

Vertrouwelijk: EMI buffer management middels Machine Learning



Naam	Studentnummer	Eerste examiner	Bedrijf	Datum
S. A. Rang	1655299	Jos Schmeltz	EKB Houten	31-5-2018

VOORWOORD

MANAGEMENTSAMENVATTING

Inhoudsopgave

Voorwoord	2
Managementsamenvatting	3
Figuren- en Tabellenlijst	6
Afkortingenlijst	6
Begrippenlijst	7
1 Inleiding	8
2 Organisatorische Context	9
2.1 Het bedrijf	9
2.2 Bedrijfsgegevens	10
2.3 Persoonsgegevens	10
3 De Opdracht	11
3.1 De kwestie	11
3.2 De afstudeeropdracht in het kort	11
3.3 Doelstelling	11
3.4 Hoofdvraag en deelvragen	12
3.5 Onderzoeksmethoden	12
4 Theoretisch Kader	13
4.1 Tsubaki Nakashima	13
4.1.1 Rollenfabriek lay-out	13
4.1.2 Buffervoorraden	14
4.1.3 Omstellingen	14
4.2 EKB Manufacturing Intelligence	14
4.2.1 Overall Equipment Effectiveness	14
4.3 Theory of Constraints	15
4.4 Machine Learning	16
4.4.1 De perceptron	16
4.4.2 Neural Networks	17
4.4.3 Activation Functions	17
4.4.4 Genetic algorithms	19
4.4.5 Neuro Evolution of Augmenting Topologies	19
5 Onderzoek	21
5.1 Data onderzoek	21
5.1.1 Basis gegevens	21
5.1.2 Data uit EKB Manufacturing Intelligence	21
5.1.3 Externe data	22
5.1.4 Conclusie	22
5.2 Simulatie onderzoek	23
5.2.1 Rollenfabriek van Tsubaki Nakashima	23
5.2.2 Simulatie software	23

Literatuur	24
-------------------------	-----------

FIGUREN- EN TABELLENLIJST

FIGUUR 1: EKB ORGANOGRAM	9
FIGUUR 2: LAY-OUT ROLLENFABRIEK TSUBAKI NAKASHIMA	13
FIGUUR 3: PERCEPTRON.....	16
FIGUUR 4: PERCEPTRON OUTPUT FORMULE.....	16
FIGUUR 5: NEURAL NETWORK.....	17
FIGUUR 6: STANDAARD SIGMOÏD FORMULE	17
FIGUUR 7: PLOT VAN DE SIGMOÏD FORMULE.....	17
FIGUUR 8: PLOT VAN DE STANDAARD RELU	18
FIGUUR 9: PLOT VAN DE LEAKY RELU.....	18
FIGUUR 10: BASIS STRUCTUUR EN TERMINOLOGIE VAN GA'S.....	19
FIGUUR 11: AANVULLENDE MUTATIEMOGELIJKHEDEN VAN HET NEAT ALGORITME	20
FIGUUR 12: EMI DATABASE DIAGRAM	22
TABEL 1: BEDRIJFSGEGEVENS VAN EKB.....	10
TABEL 2: PERSOONSGEGEVENS VAN BETROKKENEN.....	10
TABEL 3: METHODEN MATRIX	12
TABEL 4: SIMULATIE SOFTWARE REQUIREMENTS.....	23

AFKORTINGENLIJST

AFKORTING	UITLEG
EKB	Elektro Kasten Bouwen Industriële Automatisering is het afstudeerbedrijf. EKB heeft vestigingen in Houten, Beverwijk, Someren, Drachten en Haaksbergen. De afstudeerder heeft gewerkt bij de vestiging in Houten (voor meer informatie zie hoofdstuk 2.1)
EMI	EKB Manufacturing Intelligence is het software pakket van EKB waarmee gebruikers inzicht krijgen in de productiviteit en kwaliteit van industriële productieprocessen (voor meer informatie zie hoofdstuk 4.2)
GA	Genetic algorithm (voor de definitie zie hoofdstuk 4.4.4)
ML	Machine learning (voor de definitie zie de Begrippenlijst)
NEAT	Neuro Evolution of Augmenting Topologies (voor de definitie zie hoofdstuk 4.4.5)
OEE	Overall Equipment Effectiveness (voor de definitie zie hoofdstuk 4.2.1)
TN	Tsubaki Nakashima is een klant van EKB en heeft een rollenfabriek in Veenendaal die als business case voor deze afstudeerstage is gebruikt (voor meer informatie zie hoofdstuk 4.1)
TOC	Theory of Constraints (zie voor de definitie hoofdstuk 4.3)

BEGRIPPENLIJST

BEGRIJP	DEFINITIE
Buffervoorraden	De voorraad van producten of halffabricaten die staat te wachten tussen twee productielijnen tot ze verder verwerkt kunnen worden (voor meer informatie zie hoofdstuk 4.1.2)
Fitness	De score van een individu van een population
Machine learning	Het verwerken van data d.m.v. een algoritme dat niet zelf geprogrammeerd is, maar wordt gegenereerd (voor meer informatie zie hoofdstuk 4.4Theoretisch Kader)
Population	De bevolking van een GA
Productielijn	Een serie geschakelde verzameling machines waarmee in een fabriek producten worden geproduceerd
Rol	Een stalen cilinder van variabele lengte en diameter die in de rollenfabriek van TN wordt geproduceerd
Theory of Constraints	Volgens Goldratt en Cox (2007) is TOC een manier om de bottleneck van een systeem te vinden en deze te exploiteren totdat een ander gedeelte van het systeem de bottleneck wordt. Hierna wordt het proces herhaalt. De doorstroom van een systeem is de belangrijkste factor. Voorraden en bedrijfskosten zijn de twee andere belangrijke factoren.

1 INLEIDING

2 ORGANISATORISCHE CONTEXT

In dit hoofdstuk wordt het afstudeerbedrijf geïntroduceerd en wordt de rol van de afstudeerder binnen de organisatie beschreven. Daarnaast zijn de bedrijfs- en persoonsgegevens opgenomen.

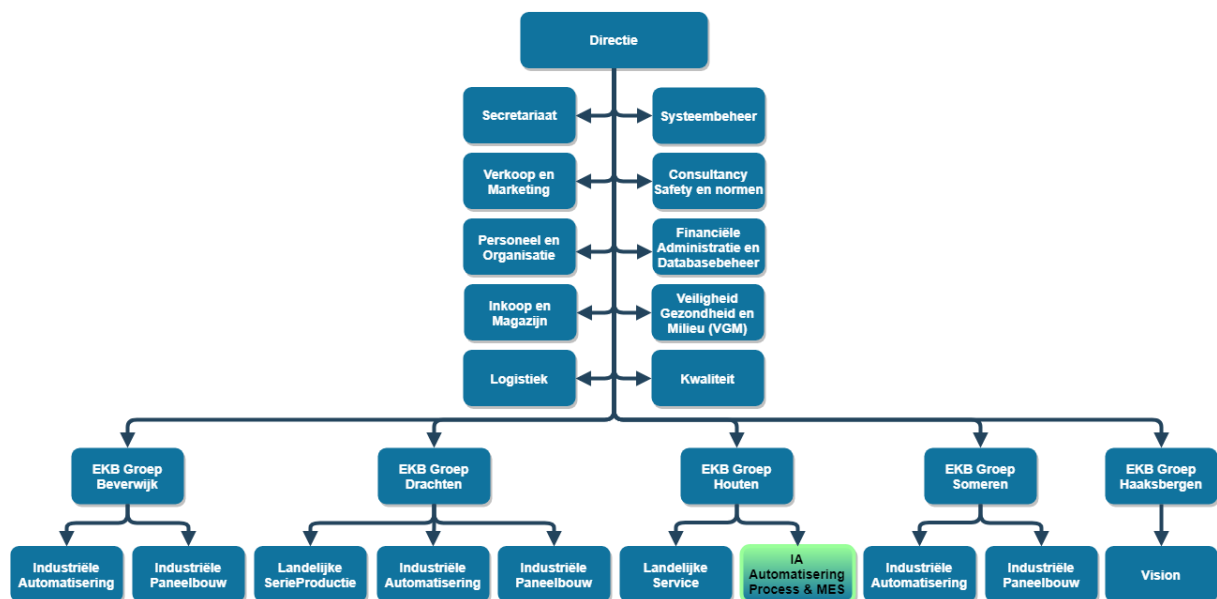
2.1 Het bedrijf

Elektro Kasten Bouwen Industriële Automatisering (EKB) is actief op het gebied van industriële automatisering en richt zich vooral op het aaneensluiten en implementeren van processen hierbinnen.

Met 200 medewerkers verdeeld over vijf vestigingen bieden zij automatiseringsoplossingen voor de Nederlandse industrie.

EKB realiseert industriële automatiseringsprojecten voor de Nederlandse eindgebruikers en machinebouwers. EKB is vooral actief in de sectoren metaal, voedingsmiddelen, offshore en fijn chemie.

Het organogram van EKB is weergegeven in Figuur 1. Binnen de organisatie werkt de afstudeerder op de Manufacturing Execution Systems (MES) afdeling van software engineering in Houten. Andere onderdelen van EKB zijn industriële automatisering, industriële paneelbouw, service en vision. Deze onderdelen worden voornamelijk bij de andere vestigingen (Drachten, Someren, Haaksbergen en Beverwijk) tot uitvoer gebracht.



Figuur 1: EKB organogram

Noot. Aangepast van "EKB Groep (Totaal)", door EKB, 2017, 21 februari. Geraadpleegd op 24 mei 2018, van

<http://intranet.ekb.nl/Documenten%20Personeelszaken/Organogrammen%20EKB%20Groep.pdf>

2.2 Bedrijfsgegevens

Tabel 1: Bedrijfsgegevens van EKB

NAAM	ADRES	POSTCODE	TELEFOON	WEBSITE
EKB	Meidoornkade 19	3992 AG Houten	+31 30 711 14 80	http://www.ekb.nl/nl/home/

2.3 Persoonsgegevens

Tabel 2: Persoonsgegevens van betrokkenen

NAAM	FUNCTIE	E-MAILADRES	TELEFOON	LINKEDIN
S. A. Rang	Afstudeerder	stefan.rang@student.hu.nl	+31 6 34 10 04 29	https://www.linkedin.com/in/stefan-rang-8b0635101/
J. Schmeltz	Eerste examiner	jos.schmeltz@hu.nl	onbekend	onbekend
F. Verbruggen	Docentbegeleider/ Tweede examiner	frank.verbruggen@hu.nl	+31 6 12 20 22 74	https://www.linkedin.com/in/frank-verbruggen-5080a720/
A. Roelofsen	Bedrijfsbegeleider	a.roelofsen.ekb.nl	+31 6 20 96 48 14	https://www.linkedin.com/in/auke-roelofsen-273b7918/
M. de Lange	Product owner	w.de.lange@ekb.nl	+31 6 51 83 97 90	https://www.linkedin.com/in/michiel-de-lange-a1b04b3/
G. Bargeman	Contactpersoon Tsubaki Nakashima	ger.bargeman@europe.tsubaki-nakashima.com	+31 6 24 36 58 85	https://www.linkedin.com/in/ger-bargeman-b3332a14/
M. Kok	Software engineer	m.kok@ekb.nl	+31 6 12 60 62 73	https://www.linkedin.com/in/maarten-kok-316374109/

3 DE OPDRACHT

Een afstudeeropdracht ontstaat vaak uit een probleem of te benutten kans van een bedrijf. In het geval van deze afstudeeropdracht gaat het om een probleem van een klant van EKB.

3.1 De kwestie

Sinds 2009 ontwikkelt EKB een eigen softwarepakket genaamd EKB Manufacturing Intelligence (EMI), gericht op industriële toepassing. EMI is vooral bedoeld om inzicht te krijgen in de productiviteit en kwaliteit van industriële productieprocessen. Deze data worden op dit moment voornamelijk gebruikt om een overzichtelijk beeld te krijgen van de huidige situatie, maar nog niet om bepaalde productieprocessen te optimaliseren.

Vanaf de start van de ontwikkeling van EMI is er vanuit de industrie aangegeven dat er in toenemende mate beheer en sturing van interne buffervoorraden gewenst wordt. Hierbij wordt geëist dat Theory of Constraints (TOC) wordt toegepast.

Als business case voor deze afstudeeropdracht wordt de data van de rollenfabriek van Tsubaki Nakashima (TN), een klant van EKB, te Veenendaal gebruikt. De buffervoorraden worden daar momenteel beheerd op basis van ervaring. Het is niet duidelijk hoe de buffervoorraden tussen de productielijnen zo afgestemd kunnen worden dat de voorraden verminderen terwijl de productie vergroot wordt. Dit is een van de doelen van TOC.

3.2 De afstudeeropdracht in het kort

Het verlagen van de buffervoorraden zorgt indirect voor kostenvermindering. Volgens Goldratt en Cox (2007) resulteert het verlagen van de voorraden echter alleen in een verhoging van de winst als ook de productie verhoogd wordt. Om dit te bereiken moeten dus zowel de verlaging van de buffervoorraden als de verhoging van de productie even zwaar meetellen.

Naast een verbredend en kritisch onderzoek naar TOC, machine learning (ML) en de huidige situatie bij TN welke EKB van de student eist, dient de student een werkend product op te leveren waarin daadwerkelijk TOC toegepast en aantoonbaar gemaakt is voor de gebruiker. De afstudeerstage betreft dan ook een productopdracht.

Omdat het onduidelijk is hoe zowel de buffervoorraden te verlagen als de productie te verhogen zal ML worden gebruikt om een algoritme tot stand te laten komen te op basis van een fabriekssimulatie de hoogtes van de buffervoorraden af kan wegen. Om dit te kunnen implementeren in EMI moet echter wel eerst worden onderzocht hoe de simulatie zo realistisch mogelijk te maken is, terwijl de simulatie generiek gebruikt moet kunnen worden voor andere klanten van EKB.

3.3 Doelstelling

De te bouwen uitbreiding van EMI moet ervoor gaan zorgen dat klanten van EKB hun buffervoorraden zo laag mogelijk kunnen houden terwijl de productie zo hoog mogelijk is.

Middels de beschikbare data in EMI, de simulatie en het ML algoritme moet het mogelijk worden de doorlooptijden van halffabricaten te verminderen. Hierdoor worden de voorraden tussen de verschillende productielijnen kleiner en verminderen de kosten per product.

3.4 Hoofdvraag en deelvragen

Uitgaande van de opdrachtschrijving van EKB is de volgende hoofdvraag geformuleerd:

Hoe kunnen machine learning algoritmes, gericht op Theory of Constraints, in EMI worden geïmplementeerd om de buffervoorraden van EKB klanten te verminderen?

Hoofdvraag decompositie

Om een ML algoritme te kunnen trainen zijn er allereerst een of meerdere relevante datasets nodig. Het is dus van belang dat er eerst onderzocht wordt welke data er nodig zijn. Om het eindproduct onafhankelijk van andere software te houden moet de data zoveel mogelijk uit de EMI database komen.

Om de ML algoritmes in de praktijk toe te kunnen passen moet de training gericht zijn op de werkelijkheid. Om dit te bereiken is er aanvullend onderzoek nodig naar de huidige situatie bij TN om een realistische simulatie te kunnen maken waarin de ML algoritmes op de datasets kunnen trainen.

Voordat de simulaties met de verschillende algoritmes van start kunnen gaan moet eerst duidelijk worden hoe TOC toegepast kan worden. Hoe hebben andere bedrijven en afstudeerders de buffervoorraden proberen te verlagen met TOC? Met deze kennis kunnen de initiële parameters van de algoritmes worden ingesteld.

Voor en tijdens de implementatie in EMI zal er ook worden onderzocht welke architectuur het beste gebruikt kan worden. Na de implementatie kunnen de simulaties gestart worden. Deze simulaties resulteren in een verzameling van buffervoorraadgroottes die niet op basis van ervaring tot stand zijn gekomen, maar op basis van algoritmes.

De hieruit voortvloeiende deelvragen zijn als volgt:

- 1 Welke data uit EMI en externe data zijn er nodig om realistische simulaties uit te kunnen voeren?
- 2 Hoe kunnen de simulaties gebaseerd worden op de werkelijkheid met de beschikbare data?
- 3 Hoe hebben anderen met Theory of Constraints de buffervoorraden verlaagd?
- 4 Welke soorten machine learning algoritmes zijn geschikt om in combinatie met Theory of Constraints toe te passen?
- 5 Welke architectuur is het meest geschikt om de machine learning algoritmes volgens de randvoorwaarden en requirements in EMI te implementeren?

3.5 Onderzoeksmethoden

Per deelvraag is in Tabel 3 vastgesteld welke onderzoeksmethoden gebruikt zullen worden.

Tabel 3: Methoden matrix

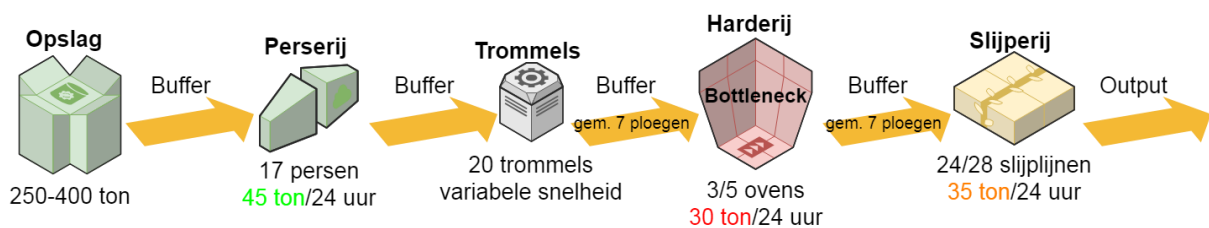
DEELVRAAG	KWALITATIEF OF KWANTITATIEF?	ONDERZOEKSMETHODE	RESULTAAT
Welke data uit EMI en externe data zijn er nodig om realistische simulaties uit te kunnen voeren?	Kwantitatief	Deskresearch	Verzameling van data waar het algoritme op kan trainen
Hoe kunnen de simulaties gebaseerd worden op de werkelijkheid met de beschikbare data?	Kwalitatief	Exploratief onderzoek / veldonderzoek	Een of meerdere training strategieën
Hoe hebben anderen met Theory of Constraints de buffervoorraden verlaagd?	Kwalitatief	Deskresearch	Een of meerdere toepassingen van TOC ter inspiratie voor dit onderzoek
Welke soorten machine learning algoritmes zijn geschikt om in combinatie met Theory of Constraints toe te passen?	Kwantitatief	Experimenteel onderzoek / laboratorium onderzoek / vergelijkend onderzoek	Een of meerdere algoritmes die gebruikt kunnen worden voor het eindproduct
Welke architectuur is het meest geschikt om de machine learning algoritmes volgens de randvoorwaarden en requirements in EMI te implementeren?	Kwalitatief	Deskresearch	Architectuur voor het eindproduct

4 THEORETISCH KADER

Dit hoofdstuk is bedoeld om meer inzicht te geven in onderwerpen die in dit onderzoek veelvoorkomend zijn. Zowel voorkennis als vergaarde kennis uit het vooronderzoek is hierin verwerkt.

4.1 Tsubaki Nakashima

Deze afstudeeropdracht is uitgevoerd met de data van de rollenfabriek van TN te Veenendaal. Deze rollenfabriek maakt stalen cilindrische lagers voor onder andere auto onderdelen en hydraulische apparaten en is onderverdeeld in vijf hallen zoals te zien is in Figuur 2. Dit figuur is het resultaat van meerdere gesprekken met de contactpersoon van EKB bij TN. Hieronder volgt een samenvatting van deze gesprekken (G. Bargeman, persoonlijke communicatie, 14 februari 2018, 22 februari 2018 en 2 maart 2018).



Figuur 2: Lay-out rollenfabriek Tsubaki Nakashima

4.1.1 Rollenfabriek lay-out

In de eerste hal wordt het staal in haspels opgeslagen met een totale capaciteit tussen de 250 en 400 ton staalhaspels.

In de tweede hal worden de staalhaspels in de zeventien parallelle persmachines geladen waar ze worden geperst in kleine cilinders met een gemiddelde snelheid van 45 ton per 24 uur. Elke persmachine heeft haar eigen marges met betrekking tot de lengte en diameter van deze cilinders en staalhaspels. Vanaf dit moment spreekt TN van 'rollen' in plaats van staalhaspels en cilinders. De rollen worden na de perserij vervoerd per 500 kg in containers waarvan de rollenfabriek er in totaal 475 bezit.

In de derde hal worden de rollen geschuurd in twintig zogeheten 'trommels' die net als de persmachines parallel draaien. Een trommel verwerkt per keer een batch van 500 kg rollen (een container per keer). De snelheid waarmee getrommeld wordt is variabel en afhankelijk van de lengte en diameter van de rol en de kwaliteit van de voorgaande persmachine. Deze twintig trommels zijn tot nu toe altijd in staat geweest de buffervoorraden tussen de persen en de trommels laag te houden en vormen dan ook geen probleem voor TN.

De vierde hal bevat vijf ovens waar de geschuurde rollen gehard worden op hoge temperatuur. Ook dit gebeurt per container van 500 kg. Ondanks dat de ovens niet serie geschakeld zijn en bijna elk type rol kunnen verwerken, zijn dit toch de bottlenecks van de rollenfabriek vanwege de lage productiesnelheid. Daarnaast wordt er maar van drie van de vijf ovens data geregistreerd door EKB. In de vijfde en laatste hal worden de containers geleegd in de slijperij en worden de rollen in de definitieve vorm geslepen door 28 slijplijnen. Deze productielijnen bestaan weer uit een aantal verschillende machines die serie geschakeld zijn, maar de slijplijnen als geheel zijn parallel geschakeld. Ook hebben de slijplijnen net als in de perserij ieder een marge voor bepaalde rollen.

4.1.2 Buffervoorraden

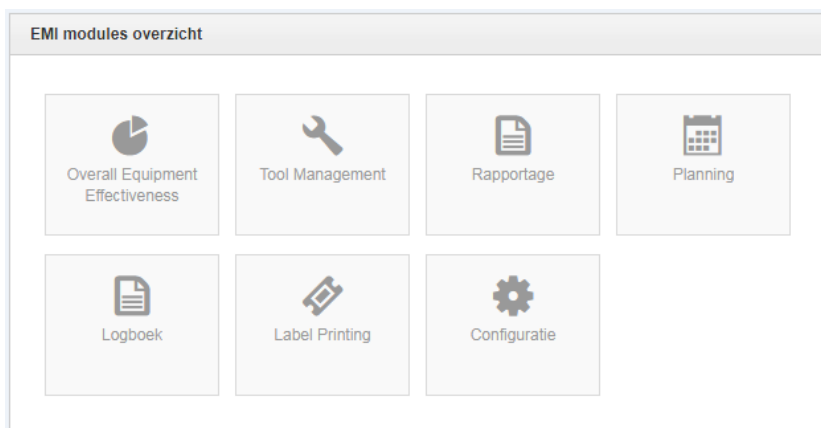
Tussen de hallen bevinden zich de buffervoorraden. Dit zijn voorraden van containers met rollen die nog verwerkt moeten worden door de volgende hal. In het geval van de buffervoorraden tussen de opslag en de perserij zijn dit echter geen containers maar staalhaspels. De buffervoorraden voor en na de harderij zijn in de huidige situatie gemiddeld zeven ploegen groot. Een ploeg is een maatstaf van TN die gebruikt wordt om aan te geven dat een bepaalde hoeveelheid rollen er acht uur over doet om verwerkt te worden in de slijperij. De gemiddelde buffervoorraad rollen die voor en na de harderij aanwezig zijn duren dus 56 uur om verwerkt te worden door de slijperij.

4.1.3 Omstellingen

Bepaalde productielijnen kunnen meerdere verschillende producten produceren. Door een productielijn om te stellen kan er een ander product worden geproduceerd. Een omstelling kan echter uren duren. Het is daarom voor TN van groot belang dat het aantal omstellingen minimaal is.

4.2 EKB Manufacturing Intelligence

EKB Manufacturing Intelligence is de applicatie waarin de software van deze afstudeeropdracht geïmplementeerd is. Het bevat de modules Overall Equipment Effectiveness (OEE), Tool Management, Rapportage, Planning, Logboek, Label Printing en Configuratie zoals te zien in onderstaande foto (Rang, 2018).



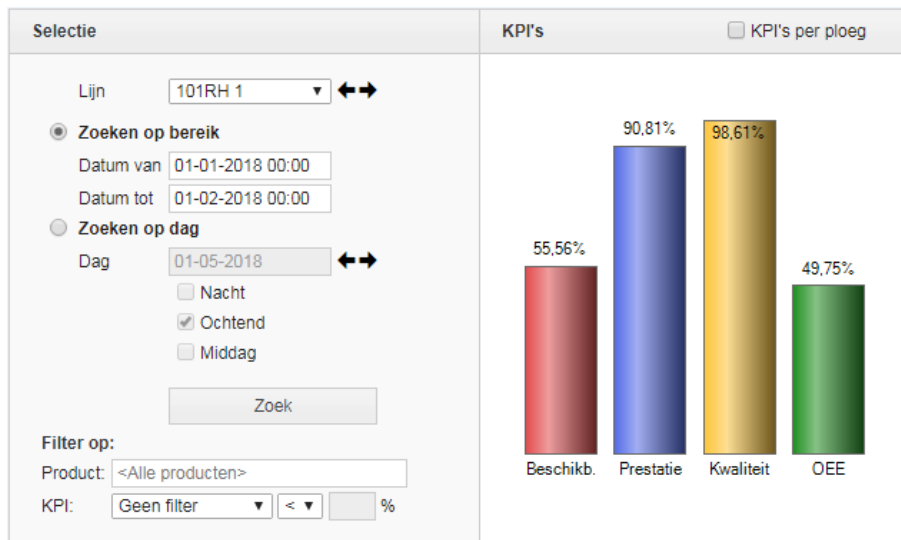
Rang, S. (2018, 3 april). EMI modules van de rollenfabriek van Tsubaki Nakashima [Foto], Geraadpleegd van http://emi-demo.ekb.nl/EMI_NNN/Default.aspx

EMI communiceert met een SQL Server database waarin voor elke klant van EKB data voor deze zeven modules gestandaardiseerd worden bijgehouden. Deze standaardisatie heeft bijgedragen aan het generiek houden van de software.

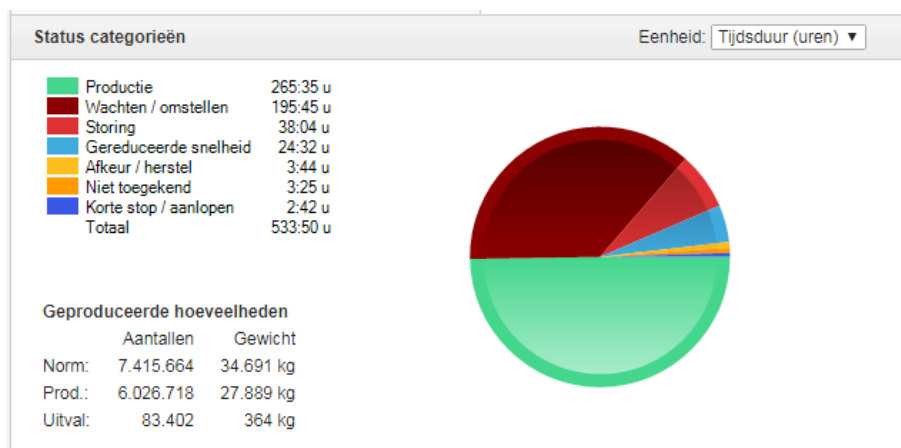
4.2.1 Overall Equipment Effectiveness

In onderstaande foto's (Rang, 2018) is een voorbeeld van de OEE analyse in EMI te zien van een persmachine genaamd '101RH1'. De rode staaf van de KPI's is de beschikbaarheid van de machine, oftewel het percentage van de geselecteerde tijdsperiode dat er daadwerkelijk is geproduceerd. In de tweede foto zijn de status categorieën te zien. De beschikbaarheid KPI wordt berekend door de status categorieën 'wachten/omstellen', 'storing' en 'niet toegekend' te delen door het totaal aantal uren en dit percentage van 100% af te trekken. Ook is er nog een onzichtbare status categorie 'Uit bedrijf'. Bij TN draait alleen de harderij in het weekend en zijn de perserij en de slijperij in het weekend uit bedrijf. Deze 'Uit bedrijf'-tijd wordt niet bij de status categorie 'totaal' meegerekend.

De blauwe KPI-staaf is de prestatie van de machine. Een prestatie van 50% betekent dat de machine gemiddeld op de helft van de norm-snelheid heeft gedraaid gedurende de tijd dat de machine niet stil stond.



Rang, S. (2018, 3 april). EMI OEE analyse van de rollenfabriek van Tsubaki Nakashima [Foto], Geraadpleegd van http://emi-demo.ekb.nl/EMI_NNN/OEE/OEEAnalyse.aspx



Rang, S. (2018, 3 april). EMI OEE analyse van de rollenfabriek van Tsubaki Nakashima [Foto], Geraadpleegd van http://emi-demo.ekb.nl/EMI_NNN/OEE/OEEAnalyse.aspx

De gele KPI-staaf is de kwaliteit van productie op de machine. Deze KPI geeft het percentage aan van de hoeveelheid geproduceerde producten die niet behoren tot de 'afkeur/herstel' status categorie.

Tot slot worden de beschikbaarheid-, prestatie- en kwaliteit- KPI's respectievelijk vermenigvuldigd. Dit resulteert in de OEE-KPI (de groene staaf). De OEE kan ook worden berekend door de status categorie 'productie' te delen door de status categorie 'totaal' (ook weer exclusief de 'Uit bedrijf' status categorie).

4.3 Theory of Constraints

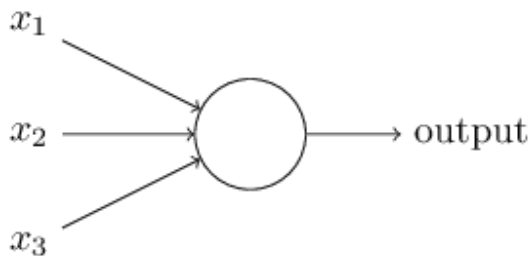
TODO

4.4 Machine Learning

ML is een tak van Artificial Intelligence die gebruikt is om Theory of Constraints te implementeren in EMI. ML wordt al sinds de jaren vijftig gebruikt en is sindsdien uitgegroeid tot een onmisbare technologie voor techgiganten als Google, Microsoft en Apple.

4.4.1 De perceptron

Aan de basis van ML staan zogeheten Neural Networks. Dit zijn simpele netwerken die outputs berekenen door het vermenigvuldigen van inputs. De meest simpele vorm hiervan is een perceptron. Volgens Nielsen (2017) kan een perceptron een output berekenen van 0 (uit) of 1 (aan) door een aantal berekeningen te doen op de inputs. In Figuur 3 wordt een perceptron weergegeven. x_1 , x_2 en x_3 zijn de drie inputs van deze perceptron.



Figuur 3: Perceptron

Noot. Herdrukt van "Using neural nets to recognize handwritten digits", door Nielsen, M., (2017, december). Geraadpleegd van <http://neuralnetworksanddeeplearning.com/chap1.html>

$$\text{output} = \begin{cases} 0 & \text{if } \sum_j w_j x_j \leq \text{threshold} \\ 1 & \text{if } \sum_j w_j x_j > \text{threshold} \end{cases}$$

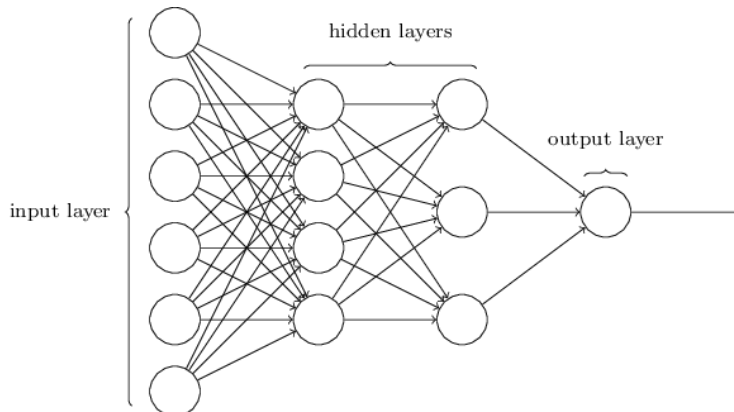
Figuur 4: Perceptron output formule

Noot. Herdrukt van "Using neural nets to recognize handwritten digits", door Nielsen, M., (2017, december). Geraadpleegd van <http://neuralnetworksanddeeplearning.com/chap1.html>

De output van de perceptron is te berekenen met de formule van Figuur 4. Elke lijn van de inputs van Figuur 3 is een 'weight' (w in Figuur 4). Dit is in essentie een getal, meestal tussen de -5 en 5 waarmee de input vermenigvuldigd wordt. Alle drie inputs worden vermenigvuldigd met de bijbehorende weight. Deze drie uitkomsten worden bij elkaar opgeteld. Als de uitkomst hiervan boven de threshold ligt, is de output van de perceptron 1 en anders 0. De threshold is een nummer die per perceptron anders kan zijn en is een parameter van de perceptron. De ' j ' in de formule van Figuur 4 is het nummer van de input x .

4.4.2 Neural Networks

Een neural network is een netwerk bestaande uit lagen van perceptrons. In Figuur 5 is te zien dat een neural network bestaat uit een input laag, een of meerdere verborgen lagen en een output laag van perceptrons. De perceptrons van de input laag krijgen hun inputs van de buitenwereld. Deze inputs kunnen dus worden gezien als een vector die als input van het neural network dient. Om de output van het neural network te berekenen worden per laag de outputs van de betreffende perceptrons berekend. De outputs van de eerste laag worden de inputs van de perceptrons in de tweede laag enzovoort. Uiteindelijk resulteert dit in een of meerdere outputs van het neural network, afhankelijk van het aantal perceptrons in de laatste laag.



Figuur 5: Neural Network

Noot. Herdrukt van "Using neural nets to recognize handwritten digits", door Nielsen, M., (2017, december). Geraadpleegd van <http://neuralnetworksanddeeplearning.com/chap1.html>

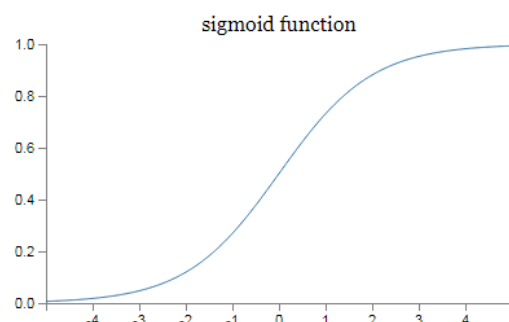
In het geval van neural networks wordt echter vaak de term '*neuron*' gebruikt in plaats van perceptron. Naast de waarde (x) en de bijbehorende weights (w_n) heeft een neuron ook een *bias*. Dit is een extra variabele die wordt opgeteld bij de output van de neuron. Hierna wordt nog een extra berekening gedaan, de *activation function*.

4.4.3 Activation Functions

Een activation function is een formule waarmee de output van een neuron kan worden berekend. Een veelvoorkomende activation function is de *sigmoid* (Figuur 6). Het resultaat van de standaard sigmoid formule ligt altijd tussen de 0 en 1 zoals te zien is in de plot van Figuur 7.

$$\sigma(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$$

Figuur 6: Standaard sigmoid formule

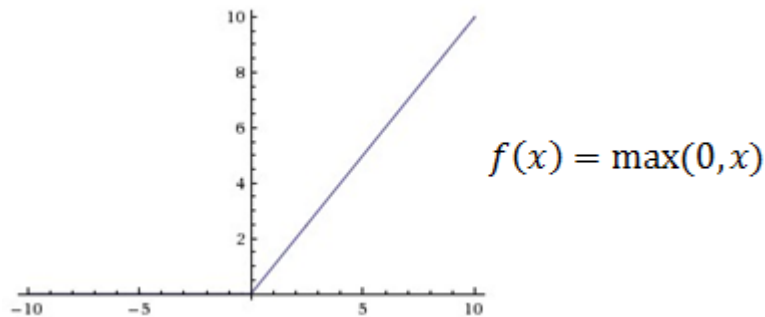


Figuur 7: Plot van de sigmoid formule

Noot. Herdrukt van "Using neural nets to recognize handwritten digits", door Nielsen, M., (2017, december). Geraadpleegd van <http://neuralnetworksanddeeplearning.com/chap1.html>

Volgens Rojas (1996) is het noodzakelijk om een functie te gebruiken met een gelijkmatige helling om te zorgen dat het ML algoritme de weights van de neurons ook gelijkmatig kan veranderen en zo langzaam bij het gewenste resultaat kan komen.

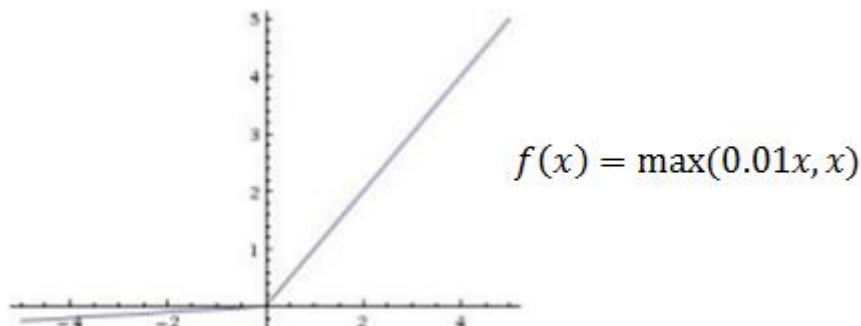
Een andere activation function die steeds vaker gebruikt wordt is de *Rectified Linear Unit (ReLU)*. Het resultaat van de ReLU formule is 0 voor alle negatieve waarden en verandert niets aan de positieve waarden (Figuur 8).



Figuur 8: Plot van de standaard ReLU

Noot. Aangepast van "Rectified-Linear unit Layer", door Santos, L., (2018). Geraadpleegd van https://leonardoaraujosantos.gitbooks.io/artificial-intelligence/content/relu_layer.html

In 2017 onderzocht Sharma de voor- en nadelen van de ReLU formule. Een belangrijk voordeel is dat de negatieve waarden niet doorberekend hoeven te worden, omdat ze altijd 0 worden. Dit is van positieve invloed op de snelheid waarmee het neural network berekend wordt. Een nadeel van de ReLU formule is dat de formule geen helling heeft voor negatieve waarden. De helling van de activation function is de reden dat neural networks langzaam bij het beoogde doel komen. Zodra een neuron een negatieve output heeft, is de helling van de ReLU formule 0 en verandert de output van de neuron niet meer. Volgens Sharma (2017) heet dit het 'stervende ReLU probleem'. De neurons die dit probleem ervaren zijn niet meer van nut voor het neural network. Door een aangepaste ReLU formule te gebruiken kan dit worden opgelost. Deze formule heet de *leaky ReLU* (Figuur 9) en is voor positieve waarden hetzelfde als de standaard ReLU. Voor negatieve waarden is de helling niet 0 maar 0,01. Hiermee is het stervende ReLU probleem verholpen.



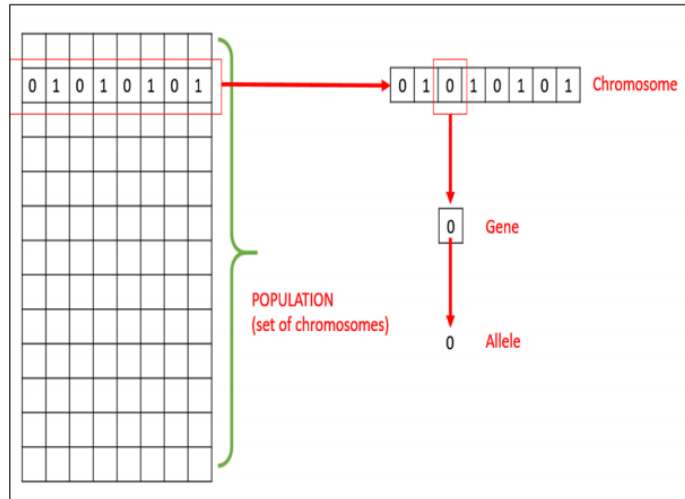
Figuur 9: Plot van de leaky ReLU

Noot. Aangepast van "Deep Learning Class #1 – Go Deep or Go Home", door Monier, L., (2016). Geraadpleegd van <https://www.slideshare.net/holbertonschool/deep-learning-keynote-1-by-louis-monier>

Nog een andere activation function is de hyperbolische tangens $f(x) = \tanh(x)$ wat eigenlijk een variatie is op de sigmoïd formule, want $\tanh(x) = 2\sigma(2x) - 1$. Het verschil is dat de resultaten van deze formule tussen de -1 en 1 liggen en dat de helling twee keer steiler is.

4.4.4 Genetic algorithms

Volgens Tutorials Point (I) Pvt. Ltd.. (2016) is een Genetic Algorithm (GA) een algoritme dat gebaseerd is op natuurlijke selectie in de natuur en is nog steeds een van de beste ML algoritmes. Een GA heeft net als in de natuur een bevolking of 'population'. Deze population ondergaat recombinaties en mutaties van genen. Deze genetische veranderingen resulteren in een nieuwe generatie van de bevolking. In de terminologie van GA's heten de leden van de bevolking 'chromosomen'. Deze chromosomen worden ieder op basis van hun resultaten gescoord. Deze score heet de 'fitness' en wordt gebruikt om te bepalen welke chromosomen reproduceren voor de volgende generatie. In Figuur 10 wordt een overzicht van een GA weergegeven.



Figuur 10: Basis structuur en terminologie van GA's

Noot. Herdrukt van "Genetic Algorithms", door Tutorials Point (I) Pvt. Ltd., (2016). Geraadpleegd van https://www.tutorialspoint.com/genetic_algorithms/genetic_algorithms_tutorial.pdf

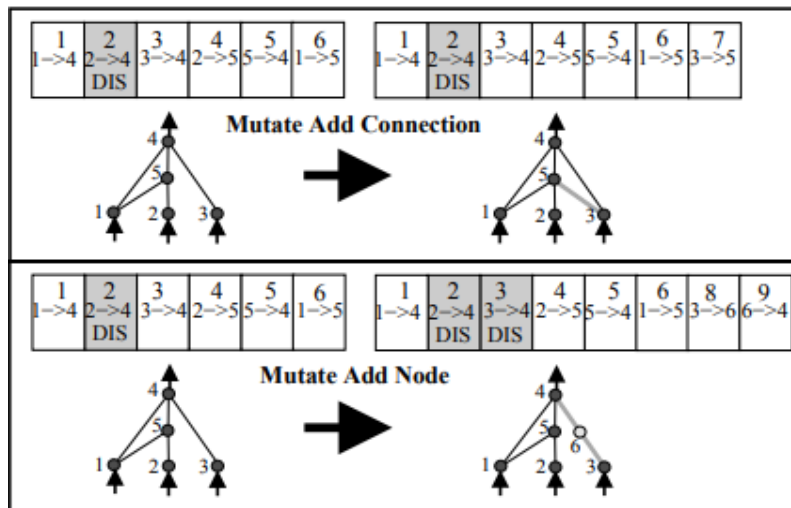
Een voordeel van GA's is dat de hele population parallel kan worden gescoord, omdat het probleem wat opgelost moet worden voor de hele population hetzelfde is. Ook is het eindresultaat van een GA niet een enkele oplossing, maar een hele verzameling van oplossingen die allemaal net iets anders zijn dan de rest. Een GA is echter niet geschikt voor problemen die te simpel zijn of waarvan de oplossing al bekend is. Voor dit soort problemen is een neural network een betere oplossing.

4.4.5 Neuro Evolution of Augmenting Topologies

In 2004 ontwierp Stanley een combinatie tussen een neural network en GA's en noemde dit nieuwe algoritme Neuro Evolution of Augmenting Topologies (NEAT). De recombinaties en mutaties zoals bij GA's gebeurt wordt bij NEAT op dezelfde manier toegepast op de weights van de neural networks. Bij NEAT bestaat de population uit neural networks die kunnen worden gezien als de chromosomen. Naast de recombinaties en mutaties van weights zijn er nog twee manieren van mutatie (Figuur 11).

Ten eerste kan er een nieuwe weight-lijn worden aangemaakt tussen twee neurons die nog niet met een weight-lijn verbonden waren. Dit is mogelijk omdat de neurons van de neural networks in de eerste generatie niet allemaal met elkaar verbonden zijn. Ten tweede kan er een nieuwe neuron worden aangemaakt die een bestaande weight-lijn in tweeën splitst. Deze neuron kan dan in een latere generatie door mutatie weer met andere neurons verbonden worden. Zo worden de neural networks langzaam groter en kunnen ze steeds complexere problemen oplossen.

Stanley (2004) heeft naast de bestaande inspiraties uit de natuur voor GA's nog een nieuwe toepassing. Om ervoor te zorgen dat de variëteit van de neural networks hoog blijft wordt de population gegroepeerd op een vergelijkbare manier als diersoorten. De groepering vindt plaats op basis van het verschil in structuur en weights van de neural networks. De groepen neural networks evolueren onafhankelijk van elkaar waardoor elke groep compleet anders kan zijn. Hierdoor wordt er met NEAT vaak sneller een oplossing gevonden dan met een standaard GA. Dit blijkt ook uit de experimenten van NEAT door K. O. Stanley.



Figuur 11: Aanvullende mutatiemogelijkheden van het NEAT algoritme

Noot. Herdrukt van "Efficient Evolution of Neural Networks through Complexification", door Stanley, K., (2004). Geraadpleegd van <http://nn.cs.utexas.edu/downloads/papers/stanley.phd04.pdf>

5 ONDERZOEK

In dit hoofdstuk worden de deelvragen onderzocht en beantwoord. Deze antwoorden dragen bij aan de algemene conclusie van dit onderzoek en resulteren in het beantwoorden van de hoofdvraag:

Hoe kunnen machine learning algoritmes, gericht op Theory of Constraints, in EMI worden geïmplementeerd om de buffervoorraden van EKB klanten te verminderen?

5.1 Data onderzoek

Om te kunnen simuleren is er allereerst data over de rollenfabriek van TN nodig. Deze data zou uit EMI, maar ook uit externe bronnen kunnen komen. De eerste deelvraag van dit onderzoek luidt:

Welke data uit EMI en externe data zijn er nodig om realistische simulaties uit te kunnen voeren?

5.1.1 Basis gegevens

Om de rollenfabriek van TN te kunnen simuleren zijn een aantal basis gegevens nodig. Dit zijn:

- Logistiek van de fabriek
- Geproduceerde producten per productielijn met daarbij behorende productiesnelheden
- Omstellingen per productielijn
- Stilstanden per productielijn
- Uitgevallen of afgekeurde producten per productielijn
- Buffervoorraden aan het begin van de simulatie periode

De logistiek van de fabriek is nodig om in de simulaties vast te kunnen leggen welke productielijnen er allemaal zijn en wat de relatie tussen deze productielijnen is. Welke routes kunnen producten allemaal afleggen van het magazijn tot aan de opslag aan het eind van de fabriek?

Als een productielijn meerdere verschillende producten kan produceren kan het voor komen dat deze productielijn moet worden omgesteld voordat er een ander product geproduceerd kan worden. In dat geval is er data nodig over deze omstelling zoals wanneer deze omstelling heeft plaats gevonden en hoe lang de omstelling heeft geduurd. Hetzelfde geldt ook voor eventuele stilstanden van een productielijn.

Tenzij de simulaties gestart zullen worden vanaf de in gebruik neming van de fabriek is er ook data nodig over de buffervoorraden aan het begin van de simulatie periode.

5.1.2 Data uit EKB Manufacturing Intelligence

Om de programmatuur toe te kunnen passen bij meerdere klanten van EKB is het van belang zo veel mogelijk gebruik te maken van data uit de database van EMI. Deze database heeft namelijk voor elke klant van EKB dezelfde architectuur. In Figuur 12 zijn de tabellen en velden uit het EMI database diagram weergegeven die data bevatten voor de simulaties. **Uitleg tabellen en velden en hun werking en de relatie tot de basis gegevens uit bovenstaand hoofdstuk.**



Figuur 12: EMI database diagram

Noot. Aangepast van “EMI database diagram”, door EKB, 2018, 1 februari. Geraadpleegd van EMI database

5.1.3 Externe data

Buffervoorraden aan het begin van de simulatie periode staan niet in de EMI database. Ook de trommels staan niet in EMI, maar kunnen worden berekend uit Visual Flow.

5.1.4 Conclusie

(Samenvatting?) en beantwoording deelvraag 1.

5.2 Simulatie onderzoek

Nu de data bekend is kan er worden nagedacht over het simuleren zelf. De resultaten van de ML algoritmes zijn afhankelijk van de kwaliteit van de simulatie. De tweede deelvraag is:

Hoe kunnen de simulaties gebaseerd worden op de werkelijkheid met de beschikbare data?

5.2.1 Rollenfabriek van Tsubaki Nakashima

Uit een gesprek met de LEAN manager en tevens contactpersoon van TN is gebleken dat niet alle producten door de harderij van de rollenfabriek gaan, maar dat sommigen bij een extern bedrijf worden gehard (G. Bargeman, persoonlijke communicatie, 17 mei 2018). Bij producten waarvan de naam begint met "RT" en later in de naam "HA" of "HN" bevat duurt dit extern harden gemiddeld 4,5 week. Alle andere producten die extern worden gehard doen er een week over.

In het geval dat producten extern worden gehard is er in de EMI database geen data beschikbaar over het harden van deze producten, dus zal er in de simulaties uit moeten worden gegaan van deze gemiddelde tijden.

Ook zijn er producten die niet door de slijperij van de rollenfabriek hoeven, maar direct na het harden verkocht kunnen worden. De namen van deze producten beginnen allemaal met "RQ".

5.2.2 Simulatie software

Om een goede keuze te kunnen maken voor een software pakket dat geïmplementeerd kan worden in EMI zijn er een aantal functionele eisen vastgesteld. De software moet de volgende onderdelen kunnen simuleren:

- Stilstanden
- Omstellingen
- Uitval of afkeur van producten
- Verschillende producten op verschillende productielijnen
- Buffervoorraden

Verder moet het mogelijk zijn om externe data in te laden en moet de software open source zijn en beschikbaar zijn voor commercieel gebruik.

Tabel 4: Simulatie software requirements

REQUIREMENTS	ANYLOGIC	ARENA	FLEXSIM	JAAMSIM	SIMUL8
Open source	✗	✗	✗	✓	✗
Commercieel gebruik	✗	✗	✗	✓	✗
Externe data	✓	✓	✓	✓	✓
Stilstanden	✓	✓	✓	✓	✓
Omstellingen	✓	✓	✓	✗	✓
Uitval of afkeur van producten	✗	✓	✓	✓	✓
Verschillende producten op verschillende productielijnen	✓	✓	✓	✓	✓
Buffervoorraden	✓	✓	✓	✓	✓

LITERATUUR

Golratt, E. M., & Cox, J. (2007, april 2). *The Goal, A Process of Ongoing Improvement*. Opgehaald van 2nd Battalion, 5th Marines: <http://www.2ndbn5thmar.com/lean/Notes%20on%20The%20Goal.pdf>

Monier, L. (2016, april 30). *Deep Learning Class #1 - Go Deep or Go Home*. Opgehaald van SlideShare: <https://www.slideshare.net/holbertonschool/deep-learning-keynote-1-by-louis-monier>

Nielsen, M. (2017, december). *Neural Networks and Deep Learning*. Opgehaald van Neural Networks and Deep Learning: <http://neuralnetworksanddeeplearning.com/index.html>

Rojas, R. (1996). *The Backpropagation Algorithm*. Opgehaald van Freie Universität Berlin: <https://page.mi.fu-berlin.de/rojas/neural/chapter/K7.pdf>

Santos, L. (2018). *Rectified-Linear unit Layer*. Opgehaald van Leonardo Araujo Santos' Gitbooks - Artificial Intelligence: https://leonardoarajosantos.gitbooks.io/artificial-intelligence/content/relu_layer.html

Sharma, A. (2017, maart 30). *Understanding Activation Functions in Neural Networks [Blogpost]*. Opgehaald van Medium: <https://medium.com/the-theory-of-everything/understanding-activation-functions-in-neural-networks-9491262884e0>

Stanley, K. O. (2004). *Efficient Evolution of Neural Networks through Complexification*. Austin: The University of Texas.