



**DE LICHAAMSPOSITIES VAN VERSNELLINGSSENSOREN VOOR HET BODY
SENSORSUIT, WAARMEE GEDRAGINGEN GEDETECTEERD KUNNEN WORDEN**

Bijdragen aan het onderzoek omtrent het vroegtijdig opsporen van autisme (ASD)

1.0 Gegevens

Opleiding

Mens & Techniek | Bewegingstechnologie
De Haagse Hogeschool
Faculteit Gezondheid, Voeding & Sport
Johanna Westerdijkplein 75
2521 EN Den Haag
www.dehaagsehogeschool.nl

Afstudeerbedrijf

Noldus Information Technology bv
Nieuwe Kanaal 5
6709 PA Wageningen
Telefoon: +31317473300
Email: info@noldus.nl
Contactpersonen:

Wil van Dommelen
Elsbeth van Dam
Olga Krips
Tobias Heffelaar

1^e afstudeerbegeleider

Géronimo Dos Santos Otero
Docent Mens en Techniek | Bewegingstechnologie
Email: G.DosSantosOtero@hhs.nl

2^e afstudeerbegeleider

Rienk van der Slikke
Researcher / Docent Mens en Techniek | Bewegingstechnologie
Email: r.m.a.vanderslikke@hhs.nl

Student

Katrien Fischer
Email: kra.fischer@hotmail.com
Opleiding: Bewegingstechnologie

**De lichaamsposities van versnellingssensoren voor het Body Sensorsuit,
waarmee gedragingen gedetecteerd kunnen worden.**

Bijdragen aan het onderzoek omtrent het vroegtijdig opsporen van autisme (ASD).

2.0 Voorwoord

Voor u ligt mijn verslag over het onderzoek ter afronding van de vierjarige studie Mens en Techniek | Bewegingstechnologie aan de Haagse Hogeschool. Tijdens het afstuderen heb ik mijn vaardigheden, welke ik heb geleerd tijdens de studie, kunnen toepassen en mijn kennis kunnen gebruiken voor het schrijven van dit verslag. Daarnaast heb ik nieuwe vaardigheden ontwikkeld tijdens het participeren aan een onderzoek, de leerdoelen zijn te vinden in bijlage 11.0. Zo heb ik geleerd om een verband te leggen tussen de praktijk en de theorie.

Mijn onderzoek, naar de lichaamsposities van versnellingssensoren voor het Body Sensorsuit, is uitgevoerd in opdracht van AIMS-2-TRIALS en verricht bij Noldus Information Technology. Een planning van dit hele traject is te vinden in bijlage 10.0. AIMS-2-TRIALS doet onderzoek naar de biologie van autisme om behandelingen aan te passen en nieuwe medicijnen te ontwikkelen. Het doel van het onderzoek is om Autism Spectrum Disorder (ASD) te kunnen opsporen tijdens de vroege ontwikkeling van een kind. Hiervoor heb ik bij Noldus metingen uitgevoerd, bij kinderen, aan de hand van 3D accelerometer sensoren, om vervolgens met een algoritme gedragsherkenning vast te leggen. Dit algoritme is door een andere stagiair bij Noldus IT ontwikkeld en het verwerkt mijn resultaten van de metingen om gedragingen automatisch te herkennen.

Onderhavig onderzoek is mede tot stand gekomen door de inzet van kinderen uit mijn omgeving, begeleiders van de Haagse Hogeschool en collega's bij Noldus IT. Bij deze wil ik graag mijn eerste begeleider Gerónimo Dos Santos Otero en tweede begeleider Rienk van der Slikke bedanken voor de fijne begeleiding tijdens deze periode. Ook wil ik mijn collega's bij Noldus IT bedanken voor de ondersteuning en in het bijzonder Wil van Dommelen. Zonder hun medewerking had ik dit onderzoek niet kunnen voltooien. Daarnaast wil ik mijn dank uitbrengen aan Noldus IT waar ik het onderzoek heb kunnen voltooien en mijn verslag kon opstellen.

Als laatste wil ik mijn familie bedanken voor alle steun tijdens de gehele studie.

Ik wens u veel plezier met het lezen van dit verslag!

3.0 Inhoudsopgave

1.0 Gegevens	2
2.0 Voorwoord	3
4.0 Inleiding	6
5.0 Methode & analyse.....	7
5.1: Vereisten analyse.....	7
5.1.1 Inleiding	7
5.1.2 Resultaten	7
5.1.3 Conclusie.....	7
5.2: Literatuurstudie.....	8
5.3: Vroegtijdige ontwikkelingen	11
5.3.1 Motorische ontwikkelingen volgens literatuur.....	11
5.3.2 Motorische gedragingen	12
5.3.3 Conclusie literatuuronderzoek plaatsing sensor.....	14
5.4: Benodigdheden en de werkingen	14
5.4.1 Inleiding	14
5.4.2 Sensoren	14
5.4.3 Videocamera	16
5.4.4 Data verwerking.....	17
5.4.5 The ObserverXT	17
5.4.6 Matlab.....	18
5.4.7 Goedkeuringsformulier & Werkwijze	19
5.4.8 Uitvoeren van de metingen.....	19
5.5: Vergelijken sensoren onderling.....	20
6.0 Resultaten	21
6.1 Resultaten vergelijken sensoren onderling.....	21
6.1.1 Conclusie.....	21
6.2: Classificaties MOX sensoren vergeleken met annotaties The ObserverXT	22
6.2.1 Resultaten	22
6.2.2 Conclusie.....	23
6.3: Resultaten gemeten ruwe MOX sensordata	24
6.4: Gemeten ruwe MOX/Shimmer3 sensordata met annotaties	24
6.5: Deep learning	25
6.5.1 Resultaten	26
6.5.2 Conclusie.....	26
7.0 Discussie	28
8.0 Conclusie	30
Literatuurlijst	31
Bijlagen	Error! Bookmark not defined.
Bijlage 1.0 Vereisten analyse	Error! Bookmark not defined.
1.1 Inleiding	Error! Bookmark not defined.
1.2 Methode.....	Error! Bookmark not defined.
1.3 Participanten.....	Error! Bookmark not defined.
1.4 Vragen interview met resultaten motorische gedragingen	Error! Bookmark not defined.
Bijlage 2.0 Goedkeuringsformulier & Werkwijze.....	Error! Bookmark not defined.
2.1 Goedkeuringsformulier	Error! Bookmark not defined.
2.2 Werkwijze	Error! Bookmark not defined.
Bijlage 3.0 Van Wiechen schema.....	Error! Bookmark not defined.
Bijlage 4.0 Metingen overzicht voor volwassenen.....	Error! Bookmark not defined.
Bijlage 5.0 Poster AIMS-2-TRIALS project.....	Error! Bookmark not defined.
Bijlage 6.0 Frequentie gedragingen per observatie	Error! Bookmark not defined.
Bijlage 7.0 Plots van acceleraties van metingen met MOX sensoren	Error! Bookmark not defined.
Bijlage 8.0 Plots van acceleraties van alle metingen met annotaties	Error! Bookmark not defined.
8.1 MOX sensoren.....	Error! Bookmark not defined.
8.2 Shimmer3 sensoren	Error! Bookmark not defined.
Bijlage 9.0 Resultaten gegenereerd door het algoritme	Error! Bookmark not defined.
Bijlage 10.0 Planning	Error! Bookmark not defined.
Bijlage 11.0 Projectplan	Error! Bookmark not defined.

Samenvatting

Dit verslag richt zich op het automatisch herkennen van gedragingen (liggen, zitten, staan, lopen en kruipen) uit sensordata.

Het doel van het onderzoek is op zoek gaan naar lichaamsposities van sensoren voor het Body Sensorsuit, waarmee gedragingen gedetecteerd kunnen worden. Het belang van de juiste positie van de sensoren is een betere gedragsherkenning uit data. Het onderzoek zal een bijdrage leveren omtrent het vroegtijdig opsporen van autisme (ASD) bij kinderen. Noldus Information Technology werkt samen met Demcon om een 'Body Sensorsuit' te ontwikkelen. In het Body Sensorsuit zijn sensoren geïntegreerd die onder andere accelerometer data verzamelen. Een door een andere stagiair ontwikkeld algoritme zal het gedrag van een kind in beeld brengen met deze data.

De hoofdvraag voor dit onderzoek luidt:

Hoeveel sensoren, van welk type en op welke lichaamspositie moeten de sensoren bevestigd dienen te worden om de benodigde gedragingen te kunnen classificeren?

Om antwoord te geven op deze vraag, hebben metingen plaats gevonden. Voor deze metingen waren twee type sensoren beschikbaar in dit onderzoek: vier MOX sensoren en twee Shimmer3 IMU sensoren. Voordat deze metingen plaats vonden, zijn alle gedragingen (liggen, zitten, staan, lopen en kruipen) onderzocht voor de meest geschikte lichaamspositie(s) voor de sensoren aan de hand van literatuur.

Voor deze metingen werd een werkwijze opgesteld ten aanzien van een meetprotocol inclusief een goedkeuringsformulier. Het goedkeuringsformulier werd getekend door ouders voor het maken van video opnames van het kind. In het meetprotocol zijn alle benodigdheden en methodes beschreven om metingen uit te voeren. Dit heeft als doel dat onderzoekers van baby-labs langdurige metingen uiteindelijk zelfstandig en eenduidig kunnen uitvoeren.

De metingen voor dit onderzoek vonden plaats bij 8 proefpersonen aan huis, waarbij de kinderen een leeftijd hadden tussen 0-36 maanden. In totaal zijn er vier metingen verricht met kinderen en vier metingen met volwassenen. De metingen met volwassenen dienden om meer data te verzamelen. Met deze data wordt een algoritme geschreven en getraind. Deze metingen werden opgenomen met een videocamera om gewenste gedragingen in beeld te brengen en te synchroniseren met de gemeten data. Deze videodata is gebruikt om het algoritme te trainen en output te verifiëren.

De verkregen data werden verwerkt aan de hand van The ObserverXT en Matlab. In The ObserverXT konden annotaties worden toegekend aan videodata en daarmee werd de accelerometer data gesynchroniseerd.

Voordat metingen konden plaatsvinden zijn de MOX sensoren onderling vergeleken, daar deze nieuw op de markt zijn en weinig kennis hierover is opgebouwd. Daaruit is gebleken dat alle sensoren praktisch dezelfde data genereren bij dezelfde posities en oriëntaties. Ook zijn de annotaties van The ObserverXT vergeleken met houdings- en activiteitenclassificaties van de MOX sensoren. Hieruit blijkt dat de duur van de houdings- en activiteitenclassificaties redelijk overeen komen bij matige of fysieke activiteit. De tijdsduur van zitten of liggen komt slecht overeen.

Het algoritme heeft van de MOX sensoren resultaten verkregen. De Shimmer3 sensor heeft te weinig data gegenereerd om resultaten te kunnen vastleggen. Uit de resultaten blijkt dat een MOX sensor (volgens de F1-score) geplaatst op de linker heup het beste 'zitten' kan herkennen (68,4%). 'Liggen' wordt het best herkend door een MOX sensor op de borst te plaatsen (45,1%). 'Staan' wordt het best herkend door een MOX sensor op het rechter been te bevestigen (55,7%). 'Lopen' wordt het best herkend door een MOX sensor in de nek te plaatsen (14,8%). Het is nog niet mogelijk om combinaties van meerdere sensoren te testen met het algoritme, daarvoor is meer data nodig van minimaal 2 uur per gedrag.

4.0 Inleiding

Noldus IT werkt samen met het Centre for Brain and Cognitive Development aan het Birkbeck College (University of London) aan de ontwikkeling van het zogenaamde 'Body Sensorsuit'. Het Body Sensorsuit is een cluster van waterproof biosensoren die zal worden verwerkt in een textielsysteem (rompertje) voor kinderen, dat objectieve metingen van autonome functies, opwinding en activiteitsniveaus mogelijk maakt.

Algemene doelstelling van het project

Het doel van het meetsysteem is om middels longitudinale meetsessies in de thuisomgeving autisme in een vroeg stadium op te sporen bij kinderen tot 36 maanden. Als het uiteindelijke Body Sensorsuit ontwikkeld is, zal het in London met een groep Engelse kinderen, die risico lopen om Autism Spectrum Disorder (ASD) te ontwikkelen, gebruikt worden door Birkbeck College werknemers. Het zal dan worden ingezet in de thuisomgeving in het kader van het Autism Innovative Medicine Studies-2-Trials (AIMS-2-Trials) project. Dit moet het inzicht in autisme vergroten en helpen bij het ontwikkelen van nieuwe therapieën om de gezondheidsresultaten en kwaliteit van leven voor met autisme gediagnosticeerde personen te verbeteren. Het doel van het "Phenocades" deelproject binnen AIMS-2-TRIALS is om autisme (ASD) te kunnen opsporen tijdens de vroege ontwikkeling en een behandeling daarvoor te ontwikkelen. Dit is overzichtelijk gemaakt met alle informatie verwerkt in een poster, welke te vinden is in bijlage 5.0.

Doelstelling van de metingen

Er wordt een meetopstelling ontworpen voor de registratie van gedragingen bij kinderen tussen de 0-36 maanden. Dit is een eerste stap in het ontwikkelen van een Body Sensorsuit. De testkleding bestaat uit een rompertje (maat wordt aangepast op de proefpersoon) waarop aan de binnenkant zakjes zijn aangebracht waar 3D accelerometer sensoren worden geplaatst. Dit zijn platte vierkantige kastjes met elektronica van c.a. 3x3x0,5 cm met een gewicht van 11 gram.

Er wordt gezocht naar een antwoord op de volgende vraag:

- **Hoeveel sensoren, van welk type en op welke lichaamspositie moeten de sensoren bevestigd dienen te worden om de benodigde gedragingen te kunnen classificeren?**

De apparatuur (3D accelerometer sensoren) zal data genereren, waarmee geschreven algoritmes kunnen herkennen wanneer een kind een bepaald gedrag uitvoert. De uitkomst van het algoritme zijn percentages van de tijdsduur van gedragingen over een totale meting. Dat percentage impliceert dus hoeveel tijd een kind bezig is met een bepaalde activiteit/beweging tijdens de meetperiode, wat relevant is voor onderzoekers van het AIMS-2-TRIALS project. Een antwoord op bovenstaande vraag is te vinden in de discussie en conclusie.

5.0 Methode & analyse

5.1: Vereisten analyse

5.1.1 Inleiding

In het eerste hoofdstuk wordt er gekeken naar de eisen voor het onderzoek. Deze eisen bestaan uit welke gedragingen er gekozen worden, welke door de data analyse worden herkend.

Noldus IT wil er voor zorgen dat het 'Body Sensorsuit' voor meerdere doeleinden gebruikt kan worden, zoals bijvoorbeeld voor andere babyonderzoekers. Hiervoor zal een vereisten analyse uitgevoerd worden om te ondervinden welke eisen van toepassing zijn. Deze analyse is uitgevoerd bij onderzoekers van het Birkbeck College en diverse babyonderzoekers in Nederland. De vereisten analyse is uitgevoerd door Olga Krips en Hannelore Heuer voordat Katrien Fischer is gestart met haar onderzoek. Olga Krips is werkzaam bij Noldus IT en Hannelore Heuer is een stagiair bij Noldus IT.

De methode waarop deze eisen zijn geformuleerd, zijn te vinden in bijlage 1.0. Omdat er in dit verslag de leeftijdsgroepen en gedragingen relevant zijn, zullen alleen hiervan de resultaten worden getoond.

5.1.2 Resultaten

Voor het onderzoek is de leeftijdscategorie waarop kinderen gemeten worden en welke gedragingen gemeten worden, belangrijk. Uit de vereisten analyse, opgesteld door Olga Krips, blijken de volgende resultaten:

Leeftijdscategorie

De onderzoekende leeftijdscategorie waarop baby's worden gecontroleerd in het lab bij het Birkbeck Collge ligt tussen de 0-36 maanden. Het gemeten gedrag is hetzelfde voor iedere leeftijdscategorie. Het niveau van uitdrukken van gedrag verschilt per leeftijdscategorie, omdat een kind op latere leeftijd tot meer in staat is.

Gedragingen

Alle motorische gedragingen die door de geïnterviewde worden genoemd, zijn te vinden in tabel 5 in bijlage 1.0.

5.1.3 Conclusie

De resultaten van de interviews zijn te vinden in bijlage 1.0. Op basis hiervan kan er een conclusie getrokken worden:

De conclusie van de vereisten analyse is dat onderstaande gedragingen nuttig zijn om te meten met het 'Body Sensorsuit', in de volgorde waarvan ze meestal verschijnen bij de ontwikkeling van een baby: liggen, zitten, kruipen, staan en lopen.

Op basis van de gewenste gedragingen is er een tabel gemaakt waar in de eerste fase van het project de nadruk op wordt gelegd, zie tabel 1 met alle onderzoekende gedragingen. Hieraan worden zogenaamde 'modifiers' toegekend om het gedrag te verduidelijken. Om iedere groep verder uit te leggen worden alle gedragingen verder toegelicht in de laatste kolom. Deze tabel wordt gebruikt om uiteindelijk alle videodata te annoteren in The ObserverXT.

Tabel 1: Onderzoekende gedragingen

Group (Mutually exclusive)	State behaviours	Modifiers	Behaviour
Activity	Crawling		Baby <i>moves</i> around with body weight on knees and hands
	Sitting	Supported (chair, parent, cushions) Unsupported	The baby's upper body in upright position, most of the body weight is on its bottom
	Standing	Supported by object Supported by human Unsupported	The baby's body is entirely upright and its weight is mostly on its feet
	Lying	Unconstrained Constrained (cushions, special chair like car seat)	Baby is lying down
		On back /side/front	
	Walking	Supported by human Unsupported Supported by (stationary or moving) object	Baby <i>moves</i> around on its legs.
	Unknown (default)		Can't see or ambiguous behaviour
	Other	Any behaviour other than the above	

5.2: Literatuurstudie

In dit hoofdstuk wordt er geschreven over eerder gebruikte onderzoeksmethodes. Het gaat dan over de onderzoeksmethodes die zijn gebruikt om gedragingen te herkennen uit gegenereerde data. Dat kan data zijn van een accelerometer alleen of data van een accelerometer in combinatie met gyroscoop, gps en magnetometer. Voordat er een werkwijze gemaakt kan worden van de metingen die plaats zullen gaan vinden, is het belangrijk om te weten wat eerdere onderzoekers hebben onderzocht in gelijksoortige onderzoeken. In de afgelopen jaren is er veel gedragsonderzoek gedaan in combinatie met sensoren. Als proefpersonen werden hier nog nauwelijks kinderen voor gebruikt. De meeste onderzoeken vonden plaats met volwassenen. Voor de literatuurstudie is gezocht naar diverse gebruikte specificaties van sensoren in eerdere onderzoeken. Deze publicaties van onderzoeken zijn gevonden in onder andere de bibliotheek van de Haagse Hogeschool, Google Scholar en PubMed - NCBI. Er is vooral geselecteerd op onderzoeken waarin gedragingen herkend werden aan de hand van accelerometer data. Daarvoor werden onder andere de volgende zoektermen gebruikt: 'behavior recognition', 'baby milestones', 'using accelerometers' en 'specifications accelerometer'. De artikelen werden eerst oriënterend gelezen, waarna bruikbare artikelen intensief werden bestudeerd.

Menselijke activiteiten kunnen tegenwoordig worden herkend met behulp van de sensoren uit een smart phone en bijbehorende deep learning (Hassan, Uddin, Mohamed, & Almogren, 2018) (Kwapisz, Weiss, & Moore, 2010). Dit heeft in de afgelopen jaren aandacht getrokken van onderzoekers, omdat vele toepassingen gebruikt worden in de gezondheidszorg. Zo kunnen revalidatieprocessen worden verbeterd van de patiënten in de thuiszorg. Bij de studie van Mehedi Hassan et al. werden metingen uitgevoerd door twee draagbare sensoren die geïntegreerd waren in een smart phone en uitgerust waren met een tri-axiale versnellingsmeter en gyroscoop, die in de broekzak gedragen kon worden. De sensoren leverden een

meting op met frequenties binnen de 0-15 Hz, zodat er een langere duurmeting uitgevoerd kon worden met de batterij (Hassan, Uddin, Mohamed, & Almogren, 2018). In het onderzoek van Kwapisz et al. werd er 20Hz gebruikt voor de frequentie (Kwapisz, Weiss, & Moore, 2010) voor het herkennen van dezelfde activiteiten. Als conclusie van de studie werd er verteld dat een smart phone een van de meest gebruikte apparatuur is in het dagelijks leven, wat het erg geschikt maakt om metingen mee uit te voeren (Hassan, Uddin, Mohamed, & Almogren, 2018). Deze smart phones werden door volwassen proefpersonen bij zich gedragen, waarnaar er door drie deep learning netwerken gedragsactiviteit herkend kan worden. Dit werd gecontroleerd op twaalf verschillende fysieke activiteiten, waarbij het Deep Belief Network (DBN) uitkwam op een gemiddelde herkenningsgraad van 89,61% en een algehele nauwkeurigheid van 95,85% (Hassan, Uddin, Mohamed, & Almogren, 2018).

In een ander onderzoek van Lobenius-Palmér et al. werden fysieke activiteiten gemeten door accelerometers bij gehandicapte jongeren (Lobenius-Palmer, Sjoqvist, Hurtig-Wennlof, & Lundgvist, 2018). In deze studie werden verschillende aspecten van fysieke activiteit en gezondheid beoordeeld bij jongeren die ouder zijn dan 7 jaar. Binnen deze groep jongeren zaten 25 participanten waarbij autisme geconstateerd was.

De gedragsherkenning werd uitgevoerd met de Actigraph-activiteitsmonitor (model GT1M; Actigraph LLC). Dit is de meest gebruikte sensor met een hoge betrouwbaarheid en validiteit bij kinderen met een typische ontwikkeling (Vries, Bakker, Hopman-Rock, Hirasings, & Mechelen, 2006). De Actigraph-GT1M is een uniaxiale accelerometer sensor die verticale versnellingen vastlegt (Chen & Jr., 2005). Er werden minstens drie dagen met geldige opnames van meer dan 600 minuten per dag gemeten. In schriftelijke instructies werd vermeld dat de accelerometer gedragen moest worden in een elastische riem rond de taille, midden op de rug (Yngve, Nilsson, Sjoström, & Ekelund, 2003), gedurende zeven achtereenvolgende dagen. Daarna werd de accelerometer met een bijgehouden logboek over de ondernomen activiteiten bekeken en werd de data gedownload en verwerkt met een statische analyse in IBM SPSS Statistics, versie 22.0 (Corp, 2013).

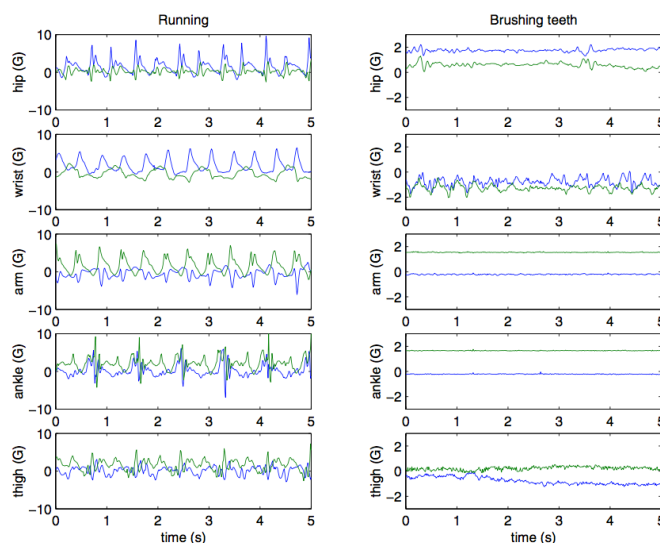
De resultaten van de studie (Lobenius-Palmer, Sjoqvist, Hurtig-Wennlof, & Lundgvist, 2018) lieten zien dat jongeren met een handicap niet voldoende fysieke activiteit ondernemen, wat kan leiden tot een risico op een slechte gezondheid of gedragsstoornis. Deze studie had zich niet specifiek gericht op jongeren met autisme, maar bevelen dit wel aan voor verder onderzoek.

Voor het herkennen van gedragingen zijn veel algoritmes ontwikkeld. In de studie van Bao en Intille (Bao & Intille, 2004) werd ook een algoritme ontwikkeld om fysieke activiteit te herkennen uit accelerometer data. Deze data is handmatig geannoteerd om de gewenste activiteiten te kunnen selecteren, wat ook in dit onderzoek wordt gedaan. Voor het onderzoek van Bao en Intille is gebruikt gemaakt van vijf bi-axiale sensoren die gelijktijdig op verschillende delen van het lichaam werden gedragen. Aan het onderzoek hebben 20 participanten meegedaan die alledaagse fysieke activiteiten hebben uitgevoerd, zonder toezicht of observatie van een onderzoeker. De participanten hebben zelf geannoteerd met wat voor activiteit ze bezig waren. De gegenereerde algoritmen vertoonden de beste prestaties voor het herkennen van alledaagse activiteiten met een algehele nauwkeurigheid van 84%. Deze resultaten laten zien dat er meerdere accelerometer sensoren nodig waren om de herkenning te ondersteunen. Met slechts twee bi-axiale accelerometer sensoren op de dij en pols, daalde de herkenningsprestatie licht.

De gegevens werden verzameld met een ADXL210E accelerometer van Analog Devices. Dit is een twee-assige accelerometer en is nauwkeurig tot 10G. De accelerometer werd bevestigd op platen (Gerasimov, 2002) met een frequentie van

76,25 Hz. In deze studie wordt aangegeven dat deze frequentie meer dan voldoende is, omdat er met 20 Hz al dagelijkse fysieke activiteiten beoordeeld kunnen worden (Bouten, Koekkoek, Verduin, Kodde, & Janssen, 1997). Voor dit onderzoek is uitgegaan van 90 minuten durende gegevensverzamelingsessies.

In eerdere studies werd activiteit herkend van $\pm 2G$ accelerometer gegevens (DeVaul & Dunn, 2001) (Kern, Schiele, & Schmidt, 2003), hoewel de typische lichaamsversterkingsamplitude kan oplopen tot 12G (Bouten, Koekkoek, Verduin, Kodde, & Janssen, 1997). Ledematen hebben een versnellingsbereik van 12G en punten in de buurt van de romp en heup hebben een acceleratiebereik van 6G (Bouten, Koekkoek, Verduin, Kodde, & Janssen, 1997). In onderstaande afbeelding (afbeelding 1) wordt door middel van het aantal G's laten zien wat haalbaar is op vijf verschillende plaatsen van het lichaam (dij, heup, enkel, arm en pols) tijdens twee verschillende fysieke activiteiten (hardlopen en tandenpoetsen).



Afbeelding 1: Aantal G's haalbaar bij hardlopen of tanden poetsen.

Munguia Tpia et al. heeft een real-time algoritme ontwikkeld voor herkenningen van fysieke activiteiten en in sommige gevallen ook de intensiteit daarvan (Tapia E. , et al., 2007). Dit werd gedaan door middel van een draadloze accelerometer in combinatie met een draadloze hartslagmonitor. Het ontwikkelde algoritme werd geëvalueerd met behulp van bestaande datasets van in totaal 21 mensen in twee verschillende laboratoria. Deze studie heeft geleid tot een herkenningsnauwkeurigheidspresentatie van 94,6%. Door toevoeging van de hartslaggegevens verbetert deze nauwkeurigheid met 1,2%. Dit verbeterde percentage is erg laag, waardoor er in het Aims-2-Trials project geen hartslagmeter wordt toegepast om eventuele gedragingen te herkennen. De accelerometer sensoren werden met katoenen elastische zweetbanden of niet-beperkende zelfklevende verbanden geplaatst op de volgende lichaamsposities: bovenkant dominante pols, dominante enkel, buitenkant dominante bovenarm, bovenste deel dominante dij en de dominante heup. Een synchronisatie moment vond plaats door de participant gedurende één minuut stil te laten staan, wat bij kinderen vrijwel onmogelijk is.

Albinali et al. (Albinali, Goodwin, & Intille, 2009) heeft gezocht naar een methode om automatisch motorische bewegingen te detecteren van personen met autismespectrumstoornissen (ASS) in een klaslokaal. Het onderzoek is uitgevoerd met zes kinderen, zowel in het laboratorium als in het klaslokaal. In de klas werd een algehele herkenningsnauwkeurigheid van 88,6% bereikt met drie accelerometer

sensoren. Deze sensoren werden geplaatst om beide polsen en op de borst (Tapia E. M., Intille, Lopez, & Larson, 2006). Deze plaatsen werden gekozen, omdat onderzoekers benieuwd waren naar handgeklap en body-rocking bewegingen die in deze gebieden plaats vinden. Er werd gebruik gemaakt van 3-assige sensoren van 2G, die ingesteld waren op 60Hz. Er werd ook gebruik gemaakt van een videocamera om de bewegingen te annoteren.

Westeyn et al. heeft een soortgelijke studie eerder uitgevoerd (Westeyn, Vadas, Bian, Starnier, & Abowd, 2005), waarbij 69% van de handgeklapte gebeurtenissen automatisch werden herkend. Hierbij werd het gedrag nagebootst en werd er niet gewerkt met personen met ASS.

In de meeste studies (Chen, Gonzalez, Vasilakos, Cao, & Leung, 2011) (Cao, 2009) werden de sensoren strak aan het lichaam bevestigd om gedragingen te kunnen herkennen. Mohammed en Tashev hebben onderzocht (Mohammed & Tashev, 2017) of ze hetzelfde effect konden bereiken door de sensoren losjes te bevestigen. De sensoren werden geïntegreerd in gewone kledingstukken waarbij de verkregen signalen vervuild waren met bewegingsartefacten die leiden tot gemiddelde signaal-ruisverhoudingen (SNR's) van -12 dB. Dit zorgt ervoor dat de herkenning van activiteiten wordt verlaagd met 77,1%. Om deze bewegingsartefacten te verminderen is er gekeken naar statische (Kalman-filters) en gegeven gestuurde (Neurale netwerken) technieken. Goed ontworpen methoden voor de Inertial Measurement Unit (IMU) gegevens laten zien dat de verhoudingen van -12 dB verhoogd kunnen worden naar +18,2 dB. Als gevolg daarvan kan het herkennen van gebaren verbeterd worden met 14,4% en activiteiten met 55,3%. In de studie is gebruik gemaakt het DCLSTM-algoritme dat is voorgesteld door HAR (Ordonez & Roggen, 2016). Daarvoor werden 12 locaties voor accelerometer sensoren gebruikt en 5 locaties voor IMU-gegevens.

Voor het onderzoek van Mohammed en Tashev (Mohammed & Tashev, 2017) werd gebruik gemaakt van IMU-gegevens met een frequentie van 100Hz en accelerometer-, gyroscoop- en magnetometerschalen van 8gn, 8 Gauss en 500 Graad per seconde. Als conclusie is verder onderzoek nodig met langere duur opnames om een beter resultaat te genereren in het onderzoek.

Van der Weegen et al. heeft onderzocht wat de relatie is van de validatie van de MOX sensor en de ActiGraph GT3X sensor (Pensacola, FL) (Weegen, et al., 2015). Dit onderzoek is uitgevoerd bij chronisch zieke patiënten in een laboratorium en bij andere patiënten in het dagelijks leven. De verschillende sensoren werden tegelijkertijd gedragen op de onderrug. Als onderzoek in het laboratorium werd er gevraagd om een loopbandprotocol uit te voeren. Dit werd gedaan door 8 gezonde volwassenen en 10 patiënten. In het dagelijks leven droegen 15 gezonde volwassenen de sensoren en 12 patiënten gedurende 6-7 dagen de sensoren. De informatie over het dragen werd bijgehouden in een dagboek.

Op de loopband was er een uitstekende correlatie zichtbaar tussen beide sensoren (ActiGraph en MOX, $r=0,99$ bij gezonde mensen en $r=0,98$ bij patiënten). De correlatie van de sensoren in het dagelijks leven was matig ($r=0,72$ bij volwassen mensen en $r=0,82$ bij patiënten). Deze resultaten zijn goed genoeg om de MOX te gebruiken om fysieke activiteiten te meten (Weegen, et al., 2015).

5.3: Vroegtijdige ontwikkelingen

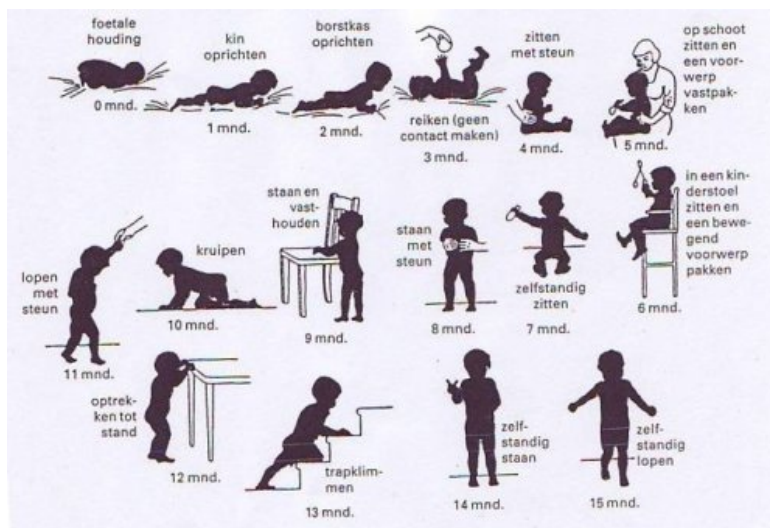
5.3.1 Motorische ontwikkelingen volgens literatuur

Het Van Wiechenschema is een hulpmiddel dat veel wordt gebruikt voor de kindergeneeskunde. Met dit schema kan de psychomotore ontwikkeling van een kind gescoord worden en kan de ontwikkeling kwantitatief bekeken worden. Bij dit

schema wordt er gescoord op verschillende punten, namelijk communicatie, motoriek en sociale interactie. Het schema is in de jaren zestig van de 20^e eeuw ontwikkeld. Het is ontwikkeld door de Zwolse huisarts Hans van Wiechen. Per onderdeel dat wordt gescoord, kan een kind punten krijgen. Deze punten worden opgeteld en geeft de ontwikkeling van een kind weer op kwantitatieve wijze. Een normale score van een kind van 14 maanden ligt tussen de 15 en 20. Deze testen kunnen worden gedaan op het consultatiebureau. Het Van Wiechenschema is te vinden in bijlage 3.0.

Alle gedragingen kunnen enkele weken of maanden in beslag nemen en kunnen opgedeeld worden in fases. Een indicatie van deze fases van ontwikkeling is onderzocht door Bilo en Voorhoeve en geschreven in 'Kind in ontwikkeling' (Bilo & Voorhoeve, 2017). Gesell heeft ook een schema gemaakt met sleutelleeftijden van de grof- en fijn motorische ontwikkelingen/mijlpalen van een kind.

Mary Shirley heeft de een van de bekendste beschrijvingen van de motorische ontwikkeling van een kind beschreven (Netelenbos, 2009). Deze is ingedeeld vanaf de geboorte tot een leeftijd van twee jaar. Deze beschrijving is te zien in afbeelding 2.



Afbeelding 2: Motorische mijlpalen ontwikkeld door Shirley

5.3.2 Motorische gedragingen

Liggen

Onder liggen worden verschillende soorten houdingen verstaan. Liggen zou bijvoorbeeld op de rug kunnen, maar ook op de zij of buik. Het liggen wordt gezien als een horizontale houding. Dit is een houding die in de vroege fase van de ontwikkeling veel voorkomt. Tijdens het liggen kunnen de armen en benen afzonderlijk bewegen. Hier moet aan gedacht worden voor het plaatsen van een sensor, omdat er gedetecteerd moet worden dat het kind een horizontale houding aanneemt. Als een sensor op de rug geplaatst wordt, zou een kind dit kunnen merken en niet meer naar de rug draaien. Dit geldt hetzelfde voor de borst of bijvoorbeeld de zij. De sensor zal dus op een plaats moeten zitten, waarbij het kind het minst last ervaart van de sensor en de sensor geen invloed heeft op de meting.

Zitten

Het zitten is vooral te herkennen aan het verticaal brengen van de romp. Hierbij zullen de benen een hoek vormen en horizontaal staan ten opzichte van de romp. De nekspieren zullen hiervoor sterk genoeg moeten zijn om het hoofd rechtop te houden. De onderste rugspieren moeten ook voldoende ontwikkeld zijn om de

rechttop zittende houding in stand te houden en met de abdominale spieren moet de balans gehouden worden. Het balanceren is een belangrijk aspect voordat een kind kan gaan staan en lopen.

Bij het zitten kan er onderscheid worden gemaakt tussen ondersteunend zitten of niet ondersteunend zittend. Een ouder kan bijvoorbeeld helpen om het kind te laten zitten. Het kind moet dan wel in staat zijn om zijn eigen hoofd rechttop te houden.

De torso bevindt zich in verticale positie en de onderste extremiteit zal zich in horizontale positie bevinden (eventueel de onderbenen weer verticaal). Hier moet aan gedacht worden voor het plaatsen van de sensor. Een kind zal geen drukpunten ervaren wanneer de sensor hierbij op de torso geplaatst wordt.

Staan

Om zelfstandig te gaan staan als kind, zijn spieren en coördinatie belangrijk. Dit zal een kind ook uiteindelijk helpen om te leren overrollen en zelfstandig te gaan zitten. Zelfvertrouwen en balans heeft een kind nodig om alleen te gaan staan zonder hulp van andere personen of objecten. Dit is ook het verschil waar rekening mee gehouden moet worden, want een kind kan ondersteunend gaan staan of niet ondersteunend. Het kind zal ook meestal beginnen met zichzelf omhoog trekken en ondersteunend gaan staan om kracht op te bouwen. In het begin zal het kind nog door de benen zakken, maar na een tijdje kan het kind zichzelf staande houden en probeert te balanceren. Daarbij zal een kind eerst op de tenen gaan staan en uiteindelijk op de gehele voet om de balans te vergroten.



Het is een verticale positie waar rekening mee gehouden moet worden voor het plaatsen van een sensor. In deze positie zijn er veel plaatsen mogelijk voor de sensor. Een sensor zal namelijk snel meten dat het een verticale positie is, en er van uitgaan dat de armen en torso in deze positie blijven. De armen kunnen in alle richtingen worden bewogen en dat zal dus minder geschikt zijn voor de positionering van de sensor.

Kruipen

Kruipen kan het eerste zijn wat een kind zal ondernemen om zichzelf te verplaatsen. Kruipen begint op de buik, wat ook wel de commando crawl of tijgeren wordt genoemd. Dit kan vanzelf ontwikkelen tot een betere kruiphouding. Bij het kruipen is de torso in horizontale positie, armen verticaal en de benen bevinden zich in een hoek. Om een kind te laten kruipen, moeten de nekspieren voldoende ontwikkeld zijn om de omgeving in de gaten te houden. Ook moet het kind kracht hebben in de armen en benen om zichzelf voort te bewegen. Tijdens het kruipen kan een kind bij voldoende balans met een arm gaan strekken. Daarom zal in deze positie de arm niet snel gekozen worden voor het plaatsen van een sensor, omdat de arm erg beweeglijk is in deze houding. De romp is hier het meest voor de hand liggend, omdat deze zich voortbeweegt en zich in een statische houding bevindt.

Na de campagne van 'back to sleep' in 1994, lijken kinderen later te gaan kruipen of het zelfs over te slaan (de campagne had als doel ouders aan te moedigen om het kind meer op de rug te laten slapen teneinde wiegendood te voorkomen (Trachtenberg, Haas, Kinney, Stanley, & Krous, 2012).

Lopen

Bij het lopen worden vooral de beenspieren actief gebruikt. Tijdens het lopen houdt het lichaam zich in een verticale positie. Hierbij kan er ook gezwaaid worden met de

armen, of de armen worden gebruikt om zich te stabiliseren. Voor dit onderzoek is het belangrijk te realiseren dat lopen een voortbeweging is waarbij de benen het meest worden bewogen. De sensor zou hierbij op het bovenlichaam geplaatst kunnen worden, zodat er gedetecteerd kan worden dat er in de horizontale richting wordt bewogen. Ook kan de sensor op de benen geplaatst worden, maar dan zal er meer ruis te zien zijn. Bij het lopen is het ook belangrijk om onderscheid te maken tussen ondersteunend en niet ondersteunend, omdat de ouder/verzorger een kind kan helpen met lopen en er dan minder spierontwikkeling nodig is. Een kind zal ook kunnen lopen door zich aan een object vast te houden, wat uiteindelijk ook belangrijk is bij de metingen. De armen zullen zich tijdens deze beweging in alle richtingen kunnen bewegen, waardoor dat minder voor de hand ligt om daar een sensor te plaatsen.

5.3.3 Conclusie literatuuronderzoek plaatsing sensor

Uit bovenstaande alinea's kan geconcludeerd worden dat de meest ideale positie voor een sensor in elk geval op de romp is. De romp bevindt zich meestal in een statische houding, waarin snel te zien is in welke positie het kind zich bevindt. Bij het zitten en staan bevindt de romp zich namelijk in verticale houding. Dit is goed te zien aan de data van een sensor, maar het onderscheid tussen zitten en staan wordt dan weer lastiger. Daarom is het een aanbeveling om een extra sensor toe te voegen welke zich rondom de benen bevindt. Bij het staan zijn de benen namelijk in een andere positie dan bij het zitten. Dit geldt ook voor het lopen, want bij het lopen zijn de benen in beweging, wat ook uit de sensordata gehaald kan worden. Bij iedere beweging kan het kind de armen in alle richtingen bewegen. De sensor op de armen plaatsen zal daarom een lastige positie zijn om gedragingen te herkennen. Bij het uitvoeren van metingen zullen posities op de romp en benen getest worden. Het kind mag geen last of drukpunten ervaren van de sensor. Dit is bij een liggende positie het grootste probleem, omdat er op de romp wordt gesteund tijdens het liggen.

5.4: Benodigdheden en de werkingen

5.4.1 Inleiding

In dit hoofdstuk wordt er beschreven welke apparatuur met welke software en programma's gebruikt worden om data te genereren voor het onderzoek. Ook zijn alle specificaties van de apparatuur te vinden met de gebruikte instellingen.

5.4.2 Sensoren

De sensoren voor het onderzoek worden gebruikt om accelerometer data te genereren. Uit deze data moet blijken welke gedragingen een proefpersoon uitvoert. De sensoren zijn daarom essentieel. De sensoren dienen geschikt te zijn voor de doeleinden van dit onderzoek.

Er waren twee soorten sensoren beschikbaar waar metingen mee uitgevoerd konden worden. Een van de soorten sensoren voor dit onderzoek waren de MOX sensoren van het bedrijf Maastricht Instruments. Deze sensoren zijn aangeschaft door het bedrijf Demcon, die ook participeert in het AIMS-2-TRIALS project, en zijn beschikbaar gesteld voor de metingen. Van deze soort sensoren waren vier exemplaren beschikbaar. De tweede soort sensoren waren de Shimmer3 Consensus IMU (Sensing Health with Intelligence, Modularity, Mobility and Experimental Reusability) (Rodriguez-Martin, Perez-Lopez, Sama, Cabestany, & Catala, 2013). waarvan er 2 goed werkende sensoren beschikbaar waren. In totaal kon iedere meting uitgevoerd worden met vier MOX sensoren en twee Shimmer3 sensoren.

De sensoren zijn erg verschillend in gebruik en specificaties. De specificaties van beide sensoren zijn te vinden in tabel 2. Deze specificaties worden ook meegenomen voor de keuze van het type sensor.

Shimmer3 IMU (White, 2013) is een gevalideerde draagbare en draadloze sensor. Deze sensor bevat een slimme behuizing, waardoor hij gemakkelijk op bijgeleverde riemen geklikt kan worden voor draagbare toepassingen. Shimmer3 IMU beschikt over een 9DoF-traagheidsdetectie via accelerometer, gyroscoop-, magnetometer-, hoogte- en druksensor. Het bereik voor dit type sensoren is ieder voor zich aanpasbaar, wat het een uitstekende keuze maakt om te meten met verschillende doeleinden. De hoogte van de frequentie instellingen gaan achteruit als deze in combinatie wordt gebruikt met de andere sensoren (gyroscoop en magnetometer).

Met de 5 LED's op de sensor kan de staat zichtbaar worden, evenals de werking.

Bij het instellen van een Shimmer3 sensor kan er gekozen worden voor een acceleratie die wordt gemeten op 'low noise' of 'wide range'. Bij de low noise keuze wordt de data afgekapt en kan er een algoritme op worden toegepast, die is geschreven door Shimmer zelf. Bij het door een andere stagiair bij Noldus IT geschreven algoritme moet de ruwe data worden gebruikt, dus daarom zal er alleen wide range data worden verzameld. De software van Shimmer, namelijk Consensys Pro, werkt erg overzichtelijk en bevat veel instellingen. Het is hierbij belangrijk om alles eerst goed te begrijpen, voordat er met de sensor gemeten kan worden. Met de software is de ruwe data te verkrijgen in allerlei formaten. Ook is het mogelijk om bestaande algoritmes te configureren, die analyses kunnen uitvoeren.

MOX sensoren zijn kleine compacte sensoren die niet meer dan 11 gram wegen. Het is een gevalideerde sensor die een batterijduur heeft tot 7 dagen. Deze batterijduur geldt alleen als de sensor ingesteld staat op een frequentie van 25Hz. De sensor heeft twee keuzes voor de frequentie die gebruikt kan worden, namelijk 25Hz en 100Hz. Bij het begin van de metingen is de optie van 100Hz gebruikt, omdat er voor de tijd niet duidelijk was welke frequentie nodig zal zijn. Down-sampling is daarbij ook makkelijker en accurater dan up-sampling, waardoor er is begonnen met metingen met de hoogst haalbare frequentie. Naderhand bleek dat de sensoren nog niet in staat waren om met deze frequentie langdurige metingen uit te voeren. De sensor viel uit na ongeveer 20 minuten en de gemeten data was verwijderd. Dit heeft geresulteerd in metingen met de frequentie instellingen op 25Hz.

De software van de MOX sensoren, namelijk IDEEQ, werkt ook erg overzichtelijk. Het bevat weinig instellingen, waardoor het eenvoudig is te gebruiken voor veel onderzoekers. Het is mogelijk om de ruwe data van de sensor te downloaden door middel van de software. Deze data wordt gegenereerd in een bedrijfsspecifiek binair formaat. Om hiermee te kunnen werken, zal dit formaat eerst omgezet moeten worden naar CSV file aan de hand van een Matlab functie, die meegestuurd werd door Maastricht Instruments.

Tabel 2: Specificaties sensoren		
	Shimmer3 IMU	MOX
Afmetingen behuizing (mm)	51x34x14	35x35x10
Gewicht (gram)	22	11
Sensoren	Accelerometer Gyroscoop Magnetometer Hoogtemeter Drukmeter	Accelerometer
Geheugen	Lokaal op microSD	1.5
Batterij	Tot 7 uur	Tot 7 dagen
LED indicatoren	5	3
Software	Consensys Pro	IDEEQ
Bluetooth	Inbegrepen	Niet inbegrepen
Batterij	450 mAh (oplaadbaar)	Lithium Ion (oplaadbaar)
Firmware	LogAndStream V0.11.0	6_8
Dynamic Range (G)	10	8
Communicatie sensor	Via Base	Via USB
Waterbestendig	Nee	Ja

Uit de literatuur (Hassan, Uddin, Mohamed, & Almogren, 2018) (Bouten, Koekkoek, Verduin, Kodde, & Janssen, 1997) blijkt dat menselijke activiteiten van de ledematen al gemeten kunnen worden met een frequentie van 15Hz. De lage instelling van frequentie leidt tot een langere meet duur van de batterij. Hoe hoger de frequentie, hoe nauwkeuriger een meting uiteindelijk zal zijn, omdat het aantal samples per seconde omhoog gaan. Kinderen zullen mogelijk veel kleine bewegingen maken, waarvoor een hogere nauwkeurigheid is vereist. Ook zullen de metingen voor dit onderzoek niet langer zijn dan een aantal uren, dus kan de frequentie hoger ingesteld worden. De combinatie van accelerometer, gyroscoop en magnetometer is ook essentieel voor het beste resultaat (Rodriguez-Martin, Perez-Lopez, Sama, Cabestany, & Catala, 2013). Zo kunnen namelijk ook draaiingen gedetecteerd worden in combinatie met versnellingen in alle richtingen. Omdat de MOX sensoren deze sensoren niet bevatten, zal de voorkeur uitgaan naar Shimmer3 sensoren. In dit onderzoek is er geen gebruik gemaakt van de gyroscoop en magnetometer voor de verwerking, vandaar dat hier geen conclusies uit getrokken kunnen worden. Het algoritme is op dit moment nog niet in staat om deze gegevens te verwerken. Dit zal in de toekomst van het AIMS-2-TRIALS project worden toegevoegd. Wel wordt de gemeten ruwe accelerometer data vergeleken. Hieruit zal dus blijken welke sensor het beste in staat is om de gedragingen te herkennen.

5.4.3 Videocamera

Gedurende de metingen was het van belang dat de proefpersoon gefilmd werd. Deze videodata is belangrijk om te testen of het algoritme de gewenste gedragingen in beeld kan brengen. De video's werden geannoteerd om te kijken wat voor gedragingen de proefpersoon uit heeft gevoerd. Synchronisatie op de halve seconde nauwkeurig, vond plaats door het schudden van de sensoren in zicht van de camera. Hierdoor kon de accelerometer data ook gesynchroniseerd worden met de verdere annotaties. Dit was belangrijk voor het schrijven van een algoritme om te controleren

of deze het passend resultaat laat zien. Deze videobeelden werden gebruikt voor het annoteren en konden daarna verwijderd worden in verband met privacy redenen. De annotaties werden verricht door de stagiair, Katrien Fischer, bij Noldus IT en werden gecontroleerd door een werknemer van Noldus IT, Wil van Dommelen. Voor het opnemen van de videobeelden is gebruikt gemaakt van een Sony Handycam met ZEISS lens (DCR-SR57). De videocamera is uitgerust met 60x optische zoom, 2000x digitale zoom en kan opnemen tot 80GB (3Mbps). Middels deze videobeelden was goed te zien wat de proefpersoon aan het ondernemen was.

5.4.4 Data verwerking

Om de verkregen gegevens van de sensoren en videocamera te verwerken zijn verschillende programma's gebruikt. Allereerst werd de data van de bij de sensor horende software afgehaald en omgezet naar het juiste formaat in Matlab, CSV. Deze stap gold alleen voor de data van de MOX sensor, want de Shimmer3 sensoren konden direct het juiste formaat leveren, CSV. Hierna werd de video data geannoteerd in het programma The ObserverXT en kon de bijbehorende data worden geladen. Vervolgens moesten de gewenste annotaties gekoppeld en gesynchroniseerd worden op de halve seconde nauwkeurig met de video en accelerometer data en uiteindelijk omgezet worden naar een hd5 formaat. Met dit formaat kon een algoritme geschreven worden door middel van deep learning (zie hoofdstuk 6.5). Voor verwerkingen van data is gebruik gemaakt van Excel. De werkwijze is geschreven in Word.

5.4.5 The ObserverXT

Om een visueel beeld te vormen bij de data wordt het programma The ObserverXT gebruikt. Dit programma is bedoeld om video's te annoteren, dus gedragingen toe te kennen aan de bewegingen die worden gemaakt in een video. The ObserverXT is een programma wat initieel is ontwikkeld door dhr. L. Noldus (Noldus L. , 1991) en daarna doorontwikkeld is door Noldus Information Technology BV. Het wordt veel gebruikt bij gedragsonderzoek voor het verzamelen en analyseren van de waarnemingsgegevens. Opnames kunnen worden gestart en gestopt om vervolgens automatisch video's, audio, eye-tracking, fysiologie en emoties toe te voegen.

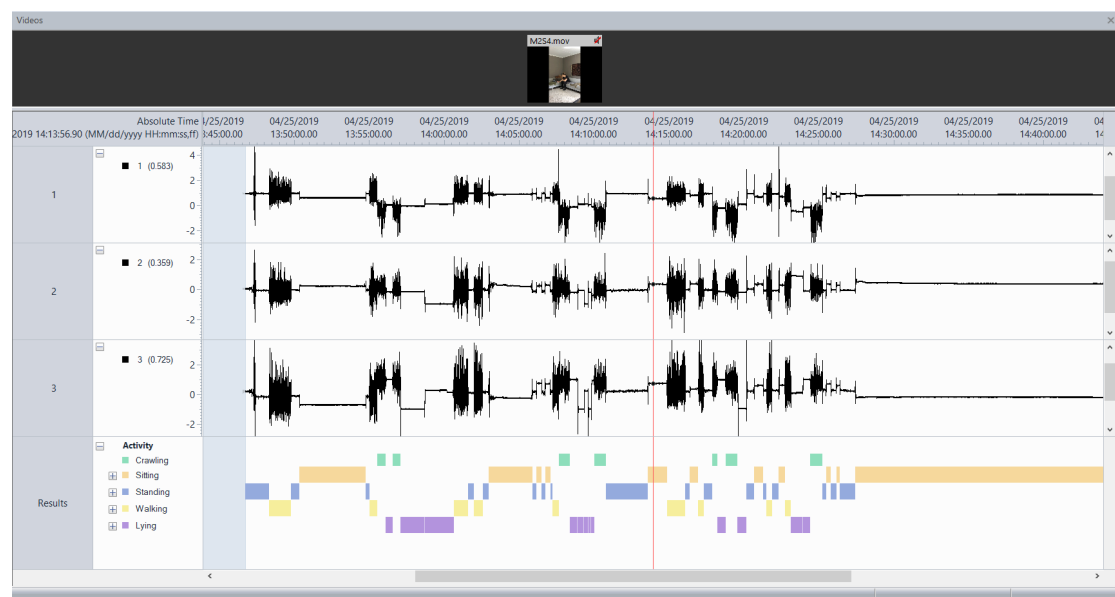
Voor dit onderzoek is gebruikt gemaakt van het coderingsschema dat is ontwikkeld door de vereisten analyse (zie hoofdstuk 5.1) Hierbij werd gebruikt gemaakt van videobeelden die achteraf werden geannoteerd, zie afbeelding 3. Daarbij is er gekozen voor continuous recording van de event logs (annotaties), omdat een kindje altijd een bepaald gedrag uitvoert, er zal dus gedurende de hele opnametijd een gedrag worden toegekend en bij geen specifiek gedrag 'Other' of als er helemaal even geen beeld was, 'Unknown (default)'.

Nadat de annotaties zijn voltooid bij de video, kan data geïmporteerd worden. Met de hand kan de data gesynchroniseerd worden met de video, zodat er duidelijkheid is welk gedeelte van de data hoort bij welk gedrag. In onderstaande afbeelding 4 is een beeld gegeven van de uitkomst van deze dataverwerking.

The ObserverXT is daarnaast ook in staat om een overzicht te maken van bijvoorbeeld de totale duur van het gedrag, frequentie of gemiddelde duur, zie bijlage 6.0. Deze gegevens zijn in dit onderzoek gebruikt bij hoofdstuk 6.0: Resultaten.



Afbeelding 3: Het annoteren van de videodata met de gedragingen en synchroniseren van de accelerometer data in The ObserverXT.



Afbeelding 4: Resultaten overzicht The ObserverXT

5.4.6 Matlab

Tijdens dit onderzoek is gebruikt gemaakt van Matlab. De data die gegenereerd werd door de MOX sensoren waren bedrijfsspecifieke binaire files. Deze files konden niet geopend worden in een grafiek of door The ObserverXT. Daarom was het belangrijk om deze data om te zetten naar een CSV file. Hiervoor is een functie van Matlab verkregen van Maastricht Instruments. Aan de hand hiervan is een code geschreven om deze functie aan te roepen en bijbehorende grafiek te plotten, zie bijlage 7.0. voor alle grafieken van alle metingen. Dit geeft een duidelijk overzicht van de accelerometer data van de verschillende assen.

Om het onderzoek verder voort te zetten, werd een algoritme geschreven. Dit algoritme kan alleen hd5 formaat files inladen. Daarom is er een andere code geschreven in Matlab die alle data omzet naar een hd5 formaat. Deze code maakt het mogelijk om de gemaakte annotaties te combineren met de data in een plot, zie bijlage 8.0 voor alle plots van alle metingen. Deze omzetting werd uitgevoerd voor de data van de MOX sensoren en voor de data van de Shimmer sensoren. Voor beide sensoren werd een aparte Matlab code gemaakt, omdat er een verschillende data files (CSV) moest worden ingeladen.

5.4.7 Goedkeuringsformulier & Werkwijze

Tijdens de metingen zal een video worden gemaakt van een kind. Om privacy redenen is het belangrijk om duidelijk op papier te zetten wat er met deze video wel en niet gedaan mag worden. Hiervoor is een goedkeuringsformulier opgesteld die ondertekend dient te worden door de ouders, zie bijlage 2.1. Dit formulier laat zien waar een meting voor bedoeld is en hoe een meting in zijn werk gaat. Ook staan er een aantal aantekeningen bij die aangeven met wat voor soort sensoren er gewerkt wordt en hoe ze bevestigd worden. De sensoren worden tijdens een meting gestopt in een zakje en met speciale veiligheidsspelden op kleding vastgemaakt, zie afbeelding 5. Deze zakjes zijn zelfontworpen, zodat ze veilig genoeg zijn voor metingen met een kind en makkelijk te gebruiken zijn. Als ouders het goedkeuringsformulier hebben doorgelezen, wordt er wat informatie van het kindje gevraagd en kunnen ze aangeven wat er met de videodata mag gebeuren. Door een handtekening te zetten, gaan ze ermee akkoord.



Afbeelding 5: Zelf ontworpen zakje met veiligheidsspelden voor de sensoren.

Omdat het uitvoeren van een meting een tijdsinvestering van de ouders vergt, dient alles volgens werkwijze gedaan te worden om de meting tot een succes te maken. Om een meting uit te voeren wordt beschreven welke handelingen er worden verricht. Het is van belang om te weten welke benodigdheden van pas komen tijdens een meting. Daarom is, voordat er met de metingen werd gestart een werkwijze opgesteld, zie bijlage 2.2. Deze laat tot in detail zien wat de benodigdheden zijn en welk methode wordt toegepast (van de opstartfase van een meting tot de data uitlezen van sensoren, inclusief de duur van alles). Zo kunnen ouders zelf een meting uitvoeren bij het hebben van alle benodigdheden. Het is uiteindelijk ook het doel voor toekomstige metingen dat deze worden uitgevoerd door medewerkers van het baby-lab van Birkbeck College, University of London. De vergaarde data zal leiden tot algoritmes die goed zijn in het detecteren van de gedragingen, zodat video opnames bij de ouders thuis overbodig zijn. Dit in verband met privacy wet.

5.4.8 Uitvoeren van de metingen

Voor het ontwikkelen van een goed algoritme, is een lange meetperiode van belang. Het vinden van kinderen als proefpersonen is een uitdaging, dus werden de

metingen ook uitgevoerd met volwassenen om meer data te genereren. De volwassenen konden dezelfde gedragingen als kinderen uitvoeren, volgens een bepaald schema. Het algoritme dat geschreven is, werd in de eerste instantie gebruikt voor koeiendata. Dit algoritme zal om worden gezet naar het gebruik voor mensendata. Daarvoor is data van volwassen personen geschikt, omdat volwassenen dezelfde gedragingen uitvoeren. Deze data wordt dus alleen gebruikt om het algoritme te trainen en te herschrijven. Dit kan daarna weer geoptimaliseerd worden voor data van kinderen. Bij metingen met volwassenen werden verschillende plaatsen van sensoren getest. Voordat deze metingen plaats konden vinden, zijn alle gegevens opgesteld in een tabel. Deze tabel met gegevens voor de metingen zijn te vinden in bijlage 4.0.

De voltooide metingen zijn daarbij uitgezet in een tabel. Hierin staan alle gegevens van iedere meting gecreëerd door The ObserverXT, zie bijlage 6.0. Er is informatie te vinden over de gedragingen, tijd, aantal annotaties, leeftijdsgroep proefpersonen, sampling frequentie, sensorlocatie en sensortype. Voor de resultaten van dit onderzoek is er alleen gekeken naar de proefpersonen tussen de 0-36 maanden.

5.5: Vergelijken sensoren onderling

De MOX sensoren zijn betrekkelijk nieuw op de markt en zowel Noldus IT als Demcon had er geen ervaring mee. Om vast te stellen wat de interne sensor variatie van de sensoren is, zijn de sensoren tegelijk aangezet en aan elkaar vast gebonden onder dezelfde oriëntatie. Daardoor trad er onderling nauwelijks wrijving op en zouden de sensoren op de assen vrijwel dezelfde data horen te genereren, waardoor de onderlinge meetfout kan worden vastgesteld. Hiermee kan uitgesloten worden dat er niet een compleet andere versnelling wordt gemeten in een bepaalde richting van een sensor en dat deze zou afwijken van een andere sensor of dat er meerdere afwijkende uitschieters te zien zijn tijdens een meting. Deze test is meerdere keren uitgevoerd met verschillende tijdsduur om dit ook uit te kunnen sluiten voor langere meetperiodes. Een van deze metingen met korte duur is verwerkt in dit verslag om de resultaten te laten zien.

De sensoren hebben een tijdje op een bepaalde kant gestaan en zijn dan na onbepaalde tijd doorgedraaid naar de volgende kant. Zo zijn alle kanten aan bod gekomen. De gegenereerde accelerometer data is omgezet van een bedrijfsspecifieke binaire file naar CSV file aan de hand van Matlab. Vervolgens zijn hieruit grafieken geplot voor iedere sensor apart. Deze resultaten zijn te vinden in hoofdstuk 6.1.

Dit is op dezelfde manier ook toegepast voor de twee Shimmer3 sensoren. Deze sensoren zijn ook aan elkaar vast gebonden en alle kanten op gedraaid om ze onderling te vergelijken. Naderhand was de data uit te lezen van de Consensys Pro software van de Shimmer3 sensoren. Deze data werd in een 'txt' bestand gezet en ingeladen in Matlab om er een grafiek mee te plotten. Ook deze resultaten zijn te vinden in hoofdstuk 6.1.

6.0 Resultaten

6.1 Resultaten vergelijken sensoren onderling

De MOX en Shimmer3 sensoren zijn onderling vergeleken om te kijken of er sprake was van interne sensor variatie. Van iedere sensor zijn aparte grafieken geplot met gegenereerde accelerometersondata. De bedoeling was om uit te sluiten dat er niet een compleet andere versnelling werd gemeten in een bepaalde richting van een sensor en dat deze zou afwijken van een andere sensor of dat er meerdere afwijkende uitschieters te zien zijn tijdens een meting.

De grafieken komen overeen (afbeelding 6), als deze op het oog vergeleken worden. Deze vergelijking is afdoende om de sensoren te gebruiken bij metingen. In de vierde grafiek is te zien dat het signaal van de sensor een stuk eerder is geëindigd dan de andere. Dit komt omdat de data eerder is uitgelezen van deze sensor, terwijl de andere sensoren nog aan het meten waren. Bij de eerste sensor is er beduidend meer data te zien dan bij de tweede of de derde sensor. Deze sensor is als laatste uitgelezen en heeft nog een stukje langer door gemeten. De meting is daarom betrouwbaar tot er op de x-as $10 \cdot 10^4$ ms. is gepasseerd. Op dat tijdstip waren de sensoren allemaal nog aan het meten.

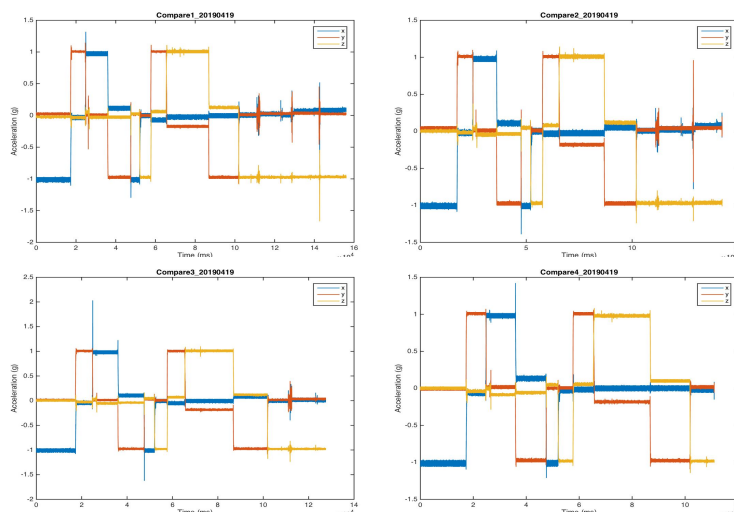
De acceleraties in de grafieken van de Shimmer3 sensoren komen op het oog ook overeen voor iedere as (afbeelding 7). Omdat ze op een verschillend moment zijn gestart met meten en data hebben uitgelezen, kunnen er afwijkingen optreden in de lengte van de acceleraties.

6.1.1 Conclusie

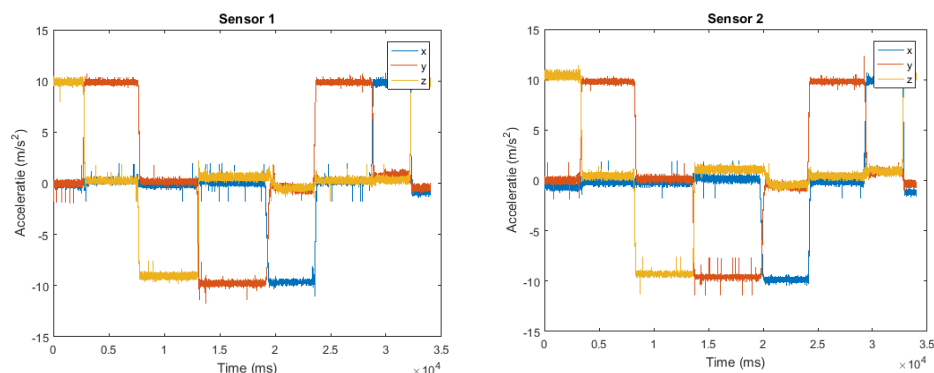
De resultaten laten zien dat alle sensoren dezelfde acceleraties weergeven bij het draaien met de sensoren in verschillende richtingen. De minimale afwijkingen die te zien zijn, bij bijvoorbeeld $2 \cdot 10^4$ ms., kunnen komen door de minimale wrijving die heeft plaats gevonden onderling. Dit zal geen consequenties hebben voor eventuele metingen met kinderen, omdat kleine afwijkingen worden gefilterd in het algoritme en dat zal de herkenning van gedragingen niet beïnvloeden. Bij het herkennen van de gedragingen aan de hand van het algoritme, gaat het om de grotere verschillen in de data. Daarom is het van belang om het algoritme zo veel mogelijk te trainen met data waarbij de bijbehorende gedragingen bekend zijn en in beeld gebracht kunnen worden met video opnames.

De resultaten van de meting met de Shimmer3 sensoren laten zien dat de X-, Y- en Z-as zich op dezelfde manier gedraagt. De minimale afwijkingen onderling komen door eventuele wrijving die is opgetreden tussen de sensoren. Dit zal eveneens geen consequenties hebben voor eventuele metingen met kinderen.

Er kan dan voor alle sensoren geconcludeerd worden dat ze onderling ongeveer dezelfde acceleraties meten met kleine verschillen, wat voldoende is voor de metingen met kinderen en volwassenen.



Afbeelding 6:
Resultaten acceleraties bij vergelijken
MOX sensoren



Afbeelding 7: Resultaten acceleraties bij vergelijken Shimmer3 sensoren

6.2: Classificaties MOX sensoren vergeleken met annotaties The ObserverXT

In dit hoofdstuk wordt de door Maastricht Instruments ontworpen lichaamshouding- en activiteitenclassificatie vergeleken met de handmatige annotaties in The ObserverXT die zijn gecreëerd door gebeurtenissen met gedragingen (d.w.z. annotatie) vast te leggen die plaatsvinden in een video van een volwassen persoon die de MOX sensor draagt. Het gaat hierbij om de activiteitsclassificatievergelijking per tijdseenheid. Omdat de annotaties in The ObserverXT zijn gecreëerd met videodata, met 40 ms. tijdsresolutie, worden deze als 'ground truth' ervaren.

6.2.1 Resultaten

Tabel 3: activiteit classificatie gegenereerd door IDEEQ software	
Patient ID	M2S4
Researcher ID	Kat
Measure Moment	1
Sensor Location	Other
Sensor Accessory	Other
MOX serial number	14434
Firmware	6_8
Measurement frequency	100
Start Date	20190425 11:35
Number of days (0 = continuous)	1
Start time	20190425 11:35
Number of hours (0 = continuous)	1
Date first measurement	20190425
Total time measured (sec)	3614
Total time without exclusion (sec)	3614
Sedentary (sitting/ lying)-Total time (min)	18,2
Standing-Total time (min)	30
Low Physical Activity-Total time (min)	0,6
Moderate Physical Activity-Total time (min)	7,6
Vigorous Physical Activity-Total time (min)	3,9
Average classification Low Physical Activity-Average day (cps)	5
Average classification Moderate Physical Activity-Average day (cps)	10,3

Average classification High Physical Activity-Average day (cps)	23,7
Average classification Physical Activity-Average day (cps)	9,7

Tabel 4: activiteit classificatie gegenereerd door The ObserverXT

Independent Variables Statistics	Observations	Behaviours	Modifiers	Total duration	Rate per minute (observation duration)	Total number
	M2S1234	Crawling	<No Modifier>	04:31.22	0.118699	7
	M2S1234	Sitting	Unsupported	29:43.27	0.186527	11
	M2S1234	Standing	Unsupported	10:15.07	0.288269	17
	M2S1234	Lying	Unconstrained	08:08.59	0.203484	12
	M2S1234	Lying	On back	02:50.37	0.0678281	4
	M2S1234	Lying	On front	02:14.35	0.0847851	5
	M2S1234	Lying	On side	03:03.87	0.0508711	3
	M2S1234	Walking	Unsupported	06:20.21	0.152613	9

In tabel 3 is te zien dat de proefpersoon in totaal 18,2 minuten heeft gezeten of gelegen (sedentary time) en 30 minuten heeft gestaan. Tabel 4 laat zien dat de proefpersoon in totaal bijna 38 minuten heeft gezeten of gelegen (29:43.27+08:08.59 = 37:51.86). Daarnaast is er te zien dat de proefpersoon in totaal 10:15.07 minuten heeft gestaan.

Wandelen zou kunnen vallen onder een matig fysieke activiteit. Er wordt bij de gemeten data van de MOX sensor gezegd dat dit 7,6 minuten plaatsvindt en in de geannoteerde data van The ObserverXT vindt dit 6:20.21 minuten plaats. Kruipen kan vallen onder een krachtig fysieke activiteit en dit vindt 3,9 minuten plaats gemeten volgens de MOX sensor en 4:31.22 minuten geannoteerd volgens The ObserverXT.

6.2.2 Conclusie

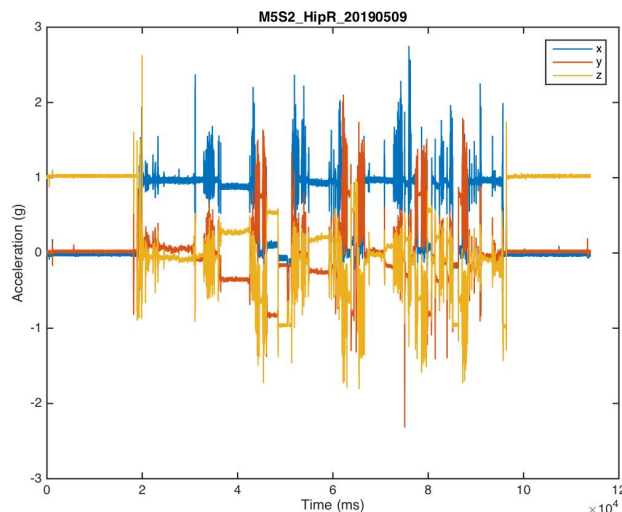
Hieruit kan geconcludeerd worden dat de Maastricht Instruments classificaties niet precies overeen komt met de 'ground truth', de annotaties in The ObserverXT. Dit heeft een aantal oorzaken, te weten:

- Wijze van vastzetten. De sensor was opgespeld op het linker been. Bij Maastricht Instruments zal het vastzetten van de sensor moeten met plakkers op het linkerbeen voor het algoritme. Deze methode is ook getest, maar daar kwamen gelijke resultaten uit.
- Plaatsing op het lichaam. Bij de software van de MOX sensor kon er niet gekozen worden voor het been als positie, terwijl dit wel aangegeven stond in de handleiding als meest gebruikte positie. Daarom is 'Other' gekozen als positie en dat heeft geresulteerd in deze verschillen. De posities die wel gekozen konden worden (dij, heup, borst, pols of sacrum) zijn ook getest, maar ook hier kwamen beide meetsystemen niet exact overeen.
- Synchronisatie. De sensoren werden voor synchronisatie van data met video een aantal keren geschud. Dit schudden kan de Maastricht Instrument classificatie gedetecteerd hebben als bewegingen, echter stond de proefpersoon hierbij stil. Na de meting wordt de sensor afgespeld en meegenomen om uit te lezen. Tijdens het verplaatsen van de sensor, was de sensor nog aan het meten. Deze tijdsduur heeft ook voor het grootste verschil gezorgd.

6.3: Resultaten gemeten ruwe MOX sensordata

De gemeten sensordata van de MOX sensoren bestonden uit ruwe accelerometer data in de X-, Y- en Z-richting. Deze data is omgezet (zie hoofdstuk 5.4.2) en geplot in grafieken. Een voorbeeld van zo'n plot is te vinden in afbeelding 8. Daarin zijn in kleuren de verschillende assen te zien over een gemeten tijdsduur in milliseconden. De acceleraties die zijn gemeten worden geplot in een hoeveelheid G-kracht. Daarmee wordt de gravitatiekracht aangeduid.

In totaal zijn er 8 metingen uitgevoerd met MOX sensoren. Alle geplote grafieken van de data hiervan, zijn te vinden in bijlage 7.0. Dit waren alle metingen met volwassenen en kinderen.

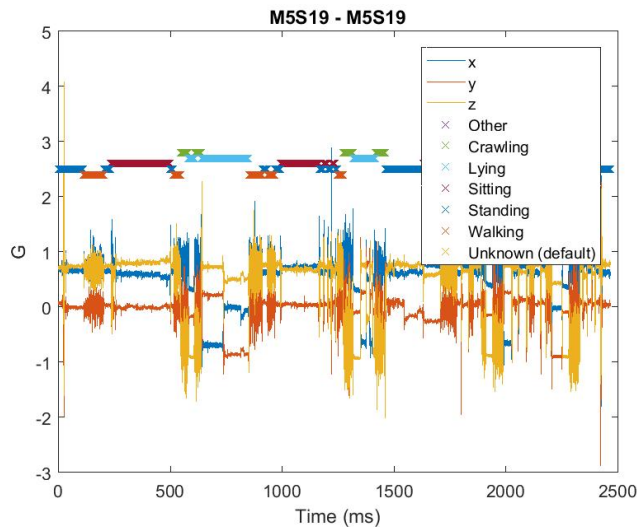


Afbeelding 8: Verkregen MOX sensordata, meting 5

6.4: Gemeten ruwe MOX/Shimmer3 sensordata met annotaties

De metingen met kinderen dienen onderscheidende data aan te leveren voor het trainen van een algoritme dat de classificaties doet. Voor het schrijven van een algoritme om gedragingen te kunnen herkennen, is het nodig om de data vooraf te beoordelen. Daarvoor is er tijdens de metingen videodata gemaakt, welke is geannoteerd in The ObserverXT. Daarnaast is er accelerometer data verkregen, welke gesynchroniseerd is met de videodata en dus ook met de annotaties (door met de sensor te schudden in de video). Door deze data stromen als bestanden te exporteren kon een Matlab script worden geschreven waarin deze data werd geplot met de bijbehorende annotaties. Door deze plot kan de data op het oog beoordeeld worden, wat nodig is voor verificatie van het algoritme dat de classificatie vergelijkbaar goed is met de annotatie. Een voorbeeld van zo'n plot is te zien in afbeelding 9. In deze plot is te zien dat iedere keer als er een volgend gedrag plaatsvindt, verandert de accelerometer data. Vooral bij het kruipen en wandelen is er veel acceleratie te zien. De acceleraties zijn vlakker bij het zitten, liggen of staan. De overige plots van alle 8 metingen met volwassenen en kinderen, zijn te vinden in bijlage 8.0. Bij de 6^e meting is het niet gelukt om de annotaties toe te voegen aan de accelerometer data. Daarom zullen er in deze plots in de bijlage alleen accelerometer data in X-, Y-, en Z-richting te vinden zijn. Dit heeft geen verdere consequenties voor het algoritme, want daar is de data wel bruikbaar voor. Hierbij is een fout opgetreden tijdens het exporteren van de event-logs (annotaties) uit The ObserverXT. Omdat dit probleem geen verdere consequenties heeft voor de resultaten, was het niet nodig om dit op te lossen. Alle overige metingen zijn goed gegaan.

De verkregen plots van de MOX accelerometer data geven de acceleraties aan in G-krachten over een tijdsduur van milliseconden. De plots van Shimmer3 data geven de acceleraties aan in m/s^2 over een tijdsduur van milliseconden.



Afbeelding 9: Verkregen MOX accelerometer data met annotaties, meting 5

6.5: Deep learning

Voor het herkennen van gedragingen aan de hand van accelerometer data, wordt er gebruikt gemaakt van een algoritme. Dit algoritme is geschreven door een andere stagiair bij Noldus IT, Hannelore Heuer, die ook deelneemt aan het AIMS-2-TRAILS project. Voor het schrijven van een algoritme wordt deep learning toegepast. Dit zijn 'neural networks', die bestaan uit lagen (lagen zijn functies die op de input toegepast worden), waarin eerdere lagen eenvoudige patronen in de data kunnen herkennen en diepere lagen herkennen complexere patronen. Elke training-iteratie van het netwerk maakt een algoritme beter. In dit geval worden accelerometer datasets gebruikt, die gedragingen zal moeten herkennen, om te trainen. De accelerometer data is dan de input van het algoritme. De lagen tussen de input en de output zorgen voor een output. De output is dan in dit geval een gedrag. Voor dit onderzoek is gebruik gemaakt van twee soorten netwerken, een LSTM en een CNN+GRU. In eerste instantie is koeiendata gebruikt om het algoritme te schrijven, omdat hier meer data van beschikbaar was. Dit werd uiteindelijk herschreven voor mensendata, met als doel een CNN+GRU netwerk te gebruiken. GRU's vertonen vergelijkbare prestaties als LSTM's, terwijl ze een beknopte expressie hebben, waardoor de netwerkcomplexiteit vermindert.

Met dit algoritme kunnen de verschillende lichaamsposities vergeleken worden voor het plaatsen van de sensoren. Het algoritme zal namelijk als output geven hoe goed een gedrag herkend kan worden aan de hand van accelerometer data. Niet alle gedragingen zijn voldoende lang (minimaal 2 uur per gedrag) uitgevoerd tijdens de metingen met kinderen (sommige kinderen hebben alleen gelegen of gestaan en bijvoorbeeld niet gekropen), waardoor er een selectie is gemaakt welke data (en dus welke positie die sensor zat om die data te creëren) vergeleken kan worden. De meet duur en diversiteit is dus erg belangrijk voor het schrijven en trainen van een algoritme. Voor verdere vergelijkingen is dus een langere meet periode nodig, minimaal 2 uur per gedrag. Op dit moment kan liggen, zitten en staan vergeleken worden voor MOX sensorplaatsen van het rechter been, borst, linker heup en linker been (serie 1). Daarnaast kan zitten, staan en lopen vergeleken worden voor MOX sensorplaatsen nek, linker been en sacrum (serie 2). Als laatste kan een MOX sensor op de linker en rechter schouder vergeleken worden voor de gedragingen zitten, staan en lopen (serie 3).

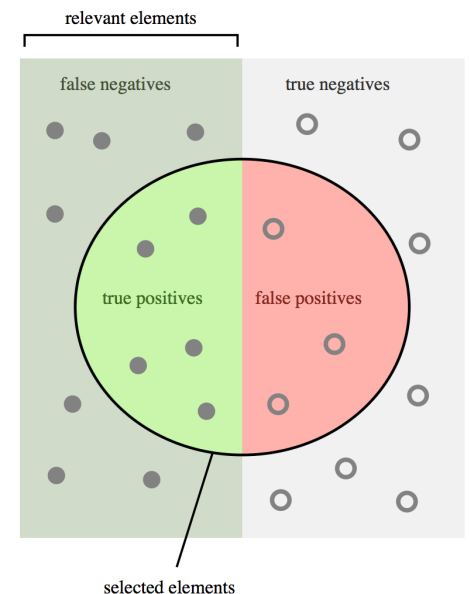
6.5.1 Resultaten

Voor de resultaten worden percentages gegeven in de vorm van een Precision, Recall, F1-score en Support. Precision is het aantal juiste voorspellingen gedeeld door het aantal juiste en vals positieve voorspellingen bij elkaar opgeteld. Recall is het aantal juiste voorspellingen gedeeld door de vals negatieve en juiste voorspellingen bij elkaar opgeteld. Hiervan is nader uitleg te vinden in de afbeelding hiernaast.

F1-score is een soort gemiddelde van de Precision en Recall. Support is een waarde waarin aangegeven wordt hoe vaak het algoritme aangeeft dat er een bepaald gedrag plaats heeft gevonden.

Deze resultaten van alle vergelijkingen zijn te vinden in bijlage 9.0. Een tabel met percentages van de Precision, Recall, F1-score en Support.

Deze vormen zijn een maat voor hoe goed een gedrag herkend kan worden. Hoe hoger dit percentage uitvalt, hoe beter de herkenning. Meestal kan er ook alleen naar de F1 score gekeken worden, omdat dit zowel de Precision als de Recall meeneemt.



6.5.2 Conclusie

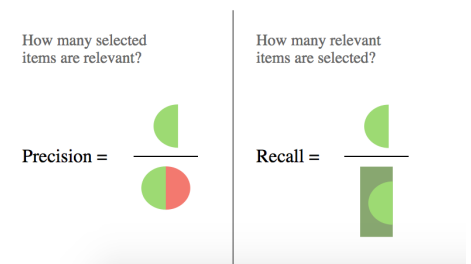
Het algoritme heeft voor de MOX sensoren resultaten verkregen. De Shimmer3 sensor heeft te weinig data om resultaten te verkrijgen. Uit de resultaten van bijlage 9.0 (gekeken naar de F1-score) kan gehaald worden dat in de eerste serie herkenningen 'liggen' het beste geclassificeerd kan worden met een sensor op de borst (45,1%, afbeelding 10: sensor 1), omdat dit percentage het hoogst uitvalt. 'Zitten' kan het beste geclassificeerd worden met een sensor op de linker heup (68,4%, afbeelding 10: sensor 2) en 'staan' met een sensor op het linker been (55,7%, afbeelding 10: sensor 3). Bij een combinatie van herkennen van de drie gedragingen scoort de sensor op de linker heup de hoogste score (51,9%, afbeelding 10: sensor 2).

In de tweede serie herkenningen kan 'zitten' het beste geclassificeerd worden met een sensor op het linker been (60,7%, afbeelding 10: sensor 3). 'Staan' kan het beste geclassificeerd worden met een sensor op het sacrum (37,9%, afbeelding 10: sensor 4) en 'lopen' met een sensor in de nek (14,8%, afbeelding 10: sensor 5). Bij een combinatie van herkennen van de drie gedragingen scoort de sensor op het linker been de hoogste score (35,5%, afbeelding 10: sensor 3).

Bij de derde en laatste serie herkenningen kan 'zitten' het beste geclassificeerd worden met een sensor op de linker schouder (61,5%, afbeelding 10: sensor 6). 'Staan' en 'lopen' kunnen het beste geclassificeerd worden met een sensor op de rechter schouder (50,7% en 8,9%, afbeelding 10: sensor 7). Bij een combinatie van herkennen van de drie gedragingen toont de sensor op de linker schouder de hoogste score (35,5%, afbeelding 10: sensor 6).

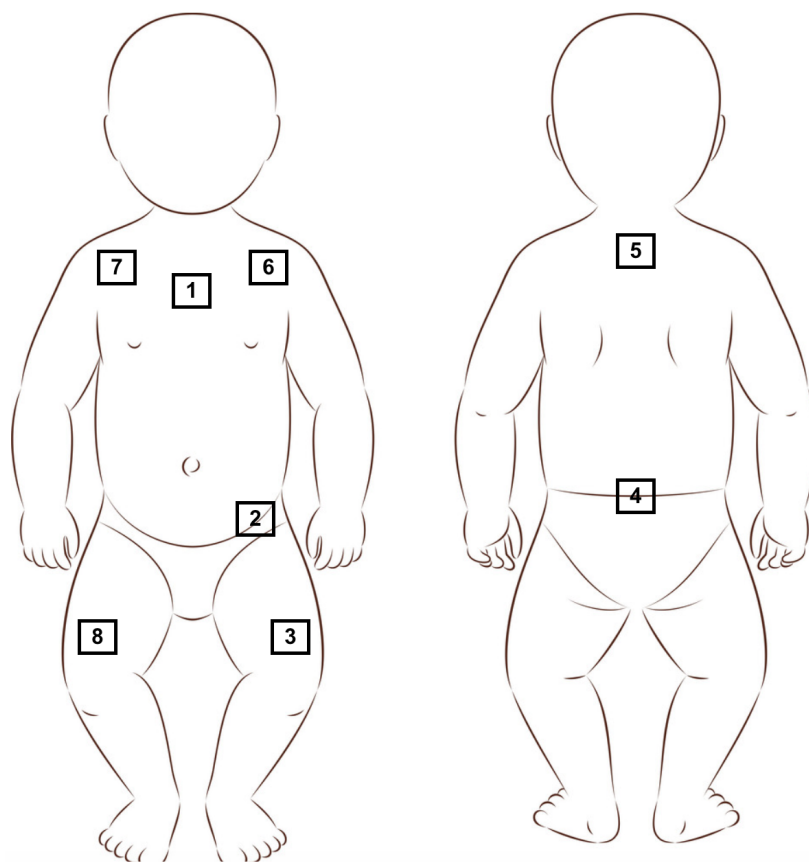
Alle percentages moeten eigenlijk boven 33% liggen voor de F1-score, omdat er drie klassen uit elkaar worden gehouden, dus de kans is 33% als er goed is gegokt.

Uiteindelijk blijkt dat de MOX sensor (volgens de F1-score) op de linker heup het beste 'zitten' kan classificeren (68,4%, afbeelding 10: sensor 2). 'Liggen' wordt het best geclassificeerd door een MOX sensor op de borst te plaatsen (45,1%, afbeelding 10: sensor 1). 'Staan' wordt het best geclassificeerd door een MOX sensor op het rechter been te bevestigen (55,7%, afbeelding 10: sensor 8). 'Lopen' wordt het best geclassificeerd door een MOX sensor in de nek te plaatsen (14,8%,



afbeelding 10: sensor 5). Dit is overzichtelijk weergegeven in tabel 7 in bijlage 9.0. Bijlage 9.0 (tabel 6) is inclusief alle overige percentages die het algoritme heeft gegeneerd. Omdat het algoritme nog niet voldoende getraind was om sensor combinaties te bepalen, kunnen deze resultaten nog niet worden verwerkt.

Voor nu kan het algoritme de verschillende gedragingen herkennen op verschillende lichaamsposities van de sensoren. Deze vergelijking wil vooralsnog niet zoveel zeggen. Het algoritme zal nog beter getraind moeten worden om de outputs naar een hoger niveau te brengen, maar daar is meer data voor nodig (minimaal 2 uur in per gedrag). De plaatsen van de sensoren kunnen tot nog toe niet met zekerheid vergeleken worden. Daarvoor moet eerst het algoritme beter getraind zijn. Dit is ook de reden dat er op dit moment nog geen duidelijke conclusie getrokken kan worden welke plaats van de sensor het meest geschikt is om het beste de gedragingen te kunnen herkennen, want deze percentages vallen allemaal erg laag uit.



Afbeelding 10: Plaatsingen sensoren. 1: borst, 2: linker heup, 3: linker been, 4: sacrum, 5: nek, 6: linker schouder, 7: rechter schouder, 8: rechter been.

7.0 Discussie

In de gehele periode van het onderzoek was het van belang om gebruik te maken van de twee beschikbare sensoren. Voor de instellingen hiervan is er in eerste instantie voor gekozen om zowel bij de MOX als de Shimmer3 sensoren een frequentie te gebruiken van 100Hz (hoogst haalbare). Dit zorgde ervoor dat alle minimale bewegingen bij de kinderen werden gedetecteerd. Uiteindelijk is het ook makkelijker om achteraf een frequentie lager in te stellen, in plaats van hoger. Met de MOX sensor ingesteld op 100 Hz kon er slechts 20 minuten gemeten worden. Het heeft veel tijd gekost om dit probleem op te lossen, maar dit bleek een softwarematig probleem te zijn bij het bedrijf (Maastricht Instruments). De eerste metingen waren hierdoor niet bruikbaar en moesten opnieuw uitgevoerd worden. Het probleem kon ook niet op korte termijn verholpen worden, dus de overige metingen zijn uitgevoerd met een frequentie van 25Hz bij de type MOX sensoren.

Hieruit blijkt dat de meeste apparatuur niet direct werkend is en eerst op alle fronten getest moet worden. In dit project is hier veel tijd aan besteed, hetgeen heeft geleid tot mislukte metingen en minder data om het algoritme te trainen. Het is dus een aanbeveling om meerdere metingen te verrichten om zodoende het algoritme te trainen.

Voordat de metingen plaats konden vinden, werd een goedkeuringsformulier opgesteld. Hierin werd ook vermeld, aan de hand van een CE-keurmerk, dat de sensoren niet schadelijk zijn voor de kinderen. Eigenlijk moest hiervoor eerst onderzoek worden gedaan bij een desbetreffende inspectie, maar hier was niet voldoende tijd voor. Ouders waren voornamelijk bang dat deze sensoren schadelijke straling gingen uitzenden. Dit kon aan de hand van uitleg over de sensoren weerlegt worden.

Tijdens de metingen werden ook de meetopstelling en de plaatsing van de sensoren aangepast. Een leeftijdscategorie van 0-36 maanden is namelijk erg verschillend in gedragingen, waarbij de oudere kinderen al kunnen rondrennen en moeilijk in een afgebakende ruimte gezet kunnen worden. Het was van belang om videobeelden te maken van de kinderen, zodat de annotaties achteraf toegekend konden worden. Toch kwam het een aantal keren voor dat de oudere kindjes niet in beeld waren, waardoor aan een gedraging 'Unknown (default)' moest worden toegekend. Als het niet duidelijk was wat het kindje aan het doen was, en het was wel in beeld, kon het gedrag 'Other' worden toegekend. Deze annotaties zijn daarom allemaal meegenomen in het vereisten onderzoek (zie tabel 1).

Tijdens dit onderzoek is er alleen accelerometer data gebruikt voor de verwerkingen. Het algoritme was niet in staat om ook gyroscoop of magnetometer data uit te lezen. De Shimmer3 IMU sensoren waren als enige in staat om gyroscoop of magnetometer data te genereren. Dit is voor alle metingen wel uitgevoerd, maar nog niet in gebruik genomen bij de data verwerkingen in het algoritme. Dit kan in de toekomst wel toegevoegd worden, omdat de gyroscoop data beschikbaar is bij metingen met de Shimmer3 sensoren.

De meet duur en diversiteit is belangrijk voor het testen/trainen van een algoritme. Niet alle gedragingen zijn voldoende lang uitgevoerd (minimaal 2 uur per gedrag) tijdens de metingen met kinderen, waardoor er een selectie is gemaakt welke data (en dus welke positie die sensor zat om die data te creëren) wel gebruikt kon worden om vergeleken te kunnen worden. Als er meer data vergeleken wordt, zullen hier nieuwe metingen voor uitgevoerd dienen te worden. Daarin zal een kind alle onderzoekende gedragingen minimaal 2 uur uitvoeren.

Uiteindelijk werd er naar een antwoord gezocht voor de volgende vraag:

- **Hoeveel sensoren, van welk type en op welke lichaamspositie moeten de sensoren bevestigd dienen te worden om de benodigde gedragingen te kunnen classificeren?**

Er werd verwacht dat er twee sensoren nodig zouden zijn voor het kunnen herkennen van gedragingen. Deze sensoren zouden zich dan in ieder geval op de romp en het been bevinden. Op dit moment was het nog niet mogelijk om sets van twee sensoren te vergelijken in het algoritme. Wat het precieze aantal sensoren is om gedragingen nauwkeuriger te herkennen in de data is voor nu niet duidelijk, omdat het algoritme hier nog niet op getraind is.

Het algoritme heeft voor de MOX sensoren resultaten verkregen. De Shimmer3 sensor heeft te weinig data om resultaten te verkrijgen. Uit de resultaten blijkt dat de MOX sensor (volgens de F1-score) op de linker heup het beste 'zitten' kan herkennen (68,4%). 'Liggen' wordt het best herkend door een MOX sensor op de borst te plaatsen (45,1%). 'Staan' wordt het best herkend door een MOX sensor op het rechter been te bevestigen (55,7%). 'Lopen' wordt het best herkend door een MOX sensor in de nek te plaatsen (14,8%), zie tabel 7 bijlage 9.0. Echter, deze conclusies geven niet veel duidelijkheid, omdat de percentages laag uitvallen bij deze hoeveelheid data. Voor de sensorlocatie is het van belang dat deze zich bevindt op een plaats op het lichaam waar de proefpersoon er geen hinder van ondervindt. Daarnaast is de keuze van de meest geschikte sensor van belang. De sensor moet een accelerometer en een gyroscoop bevatten. De gyroscoop dient voor de oriëntatie van de sensor, zodat de richting van de sensor niet uitmaakt bij het vastmaken. Daarbij kan er dan augmentatie worden toegepast bij deep learning. Augmentatie is het creëren en toevoegen van meer data, zonder extra metingen uit te voeren. Het is een manier om de data bewust te manipuleren (bijvoorbeeld oriëntatie aanpassen), waarbij er nog wel herkenning plaats vindt van gedragingen. Daarom is een gyroscoop onmisbaar in combinatie met een accelerometer.

De accelerometer moet ook kunnen meten met een bereik van 10G, waarbij de ruwe data beschikbaar moet zijn. Hierdoor wordt de data niet afgekapt en kan de data verwerkt worden.

Het algoritme is momenteel werkend voor accelerometer data en er is duidelijkheid over de wijze waarop er gemeten moet worden. Daarom kunnen er in de toekomst meerdere metingen plaats vinden op de uitgeschreven manier in de werkwijze. Deze metingen kunnen verwerkt worden aan de hand van The ObserverXT en Matlab, zoals eerder beschreven. Het genereren van nieuwe hoeveelheden data is belangrijk om conclusies te trekken voor de lichaamsposities en hoeveelheid sensoren voor het Body Sensorsuit.

8.0 Conclusie

Uit de metingen en de verwerkte resultaten blijkt dat twee sensoren voldoende data genereren om een gedrag te kunnen meten. Wat het precieze aantal sensoren is om gedragingen nauwkeuriger te herkennen in de data is te bepalen aan de hand van een algoritme. Voor dit algoritme is nog minimaal 2 uur aan data per gedrag nodig om het te trainen en optimaliseren. Dan kan er een conclusie getrokken worden over de lichaamsposities van sensoren.

Het algoritme heeft voor de MOX sensoren resultaten verkregen. De Shimmer3 sensor heeft te weinig data om resultaten te verkrijgen. Het blijkt dat de MOX sensor (volgens de F1-score) op de linker heup het beste 'zitten' kan herkennen (68,4%). 'Liggen' wordt het best herkend door een MOX sensor op de borst te plaatsen (45,1%). 'Staan' wordt het best herkend door een MOX sensor op het rechter been te bevestigen (55,7%). 'Lopen' wordt het best herkend door een MOX sensor in de nek te plaatsen (14,8%). Echter, uit deze resultaten kunnen geen definitieve conclusies worden getrokken, omdat de percentages van vier metingen met kinderen (30 minuten per kind) laag uitvallen. Er is meer data nodig om het algoritme betere herkenningen te laten trainen (minimaal 2 uur per gedrag).

Door tegelijk met meerdere sensoren te testen, kan de invloed van het herkennen van lichaamsposities vergroot worden. Daarbij zorgt het toevoegen van een gyroscoop voor een betere oriëntatie van deze posities en kan het uiteindelijk ook beter herkend worden. Omdat het de ideale situatie is om zo min mogelijk sensoren in het Body Sensorsuit te verwerken, zal dit beperkt blijven tot het minimale, waarbij een kind geen hinder ondervindt van de sensoren.

Voor een vervolgstudie is er meer data van gedrag nodig van kinderen om het algoritme te trainen en een definitief antwoord te kunnen geven op de onderzoeksvraag. Na het trainen van het algoritme zullen de percentages van de F1-score hoger uitvallen.

Literatuurlijst

Albinali, F., Goodwin, M., & Intille, S. (2009, January). Recognizing Stereotypical Motor Movements in the Laboratory and Classroom: A Case Study with Children on the Autism Spectrum . *Massachusetts Institute of Technology* , 74.

Bao, L., & Intille, S. S. (2004). Activity Recognition from User-Annotated Acceleration Data . *Lecture Notes in Computer Science* , 1-17.

Bilo, R. A., & Voorhoeve, H. W. (2017). *Kind in ontwikkeling*. Amsterdam: Bohn Stafleu van Loghum.

Bouten, C., Koekkoek, K., Verduin, M., Kodde, R., & Janssen, J. (1997). A triaxial accelerometer and portable data processing unit for the assessment of daily physical activity. *IEEE Transactions on Bio-Medical Engineering* , 136-147.

Cao, H. (2009). Enabling technologies for wireless body area networks: A survey and outlook. *IEEE Communications Magazine* , 47 (12), 84-93.

Chen, K., & Jr., D. B. (2005). The technology of accelerometry-based activity monitors: Current and future. *Medicine & Science in Sports & Exercise* , S490-S500.

Chen, M., Gonzalez, S., Vasilakos, A., Cao, H., & Leung, V. (2011). Body area networks: A survey. *Mobile Networks and Appl.* , 16 (2), 171-193.

Corp, I. (2013, January 1). IBM SPSS Statistics for Windows. Armonk, NY, Chicago. From IBM SPSS S.

DeVaul, R., & Dunn, S. (2001). Real-Time Motion Classification for Wearable Computing Applications. *Technical report, MIT Media Laboratory* , 100-110.

Gerasimov, V. (2002, January 15). *Hoarder*. Retrieved May 1, 2019 from Media: <http://vadim.www.media.mit.edu/Hoarder/Hoarder.htm>

Hassan, M. M., Uddin, M. Z., Mohamed, A., & Almogren, A. (2018). A robust human activity recognition system using smartphone sensors and deep learning. *Future Generation Computer Systems* , 307-313.

Kern, N., Schiele, B., & Schmidt, A. (2003). Multi-sensor activity context detection for wearable computing. *European Symposium on Ambient Intelligence (EUSAI)* , 50-64.

Kwapisz, J. R., Weiss, G. M., & Moore, S. (2010). Activity Recognition using Cell Phone Accelerometers . *ACM SIGKDD Explorations Newsletter* , 12 (2), 74-82.

Lobenius-Palmer, K., Sjoqvist, B., Hurtig-Wennlof, A., & Lundqvist, L. (2018). Accelerometer-Assessed Physical Activity and Sedentary Time in Youth With Disabilities. *Adapt Phys Activ Q.* , 1-19.

Mohammed, S., & Tashev, I. (2017, May 9-12). Unsupervised Deep Representation Learning to Remove Motion Artifacts in Free-mode Body Sensor Networks . *IEEE International Conference on Wearable and Implantable Body Sensor Networks* , 10.

Netelenbos, J. B. (2009). *Motorische ontwikkeling van kinderen*. Amsterdam: Boom uitgevers.

Noldus, L. (1991). The Observer: A software system for collection and analysis of observational data . *Behavior Research Methods, Instruments & Computers* , 23 (3), 415-429.

Ordonez, F., & Roggen, D. (2016). Deep convolutional and LSTM recurrent neural networks for multimodal wearable activity recognition. *Sensors* , 16 (1), 115-130.

Provost, B., Lopez, B. R., & Heimerl, S. (2007). A comparison of motor delays in young children: Autism spectrum disorder, developmental delay, and developmental concerns. *Journal of Autism and Developmental Disorders* , 321-328.

Rodriguez-Martin, D., Perez-Lopez, C., Sama, A., Cabestany, J., & Catala, A. (2013). sensors A Wearable Inertial Measurement Unit for Long-Term Monitoring in the Dependency Care Area . *Sensors (Basel)* , 13 (10), 79-104.

Tapia, E. M., Intille, S., Lopez, L., & Larson, K. (2006). The design of a portable kit of wireless sensors for naturalistic data collection. *Pervasive* , 117-134.

Tapia, E., Intille, S., Haskell, W., Larson, K., Wright, J., King, A., et al. (2007, October 29). Real-Time Recognition of Physical Activities and Their Intensities Using Wireless Accelerometers and a Heart Rate Monitor . *IEEE International Symposium on Wearable Computers* , 244-265.

Trachtenberg, F., Haas, E., Kinney, H., Stanley, C., & Krous, H. (2012, April). Risk Factor Changes for Sudden Infant Death Syndrome After Initiation of Back-to-Sleep Campaign . *Epub* , 9.

Vries, S. d., Bakker, I., Hopman-Rock, M., Hirasing, R., & Mechelen, W. v. (2006). Clinimetric review of motion sensors in children and adolescents. *Journal of Clinical Epidemiology* , 670-680.

Weegen, S. v., Essers, H., Spreeuwenberg, M., Verwey, R., Tange, H., Witte, L. d., et al. (2015). Concurrent validity of the MOX activity monitor compared to the ActiGraph GT3X. *Telemed* , 21 (4), 259-266.

Westeyn, T., Vadas, K., Bian, X., Starner, T., & Abowd, G. (2005). Recognizing mimicked autistic self-stimulatory behaviors using HMMs. *ISWC* , 164-169.

White, P. (2013, October 15). *Shimmer Discovery in Motion*. Retrieved April 30, 2019 from All Products: <http://www.shimmersensing.com/shop/all-products/>

Yngve, A., Nilsson, A., Sjostrom, M., & Ekelund, U. (2003). Effect of monitor placement and of activity setting on the MTI accelerometer output. *Medicine & Science in Sports & Exercise* , 320-326.