

design your future

De zorg transformeren door anders en beter
te innoveren

De geautomatiseerde detectie van sepsis

Melissa Verbeke

gezondheidszorg

bachelor in de intensieve zorg en de spoedgevallenzorg

campus Brugge

academiejaar 2018-2019

ism de heer Vyt Dieter

design your future

De zorg transformeren door anders en beter te innoveren

De geautomatiseerde detectie van sepsis

Melissa Verbeke

gezondheidszorg

bachelor in de intensieve zorg en de spoedgevallenzorg

campus Brugge

academiejaar 2018-2019

ism de heer Vyt Dieter

Abstract

De zorg transformeren door anders en beter te innoveren: de geautomatiseerde detectie van sepsis	
Promotiejaar	2019
Student:	Melissa Verbeke
Externe promotor:	Dhr. Vyt Dieter
Trefwoorden:	Sepsis – geautomatiseerde detectie – intensieve zorgen
<p><u>Probleemstelling:</u> Op intensieve zorgen is er bij de patiënt altijd heel wat apparatuur aangeschakeld. Een verpleegkundige is echter wel beperkt in het gelijktijdig interpreteren van een aantal parameters. Bij bepaalde pathologieën, zoals sepsis, zijn heel wat parameters nodig om een diagnose te kunnen stellen. Sepsis heeft een zeer hoge mortaliteit. Het is van belang dat sepsis tijdig herkend en behandeld wordt. Software kan hier misschien wel in helpen om een vroegtijdige deterioratie ten gevolge van sepsis bij een intensieve zorgen patiënt te herkennen.</p> <p><u>Methode:</u> Er werd een literatuurstudie uitgevoerd omtrent de voordelen van geautomatiseerde detectie en/of artificiële intelligentie bij het vroegtijdig herkennen van deterioratie bij patiënten met sepsis. Daarnaast werd ook een voorstel tot implementatie, in de vorm van een protocol, uitgewerkt aan de hand van de PDCA-cyclus.</p> <p><u>Resultaten:</u> Vanuit de literatuur kan geconcludeerd worden dat de automatische detectie van sepsis en het gebruik van artificiële intelligentie bij sepsis wel degelijk een meerwaarde kan bieden. De diagnose kan sneller gesteld worden waardoor antibiotica ook sneller toegediend kan worden. Daardoor zijn zowel de mortaliteit, de ziekenhuisverblijfsduur en de heropnames binnen de 30 dagen significant gereduceerd.</p> <p><u>Conclusie:</u> De literatuur is zeer positief over de geautomatiseerde detectie van sepsis. Er is echter wel nog verder onderzoek nodig om de effectiviteit van het ontwikkelde protocol te testen in de praktijk.</p>	

Woord vooraf

Na een intensieve periode van acht maanden ben ik bij het einde gekomen. Met het schrijven van dit dankwoord leg ik de laatste hand aan mijn Bachelorproef. Hierbij wil ik stilstaan bij de mensen die mij gesteund en geholpen hebben tijdens deze periode.

Ik wil graag mijn interne promotor, de heer Vyt Dieter, bedanken voor de goede begeleiding. U heeft mij geholpen in het kiezen van de juiste paden, zodat ik deze bachelorproef tot een goed einde kon brengen. Daarnaast wil ook de heer Roesbeke Kurt, projectmedewerker zorgondersteuning en technologie in AZ Maria Middelaes Gent, bedanken om mij te helpen bij het opstellen van een realistisch protocol om de automatische detectie van sepsis te implementeren.

Mijn ouders en broer wil ik graag bedanken voor de goede raad en om op vele momenten een luisterend oor te zijn. Evenals mijn vriendin Lisa voor het nalezen van mijn tekst.

Aan iedereen heel erg bedankt.

Ondergetekende draagt de uiteindelijke verantwoordelijkheid voor deze Bachelorproef en staat toe dat haar werk in de mediatheek van de hogeschool wordt opgeslagen, geraadpleegd en gefotokopieerd.

Melissa Verbeke

Deinze, mei 2019

Inhoudsopgave

<u>ABSTRACT</u>	<u>4</u>
<u>WOORD VOORAF</u>	<u>5</u>
<u>INHOUDSOPGAVE</u>	<u>6</u>
<u>TABELLENLIJST</u>	<u>8</u>
<u>AFBEELDINGENLIJST</u>	<u>8</u>
<u>1 PROBLEEMSTELLING</u>	<u>1</u>
<u>2 METHODOLOGIE</u>	<u>3</u>
2.1 LITERATUURSTUDIE GEAUTOMATISEERDE DETECTIE DETERIORATIE	3
2.1.1 ZOEKSTRATEGIE	3
<u>3 BEGRIPSVERHELDING</u>	<u>5</u>
3.1 ARTIFICIËLE INTELLIGENTIE (AI)	5
3.1.1 VERSCHIL TUSSEN ARTIFICIËLE INTELLIGENTIE (AI), MACHINE LEARNING (ML) EN DEEP LEARNING (DL).....	5
3.1.1.1 <i>VOORDELEN VAN AI</i>	6
3.1.1.2 <i>NADELEN VAN AI</i>	6
3.1.2 ENKELE TOEPASSINGEN	6
3.1.3 CONCLUSIE.....	6
3.2 SEPSIS	7
<u>4 RESULTATEN</u>	<u>9</u>
4.1 DE AUTOMATISATIE VAN DE DETECTIE VAN DETERIORATIE BIJ PATIËNTEN MET SEPSIS	9
4.1.1 OORZAKEN VAN FALING IN DE DETECTIE VAN DETERIORATIE VAN DE PATIËNTEN	9
4.1.2 MEERWAARDE VAN EPD'S BIJ HET HERKENNEN VAN DETERIORATIE DOOR SEPSIS.....	9
4.1.2.1 Toegankelijkheid gegevens	10
4.1.2.2 Voorspelling van de deterioratie	10
4.1.2.3 Snellere herkenning van de deterioratie	11
4.1.2.4 Reductie van de verblijfsduur	14
4.1.2.5 Reductie van de kosten.....	16
4.1.2.6 Reductie van de heropnames	16
4.1.3 CONCLUSIE.....	17
4.2 PATIENT DATA MANAGEMENT SYSTEM (PDMS)	17
<u>5 PRAKTIJKDEEL</u>	<u>18</u>
5.1 PARAMETERS OM SEPSIS TE HERKENNEN	18
5.2 DE BEHANDELING VAN SEPSIS	19

5.3	VOORBEELDEN VAN EEN MOGELIJKE PRAKTIJKTOEPASSING	19
5.3.1	Monitor met kleurindicatoren	20
5.3.2	Adviessysteem in het EPD	20
5.4	THEORETISCHE TOEPASSING IN HET EPD	23
5.4.1	PDCA-cyclus.....	23
5.4.1.1	Plan	23
5.4.1.2	Do.....	28
5.4.1.3	Check	29
5.4.1.4	Act.....	29
	<u>DISCUSSIE</u>	<u>30</u>
	<u>CONCLUSIE</u>	<u>32</u>
	<u>BIBLIOGRAFIE</u>	<u>33</u>

Tabellenlijst

Tabel 1: Tekstwoorden en MESH-terms rond automatisatie van het herkennen van deterioratie	3
Tabel 2: Risico-analyse	26

Afbeeldingenlijst

Afbeelding 1: Zoekstrategie geautomatiseerde detectie van deterioratie bij patiënten	4
Afbeelding 2: Zoekstrategie geautomatiseerde detectie van sepsis	4
Afbeelding 3: Verschil tussen AI, ML en DL (uit Global Orange, 2019)	5
Afbeelding 4: SOFA-score (uit Marik & Taeb, 2017)	8
Afbeelding 5: Invloed op de tijd tot de opstart van antibiotica (uit Baker et al, 2018)	12
Afbeelding 6: Invloed op de mortaliteit (uit Barton, Das, Feldman, Mataraso, & Shimabukuro, 2017)	13
Afbeelding 7: Invloed op de mortaliteit (uit Burdick et al., 2018a)	13
Afbeelding 8: Invloed op de mortaliteit (uit Das & McCoy, 2017)	14
Afbeelding 9: Invloed op de ziekenhuisverblijfsduur (uit Barton, Das, Feldman, Mataraso, & Shimabukuro, 2017)	14
Afbeelding 10: Reductie van de ziekenhuisverblijfsduur (uit Das & McCoy, 2017)	15
Afbeelding 11: Invloed op de verblijfsduur in het ziekenhuis (Burdick et al., 2018b)	15
Afbeelding 12: Reductie van de ICU- en ziekenhuisverblijfsduur (Baker et al, 2018)	16
Afbeelding 13: Reductie van de heropnames binnen de 30 dagen (Das & McCoy, 2017)	16
Afbeelding 14: Voorbeeld van de nieuwe monitors om sepsis te detecteren (uit Baker et al., 2018) ..	20
Afbeelding 15: Automatische detectie van sepsis via het EPD	22
Afbeelding 16: 1-hour bundel (uit Sepsis surviving campaign, 2012)	22

1 Probleemstelling

Sinds de jaren 90 steeg de economische groei door nieuwe mogelijkheden van informatietechnologie, maar ook door de introductie van kennis- en netwerkeconomie (Bruno & Poliargus, 2016). Tegenwoordig is het internet niet meer weg te denken uit de dagelijkse wereld. Communicatie, aankopen doen, het volgen van cursussen kan allemaal via het internet gebeuren (De Greef, 2018). De laatste jaren evolueerden de technologische mogelijkheden aan een hoog tempo. De wereld digitaliseert dus in een razendsnel tempo en het internet maakt het mogelijk om op een eenvoudige manier heel wat opgeslagen informatie terug te vinden.

In de zorginstellingen worden enorme hoeveelheden data vastgelegd. Denk maar aan de verschillende parameters, medicatiegebruik, scans, testuitslagen. Deze hoeveelheden zullen alleen maar toenemen door de sterk vergrijzende bevolking, snelle toename van het aantal chronisch zieken en de toenemende digitalisering (Guldemon, 2017; Deloitte, z.j.). Voor Nederlandse ziekenhuizen wordt de omvang van elektronische medische dossiers geschat op 2 petabytes per dag (Deloitte, z.j.; Croonen, 2015). De hoeveelheid data verdubbelt elke vijf jaar (Croonen, 2015).

Zowel in de Verenigde Staten als in Nederland is er geen gebrek aan data in de zorgsector, wel een gebrek aan intelligentie om die data in te zetten (Jacobs, 2017). 'Zorginstellingen verzamelen van oudsher veel gegevens, maar ze zijn vaak onvoldoende in staat daar de waarde uit te halen.' zegt Nicky Hekster, technical leader Healthcare & Lifesciences voor IBM Benelux (2015). Het is voor het menselijk brein ook onmogelijk om dit allemaal te verwerken. Daarom hebben we slimme systemen en software nodig om data voor ons te kunnen laten werken. Dit wordt 'Big Data' genoemd. In oktober 2016 zei minister van Sociale Zaken en Volksgezondheid Maggie De Block dat 'Big Data' de kwaliteit en toegankelijkheid van de gezondheidszorg kan verbeteren en dit in het belang van de patiënt.

'Artificiële Intelligentie (AI)' is ontstaan om die verzamelde data voor ons te laten werken. Slimme computers zijn tegenwoordig al bijna niet meer weg te denken. AI zal ook een steeds grotere rol gaan spelen in ons dagelijkse leven, omdat het een krachtig optimalisatieproces is (Aussems, 2017). 'Artificiële intelligentie' is volgens professor Bart Goethals (Universiteit Antwerpen) wanneer computers intelligent gedrag vertonen. Kunstmatige intelligentie of AI staat in de eerste plaats voor de kunst om gigantische hoeveelheden data te verwerken om daar pertinente informatie uit te halen. Hiervoor zorgen almaar performantere algoritmes (Evrard, z.j.). Een voorbeeld van de toepassing van AI is 'Machine Learning (ML)'. Het is een manier om computers patronen te laten herkennen om ze zo zelf dingen te laten leren. Onder andere internetgigant Google maakt hier frequent gebruik van (Meijer, 2018). Bijvoorbeeld Google Assistant die zelfstandig naar een kapper kan bellen is een van de nieuwste, weliswaar experimentele functies waarin AI gebruikt wordt.

De gezondheidszorg heeft ondertussen ook al enkele evoluties doorlopen. Het papieren patiëntendossier werd al vervangen door het elektronisch patiëntendossier (EPD). Volgens de evolutietheorie van Gartner kenmerkt zich het EPD in vijf generaties. Vroeger was het EPD een 'kijkdoos'. Dit wordt de eerste generatie genoemd. Het was louter een verzamelplaats van de gegevens over de patiënt. Later werden er ook gegevens aan toegevoegd. Dit is de tweede generatie of de 'documenteerder'. De nieuwere EPD's, generatie drie of de 'helper', kunnen ondertussen al de zorgverleners ondersteunen door suggesties te geven in de zorgverlening. AI is hier nodig, om aan de hand van een analyse van ingevoerde data, voorstellen te doen aan de zorgverlener. Het EPD zal steeds meer een 'collega' worden volgens Gartner. De meeste EPD's in de ziekenhuizen in Nederland zijn 'helpers' (N., N., 2019).

Het thema om AI en zijn analysemogelijkheden op medisch vlak toe te passen, is bijzonder actueel. Google, Dell, Apple en IBM trekken er enorme budgetten voor uit. Watson is een van de meest geavanceerde AI-systemen (Evrard, z.j.). Watson is een supercomputer die kan begrijpen, lezen, denken en analyseren. Watson werd bekend met een quizprogramma en ondertussen werd het systeem enorm geoptimaliseerd. Door het medisch dossier van de patiënt te koppelen aan de symptomen en aan de enorme hoeveelheden medische literatuur die in zijn geheugen zitten, kan Watson ondertussen een diagnose maken. Geen enkele mens kan alle medische publicaties verzamelen, vergelijken, analyseren en dat geldt ook voor alle medische data van een patiënt. Onze hersenen zijn nu eenmaal beperkt in het verwerken van data. In de gezondheidssector kan AI diagnostische en therapeutische hypothesen aanbieden die even relevant of zelfs nog beter zijn dan degene van de artsen (Evrard, z.j.).

Op intensieve zorgen is elke patiënt verbonden met meerdere monitors die continue auditieve en visuele gegevens over de toestand van de patiënt verstrekken. Verpleegkundigen op de ICU moeten heel wat parameters observeren en rekening houden met de noden van meer dan één kritisch zieke patiënt (Despins, et al., 2018). Zoals Evrard heeft gezegd, zijn onze hersenen beperkt in het verwerken van data. Bij bepaalde pathologieën worden diverse parameters, die geobserveerd worden door de verpleegkundige, gebruikt om een diagnose te stellen. Een voorbeeld hiervan is het ziektebeeld sepsis. Volgens het UZ Antwerpen (UZA) overlijden elk jaar wereldwijd zeven à acht miljoen mensen aan sepsis, en op de spoeddienst van het UZA melden zich jaarlijks 300 à 400 patiënten met de aandoening (N.n., 2018). Het is van belang dat sepsis op tijd herkend en behandeld wordt, want het is van belang dat bij sepsis de patiënten binnen het uur antibiotica krijgen (Dewitte, 2018). Als de infectie niet met de juiste antibiotica behandeld wordt, daalt de overleving na het optreden van hypotensie met 7% per uur (Giesen, et al., 2017; Beals, et al., 2017).

De onderzoeksvraag die hieruit volgt is: “Hoe kan artificiële intelligentie de verpleegkundigen ondersteunen bij de herkenning van een vroegtijdige deterioratie ten gevolge van sepsis bij een intensieve zorgen patiënt?”

2 Methodologie

Er werd gestart met een systematische literatuurstudie om na te gaan wat de meerwaarde is van geautomatiseerde detectie en/of AI van deterioratie van de patiënten. Vervolgens werd gezocht naar wetenschappelijke literatuur om het voorgaande toe te passen op sepsis.

Voor het zoeken naar artikels die tot dit onderwerp behoren werd een lijst opgemaakt met tekstwoorden en MESH-terms (tabel 1).

Tabel 1: Tekstwoorden en MESH-terms rond automatisatie van het herkennen van deterioratie

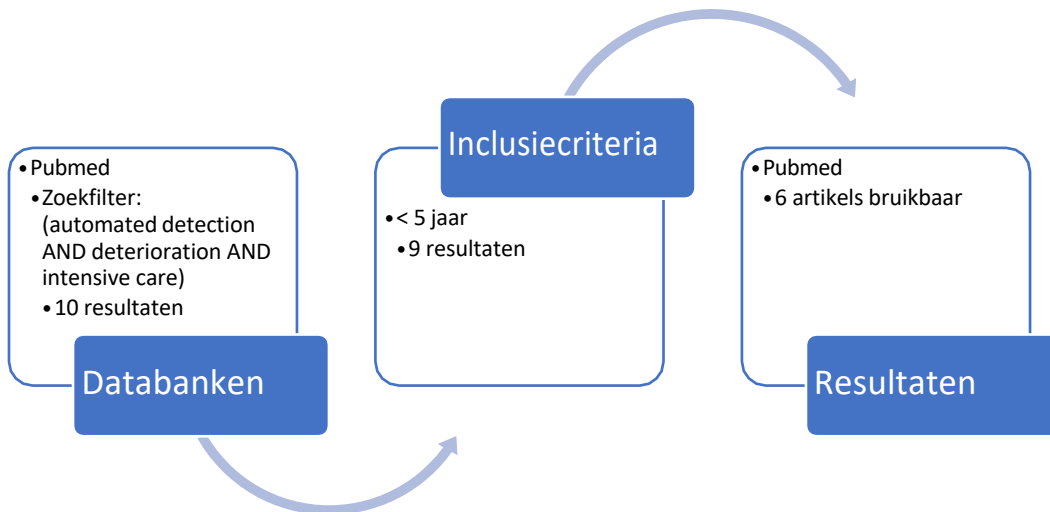
Onderwerp	Tekstwoorden	MESH-Terms
Automatisatie	Automatisation, computer assisted, automated	Automatisation
Detectie	Detection	Detection
Deterioratie	Deterioration	Deterioration
Intensieve zorgen	Intensive care, ICU	Intensive care, ICU
EPD/ PDMS	Electronic medical record (EMR), electronic health record (EHR)	Electronic health records
Sepsis	Sepsis	Sepsis
Beslissingssysteem	Clinical decision support system	Clinical decision support system

2.1 Literatuurstudie geautomatiseerde detectie deterioratie

2.1.1 Zoekstrategie

De hoofdonderzoeksvraag van deze studie is: “Hoe kan artificiële intelligentie de verpleegkundigen ondersteunen bij de herkenning van een vroegtijdige deterioratie ten gevolge van sepsis bij een intensieve zorgen patiënt?” .

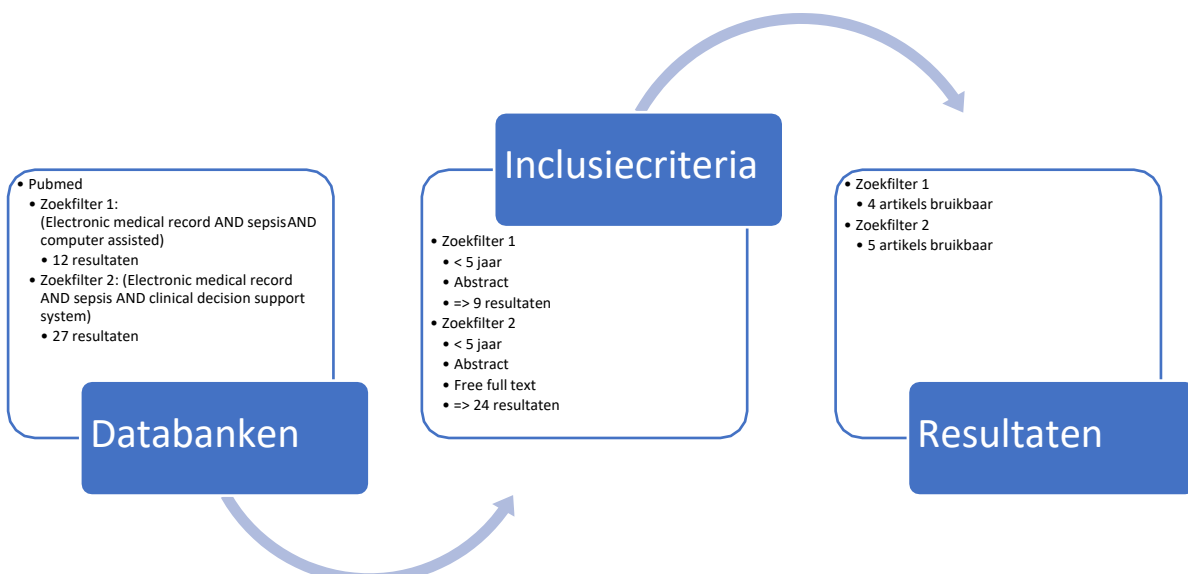
Om te beginnen werd er gestart met het zoeken naar wetenschappelijke literatuur omtrent de meerwaarde van een geautomatiseerde detectie van de deterioratie van patiënten (afbeelding 1). Om hier een antwoord op te kunnen bieden werd de wetenschappelijke databank Pubmed gebruikt. In het opstellen van een zoekfilter werd gebruik gemaakt van de Booleaanse operatoren ‘AND’ en ‘OR’. In de databank werden de tekst words automated detection AND deterioration AND intensive care gebruikt. In de databank Pubmed werden negen resultaten gevonden na het excluderen van de artikels die ouder dan vijf jaren waren.



Afbeelding 1: Zoekstrategie geautomatiseerde detectie van deterioratie bij patiënten

Ten tweede werd er gezocht of de detectie van sepsis op intensieve zorgen geautomatiseerd kan worden (afbeelding 2). In de databank Pubmed werden bij het invoeren van de zoekfilter (Electronic medical record) AND sepsis AND computer assisted 12 resultaten bekomen. De inclusiecriteria waren artikels jonger dan 5 jaar en het aanwezig zijn van een abstract. Nadien bleven nog negen artikels over. Hiervan waren er uiteindelijk vier onbruikbaar. Twee artikels hadden niets met het onderwerp te maken, het derde artikel was niet van toepassing op intensieve zorgen en het vierde artikel was van toepassing op neonaten.

Bij het invoeren van een tweede zoekfilter (Electronic medical record) AND sepsis AND (clinical decision support system) werden 24 resultaten verkregen. Dit telkens na het excluseren van artikels die ouder dan 5 jaar waren. De inclusiecriteria waren abstract en free full text. Na het lezen van het abstract werden vijf artikels weerhouden aangezien deze enkel van toepassing waren op het onderwerp.



Afbeelding 2: Zoekstrategie geautomatiseerde detectie van sepsis

Op basis van de sneeuwbal methode werden nog 12 extra artikels gevonden die bruikbaar waren.

3 Begripsverheldering

3.1 Artificiële intelligentie (AI)

AI heeft als doel de menselijke cognitieve functies na te bootsen. AI wordt gedefinieerd als een zelflerend systeem dat zijn handswijzen kan aanpassen op basis van inzichten die zijn verkregen tijdens het verwerken van informatie (Turek, 2018).

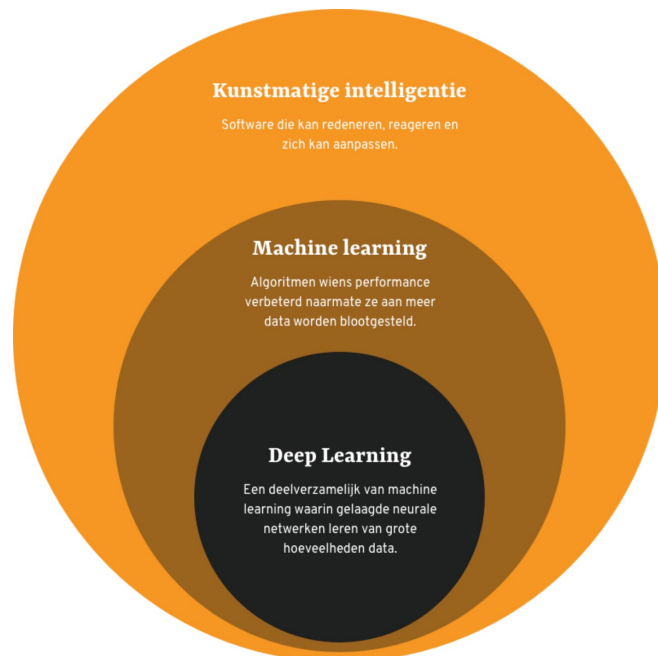
AI bracht een paradigmaverschuiving te wege in de gezondheidszorg ten gevolge van de grote beschikbaarheid van medische gegevens en de snelle vooruitgang in de analysetechnieken (Bouwer, 2017). AI kan de hulpverleners helpen om betere klinische beslissingen te nemen of zelf het menselijk oordeel te vervangen in bepaalde functionele gebieden van de gezondheidszorg bijvoorbeeld radiologie (Deridder, 2019).

3.1.1 Verschil tussen artificiële intelligentie (AI), machine learning (ML) en deep learning (DL)

Artificiële intelligentie (AI), Machine Learning (ML) en Deep Learning (DL) worden vaak in één adem genoemd. Toch zijn ze niet gelijk aan elkaar (afbeelding 3).

Er wordt gesproken van AI wanneer dit het menselijk brein overtreft (Aussems, 2019).

Om AI te bereiken kan men Machine Learning inzetten. ML wordt het eenvoudigst gedefinieerd als het gebruik van verschillende statistische technieken die kunnen worden gebruikt om voorspellingen te doen en beslissingen te nemen. ML is met andere woorden de beste methode die vandaag bestaat om tot een specifieke AI te komen. Met machine learning



Afbeelding 3: Verschil tussen AI, ML en DL (uit Global Orange, 2019)

krijgt een computer de opdracht om door enorme hoeveelheden data te speuren, op zoek te gaan naar patronen en voorspellingen te doen (Aussems, 2019). ML houdt zich dus bezig met de ontwikkeling van algoritmes en technieken om AI te bereiken. Bij ML wordt met behulp van grote hoeveelheden data de machine getraind om bepaalde taken uit te voeren (Celi, Rush, & Stone, 2018).

Deep Learning is een ML-methode (Aussems, 2019). DL maakt gebruik van artificieel geproduceerde neurale netwerken. Zij bootsen eigenlijk de hersenactiviteit in de neuronlagen van de neocortex na. In tegenstelling tot een computer worden neurale netwerken getraind, en niet geprogrammeerd. En in vergelijking met een biologisch brein, waar elke neuron een verbinding kan aangaan met eender welke andere neuron in de buurt, hebben deze artificieel neurale netwerken specifieke vooraf bepaalde lagen, verbindingen en richtingen waarin de data verspreid worden (Aussems, 2019). Zo doet het eerste laagje met neuronen zijn werk. Deze laag geeft dan de nodige data door aan het tweede laagje. Daarna gaat het tweede laagje aan de slag met de data van de eerste laag. Dit gaat door totdat

de uiteindelijke laag bereikt is en het definitieve resultaat gegenereerd is (Deridder, 2018). DL is dus een algoritme waarmee computers patronen leren herkennen uit eindeloos veel voorbeelden.

3.1.1.1 Voordelen van AI

AI kan geavanceerde algoritmen gebruiken om te leren uit een groot aantal gegevens. Vervolgens kunnen de verkregen inzichten de klinische praktijk ondersteunen. Het kan ook aangevuld worden met leer- en zelfcorrigerende vaardigheden om de nauwkeurigheid te verbeteren. Dit op basis van feedback van de gebruiker. Een AI-systeem kan de medische informatie en de informatie uit de klinische praktijk samenbinden om een goede patiëntenzorg te verlenen. Bovendien kan een AI-systeem diagnostische en therapeutische fouten helpen verhinderen. Daarnaast kan AI ook helpen bij de gezondheidspreventie (Alderson, et al., 2018).

Elektronische systemen zijn ontworpen om de informatie automatisch te verzamelen, te analyseren en continu te controleren. Daarnaast moeten zij het medisch en verpleegkundig personeel ook waarschuwen wanneer vooraf vastgestelde diagnostische drempels worden bereikt. Dit kan voordelen bieden door eerdere herkenning van sepsis en een snellere start van de behandeling, zoals antimicrobiële therapie, vloeistofreanimatie, inotropen en vasopressoren, indien van toepassing, te vergemakkelijken (Alderson, et al., 2018).

3.1.1.2 Nadelen van AI

Een nadeel dat in de studie van Alderson et al. (2018) wordt aangekaart is dat er ook de mogelijkheid bestaat dat de elektronische, geautomatiseerde systemen geen voordelen bieden of zelfs schade aanrichten. Dit wordt onderverdeeld in twee soorten. Enerzijds kan AI te weinig specifiek zijn. Anderzijds kan het systeem ook te sensitief zijn.

Er kan te weinig specificiteit zijn waardoor de systemen sepsis niet correct kunnen detecteren, waardoor de behandeling niet wordt gestart wanneer het zou moeten of dat de behandeling wordt gestart wanneer het niet zou moeten (Alderson, et al., 2018).

Ook kan het systeem te sensitief zijn. Wanneer zorgverleners bijvoorbeeld niet snel genoeg op waarschuwingen reageren of dat er 'alarmmoeheid' gecreëerd wordt vooral als de alarmen te vaak afgaan of als er te veel valse alarmen zijn (Alderson, et al., 2018).

3.1.2 Enkele toepassingen

In China werken al heel wat ziekenhuizen met een adviessysteem, waardoor (long)kanker al vroegtijdig opgespoord kan worden. Dit is een vorm van deep learning die patronen heeft leren herkennen uit talloze voorbeelden. Dit wordt toegepast op patiëntgegevens die afkomstig zijn van RX, CT-scans, MRI-scans, symptomen en diagnostische rapporten om automatische diagnostische adviezen tot stand te brengen (Bakhshi, 2018).

Onderstussen wordt ook bij huidkanker al deep learning gebruikt. Er werd een systeem ontwikkeld dat huidkanker kan classificeren. Dit kan vergeleken worden met de kennis van ervaren dermatologen (Bakhshi, 2018).

3.1.3 Conclusie

Artificiële intelligentie is dus zeker geen sciencefiction meer, maar het is bijna klaar om de gezondheidszorg volledig te transformeren, want het biedt toch heel wat voordelen zoals minder fouten waardoor de patiëntenzorg verbeterd kan worden (Alderson, et al., 2018). Binnen 10 jaar zal men meer kunnen en mogen vertrouwen op het oordeel van de computer, voorspelt Laurent

Alexandre. Laurent Alexandre is uroloog van opleiding en verdiepte zich ook verder in de politicologie, administratie en management. Natuurlijk kijkt niet iedereen met dezelfde ogen naar de evolutie en is niet iedereen klaar voor de geneeskunde van morgen (Evrard, z.j.), maar dit zal altijd zo blijven.

3.2 Sepsis

Sepsis is een levensbedreigende complicatie van een infectie en het is de derde grootste oorzaak van sterfte (Badawi, Celi, Faisal, Gordon, & Komorowski, 2018). In 2016 is de internationale definitie van sepsis hierzien en deze luidt nu: 'Sepsis is een levensbedreigende orgaanfunctie als gevolg van een ontregelde immuunrespons op een infectie.' (Annane, et al., 2016).

Er wordt een onderscheid gemaakt tussen sepsis, ernstige sepsis en septische shock. Sepsis wordt gedefinieerd als een respons van een gastheer op een infectie. Een ernstige sepsis is een sepsis waarbij ook nog orgaanfalen of weefselhypoperfusie optreedt. Een septische shock is een ernstige sepsis met hypotensie die niet reageert op vulling (Moors, 2019).

In de Verenigde Staten worden elk jaar zo'n 700 000 Amerikanen getroffen door sepsis met een jaarlijkse mortaliteit van 250 000 patiënten (Barton, Das, Feldman, Mataraso, & Shimabukuro, 2017; Burdick, et al., 2018a; Burdick, et al., 2018b; Barton, et al., 2018). In Nederland worden jaarlijks 10 000 patiënten op intensieve zorgen opgenomen met sepsis en ongeveer een op vier patiënten overlijdt hieraan (Giesen, et al., 2017). Volgens een systematische review is de incidentie van community-acquired sepsis in de westerse landen 0,4 – 4,5 per 1000 personen per jaar (Cooper, et al., 2016). De incidentie van sepsis stijgt zelfs verder ten gevolge van de toegenomen levensverwachting. De kans op sepsis neemt namelijk toe met de leeftijd. Vanaf het 40ste levensjaar verdubbelt de incidentie elke tien levensjaren (Giesen, et al., 2017). Volgens het UZ Antwerpen (UZA) overlijden elk jaar wereldwijd zeven à acht miljoen mensen aan sepsis, en op de spoeddienst van het UZA melden zich jaarlijks 300 à 400 patiënten met de aandoening (N.n., 2018).

De oorzaak van sepsis is dus een infectie. Deze infectie kan van verschillende aard zijn, maar de meest voorkomende zijn pneumonieën, urineweginfecties (UWI) en abdominale infecties. De bron van de infectie is ook bepalend voor de uitkomst. De mortaliteit voor pneumosepsis (77,2%) is zeer hoog en sepsis veroorzaakt door fasciitis necroticans is relatief hoog (6%) (Giesen, et al., 2017).

Ouderdom en comorbiteit verhogen zelfs de kans op het ontwikkelen van een sepsis. Andere risicofactoren zijn COPD, diabetes mellitus, hart- en vaatziekten. Ook patiënten die recentelijk geopereerd zijn of bij wie een katheter/ toegangspoort aanwezig is, hebben een verhoogd risico (Giesen, et al., 2017).

De diagnose is soms moeilijk te stellen aangezien de symptomen sterk afhankelijk zijn van de oorzaak, de locatie van de infectie, de aangetaste organen en de gezondheidstoestand van de patiënt. Zeker bij ouderen kunnen de tekenen van infectie en orgaanfalen zeer subtiel zijn. De meest voorkomende symptomen van sepsis zijn tachycardie, tachypneu, hypotensie, gedaalde perifere circulatie ten gevolge van hypotensie en een grauwe, bleke of gemarmerde huid (N.n., 2018). Het is van belang dat sepsis op tijd herkend en behandeld wordt. 'Cruciaal bij sepsis is dat patiënten binnen het uur antibiotica krijgen', legt Dewitte Ken (2018) uit. Als de infectie niet met de juiste antibiotica behandeld wordt, daalt de overleving na het optreden van hypotensie met 7% per uur (Giesen, et al., 2017; Beals, et al., 2017). Bij een verdere evolutie van sepsis kunnen tekenen van shock en orgaanfalen optreden zoals hypoxie, oligurie, paralytisch ileus (Giesen, et al., 2017). Volgens een andere studie kan de herkenning van sepsis ook een uitdaging zijn, omdat het meestal vereist dat patiëntgegevens worden gecombineerd uit meerdere niet-verbonden bronnen en correct worden geïnterpreteerd, wat ingewikkeld en tijdrovend kan zijn om te doen (Alderson, et al., 2018).

Er zijn verschillende klinische identificatiesystemen ontworpen om zorgverleners te helpen bij een vroege diagnose van sepsis. Enkele voorbeelden van zo'n scoresystemen zijn de SOFA, qSOFA, SIRS en SAPS II. Het eerste scoresysteem was de systematic inflammatory response syndrom (SIRS) waarbij de lichaamstemperatuur, de hartslag en de ademhalingsfrequentie van de patiënt gescoord werden. In 2016 onstond de sequential organ failure assessment (SOFA). Met deze scorelijst kunnen de hulpverleners de mate van orgaanfalen inschatten. Per categorie (afbeelding 4) wordt de patiënt gescoord op vier punten. Uiteindelijk worden alle punten samengeteld en hoe hoger de score, hoe hoger de mate van sepsis (Marik & Taeb, 2017). Op de spoedafdeling gebruikt men de verkorte versie van de SOFA namelijk de quick SOFA (qSOFA). In deze scorelijst moeten de hartslag, de ademhalingsfrequentie en het bewustzijn beoordeeld worden. Bij de simplified acute physiology score (SAPS II) worden ook nog enkele laboratoriumwaarden zoals natrium, bicarbonaat, bilirubine en kalium in rekening gebracht. Veel van deze systemen vertonen echter een lage specificiteit of sensitiviteit wat hun klinische bruikbaarheid beperkt (Burdick, et al., 2018).

Organ system	SOFA score				
	0	1	2	3	4
Respiratory, PO ₂ /FiO ₂ , mmHg (kPa)	≥400 (53.3)	<400 (53.3)	<300 (40)	<200 (26.7) with respiratory support	<100 (13.3) with respiratory support
Coagulation, Platelets, ×10 ⁹ /mm ³	≥150	<150	<100	<50	<20
Liver, Bilirubin, mg/dL	<1.2	1.2–1.9	2.0–5.9	6.0–11.9	>12.0
Cardiovascular	MAP ≥70 mmHg	MAP <70 mmHg	Dopamine <5 or dobutamine (any dose) ^b	Dopamine 5.1–15 or epinephrine ≤0.1 or norepinephrine ≤0.1 ^b	Dopamine >15 or epinephrine >0.1 or norepinephrine >0.1 ^b
Central nervous system, Glasgow Coma Scale	15	13–14	10–12	6–9	<6
Renal, Creatinine, mg/dL. Urine output, mL/d	<1.2	1.2–1.9	2.0–3.4	3.5–4.9 <500	>5.0 <200

Afbeelding 4: SOFA-score (uit Marik & Taeb, 2017)

Het ziektebeeld sepsis zal in deze bachelorproef, aangezien de hoge mortaliteit, gebruikt worden om na te gaan wat de meerwaarde van automatische detectie en/of AI kan zijn in het vroegtijdig herkennen hiervan.

4 Resultaten

4.1 De automatisatie van de detectie van deterioratie bij patiënten met sepsis

De levensverwachting van de mens neemt steeds meer toe en daarmee wordt de medische zorg ook complexer. Tot 5% van de patiënten ervaart fysiologische achteruitgang tijdens hun verblijf in het ziekenhuis. Dit kan leiden tot opname op intensieve zorgen (ICU) of zelfs het overlijden van de patiënt (Clemmer, et al., 2014). Meer dan 80% van deze patiënten kan 24 uur op voorhand geïdentificeerd worden (Carlson, Eshelman, Ghosh, Lord, & Yang, 2017). Het observeren en het interpreteren van verschillende parameters zijn essentieel om een vroege deterioratie te herkennen (Despins, et al., 2018; Despins, 2017; Bellomo, Duller, & Subbe, 2017).

4.1.1 Oorzaken van falen in de detectie van deterioratie van de patiënten

Wanneer er gefaald wordt in het detecteren van een deterioratie bij de patiënten leidt dit tot een langer verblijf in het ziekenhuis, slechtere outcome en een hogere mortaliteit. Sterker nog, sterftcijfers hoger dan 122,1 sterfgevallen per 1000 ziekenhuisopnames worden in verband gebracht met een falen van het herkennen van een deterioratie van de patiënt (Despins, et al., 2018).

Het detecteren van signalen die wijzen op een deterioratie kan op intensieve zorgen zeer moeilijk zijn aangezien er heel veel stoorzenders zijn. Voorbeelden hiervan zijn alarmsignalen, conversaties tussen verpleegkundigen onderling en tussen de verpleegkundige en de patiënt, maar ook telefoonoproepen. Deze kunnen de verpleegkundigen afleiden (Despins, et al., 2018). Afleidingen en onderbrekingen zijn een veelvoorkomende oorzaak van potentiële fouten en vormen een bedreiging voor de veiligheid van patiënten (Feil, 2013). Verder leidt blootstelling aan buitensporige alarmen tot alarmmoeheid, een ongevoeligheid voor alarmen die het risico van een vertraagde of gemiste detectie van verslechtering van de patiënt verhoogt (Despins, 2017). Ook in een andere studie werd opgemerkt dat ondanks de efforts de detectie van deterioratie in het ziekenhuis vaak later is dan het zou moeten zijn (Bonnici, Clifton, Tarassenko, & Watkinson, 2013).

Verpleegkundigen op de ICU moeten vaak observeren en de noden van meer dan één kritisch zieke patiënt in acht nemen. Elke patiënt is bovendien verbonden met meerdere monitors die continue auditieve en visuele gegevens over de toestand van de patiënt verstrekken. Als verpleegkundige moet men constant deze gegevens van al haar toegewezen patiënten in de gaten houden. Daarnaast moet de verpleegkundige ondertussen ook nog andere taken hetzij zorggerelateerd, hetzij administratief vervullen (Despins, et al., 2018).

4.1.2 Meerwaarde van EPD's bij het herkennen van deterioratie door sepsis

Sepsis voorspellen is een uitdagend probleem en dat blijft zo ondanks vele jaren van onderzoek en ontwikkeling, omdat de signalen vaak pas na enige tijd zichtbaar worden. In de literatuur werden heel wat artikels gevonden omtrent dit onderwerp. De resultaten zijn onderverdeeld in verschillende delen om duidelijk een beeld te kunnen schetsen over de voor- en nadelen van een geautomatiseerde detectie van een vroegtijdige deterioratie van sepsis. Er zal gesproken worden over de toegankelijkheid van de gegevens en de voorspelling van de deterioratie. Volgens de literatuur is er ook een duidelijke invloed op de mortaliteit, de verblijfsduur, de heropnames en de kosten.

4.1.2.1 Toegankelijkheid gegevens

In 2016 heeft Despins een studie uitgevoerd naar de automatische detectie van sepsis door middel van het EPD. Er werd verondersteld dat dit inderdaad zou kunnen bijdragen tot eerdere interventies, maar dit kon niet bewezen worden. Er werd voorgesteld om nog verder onderzoek omtrent dit onderwerp te doen. In 2018 heeft Despins samen met andere auteurs een nieuw onderzoek omtrent voorgaande gedaan. Volgens Despins et al. (2018) kunnen de elektronische patiëntendossiers de toegankelijkheid en het terugvinden van bepaalde patiëntgegevens bevorderen. Zij kunnen ook informatie over de patiënt verschaffen en de bewaking ondersteunen, waardoor vroegtijdige detectie van een verslechterde toestand van de patiënt verbeterd wordt. Er werd in deze studie wel nog opgemerkt dat de EPD's herbekeken moeten worden. Er werd bijvoorbeeld gemeld dat patiëntinformatie zich op meerdere plaatsen van het EPD bevond, waardoor dit het werk vertraagde. Het invoeren van gegevens zoals vitale functies en medicatietoediening vond plaats op meerdere schermen, waardoor de gegevens werden gefragmenteerd en de beoordeling bemoeilijkt werd. Dit zijn ook problemen die in de praktijk vaak aangekaart worden. Er kan dus geconcludeerd worden dat het beoordelingsvermogen van de verpleegkundige inzake de toestand van de patiënt beïnvloed wordt door de presentatie van de gegevens.

Uit de studie van Clemmer et al. (2014) meldden de verpleegkundigen dat zij met de continue grafische informatie van de patiënt en de verschillende waarschuwingen over de juiste informatie beschikten die ze nodig hadden om de status van de patiënt snel te evalueren. De verpleegkundigen hadden daarnaast ook meer vertrouwen in hun beoordeling en waren meer op hun gemak om extra hulp te vragen.

4.1.2.2 Voorspelling van de deterioratie

Een studie in 2017 geeft aan dat een elektronisch systeem goede tot uitstekende prestaties levert bij volwassen patiënten om sepsis te voorspellen die al aanwezig is bij opname of die wordt ontwikkeld in het ziekenhuis (Beals, et al., 2017). Dit kan vervolgens helpen bij het tijdig verlenen van zorg (Beals, et al., 2017; HalBritter, Kurczewski, McKnight, & Sweet, 2015).

Barton et al. (2016a) hebben het programma InSight onderzocht. Dit is een machine learning-aanpak die specifiek is ontworpen om deterioratie vroegtijdig te kunnen voorspellen. In deze studie is aangetoond dat InSight een effectieve voorspelling kan maken van sepsis. Dit door gebruik te maken van eenvoudige patiëntgegevens. In de experimenten, in het kader van deze studie, is de prestatie van InSight echter beter dan de complexe, laboratoriumwaarden-afhankelijke SAPS II- en SOFA-scores wanneer deze wordt berekend bij ICU-opname. InSight presteert vergelijkbaar met andere MLA-methoden in de literatuur zonder dat er hier laboratoriumtests vereist worden. InSight is ook even goed qua prestaties vergeleken met de qSOFA- en SIRS-scoresystemen die vergelijkbare gegevens gebruiken voor berekening. Hoewel deze twee scores het voordeel hebben dat ze gemakkelijk kunnen worden berekend zonder computerondersteuning, is InSight gemakkelijk autonoom toepasbaar in een EPD-geïntegreerde omgeving en biedt het een krachtig alternatief zonder dat extra gegevens moeten worden verzameld (Barton et al., 2016a). Ook Barton et al. (2018) beamen dit.

Volgens een studie met InSight in 2016 zou InSight sepsis 3 uur op voorhand kunnen detecteren en dit met een specificiteit van 81% en een sensitiviteit van 90% (Barton, et al., 2016b). Ook andere studies van Barton et al. (2018) en Barton et al. (2017) bevestigen voorgaande. InSight heeft volgens deze auteurs inderdaad een hogere specificiteit en gevoeligheid voor de detectie van sepsis, ernstige sepsis en septische shock dan Modified Early Warning Score (MEWS), SIRS criteria en de Sequential Organ Failure Assessment (SOFA). Volgens de studie van Burdick et al (2018a) kan de MLA tot zelfs 48 uur op

voorhand een ernstige sepsis voorspellen en dit enkel met behulp van alleen direct beschikbare vitale functies in retrospectieve validatie. Gebruikmakend van gegevens die beschikbaar zijn op de IC in real-time kan Artificial Intelligence Sepsis Expert, vergelijkbaar met Insight, het begin van sepsis bij een IC-patiënt 4 uur tot 12 uur voorafgaand aan klinische herkenning nauwkeurig voorspellen (Buchman, et al., 2018). Een prospectieve studie is verder wel nog nodig om de klinische bruikbaarheid van het voorgestelde voorspellingsmodel voor sepsis te bepalen.

4.1.2.3 Snellere herkenning van de deterioratie

Volgens een studie van Alderson et al. (2018) is het onduidelijk welk effect geautomatiseerde systemen voor het monitoren van sepsis hebben. De gegevens zijn van zeer lage kwaliteit, omdat deze alleen gebaseerd zijn op geautomatiseerde waarschuwingen. Dit is slechts één onderdeel van geautomatiseerde controlesystemen. Men kan dus uit deze studie besluiten dat het niet zeker is of dergelijke systemen de regelmatige en zorgvuldige beoordeling van de toestand van de patiënt door ervaren medisch personeel kunnen vervangen.

Volgens Aakre, et al. (2017) & Ehrenfeld, et al. (2018) is er geen significant verschil tussen de manuele en de automatisatie berekening SOFA. Volgens Despins (2016) kan dit een hulp bieden, maar is verder onderzoek nodig. Een studie (2015) van Brandt et al. testte software uit dat gegevens uit de EPD haalde om patiënten op te sporen met ernstige sepsis. Er werd vastgesteld dat dit systeem zeer gevoelig is en te weinig specifiek is.

Volgens Clemmer et al. (2014) resulteerde de geautomatiseerde detectie van vroege fysiologische verslechtering in een significante toename van geschikte meldingen, maar alleen in de verpleegafdeling met oudere patiënten met meerdere comorbiditeiten. Er is dus verdere studie nodig om mogelijke problemen te detecteren. Het lijkt erop dat een geautomatiseerde beslissingsondersteuning betrouwbaar is en kan gebruikt worden om patiënten met fysiologische achteruitgang tijdig genoeg te controleren en te identificeren.

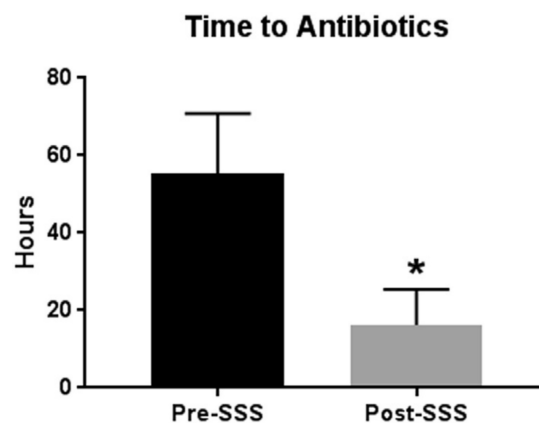
Bonnici, Clifton, Tarassenko, & Watkinson (2013) kunnen door middel van hun studie bevestigen dat software patiënten met deterioratie met een grotere gevoeligheid en specificiteit zouden kunnen opsporen dan de bestaande papieren track-and-trigger systemen. Voor de studie van Betesh et al. (2016) werd een Early Warning and Response System for Sepsis (EWRS) ontwikkeld om laboratoriumwaarden en de parameters van de patiënten uit het EPD te gebruiken om patiënten op te sporen die een groot risico hadden op deterioratie en zo ernstige sepsis konden ontwikkelen. Uit deze studie werd geconcludeerd dat deze tool ervoor zorgde dat er sneller kon ingegrepen worden bij sepsis. Het nadeel van deze studie is wel dat dit uitgetest werd op niet-ICU patiënten (Betesh, et al., 2016).

De Machine Learning Algorithm (MLA) zou volgens Burdick et al. (2018a), Burdick et al. (2018b) & Barton, Das, Feldman, Mataraso, & Shimabukuro (2017) verbeterde patiëntresultaten met zich meebrengen. Mits een aanpassing door middel van feedback van de zorgverleners werd het gebruik van een machine learning sepsis-algoritme ook geassocieerd met het verbeteren van sepsisbeheer en patiëntuitkomsten bij Cape Regional Medical Center (CRMC) (Das & McCoy, 2017).

Volgens Bellomo, Duller, & Subbe (2017) zou de implementatie van een elektronisch geautomatiseerd adviserend systeem voor bewaking en melding van vitale functies om klinische verslechtering in ziekenhuispatiënten te signaleren, geassocieerd worden met significante verbeteringen in de patiëntgerichte klinische uitkomsten. De auteurs geven aan dat het uitgebreider testen van dit systeem in verschillende populaties en instellingen voor gezondheidszorg gerechtvaardigd lijkt (Bellomo, Duller, & Subbe, 2017).

Het model in deze studie van Badawi, Celi, Faisal, Gordon, & Komorowski (2018) biedt geïndividualiseerde en klinisch interpreteerbare behandelingsbeslissingen voor sepsis die de resultaten van de patiënt kunnen verbeteren. Dit blijft in deze studie wel een hypothese en er is dus verder onderzoek nodig om dit te kunnen bewijzen (Badawi, Celi, Faisal, Gordon, & Komorowski, 2018). Clinical decision support systems verwerkt in het EPD zijn, volgens Amland & Hahn-Cover (2016), effectief in de vroegtijdige herkenning van sepsis. Een nadeel hiervan is natuurlijk dat het moeilijk is om dit te creëren en te implementeren (Amland & Hahn-Cover, 2016). In 2018 werd rond clinical decision support systems een nieuwe studie gedaan, maar hieruit kon niet geconcludeerd worden dat dit een voordeel zou bieden in de behandeling van sepsis (Arnold et al., 2018).

De verbeterde klinische uitkomsten zouden volgens Baker et al. (2018) verklaard worden door een verminderd tijdsinterval tussen de diagnose van sepsis of septische shock waardoor de antibiotica ook veel sneller toegediend kon worden (afbeelding 5). Barton, Das, Feldman, Mataraso, & Shimabukuro (2017) concluderen ook uit hun onderzoek dat een Machine Learning Algorithm (MLA) bij sepsis leidt tot snellere klinische interventies.



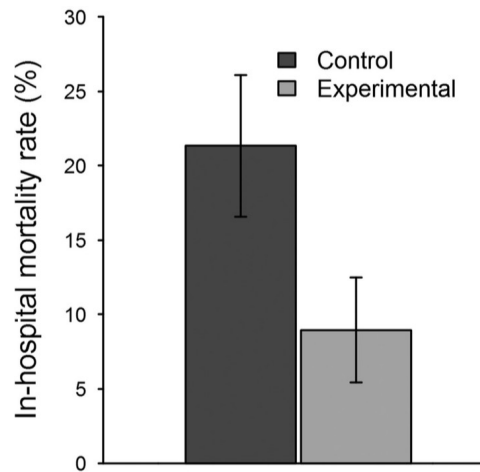
Afbeelding 5: Invloed op de tijd tot de opstart van antibiotica (uit Baker et al, 2018)

4.1.2.4 Reductie van de mortaliteit

Elektronische interventies hebben volgens Thompson, O'Horo, Pickering, Herasevich (2015) geen significant effect op sterfte. Volgens Bernard et al. (2016) levert dit helemaal geen voordeel op.

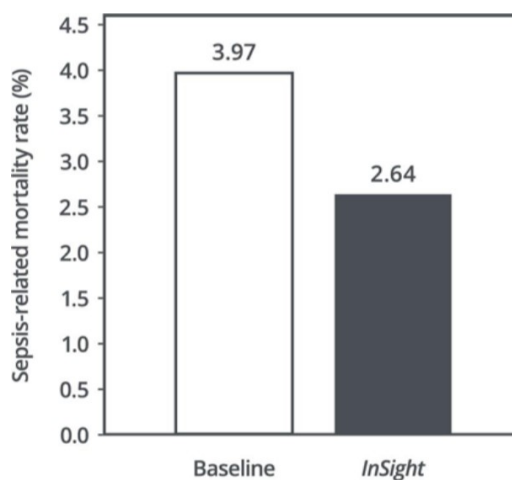
Uit de studie van Clemmer et al. (2014) kon besloten worden dat er een significante afname in sterfte is ten gevolge van de geautomatiseerde detectie.

De machine learning algorithm (MLA) werd geassocieerd met verbeterde patiëntenresultaten. Deze studie (2017) toonde dus aan dat een sepsis-surveillancesysteem significante verschillen in ziekenhuissterfte met zich meebrengt (Burdick, et al., 2018; Barton, Das, Feldman, Mataraso, & Shimabukuro, 2017). De mortaliteit is gedaald met 12,4% (afbeelding 6) (Barton, Das, Feldman, Mataraso, & Shimabukuro, 2017).

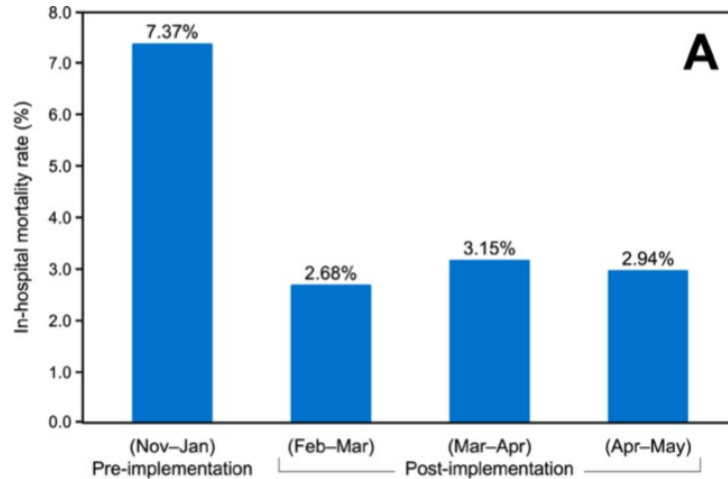


Afbeelding 6: Invloed op de mortaliteit (uit Barton, Das, Feldman, Mataraso, & Shimabukuro, 2017)

Een gelijkaardige studie (2018) heeft ook de meerwaarde van MLA bij sepsis onderzocht. Ook hier konden de auteurs concluderen dat er een verlaging van de mortaliteit (afbeelding 7) kon waargenomen worden met behulp van een MLA voor vroege sepsisdetectie op de afdeling spoedeisende hulp en intensieve zorgen in het Cabell Huntington Ziekenhuis (Burdick, et al., 2018b). In een andere studie van Burdick et al. (2018a) werd een reductie waargenomen van de ziekenhuissterfte met 39,5%. Das & McCoy (2017) namen een reductie van 60,24% zelfs waar (afbeelding 8). Ook Claypool & Manaktala (2017) zijn het hiermee eens.



Afbeelding 7: Invloed op de mortaliteit (uit Burdick et al., 2018a)



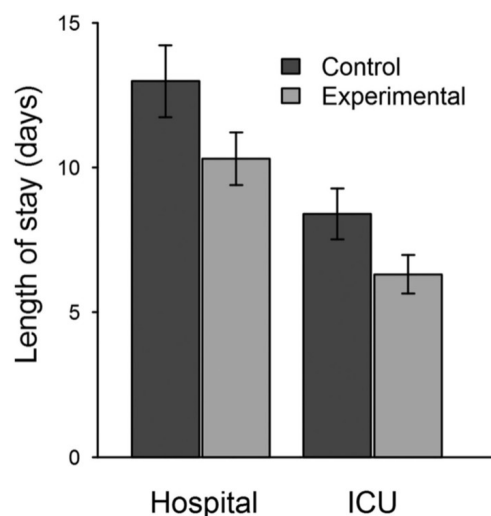
Afbeelding 8: Invloed op de mortaliteit (uit Das & McCoy, 2017)

Een early Warning and Response System for Sepsis (EWRS) werd ontwikkeld om laboratoriumwaarden en de parameters van de patiënten uit het EPD te gebruiken om patiënten op te sporen die een groot risico hadden op deterioratie en zo ernstige sepsis konden ontwikkelen. Uit deze studie werd geconcludeerd dat deze tool ervoor zorgde dat er sneller kon ingegrepen worden bij sepsis, alsook werd de mortaliteit gereduceerd. Het nadeel van deze studie is wel dat dit uitgetest werd op niet-ICU patiënten (Betesh, et al., 2016).

4.1.2.5 Reductie van de verblijfsduur

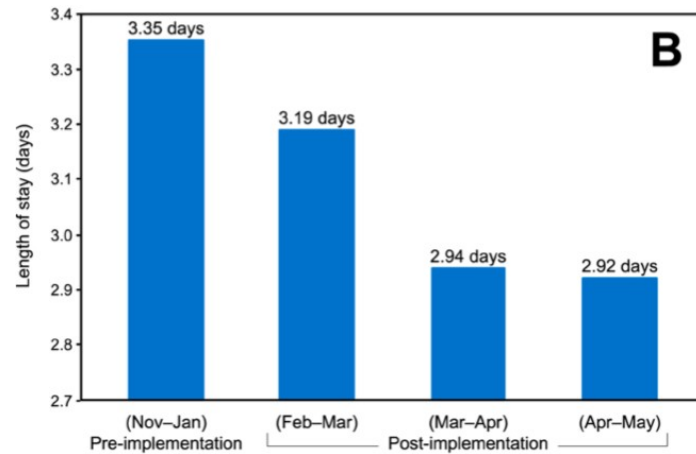
In de studie van Thompson, O'Horo, Pickering, Herasevich (2015) kon geconcludeerd worden dat er geen significant effect is op duur van het verblijf door gebruik te maken van elektronische detectie. Dit kan te wijten zijn aan het kleine aantal onderzoeken dat kon geanalyseerd worden vanwege de heterogeniteit van studiepopulaties, interventies en eindpunten. Er is meer onderzoek nodig vooraleer gezondheidsinformatietechnologie geïmplementeerd kan worden.

Volgens Barton, Das, Feldman, Mataraso, & Shimabukuro (2017) levert de machine learning algorithm (MLA) significante verschillen op in de verblijfsduur. Er was een reductie van 20,6% in verblijfsduur (afbeelding 9).

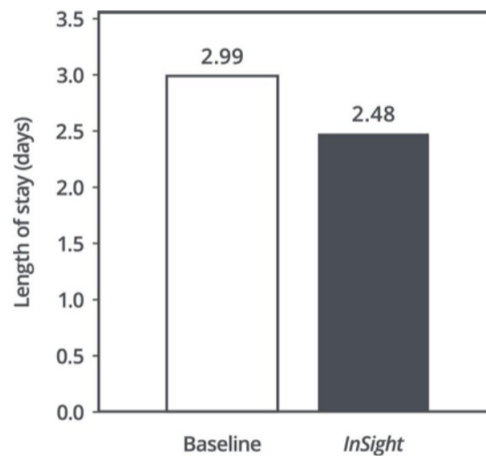


Afbeelding 9: Invloed op de ziekenhuisverblijfsduur (uit Barton, Das, Feldman, Mataraso, & Shimabukuro, 2017)

Burdick, et al. (2018b) hebben een gelijkaardige studie uitgevoerd zoals Barton, Das, Feldman, Mataraso, & Shimabukuro (2017). Burdick, et al. (2018b) bevestigen ook de meerwaarde van MLA bij sepsis. Ook hier konden de auteurs concluderen dat er een reductie van de verblijfsduur (afbeelding 10) kon waargenomen worden. Er kon een reductie van de ziekenhuisverblijfsduur tot 32,3% waargenomen worden (Burdick et al., 2018a). In de studie van Das & McCoy (2017) werd slechts een reductie van 9,55% waargenomen (afbeelding 11).

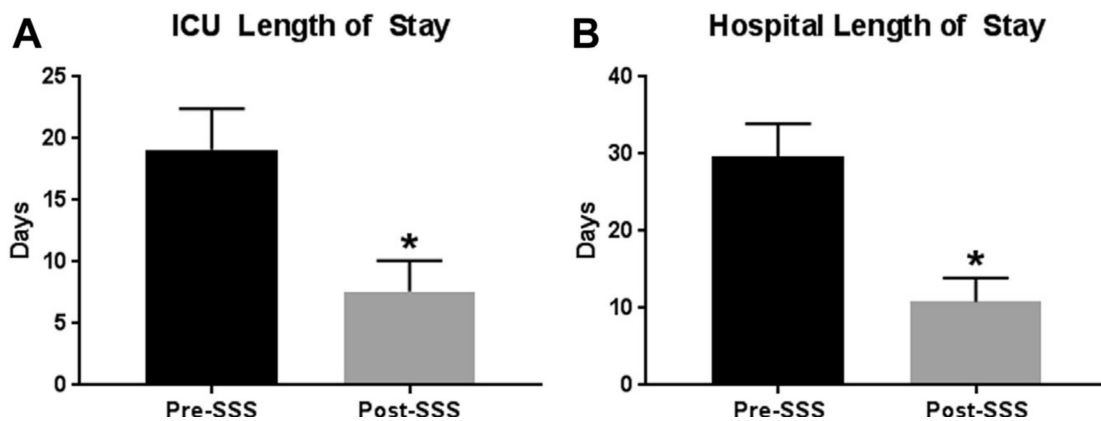


Afbeelding 10: Reductie van de ziekenhuisverblijfsduur (uit Das & McCoy, 2017)



Afbeelding 11: Invloed op de verblijfsduur in het ziekenhuis (Burdick et al., 2018b)

Een sepsis screen score geïntegreerd in de monitors leidt volgens Baker et al. (2018) tot korter verblijf op ICU en een korter verblijf in het ziekenhuis (afbeelding 12).



Afbeelding 12: Reductie van de ICU- en ziekenhuisverblijfsduur (Baker et al, 2018)

4.1.2.6 Reductie van de kosten

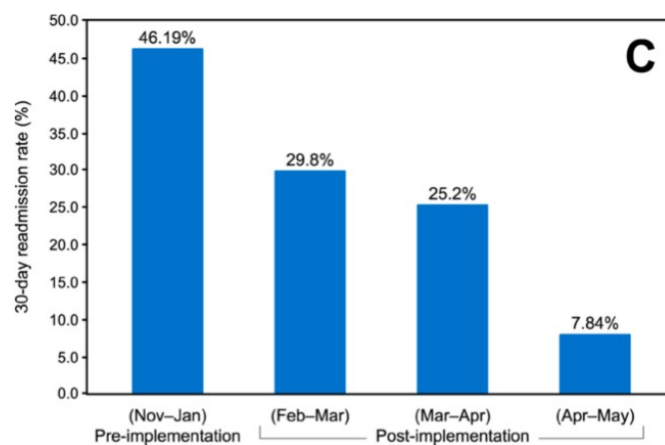
Volgens Thompson, O'Horo, Pickering, Herasevich (2015) heeft een elektronische detectie van sepsis geen significant effect op de kosten. Dit wordt gewijkt aan het kleine aantal onderzoeken dat kon geanalyseerd worden vanwege de heterogeniteit van studiepopulaties, interventies en eindpunten. Er is meer onderzoek nodig vooraleer gezondheidsinformatietechnologie geïmplementeerd kan worden.

In de studie van Das & McCoy (2017) kon duidelijk bevestigd worden dat de financiële last naar het gezondheidszorgsysteem met behulp van de MLA verminderd werd. Volgens deze auteurs zou dit een kostenbesparing van 3,6 miljoen per jaar opleveren.

In de studie van Barton, et al. (2017) kan een switch van SIRS of SOFA naar Insight respectievelijk een gemiddelde besparing van 500 tot 800 euro per ziekenhuisbed per maand opleveren.

4.1.2.7 Reductie van de heropnames

Burdick et al. (2018a) concludeerden uit hun studie met de MLA dat de heropnames binnen de 30 dagen bij het klinisch gebruik van de MLA vermindert konden worden met 22,7%. In de studie van Das & McCoy (2017) nam dit zelfs af met 50,14% (afbeelding 13).



Afbeelding 13: Reductie van de heropnames binnen de 30 dagen (Das & McCoy, 2017)

De impact van het algoritme op de uitkomsten van de patiënt bij CRMC en in andere zorginstellingen worden nog verder opvolgd om de generaliseerbaarheid en acceptatie van dit systeem in verschillende ziekenhuisomgevingen te beoordelen (Das & McCoy, 2017).

4.1.3 Conclusie

In het algemeen kan vanuit de literatuur geconcludeerd worden dat de automatische detectie van sepsis en Machine Learning bij sepsis wel degelijk een meerwaarde kan bieden. Zowel de mortaliteit, de ziekenhuisverblijfsduur en de heropnames binnen de 30 dagen zijn significant gereduceerd. Daarnaast kan de diagnose sneller gesteld worden, zo'n 4 tot 12 uur op voorhand, waardoor antibiotica ook sneller toegediend kan worden. Er is slechts een studie die beweert dat dit helemaal geen voordeel zou opleveren. Drie studies konden niets concluderen vanwege te weinig data.

4.2 Patient Data Management System (PDMS)

Zoals reeds gezegd werd, worden de patiënten op intensieve zorgen op de meest uiteenlopende machines en hulpmiddelen aangesloten om hun gezondheidstoestand in de gaten te houden. Er zijn infuus- en spuitpompen, beademingsapparaten, monitors enzovoort. Deze hebben allemaal heel veel informatie die slechts in een beperkte mate door de verpleegkundige geïnterpreteerd kan worden.

Een instrument dat hierbij kan helpen, is Patient Data Management System (PDMS). Het ondersteunt de klinische documentatie van al de beschikbare gegevens aan bed op intensieve zorgen (Bürkle, Castellanos, Prokosch, & Schüttler, 2013). Het brengt de vitale parameters van de patiënt in beeld. Zo hebben de hulpverleners altijd zicht op de toestand van de patiënt. Zo kan er bij een verslechtering van de toestand direct en adequaat ingegrepen worden (Chipsoft, z.j.). Het PDMS ondersteunt ook de communicatie tussen de artsen en verplegend personeel. Het maakt berekeningen mogelijk van geneesmiddeldosissen en vochtbalansen. De laboratoriumwaarden, microbiologische en radiologische gegevens, evenals operatierapporten komen in het PDMS terecht (Bürkle, Castellanos, Prokosch, & Schüttler, 2013).

Slimme beslissingsondersteuning kan ook in het systeem geïmplementeerd worden. Zo kan dit systeem een signaal of advies geven aan de zorgverleners. Zij kunnen tijdig en optimale beslissingen nemen (Chipsoft, z.j.). Een voorbeeld hiervan is een te lage kaliumwaarde. Het systeem controleert of er medicatie is toegediend die deze daling kan veroorzaken bijvoorbeeld Burinex[®]. Dit is een kaliumverliezend diureticum. Vervolgens wordt een advies weergegeven om de kaliumwaarde terug te normaliseren. Deze slimme beslissingsondersteuning zou een hulp kunnen bieden bij het vroegtijdig herkennen van een deterioratie ten gevolge van sepsis.

5 Praktijkdeel

5.1 Parameters om sepsis te herkennen

Sepsis is dus een levensbedreigende orgaandysfunctie als gevolg van een ontregelde immuunrespons op een infectie (Annane, et al., 2016).

Volgens de sepsis surviving campaign (2012) en Angus, et al. (2013) zijn er verschillende diagnostische criteria voor sepsis.

- Algemene kenmerken
 - Koorts ($> 38,3^{\circ}\text{C}$)
 - Hypothermie ($< 36^{\circ}\text{C}$)
 - Verhoogde hartslag (> 90 slagen/minuut)
 - Tachypnoe (> 22 x/minuut)
 - Veranderde glasgow coma scale (GCS)
 - Oedemen of verhoogde diurese ($> 20\text{ml/kg/24 uur}$)
 - Hyperglycemie bij niet-diabetespatiënten (> 140 mg/dl)

- Infectieuze kenmerken
 - Leukocytose ($> 12\ 000 / \mu\text{l}$)
 - Leukopenie ($< 4000 / \mu\text{l}$)
 - Normaal aantal leukocyten met meer dan 10% onrijpe vormen
 - Gestegen CRP
 - Gestegen procalcitonine¹

- Hemodynamische kenmerken
 - Arteriële hypotensie (systolische bloeddruk < 90 mmHg of MAP < 70 mmHg)

- Kenmerken met betrekking tot orgaandysfunctie
 - Arteriële hypoxemie ($\text{PaO}_2 / \text{FiO}_2 < 300$)
 - Acute oligurie ($< 0,5$ ml/kg ondanks vochtresuscitatie)
 - Creatinestijging ($> 0,5$ mg/dl)
 - Abnormale stolling (INR $> 1,5$ of aPTT > 60 seconden)
 - Ileus
 - Trombocytopenie ($< 100\ 000 / \mu\text{l}$)
 - Hyperbilirubinemie (> 4 mg/dl)

- Kenmerken met betrekking tot weefselperfusie
 - Verhoogde lactaatwaarden (> 1 mmol/l)
 - Verminderde capillaire refill of gemarmerde huid

Deze parameters kunnen gekoppeld worden om zo het risico op sepsis te berekenen en een advies te geven aan de zorgverlener. In de manuele scorelijst voor sepsis (qSOFA) worden de ademhalingsfrequentie, systolische bloeddruk, hartslag, GCS en de temperatuur beoordeeld.

¹ Procalcitonine is een effectieve biomarker voor ernstige ontsteking en infectie (Arends, bij de Vaate, de Jonge, de Lange, & van Leeuwen, 2016).

Daarnaast kunnen ook nog de infectieuze parameters zoals het aantal leukocyten en het CRP er extra aan toegevoegd worden. Dit aangezien sepsis volgens de definitie van Annane et al. (2016) een ontregelde immuunrespons op een infectie is.

5.2 De behandeling van sepsis

Sepsis is een medische urgentie net zoals een acuut myocardinfarct, een stroke of een polytrauma. Het is belangrijk om sepsis vroegtijdig te herkennen en onmiddellijk te behandelen, aangezien dit een betere patiëntenuitkomst heeft. De richtlijnen stellen dat deze patiënten een dringende beoordeling en behandeling nodig hebben inclusief initiële vloeistofresuscitatie, de oorzaak proberen te achterhalen, het verkrijgen en interpreteren van verdere laboratoriumresultaten en het verkrijgen van meer informatie over hemodynamische status (Evans, Levy, & Rhodes, 2018).

In de studie van Evans, Levy, & Rhodes (2018) en in de surviving sepsis campaign (2012) wordt er gesproken van de 1-uur bundel. Deze bundel bestaat uit vijf maatregelen die onmiddellijk uitgevoerd moeten worden bij een sepsis:

- De eerste maatregel is het meten van het lactaatniveau. Hoewel het lactaat geen echte maat is voor de weefselperfusie kan het toch als een surrogaat beschouwd worden. Het geeft informatie over eventuele hypoxie of een anaeroob metabolisme. Indien het lactaatniveau meer is dan 2 mmol/l moet het binnen de twee tot vier opnieuw gemeten worden om het lactaatniveau zo snel mogelijk terug te normaliseren.
- Ten tweede moeten er hemoculturen genomen worden om de oorzaak van de sepsis te kunnen achterhalen. Het is belangrijk om dit te doen voor de toediening van breed spectrum antibiotica, aangezien deze toediening al binnen enkele minuten de hemoculturen kan beïnvloeden. Er worden ten minste ook twee sets hemoculturen afgenomen.
- De derde maatregel bestaat uit het toedienen van een breed spectrum antibioticum. Van zodra de resultaten van de hemoculturen gekend zijn, is het belangrijk om de therapie aan te passen. De tijd tussen de inadequate therapie moet zo kort mogelijk gehouden worden.
- De vierde maatregel bestaat uit het toedienen van vocht, aangezien dit cruciaal is om de sepsisgerelateerde hypoperfusie of septische shock te stabiliseren. Dit moet onmiddellijk gebeuren na het herkennen van een patiënt met een sepsis of bij hypotensie en een verhoogd lactaatniveau. Vervolgens moet dit voltooid zijn binnen de drie uur na de herkenning van bovenstaande problemen. De richtlijnen spreken over het toedienen van 30ml/kg kristaloïden.
- Indien de vloeistofresuscitatie niet helpt, kan er nog een vijfde maatregel worden toegepast. De perfusiedruk in de weefsels moet voldoende hoog zijn, zodat er geen ischemie optreedt. Indien de bloeddruk niet stijgt onder invloed van de vochtresuscitatie wordt er aangeraden om vasopressoren te starten. Dit moet binnen het uur gestart worden en men wil ook een mean arterial pressure (MAP) bekomen van minimum 65 mmHg.

5.3 Voorbeelden van een mogelijke praktijktoepassing

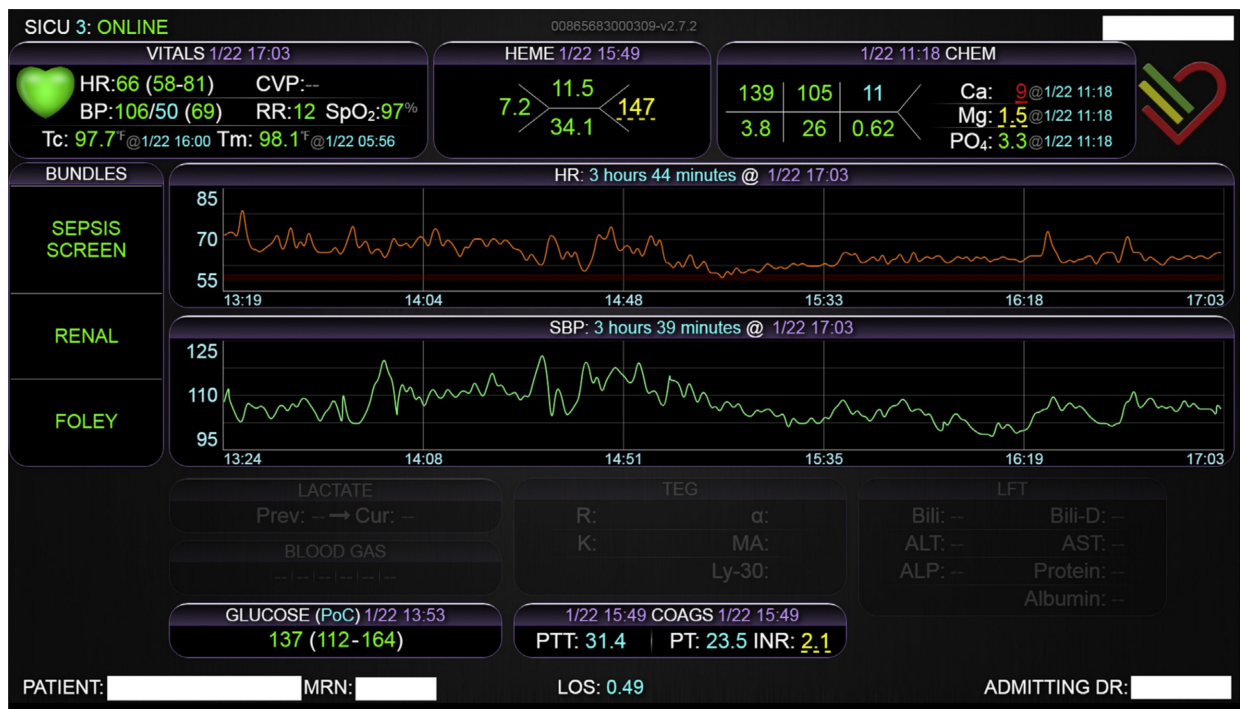
Vanuit de literatuur kan besloten worden dat de geautomatiseerde detectie van sepsis heel wat voordelen biedt zoals reductie van de mortaliteit, ziekenhuisverblijfsduur en de heropnames binnen

de 30 dagen. Daarnaast zijn er ook systemen ontwikkeld die de ontwikkeling van sepsis kunnen voorspellen.

5.3.1 Monitor met kleurindicatoren

Een eerste implementatiesysteem is een speciale monitor die aan de hand van kleurindicatoren aangeeft wanneer er extra aandacht vereist is. Onderstaand visualisatiesysteem, dat in deze studie (2018) getest werd, werd gecombineerd met het EPD dat gebruikt werd in het ziekenhuis in Ohio. Het geeft de vitale functies en laboratoriumwaarden van de patiënt in realtime weer op een 42 inch speciale monitor die boven het ziekenhuisbed van de patiënt is gemonteerd (figuur 7). De monitor is zichtbaar voor artsen en verpleegkundigen, maar ook voor de patiënt en het gezin (Baker, et al., 2018).

Het patiëntendisplay heeft een kleurencode om snelle identificatie van abnormale vitale functies en laboratoriumwaarden mogelijk te maken. Vitale functies en laboratoriumwaarden binnen normaal klinisch bereik worden heldergroen weergegeven. Naarmate de waarden de boven- of onderlimiet van normaal naderen, wordt het relevante gedeelte van het display geel. Heldere rode waarden worden weergegeven wanneer vitale functies en laboratoriumwaarden kritisch abnormaal zijn en dienen als visuele stimulans, zodat er snel ingegrepen kan worden. Patiëntdisplays voor alle bedden waren ook zichtbaar vanaf een centraal gelegen computer binnen de ICU, evenals op mobiele werkstations (Baker, et al., 2018).



Afbeelding 14: Voorbeeld van de nieuwe monitors om sepsis te detecteren (uit Baker et al., 2018)

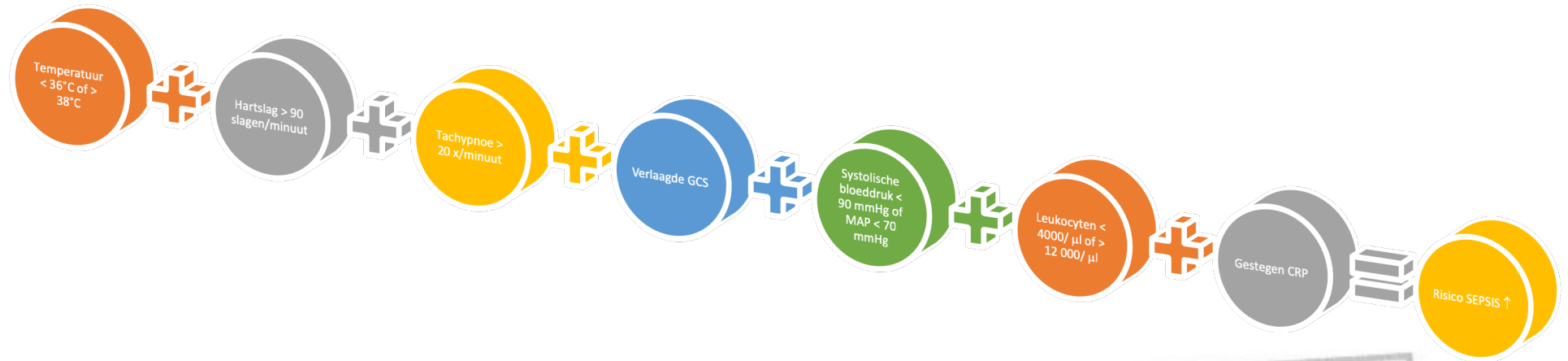
5.3.2 Adviesstelsysteem in het EPD

Een tweede mogelijke praktijkimplementatie zou een adviesstelsysteem in het EPD zijn die aangeeft wanneer er een verhoogde kans is op sepsis of wanneer er een sepsis aanwezig is. Hier is er nog geen sprake van AI. Dit lijkt de ideale en logische aanzet om langzaam de overstap te maken naar AI in de gezondheidszorg, want een ding is zeker en dat is dat AI zeker geen sciencefiction meer is. Het is dus belangrijk dat de ontwikkeling en de inburgering van AI geleidelijk aan zal moeten plaatsvinden, zodat de patiënten en gezondheidsmedewerkers er langzaam met vertrouwd worden.

Dit voorstel is al een eenvoudige tool die op basis van verschillende parameters dankzij een formule een alarm en advies naar de hulpverlener geeft. Verschillende vitale parameters die verzameld worden bij de controle-momenten van de patiënt zoals temperatuur, hartfrequentie, ademhaling enzovoort kunnen hierbij betrokken worden. Daarnaast zijn ook de labowaarden en de bloedgasanalyses zeer relevant. De verschillende diagnostische criteria voor sepsis volgens de sepsis surviving campaign werden hierboven besproken.

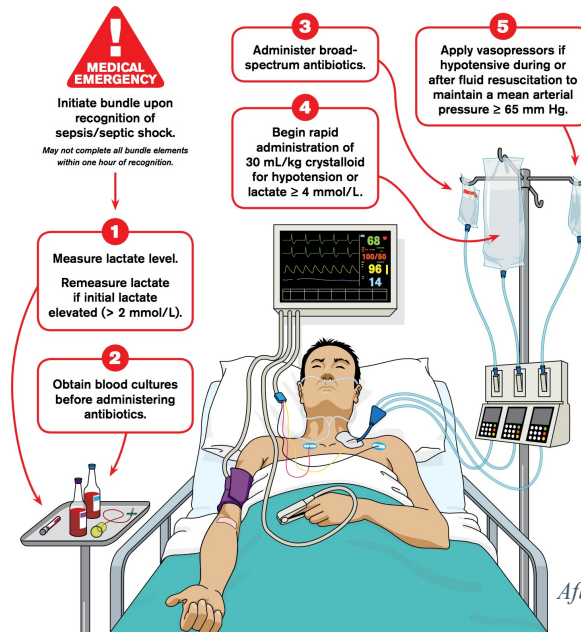
De vitale parameters, die bij de controle-momenten geregistreerd worden bij de patiënt, kunnen gemakkelijk ingegeven worden in het EPD. Daarnaast kan ook gebruik gemaakt worden van het PDMS-systeem indien dit ter beschikking is in het ziekenhuis. PDMS ondersteunt de klinische documentatie van al de beschikbare gegevens aan bed op intensieve zorgen (Bürkle, Castellanos, Prokosch, & Schüttler, 2013). Het brengt automatisch de vitale parameters van de patiënt in het EPD en geeft deze grafisch weer over een bepaalde periode. De labowaarden en de waarden van de bloedgasanalyse worden vaak ook al automatisch binnengetrokken in het EPD.

Door middel van een software-pakket kunnen alarmgrenzen voor elke relevante parameter, die van belang zijn bij de diagnose van sepsis, ingesteld worden. Indien deze parameters in de alarmgrenzen zich bevinden, kan er een boodschap in het EPD weergegeven worden. Zo wordt de aandacht van de verpleegkundige gevraagd en kan zij de arts verwittigen. Er kan hierbij ook een advies gegeven worden tot het opstarten van de 1-uurs bundel van de sepsis surviving campaign. Er kunnen al bijvoorbeeld hemoculturen geprikt/afgenomen worden om tijd te winnen. Zo kan de diagnose van sepsis sneller gediagnosticeerd worden. Afbeelding 15 geeft de vereenvoudigde werking van de geautomatiseerde detectie van sepsis, aan de hand van de literatuur, via het EPD schematisch weer.



Advies tot het opstarten van de 1-uur bundel + het verwittigen van de

Melding in het EPD met de boodschap dat er kans is dat er sepsis zich aan het ontwikkelen is of dat er een sepsis aanwezig is



Afbeelding 16: 1-hour bundel (uit Sepsis surviving campaign, 2012)

Afbeelding 15: Automatische detectie van sepsis via het EPD

5.4 Theoretische toepassing in het EPD

5.4.1 PDCA-cyclus

Om de feitelijke kwaliteit zo veel mogelijk te kunnen afstemmen op de wenselijke kwaliteit moet men systematisch te werk gaan. Om deze reden is het aan te raden om gebruik te maken van de PDCA-cyclus om de geautomatiseerde detectie van sepsis te implementeren op intensieve zorgen.

5.4.1.1 Plan

Gevolgen van een laattijdige detectie van sepsis op intensieve zorgen zijn een toename in de mortaliteit, langere verblijfsduur zowel op intensieve zorgen als in het ziekenhuis, meer kans op een heropname binnen de 30 dagen. Daarnaast is er ook een grote financiële impact.

Zoals werd aangegeven is het detecteren van signalen die kunnen wijzen op een deterioratie op intensieve zorgen niet altijd even gemakkelijk aangezien er heel veel stoorzenders zijn zoals alarmsignalen en telefoons. Daarnaast zijn de verpleegkundigen op intensieve zorgen verantwoordelijk voor meer dan één kritisch zieke patiënt. Elke patiënt is bovendien verbonden met meerdere monitors die continue auditieve en visuele gegevens over de toestand van de patiënt verstrekken. Als verpleegkundige moet men constant deze gegevens van al haar toegewezen patiënten in de gaten houden. Daarnaast moet de verpleegkundige ondertussen ook nog andere taken hetzij zorggerelateerd, hetzij administratief vervullen (Despins, et al., 2018).

De problemen die een laattijdige detectie van sepsis op intensieve zorgen in de hand werken en die aangepakt moeten worden zijn onder andere de vele stoorzenders. Meer specifiek wil men de mortaliteit van sepsis verminderen ten gevolge van de vele stoorzenders die op intensieve zorgen aanwezig zijn. Dit is dus de hoofddoelstelling. Om deze reden zal een geautomatiseerd systeem geïmplementeerd worden om een vroegtijdige deterioratie van sepsis te kunnen herkennen.

Via het stakeholdersmanagement wordt achterhaald wie de betrokkenen/ belanghebbenden zijn bij vroegtijdige detectie van sepsis op intensieve zorgen. Er wordt nagegaan wie bij het project betrokken zal zijn en wie een invloed kan hebben op een succesvol verloop. De stakeholders in deze case zijn de patiënten, verpleegkundigen, de artsen en de directie. Verandering brengt onzekerheid met zich mee. De hoofdverpleegkundige kan weerstand van de verpleegkundigen op de afdeling ervaren. Op voorhand wordt een impact-analyse gemaakt van het verbeterproject (Aerssens, De Blaere & De Spiegelaere, 2017-2018). De communicatie omtrent het verbeterproject zal opgedeeld worden in verschillende stappen om zo weinig mogelijk weerstand te ervaren bij de introductie van dit project (afbeelding 17).



Afbeelding 17: Impact-analyse

De hoofdverpleegkundige heeft een grote invloed op het project. Zij moet het project ‘verkopen’ bij de directie. Zij is de sleutel-stakeholder, want zij wil dit project opstarten. Er zal overlegd moeten worden omtrent de mogelijkheden van het ziekenhuis. Kan de ICT-afdeling dit implementeren of moet er gebruik gemaakt worden van een externe firma? Dit laatste zal dan wel een grotere investering met zich meebrengen. Bijvoorbeeld het EPD HiX van de firma Chipsoft® biedt een ‘Surviving Sepsis Rule’ aan in hun softwarepakket. Dit is wel een grotere investering, aangezien dit pakket niet zonder het volledige EPD HiX geïmplementeerd kan worden.

De hoofdverpleegkundige zal er ook op toezien dat de opgestelde termijnen gerespecteerd zullen worden. De hoofdverpleegkundige is verantwoordelijk voor de coördinatie van het project. Zij moet er ook op toezien dat er gedurende het project kwaliteitsvolle zorg aan de patiënt geleverd wordt. Zij beseft dat indien dit niet gebeurt er gevolgen kunnen zijn voor de patiënten die een grote impact kunnen hebben.

De verpleegkundigen zullen intensief ondersteund moeten worden, omdat het voor hen de grootste verandering met zich meebrengt. Zij zullen deze nieuwe methode continu moeten gebruiken, zodat sepsis zo vroeg mogelijk herkend kan worden. Vandaar dat de impact hoog is bij de verpleegkundigen.

Op voorhand wordt er een nulmeting uitgevoerd, zodat er na het project een objectief ijkpunt is om de resultaten van de tool om sepsis automatisch te detecteren met te vergelijken. Bijvoorbeeld alle mortaliteitscijfers, cijfers omtrent de ziekenhuisverblijfsduur en de heropnames binnen de 30 dagen ten gevolge van sepsis van het afgelopen jaar (2018) worden verzameld. Na de proefperiode wordt er dus een post-meting uitgevoerd omtrent die cijfers. Uit deze vergelijking kan men dan een conclusie trekken. Maakte de tool een verschil, namelijk een daling van de mortaliteitscijfers, zoals men verwachtte? Achteraf kan ook nog een follow-up meting uitgevoerd worden om de invloed op lange termijn na te gaan.

Na de nulmeting kan een risico-analyse, Failure mode & effect analysis (FMEA), uitgevoerd worden om valkuilen/ risico's en de kans van deze valkuilen/ risico's, die tijdens het proefproject kunnen optreden, in beeld te brengen. Om zoveel mogelijk diagnostische criteria mee te nemen in de automatische detectie van sepsis is er nood aan de verschillende vitale parameters, labowaarden, bloedgaswaarden. Ook kunnen enkele observaties van de verpleegkundige zoals verminderde capillaire refill, gemarmerde huid en oedemen bij de patiënt hierin betrokken worden. Dit laatste zal misschien wel moeilijker te implementeren zijn in deze tool, aangezien dit geen exacte, objectieve waarden zijn. In tabel 2 zijn de mogelijk te verwachten valkuilen/risico's opgelijst. De risico-analyse vormt ook nog een hoeksteen in de verdere implementatie van het project. Na de proefperiode wordt opnieuw een risico-analyse afgenomen om na te gaan of de opgestelde valkuilen/risico's tijdens de proefperiode zijn opgedoken. Daarnaast kan er ook nagegaan worden of de opgestelde zwaarte van het probleem overeen komt met de praktijk. Zijn er problemen te zwaar of net te licht ingeschat? Ten slotte kan de risico-analyse ook nog bijkomende risico's of niet in te schatten risico's in kaart brengen.

Tabel 2: Risico-analyse

<u>Failure mode & effect analysis (FMEA)</u>				
Failure mode	A) Ernst	B) Kans op	C) Waarschijnlijkheid	Risk priority number (RPN)
	Score op 10, 10 = meest ernstig	Score op 10, 10 = meeste kans	Score op 10, 10 = meest waarschijnlijk	A * B * C
Correcte meting van de temperatuur bv. correcte positie v/d rectale temperatuursonde	8	3	3	72
Correcte meting van arteriële drukcurve bv. mooie drukcurve, correcte positie van de drukset, ijking in orde	9	5	4	180
Bloedstalen labo bv. is er een invloed van de reistijd van de buizen naar het labo, hoe worden de gegevens binnengetrokken in het EPD	4	2	2	16
Correcte interpretatie v/d GCS bv. kennis in orde	3	1	1	3

Correcte meting vitale parameters zoals hartslag, ademhalingsfrequentie bv. komen resultaten v/d monitor overeen met de kliniek van de patiënt	3	3	3	27
Correcte waarden v/h bloedgas bv. te grote tijdsspanne tussen afname en de meting	3	2	1	6
Correcte werking v/d tool bv. juiste programmatie v/d score, juiste patiëntengegevens	10	3	0,5	15

Om de kwaliteit van de zorg te verbeteren en de mortaliteitscijfers te doen dalen, zal een tool geïmplementeerd worden om sepsis vroegtijdig te kunnen diagnosticeren. De doelstellingen die hierbij behaald zullen moeten worden zijn:

- Ten laatste op 1 april 2019 is een nulmeting beschikbaar met de huidige cijfers van de mortaliteit, ziekenhuisverblijfsduur en de heropnames binnen de 30 dagen bij sepsis.
- De verpleegkundigen worden ten laatste op 1 mei 2019 op de hoogte gebracht dat er een nieuw systeem in het kader van de diagnostisering van sepsis zal geïmplementeerd worden.
- De verpleegkundigen hebben tegen 1 juni 2019 een infosessie gevolgd omtrent de automatisatie van de detectie van sepsis en de slimme alarmering.
- Ten laatste op 1 juli 2019 is er een risico-analyse opgesteld omtrent de valkuilen en de kans dat deze zich ontwikkelen.
- De verpleegkundigen, artsen en de ICT-afdeling zitten te laatste op 1 juli 2019 samen omtrent de te inventariseren parameters van sepsis die automatisch gegeneerd kunnen worden en hoe de artsen op de hoogte gebracht zullen worden (bijvoorbeeld door middel van een melding).
- Ten laatste op 8 juli 2019 is er een tijdslijn beschikbaar waarin de belangrijkste stakeholders hebben vastgelegd wie voor wat verantwoordelijk is.
- Ten laatste op 1 september 2019 wordt het nieuwe systeem om sepsis automatisch te detecteren ingevoerd gedurende een proefperiode van 6 maanden.
- Na de opstart van het project kan na 1 week overleg gepleegd worden met de verpleegkundigen en de artsen omtrent de huidige stand van zaken
- In de proefperiode wordt elke maand minimum 1x samengezeten omtrent het proefproject om de evolutie en eventuele opmerkingen/ fouten te bespreken.
- Op 29 februari 2020 wordt de proefperiode afgerond en de resultaten worden verwerkt.
- In de week van 1 maart 2020 worden de resultaten van het project verzameld met betrekking tot de mortaliteit, ziekenhuisverblijfsduur, heropnames binnen de 30 dagen en de diagnoses van sepsis.
- In de week van 1 maart 2020 is er ook een nieuwe risico-analyse afgenomen, zodat er kan vergeleken worden met de vorige risico-analyse.
- In de week van 9 maart 2020 wordt een samenkomst georganiseerd met de verpleegkundigen, artsen, ICT-afdeling en de directie om de resultaten van het proefproject te bespreken.

5.4.1.2 Do

Het systeem om sepsis automatisch vroegtijdig te detecteren zal in deze fase uitgetest worden gedurende een bepaalde tijd bijvoorbeeld zes maanden. Er zal gepoogd worden om een sepsis

vroegtijdig te diagnosticeren bijvoorbeeld binnen x-aantal uur. Daarnaast kan men ook proberen voorkomen dat een sepsis evolueert naar een ernstige sepsis of septische shock.

5.4.1.3 Check

In deze fase wordt er ook regelmatig samengezeten met de verpleegkundigen en de artsen om het verloop van het project te bespreken. Tijdens het uitvoeren van het plan wordt er regelmatig nagegaan of dit haalbaar blijft. Indien dit niet het geval is, weet men op voorhand al dat de doelen niet behaald zullen worden. Men kan zich enkele vragen stellen om dit na te gaan. De dienst kan zich afvragen of zij op schema zitten in het behalen van de doelstellingen die werden opgesteld. Is het voor de verpleegkundigen duidelijk wat zij moeten doen? Hebben zowel de artsen als de verpleegkundigen het doel en de werking van het project begrepen? De hoofdverpleegkundige zorgt ervoor dat elke verpleegkundige goed op de hoogte is.

Vervolgens kan men zich ook afvragen of er problemen zijn waartegen de verpleegkundigen of artsen aanlopen? Bijvoorbeeld werkt alles zoals het moet of zijn er aanpassingen nodig? Moet er nog zaken aangevuld worden? Hierbij is het zeer belangrijk om objectief te blijven. Er zullen altijd mensen zijn die kritiek hebben. Er zullen ook altijd zwijgers zijn. Alsook zullen er ook veel meelopers zijn met degenen die kritiek hebben. Het is niet de bedoeling dat er zich blind gestaard wordt op die kritiek. Als de kritiek terecht is, moet dit aangepast worden. Indien de kritiek niet terecht is, moet er verder gegaan worden met het project. Anders verliest men het huidige doel van het project uit het oog.

Tijdens deze fase kan men ook de tevredenheid nagaan bij de verpleegkundigen. Verandering brengt bijna altijd weerstand met zich mee, alsook onzekerheid. Het is dus belangrijk om zich als hoofdverpleegkundige ook te informeren over wat dit doet met de verpleegkundigen. Een blijvend luisterend oor bieden is van belang.

Daarnaast moet het plan ook geëvalueerd worden na de uitvoering ervan. Dit is een interne audit, waarbij door de verpleegkundigen en artsen kan nagegaan worden of het doel behaald werd. Op voorhand werden de mortaliteitscijfers, de cijfers omtrent de ziekenhuisverblijfsduur en de heropnames opgevraagd. Na het project worden de resultaten van de tool om sepsis automatisch te detecteren verzameld. De gegevens van de nulmeting zijn een objectief ijkpunt om de gegevens van de post-meting met te vergelijken. Is het aantal patiënten met een sepsis verminderd kunnen worden? Is de ontwikkeling van een sepsis tot een ernstige sepsis of septische shock gereduceerd kunnen worden? En vooral welke invloed de tool dus heeft gehad om de mortaliteit, de ziekenhuisverblijfsduur en de heropnames binnen de 30 dagen? Is het resultaat dus aanwezig dat men verwacht had? Waarom wel? Of waarom niet en hoe is dit te verklaren?

5.4.1.4 Act

Verbetertrajecten lopen vaak nooit zoals gepland daarom kan het soms nodig zijn om het project bij te sturen. Indien de voorgestelde einddata niet haalbaar zijn, kan men in overleg met de hoofdverpleegkundige nagaan of dit uitgesteld kan worden. Er werd hier een termijn opgesteld van zes maanden. Indien dit niet voldoende blijkt te zijn, kan dit uitgebreid worden. Feedback van de verpleegkundigen kan ook bekeken en geïmplementeerd worden naargelang de mogelijkheden van de ICT-wereld.

Indien blijkt dat het einddoel niet behaald blijkt te zijn, wordt het project bijgestuurd en opnieuw uitgevoerd. Nadien volgt er een nieuwe evaluatie. Het project wordt steeds bijgestuurd tot wanneer het resultaat behaald is.

Discussie

Het onderwerp, automatische detectie van sepsis, werd onderzocht aangezien er een hoge mortaliteit bij het ziektebeeld sepsis geregistreerd wordt. Het doel van deze bachelorproef was om na te gaan hoe artificiële intelligentie de verpleegkundige kon ondersteunen bij de herkenning van een vroegtijdige deterioratie ten gevolge van sepsis op intensieve zorgen. Vanuit de literatuur kan geconcludeerd worden dat de automatische detectie van sepsis wel degelijk een meerwaarde kan bieden. De diagnose kan sneller gesteld worden waardoor antibiotica ook sneller toegediend kan worden. Daardoor zijn zowel de mortaliteit, de ziekenhuisverblijfsduur en de heropnames binnen de 30 dagen significant gereduceerd.

Sepsis is een levensbedreigende complicatie van een infectie en het is de derde grootste oorzaak van sterfte (Badawi, Celi, Faisal, Gordon, & Komorowski, 2018). Uit recente data uit de Verenigde Staten worden elk jaar zo'n 700 000 Amerikanen getroffen door sepsis met een jaarlijkse mortaliteit van 250 000 patiënten (Barton, Das, Feldman, Mataraso, & Shimabukuro, 2017; Burdick, et al., 2018a; Burdick, et al., 2018b; Barton, et al., 2018). In Nederland worden jaarlijks 10 000 patiënten op intensieve zorgen opgenomen met sepsis en ongeveer een op vier patiënten overlijdt hieraan (Giesen, et al., 2017). De incidentie van sepsis stijgt zelfs verder ten gevolge van de toegenomen levensverwachting. Vanaf het 40ste levensjaar verdubbelt de incidentie elke tien levensjaren (Giesen, et al., 2017).

De diagnose is soms moeilijk te stellen aangezien de symptomen sterk afhankelijk zijn van de oorzaak, de locatie van de infectie, de aangetaste organen en de gezondheidstoestand van de patiënt. Zeker bij ouderen kunnen de tekenen van infectie en orgaanfalen zeer subtiel zijn. Er zijn verschillende klinische identificatiesystemen ontworpen om zorgverleners te helpen bij een vroege diagnose van sepsis. Veel van deze systemen vertonen echter een lage specificiteit of sensitiviteit wat hun klinische bruikbaarheid beperkt (Burdick, et al., 2018). Doorheen het onderzoek werd geprobeerd om de voordelen van een geautomatiseerde detectie van een vroegtijdige deterioratie ten gevolge van sepsis in kaart te brengen. Om deze vraag te beantwoorden werd de literatuur geraadpleegd. Er werd een onderverdeling gemaakt tussen de invloed op de mortaliteit, de ziekenhuisverblijfsduur, de heropnames binnen de 30 dagen en de kosten. Er werd ook een luikje gemaakt met de invloed op de mogelijkheid tot voorspelling en de vroegtijdige herkenning van sepsis.

In het algemeen kan vanuit de literatuur geconcludeerd worden dat de automatisatie van de detectie van sepsis wel degelijk een meerwaarde kan bieden. Zowel de mortaliteit, de ziekenhuisverblijfsduur en de heropnames binnen de 30 dagen zijn significant gereduceerd (Barton, Das, Feldman, Mataraso, & Shimabukuro, 2017; Burdick, et al., 2018a & b; Das & McCoy, 2017; Barton, Das, Feldman, Mataraso, & Shimabukuro, 2017; Baker, et al., 2018). Daarnaast kan de diagnose sneller gesteld worden, zo'n 4 tot 12 uur op voorhand, waardoor antibiotica ook sneller toegediend kan worden (Buchman, et al., 2018). Er is slechts een studie die beweert dat dit helemaal geen voordeel zou opleveren (Aakre, et al., 2017). Drie studies konden niets concluderen vanwege te weinig data (Alderson, et al., 2018; Despins L., 2016; Brandt, et al., 2015).

Een praktisch deel maakte ook nog deel uit van deze bachelorproef. Met wat bleek uit de literatuurstudie werd een voorstel tot implementatie aan de hand van de PDCA-cyclus opgesteld. Er werd nog een kleine literatuurstudie gedaan omtrent de kenmerken en symptomen van een sepsis om het voorstel tot implementatie volledig te maken. Daarnaast werd ook de behandeling onder de loep genomen. In de studie van Evans, Levy, & Rhodes (2018) en in de surviving sepsis campaign (2012) wordt er gesproken van de 1-uur bundel. Deze bundel bestaat uit vijf maatregelen die onmiddellijk uitgevoerd moeten worden namelijk lactaatniveau bepalen, hemoculturen nemen, breed spectrum antibiotica toedienen en vochtresuscitatie. Een eerste zwakte van deze bachelorproef

is dat het voorstel tot implementatie nog niet in de praktijk kon toegepast worden. Er kan dus nog geen uitsluitsel gegeven worden over het feit of dat de praktijk compatibel is met de bevindingen uit de literatuur. Ten tweede is er bij dit implementatievoorstel ook nog geen sprake van AI. Dit lijkt de ideale en logische aanzet om langzaam de overstap te maken naar AI in de gezondheidszorg, want AI is zeker geen sciencefiction meer.

AI komt steeds meer in opmars en ook in de gezondheidszorg zou heel wat voordelen met zich kunnen meebrengen. Toch zijn er vermoedelijk nog een aantal kanttekeningen verbonden aan AI. De ontwikkeling en de inburgering van AI zal geleidelijk aan moeten plaatsvinden, zodat de patiënten en gezondheidsmedewerkers er langzaam met vertrouwd worden. Ook zal er gekeken moeten worden naar het ethische luik, aangezien de rol van AI steeds groter zal worden. Wat met de privacy en veiligheid van de patiënt? Wie zal de eindverantwoordelijkheid op zich nemen waar AI het niet bij het juiste eind heeft. AI kan wel verschillende beloftes maken, maar beloftes zijn toch nog altijd verschillend van de realiteit. Tot slot is het ook nog belangrijk dat AI van een kwalitatief hoog niveau is en dat zal enorm grote investeringen vragen. Slechte input leidt per slot van rekening ook tot slechte output. De vraag die dan zal rijzen, is hoe het financiële aspect in orde zal gebracht worden.

Een potentiële vervolgstudie voor dit onderzoek zou kunnen gaan over het uitvoeren van het ontwikkelde voorstel tot implementatie. Vanuit de literatuur blijkt dat de geautomatiseerde detectie en/of AI van sepsis zeer effectief is en aan de hand van verder onderzoek kan men nagaan of dat er wel degelijk een invloed is op de mortaliteit, de verblijfsduur en de heropnames.

Conclusie

Sepsis is de derde grootste oorzaak van sterfte in de wereld (Badawi, Celi, Faisal, Gordon, & Komorowski, 2018). De diagnose van sepsis is daarnaast soms moeilijk te stellen aangezien de symptomen sterk afhankelijk zijn van de oorzaak, de locatie van de infectie, de aangetaste organen en de gezondheidstoestand van de patiënt. Er worden verschillende klinische identificatiesystemen, zoals SOFA/ qSOFA/ SIRS, in de ziekenhuiswereld gebruikt om sepsis vroegtijdig te kunnen diagnosticeren. Deze vertonen echter een lage specificiteit of sensitiviteit, waardoor hun klinische bruikbaarheid beperkt wordt (Burdick, et al., 2018).

Uit dit onderzoek naar het gebruik van een geautomatiseerde detectie van een vroegtijdige deterioratie ten gevolge van sepsis kan er volgens de literatuur geconcludeerd worden dat dit wel zijn efficiëntie kan bewijzen. De geautomatiseerde detectie van sepsis zou zowel de mortaliteit, de ziekenhuisverblijfsduur en de heropnames binnen de 30 dagen significant kunnen reduceren (Barton, Das, Feldman, Mataraso, & Shimabukuro, 2017; Burdick, et al., 2018a & b; Das & McCoy, 2017; Barton, Das, Feldman, Mataraso, & Shimabukuro, 2017; Baker, et al., 2018). Volgens Buchman et al. (2018) zou het systeem een sepsis ook kunnen voorspellen, waardoor de diagnose sneller gesteld kan worden en de antibiotica ook sneller toegediend kan worden.

De literatuurstudie omtrent de symptomen en de behandeling van sepsis leert dat er verschillende diagnostische criteria voor sepsis zijn zoals algemene kenmerken, infectieuze kenmerken, hemodynamische kenmerken, kenmerken met betrekking tot orgaandysfunctie en kenmerken met betrekking tot de weefselperfusie (Surviving Sepsis Campaign, 2012). Sepsis is een medische urgentie en vraagt een tijdige herkenning en behandeling omwille van de betere patiëntenuitkomsten. In de studie van Evans, Levy, & Rhodes (2018) en in de Surviving Sepsis Campaign (2012) wordt er gesproken van de 1-uur bundel, waarbij vijf maatregelen direct uitgevoerd moeten worden.

Vanuit de literatuur kan geconcludeerd worden dat zowel de automatische detectie van sepsis als Machine Learning bij sepsis wel degelijk een meerwaarde kan bieden. De diagnose kan sneller gesteld worden waardoor antibiotica ook sneller toegediend kan worden en de patiëntenoutcome significant verbeterd kan worden. Met voorgaande is dus de hoofdonderzoeksvraag van deze bachelorproef, namelijk hoe artificiële intelligentie de verpleegkundige kon ondersteunen bij de herkenning van een vroegtijdige deterioratie ten gevolge van sepsis op intensieve zorgen, beantwoord.

Ten slotte werd nog een voorstel tot implementatie, in de vorm van een protocol, van de geautomatiseerde detectie van sepsis uitgewerkt aan de hand van de PDCA-cyclus. Het is belangrijk om het voorstel systematisch te implementeren om zo een zo hoog mogelijke kwaliteit na te streven. Bij dit implementatievoorstel is nog geen sprake van AI. Dit lijkt de ideale en logische aanzet om langzaam de overstap te maken naar AI in de gezondheidszorg. Vooraleer dit systeem daadwerkelijk in de praktijk toegepast kan worden, is er wel nog een onderzoek nodig om de effectiviteit ook in de praktijk aan te tonen.

Bibliografie

- Aakre, C., Ferreyra, M., Franco, P., Herasevich, V., Kitson, J., & Li, M. (2017). Prospective validation of a near real-time EHR-integrated automated SOFA score calculator. *International journal of medical informatics*, 1-6.
- Aerssens, A., De Blaere, G., & De Spiegelaere, M. (2017-2018). *Kwaliteitszorg en organisatieleer*. Gent: Arteveldehogeschool Gent.
- Alderson, P., Evans, D., Kourbeti, I., Lewis, S., Smith, A., & Warttig, S. (2018, juni 25). Automated monitoring compared to standard care for the early detection of sepsis in critically ill patients. *Cochrane Systemac Review*.
- Amland, R., & Hahn-Cover, K. (2016). Clinical decision support for early recognition of sepsis. *American journal of medical quality*.
- Angus, D., Annane, D., Beale, R., Dellinger, R., Deutschman, C., Douglas, I., . . . Sevransky, J. (2013). Surviving Sepsis Campaign: International Guidelines for Management of Severe Sepsis and Septic Shock, 2012. *Intensive care medicine*, 165-228.
- Annane, D., Bauer, M., Deutschman, C., Seymour, C., Shankar-Hari, M., & Singer, M. (2016). The third international consensus definitions for sepsis and septic shock (Sepsis-3). *JAMA*, 801-810.
- Arends, J., bij de Vaate, E., de Jonge, J., de Lange, D., & van Leeuwen, H. (2016). *Procalcitonine als biomarker voor infecties*. Retrieved from Nederlands tijdschrift voor geneeskunde: <https://www.ntvg.nl/artikelen/procalcitonine-als-biomarker-voor-infecties>
- Arnold, R., Capan, M., Long, D., Mascioli, S., Miller, K., & Weldon, D. (2018). Evaluation of user-interface allert displays for clinical decision support systems for sepsis. *Critical care nurse*.
- Aussems, M. (2017, Januari). *Kunstmatige intelligentie: wat is het nu echt en hoe bang moeten we zijn?* Retrieved from Tech Pulse: <https://www.techpulse.be/achtergrond/211309/artificiele-intelligentie-in-de-toekomst/>
- Aussems, M. (2019). AI, machine learning en deep learning: wat is het verschil? *Techzine*.
- Bürkle, T., Castellanos, I., Prokosch, H., & Schüttler, J. (2013). Does introduction of a Patient Data Management System (PDMS) improve the financial situation of an intensive care unit? *Medical informatics and decision making*.
- Badawi, O., Celi, L., Faisal, A., Gordon, A., & Komorowski, M. (2018). The artificial intelligence clinician learns optimal treatment strategies for sepsis in intensive care. *Nature medicine*.

- Baker, J., Droegge, C., Goodman, M., Holcomb, J., Johannigman, J., Jung, A., . . . Pritts, T. (2018). Sooner is better: use of a real-time automated bedside dashboard improves sepsis care. *Journal of surgical research*.
- Bakhshi, N. (2018). *De mogelijkheden van AI voor de toekomst*. Geraadpleegd op 26 januari 2018 via <https://www.emerce.nl/achtergrond/mogelijkheden-ai-toekomst>
- Barton, C., Calvert, J., Chettipally, U., Das, R., Fletcher, G., Hoffman, J., . . . Zhou, Y. (2018). Multicentre validation of a sepsis prediction algorithm using only vital sign data in the emergency department, general ward and ICU. *BJM Open*.
- Barton, C., Calvert, J., Chettipally, U., Das, R., Hoffman, J., Jay, M., . . . Shimabukuro, D. (2017). Cost and mortality impact of an algorithm-driven sepsis prediction system. *Journal of medical economics*.
- Barton, C., Calvert, J., Chettipally, U., Das, R., Desautels, T., Feldman, M., . . . Wales, D. (2016). Prediction of sepsis in the intensive care unit with minimal electronic health record data: a machine learning approach. *JMIR Medical Informatics*.
- Barton, C., Calvert, J., Chittipally, U., Das, R., Feldman, M., Hoffman, J., . . . Price, D. (2016). A computational approach to early sepsis detection. *Computers in biology and medicine*.
- Barton, C., Das, R., Feldman, M., Mataraso, S., & Shimabukuro, D. (2017). Effect of a machine learning-based severe sepsis prediction algorithm on patient survival and hospital length of stay: a randomised clinical trial. *BMJ Open Respiratory Research*.
- Beals, J., Dellinger, P., Fogerty, R., Gross, B., Jones, S., Levy, M., . . . Voelker, K. (2027). Sepsis as 2 problems: Identifying sepsis at admission and predicting onset in the hospital using an electronic medical record-based acuity score. *Journal of critical care*, pp. 237-244.
- Bellomo, R., Duller, B., & Subbe, C. (2017). Effect of an automated notification system for deteriorating ward patients on clinical outcomes. *Critical Care*.
- Bernard, G., Gowda, S., Hooper, M., Martin, J., Nadas, A., Rice, T., . . . Wheeler, A. (2016). An electronic tool for the evaluation and treatment of sepsis in the ICU: a randomized controlled trial. *Critical care medicine*.
- Betesh, J., French, B., Fuchs, B., Hanish, A., Mikkelsen, M., Tait, G., . . . Umscheid, C. (2016). Development, implementation and impact of an automated early warning and response system for sepsis. *Journal of Hospital Medicine*.
- Bonnici, T., Clifton, D., Tarassenko, L., & Watkinson, P. (2013). The digital patient. *Clinical Medicine*, pp. 252-257.

- Bouwer, E. (2017). Gezondheidszorg: nieuwe paradigma's of disruptie? *TOII*.
- Brandt, B., Cannon, C., Carlton, E., Cleek, C., Gartner, A., Moncure, M., . . . Wittkopp, C. (2015). Identifying severe sepsis via electronic surveillance. *American journal of medical quality*.
- Bruno, E., & Poliargus. (2016, November). *10 dingen die je moet weten over digitalisering en de arbeidsmarkt*. Retrieved from De wereld van morgen: <http://www.dewereldmorgen.be/artikel/2016/11/08/10-dingen-die-je-moet-weten-over-digitalisering-en-de-arbeidsmarkt>
- Buchman, T., Clifford, G., Holder, A., Nemati, S., Razmi, F., & Stanley, M. (2018). An Interpretable Machine Learning Model for Accurate Prediction of Sepsis in the ICU. *Critical Care Medicine*.
- Burdick, H., Das, R., Gabel-Comeau, D., Gu, C., Hoffman, J., McCoy, A., . . . Slote, J. (2018). Effect of a Sepsis Prediction Algorithm on Patient Mortality, Length of Stay, and Readmission. *Cold spring harbor laboratory*.
- Burdick, H., Das, R., Gabel-Comeau, D., Gu, C., Hoffman, J., McCoy, A., . . . Slote, J. (2018). Effect of a Sepsis Prediction Algorithm on Patient Mortality, Length of Stay, and Readmission. *Cold spring harbor laboratory*.
- Burdick, H., Das, R., Gabel-Comeau, D., Gu, C., Huang, H., Lynn-Palevsky, A., & Pino, E. (2018). Evaluating a sepsis prediction machine learning algorithm in the emergency department and intensive care unit: a before and after comparative study. *Cold spring harbor laboratory*.
- Carlson, E., Eshelman, L., Ghosh, E., Lord, B., & Yang, L. (2017). Early deterioration indicator: data-driven approach to detecting deterioration in general ward. *European Resuscitation Council*, 99-105.
- Celi, L., Rush, B., & Stone, D. (2018). Applying machine learning to continuously monitored physiological data. *Journal of Clinical Monitoring and Computing*.
- Chipsoft. (z.j.). *Het succes van PDMS*. Retrieved from Chipsoft: <https://www.chipsoft.be/oplossingen/143/Het-succes-van-PDMS>
- Claypool, S., & Manaktala, S. (2017). Evaluating the impact of a computerized surveillance algorithm and decision support system on sepsis mortality. *Journal of the American medical informatics association*.
- Clemmer, T., Crossno, P., Howe, S., Johnson, K., Keddington, R., Kuttler, K., . . . Wilde, C. (2014, Augustus 27). Automated detection of physiologic deterioration in hospitalized patients. *Journal American Medicine Information Association*, pp. 350-360.

- Cooper, J., Crosby, R., McCarthy, N., Royle, P., Seedat, F., & Tsertsvadze, A. (2016). Community-onset sepsis and its public health burden: a systematic review. *Systematic Review*.
- Croonen, H. (2015, Januari 7). *Big data in de zorg: niet alleen verzamelen*. Retrieved from Medisch Contact: <https://www.medischcontact.nl/nieuws/laatste-nieuws/artikel/big-data-in-de-zorg-niet-alleen-verzamelen.htm>
- Das, R., & McCoy, A. (2017). Reducing patient mortality, length of stay and readmissions through machine learning-based sepsis prediction in the emergency department, intensive care unit and hospital floor units. *BJM Open Quality*.
- De Greef, M. (2018, Maart 5). Digitalisering naast sociaal contact als blended voorziening voor ouderen. *Tijdschrift over ouder worden & samenleving*, pp. 29-31.
- Deloitte. (z.j.). *Big data in de zorg: Welke inzichten bieden uw gegevens en hoe gebruikt u deze?* Retrieved from Deloitte: <https://www2.deloitte.com/nl/nl/pages/life-sciences-en-gezondheidszorg/articles/personalised-medicine.html>
- Deridder, V. (2018). AI, machine learning en deep learning: who's who? *Smart Business*.
- Deridder, V. (2019). Universitair Ziekenhuis Antwerpen gebruikt nu ook AI op radiologie-afdeling. *Smart Business*.
- Despins, L. (2016). Automated Detection of Sepsis Using Electronic Medical Record Data: A Systematic Review. *Journal for healthcare quality*, 1-12.
- Despins, L. (2017). Factors influencing when intensive care unit nurses go to the bedside to investigate patient related alarms: A descriptive qualitative study. *Intensive and Critical Care Nursing*.
- Despins, L., FAAN, PhD, PhD, RN, RN, & Wakefield, B. (2018, Juni). The Role of the Electronic Medical Record in the Intensive Care Unit Nurse's Detection of Patient Deterioration: A Qualitative Study. *Computers, informatics, nursing*, pp. 284-292.
- Ehrenfeld, J., Freundlich, R., Huerta, L., Rice, T., Semler, M., SMART, & Wanderer, J. (2018). Validation of a Sequential Organ Failure Assessment Score using Electronic Health Record Data. *Journal of medical system*.
- Evans, L., Levy, M., & Rhodes, A. (2018). The Surviving Sepsis Campaign Bundle: 2018 Update. *The society of critical care medicine and the european society of intensive medicine*, 997-1000.
- Evrard, N. (z.j.). *Kunstmatige intelligentie is geen sciencefiction meer*. Retrieved from Fifty&me: <https://www.fiftyandmemagazine.be/nl/cultuur/ontdekken/kunstmatige-intelligentie-is-geen-sciencefiction-meer>
- Feil, M. (2013). Distractions and their impact on patient safety. *Pennsylvania patient safety advisory*.

- Giesen, P., Hopstaken, R., Koekkoek, K., Loots, F., Prins, A., & Tjan, D. (2017). Sepsis herkennen bij een volwassene. *Huisarts & wetenschap*, 400-404.
- Guldmond, N. (2017). De belangrijkste trends in de ontwikkeling van eHealth of digitale zorg. *Tijdschrift over ouder worden & samenleving G*.
- HalBritter, K., Kurczewski, L., McKnight, R., & Sweet, M. (2015). Reduction in time to first action as a result of electronic alerts for early sepsis recognition. *Critical care nursing*.
- Jacobs, F. (2017, Juni 15). *Internet trends: digitalisering gezondheidszorg zet door*. Retrieved from Smarth Health: <https://www.smarthealth.nl/2017/06/15/internet-trend-digitalisering-gezondheidszorg/>
- Marik, P., & Taeb, A. (2017). SIRS, qSOFA and new sepsis definition. *Journal of Thoracic Disease*.
- Meijer, E. (2018, mei). *Google stelt regels voor gebruik van zijn AI door Amerikaanse leger op*. Retrieved from NUMRUSH: <http://numrush.nl/2018/05/31/google-stelt-regels-voor-gebruik-van-zijn-ai-door-amerikaanse-leger-op/>
- Moors, I. (2019). De oncologische patiënt op IZ. Brugge: Katholieke hogeschool Vives.
- N., N. (2019). *Het EPD in ziekenhuizen*. Retrieved from EPD & ECD consultancy: <http://www.epd-ecdconsultancy.nl/werkgebieden>
- N., N. (2019). *Het verschil tussen Artificial Intelligence, Machine Learning en Deep Learning*. Retrieved from Global Orange: <https://www.globalorange.nl/artificial-intelligence-machine-learning-en-deep-learning>
- N.n. (2018, Oktober 5). *UZA*. Retrieved from Sepsis snel herkennen redt levens: <https://www.uza.be/sepsis-snel-herkennen-redt-levens>
- Thompson, G., O'Horo, J., Pickering, B., Hrasevich, V., & P. (2015, juni). Impact of the Electronic Medical Record on Mortality, Length of Stay, and Cost in the Hospital and ICU: A Systematic Review and Metaanalysis. *The society of critical care medicine*, pp. 1276-1282.
- Turek, G. (2018, September 10). *Het verschil tussen artificial intelligence en machine learning in vijf minuten uitgelegd*. Retrieved from Selligent: <https://www.selligent.com/nl/blogs/advies/het-verschil-tussen-artificial-intelligence-en-machine-learning-in-vijf-minuten-uitgelegd>