

Schouderprobleem detectie met behulp van de Kinect

Laura C. de Koning, Boris Enthoven, Hans van Dijk, Bram W. Slemmer, Robin D. Lindeboom, Jordy Ouwehand, Bart Lanen, Maricruz M. Villanueva, Dr. Tony Andrioli

Abstract—Fysiotherapeuten zijn vaak geïnteresseerd in de beweeglijkheid van het schoudergewricht. Bij het identificeren van een 'painful arc' wordt op dit moment gebruik gemaakt van schattingen van de hoeken waarbij deze painful arc voorkomt. Met behulp van een skeleton-tracking algoritme van de Microsoft Xbox One Kinect 2.0 camera wordt gekeken of het identificeren van deze painful arcs objectiever kan. Er is een dataset gecreëerd bestaande uit personen met schouderklachten en personen zonder schouderklachten, laatstgenoemde fungeert als referentiemateriaal. De dataset bevat 3 verschillende oefeningen. De Kinect 2.0 is na evaluatie niet altijd accuraat gebleken. Bij personen met een fors postuur verschuift de SpineBase ($\pm 15\text{cm}$). Over elkaar heen passerende gewrichten worden slecht ingeschat. Bij zwart loszittende kleding kan het skelet algoritme soms geen skelet detecteren. Uiteindelijk kunnen er, met het ontwikkelde algoritme, hoeken worden berekend. Na het plotten hiervan zou een afwijking kunnen worden gedetecteerd. Na clustering met k-means zijn er geen duidelijke clusters te achterhalen die laten zien of een persoon klachten heeft.

I. INTRODUCTIE

Patiënten met schouderklachten dienen een aantal oefeningen uit te voeren die een indruk geven van de beweeglijkheid van het schoudergewricht. Tijdens deze bewegingen is de specialist voornamelijk op zoek naar de pijnlijke plekken in de beweging, ook wel de 'painful arc' genoemd. De hoek waarbij de pijn ontstaat is daarbij het meest interessant. Momenteel wordt deze hoek geschat met behulp van een goniometer. Doordat dit een schatting is, valt de objectiviteit soms te betwisten. Met een objectievere meting is het wellicht mogelijk om beter of sneller een diagnose te stellen. Door hedendaagse technologie is het mogelijk om objectiever waar te nemen dan het menselijk oog. Onder andere fysiotherapeuten kunnen baat hebben bij deze technologie. Hierbij zou de Microsoft Xbox One Kinect 2.0 camera (Kinect) voor meer duidelijkheid kunnen zorgen. De Kinect bevat een zogenaamde 3D-camera die in staat is een plat dieptebeeld te geven. Door het toevoegen van een algoritme dat een skelet kan herkennen in deze beelden, kunnen berekeningen gedaan worden met een computer. In eerdere onderzoeken wordt getoond dat de Kinect valide metingen produceert (Tao, Archambault & Levin, 2013; Nichols et al., 2017; Matsen, Lauder, Rector, Keeling & Cheronas, 2016; Presti & La Cascia, 2016). Tevens scoort de Kinect goed in vergelijking met oplossingen van Vicon (Nichols et al., 2017)(Obdržálek et al., 2012).

In dit paper wordt beschreven wat de Kinect kan betekenen voor therapeuten ter ondersteuning van de identificatie van de painful arc. Meer specifiek wordt gekeken naar drie verschillende arm bewegingen om de beweeglijkheid van het

schoudergewricht te kunnen beoordelen.

II. DATA COLLECTIE

A. Oefeningen

Wanneer een fysiotherapeut meer wil weten over de beweeglijkheid van het schoudergewricht, laat hij de patiënt vier verschillende bewegingen uitvoeren. Deze oefeningen zijn vastgesteld in samenwerking met fysiotherapeut Dr. H.M. Vermeulen van het Leids Universitair Medisch Centrum.

1) *Abductie*: Hierbij worden de armen langs de zij in het frontale ('Coronale plane') vlak zo ver mogelijk omhoog bewogen.

2) *Anteflexie*: Hierbij worden de armen in het sagittale vlak ('Sagittal plane') zo ver mogelijk omhoog bewogen.

3) *Laterale & mediale rotatie*: Hierbij wordt de onderarm in het horizontale ('Transverse plane') vlak heen en weer bewogen.

4) *Exo- & endorotatie*: Hierbij dient de patiënt de duim zo hoog mogelijk op de ruggengraat te plaatsen.

De bewegingen worden eerst met beide armen tegelijk uitgevoerd en daarna met de armen afzonderlijk.

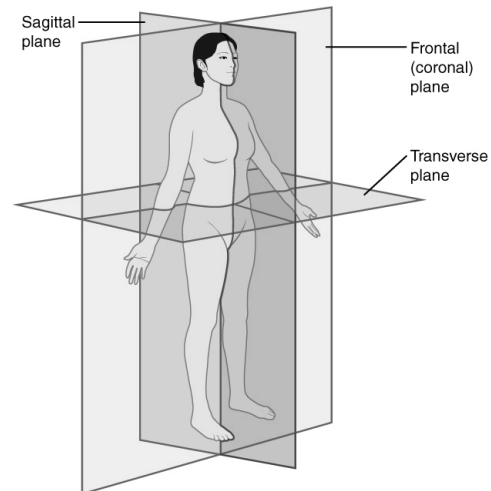


Fig. 1. De verschillende vlakken van een lichaam zoals gebruikt in medische context. source: <https://cnx.org/contents/FPtK1zmh@6.27:F-TuqKAF@3/Anatomical-Terminology>.

Van de vier oefeningen die een fysiotherapeut laat uitvoeren, zullen drie oefeningen worden meegenomen in het onderzoek: de abductie, de anteflexie en de laterale & mediale rotatie. Voor deze oefeningen is gekozen, omdat het Kinect skelet algoritme louter het vooranzicht van personen

detecteert en deze drie oefeningen vanuit het vooraanzicht te meten zijn (Microsoft, 2018c). Omdat bij de exo- & endorotatie de beweging achter de rug plaatsvindt, wordt deze beweging niet zichtbaar op een Kinect opname.

B. Populatie

De gewenste populatie voor het onderzoek kan verdeeld worden in twee groepen: (1) Personen die in de dataset als referentiemateriaal fungeren, waarbij het hebben van schouderklachten geen criteria is voor de opnames. (2) Personen met schouderklachten.

De steekproef van dit onderzoek bestaat uit voorbijgangers in de hal (Atrium) van de Haagse Hogeschool in Den Haag, die gevraagd zijn deel te nemen aan het onderzoek. Door op deze manier deelnemers te werven, zijn twee disproportionele groepen ontstaan in de leeftijdsklassen 18 tot 30 jaar (studenten) en 40 tot 65 jaar (medewerkers).

Om nog meer data te kunnen verzamelen, waren meer testpersonen nodig. Deze testpersonen zijn verkregen door een algemeen bericht te plaatsen op het intranet van de Haagse Hogeschool, waarin mensen werden opgeroepen deel te nemen aan het onderzoek.

C. RealSense vs Kinect

Om bewegingen van een persoon te kunnen meten, is informatie nodig over de locatie van gewrichten. Dieptebeelden kunnen gebruikt worden om relatief nauwkeurig te bepalen waar gewrichten zich bevinden ten opzichte van de camera. Tijdens het onderzoek zijn de dieptecamera's Intel RealSense ZR300 en de Microsoft Kinect onderzocht, uiteindelijk bleek de Kinect het meest geschikt voor het verzamelen van bewegingsdata.

1) *Intel RealSense ZR300*: In eerste instantie is gestart met de dieptecamera Intel RealSense ZR300 (RealSense). Onderzocht werd of de houding van de arm te herkennen is, dit bleek niet nauwkeurig genoeg te kunnen; de camera is, door zijn hardware specificaties, beter voor opnamen op korte afstand. Vervolgens is geprobeerd de dieptebeelden van de RealSense te combineren met het open source platform OpenCV, dit bleek echter niet eenvoudig. Mede omdat de huidige Intel RealSense Software Development Kit (SDK) niet meer verder ontwikkeld wordt, is uiteindelijk besloten om te zoeken naar een alternatieve camera (*Intel RealSense SDK for Windows* (Discontinued)*, 2018).

2) *Microsoft Xbox One Kinect 2.0 camera*: De Kinect is een relatief goedkope dieptecamera die speciaal is ontwikkeld voor de Xbox game console (Azimi, 2018). De software van deze camera bevat onder andere de functie body tracking, dit betekent dat de bewegingen van een persoon realtime in kaart kunnen worden gebracht. De relatief goedkope prijs, de gevonden literatuur over de nauwkeurigheid van de Kinect en de functionaliteiten met body tracking hebben ertoe geleid dat dit de opvolger werd van de RealSense camera.

D. 'Selfmade' applicatie

Om een goede en betrouwbare analyse uit te kunnen voeren is patiëntdata nodig. Microsoft biedt een SDK waarmee

realtime data kan worden gegenereerd tijdens het filmen met de Kinect. De software is onder andere in staat een skelet te creëren op basis van de dieptebeelden. Op dit skelet wordt later verder ingegaan. Er wordt voor elk frame van de video een skelet met vijftientig gewrichten opgeslagen. Omdat de beschikbare software geen mogelijkheden biedt om deze data op te slaan op een harde schijf, is een applicatie ontwikkeld in C#. Deze applicatie kan data en dieptebeelden opslaan en kan ook eerder opgeslagen bestanden opnieuw afspelen. Er worden verschillende bestanden opgeslagen wanneer er data wordt opgenomen met de applicatie. (Daukintis., 2015)

1) *XML*: Data van de gecreëerde skeletten wordt door de applicatie opgeslagen in XML en CSV formaat. Het XML bestand bevat een object structuur met data direct overgenomen uit de Kinect. Het voordeel hiervan is dat de data onbewerkt wordt opgeslagen en de originele data dus altijd beschikbaar zal blijven. Een nadeel is dat dit formaat slecht bruikbaar is voor data analyse. In tabel I wordt de indeling van het XML vereenvoudigd weergegeven. Elke kolom is eigenaar van de data weergegeven in de kolom rechts ernaast.

TABLE I
SIMPELE WEERGAVE XML FORMAAT

Frames:	RelativeTime		
	Bodies:	Joints:	Position
			Orientation
			TrackingState

2) *CSV*: In het CSV bestand staat een deel van de data uit het XML bestand. Dit is beter te gebruiken bij analyse, omdat de data in kolommen wordt opgeslagen. In de CSV bestanden zijn de volgende kolommen opgenomen: frameNum, jointName, x, y, z, orX, orY, orZ, orW, time, trackingId, trackState.

3) *Uitleg data*: De data die wordt opgeslagen bestaat uit .mp4, .csv en .xml bestanden. De .csv en .xml bestanden bevatten voor elk frame uit de opname de gegevens van het skelet zoals gevonden door het Microsoft algoritme. Een skelet bestaat uit gewrichten die elk de naam van het gewricht, een x, y en z-coördinaat en een oriëntatie in de vorm van een quaternion bevat. Ook wordt een tijd opgeslagen. Tijdens de analyse van de data zijn alleen de x, y en z-coördinaten, de namen van de gewrichten en de tijd gebruikt (Microsoft, 2018a).

E. Opname protocol

Voor de opnames van testpersonen is een protocol opgesteld, waarin het gehele proces van de opnames staat beschreven. In dit protocol zijn de opstelling van de opname set-up met de Kinect, privacy van deelnemers en de oefeningen opgenomen. Voorafgaand aan het daadwerkelijk opnemen van testpersonen wordt een tweetal documenten aan de testpersonen verschaft met het verzoek deze in te vullen.

1) *Opstelling opnames*: Tijdens de opnames wordt gebruik gemaakt van een drietal camera's: een Kinect camera en twee videocamera's. Aan de ruimte voor de opstelling

van de opnames zit een aantal eisen: de beelden dienen in een ruimte met een egale vloer opgenomen te worden en het is belangrijk dat meubels en dergelijke uit beeld gehaald worden.

Tevens dient de plaatsing van de deelnemer aan bepaalde criteria te voldoen: de desbetreffende persoon dient op n meter afstand van de muur te staan. Daarnaast staat de persoon frontaal voor de camera op 1.45 tot 1.75 meter afstand, en 0.15 meter links of rechts van de Kinect camera. Hierbij dienen het bovenlichaam en de bovenarmen in beeld te blijven wanneer de armen gestrekt langs het lichaam omhoog bewogen worden. De camera zelf staat op een hoogte van circa 1.50 meter. Tenslotte dient de Kinect camera op een computersysteem aangesloten te worden.

Om de opnames van de Kinect te valideren wordt gebruik gemaakt van twee videocamera's. De eerste camera wordt links van de proefpersoon geplaatst op circa 2.70 meter afstand. De hoogte van de camera wordt bepaald aan de hand van de schouderhoogte. De tweede camera ligt links van de persoon op de grond met de lens omhoog gericht, hierbij dient de arm goed in beeld te zijn. Rekening dient gehouden te worden met mogelijke overbelichting bij deze camerapositie. Ten slotte wordt ter bewaking van het overzicht in de opnames het volgnummer van de opname met responderende datum in beeld gebracht van beide videocamera's en gebruikt bij het opslaan van de data van de Kinect. Een schematische opstelling is weergegeven in figuur 2.

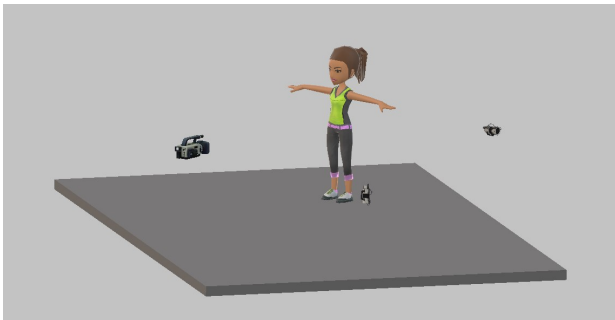


Fig. 2. Testopstelling meerdere camera's. Camera frontaal voor persoon is de Kinect camera, de andere twee zijn video camera's.

2) *Enquête*: De enquête betreft een viertal vragen met de dimensies: (1) geslacht, (2) leeftijd, (3) het mogelijk ervaren van schouderklachten en, indien dit het geval is, (4) welke schouder dit betreft. Het doel van deze vragen is het kunnen groeperen van de deelnemers met en zonder schouderklachten, maar ook om te kunnen bepalen of de beweeglijkheid wellicht afhankelijk is van de leeftijd of het geslacht.

3) *Toestemmingsverklaring gebruik persoonsgegevens*: Om het onderzoek volgens juridische richtlijnen uit te voeren, wordt een ieder die deelneemt gevraagd een toestemmingsverklaring te ondertekenen. In dit document wordt gevraagd of testpersonen het (on-)eens zijn met het opslaan en het door deskundigen laten analyseren van de individuele opnamebeelden en het eventueel gebruik van dieptebeelden

in een openbare databank, waarbij de beelden niet te herleiden zijn naar de individu.

III. DATA PREPARATIE

A. Roteren van data

Om de linker- en de rechterkant van een lichaam met elkaar te kunnen vergelijken, is het van belang dat het lichaam recht voor de Kinect camera staat. Omdat dit niet altijd het geval is, wordt eerst in alle frames afzonderlijk het lichaam recht gezet. Dit wordt gedaan door beide schouders op de lijn $z = 0$ te plaatsen. Allereerst wordt het lichaam als het ware 'verplaatst' in de ruimte en wordt de rechterschouder in de oorsprong geplaatst. Vervolgens wordt het lichaam gerooteerd met de rechterschouder als middelpunt. De hoek wordt bepaald met behulp van de volgende formule:

$$\tan \theta = \frac{\text{overstaande rechthoekszijde}}{\text{aanliggende rechthoekszijde}}$$

Deze hoek wordt gebruikt om voor elk gewricht de nieuwe coördinaten te berekenen na rotatie. Hierbij wordt gebruik gemaakt van de rotatiematrix(M) met rotatie om de y-as:

$$M = \begin{bmatrix} \cos \theta & 0 & \sin \theta \\ 0 & 1 & 0 \\ -\sin \theta & 0 & \cos \theta \end{bmatrix}$$

In eerste instantie was het lichaam gerooteerd aan de hand van de linker- en rechterheup, omdat deze gewrichten niet beweeglijk zijn tijdens de oefening. Roteren met behulp van de heupen bleek echter fouten te veroorzaken in de berekeningen van de hoeken, omdat sommige proefpersonen hun bovenlichaam enigszins gedraaid hadden, en soms bleken de heupen niet goed geplaatst te zijn door het skelet algoritme van de Kinect. In Resultaten zal hier dieper op worden ingegaan.

B. Hoeken berekenen

Met de gerooteerde data kan begonnen worden met analyse. De analyse betreft het berekenen van hoeken tussen het lichaam en de armen. Hiervoor zijn er een aantal vectoren nodig.

1) *Ruggengraat*: Om de hoek van een ledemaat ten opzichte van het lichaam te berekenen is besloten een vector te creëren aan de hand van de ruggengraat. Op deze manier wordt de hoek ook correct berekend als de persoon niet rechtop staat, maar bijvoorbeeld iets naar voren. De gewrichten die hiervoor gebruikt worden, zijn 'SpineShoulder' en 'SpineMid'.

2) *Bovenarm*: Voor de vector die ontstaat uit de arm is gekozen voor de gewrichten 'Shoulder' and 'Elbow'. Op deze manier wordt de hoek berekend zonder dat er kans is op vervorming doordat de arm niet geheel gestrekt is.

3) *Onderarm*: Voor de oefening waarbij gekeken wordt naar de draaiing van de schouder, wordt een vector opgebouwd uit de 'Wrist' en de 'Shoulder'. In eerste instantie werd gekozen voor de 'Elbow' in plaats van de Shoulder, maar omdat de Elbow een deel van de beweging niet goed zichtbaar is voor de camera, bleken de coördinaten niet

altijd accuraat genoeg te zijn om een realistische hoek te berekenen.

Na het bepalen van de vectoren kan de hoek berekend worden met behulp van de volgende formule:

$$\cos \theta = \frac{\mathbf{x} \cdot \mathbf{y}}{\|\mathbf{x}\| \cdot \|\mathbf{y}\|}$$

C. Normalisatie

Om data van verschillende personen met elkaar te kunnen vergelijken, is de duur van elke oefening genormaliseerd.

D. Uitsnijden oefening

Op het moment dat een opname wordt gestart, wordt vaak niet meteen begonnen met het uitvoeren van de oefening. Hierdoor wordt data opgeslagen die niet nuttig is voor het onderzoek. Voordat de data geanalyseerd kan worden is het van belang de overbodige data te verwijderen. Om dit proces te automatiseren is een algoritme ontwikkeld dat detecteert waar het begin- en eindpunt van een oefening zich bevindt. Hierbij is sprake van het eindpunt wanneer de arm in dezelfde houding staat als aan het begin van de oefening. Een oefening heeft dus een 'heen' en een 'terug' beweging. Bij het detecteren wordt er vanuit gegaan dat de opname drie oefeningen bevat en oefeningen niet vaker dan één keer zijn uitgevoerd.

E. Data cleaning

Tijdens het maken van de opnames detecteerde het algoritme soms meer dan één persoon. Voordat de data is geanalyseerd, is daarom eerst gezorgd dat de data per opname maar één skelet bevat. De 'extra' skeletten zijn vaak eenvoudig op te sporen, omdat ze geen realistische vorm aannemen en niet tijdens de gehele opname te detecteren zijn.

Naast het genereren van extra skeletten is er vaak ruis aanwezig in de gegenereerde data. Deze ruis kan met verschillende algoritmes worden weggefilterd. Dit wordt ook wel 'joint smoothing' genoemd. In de Kinect 2.0 is, in tegenstelling tot eerdere versies van de Kinect, geen filter algoritme beschikbaar (Azimi, 2018). In eerste instantie is de data geanalyseerd zonder dat er een filter algoritme is toegepast, om eventuele kleine veranderingen in de bewegingen van de armen niet te verwijderen. In een later stadium van het onderzoek zijn een paar filters onderzocht:

1) *Mean normalization*: Dit algoritme wordt toegepast op de y of z coördinaten om ruis en uitschieters weg te filteren. Per frame wordt het gemiddelde uit een range van omliggende frames berekend, hiermee wordt de data vloeiender en verdwijnen uitschieters. De data wordt door dit algoritme echter teveel beïnvloed, waardoor kleine veranderingen in de beweging te veel of geheel verdwijnen en dus niet alleen de ruis wordt verminderd.

2) *Fourier*: Het Fourier algoritme transformeert een signaal van het tijdsdomein naar het frequentiedomein. Door in dit resultaat de hogere frequenties te onderdrukken en dan terug te vormen naar het tijdsdomein worden hogere frequenties onderdrukt in het signaal. Het doel hiervan was

hogere frequentie ruis, die door het herkenningsproces worden toegevoegd, te onderdrukken.

3) *Numpy*: Tevens is geprobeerd om door middel van numpy (*scipy.signal.find_peaks_cwt*, 2014) de pieken te vinden in het signaal. Hiermee zouden de middenpunten van bewegingen herkend kunnen worden. Dit kan helpen met het vinden van een alternatieve manier van bewegingsherkenning.

IV. DATA ANALYSE

A. Visualisatie

De data is allereerst gevisualiseerd door de verschillende hoeken tussen bovenarm en lichaam in grafieken weer te geven. In figuur 3 is een voorbeeld van deze visualisatie weergegeven. In deze afbeelding is voor een gezond persoon het verloop van de beweging weergegeven ten opzichte van de genormaliseerde tijd. Zichtbaar is dat de rechterarm een grotere hoek weet te bereiken dan de linkerarm en dat de linkerarm een grotere uitwijking heeft op de z-as dan de rechterarm.

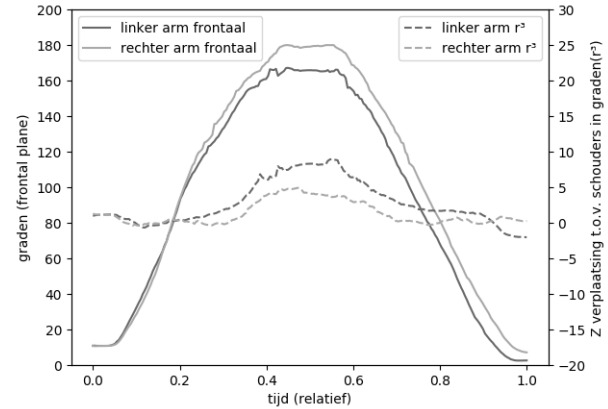


Fig. 3. Visualisatie oefening 1, persoon zonder schouderklachten

B. Clustering

Er wordt geprobeerd een cluster te vinden van mensen met schouderklachten. Om dit te doen wordt gebruik gemaakt van het K-Means algoritme. De maximale hoek en de afwijkingen zijn twee belangrijke criteria die gebruikt worden door fysiotherapeuten. De hieronder uitgelegde clusters zijn op basis hiervan gekozen.

- 1) De afwijking van linker en rechter arm vergeleken met het gemiddelde in het frontale vlak. Zie figuur 7
- 2) Het verschil in graden van de elleboog in een driedimensionale ruimte tegenover de maximale hoek van de elleboog in het frontale vlak. Zie figuur 6
- 3) De maximale hoek die beide armen maken in het transversale vlak bij de derde oefening. Zie figuur 5

C. Maat van symmetrie

De maat van symmetrie tussen de twee schouders van een persoon kan mogelijk een indicatie geven van de beweeglijkheid van beide schouders. Een voordeel hiervan is dat deze

meting intrapersoonlijk is en daardoor meer waarde heeft. De maat van symmetrie geeft een beeld van de schouder met klachten ten opzichte van de 'gezonde' schouder.

D. Validatie

In het artikel van Matsen (Matsen et al., 2016) wordt aangetoond dat de Kinect camera nauwkeurig, met een maximale afwijking van 10 cm, meet. Om de door het algoritme gemeten hoeken te valideren, is een kleine steekproef genomen uit de verkregen data, waarop opnieuw gevalideerd is. Op deze manier is de opstelling gecontroleerd, en ook de manier van meten van de derde oefening is hiermee gevalideerd. Er zijn acht personen uit de gehele dataset genomen, waarvan bij vier personen alle drie de oefeningen zijn bekeken en bij vier personen slechts de eerste oefening. Per oefening is met een interval van vijf frames steeds een hoek berekend.

De hoeken tussen arm en lichaam in de afbeeldingen die verkregen zijn met de video camera's, zijn met behulp van een Google Chrome Extensie gemeten. De metingen zijn gedaan door personen zonder medische achtergrond. In figuur 4 is hier een voorbeeld van weergegeven. De hoeken die met deze Extensie zijn gemeten, zijn vervolgens vergeleken met de hoeken berekend met de data van de Kinect. Om een waarde te geven aan de overeenkomsten tussen deze twee metingen, is er een correlatiecoëfficiënt berekend. De uitkomsten zijn beschreven in de Resultaten. De berekeningen zijn gemaakt met de formule van Pearson.

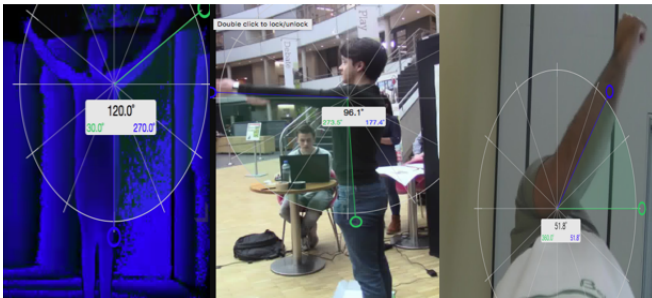


Fig. 4. Handmatig meten van hoeken van oefening 1, 2 en 3

V. RESULTATEN

A. Dataset

Er zijn een aantal datasets ontstaan, een aantal tijdens het opnemen van de testpersonen en een aantal tijdens de analyse.

1) *Ruwe data*: Deze dataset bevat alle data die uit de Kinect is verkregen tijdens het opnemen van de proefpersonen.

2) *Opgeschoonde data*: Deze dataset bevat de data van de Kinect, echter is hier een cleaning overheen gegaan. Zo zijn de 'overbodige' skeletten eruit gehaald, wanneer er meerdere personen in beeld werden gedetecteerd. Daarnaast zijn persoons- en oefeningnummers toegevoegd. De dataset bestaat uit 108 personen, waarvan 48 mensen hebben aangegeven schouderklachten te ondervinden. 19 personen in de

dataset volgen een sportopleiding. De leeftijden variëren van 17 tot 71 jaar. Er zijn 71 mannen opgenomen en 35 vrouwen, van een persoon is het geslacht onbekend, omdat de vraag niet beantwoord is in het formulier dat door testpersonen wordt ingevuld.

3) *Hoeken*: Deze dataset bevat verschillende berekende hoeken, berekend aan de hand van de coördinaten uit de dataset met opgeschoonde data.

B. Clustering

Een aantal van de resultaten van het clusteren zijn met behulp van grafieken gevisualiseerd. In figuur 5 zijn de maximale hoeken die de ellebogen maken in het frontale vlak bij de eerste oefening tegen elkaar uitgezet en geclusterd. In het figuur is zichtbaar dat het wel of geen klachten hebben aan de schouder geen invloed heeft op de maximale hoek, er ontstaan ook geen clusters die personen met klachten groeperen.

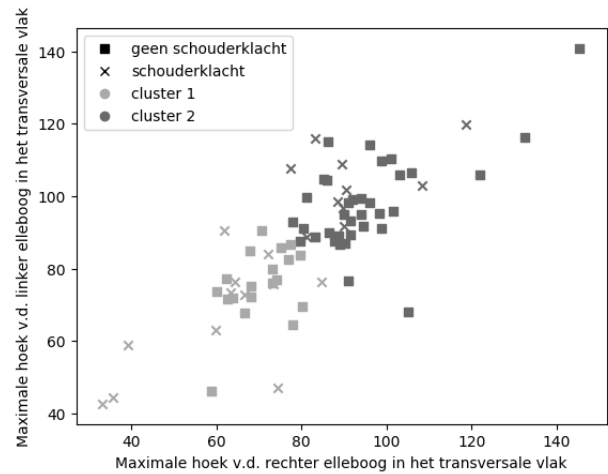


Fig. 5. Maximale hoek van onderarmen ten opzichte van het lichaam bij de derde oefening zijn hierbij geclusterd. Waarbij ook aangegeven staat of iemand een schouderklacht heeft of niet.

In figuur 6 zien we de maximale hoek die mensen kunnen maken met hun arm in het frontale vlak en de uitwijking die ze hebben tijdens het bereiken hiervan. Er zijn twee clusters gemaakt waarbij mensen met schouderklachten en mensen zonder schouderklachten door elkaar vallen.

In figuur 7 is geplot hoeveel graden mensen van het gemiddelde vandaan zijn. De meesten vallen binnen een marge van 20 graden van het gemiddelde vandaan. Daarnaast zitten er nog een aantal tussen de 20 en 40 graden en heb je een aantal outliers. Schouderblessure en geen schouderblessure vallen beiden door elkaar heen.

C. Validatie

Voor de validatie is de correlatiecoëfficiënt per persoon berekenen. Oefening 1 en 2 hebben significante correlaties, echter heeft oefening 3 een lage correlatiecoëfficiënt. Na een tweede validatie van oefening 3 is dit niet beter geworden. De resultaten staan beschreven in table II.

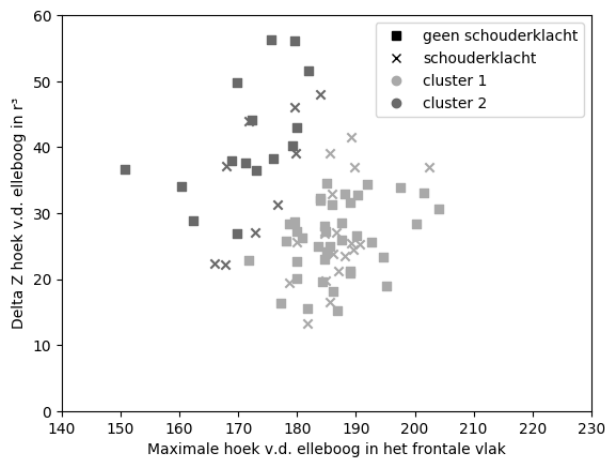


Fig. 6. Maximale hoek van rechter armen bij de eerste oefening tegenover de afwijking van de rechter elleboog in r^3 zijn hierbij geclusterd. Waarbij ook aangegeven staat of iemand een schouderklacht heeft of niet.

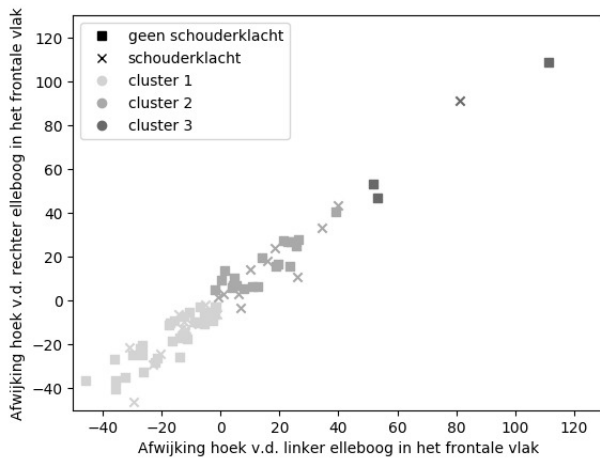


Fig. 7. Afwijking van de hoeken beide armen ten opzichte van het gemiddelde bij de eerste oefening zijn hierbij geclusterd. Waarbij ook aangegeven staat of iemand een schouderklacht heeft of niet.

D. Problemen

Hoewel er literatuur te vinden is over de accuraatheid van de Kinect (Tao et al., 2013; Nichols et al., 2017; Matsen et al., 2016; Presti & La Cascia, 2016), blijken er toch een aantal problemen te zijn. De grootste problemen zijn:

- 1) Het algoritme dat de skeletten bepaald, kan niet goed omgaan met gewrichten die over elkaar heen staan. Wanneer een onderarm recht naar de Kinect wijst, staan de pols en de elleboog als het ware over elkaar heen. Dit resulteert in fouten in de data.
- 2) Het algoritme genereert niet accurate z-coördinaten bij personen met een grotere tailleomtrek. Dit zorgt ervoor dat de ruggengraat niet goed wordt bepaald. Bij deze personen komt de SpineBase, die het middelpunt van de heupen vormt, verder naar voren te liggen dan de schouders. Een sterke aanwijzing hiervoor is verkregen door kleding onder de trui van een testpersoon

TABLE II
CORRELATIE COËFFICIËNTEN

Persoon nr.	r oefening 1	r oefening 2	r oefening 3
1	0,978	0,993	0,934
2	0,995	0,730	0,953
3	0,998	0,960	0,974
4	0,997	0,978	0,900

Persoon nr.	r oefening 1
71	0,126
72	0,988
73	0,972
75	0,989

te doen. Deze persoon is eerst opgenomen met een slank postuur, vervolgens is er opvulling onder de trui gestopt. Nadat deze persoon een fors postuur had aangenomen zonder zijn positie te verplaatsen, was zijn SpineBase 15 cm verplaatst in het saggitale vlak. Bij het berekenen van de hoek in oefening 2 werden eerst de coördinaten van SpineMid gebruikt om te controleren of de hoek groter moest zijn dan 180 graden. De formule die gebruikt wordt voor het berekenen van de hoeken, berekent standaard de kleinste hoek tussen twee vectoren. Wanneer de Elbow voorbij de Shoulder komt in de z-as, zal deze een hoek hebben die groter is dan 180 graden. Het is daarom nodig om te bepalen wanneer de hoek groter is dan 180 graden. Nadat bleek dat de z-coördinaat van SpineMid niet accuraat was, zijn de hoeken opnieuw berekend met coördinaten van de Shoulder.

- 3) Wanneer gewrichten dicht bij elkaar in de buurt komen, is het algoritme niet altijd in staat de gewrichten goed te onderscheiden.
- 4) Bij de derde oefening is de Kinect in het begin en aan het eind van de oefening niet accuraat. Na overleg met een fysiotherapeut bleek dit geen problemen te veroorzaken voor het onderzoek. Het is voornamelijk interessant hoe ver een persoon zijn armen naar buiten kan draaien. Het begin en het einde van de oefening, waarbij de onderarm recht naar voren wijst, zijn niet interessant.
- 5) Bij testpersonen die zwarte loszittende kleding dragen was het skelet-algoritme niet altijd in staat een skelet te creëren. Het detecteren van het bewegen van de arm werd soms vertraagd opgemerkt. Dit wordt waarschijnlijk veroorzaakt doordat de loszittende kleding nog langs het lichaam hangt en door de donkere kleur niet goed wordt opgemerkt door de dieptecamera.

VI. CONCLUSIE

A. Opnamen/Dataset

In dit half jaar onderzoek zijn 110 mensen opgenomen. Met de data die hierdoor verkregen is, is een data analyse uitgevoerd. Helaas is het niet gelukt om data te verkrijgen van patiënten met diagnoses gesteld door medisch specialisten, dit zou heel waardevolle data opleveren. Het maken van de opname kost slechts enkele minuten en is makkelijk

uit te voeren, doordat patiënten zich niet hoeven uit te kleden. Bijkomend voordeel is dat mensen onherkenbaar zijn op de opgeslagen beelden, waardoor de regels omtrent privacy minder strict zullen zijn. De huidige dataset bevat 48 personen die hebben aangegeven schouderklachten te hebben. De resultaten van de data analyse kunnen veranderen indien meer data beschikbaar zou zijn van patiënten met een diagnose.

B. Inaccuraatheid Kinect

Uit de data analyse kan worden opgemaakt dat het skelet algoritme van de Kinect meerdere problemen met zich meebrengt wanneer de opnames met de huidige opstelling (zoals beschreven in het opnameprotocol) worden gemaakt. Allereerst lijken posities van gewrichten niet goed bepaald te worden wanneer gewrichten deels of geheel achter een ander gewricht verdwijnen of wanneer gewrichten dicht bij elkaar in de buurt komen. Ten tweede lijkt de Kinect niet accuraat bij mensen met een grotere tailleomvang. Om deze aanname realistischer te maken is bij een proefpersoon de omvang van de taille vergroot door een trui vol te stoppen met kleding. Als laatste lijken de afstanden tussen gewrichten vaak te variëren, terwijl de ledematen in werkelijkheid dezelfde lengte blijven.

C. Visualisatie en clustering

Zoals zichtbaar is in figuur 5 en figuur 6 in de resultaten, ontstaan er geen duidelijke clusters van mensen met en zonder schouderklachten. Dit zou verklaard kunnen worden door de grootte van de huidige dataset, of het gebrek aan patiënten met een diagnose. Het is ook mogelijk dat bij deze parameters geen verschil is tussen personen met en zonder schouderklachten, maar dat de verschillen ontstaan in andere parameters.

VII. DISCUSSIE

A. Productie Kinect stopgezet

Microsoft produceert sinds oktober 2017 niet langer Kinect sensors en bijbehorende adapters. Dit kan grote implicaties hebben voor de toekomst van dit project of daaruit volgende eindproducten. Mogelijk moet in de toekomst dus gebruik gemaakt worden van alternatieve hardware en bijbehorende software (Good, 2017) (Microsoft, 2018b).

B. Data filtering

Op dit moment wordt geen data filtering toegepast in de uitgevoerde data analyses. Het is echter aan te raden dit verder te onderzoeken, omdat het de kwaliteit van de data kan verbeteren. In het bijzonder de Kalman filter welke steeds vaker toegepast lijkt te worden (Bo, Hayashibe & Poignet, 2011).

C. Oefeningen

Deze drie oefeningen zijn gekozen in overleg met een fysiotherapeut. Achteraf gezien zijn niet alle oefeningen even geschikt om van een enkel punt te filmen, omdat gewrichten soms achter andere gewrichten verdwijnen, waardoor het

skelet-detectie algoritme niet altijd de juiste posities detecteert van skeletpunten. Dit kan verholpen worden door meerdere Kinect camera's te gebruiken en de data daarvan samen te voegen (Carraro, Munaro, Roitberg & Menegatti, 2016).

D. Maat van symmetrie

De methode om de maat van symmetrie te meten tussen de schouders van een persoon is niet uitgebreid toegepast op echte data. Meer analyse met deze meetmethode kan een goede vervolgstap zijn in vervolgonderzoeken.

REFERENTIES

- Azimi, M. (2018, Januari). *Skeletal joint smoothing white paper*. Verkregen van <https://msdn.microsoft.com/en-us/library/jj131429.aspx>
- Bo, A. P. L., Hayashibe, M. & Poignet, P. (2011). Joint angle estimation in rehabilitation with inertial sensors and its integration with kinect. In *Engineering in medicine and biology society, embc, 2011 annual international conference of the ieee* (pp. 3479–3483).
- Carraro, M., Munaro, M., Roitberg, A. & Menegatti, E. (2016). Improved skeleton estimation by means of depth data fusion from multiple depth cameras. In *International conference on intelligent autonomous systems* (pp. 1155–1167).
- Daukintis., P. (2015, April). *vateering with kinect v2 joint orientations*. Verkregen van <http://peted.azurewebsites.net/avateering-with-kinect-v2-joint-orientations>
- Good, O. S. (2017, Oktober). *Kinect is officially dead. really. officially. it's dead*. Verkregen van <https://www.polygon.com/2017/10/25/16543192/kinect-discontinued-microsoft-announcement>
- Intel realsense sdk for windows* (discontinued)*. (2018, Januari). Verkregen van <https://software.intel.com/en-us/realsense-sdk-windows-eol>
- Matsen, F. A., Lauder, A., Rector, K., Keeling, P. & Cheronnes, A. L. (2016). Measurement of active shoulder motion using the kinect, a commercially available infrared position detection system. *Journal of shoulder and elbow surgery*, 25(2), 216–223.
- Microsoft. (2018a, Januari). *Joint orientation*. Verkregen van <https://msdn.microsoft.com/en-us/library/hh973073.aspx>
- Microsoft. (2018b, Januari). *Kinect for windows*. Verkregen van <https://developer.microsoft.com/en-us/windows/kinect>
- Microsoft. (2018c, Januari). *Skeletal tracking*. Verkregen van <https://msdn.microsoft.com/en-us/library/hh973074.aspx>
- Nichols, J. K., Sena, M. P., Hu, J. L., O'Reilly, O. M., Feeley, B. T. & Lotz, J. C. (2017). A kinect-based movement assessment system: marker position comparison to vicon. *Computer methods in biomechanics and biomedical engineering*, 20(12), 1289–1298.

- Obdržálek, Š., Kurillo, G., Ofli, F., Bajcsy, R., Seto, E., Jimison, H. & Pavel, M. (2012). Accuracy and robustness of kinect pose estimation in the context of coaching of elderly population. In *Engineering in medicine and biology society (embc), 2012 annual international conference of the ieee* (pp. 1188–1193).
- Presti, L. L. & La Cascia, M. (2016). 3d skeleton-based human action classification: A survey. *Pattern Recognition*, 53, 130–147.
- `scipy.signal.find_peaks_cwt`. (2014, Mei). Verkrege van https://docs.scipy.org/doc/scipy-0.14.0/reference/generated/scipy.signal.find_peaks_cwt.html
- Tao, G., Archambault, P. S. & Levin, M. (2013). Evaluation of kinect skeletal tracking in a virtual reality rehabilitation system for upper limb hemiparesis. In *Virtual rehabilitation (icvr), 2013 international conference on* (pp. 164–165).