Inhoudsopgave

1 Inleiding **1**
- 1.1 Probleemstelling . . . 1
- 1.2 De Kinect . . . 2
- 1.3 Structuur . . . 2

2 Methodologie **3**
- 2.1 Implementatie . . . 6

3 Features **7**
- 3.1 Features uit kleurenbeelden . . . 7
- 3.2 Features uit dieptebeelden . . . 7
  - 3.2.1 Histograms of 3D Joints (HOJ3D) . . . 8
  - 3.2.2 Covariance Descriptors on 3D Joint Locations (COV3DJ) . . . 9
  - 3.2.3 Local Occupancy Pattern (LOP) . . . 10
  - 3.2.4 EigenJoints . . . 10
  - 3.2.5 Sequence of the Most Informative Joints (SMIJ) . . . 11

4 Classificatie **12**
- 4.1 Directe classificatie . . . 12
  - 4.1.1 k-nearest neighbours . . . 12
  - 4.1.2 Lineaire classifiers . . . 12
- 4.2 Temporale modellen . . . 12
  - 4.2.1 Generatieve modellen . . . 13
  - 4.2.2 Discriminerende modellen . . . 13
- 4.3 Key frames . . . 14
- 4.4 Leren . . . 14

5 notities **15**
- 5.1 papers . . . 15
- 5.2 Machine learning . . . 28
  - 5.2.1 Features . . . 28
  - 5.2.2 Classifier . . . 29
  - 5.2.3 Hidden Markov Model . . . 29

Bibliografie **33**

Hoofdstuk 1

Inleiding

Menselijke actieherkenning is het proces dat op een automatische manier (I) detecteert dat een persoon een bepaalde actie uitvoert en (II) herkennen welke actie dit is. Voorbeelden van zulke acties zijn lopen, stappen, zwaaien, springen, bukken, enz. Actieherkenning kent tal van toepassingen zoals fysiotherapie [1], lichaamsanalyse [2], mens-robot interactie [3] en teleoperatie [4]. In deze masterproef wordt actieherkenning gecombineerd met teleoperatie, meer specifiek voor rijdende voorwerpen, zoals een robot of een slimme fiets. Een operator kan dan door enkel gebaren uit te voeren het voorwerp besturen. Belangrijk hierbij is het real-time aspect; een te trage herkenning van de actie zorgt voor een late reactie waardoor er potentieel ongevallen kunnen plaatsvinden.

1.1 Probleemstelling

In het onderzoeksgebied actieherkenning is er al uitbundig onderzoek gedaan. Zo is men in staat om voor zowel kleurenbeelden als dieptebeelden actieherkenning toe te passen op een betrouwbare manier. Echter blijft het moeilijk om dit te realiseren in een real-time scenario, waarbij snelle beslissingen gemaakt moeten worden. Een groot probleem is de onzekerheid van de actie.

In de literatuur worden er vaak methoden ([5], ...) beschreven die acties herkennen op video's waarop slechts één actie uitgevoerd wordt. De actielabel wordt ook maar nadien toegekend, als de video reeds gedaan is. Een betere aanpak zou de actielabel toekennen op het moment dat de actie bezig is, op een video waarbij meerdere acties kunnen uitgevoerd worden op hetzelfde moment. In de literatuur worden dit *untrimmed video's* genoemd. In zulke video's zijn de actielabels, actiepositie en actieduur onbekende parameters.

De THUMOS Challenge [1] werd georganiseerd in 2015 en was een initiatief om op een competitieve manier het probleem van actieherkenning in untrimmed video's te onderzoeken. Ze bieden een dataset aan met untrimmed video's die scenario's uit het echte leven bevatten.

Het doel van deze masterproef is om eerst te onderzoeken welke methoden er al bestaan op vlak van actieherkenning in untrimmed video's en hoe deze aangepast kunnen worden zodat ze

[1] `http://www.thumos.info`

(a) De originele Kinect sensor, ontwikkeld int 2010 voor de Xbox 360.

(b) De tweede iteratie van de Kinect sensor, specifiek gemaakt voor Xbox One en uitgebracht in 2013.

Figuur 1.1: Twee versies van de Kinect sensor.

werken op de skeletdata van een Kinect. De complete oplossingsstrategie wordt beschreven in hoofdstuk 2.

1.2 De Kinect

De Kinect (figuur 1.1) werd initieel ontworpen voor gebruik met de Xbox 360. als een manier om de gebruiker zelf als spelcontroller te beschouwen. Dit is een grote vordering in vergelijking met bijvoorbeeld de Wii Remote, waarbij de gebruiker een controller moet hebben om acties uit te voeren. Door de combinatie van de diepte- en kleurenbeelden die de Kinect kan leveren kunnen er skeletbeelden gegenereerd worden. Voor elke frame kan de Kinect tot maximaal 25 skeletjoints genereren, voor maximaal zes personen, die drie-dimensionale coördinaten voorstellen van voornamelijk gewrichten van het lichaam. Voorbeelden van locaties waarop joints komen zijn onder andere het hoofd, de schouders, de ellebogen, de polsen, enz. Dit heeft een groot voordeel: het detecteren van de low-level features uit de kleuren- en dieptebeelden om de skeletjoints te bepalen wordt overgelaten aan de Kinect zelf. Sinds de opkomst van de Kinect is het onderzoek naar actieherkenning met behulp van skeletjoints weer op gang geschoten [1], [5], [6],[7], [3].

Ondanks het succes van de Kinect heeft Microsoft toch besloten om het product niet meer als entertainmentproduct te verkopen, maar wel als een tool die onderzoekers en ontwikkelaars kunnen helpen. Daarom laten ze de oude Kinect achterwegen en maken ze een nieuwe versie die de naam *Azure Kinect* draagt. Deze Kinect is rechtstreeks verbonden met het Azure platform van Microsoft. In deze masterproef wordt de tweede versie van de Kinect gebruikt (figuur 1.1b).

1.3 Structuur

In hoofdstuk 2 wordt de algemene methodologie beschreven die gebruikt wordt om deze masterproef te realiseren, waarom deze gebruikt wordt en wat het beoogde eindresultaat is. Verder wordt er in hoofdstuk **??** een overzicht gegeven van bestaande methoden en welke features en classifiers zij gebruiken.

Hoofdstuk 2

Methodologie

Ieder persoon heeft een eigen interpretatie van een bepaalde actie. Er kunnen verschillen zijn in snelheid, de positie relatief tot het hele lichaam en zelfs de lichaamsbouw van die persoon. Elk van deze variaties in een algoritme steken is dan ook onbegonnen werk. Daarom maakt elk modern actieherkenningsalgoritme op één of andere manier gebruik van *machine learning*. Op basis van training data wordt een *classifier* getraind die kan voorspellen tot welke klasse een nieuwe observatie behoort. In deze masterproef zijn de observaties de skeletdata van de Kinect, maar andere observaties zijn ook mogelijk zoals de ruwe kleuren- of dieptebeelden.

Zulke observaties worden getransformeerd naar *features*. Dit zijn meetbare eigenschappen of karakteristieken van het object dat geobserveerd wordt. Deze eigenschappen moeten bovendien voldoende onderscheidend zijn zodat het mogelijk is om de observatie te klasseren. Een feature tracht de originele observatie te reduceren tot bruikbare informatie om op een eenvoudigere manier classificatie uit te voeren. Een *feature vector* vormt een n-dimensionale wiskundige vector van features. Elke dimensie van deze vector is een individuele feature en alle features samen vormt de *feature space*. Via bestaande features kunnen er nieuwe features aangemaakt worden via *feature construction*. Het proces om een observatie om te vormen tot een feature vector wordt gerealiseerd met *feature detectors* en *feature descriptors*. In functie van computervisie bepaalt een feature detector de locaties waar eventueel interessante pixels kunnen zijn. Een hoekdetector zal de coördinaten van pixels geven waar er hoeken zijn. Een feature descriptor omschrijft de lokale regio rond elk van deze gevonden pixels, zoals bijvoorbeeld de ruwe pixelwaarden in een bepaald bereik.

Een *classifier* verwacht als input zo een feature vector. Het is de taak van een classifier om te bepalen tot welke klasse een nieuwe observatie behoort. In het geval van actieherkenning is de klasse een bepaalde actie, zoals zwaaien, bukken of springen. Een classifier zal bij het bepalen van een klasse ook een zogenaamde *score* geven. Dit is de waarschijnlijkheid dat de voorspelde klasse correct is. Een eenvoudige *lineaire classifier* berekent de score op basis van een lineaire combinatie tussen de feature vector en een speciale gewichtenvector, specifiek voor die klasse en die gebaseerd is op de training data. De voorspelde klasse is dan die met de hoogste score. Er bestaan zowel *supervised* als *unsupervised* classificatiemodellen. Beiden maken gebruik van een leerverzameling; een collectie van voorbeelden waaruit het systeem moet leren. Voor een supervised model wordt het gewenste resultaat meegegeven aan elk object in de leerverzameling. Bij een unsupervised model is dit niet zo, maar er is wel een algemeen idee van wat er moet aangeleerd

Actie	Betekenis
1. Gestrekt rechterarm met handpalm naar de camera gericht	Stop huidige actie
2. Achteruit zwaaien met de rechterarm	Verplaats in de richting van de gebruiker (vooruit)
3. Vooruit zwaaien met de rechterarm	Verplaats in de tegenovergestelde richting van de gebruiker (achteruit)
4. Naar rechts zwaaien met de rechterarm	Verplaats naar links, vanuit het perspectief van robot (dus naar rechts voor de operator)
5. Naar links zwaaien met de rechterarm	Verplaats naar rechts, vanuit het perspectief van robot (dus naar links voor de operator)
6. Gestrekt linkerarm met handpalm naar de camera gericht	Stop huidige actie
7. Achteruit zwaaien met de linkerarm	Verplaats in de richting van de gebruiker (vooruit)
8. Vooruit zwaaien met de linkerarm	Verplaats in de tegenovergestelde richting van de gebruiker (achteruit)
9. Naar rechts zwaaien met de linkerarm	Verplaats naar links, vanuit het perspectief van robot (dus naar rechts voor de operator)
10. Naar links zwaaien met de linkerarm	Verplaats naar rechts, vanuit het perspectief van robot (dus naar links voor de operator)
11. Cirkel tekenen	Rotatie rond de as uitvoeren

Tabel 2.1: De herkende acties samen met hun semantische waarde.

worden. Een supervised model wordt vaak toegepast op actieherkenning. De leerverzameling bevat videobeelden waarin acties door personen worden uitgevoerd, samen met de gelabelde klasse. Voor actieherkenning speelt het tijdelijke aspect een grote rol. Het is daarom dan ook minder interessant om slechts voor één frame de juiste actie te classificeren. Wel interessant is om voor een verzameling van frames na te gaan welke actie deze frames voorstellen.

In deze masterproef wordt er gebruik gemaakt van de skeletdata die door de Kinect genereert wordt.Dit is een verzameling van joints waarbij elke joint gekenmerkt wordt door een unieke index, zijn drie-dimensionale coördinaten en quaternionen. Deze skeletdata kan op allerhande manieren gemanipuleerd worden om nuttige feature vectors te construeren. Er wordt een onderscheid gemaakt tussen *joint-based* en *body-based* features. Joint-based features zien de joints als een verzameling van punten waarbij de joints onafhankelijk van elkaar beschouwd worden ([**?**], [8]), via een vast assenstelsel gelokaliseerd worden ([5]) of via de relatieve posities tussen elk paar joints gekenmerkt worden ([9], [10]). Body-based features zien het skelet als een geheel van vaste lichaamsdelen die onderling verbonden zijn met elkaar. Deze methoden focussen zich op verbonden paren van lichaamsdelen en modelleren de temporale evolutie met behulp van de hoeken tussen deze lichaamsdelen ([11], [12], [1]).

Om het real-time aspect te bekomen wordt X en Y gebruikt omdat Z.

Tabel 2.1 geeft een overzicht van de herkende acties en wat hun semantische waarde is. Er wordt een eigen dataset gecreëerd die deze x acties bevat die door y verschillende personen worden uitgevoerd.

- Basisidee: *key frames* = kan zeker voordeel brengen.
  - Welke acties herkennen?
  - Wat is 'te weinig verschil'? Zie bv [13].
  - Wanneer gebruikte frames weggooien? Ik beslis welke frames niet opgenomen worden, dus er is vrij veel bias.
  - Studie hidden markov model → zie 5.2.3
  - Waarom niet gewoon simpele teller gebruiken om met tijdsaspect om te gaan?
- Ander idee: multi-resolutie aanpak (pyramide)
  - Aan de top van de piramide: resolutie 0 met slechts 1 frame.
  - Per niveau wordt het aantal frames met twee verhoogd. Dus op resolutie r beschouwen we $2r + 1$ frames.
- Waarom is dit onderzoek nuttig?
  - Live actieherkenning vereist snelle classificatie
  - Verlagen van computationele kost
  - Op voorwaarde dat bepalen van keyframes sneller is dan gewoon elke frame in beschouwing te nemen.
  - Wat is live actieherkenning?
    - Er is geen default pose
    - Er is niet altijd een actor in beeld. Een actor is een persoon waarvan de skeletinformatie beschikbaar is, dus als de kinect correct het skelet kan bepalen van een persoon.
    - Vanaf dat een actor een actie uitvoert, moet deze vroeg genoeg herkend kunnen worden (< 1 seconde, liefst sneller)
    - De classificatie moet ook kunnen omgaan met het tijdsaspect van de uitgevoerde actie.
- Waarom skeletbeelden van de Kinect gebruiken?
  - Worden gegenereerd uit dieptebeelden, op een vrij efficiënte manier [14].
  - Dieptebeelden zijn ongevoelig voor verandering van lichtintensiteit. Ook vormt schaduw geen probleem meer.
  - Nadelen:
    - De kinect mag het enige apparaat in de omgeving zijn die infrarood uitstraalt. Dus kan al enkel indoor gebruikt worden.
    - mogelijke fouten door ruis in dieptebeelden
  - Kenmerken:
    - Verzameling van joints.

    - Elke joint wordt voorgesteld door een $3D$ coördinaat.

- Classificatiemodel pas vastleggen nadat verschillende mogelijkheden getest zijn op dataset.
  - Support vector machines
  - ensemble methoden
  - _Opmerking: nog geen prioriteit

2.1 Implementatie

Om enigszins het aantal geschreven code tot een minimum te houden, wordt er gekozen om de programmeertaal Python te gebruiken. Python biedt een rijk aanbod van *machine learning tools* die het ontwikkelen van dergerlijke applicaties sterk vereenvoudigen. Om de Kinect aan te spreken wordt er gemaakt van *PyKinectV2*. Dit is een Application Programming Interface (API) geïmplementeerd met Python om de tweede versie van de Kinect aan te spreken.

Hoofdstuk 3

Features

Ongeacht welke soort input gebruikt wordt, moeten er features geëxtraheerd worden om classificatie mogelijk te maken. Voor actieherkenning wordt er vooral gebruik gemaakt van kleurenbeelden [15], [16], [17], [18] of dieptebeelden [19], [20], [5], [21]. Dit hoofdstuk bespreekt verschillende mogelijkheden om features uit zowel kleurenbeelden als dieptebeelden te halen.

3.1 Features uit kleurenbeelden

De extractie van features bij kleurenbeelden kan in twee categorieën onderverdeeld worden: *globale feature extraction* en *lokale feature extraction* [22]. Bij een globale aanpak wordt een persoon eerst gelokaliseerd met behulp van *background subtraction* of *tracking* gevolgd door het encoderen van de interesseregio's. Background subtraction kan enkel met statische camera's uitgevoerd worden. Er wordt een referentieframe bijgehouden die enkel statische informatie bevat. Het verschil tussen een nieuwe frame en de referentieframe kan nieuwe informatie opleveren. Deze representatie kan veel informatie bevatten, maar door de nood aan background subtraction of tracking zijn zulke methoden gevoelig aan ruis.

Een lokale aanpak tracht deze problemen te vermijden door eerst lokale interessepunten, in de literatuur Spatio-Temporal Interest Points (STIP) genoemd, te bepalen. Deze interessepunten kunnen zowel het temporale als het ruimtelijke aspect modelleren. Rond deze interessepunten worden patches berekent, afhankelijk van gekozen parameters. De verzameling van zulke patches is de representatie.

feature detectors: _ToDo: harris3D [**?**] _ToDo: cuboid [16] _ToDo: Hessian [17] _ToDo: dense trajectory [18]

feature descriptors: _ToDo: cuboid descriptor: [16] _ToDo: hog/hof [**?**]

3.2 Features uit dieptebeelden

De algoritmen die bruikbaar zijn op kleurenbeelden kunnen niet toegepast worden op dieptebeelden.

Literatuur over feature extraction op dieptebeelden levert vaak algoritmen [5], [9], [10] op die gebruik maken van skeletbeelden gegeneerd met methode [14] waarop de skelettracker van de

Figuur 3.1: De 25 skeletjoints. De Kinect stelt enkel de drie-dimensionale coördinaten ter beschikking. De verbindingen tussen joints kunnen gegenereerd worden met deze informatie.

Kinect op gebaseerd is. De skeletbeelden van de Kinect geven de drie-dimensionale coördinaten van 25 punten, *joints* genoemd, die belangrijke kenmerken van het menselijk lichaam voorstellen. Al deze joints worden weergegeven op figuur 3.1.

Het gebruik van de Kinect is geen vereiste om actieherkenning met dieptebeelden uit te voeren. [19] stelt elke frame voor als een verzameling van 3D punten, geëxtraheerd uit de silhouetten dat de dieptebeelden geven en maken gebruik van een Hidden Markov Model (HMM) om het temporale aspect te modelleren. [20]

In volgende onderdelen worden een aantal belangrijke feature descriptors beschreven.

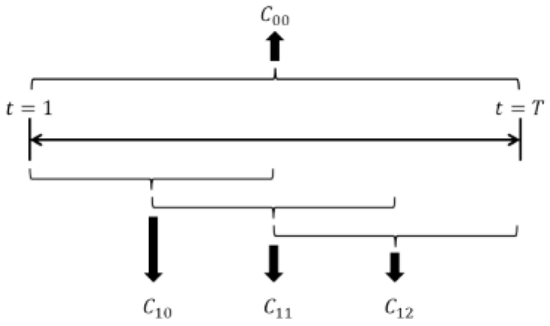
3.2.1 Histograms of 3D Joints (HOJ3D)

Het werk van [5] toont aan hoe een histogram van drie-dimensionale punten aan real-time actieherkenning kan doen. Ze transformeren het skeletbeeld gegenereerd door de Kinect om in bolcoördinaten. Als oorsprong wordt de heup joint genomen. De horizontale referentievector α wordt parallel met de grond genomen door de oorsprong. De verticale referentievector θ staat loodrecht op α en gaat ook door de oorsprong. De drie-dimensionale ruimte wordt opgesplitst in 84 deelruimten. Elke joint zal zich dan in één van die 84 deelruimte bevinden. Een histogram wordt opgemaakt door elke joint te wegen in 8 naburige deelruimten via een Gaussische functie:

$$p(X, \mu, \Sigma) = \frac{1}{(2\pi)^{n/2}|\Sigma|^{1/2}} e^{-\frac{1}{2}(X-\mu)^T\Sigma^{-1}(X-\mu)}$$

Hierbij is μ de mediaanvector en Σ de identiteitsmatrix. Voor zowel $\mathbf{\Theta}$ als α wordt de kansfunctie apart uitgerekend. Stel Ω de cumulatieve distributiefunctie van de normaalverdeling, dan wordt de kans dat een joint met locatie (μ_α, μ_θ)

Dit levert de Histogram of 3D Joints (HOJ3D) descriptor op.



Figuur 3.2: De temporale constructie van de descriptor. C_{li} is de i-de descriptor op niveau l.

Bron: Figuur 2 in [**?**].

3.2.2 Covariance Descriptors on 3D Joint Locations (COV3DJ)

De methode van [23] maakt gebruik van covariantiematrices. Een covariantiematrix voor een verzameling van N willekeurige variabelen is een $N \times N$ matrix waarvan de elementen de covariantie bevatten tussen elk paar variabelen. Als $\mathbf{X} = (X_1, X_2, ..., X_N)$, een vector met N random variabelen, dan wordt de covariantiematrix $K_{X_i X_j}$ gedefinieerd als:

$$K_{X_i X_j} = E[(X_i - E[X_i])(X_j - E[X_j])]$$

Zo een matrix bevat informatie over de gezamenlijke kans $P(X_j) \cdot P(X_i|X_j)$. Het eerste gebruik van zo een matrix is in het werk van [24] met als doel een regio van een afbeelding te beschrijven.

Elke joint i kan voorgesteld worden door zijn drie-dimensionale coördinaten voor een frame t: $p_i^{(t)} = (x_i^{(t)}, y_i^{(t)}, z_i^{(t)})$. De concatenatie van alle joints voor frame t is een vector $\mathbf{S}$, met $3K$ elementen: $\mathbf{S} = (x_1, ..., x_K, y_1, ..., y_K, z_1, ..., z_K)$, hierbij is K het aantal joints dat beschikbaar is op één frame. Voor $\mathbf{S}$ kan nu de covariantiematrix berekent worden, maar de kansverdeling is niet gekend, zodat de steekproefcovariantie wordt gekozen. De resulterende matrix is symmetrisch ten opzichte van de hoofddiagonaal, zodat enkel de bovendriehoek in het geheugen beschikbaar moet zijn. Voor $K = 25$ is het aantal resulterende elementen in de bovendriehoek gelijk aan 2850. In vergelijking met [**?**] waarbij ze $K = 20$ nemen, is het resultaat 1830. Vijf extra joints zorgt al voor een toename van 1020 elementen in de matrix.

Deze descriptor, Covariance of 3D Joints (Cov3DJ) genoemd, bevat de locaties van de verschillende joints, afhankelijk van elke andere joint tijdens een actie. De temporale informatie wordt beschreven als een hiërarchie van zulke descriptors. Het niveau l duidt de diepte in de hiërarchie aan met $l = 0$ de top van de hiërarchie. Elk niveau bevat $2^l - 1$ descriptors die elk $\frac{T}{2^l}$ frames bevatten van de sequentie. Voor $l = 1$ zullen er drie descriptors gegenereerd worden die elk $T/2$ frames zullen modelleren waarbij T het totaal aantal frames is. Dit wordt grafisch weergegeven op figuur 3.2.

Elke descriptor op elk niveau bevat nog steeds hetzelfde aantal elementen (1830 voor $K = 20$ of 2850 voor $K = 25$), zodat de lengte van de totale descriptor nu gelijk is aan het aantal descriptors maal het aantal elementen. Voor $K = 20$ en $K = 25$ bedraagt de lengte van de totale descriptor voor figuur 3.2 respectievelijk 7320 en 11 400.

3.2.3 Local Occupancy Pattern (LOP)

Deze methode [9] berekent allereerst de drie-dimensionale afstand van elke joint i tot elke andere joint j: $\mathbf{p}_{ij} = \mathbf{p}_i - \mathbf{p}_j$. De feature vector voor elke joint i wordt dan:

$$\mathbf{p}_i = \{\mathbf{p}_{ij} | i \neq j\}$$

Aanvullend aan deze feature wordt een Local Occupancy Pattern (LOP) gedefinieerd. Deze feature geeft de lokale bezettingsgraad aan; een maat om aan te geven in hoeverre een joint door een ander object gehinderd wordt. Op frame t wordt er een puntenwolk gegenereerd op basis van het dieptebeeld. Voor elke joint j wordt zijn lokale regio gepartitioneerd in een $N_x \times N_y \times N_z$ raster. Elke cel van dit raster bevat $S_x \times S_y \times S_z$ pixels. Voor elke cel c_{xyz} wordt de som van de punten genomen die zich in die cel bevinden. De sigmoïdefunctie $\delta(x) = \frac{1}{1+e^{-\beta x}}$ wordt toegepast op deze som om zo de feature o_{xyz} te bekomen:

$$o_{xyz} = \delta\Big(\sum_{q \in c_{xyz}} I_q\Big)$$

3.2.4 EigenJoints

Het werk van [10] introduceert een de *EigenJoint*. Ze maken gebruik van de drie-dimensionale positieverschillen tussen elk paar van joints, zoals bij LOP, en extraheren drie features voor elke frame c: de *posture feature* f_{cc}, de *motion feature* f_{cp} en de *offset feature* f_{ci}. Deze drie features worden geconcateneerd om de feature $f_c = (f_{cc}, f_{cp}, f_{ci})$ te bekomen. Deze feature wordt genormaliseerd via Principal Component Analysis (PCA). Elke frame i bevat N joints: $X_i = \{x_1^i, x_2^i, ..., x_N^i\}$

De *posture feature* beschrijft de statische postuur dat een persoon aanneemt. Voor elke joint wordt de drie-dimensionale afstand berekent tussen elk paar van joints voor de huidige frame c:

$$f_{cc} = \{x_i^c - x_j^c | i, j = 1, 2, ..., N; i \neq j\}$$

De dynamiek wordt gemodelleerd met de *motion feature* die de drie-dimensionale afstand berekent tussen elke joint van de huidige frame c met elke andere joint van de vorige frame p:

$$f_{cp} = \{x_i^c - x_j^p | x_i^c \in X_c; x_j^p \in X_p\}$$

Tot slot wordt nog de *offset feature* gedefinieerd, die de algemeen dynamiek modelleert door de drie-dimensionale afstand te berekenen tussen elke joint van de huidige frame c met elke andere joint van de initiële frame i:

$$f_{ci} = \{x_i^c - x_j^i | x_i^c \in X_c; x_j^p \in X_i\}$$

De verzameling van deze drie feature vectoren wordt f_c genoemd. Er wordt een lineaire normalisatie uitgevoerd zodat elk attribuut in f_c zich in het bereik $[-1, +1]$ bevindt zodat f_{norm} bekomen wordt. Het aantal dimensies wordt vrij hoog; voor $N = 25$ zorgen f_{cc}, f_{cp} en f_{ci} respectievelijk voor 300, 625 en 625 jointbewerkingen op. Elke bewerking genereert drie attributen, $\delta x, \delta y, \delta z$, zodat de totale dimensie van f_c gelijkgesteld moet worden aan $(300 + 625 + 625) \times 3 = 4650$. In vergelijking met [10] waarbij ze $N = 20$ gebruiken, is de totale dimensie 2970.

3.2.5 Sequence of the Most Informative Joints (SMIJ)

Het werk van [11] vertrekt van de observatie dat verschillende personen een actie op diverse manieren kan uitvoeren, maar dat altijd dezelfde joints gebruikt worden om die actie uit te voeren. Ze berekenen de *relative informativeness* van alle joints in een temporale window tijdens een actie. Een joint kan bijvoorbeeld belangrijk zijn als het de hoogste verandering in hoek heeft.

Allereerst berekenen ze de hoeken tussen elk paar ledematen die met elkaar verbonden zijn met een joint. De tijdsreeks van deze hoeken wordt als temporale data beschouwd. De vector $\mathbf{a}^i$ bevat de tijdsreeks van de hoeken voor joint i voor T frames. Een actie kan dan gezien worden als de verzameling van alle vectoren:

$$A = [\mathbf{a}^1 \mathbf{a}^2 \cdots \mathbf{a}^i]$$

Hoofdstuk 4

Classificatie

Op het moment dat een feature vector opgebouwd is voor een individuele frame of een verzameling van frames is het actieherkenningprobleem gereduceerd tot een classificatieprobleem. De bekomen feature vector wordt als input aan een classifier gegeven die dan tracht de juiste klasse toe te kennen op basis van de leerverzameling. Voor actieherkenning kunnen drie algemene methoden beschreven worden:

1. Classificeren zonder de temporale dimensie expliciet te modelleren, *directe classificatie*;
2. Classificeren waarbij de temporale dimensie wel gemodelleerd wordt, *temporale modellen*;
3. Algemene classificatie zonder de actie te modelleren, *actiedetectie*.

4.1 Directe classificatie

Wanneer het temporale aspect verworpen wordt zijn er maar twee mogelijkheden: alle geobserveerde frames vervatten in één enkele representatie of actieherkenning uitvoeren op elke individuele frame.

4.1.1 k-nearest neighbours

Een voorbeeld van zo een algoritme is k-nearest neighbours. Deze methode maakt gebruik van de afstand van de geobserveerde feature vector tot elke andere feature vector uit de leerverzameling. Uit de k dichtste buren wordt dan de klasse genomen die het meest voorkomt. Deze operatie vraagt voor een grote leerverzameling veel rekenkost omdat elke feature vector vergeleken moet worden. De classificatie zal meer tijd vragen naarmate de leerverzameling groter is.

4.1.2 Lineaire classifiers

4.2 Temporale modellen

Bij temporale modellen zijn er twee grote klassen te onderscheiden: *generatieve* en *discriminerende* modellen. Een generatief algoritme modelleert hoe een input x wordt gegenereerd om zo een actieklasse y toe te kennen en maakt gebruik van de gezamenlijke kansverdeling $P(x, y) = P(x|y)P(y)$. Een generatief model zal dus de kansverdeling van de leerverzameling

modelleren en zal bij een nieuwe observatie _ToDo: wat zal het doen? . Een discriminerend model zal de kans $P(y|x)$ direct modelleren zodat een directe mapping van x op y beschikbaar is. De onderliggende kansverdelingen worden dan ook niet berekent. Er bestaat een grote discussie over welk van deze twee modellen nu de voorkeur krijgen. Er is aangetoond [25] dat discriminerende modellen de voorkeur genieten.

4.2.1 Generatieve modellen

Een markovketen is een speciaal soort automaat die gebruikt kan worden bij het modelleren van temporale processen. Elke markovketen kent een aantal staten $S = \{s_1, ..., s_n\}$ en een $n \times n$ transitiematrix T. Deze matrix bevat de waarschijnlijkheid om van één staat naar een andere staat te gaan. Een markovketen gaat uit van twee aassumpties:

1. Een verandering van toestand hangt enkel af van de vorige toestand. Dit wordt ook de *Markov eigenschap* genoemd.
2. De observatie behorend bij een toestand is onafhankelijk van elke andere observatie.

Een markovketen kent ook een uitvoeralfabet $A = \{a_1, ..., a_k\}$ en een $n \times k$ uitvoermatrix U. Deze matrix bevat de waarschijnlijkheden dat een bepaalde staat s_i een uitvoer a_j genereerd.

Een HMM is een uitbreiding van een Markov model waarbij de staat van elke toestand nu verborgen is. De toestanden zijn hier de verschillende fasen van een bepaalde actie. Voor een verzameling met n klassen $\Lambda = \lambda^1 ... \lambda^n$ en een verzameling met k observaties $O = \{o_1 ... o_k\}$, moet de juiste klasse λ geselecteerd worden die de kans op $P(\lambda|O)$ maximaliseert.

$$\lambda = \arg \max_{1 \leq i \leq n} P(O|\lambda^i)$$

4.2.2 Discriminerende modellen

Conditional Random Fields

Een HMM gaat ervan uit de observaties onafhankelijk zijn van elkaar, wat niet altijd het geval is. Een Conditional Random Field (CRF) is een voorbeeld van een discriminerend model. Een discriminerende classifier houdt rekening met meerdere observaties in de tijd en is geschikt voor de classificatie van een reeks van observaties. Een CRF gaat ervan uit dat de volgorde van observaties wel degelijk een impact heeft op de betekenis van deze observaties.

Dynamic Time Warping

Dynamic Temporal Warping (DTW) is een algoritme dat de gelijkenis tussen twee sequenties bestudeerd, die verschillend kunnen zijn in snelheid. In actieherkenning lost dit het probleem van verschillen in actiesnelheid op. Een persoon die trager of sneller zwaait dan een persoon in de leerverzameling, kan via DTW toch herkent worden. Veronderstel twee verzamelingen van feature vectoren $X = \{x_1, x_2, ...x_N\}$ en $Y = \{y_1, y_2, ..., y_M\}$, een kostfunctie $c(x, y)$ die de kost bepaald tussen twee feature vectoren en $p = \{p_1, ..., p_L\}$ met $p_l = (n_l, m_l)$

Een DTW heeft bepaalde restricties:

- $p_1 = (1, 1)$ en $p_L = (N, M)$.

- $n_1 \leq n_2 \leq ... \leq n_L$ en $m_1 \leq m_2 \leq ... \leq m_L$.

4.3 Key frames

In plaats van elke frame te classificeren, zou een actie kunnen voorgesteld worden door *key frames*. Dit is een selectie van frames die een actie voldoende kunnen voorstellen zodanig dat verschillende acties nog steeds onderscheidbaar zijn en variaties van dezelfde actie hetzelfde gelabeld worden. In de literatuur bestaan er diverse manieren om zulke key frames te bepalen. De methode van [13] berekent een verschil op basis van de joints die de Kinect beschikbaar stelt. De methode van [26] maakt gebruik van randdetectie om silhouette te bekommen en zoekt een match tussen voorgedefinieerde silhouetten die een key frame van een actie voorstelt. Andere methoden maken ook gebruik van voorgedefinieerde exemplaren [27], [28],

4.4 Leren

Elke classifier moet eerst leren wat het moet herkennen, daarom wordt er een leerverzameling opgebouwd. Deze verzameling bevat een aantal voorbeelden waaruit het systeem zal leren. Niet elk voorbeeld wordt gebruikt om te leren. De leerverzameling wordt opgesplitst in een *training set* en een *testing set*. Hoe deze leerverzameling opgesplitst wordt kan op verschillende manieren:

1. Er kan door de auteurs van de leerverzameling een voorgedefinieerde splitsing vastgelegd worden. Dit is de minst flexibele methode en wordt ook sterk afgeraden.

2. *Leave-p-out cross-validation* beschouwt p voorbeelden als de testing set en de overige voorbeelden als training set. Alle mogelijke combinaties worden hierbij uitgevoerd waardoor er $\binom{n}{p}$ keer het model moet getraind en gevalideert worden, met n de lengte van de hele verzameling. Het eenvoudigste geval komt voor bij $p = 1$, waardoor er $\binom{n}{1} = n$ validaties zijn, en wordt *leave-one-out cross-validation* genoemd.

3. $k - fold$ *cross-validation* verdeeld de hele leerverzameling in k stukken. De training set bevat $k - 1$ elementen en de testing set bevat het overige element. Dit proces wordt k keer herhaald, zodat elk element zeker eens in de testing set zit. De bekomen uitkomsten kunnen dan uitgemiddeld worden.

Hoofdstuk 5

notities

5.1 papers

Actieherkenning met skeletdata

- Bron [7]
  - **Inleiding**: Nieuwe representatie voor skelet dat de 3D verhoudingen tussen lichaamsdelen expliciet modelleert, gebruik makend van rotaties en translaties. Zij maken een allereerst een onderscheid tussen *joint-based* en *body-based* actieherkenning
    - Joint-based: Het menselijk skelet is gewoon een verzameling van punten. Aantal verschillende methoden:
      - Gebruik maken van enkel de joints posities [**?**], [8]
      - Gebruik maken van een assenstelsel [5]
      - Paarsgewijze relatieve joint posities [9], [10]
    - Body-based: Het menselijk skelet is een graaf van joints. [11], [29]
  - **Methode:**
    1. Een skeletjoint kan met een ander skeletjoint beschreven worden met behulp van rotaties en translaties. M.a.w: de *relatieve geometrie* kan beschreven worden tussen twee punten.
    2. Zulke rotaties en translaties in drie dimensies maken deel uit van de *speciale Euclidische groep* SE(3).
    3. De relatieve geometrie tussen twee joints is een punt in SE(3). Het hele skelet is een punt in $SE(3) \times ... \times SE(3)$.
    4. Acties kunnen nu gerepresenteerd worden door een curve in $SE(3) \times ... \times SE(3)$. Op die curves wordt dan classificatie uitgevoerd.
    5. De groep $SE(3) \times ... \times SE(3)$ is niet vlak, zodat traditionele classificatiemethoden zoals SVM analyse niet direct werken. Daarom wordt de groep eerst gemapt op zijn algebra

- **Gebruikte datasets:**
  - MSR-Action3D dataset
  - UTKinect-Action dataset
  - Florence3D-Action dataset
- **Toekomst:**
  - Zij bepalen de relatieve positie tussen elk paar van joints, maar elke actie wordt maar gekarakteriseerd door een specifieke verzameling van joints. Ze zoeken een manier om automatisch te bepalen welke verzameling van joints samen horen tijdens een actie.

    Wordt opgelost in [9] met de actionlet mining
  - Zij hebben dit ook maar uitgetest op één enkele persoon. Ze willen dit ook uitbreiden naar een multi-persoon model.

- Bron [**?**]
  - **Inleiding**: Gebruik maken van 3D skeletdata in combinatie met de covariantiematrix in de tijd om het temporale aspect te modelleren. Eerst kaderen ze drie problemen aan bij actieherkenning:
    1. **Data Capture:** / onbelangrijk
    2. **Feature Descriptors:** Het vinden van betrouwbare en discriminerende feature descriptors. Vaak voorkomende vormen van feature descriptors voor actieherkenning zijn: *whole sequence*, *individual frames* ([9], [5]) en *interest points* ([30], [31]) descriptors. De laatste twee hebben nood aan extra stappen om het temporale aspect te modelleren.
    3. **Action Modeling:** Sequentieanalyse wordt bijvoorbeeld geïmplementeerd met HMM [5] of CRF [32]. Soms wordt er ook recurrent neural networks [33] of conditional restricted boltzman machines [34] gebruikt, maar deze hebben een groot aantal parameters met als gevolg dat er te veel trainingdata en tijd nodig is om deze te trainen.
  - **Methode:**
    1. (literatuur) Een covariantiematrix voor een verzameling van N willekeurige variabelen is een $N \times N$ matrix waarvan de elementen de covariantie zijn tussen elk paar variabele. Stel $\mathbf{X}$ een vector met N willekeurige variabelen. De covariantiematrix wordt:

       $$cov(\mathbf{X}) = cov(X_i, X_j) = E[(X_i - E[X_i])(X_j - E[X_j])]$$

       Zo een matrix bevat informatie over de vorm van de gezamenlijke kans voor deze variabelen. Zo een covariantiematrix werd origineel gebruikt voor objectdetectie en voetgangerdetectie. Tegenwoordig wordt het ook gebruikt.
    2. Stel K joints, tijdsstip t en frame i: dan kan elke joint weergegeven door hun coordinaten: $(x_i^{(t)}, y_i^{(t)}, z_i^{(t)})$

Stel **S** de vector van alle joint locaties:

$$\mathbf{S} = [x_1, ..., x_K, y_1, ..., y_K, z_1, ..., z_K]$$

De covariantiedescriptor is dan $cov(\mathbf{S})$. Deze is symmetrisch dus mag enkel de bovenste driehoek gebruikt worden. Deze descriptor noemen ze **COV3DJ**.

3. Het temporale aspect wordt genegeerd. Daarom gebruiken ze een hiëararchy van Cov3DJs. Deze kunnen overlappend zijn.

– **Gebruikte datasets:**

* MSR-Action3D Dataset
* MSRC-12 Kinect Gesture Dataset
* HDM05-MoCap Dataset

– **Toekomst:**

* De methode is wel schaal en translatie invariant, maar niet rotatie of reflectie invariant.

  Rotatie zou kunnen opgelost worden door rotatie-invariante features te nemen, zoals hoeken.

  Reflectie is moeilijker op te lossen, en soms ook niet gewenst.

* Een meer flexibele subdivisie van hiërarchie zou performantie kunnen verhogen.

- Bron [9]

– **Inleiding:** Ze ontwikkelen een manier om intra-klasse variantie op te lossen met dieptebeelden + skeletbeelden via [14]. Ze geven ook nieuwe features die voor dieptedata werken. Ze vermelden dat features sensorafhankelijk zijn. Bij kleurenbeelden wordt bijvoorbeeld STIP [30] gebruikt om interessepunten te vinden, en gebruiken Histograms of Optical Flow (HOF) [**?**] of Histograms of Oriented Gradients (HOG) [35]. Voor dieptebeelden werken zo features niet.

Om het temporale aspect te modelleren worden HMM [8] gebruikt, of CRF [32]. Andere manier is DTW [36], maar dat vereist een goede metriek om twee frames te vergelijken. Voor cyclische acties lijkt DTW ook niet goed. Daarom gebruiken zij Fourier Temporal Pyramid (FTP).

– **Methode:**

1. Op basis van dieptedata en 3D joint posities bouwen zij een nieuwe feature LOP op. Elke 3D joint wordt geassocieerd met zo een LOP.

2. Zij gebruiken niet individuele joints, maar gebruiken de relatieve positie. Een joint i heeft 3 (genormaliseerde) coördinaten $p_i(t) = (x_i(t), y_i(t), z_i(t))$ op een frame t.

   Ze berekenen $\mathbf{p}_{ij} = \mathbf{p}_i - \mathbf{p}_j$, de relatieve positie van een joint i met elke andere joint j. Op die manier wordt er voor elke joint i de feature bepaalt:

$$\mathbf{p}_i = \{\mathbf{p}_{ij} | i \neq j\}$$

Tussen elk paar joints berekenen is overbodig, ze introduceren daarom actionlet mining om enkel de joints te selecteren die nuttig zijn voor de classificatie.

3. De bijkomende feature, LOP dient om de lokale diepte voor de joints te modelleren. Ze construeren een drie-dimensionale puntenwolk rond een bepaalde joint.

   Voor frame t kan voor elke joint j een puntenwolk opgebouwd worden als volgt:

   (a) De lokale regio van j wordt gepartitioneerd in een $N_x \times N_y \times N_z$ grid. Elke bin in de grid heeft (S_x, S_y, S_z) pixels.

   (b) Het aantal punten voor t dat in elke bin b_{xyz} zit wordt geteld. Er wordt een sigmoid normalisatiefunctie toegepast om de feature o_{xyz} te bekomen voor b_{xyz}. De *local occupancy information* voor die bin wordt dan:

$$o_{xyz} = \delta(\sum_{q \in bin_{xyz}} I_q)$$

   met $I_q = 1$ als er zich een punt bevindt op locatie q en 0 anders en $\sigma(x) = \frac{1}{1+e^{-\beta x}}$

   (c) Voor elke frame t zijn er twee features: De 3D posities $\mathbf{p}_i[t]$ en de LOP features $\mathbf{o}_i[t]$. Via FTP wordt de temporale dynamiek gemodellerd.

– **Gebruikte datasets:**

  * MSRDailyActivity3D Dataset
  * CMU MoCap Dataset

– **Toekomst:**

  * Gebruik van actionlets om meer complexere acties te begrijpen.

- Bron [10]

– **Inleiding:** Ze bouwen een nieuwe feature op, *eigenjoints*, gebaseerd op de positionele verschillende van joints. Ze gebruiken naïve-bayes-nearest-neighbor classifier voor multiklasse actieclassificatie.

– **Methode:**

1. Er worden drie features opgebouwd:

   (a) **Posture feature**

   Voor een frame c, wordt de posture feature gedefinieerd als

$$f_{cc} = x_i - x_j | i, j = 1, 2, ..., N; i \neq j$$

(b) **Motion feature**

Voor een frame c, het verschil wordt genomen tussen de paarsgewijze joints van frame c en een voor de vorige frame p.

$$f_{cp} = \{x_i^c - x_j^p | x_i^c \in X_c; x_j^p \in X_p\}$$

(c) **Offset feature**

De algemene dynamiek wordt bepaalt door de de motion feature toe te passen, met p de initiële frame i. Deze frame i modelleert de neutrale positie.

$$f_{cp} = \{x_i^c - x_j^i | x_i^c \in X_c; x_j^i \in X_p\}$$

2. Deze 3 features worden geconcateneerd

$$f_c = [f_{cc}, f_{cp}, f_{ci}]$$

De feature f_c wordt lineair genormaliseerd, f_{norm}, zodat elk attribuut een bereik heeft van $[-1, +1]$.

3. Met PCA wordt op f_{norm} de ruis en redundantie vermindert, en worden de eigenjoints bekomen. De eerste 128 eigenwaarden hebben een gewicht van 95%

– **Gebruikte datasets:**

* MSR Action3D dataset

– **Toekomst:** Meer testpersonen zoeken om herkenning met een cross-subject test uit te voeren.

- Bron [11]

– **Inleiding:** Ze vermelden dat elke persoon een actie op een verschillende manier kan uitvoeren, maar dat zij toch dezelfde joints gebruiken om die actie uit te voeren. Ze berekenen de *relatieve informativeness* van alle joints in een temporale window tijdens een actie. Een joint is bv belangrijk als het de hoogste variantie heeft door de grootste verandering in hoek.

– **Methode:**

1. Ze berekenen de hoek tussen twee ledematen en gebruiken de tijdsreeks van deze hoeken als motion data. De vector $\mathbf{a}^i$ bevat de tijdsreeks van de hoeken voor joint i voor T frames.

2. Een actie kan dan gezien worden als de verzameling van alle vectoren

$$A = [\mathbf{a}^1\ \mathbf{a}^2\ ...\ \mathbf{a}^J]$$

J is het aantal joints, dus A is een $T \times J$ matrix.

3. Uit A kan bijvoorbeeld het gemiddelde, variantie en maximale hoeksnelheid berekent worden voor elke joint, hier aangeduid met de operatie $\mathcal{O}$, die een bewerking uitvoert op een vector en een scalaire waarde teruggeeft:

$$\mathcal{O}(\mathbf{a}) : \mathcal{R}^{|\mathbf{a}|} \mapsto \mathcal{R}$$

4. Een actiesequentie kan nu als feature beschreven worden

$$\mathbf{F} = \{\mathbf{f}_1, \mathbf{f}_2, ..., \mathbf{f}_{N_s}\}$$

met

$$\mathbf{f}_k = [\mathcal{O}(\mathbf{a}_k^1)\ \mathcal{O}(\mathbf{a}_k^2)\ ...\ \mathcal{O}(\mathbf{a}_k^J)]$$

Deze worden gesorteerd en zo wordt de SMIJ feature bekomen:

$$SMIJ = \{\{idof(sort(\mathbf{f}_k), n)\}_{k=1,...,N_s}\}_{n=1,...,N}$$

In other words, the SMIJ features represent an action sequence by encoding the set of N most informa- tive joints at a specific time instant (by rank-ordering and keeping the top-ranking N joints) as well as the temporal evolution of the set of the most informative joints through- out the action sequence (by preserving the temporal order of the top-ranking N joints).

– **Gebruikte datasets:**

  * /
  * HDM05 database
  * MSR Action3D dataset

– **Toekomst:**

  * Geen. Ze geloven dat hun methode het meest ideale is voor praktische toepassingen.

- Bron [37]

  – **Inleiding:** Ze vermelden ook het verschil tussen joint based en body based:

    * **Joint based:**
      · individuele joints [31], [21], [**?**]
      · Pairwise joints [9], [38], [39], [10]
      · Assenstelsel [5], [40]
    * **Part based:**
      · Hoeken: [11], [12], [41]
      · Bio-inspired : [29]
      · relative geometry : [7]

- **Uitleg over de groepen:**
  - SO_n

    De speciale orthogonale groep (rotatiegroep) SO_n is een groep gevormd door de verzameling van $n \times n$ matrices R die voldoen aan

    $$R^T R = R R^T = I_n$$

    met $|R| = 1$. De elementen van SO_n bewerken punten in R^n via matrix-vector vermenigvuldiging:

    $$SO_n \circ R^n \to R^n, R \circ p = Rp$$

- **Methode:**
  1. Ze representeren een 3D skelet door de relatieve rotaties tussen alle paren van joints. Deze 3D rotaties zijn lid van de Lie group SO_3, dus de representatie is een punt in de Lie groep $SO_3 \times ... \times SO_3$. Door de relative 3D rotaties te gebruiken is de representatie schaalinvariant en halveert de feature dimensie, vergeleken met [7].
  2. Een actie is dan een curve in de Lie groep $SO_3 \times ... \times SO_3$. Ze berekenen een verwachte curve, en gebruiken DTW om elke andere curve te warpen naar die curve. De DTW berekeningen zijn gebaseerd op de kwadratische euclidische afstand in de Lie algebra. Ze hebben het ook geprobeerd met geodisic distance maar da macheert niet.
  3. Het uitrollen van de Lie group $SO_3 \times ... \times SO_3$ over zijn Lie algebra $so_3 \times ... \times so_3$ samen met elke verwachte vurve. Al de acties worden 'unwrapped' op de Lie algebra. De rolling map voor een gegeven rolling curve kan bekomen worden (theorem 2 in paper)
  4. Elke unwrapped actiecurve wordt een feature vector door alle temporale samples samen te voegen en te classificeren volgens een one-vs-all lineaire SVM classifier.
- **Gebruikte datasets:**
  - FLorence3D dataset
  - MSRPairs dataset
  - G3D dataset
- **Toekomst:**
  - Rolling map kan voor elke Riemannian manifold gebruikt worden. Zij willen het zeker uitproberen op andere zaken zoals Grassmann manifold en de manifold
  - Zij gebruiken enkel skelet features. Indien deze gecombineerd kunnen worden met dieptebeelden zou de accuracy verhoogd kunnen worden.

    * Zij gebruiken ook de kwadratische afstand. Het zou kunnen geoptimaliseerd worden door 'transported square root vector field' [42] te gebruiken aangezien deze invariant is voor temporale warping.

- Bron [43]
  - **Inleiding:**
  - **Methode:**
    1. De 3D joints worden geëxtraheerd als een tijdreeks. Via het autoregressive and moving average model wordt de dynamiek gemodelleerd. De subspace over de kolommen van de observability matrix is een punt op een grassmann manifold.
    2. Via de 'Riemannian geometry' van dit manifold kan het classificatieprobleem opgelost worden door Control Tangent ruimten te leren die het gemiddelde van elke klasse modelleren.
    3. Elke observatie wordt geprojecteerd op alle CTs om een Local Tangent Bandle representatie op te bouwen. Dit dient als input voor een SVM classifier.
  - **Gebruikte datasets:**
    * MSRAction3D
    * UTKinect
    * UCFKinect
  - **Toekomst:**
    * Uitbreiden zodat 'human behaviour recognition' mogelijk is
    * Extra features gebruiken zodat mens-object interactie kan herkent worden
- Bron [44]
  - **Inleiding:**
  - **Methode:**
    1.
  - **Gebruikte datasets:**
    * MSRAction3D dataset
  - **Toekomst:**
    * /
- Bron [45]
  - **Inleiding:** Een nieuwe low-cost descriptor: 3D histograms of texture (3DHoTs) die features uit dieptebeelden haalt. Dit histogram wordt opgebouwd door de dieptebeelden te projecteren op drie orthogonale cartesische vlakken
  - **Methode:**
    1.

  - **Gebruikte datasets:**
    * MSRAction3D dataset
    * MSRGesture3D dataset
    * UTD-MHAD dataset
    * MSRActivity3D
  - **Toekomst:**
    * Uitbreiden zodat het ook werkt voor object herkenning en het opzoeken van images

- Bron [46]
  - **Inleiding:** Ze beweren dat sparse features noodzakelijk zijn om real-time actieherkenning uit te voeren. Ze gebruiken 'one-shot learning'. Sparse coding is het benaderen van een input als een lineaire combinatie van de componenten, geselecteerd uit een lijst van basic elementen.
  - **Methode:**
    1. Eerst berekenen ze de Region of Interest, dit is gwn de 'silhouette' van de persoon.
    2. Elke ROI binnen een frame wordt gemapped in een feature space door combinatie van 3D Histogram of Flow (3DHOF) en Global Histogram of Oriented Gradient (GHOG) op die dieptemap.
    3. Classificatie met lineaire SVM op frame buffers.
  - **Gebruikte datasets:**
    *
  - **Toekomst:**
    *

- Bron [47]
  - **Inleiding:** De grootste moeilijkheid bij actie localisatie is de onzekerheid van actieuitvoering en het gebruik van informatie op verschillende schalen. Zij stellen twee innovaties voor: een Pyramid of Score Distribution Feature (PSDF) om de informatie op meerdere resoluties te bewaren, gecentreerd voor een bepaalde frame. Deze PSDF wordt gecombineerd met recurrent neural networks.
  - **Methode:**
    1. Uit een video input worden er Fisher Encoded Improved Dense Trajectories (IDT) features gehaald.
    2. Deze features worden gecompresseerd via PCA en worden geclustered via Gaussian Mixture Models (GMM).

       Deze clusters zijn een tuple

$$\{(\pi_k, \mu_k, \mathbf{\Sigma}_k)|k = 1, 2, ...K\}$$

  - **Gebruikte datasets:**
    * THUMOS'15
    * MPII Cooking Activites Dataset
  - **Toekomst:**
    * misschien dynamic size bedenken op basis van de 'motion' van frames: trage motion = grotere size
    *

- Bron [6]
  - Actieherkenning en actiedetectie systeem voor temporally untrimmed videos door de combinatie van motion en appearance features.
    * Motion feature = Fisher vector representatie met dense trajectories
    * Appearance feature: deep convolutional neural network

- Bron [48]
  - Actieherkenning = het herkennen van een actie binnen een goed gedefinieerde omgeving
  - Actiedetectie = het herkennen en lokaliseren van acties(begin, duratie en einde) in de ruimte en de tijd
  - training set = wordt gebruikt om classifier te trainen
  - validation set = optioneel, bevat andere data dan de training set om de classifier te optimaliseren
  - testing set = testen van de classifier (performance)
  - Drie manieren om dataset op te splitsen in deze drie sets:
    * voorgedefinieerde split: De dataset wordt opgesplitst in twee of drie delen zoals de auteurs van die dataset dat vermelden
    * n-voudige cross-validatie: Verdeeld de dataset in n gelijkvoudige stukken. Hierbij worden er (n-1)/n percentage van de videos gebruikt om te trainen, en dan de overige 1/n om te testen. Dit proces wordt n keer herhaald, zodat elke video éénmaal gebruikt werd voor te testen
    * leave-one-out cross-validatie: aangewezen methode indien testdata personen zijn. 1 persoon wordt als testset beschouwd. De overige $n - 1$ personen is de training set.
  - om actieklasse te bepalen = features extraheren en in classifier steken → classifier bepaalt actieklasse

  - Temporally untrimmed video = delen van de video bevatten GEEN ENKELE actie. Variaties van dezelfde actie kan op hetzelfde moment voorkomen
  - THUMOS challenge:
  - 2015 → slechts één team heeft detection challenge geprobeerd
  - Classificatietaak: de lijst van acties geven die in een lange, niet getrimde video voorkomen
  - Detectietaak: ook de lijst van acties geven PLUS de plaats in tijd waar ze voorkomen
- Bron [14] gaat eerder over hoe het skelet bepaalt wordt
  - voorstel van een methode om op een accurate manier de 3D posities van de joints te bepalen, vanuit slechts één dieptebeeld, zonder temporale informatie
  - Het bepalen van lichaamsdelen is invariant van pose, lichaamsbouw, kleren, etc...
  - Kan runnen aan 200 fps
  - Wordt effectief gebruikt in de Kinect software (onderzoeksteam is van Microsoft)
  - Een dieptebeeld wordt gesegmenteerd in verschillende lichaamsdelen, aangegeven door een kleur, op basis van een kansfunctie; Elke pixel van het lichaam wordt apart behandeld en gekleurd. Een verzameling van dezelfde kleuren wordt een joint
  - Aangezien tijdsaspect weg is, is er enkel interesse in de statische poses van een frame. Verschillen van pose in twee opeenvolgende frames is miniscuul zodat die genegeerd worden
- Bron [19] (pre-kinect era)
  - Actieherkenning met behulp van reeksen van dieptebeelden
  - Gaan ervan uit dat efficiënte tracking van skeletbeelden nog niet mogelijk is. (is gepubliceerd zelfde jaar dat Kinect beschikbaar was, 2010)
  - Hun oplossing is dus niet gebaseerd op het tracken van de skeletbeelden
- Bron [49]
  - Probleem: output van de actiecategorie EN de start en eind tijd van de actie.
  - Ze beweren dat actieherkenning reeds goed opgelost is, maar niet actiedetectie. Hun definities zijn:
    * Actieherkenning: De effectieve actieherkenning indien het systeem weet wanneer hij moet herkennen
    * Actiedetectie: een langdurige video, waarbij de start en stop van een actie niet gedefinieerd zijn = untrimmed video (videos waarbij er meerdere acties op hetzelfde moment kunnen voorkomen, alsook een irrelevante achtergrond). sluit heel goed aan op onze masterproef
  - Uitdaging in bestaande oplossingen: groot aantal onvolledige actiefragmenten. Voorbeelden:

    * Bron [50]:
        · maakt gebruik van **untrimmed classificatie**: de top $k = 3$ (bepaalt via cross-validation) labels worden voorspelt door globale video-level features. Daarna worden frame-level binaire classifiers gecombineerd met dynamisch programmeren om de activity proposals (die getrimmed zijn) te genereren. Elke proposal krijgt een label, gebaseerd op de globale label.
    * Bron [47]:
        · Spreekt over de onzekerheid van het voorkomen van een actie en de moeilijkheid van het gebruik van de continue informatie
        · Pyramid of Score Distribution Feature (PSDF) om informatie op meerdere resoluties op te vangen
        · PSDF in combinatie met Recurrent Neural networks bieden performantiewinst in untrimmed videos.
        · Onbekende parameters: actielabel, actieuitvoering, actiepositie, actielengte
        · Oplossing? Per frame een verzameling van actielabels toekennen, gebruik makend van huidige frame actie-informatie en inter-frame consistentie = PSDF
  – De moeilijkheid is: start, einde en duur van de actie te bepalen.
  – Hun oplossing is **Structured Segment Network**:
    * input: video
    * output: actiecategorieën en de tijd wanneer deze voorkomen
    * Drie stappen:
        1. Een "proposal method", om een verzameling van "temporal proposals", elk met een variërende duur en hun eigen start en eind tijd. Elke proposal heeft drie stages: *starting, course* en *ending.*
        2. Voor elke proposal wordt er STPP (structured temporal pyramid pooling) toegepast door (1) de proposal op te splitsen in drie delen; (2) temporal pyramidal representaties te maken voor elk deel; (3) een globale representatie maken voor de hele proposal.
        3. Twee classifiers worden gebruikt: herkennen van de actie en de "volledigheid"van de actie nagaan.

- Bron [51]
  – Temporal action detection = moet enerzijds detecteren of al dan niet een actie voorkomt, en anderzijds hoelang deze actie duurt, wat een uitdaging is bij untrimmed videos.
  – Veel moderne aanpakken gaan als volgt te werk: eerst wordt er klasse-onafhankelijke proposals gegenereerd door
- Bron [1]

  - Sliding window: laatste 30 frames bijhouden in buffer om hoge zekerheid van classificatie te voorzien; met majority voting de actie bepalen die het meeste voorkomt.
  - Classifier: random forests. Beslissingsbomen aanmaken via ID3 algoritme

- Bron [13]
  - Depth-based action recognition.
  - *key frames* worden geproduceerd uit skeletsequenties door gebruik te maken van de joints als **spatial-temporal interest points (STIPs)**. Deze worden gemapt in een dieptesequentie om een actie sequentie te representeren. De contour van de persoon wordt per frame bepaald. Op basis van deze contour en de tijd worden features opgehaald. Als classifier gebruiken ze een *extreme learning machine*
  - Voordeel van key frames: ze bevatten de meest informatieve frames. Twee methodieken om de key frames op te halen:
    1. **Interframe difference**: een nieuwe key-frame wordt gekozen als het verschil tussen twee frames een bepaald threshold overschrijft.
    2. **Clustering**: groeperen van frames die op elkaar lijken op basis van low-level features. Uit die groep wordt dan de keyframe genomen, die het dichtst bij het centrum van dat cluster ligt.
  - Zij gebruiken het 'opgenomen verschil': Een positie van een joint $P_{i,j}$ met i het frame index en j de joint index, kan gelijkgesteld worden als $P_{i,j} = x_{i,j}, y_{i,j}, z_{i,j}$

    Het opgenomen verschil is dan:

    $$D_i = \sum_{j=1}^{n} ||P_{i,j} - P_{i-1,j}||^2$$

    met $|| \cdot ||$ de euclidische afstand en n het aantal joints.
  - key frames worden dan gekozen op basis van maximum of minimum D_i binnen een sliding window. Een probleem: D_i is vrij laag voor de eerste en laatste aantal frames. De key frames worden dus eerder gecentraliseerd en kan de sequentie niet accuraat bepaalt worden. Stapsgewijze oplossing:
    1. Voor een video met N frames: neem de som van D_i van $i = 2$ tot $i = N$:

       $$D_N = \sum_{i=2}^{N} D_i$$

    2. Bepaal een aantal key frames K en bereken het gemiddelde van incrementen:

       $$D_{avg} = D_N / K$$

    3. Voor $i = 2$ tot $i = L$ wordt het verschil berekent:

$$W_L = D_L - k * D_{avg}, k \in K$$

zodat er een verzameling W_L is. Het minimum van deze set wordt de key frame.

- Features op basis van contour
- Actieherkenning met neurale netwerken (EXTREME LEARNING)
- **Samenvatting:**
  - Actionherkenningsmethode voor kinect.
  - Features op basis van menselijke contour van een keyframe uit een dieptebeeld. Als constraint is er het temporaal verschil.
  - 'multi-hidden layer extreme learning machine' voor classificatie

- Bron [26]
  - Een bepaalde actie kan onderverdeeld worden in een sequentie van poses.
- Bron [52]
  - HMM laten toe om de temporale evolutie te modelleren.
  - De **feature set** en **emission probability function** moeten goed gedefinieerd zijn.
  - Gegeven een set C van actie classes $\Lambda = \lambda^1 ... \lambda^C$, zoek de klasse λ^* die de kans op $P(\lambda|O)$ maximaliseert met $O = \{o_1 ... o_T\}$ de frame observaties.
  - Een HMM voor elke actie. Classificatie voor een observatiereeks O wordt uitgevoerd door het model te pakken met de hoogste waarschijnlijkheid:

$$\lambda^* = \arg \max_{1 \leq c \leq C} \left[P(O|\lambda^c) \right]$$

  - Twee verschillende features gebruikt:
    - Projection histograms
    - Shape descriptors

5.2 Machine learning

5.2.1 Features

- Een **feature** is een individueel, meetbare eigenschap of karakteristiek van een object dat geobserveerd wordt.
- Eigenschappen:
  - Informatief: de informatiewinst van de feature moet hoog zijn
  - Discriminative: op basis van de feature moet het eenvoudig zijn om het onderscheid te maken tussen de verschillende klassen

  - Onafhankelijk: De feature op zich mag van geen andere feature of meetwaarde van dezelfde feature afhangen.

- Een **sparse feature discriptor** heeft een variabel aantal features. Een **dense feature descriptor** heeft een vast aantal features.
- **Feature extraction** (≡ dimensionality reduction) is het verzamelen van features uit ruwe data zodat deze kunnen gebruikt worden als feature vector bij een classifier.
- Een **feature vector** is een n-dimensionale vector van numerieke features.
- De **feature space** (≡ vectorruimte) beschrijft de ruimte waarin de features zich bevinden. (bv 3 verschillende features = $\mathcal{R}^3$)
- **Feature construction** is het maken van nieuwe features op basis van reeds bestaande features. De mapping is een functie ϕ, van $\mathcal{R}^n$ naar $\mathcal{R}^{n+1}$, met f de geconstrueerde feature op basis van bestaande features, bv $f = x_1/x_2$.

$$\phi(x_1, x_2, ..., x_n) = (x_1, x_2, ...x_n, f)$$

5.2.2 Classifier

- Identificeren tot welke klasse een nieuwe observatie behoort, gebaseerd op een training set waarvan de klassen wel gekend zijn.
- **Lineaire classifiers** geven aan elke klasse k een score op basis van de combinatie van de feature vector met een gewichtenvector met het scalair product. De gekozen klasse is dan die met de hoogste score. Eenvoudiger geschreven:

$$score(X_i, k) = \beta_k \cdot X_i$$

  - X_i = de feature vector voor instantie i
  - β_k = de gewichtenvector voor klasse k

- ToDo: later onderzoeken
- **Support Vector machines**
- **Random forests**
- **Boosting**

5.2.3 Hidden Markov Model

Bron [53]

Markov model

- Markov process = stochastisch process met volgende eigenschappen:
  - Het aantal toestanden $S = \{s_1, s_2, ...s_{|S|}\}$ is eindig.

– Observatie van een sequentie over de tijd $\mathbf{z} \in S^T$

Voorbeeld:

$S = \{sun, cloud, rain\}$ met $|S| = 3$ en $\mathbf{z} = \{z_1 = S_{sun}, z_2 = S_{cloud}, z_3 = S_{cloud}, z_4 = S_{rain}, z_5 = S_{cloud}\}$ met $T = 5$.

– Markov Assumpties:

1. Een toestand is enkel afhankelijk van de vorige toestand (**Markov Property**).

$$P(z_t|z_{t-1}, z_{t-2}, ..., z_1) = P(z_t|z_{t-1})$$

2. De waarschijnlijk is constant in de tijd

$$P(z_t|z_{t-1}) = P(z_2|z_1); t \in 2...T$$

– Beginstaat $z_0 \equiv s_0$.

– Transitiematrix $A \in \mathbb{R}^{(|S|+1)\times(|S|+1)}$, met $A_{ij} = P(i \to j)$, :

$$A = \begin{array}{c|cccc} & s_0 & s_{sun} & s_{cloud} & s_{rain} \\ s_0 & 0 & .33 & .33 & .33 \\ s_{sun} & 0 & .8 & .1 & .1 \\ s_{cloud} & 0 & .2 & .6 & .2 \\ s_{rain} & 0 & .1 & .2 & .7 \end{array}$$

- Twee vragen die een markov model kunnen oplossen:

1. Wat is de kans op een bepaalde toestandenvector $\mathbf{z}$?

$$P(\mathbf{z}) = \prod_{t=1}^{T} A_{z_{t-1} z_t}$$

Stel $\mathbf{z} = \{z_1 = S_{sun}, z_2 = S_{cloud}, z_3 = S_{rain}, z_4 = S_{rain}, z_5 = S_{cloud}\}$ dan is $P(\mathbf{z}) = 0.33 \times 0.1 \times 0.2 \times 0.7 \times 0.2$

2. Gegeven $\mathbf{z}$, hoe worden best de parameters van A benaderd zodat de kans op $\mathbf{z}$ maximaal is.

$$A_{ij} = \frac{\sum_{t=1}^{T} \{z_{t-1} = s_i \wedge z_t = s_j\}}{\sum_{t=1}^{T} \{z_{t-1} = s_i\}}$$

De maximale kans om van staat i naar j te gaan is het aantal transities van i naar j gedeeld door het totaal aantal keer dat we in i zitten. Met andere woorden: Hoeveel % zaten we in i als we van j komen.

Hidden Markov Model

- HMM = Veronderstelt een markov process met verborgen toestanden
- Bij een HMM: de staat is niet zichtbaar, maar de output is wel zichtbaar.
- Formeel:
  - Sequentie van geobserveerde outputs $x = \{x_1, x_2, ..., x_T\}$ uit een alfabet $V = \{v_1, v_2, ..., v_{|V|}\}$
  - Er is ook een sequentie van staten $z = \{z_1, z_2, ...z_T\}$ uit een alfabet $S = \{s_1, s_2, ...s_{|S|}\}$, maar deze zijn niet zichtbaar.
  - Transitiematrix A_{ij} wel bekend.
  - Kans dat een bepaalde output gegenereerd wordt in functie van de verborgen toestanden:

    $$P(x_t = v_k | z_t = s_j) = P(x_t = v_k | x_1, ..., x_T, z_1, ..., z_T) = B_{jk}$$

    Matrix B geeft de waarschijnlijkheid dat een verborgen toestand s_j de output v_k teruggeeft.
- Vaak voorkomende problemen die opgelost kunnen worden met HMM:
  - Gegeven de parameters en geobserveerde data, benader de optimale sequentie van verborgen toestanden.
  - Gegeven de parameters en geobserveerde data, bereken de kans op die data. → Wordt het 'decoding' probleem (**Viterbi Algoritme**) genoemd en wordt gebruikt bij continue actieherkenning.
  - Gegeven de geobserveerde data, benader de parameters van A en B.
- Het **decoding probleem**: `http://jedlik.phy.bme.hu/~gerjanos/HMM/node8.html`
  - Zoek de meest waarschijnlijke reeks van toestanden $\mathbf{z} \in S^T$ voor een verzameling van observaties $\mathbf{x} \in V^T$.
  - Hoe 'meest waarschijnlijke toestandensequentie' definiëren. Een mogelijke manier is om de meest waarschijnlijke staat s_t voor x_t te berekenen, en alle q_t dier daar aan voldoen te concateneren. Andere manier is **Viterbi algoritme** die de hele toestandensequentie met de grootste waarschijnlijkheid teruggeeft.
  - Hulpvariabele:

    $$\delta_t(i) = \max_{q_1, q_2, ... q_{t-1}} p\{q_1, q_2, ...q_{t-1}, q_t = i, o_1, o_2, ...o_{t-1} | \lambda\}$$

    die de hoogste kans beschrijft dat een partiele observatie en toestandensequentie tot $t = t$ kan hebben, wanneer de huidige staat i is.

Bibliografie

[1] F. Deboeverie, S. Roegiers, G. Allebosch, P. Veelaert, and W. Philips, "Human gesture classification by brute-force machine learning for exergaming in physiotherapy," in IEEE Conference on Computational Intelligence and Games, CIG, 2016.

[2] M. Devi, S. Saharia, and D. D.K.Bhattacharyya, "Dance Gesture Recognition: A Survey," International Journal of Computer Applications, vol. 122, no. 5, pp. 19–26, 2015.

[3] K. Li, J. Wu, X. Zhao, and M. Tan, "Real-Time Human-Robot Interaction for a Service Robot Based on 3D Human Activity Recognition and Human-mimicking Decision Mechanism," feb 2018. [Online]. Available: http://arxiv.org/abs/1802.00272

[4] I. Ajili, M. Mallem, and J.-y. Didier, "Gesture recognition for humanoid robot teleoperation," in 2017 26th IEEE International Symposium on Robot and Human Interactive Communication (RO-MAN). IEEE, aug 2017, pp. 1115–1120. [Online]. Available: http://ieeexplore.ieee.org/document/8172443/

[5] L. Xia, C.-c. Chen, and J. Aggarwal, "View Invariant Human Action Recognition Using Histograms of 3D Joints," CVPR 2012 HAU3D Workshop, pp. 20–27, 2012.

[6] L. Wang, Y. Qiao, and X. Tang, "Action recognition and detection by combining motion and appearance features," 2014.

[7] R. Vemulapalli, F. Arrate, and R. Chellappa, "Human action recognition by representing 3D skeletons as points in a lie group," Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 588–595, 2014.

[8] F. Lv and R. Nevatia, "Recognition and segmentation of 3-D human action using HMM and multi-class AdaBoost," Lecture Notes in Computer Science (including subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics), vol. 3954 LNCS, pp. 359–372, 2006.

[9] J. Wang, Z. Liu, Y. Wu, and J. Yuan, "Mining Actionlet Ensemble for Action Recognition with Depth Cameras," 2012.

[10] X. Yang and Y. L. Tian, "EigenJoints-based action recognition using Naïve-Bayes-Nearest-Neighbor," in IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops, 2012.

[11] F. Ofli, R. Chaudhry, G. Kurillo, R. Vidal, and R. Bajcsy, "Sequence of the Most Informative Joints (SMIJ): A new representation for human skeletal action recognition," in 2012 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern

Recognition Workshops, vol. 25, no. 1. IEEE, jun 2012, pp. 8–13. [Online]. Available: http://ieeexplore.ieee.org/document/6239231/

[12] E. Ohn-Bar and M. M. Trivedi, "Joint angles similarities and HOG2for action recognition," IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops, pp. 465–470, 2013.

[13] S. Liu and H. Wang, "Action recognition using key-frame features of depth sequence and ELM," (IJACSA) International Journal of Advanced Computer Science and Applications, Vol. 8, No. 10, 2017, 2017.

[14] J. Shotton, A. Fitzgibbon, M. Cook, T. Sharp, and M. Finocchio, "Real-time human pose recognition in parts from single depth images," CVPR, 2011.

[15] I. Laptev, M. Marszalek, C. Schmid, and B. Rozenfeld, "Learning realistic human actions from movies," in 2008 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE, jun 2008, pp. 1–8. [Online]. Available: http://ieeexplore.ieee.org/document/4587756/

[16] P. Dollar, V. Rabaud, G. Cottrell, and S. Belongie, "Behaviour Recognition via Sparse Spatio-Temporal Features," 2005.

[17] G. Willems, T. Tuytelaars, and L. V. Gool, "An efficient dense and scale-invariant spatio-temporal interest point detector," 2008.

[18] H. Wang, A. Kl, C. Schmid, L. Cheng-lin, H. Wang, A. Kl, C. Schmid, L. C.-l. A. Recognition, and A. Kl, "Action Recognition by Dense Trajectories," Cvpr'11, 2011.

[19] W. Li, Z. Zhang, and Z. Liu, "Action recognition based on a bag of 3d points." IEEE, jun 2010, pp. 9–14. [Online]. Available: https://www.microsoft.com/en-us/research/publication/action-recognition-based-bag-3d-points/

[20] J. Wang, Z. Liu, J. Chorowski, Z. Chen, and Y. Wu, "Robust 3d action recognition with random occupancy patterns," 2012.

[21] J. Gu, X. Ding, S. Wang, and Y. Wu, "Action and gait recognition from recovered 3-D human joints," IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics, 2010.

[22] R. Poppe, "A survey on vision-based human action recognition," Image and Vision Computing, vol. 28, no. 6, pp. 976–990, 2010.

[23] M. E. Hussein, M. Torki, M. A. Gowayyed, and M. El-saban, "Human Action Recognition Using a Temporal Hierarchy of Covariance Descriptors on 3D Joint Locations," IJCAI International Joint Conference on Artificial Intelligence, 2013.

[24] O. Tuzel, F. Porikli, and P. M. Vision, "Zusammenfassung: Region Covariance: A Fast Descriptor for Detection and Classification (2006)," European conference on computer, no. 2006, 2006. [Online]. Available: https://link.springer.com/chapter/10.1007/11744047{_}45

[25] A. Ng and M. Jordan, "On discriminative vs. generative classifiers: A comparison of logistic regression and naive bayes," 2002.

[26] S. Carlsson and J. Sullivan, "Action recognition by shape matching to key frames," Workshop on Models versus Exemplars in Computer Vision, jan 2001.

[27] D. Weinland and E. Boyer, "Action recognition using exemplar-based embedding," 26th IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, CVPR, no. May, 2008.

[28] A. Fathi and G. Mori, "Human pose estimation using motion exemplars," Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision, pp. 1–8, 2007.

[29] R. Chaudhry, F. Ofli, G. Kurillo, R. Bajcsy, and R. Vidal, "Bio-inspired Dynamic 3D Discriminative Skeletal Features for Human Action Recognition," in 2013 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops. IEEE, jun 2013, pp. 471–478. [Online]. Available: http://ieeexplore.ieee.org/document/6595916/

[30] Laptev and Lindeberg, "Space-time interest points," in Proceedings Ninth IEEE International Conference on Computer Vision. IEEE, 2003, pp. 432–439 vol.1. [Online]. Available: http://ieeexplore.ieee.org/document/1238378/

[31] M. A. Gowayyed, M. Torki, M. E. Hussein, and M. El-Saban, "Histogram of Oriented Displacements (HOD): Describing trajectories of human joints for action recognition," IJCAI International Joint Conference on Artificial Intelligence, no. August, pp. 1351–1357, 2013.

[32] L. Han, X. Wu, W. Liang, G. Hou, and Y. Jia, "Discriminative human action recognition in the learned hierarchical manifold space," Image and Vision Computing, vol. 28, no. 5, pp. 836–849, 2010.

[33] J. Martens and I. Sutskever, "Learning recurrent neural networks with Hessian-free optimization," Icml, pp. 1033–1040, 2011.

[34] V. Mnih, H. Larochelle, and G. E. Hinton, "Instrução para emissão de Certidão de Notificação de Produtos Cosméticos," Proceedings of the 27th Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence, UAI 2011, 2012.

[35] N. Dalal and B. Triggs, "Histograms of Oriented Gradients for Human Detection," in 2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'05), vol. 1. IEEE, 2015, pp. 886–893. [Online]. Available: http://ieeexplore.ieee.org/document/1467360/

[36] M. Müller and T. Röder, "Motion Templates for Automatic Classification and Retrieval of Motion Capture Data," SCA, 2006.

[37] R. Vemulapalli and R. Chellappa, "Rolling Rotations for Recognizing Human Actions from 3D Skeletal Data," in 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). IEEE, jun 2016, pp. 4471–4479. [Online]. Available: http://ieeexplore.ieee.org/document/7780853/

[38] J. Wang, Y. Wu, S. Rd, and E. Il, "Learning Maximum Margin Temporal Warping for Action Recognition," 2013.

[39] P. Wei, N. Zheng, Y. Zhao, and S.-c. Zhu, "Concurrent Action Detection with Structural Prediction," in 2013 IEEE International Conference on Computer Vision, no. 1. IEEE, dec 2013, pp. 3136–3143. [Online]. Available: http://ieeexplore.ieee.org/document/6751501/

[40] Zhanpeng Shao and Y. F. Li, "A new descriptor for multiple 3D motion trajectories recognition," in 2013 IEEE International Conference on Robotics and Automation. IEEE, may 2013, pp. 4749–4754. [Online]. Available: http://ieeexplore.ieee.org/document/6631253/

[41] Jaeyong Sung, C. Ponce, B. Selman, and A. Saxena, "Unstructured human activity detection from RGBD images," in 2012 IEEE International Conference on Robotics and Automation. IEEE, may 2012, pp. 842–849. [Online]. Available: http://ieeexplore.ieee.org/document/6224591/

[42] J. Su, S. Kurtek, E. Klassen, and A. Srivastava, "Statistical analysis of trajectories on Riemannian manifolds: Bird migration, hurricane tracking and video surveillance," The Annals of Applied Statistics, vol. 8, no. 1, pp. 530–552, mar 2014. [Online]. Available: http://projecteuclid.org/euclid.aoas/1396966297

[43] R. Slama, H. Wannous, M. Daoudi, and A. Srivastava, "Accurate 3D action recognition using learning on the Grassmann manifold," Pattern Recognition, vol. 48, no. 2, pp. 556–567, 2015. [Online]. Available: http://dx.doi.org/10.1016/j.patcog.2014.08.011

[44] C. Chen, K. Liu, and N. Kehtarnavaz, "Real-time human action recognition based on depth motion maps," Journal of Real-Time Image Processing, vol. 12, no. 1, pp. 155–163, 2016.

[45] B. Zhang, Y. Yang, and C. Chen, "Action recognition using 3d histograms of texture and a multi-class boosting classifier," IEEE Transactions on Image Processing, 2017.

[46] S. R. Fanello, I. Gori, G. Metta, and F. Odone, "Keep It Simple and Sparse: Real-Time Action Recognition," vol. 14, pp. 303–328, 2017.

[47] J. Yuan, B. Ni, X. Yang, and A. Kassim, "Temporal Action Localization with Pyramid of Score Distribution Features," 2016, pp. 3093–3102.

[48] S. M. Kang and R. Wildes, "Review of Action Recognition and Detection Methods," 2016.

[49] Y. Zhao, Y. Xiong, L. Wang, Z. Wu, X. Tang, and D. Lin, "Temporal Action Detection with Structured Segment Networks," 2017.

[50] G. Singh and F. Cuzzolin, "Untrimmed Video Classification for Activity Detection: submission to ActivityNet Challenge," arXiv preprint arXiv:1607.01979, 2016.

[51] J. Huang, N. Li, T. Zhang, G. Li, T. Huang, and W. Gao, "SAP: Self-Adaptive Proposal Model for Temporal Action Detection Based on Reinforcement Learning," 2018. [Online]. Available: https://www.aaai.org/ocs/index.php/AAAI/AAAI18/paper/view/16109

[52] R. Vezzani, D. Baltieri, and R. Cucchiara, "HMM Based Action Recognition with Projection Histogram Features," 2010.

[53] D. Ramage, "Hidden Markov Models Fundamentals," 2007. [Online]. Available: http://see.stanford.edu/materials/aimlcs229/cs229-hmm.pdf