hierdoor is er slechts beperkte mogelijkheid om orders in batches te vervullen. Het is interessanter om dynamisch beslissingen te maken over welke orders moeten worden vervuld op welk moment. Het model veronderstelt dat elk order uit één orderregel bestaat. In het model wordt eerste bepaald welke robot het order zal behandelen (TA), namelijk de robot die het eerste beschikbaar is. Vervolgens wordt het pickstation en de pod (POA, PPS) en de opslaglocatie van de pod (PR) bepaald. Indien een pod meerdere orders kan vervullen, kan de pod onmiddellijk naar het volgende pickstation getransporteerd worden. Het model bevat een kostenfunctie die de bijdrage van elke beslissing aan het

globale doel definieert. Het globale doel dat moet geoptimaliseerd worden, kan door beslissingsmakers zelf bepaalt worden afhankelijk van hun preferentiële *key performance indicators*. De auteurs creëren eveneens een eenvoudig simulatiemodel om hun mathematisch model te illustreren. Het model van Rimele et al. (2022) kan in toekomstig onderzoek gebruikt worden om de operationele beslissingen apart of geïntegreerd te onderzoeken (Rimele et al., 2022).

Teck & Dewil (2022a) focussen op de integratie van POA, order sequencing en robot scheduling (TA, PP, pod sequencing). Ze ontwikkelen een algoritme (*bilevel memetic algorithm*) waarbij een *follower* probleem (robot scheduling probleem) in een *leader* probleem (POA en order sequencing probleem) wordt genest. Het doel van het leader probleem is het minimaliseren van de gewerkte tijd aan pickstations, en gelijktijdig een goede werklastverdeling overheen de pickstations behouden. Het doel van het follower probleem is het minimaliseren van de afgelegde afstand door robots. Ze concluderen dat de integratie tot betere resultaten leidt dan de sequentiële oplossingsaanpak, door de onderlinge afhankelijkheid van de beslissingen. Daarnaast concluderen ze dat het selecteren van de beste pod (PPS) de performance van het RMFS ook verbetert. Ten opzichte van random pod selectie, kan je met doelgerichte PPS de afstand van de robot tot het pickstation minimaliseren en de consolidatiemogelijkheden van orders aan een pickstation optimaliseren. Het nadeel aan deze aanpak is dat er veel rekenkracht nodig is, en daarnaast kan het algoritme niet snel reageren in een dynamische omgeving (Teck & Dewil, 2022a).

Daarnaast stellen de auteurs voor hetzelfde probleem (POA, order sequencing, PPS en robot scheduling) een mathematisch model op om de onderlinge afhankelijkheid van de beslissingen te onderzoeken. In dit model kunnen pods direct tussen verschillende pickstations getransporteerd worden, zonder dat de pod eerst terug naar het voorraadgebied wordt gebracht. Zo kan de afgelegde afstand worden gereduceerd en de bezettingsgraad van de pickstations worden verhoogd. Het model wordt gevalideerd aan de hand van simulatie. Ze concluderen dat het integreren van deze beslissingen en het toevoegen van transport tussen pickstations onderling tot een hogere performance zal leiden dan het sequentieel aanpakken van elke beslissing. De performance werd gemeten aan de hand van de throughput time bij de pickstations en de totaal afgelegde afstand om alle orders te vervullen. Bovendien kan hun model leiden tot een kostenbesparing van 10%. De auteurs stellen wederom dat het integreren van deze beslissingen veel rekenkracht vereist. Ze benadrukken daarom het belang van een heuristiek om grotere problemen op te kunnen lossen (Teck & Dewil, 2022b).

Yang et al. (2021) onderzoeken de integratie van het order sequencing, PPS en pod sequencing probleem. Hiervoor stellen ze een mathematisch model en heuristiek op die trachten het werk van robots te minimaliseren of met andere woorden: het aantal pod-station visits minimaliseren. Ze vergelijken de performance van hun model met een benchmark proces (*First Come, First Served*), een proces waar enkel PPS en pod sequencing wordt geoptimaliseerd, en een proces waar enkel order sequencing wordt

geoptimaliseerd. Respectievelijk leidt het integreren van de beslissingen tot een stijging in performance van 60%, 50% en 32%. Hoe minder pod-station visits, hoe minder robots nodig, hoe lager de kosten van het RMFS en hoe lager de kans op botsingen. Het model reduceert eveneens zinloze wachttijd van pickers. Daarnaast concluderen ze ook dat de performance hoger is wanneer er meer orders tegelijk kunnen worden gepickt aan de pickstations. Eveneens hoe meer SKU's per pod, hoe groter de kans dat een pod meerdere orders tegelijk kan volbrengen, en hoe beter de performance. Ook hoe meer SKU's er zijn per order, hoe groter de kans dat dezelfde SKU's moeten worden gepickt in verschillende orders, en hoe belangrijker het integreren van de beslissingen wordt. Bij online bestellingen wordt vaak korting of gratis verzending gegeven bij het bestellen van meerdere items, dus speelt dit bij e-commerce zeker een rol (X. Yang, Hua, et al., 2021).

Zhuang et al. (2022) analyseren simultaan het order en pod sequencing probleem voor meerdere pickstations, met als doel conflicten tussen pickstations die eenzelfde pod nodig hebben te vermijden en de werklast van pickstations te balanceren. Ze stellen hiervoor een mathematisch model en heuristiek op die het aantal pod-station visits minimaliseren. Op kleinschalige voorbeelden levert de methode goede oplossingen. Bij een grootschalig praktijkvoorbeeld kon het aantal pod-station visits zelfs met 62% worden gereduceerd ten opzichte van de huidige praktijken van het bedrijf (Zhuang et al., 2022).

Boysen et al. (2017) onderzoeken eveneens het order en pod sequencing probleem, waarbij orders kunnen gebatcht worden. Ze passen mathematische modellen en heuristieken toe om het aantal pod-station visits te minimaliseren. Aan de hand van simulatie vergelijken ze hun model met het benchmark First Come, First Served model. Ze tonen aan dat het benodigd aantal robots om tijdig de pickstations te bedienen, kan gehalveerd worden. Bovendien is de totale reistijd van robots gereduceerd van 20% tot 40% (Boysen et al., 2017).

Veel papers gaan uit van unidirectionele paden. Maar bidirectionele paden kunnen belangrijke voordelen opleveren ten opzichte van unidirectionele paden, zoals een daling in de afgelegde afstand door robots, en bijgevolg een daling in de order throughput time (Sun et al., 2021). Bidirectionele paden maken het PP probleem in RMFS nog iets ingewikkelder. Bij unidirectionele paden kunnen robots elkaar enkel blokkeren en zo het pad opstoppen. Bij bidirectionele paden kunnen er ook botsingen tussen robots plaatsvinden die in tegengestelde richting rijden. De optimale route moet worden bepaald, botsingen tussen robots moeten worden voorspeld (*collision prediction*), en de botsingen moeten vervolgens worden afgeweerd door een nieuwe route te berekenen (*collision avoidance*) (Luo & Zhao, 2022). Sun et al. (2021), Li et al (2021) en Teck et al. (2023) integreren bidirectionele paden in hun model.

Sun et al. (2021) ontwikkelen een mathematisch model dat de totale tijd nodig om alle orders te verwerken, minimaliseert en een botsingsvrij pad bepaalt (traffic control). Op basis van een simulatie van een kleinschalige RMFS vinden ze dat met bidirectionele paden de totale orderverwerkingstijd met

22% kan dalen ten opzichte van met unidirectionele paden. De afgelegde afstand door robots daalde met 36% (Sun et al., 2021).

Li et al (2021) stellen algoritmen op voor TA, PP en traffic control in een high-density distributiecentrum (zie sectie 4.1.2). Ze vinden met behulp van simulatie dat een high-density indeling zal leiden tot meer deadlocks en blocking doordat er minder gangpaden zijn (Li et al., 2021).

Tot slot creëren Teck et al. (2023) een *framework* (kader) voor de evaluatie van POA, order sequencing, PPS en TA in een e-commerce distributiecentrum voor zowel unidirectionele als bidirectionele paden. Aan de hand van een simulatiemodel evalueren ze het kader op de makespan van de pickstations en de totale afstand afgelegd door alle robots. Ook in dit model kunnen pods tussen pickstations getransporteerd worden. Het ontwikkelde kader kan gebruikt worden om grotere problemen op een snelle en kwaliteitsvolle manier op te lossen in real-time. De auteurs concluderen dat hun mechanismen en beslissingsregels om orders en robots te plannen betere resultaten opleveren dan andere traditionele planningsmechanismen zoals First Come, First Served. Bovendien geeft het kader een beter performance voor bidirectionele paden dan voor unidirectionele paden. Voor het gebruik van bidirectionele paden passen ze het model aan om botsingen te voorkomen (Teck et al., 2023).

Naast orderpicking moet er ook aandacht besteed worden aan het replenishen van inventory pods. Roy et al. (2019) analyseren het verdelen van robots tussen het pickproces en replenishment proces aan de hand van analytische modellen en simulatie. De auteurs onderzoeken of het beter is om robots slechts 1 specifieke taak te laten uitvoeren (picking of replenishment), of ze dynamisch van taak te laten wisselen (picking en/of replenishment). Ze concluderen dat het dynamisch toewijzen van robots aan het pickproces of replenishment proces de verwachte throughput time voor orderpicking tot een derde van de initiële waarde kan verminderen; de geschatte replenishment time neemt echter drastisch toe. Dit komt omdat replenishment meer tijd in beslag neemt dan orderpicking, en in het model is de kans dat een robot voor het pick- of replenishment proces zal worden ingezet respectievelijk 80% en 20%. In het model wordt de assumptie gemaakt dat robots enkel een gangpad kunnen betreden indien de vorige robot zijn taak in dit gangpad heeft vervolledigd, om blocking en botsingen te vermijden (Roy et al., 2019).

Lamballais et al. (2022) trachten eveneens robots en pickstations dynamisch te herverdelen tussen het pick- en replenishment proces. Hiervoor ontwikkelen ze een mathematisch model en heuristiek. Lamballais et al. (2022) vergelijken hun beleid met enkele standaard beleidsregels. Een voorbeeld hiervan is de *fixed allocation policy*, waarbij robots en pickstations altijd op dezelfde wijze verdeeld worden, ongeacht de vraag. Ze concluderen dat een dynamisch beleid betere resultaten oplevert dan de standaard beleidsregels. Ten opzichte van de fixed allocation policy kan er gemiddeld tot 52% in kosten bespaard worden (Lamballais et al., 2022).

Merschformann et al. (2019) onderzoeken eveneens het pick- en replenishment proces. Een efficiënt replenishment proces zorgt ervoor dat er meer robots beschikbaar zijn voor het pickproces. De auteurs

evalueren verschillende beslissingsregels voor POA, ROA, PPS, RPS en PR (hier Pod Storage Assignment, PSA) aan de hand van een simulatiemodel. Ze evalueren deze regels aan de hand van de *unit throughput rate*, dit is het aantal gepickte eenheden per uur overheen alle SKU's. De *unit throughput rate* wordt voorgesteld als een percentage van de maximale *throughput rate*, om vergelijking tussen verschillende scenario's te vereenvoudigen. Tabel 5 geeft de vier combinaties van beslissingsregels die leiden tot de beste performance volgens het simulatiemodel. Voor een volledige opsomming van alle besproken beslissingsregels verwijs ik naar Merschformann et al. (2019).

De *pod-match* regel voor POA selecteert een order van de *backlog* lijst die het best aansluit bij de pods die al bij het pickstation staan of naar het pickstation komen. Dus hoe meer eenheden van het order al beschikbaar zijn in een pod, hoe beter de match. De *pod-batch* regel voor ROA wacht op de RPS om aan een pod die al geselecteerd is voor replenishment een replenishment order toe te voegen. De *demand* regel voor PPS selecteert de pod waarvan de inhoud het meest gevraagd is in de backlog van orders. De *emptiest* regel voor RPS selecteert de leegste pod om replenishment orders aan toe te voegen totdat de pod volledig gevuld is, of gebruikt wordt aan een pickstation. Tot slot plaatst de *nearest* regel voor PR (PSA) een pod op de dichtstbijzijnde vrije locatie in termen van korst geschatte reistijd tot deze locatie.

Tabel 5: Combinatie beslissingsregels met hoogste unit throughput rate (Merschformann et al., 2019)

RC rank	POA	ROA	PPS	RPS	PSA	performance
1	Pod-Match	Pod-Batch	Demand	Emptiest	Nearest	94.81%
2	Pod-Match	Pod-Batch	Demand	Emptiest	Station-Based	94.63%
3	Pod-Match	Pod-Batch	Nearest	Emptiest	Nearest	94.43%
4	Pod-Match	Pod-Batch	Demand	Emptiest	Class	94.00%

De auteurs concluderen dat de juiste combinatie van beslissingsregels een cruciale rol speelt voor de operationele controle van RMFS. De POA beslissingsregel heeft de grootste impact op de *unit throughput rate* omdat het een directe invloed heeft op de pile-on en de afstanden die de robots afleggen. Systeemontwerpers besteden dus best veel aandacht aan deze beslissing. Hoe beter de gebruikte beslissingslogica, hoe minder uitrusting (zoals robots) er nodig is en hoe lager de *total cost of ownership* van het RMFS. Het compenseren van een slechte beslissingslogica door bijvoorbeeld meer robots te gebruiken zal in een e-commerce setting snel leiden tot blocking (Merschformann et al., 2019).

Ten slotte onderzoeken Gharehgozli & Zaerpour (2020) de impact van orderprioriteiten op RMFS performance. De auteurs trachten de totale tijd te minimaliseren die een robot nodig heeft om een set van pods te halen en terug te stockeren. Hiervoor ontwikkelen ze een mathematisch model en een heuristiek. Ze concluderen dat hun model de totale retrieval time kan reduceren ten opzichte van benchmark heuristieken zoals de *nearest neighborhood* heuristiek, waarbij steeds de dichtstbijzijnde pod wordt opgehaald. Daarnaast stellen ze vast dat het in rekening brengen van orderprioriteiten de retrieval time

gemiddeld tot 4,45% doet stijgen, doordat de reistijd van robots toeneemt. Dit is belangrijk voor e-commerce distributiecentra omdat veel webshops bijvoorbeeld levering binnen de 24 uur garanderen, en deze orders dus prioriteit krijgen. Het model van Gharehgozli & Zaerpour (2020) bestudeert echter slechts 1 robot en 1 pickstation. Indien er meerdere robots en pickstations aanwezig zouden zijn, moet ook blocking en dergelijke in rekening worden gebracht (Gharehgozli & Zaerpour, 2020).

4. Conclusie

E-commerce legt druk op traditionele automated picking systems, waardoor orderpickingsystemen zoals Robotic Mobile Fulfillment Systems (RMFS) steeds meer aandacht krijgen. In deze paper is literatuur met betrekking tot RMFS van het laatste decennium geanalyseerd, en ingedeeld volgens het type beslissing dat aan bod komt: strategische, tactische, of operationele beslissingen.

De strategische beslissingen over de indeling en locatie van pickstations hebben een impact op de optimale throughput van een RMFS, maar afhankelijk van de onderzoekopstelling worden andere indelingen en locaties van pickstations voorgesteld. Met bidirectionele paden kan een grotere throughput bereikt worden met minder robots, maar moet wel blocking in rekening gebracht worden. Het lager gebruik van de beschikbare voorraadoppervlakte kan tegengegaan worden door het gebruik van een multi-level of high-density indelingen.

Op tactisch niveau, zal het marginaal voordeel van het toevoegen van extra robots of pickstations afnemen, omdat de toename in throughput niet evenredig is met het aantal toegevoegde robots of pickstations. Het nodige aantal robots wordt ook beïnvloed door de pile-on. Daarnaast heeft batterijbeheer een significante impact op de throughput time van orders. Managers moeten bij het kiezen van een batterijbeheerstrategie een afweging maken tussen hogere efficiëntie en lagere kosten. Verder zijn traditionele storage assignment policies niet meer relevant voor RMFS, omdat ze productaffiniteit tussen verschillende SKU's niet in rekening brengen. Bovendien kan het spreiden van SKU's over meerdere pods de performance van een RMFS verbeteren.

Naast deze strategische en tactische overwegingen, beïnvloeden ook operationele beslissingen de performance van een RMFS. Rechtstreeks transport van pods tussen pickstations en het dynamisch herverdelen van robots tussen het pick- en replenishment proces zal de performance van het RMFS verbeteren. Ook het integreren van operationele beslissingen zal leiden tot een betere performance, maar er zal ook meer rekenkracht nodig zijn. De juiste combinatie van beslissingsregels speelt een cruciale rol, doordat de beslissingen onderling afhankelijk zijn van elkaar. In een e-commerce setting moet het systeem in real-time kunnen reageren op inkomende orders (die al dan niet prioriteit hebben). Hierdoor is de planningsperiode korter en zijn er minder mogelijkheden om orders te consolideren.

Ten slotte worden ook nog enkele aanbevelingen voor toekomstig onderzoek geformuleerd. Ten eerste komt er in de praktijk blocking voor tussen robots, rijden robots niet aan een constante snelheid, moeten robots tijdig worden opgeladen, hebben inventory pods niet altijd voldoende voorraad ter beschikking om orders te volbrengen, zijn er meerdere pickstations en kan er langs meerdere zijdes van een pod gepickt worden. Echter in de literatuur houden onderzoekers vaak geen rekening met enkele of meerdere van deze assumpties. Hierdoor worden de praktische implicaties van de resultaten gelimiteerd.

Ook blijkt uit het literatuuroverzicht (zie Tabel 1, 3 en 4) dat modellen nog maar weinig op real-life cases zijn toegepast. Dit komt onder andere doordat onrealistische assumpties het niet mogelijk maken om de modellen op praktijkvoorbeelden te testen.

Daarnaast zijn andere belangrijke aspecten van RMFS onvoldoende onderzocht, zoals: multi-level RMFS, batterijbeheer, de dwell point locatie van robots en traffic control. Ook is aanvullend onderzoek nodig naar heuristieken en algoritmen voor de integratie van operationele beslissingen, zodat de benodigde rekenkracht voor het nemen van deze beslissingen kan worden gereduceerd ten opzichte van huidige methodes.

Bovendien nemen de huidige modellen het menselijke aspect van orderpicking vaak niet in overweging. Zo is het bij het ontwerpen van pickstations en het bepalen van locaties van SKU's in een pod ook belangrijk om rekening te houden met de ergonomie. Een ergonomisch pickstation zorgt ervoor dat producten op een gemakkelijke hoogte liggen voor de picker. Bij een RMFS liggen SKU's soms boven schouderhoogte of onder kniehoogte (Boysen et al., 2023). Ook Jacob et al (2023), Niu et al. (2021) en Zhang et al. (2023) bespreken het menselijke aspect van orderpicking in RMFS.

Ten slotte worden vaak dezelfde maatstaven onderzocht voor het evalueren van de performance van RMFS, zoals throughput en afgelegde afstand door robots. Echter maatstaven zoals energieverbruik, de bezettingsgraad van robots en pickstations, en de evenredige verdeling van werk over pickstations kunnen ook van belang zijn voor beslissingsmakers.

5. Dankwoord

Ik wil graag prof. dr. Inneke Van Nieuwenhuyse bedanken voor mij te begeleiden. Haar tips, constructieve feedback en steun hebben me geholpen om mijn masterproef tot een goed einde te brengen. Daarnaast wil ik ook mijn familie bedanken voor de steun en aanmoediging doorheen het jaar. Ten slotte wil ik ook mijn vrienden en kotgenoten bedanken om samen met mij talloze uren te studeren en om me altijd gemotiveerd te houden.

6. Appendix

6.1. Lexicon

Tabel 5: Lexicon

Begrip	Verklaring
affiniteit	De affiniteit is de correlatie in het vraagpatroon tussen verschillende SKU's (Kim et al., 2020). Hoe vaker SKU's samen worden besteld, hoe hoger hun correlatie en bijgevolg hun affiniteit (Mirzaei et al., 2021).
batching	Batching is het proces waarbij orders worden geclusterd in groepen zodat de benodigde SKU's simultaan naar de pickers worden gebracht en de orders simultaan kunnen worden gepickt (N. Yang, 2022).
battery swapping.	Bij battery swapping wordt er gebruik gemaakt van een aantal reserve, opgeladen batterijen. Indien een robot uitgeput is, zal deze een nieuwe batterij gaan ophalen en wordt de oude batterij terug opgeladen (Zou et al., 2018).
bidirectionele paden	Bij bidirectionele paden kunnen robots in twee richtingen door het gangpad rijden (Luo & Zhao, 2022).
blocking	Blocking doet zich voor wanneer een robot een andere robot blokkeert (Li et al., 2021).
distributiecentrum	Een distributiecentrum zorgt voor de opslag en distributie van afgewerkte producten naar klanten (da Costa Barros & Nascimento, 2021).
dwell point	Een dwell point is de locatie waarop een robot stilstaat in afwachting van een nieuwe taak (Merschformann et al., 2019).
high-density RMFS	Bij een high-density indeling kan de diepte van de voorraadblokken groter zijn dan 1, waardoor niet elke pod langs een gangpad moet liggen (Li et al., 2021).
inductive charging	Bij inductive charging is elk pickstation uitgerust met een inductive charging strip in de vloer, die een elektromagnetisch veld creëert dat de batterij van de robot oplaadt terwijl deze wacht om een pickstation te bedienen of terwijl deze een pickstation bedient (Zou et al., 2018).
item assignment	Kiezen in welke pod een SKU wordt gestockeerd (Boysen et al., 2019; Kim et al., 2020).
makespan	De tijd nodig om alle orders te voltooien (Justkowiak & Pesch, 2023a).

multi-level RMFS	In een multi-level RMFS zijn er meerdere verdiepingen met elk een volledig RMFS (Tadumadze et al., 2023).
order sequencing	Met order sequencing wordt de volgorde waarop orders aan een station worden toegewezen bepaald (Jiao et al., 2023).
orderpicking	Orderpicking is het proces waarbij SKU's uit de voorraad worden gehaald om orders te volbrengen (Finco et al., 2023).
parts-to-picker	Bij de parts-to-picker methode zal een geautomatiseerd systeem een bin uit de voorraad halen en naar een pickstation brengen. Hier pickt de order picker de SKU's en vervolgens zal de bin terug worden gestockeerd (de Koster et al., 2007).
path planning, PP	Kiezen welke route een robot zal volgen (Jiao et al., 2023).
pick order assignment, POA	Kiezen welk pickorder aan welk pickstation wordt toegewezen (Jiao et al., 2023).
pick pod selection, PPS	Kiezen welke inventory pod gebruikt zal worden om het pickorder te vervullen (Jiao et al., 2023).
picker-to-parts	Bij de picker-to-parts methode verplaatst de picker zich naar de juiste pods om de nodige SKU's te verzamelen (Boysen et al., 2019).
pile-on	Pile-on verwijst naar het gemiddeld aantal eenheden dat per pod aan een pickstation wordt gepickt (Merschformann et al., 2019).
plug-in charging	Bij plug-in charging kunnen robots zichzelf connecteren aan een oplaadstation dat zich centraal gelegen in het voorraadgebied bevindt. Indien er geen oplaadstation beschikbaar is, wachten ze in een bufferzone. Na het opladen, keren ze terug naar hun dwell point locatie (Zou et al., 2018).
pod repositioning, PR	Kiezen waar een inventory pod na het picken terug wordt geplaatst (Jiao et al., 2023).
pod sequencing	Met pod sequencing wordt de volgorde waarop pods aankomen aan het pickstation bepaald (Jiao et al., 2023).
pod-station visits	Het aantal trips van pods naar stations (Jiao et al., 2023).
replenishment	Een pickstations wordt gebruikt om de voorraad terug aan te vullen (Justkowiak & Pesch, 2023a).
replenishment order assignment, ROA	Kiezen welk replenishment order aan welk pickstation wordt toegewezen (Jiao et al., 2023).
replenishment pod selection, RPS	Kiezen welke inventory pod gebruikt zal worden om het replenishment order te vervullen (Jiao et al., 2023).

robotic mobile fulfillment system, RMFS	Een RMFS is een parts-to-picker systeem waar robots doorheen een voorraadgebied bewegen en inventory pods met hierin voorraadbakken transporteren naar pickstations. In de pickstations picken operatoren de nodige items uit de pods (Rimele et al., 2022).
SKU	Stock Keeping Unit (Finco et al., 2023).
storage assignment	Kiezen waar een pod wordt gestockeerd (Boysen et al., 2019; Kim et al., 2020).
storage assignment policy	De storage assignment policy bepaalt aan welke opslaglocatie SKU's worden toegewezen (Mirzaei et al., 2021).
task allocation, TA	Kiezen welke robot het transport zal uitvoeren (Jiao et al., 2023).
traffic control	Trafic control zorgt ervoor dat robots niet in deadlock of blocking situaties terechtkomen (Li et al., 2021).
unidirectionele paden	Bij unidirectionele paden kunnen robots slechts in één richting door het gangpad rijden (Luo & Zhao, 2022).
voorraadblok	Een voorraadblok is een verzameling van inventory pods omringd door gangpaden (Duan et al., 2021).

7. Bibliografie

- Azadeh, K., De Koster, R., & Roy, D. (2019). Robotized and Automated Warehouse Systems: Review and Recent Developments. *Transportation Science*, 53(4), 917-945.
<https://doi.org/10.1287/trsc.2018.0873>
- Boysen, N., Briskorn, D., & Emde, S. (2017). Parts-to-picker based order processing in a rack-moving mobile robots environment. *European Journal of Operational Research*, 262(2), 550-562.
<https://doi.org/10.1016/j.ejor.2017.03.053>
- Boysen, N., de Koster, R., & Weidinger, F. (2019). Warehousing in the e-commerce era: A survey. *European Journal of Operational Research*, 277(2), 396-411.
<https://doi.org/10.1016/j.ejor.2018.08.023>
- Boysen, N., Schwerdfeger, S., & Stephan, K. (2023). A review of synchronization problems in parts-to-picker warehouses. *European Journal of Operational Research*, 307(3), 1374-1390.
<https://doi.org/10.1016/j.ejor.2022.09.035>
- Cai, J., Li, X., Liang, Y., & Ouyang, S. (2021). Collaborative Optimization of Storage Location Assignment and Path Planning in Robotic Mobile Fulfillment Systems. *SUSTAINABILITY*, 13(10), 5644. <https://doi.org/10.3390/su13105644>
- Cribbin, T. F. (2011). Citation chain aggregation: An interaction model to support citation cycling. *Proceedings of the 20th ACM international conference on Information and knowledge management*, 2149-2152. <https://doi.org/10.1145/2063576.2063913>
- da Costa Barros, Í. R., & Nascimento, T. P. (2021). Robotic Mobile Fulfillment Systems: A survey on recent developments and research opportunities. *Robotics and Autonomous Systems*, 137, 103729. <https://doi.org/10.1016/j.robot.2021.103729>
- de Koster, R., Le-Duc, T., & Roodbergen, K. J. (2007). Design and control of warehouse order picking: A literature review. *European Journal of Operational Research*, 182(2), 481-501.
<https://doi.org/10.1016/j.ejor.2006.07.009>

- Dong, W., & Jin, M. (2021). Travel time models for tier-to-tier SBS/RS with different storage assignment policies and shuttle dispatching rules. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 155, 102485. <https://doi.org/10.1016/j.tre.2021.102485>
- Duan, G., Zhang, C., Gonzalez, P., & Qi, M. (2021). Performance evaluation for Robotic Mobile Fulfillment Systems with time-varying arrivals. *Computers & Industrial Engineering*, 158, 107365. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2021.107365>
- Edouard, A., Sallez, Y., Fortineau, V., Lamouri, S., & Berger, A. (2022). Automated Storage and Retrieval Systems: An Attractive Solution for an Urban Warehouse's Sustainable Development. *SUSTAINABILITY*, 14(15), 9518. <https://doi.org/10.3390/su14159518>
- Ekren, B. Y. (2020). A simulation-based experimental design for SBS/RS warehouse design by considering energy related performance metrics. *Simulation Modelling Practice and Theory*, 98, 101991. <https://doi.org/10.1016/j.simpat.2019.101991>
- Ekren, B. Y., & Akpunar, A. (2021). An open queuing network-based tool for performance estimations in a shuttle-based storage and retrieval system. *Applied Mathematical Modelling*, 89, 1678-1695. <https://doi.org/10.1016/j.apm.2020.07.055>
- Ekren, B. Y., Akpunar, A., Sari, Z., & Lerher, T. (2018). A tool for time, variance and energy related performance estimations in a shuttle-based storage and retrieval system. *Applied Mathematical Modelling*, 63, 109-127. <https://doi.org/10.1016/j.apm.2018.06.037>
- Finco, S., Ashta, G., Persona, A., & Zennaro, I. (2023). Investigating different manual picking workstations for robotized and automated warehouse systems: Trade-offs between ergonomics and productivity aspects. *Computers & Industrial Engineering*, 185, 109668. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2023.109668>
- Gharehgozli, A., & Zaerpour, N. (2020). Robot scheduling for pod retrieval in a robotic mobile fulfillment system. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 142, 102087. <https://doi.org/10.1016/j.tre.2020.102087>

- Guan, M., & Li, Z. (2018). Genetic Algorithm for Scattered Storage Assignment in Kiva Mobile Fulfillment System. *American Journal of Operations Research*, 8(6), Article 6. <https://doi.org/10.4236/ajor.2018.86027>
- Hanson, R., Medbo, L., & Johansson, M. I. (2018). Performance Characteristics of Robotic Mobile Fulfillment Systems in Order Picking Applications. *IFAC-PapersOnLine*, 51(11), 1493-1498. <https://doi.org/10.1016/j.ifacol.2018.08.290>
- Jacob, F., Grosse, E. H., Morana, S., & König, C. J. (2023). Picking with a robot colleague: A systematic literature review and evaluation of technology acceptance in human–robot collaborative warehouses. *Computers & Industrial Engineering*, 180, 109262. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2023.109262>
- Jiao, G., Li, H., & Huang, M. (2023). Online joint optimization of pick order assignment and pick pod selection in robotic mobile fulfillment systems. *Computers & Industrial Engineering*, 175, 108856. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2022.108856>
- Justkowiak, J.-E., & Pesch, E. (2023a). A column generation driven heuristic for order-scheduling and rack-sequencing in robotic mobile fulfillment systems. *Omega*, 120, 102897. <https://doi.org/10.1016/j.omega.2023.102897>
- Justkowiak, J.-E., & Pesch, E. (2023b). Stronger mixed-integer programming-formulations for order- and rack-sequencing in robotic mobile fulfillment systems. *European Journal of Operational Research*, 305(3), 1063-1078. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2022.06.051>
- Kim, H.-J., Pais, C., & Shen, Z.-J. M. (2020). Item Assignment Problem in a Robotic Mobile Fulfillment System. *IEEE TRANSACTIONS ON AUTOMATION SCIENCE AND ENGINEERING*, 17(4), 1854-1867. <https://doi.org/10.1109/TASE.2020.2979897>
- Lamballais, T., Merschformann, M., Roy, D., de Koster, M. B. M., Azadeh, K., & Suhl, L. (2022). Dynamic policies for resource reallocation in a robotic mobile fulfillment system with time-varying demand. *European Journal of Operational Research*, 300(3), 937-952. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2021.09.001>

- Lamballais, T., Roy, D., & De Koster, M. B. M. (2017). Estimating performance in a Robotic Mobile Fulfillment System. *European Journal of Operational Research*, 256(3), 976-990.
<https://doi.org/10.1016/j.ejor.2016.06.063>
- Li, X., Hua, G., Huang, A., Sheu, J.-B., Cheng, T. C. E., & Huang, F. (2020). Storage assignment policy with awareness of energy consumption in the Kiva mobile fulfilment system. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 144, 102158.
<https://doi.org/10.1016/j.tre.2020.102158>
- Li, X., Yang, X., Zhang, C., & Qi, M. (2021). A simulation study on the robotic mobile fulfillment system in high-density storage warehouses. *Simulation Modelling Practice and Theory*, 112, 102366. <https://doi.org/10.1016/j.simpat.2021.102366>
- Luo, L., & Zhao, N. (2022). An efficient simulation model for layout and mode performance evaluation of robotic mobile fulfillment systems. *Expert Systems with Applications*, 203, 117492.
<https://doi.org/10.1016/j.eswa.2022.117492>
- Merschformann, M., Lamballais, T., de Koster, M. B. M., & Suhl, L. (2019). Decision rules for robotic mobile fulfillment systems. *Operations Research Perspectives*, 6, 100128.
<https://doi.org/10.1016/j.orp.2019.100128>
- Mirzaei, M., Zaerpour, N., & de Koster, R. (2021). The impact of integrated cluster-based storage allocation on parts-to-picker warehouse performance. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 146, 102207. <https://doi.org/10.1016/j.tre.2020.102207>
- Niu, Y., Schulte, F., & Negenborn, R. R. (2021). Human Aspects in Collaborative Order Picking – Letting Robotic Agents Learn About Human Discomfort. *Procedia Computer Science*, 180, 877-886. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2021.01.338>
- Rimele, A., Gamache, M., Gendreau, M., Grangier, P., & Rousseau, L.-M. (2022). Robotic mobile fulfillment systems: A mathematical modelling framework for e-commerce applications. *INTERNATIONAL JOURNAL OF PRODUCTION RESEARCH*, 60(11), 3589-3605.
<https://doi.org/10.1080/00207543.2021.1926570>

- Roodbergen, K. J., & Vis, I. F. A. (2009). A survey of literature on automated storage and retrieval systems. *European Journal of Operational Research*, 194(2), 343-362.
<https://doi.org/10.1016/j.ejor.2008.01.038>
- Roy, D., Nigam, S., de Koster, R., Adan, I., & Resing, J. (2019). Robot-storage zone assignment strategies in mobile fulfillment systems. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 122, 119-142. <https://doi.org/10.1016/j.tre.2018.11.005>
- Sun, Y., Zhao, N., & Lodewijks, G. (2021). An autonomous vehicle interference-free scheduling approach on bidirectional paths in a robotic mobile fulfillment system. *Expert Systems with Applications*, 178, 114932. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2021.114932>
- Tadumadze, G., Wenzel, J., Emde, S., Weidinger, F., & Elbert, R. (2023). Assigning orders and pods to picking stations in a multi-level robotic mobile fulfillment system. *FLEXIBLE SERVICES AND MANUFACTURING JOURNAL*, 35(4), 1038-1075. <https://doi.org/10.1007/s10696-023-09491-0>
- Teck, S., & Dewil, R. (2022a). A bi-level memetic algorithm for the integrated order and vehicle scheduling in a RMFS. *Applied Soft Computing*, 121, 108770.
<https://doi.org/10.1016/j.asoc.2022.108770>
- Teck, S., & Dewil, R. (2022b). Optimization models for scheduling operations in robotic mobile fulfillment systems. *Applied Mathematical Modelling*, 111, 270-287.
<https://doi.org/10.1016/j.apm.2022.06.036>
- Teck, S., Vansteenwegen, P., & Dewil, R. (2023). An efficient multi-agent approach to order picking and robot scheduling in a robotic mobile fulfillment system. *Simulation Modelling Practice and Theory*, 127, 102789. <https://doi.org/10.1016/j.simpat.2023.102789>
- Tessensohn, T. L., Roy, D., & De Koster, R. B. M. (2020). Inventory allocation in robotic mobile fulfillment systems. *IIEE TRANSACTIONS*, 52(1), 1-17.
<https://doi.org/10.1080/24725854.2018.1560517>

- Valle, C. A., & Beasley, J. E. (2021). Order allocation, rack allocation and rack sequencing for pickers in a mobile rack environment. *Computers & Operations Research*, 125, 105090. <https://doi.org/10.1016/j.cor.2020.105090>
- Wang, K., Hu, T., Wang, Z., Xiang, Y., Shao, J., & Xiang, X. (2022). Performance evaluation of a robotic mobile fulfillment system with multiple picking stations under zoning policy. *Computers & Industrial Engineering*, 169, 108229. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2022.108229>
- Wu, S., Chi, C., Wang, W., & Wu, Y. (2020). Research of the layout optimization in robotic mobile fulfillment systems. *International Journal of Advanced Robotic Systems*, 17(6), 1729881420978543. <https://doi.org/10.1177/1729881420978543>
- Xie, L., Thieme, N., Krenzler, R., & Li, H. (2021). Introducing split orders and optimizing operational policies in robotic mobile fulfillment systems. *European Journal of Operational Research*, 288(1), 80-97. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2020.05.032>
- Yang, N. (2022). Evaluation of the Joint Impact of the Storage Assignment and Order Batching in Mobile-Pod Warehouse Systems. *MATHEMATICAL PROBLEMS IN ENGINEERING*, 2022, 9148001. <https://doi.org/10.1155/2022/9148001>
- Yang, X., Hua, G., Hu, L., Cheng, T. C. E., & Huang, A. (2021). Joint optimization of order sequencing and rack scheduling in the robotic mobile fulfillment system. *Computers & Operations Research*, 135, 105467. <https://doi.org/10.1016/j.cor.2021.105467>
- Yang, X., Liu, X., Feng, L., Zhang, J., & Qi, M. (2021). Non-Traditional Layout Design for Robotic Mobile Fulfillment System with Multiple Workstations. *ALGORITHMS*, 14(7), 203. <https://doi.org/10.3390/a14070203>
- Yuan, Z., & Gong, Y. (2016). Improving the Speed Delivery for Robotic Warehouses**This research is supported by China Scholarship Council and Chutian Scholarship. *IFAC-PapersOnLine*, 49(12), 1164-1168. <https://doi.org/10.1016/j.ifacol.2016.07.661>

- Yuan, Z., & Gong, Y. (2017). Bot-In-Time Delivery for Robotic Mobile Fulfillment Systems. *IEEE TRANSACTIONS ON ENGINEERING MANAGEMENT*, 64(1), 83-93.
<https://doi.org/10.1109/TEM.2016.2634540>
- Zhang, J., Zhang, N., Tian, L., Zhou, Z., & Wang, P. (2023). Robots? Picking efficiency and pickers? energy expenditure: the item storage assignment policy in robotic mobile fulfillment system. *COMPUTERS & INDUSTRIAL ENGINEERING*, 176, 108918.
<https://doi.org/10.1016/j.cie.2022.108918>
- Zhu, L., & Li, H. (2022). Workstation layout strategies in Robotic Mobile Fulfillment Systems considering carbon emissions. *Cleaner Logistics and Supply Chain*, 4, 100050.
<https://doi.org/10.1016/j.clscn.2022.100050>
- Zhuang, Y., Zhou, Y., Yuan, Y., Hu, X., & Hassini, E. (2022). Order picking optimization with rack-moving mobile robots and multiple workstations. *European Journal of Operational Research*, 300(2), 527-544. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2021.08.003>
- Zou, B., Xu, X., Gong, Y. (Yale), & De Koster, R. (2018). Evaluating battery charging and swapping strategies in a robotic mobile fulfillment system. *European Journal of Operational Research*, 267(2), 733-753. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2017.12.008>