

UNIVERZA V LJUBLJANI
FAKULTETA ZA RAČUNALNIŠTVO IN INFORMATIKO

Vida Groznik

**Zajem in obdelava senzorskih
podatkov za učenje razpoznavanja
plesnih korakov**

DIPLOMSKO DELO
NA UNIVERZITETNEM ŠTUDIJU

Mentor: akad. prof. dr. Ivan Bratko

Ljubljana, 2010



Št. naloge: 01680/2010

Datum: 01.09.2010

Univerza v Ljubljani, Fakulteta za računalništvo in informatiko izdaja naslednjo nalogo:

Kandidat: **VIDA GROZNIK**


Naslov: **ZAJEM IN OBDELAVA SĚNZORSKIH PODATKOV ZA UĀENJE
RAZPOZNAVANJA PLESNIH KORAKOV**
**ACQUISITION AND PROCESSING OF SENSORY DATA FOR
LEARNING TO RECOGNISE DANCE STEPS**

Vrsta naloge: Diplomsko delo univerzitetnega študija

Tematika naloge:

S pomoĉjo sistema Animazoo za zajemanje gibanja pridobite takšne podatke, ki bodo primerni za uĀenje plesnih korakov. Ker so splošne nastavitve sistema primerne le za ilustracijo gibanja, jih je potrebno ĉim bolj prilagoditi plesalcu, da bomo dobili kar se da toĉne podatke. Sistem podatke zajema v obliki rotacij posameznega sklepa. Da bi za vsak sklep poznali njegovo pozicijo v prostoru, morate podatke s pomoĉjo rotacij in transformacij pretvoriti v primerno obliko. Predlagajte naĉin za razmejevanje takšnih podatkov na posamezne korake. Tako razmejeni podatki naj bodo v obliki primerov za strojno uĀenje razpoznavanja plesnih korakov.

Mentor:


akad. prof. dr. Ivan Bratko



Dekan:


prof. dr. Franc Solina

Rezultati diplomskega dela so intelektualna lastnina Fakultete za računalništvo in informatiko Univerze v Ljubljani. Za objavlanje ali izkoriščanje rezultatov diplomskega dela je potrebno pisno soglasje Fakultete za računalništvo in informatiko ter mentorja.

Namesto te strani **vstavite** original izdane teme diplomskega dela s podpisom mentorja in dekana ter žigom fakultete, ki ga diplomant dvigne v študentskem referatu, preden odda izdelek v vezavo!

IZJAVA O AVTORSTVU

diplomskega dela

Spodaj podpisana Vida Groznik,

z vpisno številko 63040047,

sem avtorica diplomskega dela z naslovom:

Zajem in obdelava senzorskih podatkov za učenje razpoznavanja plesnih korakov

S svojim podpisom zagotavljam, da:

- sem diplomsko delo izdelala samostojno pod mentorstvom akad. prof. dr. Ivana Bratka
- so elektronska oblika diplomskega dela, naslov (slov., angl.), povzetek (slov., angl.) ter ključne besede (slov., angl.) identični s tiskano obliko diplomskega dela
- soglašam z javno objavo elektronske oblike diplomskega dela v zbirki "Dela FRI".

V Ljubljani, dne 07.09.2010

Podpis avtorja/-ice:

Zahvala

Glede na to, da je zahvala ponavadi najbolj brano besedilo verjamem, da tokrat ne bo nič drugače. Zato se mi zdi prav, da ji, zavoljo vseh potencialnih bralcev, kljub zgodnji jutranji uri, namenim nekaj pozornosti.

Povsem možno je, da v trenutku, ko berete to zahvalo, sama verjetno predstavljam vsebino tega dela, mi obljubite, da boste po prebrani zahvali in prelistanju mojega do sedaj največjega življenjskega dela, pozornost spet namenili osebi, ki skače pred tablo (torej meni). Lahko pa mi le pomahate in se zatopite nazaj v svoje misli.

Najprej bi se rada zahvalila vsem, ki se ne smejite pretirano moji “čebeljasti” pojavi, predvsem pa upam, da sem vas na takšen način vsaj malce razvedrila. Hmmm, če prav pomislim, bi se pravzaprav zdaj vi morali zahvaliti meni, ker tako nesebično širim dobro voljo... No, sedaj pa k pomembnejšim stvarem. Saj ne, da mislim, da vaša dobra volja ni pomembna, ampak zahvala je namenjena predvsem, no, zahvali. Zato mi sedaj ne smete preveč zameriti, če bo nadaljevanje bolj suhoparno kot začetek.

Glede na to, da sem znana po tem, da rada skačem naokoli in večino časa klepetam, bi se rada najprej opravičila večini članov Laboratorija za umetno inteligenco, ker sem ves čas motila njihov tok misli in se jim hkrati zahvalila, ker me zaradi tega niso odnesli skozi vrata. Napisala sem “večini”. Hja, kljub vsemu imam v laboratoriju konkurenco, ki me pri tem daleč prekaša, vendar se uspešno učim od njega. “Al’ kaj?” Matej, hvala za vse trenutke, ko si me motil med delom. Očitno si vedno videl, kdaj potrebujem premor in sprostitev, čeprav me je to v tistem trenutku morda kdaj razdražilo. Martin, hvala za vse argumentirane debate in nasvete, ki se ne navezujejo zgolj na delo in upam, da bo tako tudi v prihodnje. Seveda se ti moram zahvaliti tudi za vso pomoč pri snemanju, sama tega ne bi zmogla. Jure, Tadej in Aljaž, ste super ekipa, brez katere bi mi bilo zagotovo dolgčas v laboratoriju. Janez, kljub temu, da zdaj nisi več član LUI-ja, te imam še vedno za laboratorijskega kolega. Če ne bi bilo tebe, ki bi me občasno brnil, verjetno še ne bi diplomirala. Predvsem se je očitno obnesla taktika s prepovedjo prehranjevanja z dunajskimi zrezki. Torej

hvala, ne le zaradi pospeška na poti h diplomi, ampak tudi zaradi zdravja. Seveda ne smem niti mimo tvojega učbenika, ki je bil vedno poleg mene, ko sem programirala za diplomu. Saša, hvala za vso pomoč pri razvozlavanju osi, rotacij, transformacij, skratka vsega, predvsem pa za branje mojega, včasih neprebavljivega, teksta. Upam, da ni preveč bolela glava. Hvala tudi za vso oporo, priganjanje in neprestano opominjanje, da moram narediti izpite in diplomirati. Tega sama ne bi vedela. Lan U., nikoli si nisem predstavljala, da so statistiki lahko tako "kul" osebe. Bil si dobra opora med pisanjem diplome. Predvsem zato, ker si bil v zelo podobni situaciji zaradi doktorata. Gregor, Lan, Miha, Jure in Matija: vedno mi je v veselje priti v vašo sobico in z vami poklepetati. Med pisanjem diplome je bila to prava sprostitev, ki sem jo potrebovala. Jana, fino je, da nisem edina punca v AI in BI labu. Vedno je fino poklepetati s tabo. Blaž, tudi tebi hvala za ponavljajoče vprašanje "Kdaj boš diplomirala?". Evo, ta dan je le prišel. Zdaj boš lahko začel z "Kdaj boš objavila kakšen SCI članek?". Od bodočega prodekana za raziskovalno delo bi se to namreč spodobilo. Tomaž, upam, da te z Janezom nisva preveč motila, ko sva se ves čas pogovarjala v tvoji pisarni. Marko, še vedno mi ni jasno, kako si lahko vedno, ko te vidim, tako dobre volje. V trenutku zaradi tebe postanem boljše volje tudi sama. Upam in želim si, da bi bilo tako tudi v prihodnje. Klemen, hvala, da si kljub temu, da si bil na morju, prebiral, kar so sproducirali moji možganski krči. Zdaj, ko sem diplomirala, bova lahko en drugega brcala na poti do doktorata. Nenazadnje bi se rada zahvalila svojemu mentorju, akad. prof. dr. Ivanu Bratku za vse komentarje, ideje, napotke in nasvete ob izdelavi tega dela. Zahvaljujem se vam tudi za dano priložnost, da bom vaša mlada raziskovalka. Trudila se bom, da bom dosegla vaša pričakovanja.

Zahvala gre tudi obema trenutnima cimrama. Jana, hvala, da si me poslušala, ko sem bila slabe volje in se jezila skupaj z mano. Hvala tudi za vse trenutke, ko smo se skupaj zabavali in si ustvarili kar nekaj čudovitih spominov in zgodbic, ki si jih bomo lahko pripovedovali, ko bomo stari (ali pa na naslednjem žuru). Tijana, hvala, ker si bila moj prostovoljni testni zajček. Tvoji posnetki so nam prišli še kako prav. Predvsem pa se ti moram zahvaliti, ker me že od prvega letnika GIMB-a prenašaš in mi vedno in v vsem stojiš ob strani. Upam, da jaz vsaj pol toliko naredim zate.

Hvala tudi vsem, ki ste mi kakorkoli pomagali pri tem delu (Nina, Metka,...) in mi prihranili kar nekaj skrbi.

Največja zahvala pa gre moji družini, ki me je podpirala ves čas tekom študija in prenašala vse moje kaprice. Brez takšne podpore mi verjetno ne bi uspelo.

Kazalo

Povzetek	1
Abstract	3
1 Uvod	5
1.1 Motivacija	5
1.2 Struktura diplomskega dela	6
2 Zajem in predstavitev podatkov	7
2.1 Zajem podatkov	7
2.1.1 Postavitev senzorjev	8
2.1.2 Gradnja skeleta s programom Autocal	8
2.1.3 Uporaba programa AnimaView za pregled in shranjevanje podatkov	13
2.2 Predstavitev podatkov	14
2.2.1 BVH format	15
2.2.2 Predstavitev rotacij okoli osi	15
3 Izračun pozicij v prostoru iz rotacij	19
3.1 Rotacijske matrike	19
3.2 Translacije	21
3.3 Izračun transformacijskih matrik za vsak sklep	22
3.4 Računanje pozicij sklepov v prostoru	22
4 Avtomatsko razmejevanje korakov	25
4.1 Načini razmejevanja	25
4.2 Postopek	26
4.3 Primerjava metod	27
4.3.1 Obrazložitev mer	27
4.3.2 Rezultati	29

5 Zaključki in nadaljnje delo	33
5.1 Zaključki	33
5.2 Nadaljnje delo	35
A Primer BVH dokumenta	37
Seznam slik	40
Seznam tabel	43
Literatura	45

Seznam uporabljenih kratic in simbolov

MOCAP — (angl. Motion Capture) je termin, ki se uporablja za opis procesa, v katerem zajemamo gibanje in translacijo tega gibanja na digitalni model.

IGS-190 — je sistem za zajemanje gibanja, ki deluje na principu 19 žiroskopov, ki merijo rotacije sklepov na človeškem telesu. Sistem je izdelalo podjetje Animazoo.

BVH — (angl. Biovision Hierarchy file format) je format dokumenta, ki ga je razvilo podjetje Biovision za namen shranjevanja podatkov o gibanju in enostavnega posredovanja teh podatkov uporabnikom. Shranjuje tako podatke o gibanju kot tudi podatke o zgradbi skeleta.

MSE — (angl. Mean Square Error) je mera, ki se uporablja za določitev napake med pravilno vrednostjo in približkom. Njeno vrednost dobimo tako, da vsako odstopanje med pravilno vrednostjo in približkom kvadriramo in izračunamo povprečje tako dobljenih vrednosti.

Povzetek

Dolgoročni cilj projekta, katerega del je tudi pričujoče delo, je izgradnja inteligentnega sistema za poučevanje plesa. To vključuje učenje razpoznavanja različnih plesnih korakov. Da bi lahko to naredili, moramo biti zmožni zajeti podatke o gibanju in jih pretvoriti obliko razumljivo tako za računalnik kot tudi za človeka — kar je tema tega diplomskega dela.

Podatki o gibanju so zajeti s pomočjo Animazoojevega sistema za zajemanje gibanja. Sistem temelji na 19 žiroskopih, ki snemajo rotacije glavnih sklepov človeškega telesa. Za potrebe zamišljenega sistema za poučevanje plesa, morajo biti podatki čim bolj natančni — manj šuma v splošnem omogoča učenje bolj natančnih modelov. V ta namen je bilo potrebno izdelati natančen skelet snemane osebe (plesnega strokovnjaka), najti področje s čim bolj stabilnim magnetnim poljem ter pravilno in natančno pritrčiti žiroskope na osebo.

Obdelava podatkov v glavnem zajema transformacijo rotacijskih podatkov v informacije o položaju v 3D okolju. To je načeloma enostaven korak, vendar je predmet različnih notacij in konvencij o usmerjenosti in orientaciji osi, kar ga naredi za dolgotrajnega. Pričujoče diplomsko delo vsebuje obsežno in natančno dokumentacijo o tem, kako narediti potrebne transformacije na podatkih, pridobljenih z Animazoojevo opremo.

Končni korak v obdelavi je avtomatsko razmejevanje podatkov na posamezne plesne korake. Predlaganih je več preprostih (v smislu logike in števila vključenih senzorjev) metod za takšno razmejevanje, ter nekaj mer za določitev kakovosti teh metod. Kot očitno najboljša je za nadaljnjo uporabo predlagana ena izmed metod, ki bi se jo lahko po potrebi, ob upoštevanju njene uspešnosti v naslednji fazi gradnje inteligentnega sistema, v nadaljevanju še izboljšalo.

Ključne besede:

senzorski podatki, zajem in obdelava podatkov gibanja, MOCAP, avtomatsko razmejevanje korakov

Abstract

The long-term goal of the project, part of which is the current thesis, is to build a dance tutor. This involves learning to recognize basic dance elements, specifically various dance steps. To be able to do this, we must be able to record and preprocess the motion data into machine (and also human) understandable form — this is the topic of the present thesis.

The motion data is obtained using Animazoo motion capture equipment and software. The equipment is based on 19 gyroscopes that record the rotations of the major joints of the human body. For the purposes of the envisioned tutoring system the recorded data needs to be as precise as possible — less noise generally enables more precise models to be learned. To this end, it was necessary to prepare a precise skeleton of the actor being recorded (the dance expert), find a place with as stable a magnetic field as possible, and also correctly and precisely position the gyroscopes on the actor.

The processing of the data mainly involved transforming rotation data into position information in the 3D environment. This is nominally an easy step, however it is subject to various (and plentiful) notations and conventions regarding the axis direction and orientation, making it a time consuming process. The thesis provides ample and precise documentation how to do these transformations on data acquired with the Animazoo equipment.

The final processing step is to automatically divide the recorded data into individual dance steps. Several simple (in terms of logic and the number of sensors involved) methods are proposed as well as several measures to determine the quality of said methods. One method is proposed as clearly best for further use, however, if needed, it might be further enhanced, subject to its performance in the next stage of building an intelligent tutor.

Key words:

sensory data, acquisition and processing of motion data, MOCAP, automatic step separation

Poglavje 1

Uvod

1.1 Motivacija

Salsa je v zadnjih nekaj letih postala pravi hit ne le v Sloveniji ampak po celem svetu. Zato ni čudno, da se v plesnih šolah tare ljudi, ki bi se je želeli naučiti. Vendar izkušnje kažejo, da se je težko naučiti katerega koli plesa, če te nihče ne nadzoruje in ne popravlja tvojih napak. To bi načeloma moralo biti delo plesnih učiteljev, vendar ti težko nadzorujejo vsakega posameznika v skupini štiridesetih tečajnikov. Ker se napake ne popravijo v pravem trenutku, so velikokrat rezultat tovrstnih tečajev slabo naučeni in utrjeni osnovni koraki, ki so pri plesu najpomembnejši. Če se želimo izogniti takšnim napakam, bi vsak posameznik potreboval svojega inštruktorja, ki bi ga ves čas nadzoroval, popravljal napake in kazal pravilno izvedbo korakov. Vendar pa so ti tako zelo dragi, da se le redki posamezniki odločijo za takšen korak. Zato bi si želeli izdelati inteligentni tutorski sistem za poučevanje salse, ki bi na podlagi spremljanja gibanja učenca, popravljal njegove napake.

Za izdelavo takšnega tutorskega sistema najprej potrebujemo podatke o gibanju med plesom. Na tržišču obstaja veliko MOCAP sistemov, ki zajemajo podatke o gibanju osebe. Nekateri delujejo na principu računalniškega vida, ki s pomočjo videokamer zajemajo podatke o markerjih na človeškem telesu. Mi smo si za zajemanje plesnih korakov izbrali sistem, ki ima vgrajene žiroskope. Ti žiroskopi nam sporočajo rotacije posameznih sklepov na človekovem telesu, ki jih moramo pravilno interpretirati, da dobimo podatke o poziciji sklepov v prostoru.

V tem diplomskem delu bomo skušali odgovoriti na štiri vprašanja.

1. Kaj vse je potrebno nastaviti v sistemu pred začetkom zajemanja podatkov in kako pravilno namestiti senzorje, da bomo dobili kar se da

točne podatke.

2. V kakšnem zaporedju sistem shrani podatke o rotaciji sklepov in kako je zgrajen koordinatni sistem.
3. Kako pretvoriti rotacijske podatke v podatke o pozicijah vseh sklepov v prostoru
4. Na kakšen način razmejiti posamezne korake, da jih bomo lahko uporabljali za nadaljnje učenje razpoznavanja korakov in plesnih slik.

1.2 Struktura diplomskega dela

Poleg uvoda in zaključka delo vsebuje še tri poglavja, ki jih lahko razdelimo na dva dela. Prvi je bolj tehnični, v katerem se osredotočimo na to, kakšni so postopki za pridobitev natančnih podatkov za nadaljnje delo in kakšna je njihova oblika. Vse to predstavimo v drugem poglavju. V drugem delu pa se lotevamo obdelave podatkov. Najprej opišemo, kako pretvorimo podatke o rotacijah sklepov v pozicije v prostoru, kar je predstavljeno v tretjem poglavju, nato pa predstavimo pet enostavnih metod razmejevanja posnetkov na posamezne korake, ki jih bomo v nadaljnjem delu lahko uporabili za učenje razpoznavanja. Metode in analiza njihove uspešnosti so predstavljeni v četrtem poglavju.

Poglavje 2

Zajem in predstavitev podatkov

2.1 Zajem podatkov

Podatke smo zajemali s pomočjo Animazoo IGS-190 MOCAP sistema 2.1, ki deluje na podlagi 18 žiroskopov, ki so pritrjeni na človekove okončine in še enim dodatnim, ki se ga lahko uporabi za del hrbtenice ali se ga pritrji na kakšen pripomoček (npr. palica), s katerim upravlja človek. Ti žiroskopi nam za vsako okončino, na katero so pritrjeni, sporočajo podatke o rotacijah okoli X, Y in Z koordinatnih osi.

Žiroskopi, ki jih uporabljamo za orientacijo, pridobivajo podatke iz Zemljinega magnetnega polja. Preden začnemo s snemanjem, mora biti oseba, na katero so pritrjeni senzorji, obrnjena proti severu. Takrat pričnemo z inicializacijo vseh senzorjev. Posebej moramo biti pozorni na to, da je prostor, v katerem inicializiramo žiroskope in snemamo gibanje, magnetno čist. Ker žiroskopi vsebujejo magnetometre, lahko vsaka sprememba v magnetnem polju povzroči napake v meritvah. Res je, da obstaja možnost kalibracije sistema tudi za težje pogoje, vendar se temu raje izognemo, če se lahko. S



Slika 2.1: Animazoo IGS-190 MOCAP sistem

pomočjo žiroskopov sistem meri rotacije predelov telesa, na katere so pritrjeni, in jih pošilja računalniku preko radiofrekvenčne naprave. Rotacije se nato s pomočjo programa AnimaView prenesejo direktno na 3D skelet, ki je bil narejen s pomočjo programa Autocal.

V primerjavi z nekaterimi drugimi sistemi, ki imajo markerje in senzorje neposredno na sklepih, se IGS-190 temu izogiba. Njegovi senzorji so pritrjeni na mesta, ki se med gibanjem osebe čim manj premikajo (npr. kosti). Razlog je povsem preprost. Če damo senzor na mesto, ki se veliko premika (sklepi, mišice ipd.) bomo dobili podatke z nezaželenimi sekundarnimi rotacijami in šumom. Zato morajo biti senzorji močno pritrjeni na okončine. Dodatna prednost tovrstnega pozicioniranja senzorjev je v tem, da ne morajo biti vedno na istem mestu. Zadostuje že to, da so na pravih okončinah, saj je rotacija vzdolž celotne okončine enaka. Pristop tega sistema temelji na matematičnih izračunih, zato je pomembno, da so posamezni deli telesa natančno izmerjeni. To velja predvsem za spodnji del telesa (noge, gležnji, podplati ipd.), ker se na podlagi teh razdalij izračuna natančna višina korena¹ osebe. Ravno zaradi tega je pomembno, da naredimo čim bolj natančen skelet osebe in se izognemo napakam, ki lahko zaradi tega nastanejo (“vdiranje” nog, nenavadni odmiki bokov ipd.)

2.1.1 Postavitev senzorjev

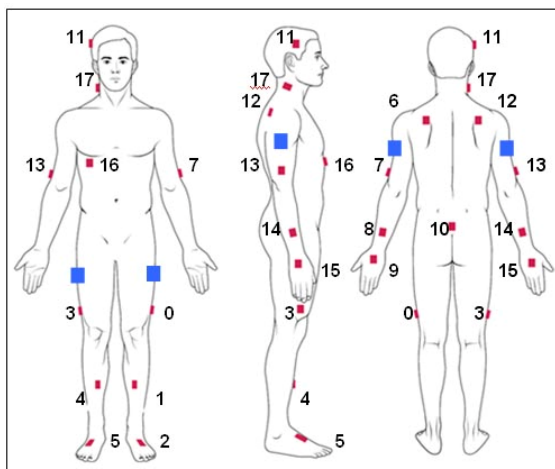
Zgoraj smo že omenili, da se pri IGS-160 senzorji pritrdijo neposredno na okončine. Vendar je pri tem potrebno paziti, kam damo kateri senzor. Za vsakega je že vnaprej točno določena pozicija na telesu, kot je razvidno s slike 2.2[2].

Senzorji so povezani v štiri gruče, od katerih ima vsaka svoj priključek na radijskem oddajniku. Tabela 2.1 prikazuje, kam na telo se mora pritrditi posamezen senzor in v katero gručo senzorjev spada[2]. Med pritrdjevanjem moramo biti pozorni na to, da senzorje močno pritrdimo, da zmanjšamo možnosti šuma v podatkih.

2.1.2 Gradnja skeleta s programom Autocal

Ročno merjenje dolžin človekovih okončin je lahko zelo zamudno, velikokrat pa je tudi nenatančno. Vedno se pojavljajo vprašanja, od kje do kje meriti,

¹Koren telesa je točka na telesu, ki se nahaja na hrbtenici v višini bokov. Predstavlja osrednjo točko telesa, ki je najvišje v hierarhiji vseh sklepov in posledično vpliva na njihovo lego. Opis hierarhije je podan v podpoglavju 2.2.



Slika 2.2: Postavitve senzorjev na telesu

kje je sredina glave ipd. Tudi, če bi se take stvari načelno dogovorile, bi še vedno dva človeka dolžine drugače izmerila. V izogib tovrstnim težavam smo za gradnjo skeleta uporabili program Autocal². Uporaba programa je zelo preprosta, vse kar potrebujemo so fotoaparati, stojalo za fotoaparate in konstrukcija v obliki kocke. Ker je grajenje skeleta ena izmed ključnih stvari pri zajemanju podatkov, moramo biti pri vseh naslednjih korakih zelo natančni, saj vsaka nenatančnost pomeni odstopanje pri meritvah.

1. Najprej postavimo osebo v kockasto konstrukcijo 2.3, ki jo bomo uporabili za merjenje telesa. Oseba mora stati zravnano v sredini konstrukcije tako, kot bo stala tudi kasneje ob inicializaciji žiroskopov - ravna hrbtenica, noge rahlo narazen, kjer so stopala vzporedna s stranicami kocke, roke ob telesu, kjer so dlani obrnjene navznoter, palec pa gleda naprej proti kameri. Na predele, kjer je težje s prostim očesom videti sklepe ali so sklepi zakriti s kakim drugim delom telesa (npr. roka prekriva bok), lahko namestimo markerje.
2. Fotoaparati na stojalu usmerimo tako, da je oseba, ki v tem trenutku s celim telesom gleda proti fotoaparatu, na čim večjem delu slike. Pomembno je tudi, da je fotoaparati nastavljeni na višino bokov osebe, ki jo fotografiramo, ali rahlo nižje, da dobimo čim bolj natančno izmerjen spodnji del telesa, zaradi računanja točne pozicije korena osebe. Paziti moramo, da

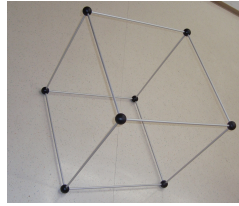
²Autocal je program, ki je del paketa IGS-190 in se uporablja za enostavno gradnjo skeleta človeka.

številka senzorja	pozicija senzorja	gruča
0	Levo stegno	Levo spodaj
1	Leva meča	Levo spodaj
2	Levo stopalo	Levo spodaj
3	Desno stegno	Desno spodaj
4	Desna meča	Desno spodaj
5	Desno stopalo	Desno spodaj
6	Leva lopatica	Levo zgoraj
7	Leva nadlaht	Levo zgoraj
8	Leva podlaht	Levo zgoraj
9	Leva dlan	Levo zgoraj
10	Koren - boki	Levo zgoraj
11	Glava	Levo zgoraj
12	Desna lopatica	Desno zgoraj
13	Desna nadlaht	Desno zgoraj
14	Desna podlaht	Desno zgoraj
15	Desna dlan	Desno zgoraj
16	Prsni koš	Desno zgoraj
17	Vrat	Desno zgoraj
18	Dodatni senzor za hrbtenico	Poseben priključek

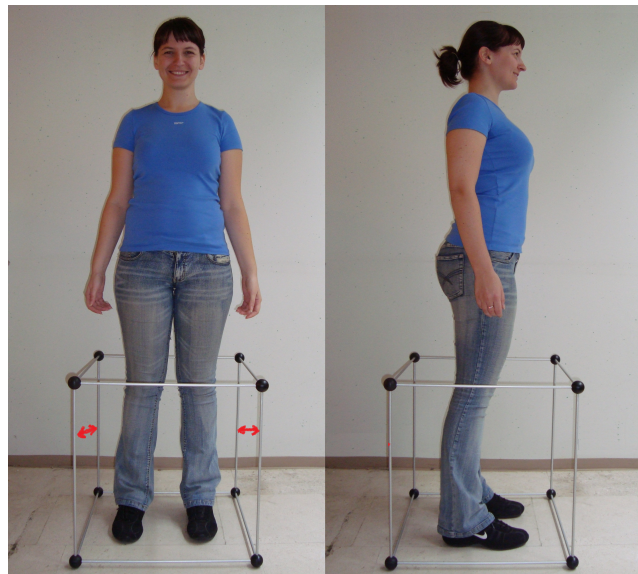
Tabela 2.1: Pozicije senzorjev in njihova pripadnost gručam.

sta tako oseba kot tudi kocka v sredini slike, razmak med sprednjimi in zadnjimi stranicami kocke pa na levi in na desni strani enak. Ko zados-timo tem zahtevam, osebo fotografiramo iz sprednje strani, nato pa še za 90 stopinj obrnjeno v levo (slika 2.4).

3. Fotografiji naložimo na računalnik in ju odpremo v programu Autocal.
4. V programu nastavimo dimenzije kockaste konstrukcije, saj bo program s pomočjo dimenzij te kocke določil dolžine ostalih segmentov.
5. Ko sistem pozna dimenzije kocke, moramo na njeno fotografijo še na-mestiti markerje programa, ki ga uporabljamo. To naredimo tako, da markerje postavimo na oglišča kocke. Začnemo na sprednji strani levo spodaj, nato sledi desno zadnje spodnje oglišče, nato zgoraj desno na sprednji strani in na koncu zgoraj levo na zadnji strani. Postopek nato večkrat ponovimo za čim bolj natančno postavitev markerjev. Razlog za takšen vrstni red je, da se želi zgornje levo oglišče na zadnji strani



Slika 2.3: Kockasta konstrukcija

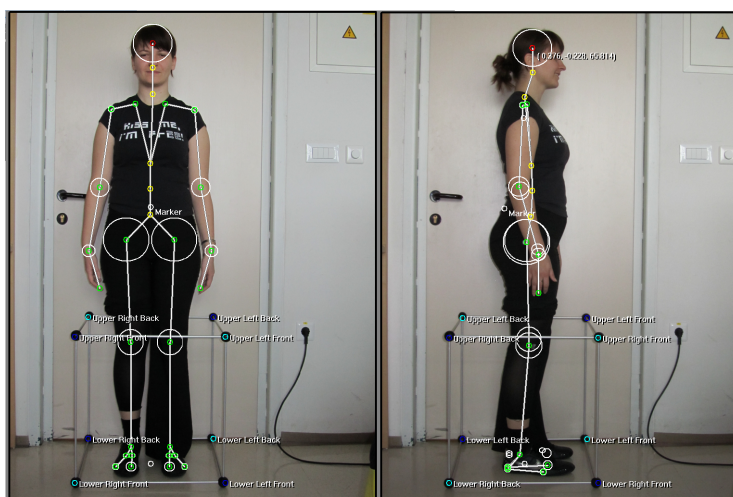


Slika 2.4: Postavitev osebe v kocki, ko gleda naravnost (leva slika) in ko je za 90 stopinj obrnjena v levo stran (desna slika).

vedno postaviti relativno glede na ostala oglišča. Če nam uspe pravilno postaviti ostale, bo tudi to oglišče nastavljeno pravilno. Zato je pomembno, da smo že v fazi fotografiranja zelo natančni in kocka na fotografiji res izgleda kot kocka.

6. Ko končamo s sprednjim pogledom, se lotimo še stranskega, kjer markerje razvrščamo v istem vrstnem redu.
7. Ko smo zadovoljni s postavitvijo markerjev na oglišča kocke, markerje zaklenemo. S tem se izognemo morebitnemu nezaželenemu premiku teh markerjev. Z dokončno postavitvijo markerjev smo uspešno pridobili razmerje velikosti iz obeh fotografij.

8. Sledi postavljanje markerjev na telo osebe. Tu ločimo dva tipa markerjev. Eni so rumene barve, ki predstavljajo neparne dele telesa (npr. glava, hrbtenica), drugi pa so zelene barve, ki predstavljajo simetrične dele telesa (roke in noge). Natančen opis namestitve markerjev bralec najde v [6]. Vseeno pa naj že tu opozorimo, da je dobro več pozornosti nameniti postavitvi markerjev na oba boka, saj bodo meritve napačne, če bodo postavljeni preveč nazaj.
9. Ko smo zaključili s postavljanjem markerjev na stranski fotografiji, lahko nadaljujemo z razvrščanjem le-teh na fotografiji, ki prikazuje osebo s sprednje strani. Tu najprej nastavimo dokončno pozicijo korena in nadaljujemo z ostalimi markerji. Pri obeh korakih moramo paziti, da se dlan konča pri začetku prstov, enako velja za stopalo. Na tej fotografiji se da nastaviti tudi širino obeh ramen, kar pri prejšnji ni bilo možno. Paziti je potrebno tudi, da so glava, vrat in hrbtenica poravnani (slika 2.5).



Slika 2.5: Postavitev markerjev na osebo s pomočjo programa Autocal.

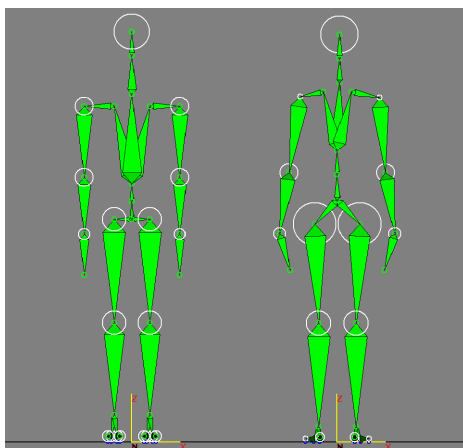
10. Ko smo zadovoljni z vsemi postavitvami, lahko ogrodje skeleta izvozimo v obliki, ki je primerna za kasnejši uvoz v program, ki snema naše gibanje (angl. actor file).

Z natančno razvrstitvijo markerjev na kockasto ogrodje in na predele telesa osebe, smo dobili natančne meritve posameznih delov telesa, ki se bodo kasneje uporabljale pri snemanju gibanja in izračunavanju ter izrisovanju posameznih pozicij telesa. Če je karkoli narobe s temi meritvami, bomo dobili popačene podatke o gibanju, ki nam pri nadaljnjem delu ne bodo koristili.

2.1.3 Uporaba programa AnimaView za pregled in shranjevanje podatkov

Za snemanje, pregled in shranjevanje podatkov smo uporabili program AnimaView, ki z našim MOCAP sistemom komunicira preko dveh radiofrekvenčnih oddajnikov. Prvi je pritrjen na obleko, drugi pa je povezan z računalnikom. Ko priključimo oba oddajnika in je inicializacija senzorjev zaključena, program AnimaView samodejno zazna oddajnik s senzorji. Tako so senzorji in program pripravljeni na snemanje.

1. Pred začetkom samega zajemanja in snemanja podatkov moramo naložiti podatke za naš skelet, ki so shranjeni v dokumentu, ki smo ga izdelali v podpoglavju 2.1.2. Ko so ti podatki naloženi, se skelet spremeni iz privzete oblike v obliko skeleta osebe, ki jo snemamo 2.6.



Slika 2.6: Skelet privzete oblike (levo) in skelet snemane osebe (desno)

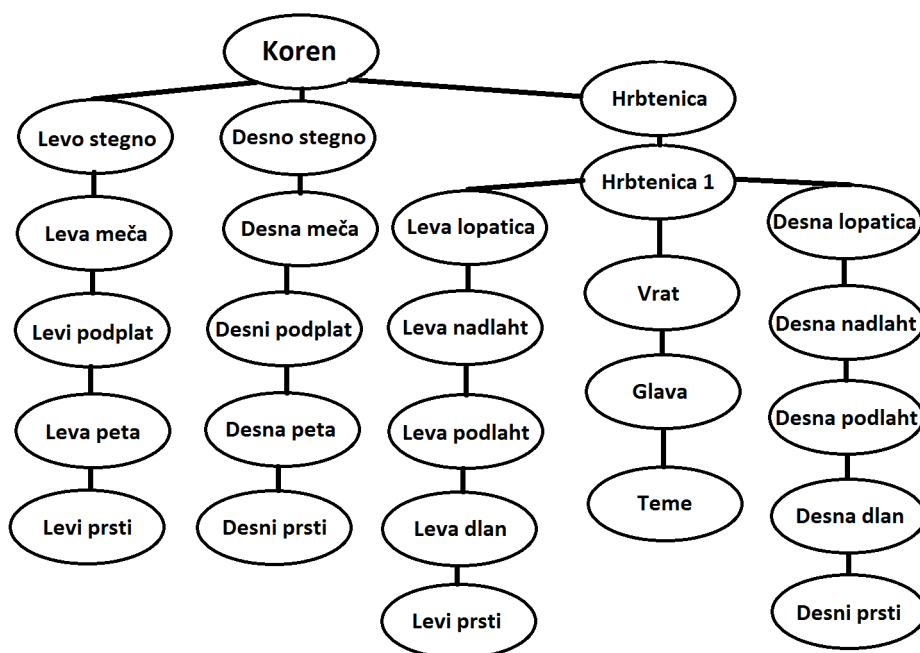
2. Ko je sistem aktiven, moramo osebo postaviti pravilno proti severu v takšnem položaju, kot je bila na fotografijah, ki smo jih uporabili pri izdelavi skeleta. V tej poziciji ponovno inicializiramo vse žiroskope in jim tako določimo, da so poravnani z Zemljinim magnetnim poljem. Zdaj smo pripravljeni na zajem podatkov.

S pomočjo programa AnimaView najprej zajamemo zelene gibe, ki jih lahko sproti in po posameznem zajemanju pregledujemo in po želji tudi shranimo[1]. Program nam omogoča, da podatke shranimo v BVH formatu, ki ga podpira kar nekaj programov, ki predvajajo 3D grafiko.

2.2 Predstavitev podatkov

Za zajem podatkov je najpomembnejši del telesa koren osebe. Zaradi rotacij le-tega se namreč spremeni pozicija celotnega telesa. Če poznamo pozicijo korena in rotacije vseh ostalih okončin, lahko s pomočjo izračuna določimo pozicijo posameznega dela telesa v prostoru. Tako je koren tudi edini segment v hierarhiji, ki ima v izhodnih podatkih določeno pozicijo v prostoru. Za vse preostale poznamo le lokalne rotacije.

Sklepi na telesu so med seboj odvisni in jih predstavimo v obliki hierarhije. Najvišje v tej hierarhiji je koren, kateremu so podrejeni trije sklepi - spodnji del hrbtenice ter levi in desni kolk. Obema kolkoma so podrejeni ostali sklepi na nogah, hrbtenici pa zgornji del telesa - hrbet, roke in glava. Na sliki 2.7 je predstavljena natančna hierarhija odvisnosti senzorjev, ki jih pritrdimo na človekovo telo. Vsak senzor meri rotacije enega sklepa. Npr. senzor, ki je pritrdjen na stegno meri rotacijo kolka, senzor na mečih meri rotacije kolena itd.



Slika 2.7: Hierarhija senzorjev.

2.2.1 BVH format

BVH (Biovision hierarchical data) format dokumentov je bil razvit v podjetju Biovision, ki se ukvarja z zajemanjem gibanja. Namen razvoja tovrstnega formata je bila želja po delitvi njihovih posnetkov s strankami. BVH format je nadomestil njihov prejšnji format z namenom, da poleg podatkov o gibanju, uporabniku posreduje tudi podatke o zgradbi skeleta.

BVH format je sestavljen iz dveh delov. Prvi podaja hierarhijo skeleta in njegovo začetno postavitev, v drugem pa je v obliki rotacij sklepov in pozicije korena predstavljeno njegovo gibanje.

Dokument se začne z besedo "HIERARCHY", ki napoveduje, da bo v nadaljevanju dokumenta predstavljena hierarhija človeškega skeleta. Najvišje v tej hierarhiji je ROOT (koren) čigar premikanje vpliva na premikanje vseh ostalih sklepov. Za to besedo je napisano ime korena in par zavutih oklepajev, znotraj katerih je napisan preostali del hierarhije. Z besedo OFFSET je določen odmik trenutnega sklepa v X, Y in Z koordinatah od njegovega starša. Za razliko od ostalih sklepov, ki imajo starša, ga koren praviloma nima. Zato so vse vrednosti odmikov korena enake 0. Zatem sledi informacija o kanalih posameznega sklepa, kar se začne z besedo CHANNELS. Temu sledi številka, ki določa število kanalov, takoj zatem pa je napisan seznam z enakim številom oznak, ki določajo tip kanala. Vrstni red teh oznak nam določa vrstni red zapisov v MOTION sekciji. Načeloma je lahko teh kanalov, kolikor želimo, vendar pa je navadno za koren šest kanalov, za ostale sklepe pa po trije. V našem primeru si kanali, ki določajo pozicijo, sledijo X, Y, Z, medtem ko je pri rotacijah zaporedje Z, X, Y. Nadaljnje hierarhije se začnejo z besedo JOINT, ki ji sledi ime sklepa, ostalo pa je enako, kot pri korenu. Zadnji segmenti v hierarhijah, ki so navadno prsti, se začnejo z "End Site", ki mu v zavutih oklepajih sledijo le še odmiki od njegovih staršev. Tu rotacije niso več podane.

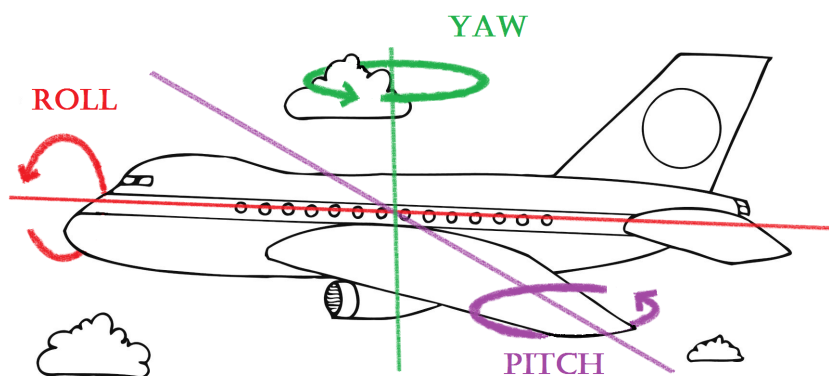
Drugi del dokumenta se začne z besedo MOTION, kjer so predstavljeni podatki o gibanju. Najprej je za besedo "Frame" zapisano število zajemkov, ki so v tem dokumentu, nato časovni razmak med dvema zajemkoma in na koncu še za vsak zajemek X, Y in Z pozicije korena v prostoru, katerim sledijo podatki o Z, X in Y rotacijah posameznih sklepov, kot so podani v hierarhiji. Vsak zajemek obsega eno vrstico.

Za lažjo predstavbo je v prilogi A primer takšnega dokumenta.

2.2.2 Predstavitev rotacij okoli osi

Po pregledu literature se je izkazalo, da se pojavljajo različne definicije, kaj naj bi rotacija okoli posamezne osi pomenila. To lahko povzroči zelo veliko zmedo

in napake pri interpretaciji podatkov. Za lažje razumevanje in preprečitev zmede smo se odločili, da za rotacije okoli naših osi prevzamemo konvencijo iz letalstva in jih poimenujemo kar *pitch*, *roll* in *yaw*. *Pitch*, *roll* in *yaw* so poznani tudi kot Tait-Bryan koti in so posebna vrsta Eulerjevih kotov. Ti koti definirajo relativno orientacijo predmeta glede na referenčne orientacijske osi. Ilustracija gibanja okoli teh osi je podana na sliki 2.8.



Slika 2.8: Gibanje okoli posamezne osi

Poimenovanje kotov rotacij okoli X, Y in Z osi je tako:

- rotacija $\phi \in (-180, 180]$ v nasprotni smeri urinega kazalca okoli osi X za kot *pitch*,
- rotacija $\theta \in [-90, 90]$ v nasprotni smeri urinega kazalca okoli osi Y za kot *yaw*,
- rotacija $\psi \in (-180, 180]$ v nasprotni smeri urinega kazalca okoli osi Z za kot *roll*.

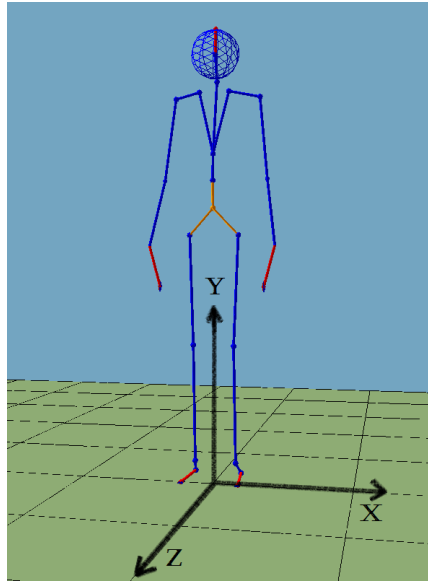
S tem smo definirali kote in rotacije okoli osi. Vendar s tem možnih težav in nesporazumov še ni konec. Ključnega pomena je namreč tudi usmeritev posamezne osi. Tudi tu se definicije razlikujejo.

Vse osi imajo svoje izhodišče na tleh med obema nogama osebe, ki jo snemamo. V našem primeru velja:

- pozitivna smer osi X poteka proti človekovi levi strani,
- pozitivna smer osi Y poteka od vznožja človekovih nog navzgor,

- pozitivna smer osi Z poteka naprej v smeri človekovega pogleda, ob inicializaciji torej kaže proti severu.

Lažjo predstavo o orientaciji osi bralec vidi na sliki 2.9.



Slika 2.9: Orientacija osi

Poglavje 3

Izračun pozicij v prostoru iz rotacij

Podatki, ki jih AnimaView shrani v obliki BVH dokumenta nam povejo, koliko je kakšen sklep oddaljen od njegovega nadrejenega sklepa v hierarhiji in njegove rotacije. Vendar si ljudje ob pogledu na takšne podatke ne znamo predstavljati, kje v prostoru je kateri del telesa. Na podlagi takšnih podatkov se verjetno lahko naučimo plesnih korakov, vendar nam razlaga morda ne bo všeč. Predstavljajmo si, kako bi učenec reagiral, če bi mu rekli, da mora desni bok zavrteti za 20 stopinj okoli Y osi in za 33,5 okoli Z osi, nato še levo koleno za 12,3 stopinje okoli X osi in desni gleženj za 76 stopinj okoli Y osi. Z gotovostjo lahko rečemo, da bi kaj hitro končal z učenjem, saj verjetno ne bi vedel o čem govorimo. Zato je bolj smiselno, da mu rečemo, da mora prenesti težo na desno nogo in z levo narediti en korak naprej. Tako mu bodo naša navodila veliko bolj razumljiva. Da bomo lahko podajali navodila na takšen način, je nujno potrebno, da podatke o rotacijah pretvorimo v takšne, ki nam takoj povejo natančno pozicijo vsakega sklepa v prostoru.

3.1 Rotacijske matrike

Za rotacijo točk okoli osi bomo uporabili rotacijske matrike. V 3D prostoru se za to uporabljajo tri osnovne rotacijske matrike.

Matrika $X(\phi)$ zavrti Y os proti Z osi za kot ϕ

$$X(\phi) = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos(\phi) & -\sin(\phi) \\ 0 & \sin(\phi) & \cos(\phi) \end{bmatrix},$$

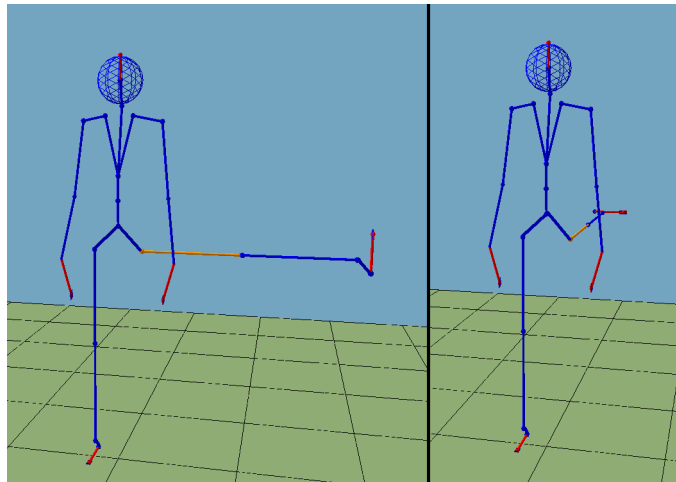
matrika $Y(\theta)$ zavrti Z os proti X osi za kot θ

$$Y(\theta) = \begin{bmatrix} \cos(\theta) & 0 & \sin(\theta) \\ 0 & 1 & 0 \\ -\sin(\theta) & 0 & \cos(\theta) \end{bmatrix},$$

matrika $Z(\psi)$ zavrti X os proti Y osi za kot ψ

$$Z(\psi) = \begin{bmatrix} \cos(\psi) & -\sin(\psi) & 0 \\ \sin(\psi) & \cos(\psi) & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}.$$

S pomočjo teh treh osnovnih rotacijskih matrik lahko sestavimo novo matriko, ki aplicira rotacije okoli vseh treh osi na točko v prostoru[3]. Da bomo dobili pravi rezultat, moramo aplicirati rotacije na točko v pravilnem vrstnem redu. Množenje večih matrik je asociativno, vendar, razen v posebnih primerih, ni komutativno. To je lepo razvidno s slike 3.1, kjer leva stran prikazuje apliciranje rotacije levega kolka najprej okoli osi Y in nato okoli Z, desna stran pa najprej aplicira rotacijo okoli osi Z in nato okoli Y.



Slika 3.1: Apliciranje rotacije levega kolka okoli osi Y in nato Z (levo) ter apliciranje rotacije okoli osi Z in nato okoli Y (desno).

V našem primeru najprej apliciramo rotacijo okoli osi Y (yaw), nato okoli osi X (pitch) in na koncu okoli osi Z (roll). To pomeni, da moramo matrike množiti v ravno obratnem vrstnem redu, $Z(\psi)X(\phi)Y(\theta)$. Z množenjem v tem vrstnem redu dobimo skupno rotacijsko matriko

$$R = \begin{bmatrix} \cos(\theta)\cos(\psi)- & -\cos(\phi)\sin(\psi) & \sin(\theta)\cos(\psi)+ \\ -\sin(\phi)\sin(\theta)\sin(\psi) & & +\sin(\phi)\cos(\theta)\sin(\psi) \\ \cos(\theta)\sin(\psi)+ & \cos(\phi)\cos(\psi) & \sin(\theta)\sin(\psi)- \\ +\sin(\phi)\sin(\theta)\cos(\psi) & & -\sin(\phi)\cos(\theta)\cos(\psi) \\ -\cos(\phi)\sin(\theta) & \sin(\phi) & \cos(\phi)\cos(\theta) \end{bmatrix}.$$

3.2 Translacije

Rotacijo točke v prostoru opišemo z rotacijsko matriko, a za izračun točne lokacije moramo upoštevati še translacijo v prostoru. Translacija je afina transformacija in se je ne da opisati s 3×3 matriko ampak uporabimo 4×4 matriko Tr

$$Tr = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & T_X \\ 0 & 1 & 0 & T_Y \\ 0 & 0 & 1 & T_Z \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix},$$

kjer T_X , T_Y in T_Z predstavljajo odmik obravnavane točke v prostoru od njenega izhodišča.

Rotacijo in translacijo lahko skupaj opišemo s transformacijsko matriko. Za ta namen moramo rotacijsko matriko R iz podpoglavja 3.1 razširiti na matriko velikosti 4×4 . To naredimo tako, da ji za zadnjo vrstico in zadnji stolpec dodamo vrstico in stolpec ničel. Le na poziciji (4,4) dodamo enko. Tako je razširjena matrika R sedaj

$$R = \begin{bmatrix} \cos(\theta)\cos(\psi)- & -\cos(\phi)\sin(\psi) & \sin(\theta)\cos(\psi)+ & 0 \\ -\sin(\phi)\sin(\theta)\sin(\psi) & & +\sin(\phi)\cos(\theta)\sin(\psi) & \\ \cos(\theta)\sin(\psi)+ & \cos(\phi)\cos(\psi) & \sin(\theta)\sin(\psi)- & 0 \\ +\sin(\phi)\sin(\theta)\cos(\psi) & & -\sin(\phi)\cos(\theta)\cos(\psi) & \\ -\cos(\phi)\sin(\theta) & \sin(\phi) & \cos(\phi)\cos(\theta) & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}.$$

Z množenjem razširjene rotacijske matrike R in translacijske matrike Tr dobimo transformacijsko matriko T za obravnavano točko

$$T = R * Tr = \begin{bmatrix} \cos(\theta)\cos(\psi) - & -\cos(\phi)\sin(\psi) & \sin(\theta)\cos(\psi) + & T_X \\ -\sin(\phi)\sin(\theta)\sin(\psi) & & +\sin(\phi)\cos(\theta)\sin(\psi) & \\ \cos(\theta)\sin(\psi) + & \cos(\phi)\cos(\psi) & \sin(\theta)\sin(\psi) - & T_Y \\ +\sin(\phi)\sin(\theta)\cos(\psi) & & -\sin(\phi)\cos(\theta)\cos(\psi) & \\ -\cos(\phi)\sin(\theta) & \sin(\phi) & \cos(\phi)\cos(\theta) & T_Z \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}.$$

3.3 Izračun transformacijskih matrik za vsak sklep

Z uporabo transformacijske matrike iz podpoglavja 3.2 za vsak sklep iz naše hierarhije izračunamo vrednost njegove matrike. Za izračun uporabimo podatke o rotacijah za dani sklep in odmik danega sklepa do nadrejenega sklepa v hierarhiji, ki je prikazana na sliki 2.7.

Edina posebnost je koren, ki nima nadrejenega sklepa. Zanj imamo v BVH dokumentu podano kar pozicijo v prostoru. Vendar nas to pri izračunu transformacijskih matrik ne moti, saj lahko na podano pozicijo korena gledamo tudi kot na odmik te točke od izhodišča koordinatnega sistema (slika 3.2). Tako lahko pri računanju transformacijske matrike korena uporabimo kar podatke o njegovi poziciji in o rotacijah.

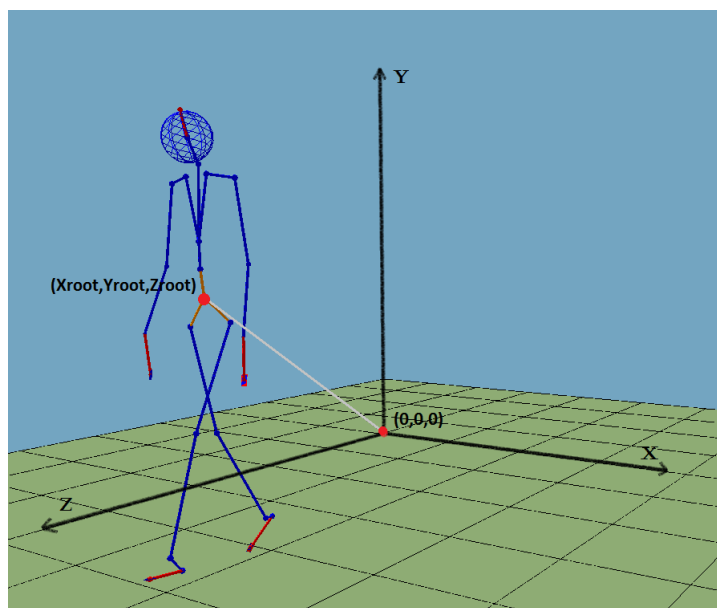
3.4 Računanje pozicij sklepov v prostoru

S pripravo transformacijskih matrik za vsak sklep smo pretvorili podatke v obliko, ki jo potrebujemo za računanje natančnih pozicij sklepov v prostoru.

Za končni izračun potrebujemo še vektorje odmikov posameznih sklepov do njihovega v hierarhiji nadrejenega sklepa

$$O = \begin{bmatrix} T_X \\ T_Y \\ T_Z \\ 1 \end{bmatrix}.$$

Na pozicijo sklepa, katerega pozicijo računamo, vplivajo vsi njemu nadrejeni sklepi v hierarhiji skeleta. Npr. pri računanju pozicije kolena moramo upoštevati

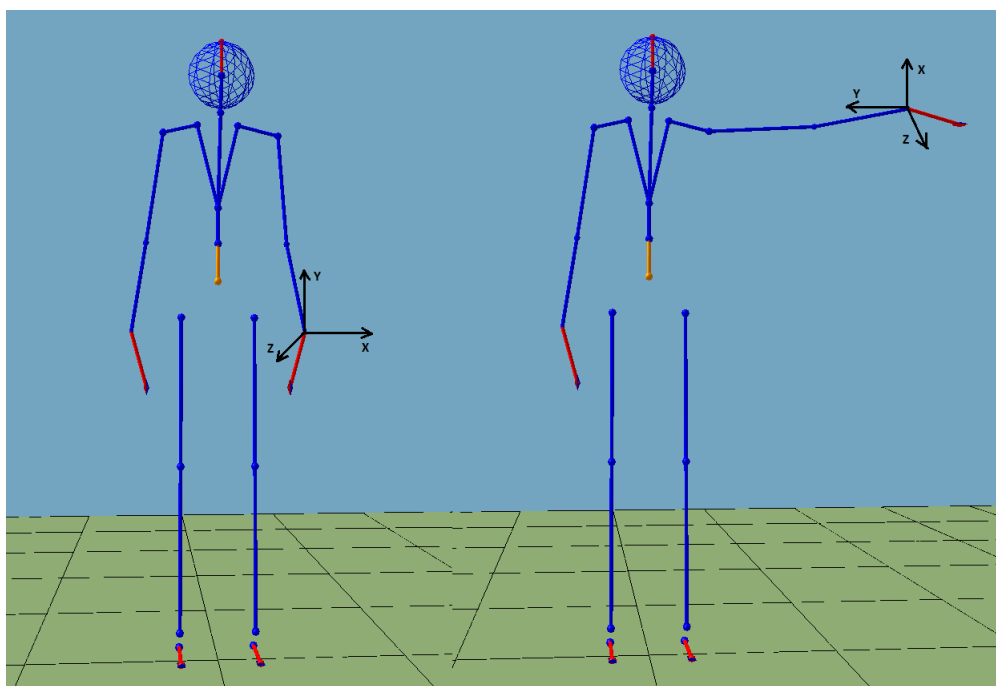


Slika 3.2: Odmik korena od izhodišča koordinatnega sistema.

transformacije nad kolkom in nato transformacije nad korenem. Razlog za to je, da ima vsak sklep svoj interni koordinatni sistem, ki se ob rotaciji nadrejenih sklepov zarotira. Npr. v začetku imamo roko ob telesu, začetni koordinatni sistem zapestja je: X-levo, Y-gor in Z-naprej. Če dvignemo roko v stran, torej zavrtimo ramo za 90 stopinj okoli Z osi, se spremeni orientacija koordinatnega sistema zapestja, ki je sedaj: X-gor, Y-desno in Z-naprej (slika 3.3). Zato odmiku apliciramo transformacijsko matriko njegovega starša, nato starega starša itd. vse do korena.

Primer: Končno pozicijo za levo peto dobimo tako, da na njenem odmiku od levega gležnja apliciramo transformacijsko matriko levega gležnja, nato transformacijsko matriko levega kolena, transformacijsko matriko levega boka in na koncu še transformacijsko matriko korena. Ne smemo pozabiti, da se matrike in vektor množijo v obratno smeri kot jih apliciramo. Za naš primer bi formula izgledala takole:

$$POS_{LHeel} = T_{Root} \cdot T_{LHip} \cdot T_{LKnee} \cdot T_{LAnkle} \cdot O_{LHeel} \quad (3.1)$$



Slika 3.3: Koordinatni sistem komolca v začetni poziciji (levo) in koordinatni sistem komolca po rotaciji ramena (desno).

Poglavje 4

Avtomatsko razmejevanje korakov

Pri poučevanju plesa moramo učence najprej naučiti osnovnih korakov, ki jih lahko med seboj kombinirajo in plešejo različne slike¹. Iz podatkov, ki smo jih do sedaj pridobili, moramo izluščiti posamezne osnovne korake, da bomo kasneje lahko iz njih izdelali modele korakov, s pomočjo katerih bomo lahko poučevali. Da bodo ti modeli čim bolj točni in neodvisni od stilov plesalcev, potrebujemo kar nekaj osnovnih korakov, zato bi ročno razmejevanje vzelo zelo veliko časa. Poleg tega bomo morali znati razmejevati korake v realnem času, saj bomo želeli sproti zaznavati, kaj učenec pleše in ga po potrebi opozoriti, da ne pleše pravilno. Za ilustracijo naj omenimo, da smo sami z ročnim razmejevanjem 30 korakov porabili približno 45 minut. Največ časa smo porabili za odločanje, pri katerem zajemku narediti mejo med prvim in drugim korakom. Načrt je bil zelo jasen, meja med dvema korakoma je, ko oseba prenese težo z ene noge na drugo. Vendar se izkaže, da prenosa teže med zajemki ni tako zelo lahko definirati, saj je časovni razmik med njimi 8,333 ms. Zato bi dve osebi meje postavili na podobnih mestih vendar ne nujno istih. Zaradi konsistentnosti in hitrosti je nujno potrebno korake razmejevati avtomatsko.

4.1 Načini razmejevanja

Posamezne korake smo torej definirali kot prenos teže z eno nogo na drugo. Sedaj pa je potrebno pogledati, kaj se dogaja s človekovim telesom med plesom, še posebej med prenosom teže. Če pogledamo dvorano polno učencev,

¹Slika je vnaprej definirano zaporedje šestih osnovnih korakov.

hitro opazimo, da je gibanje vsakega posameznika lahko zelo različno, še vedno pa lahko rečemo, da pleše pravilno. V plesu je načeloma veliko prostora za umetniško svobodo, vendar so koraki tisto, kar je osnova in bistvo posameznega plesa. Ob pogledu na noge učencev bomo takoj videli, da vsi delajo enake korake, ne glede na to, kaj počnejo z rokami. Zato lahko pri razmejevanju korakov zanemarimo zgornji del telesa in se osredotočimo predvsem na noge.

Pri plesu se ob premikanju nog spreminjajo višine vseh sklepov na nogah. Če imamo težo na desni nogi, z levo pa naredimo korak, je višina sklepov v levi nogi višja od višine sklepov na desni nogi. To verjetno velja vse dokler teže ne prenesemo na levo nogo, ko se situacija obrne. Zato smo se odločili razmejevati z naslednjimi, relativno očitnimi, metodami, njihovo uspešnost pa preverjali z ročnim razmejevanjem.

1. Razmejevanje korakov glede na razliko v višini bokov.
2. Razmejevanje korakov glede na razliko v višini gležnjev.
3. Razmejevanje korakov glede na razliko v višini pet.
4. Razmejevanje korakov glede na razliko v višini prstov.
5. Razmejevanje korakov glede na razliko v zaokroženi povprečni višini gležnjev in pet.

Izbira takšnih metod je bila načrtna. Glede na to, da si želimo v prihodnosti narediti inteligentni tutorski sistem za poučevanje salse, je nujno potrebno, da zmanjšamo število potrebnih senzorjev za zaznavanje gibanja, saj s tem zmanjšamo tudi ceno takšnega sistema. Zato smo za razmejevanje izbrali našete metode, saj menimo, da so dovolj preproste, poleg tega pa smo upali, da bodo za naše potrebe tudi dovolj natančne.

4.2 Postopek

Da bomo lahko preverjali uspešnost avtomatskega razmejevanja, moramo vedeti, kje so postavljene prave meje. Kot točno razmejitev bomo vzeli razmejitev, kot jo je naredil naš ekspert — plesni učitelj na podlagi svojih kriterijev. To je seveda subjektivno in ni nujno vedno pravilno, a je verjetno zadosti dobro, da ob pomanjkanju boljše metode, vzamemo za zlati standard.

Omenili smo že, da je ročno razmejevanje korakov zelo zahtevno in zamudno. Zato se bomo za primerjavo metod morali zadovoljiti z identificiranimi 19 različnimi koraki, od katerih se vsak pojavi vsaj šestkrat.

Na posnetkih plesa enega plesnega učitelja in enega začetnika, je naš ekspert identificiral korake in določil mejo med dvema korakoma. Pri tem je opazoval celotno gibanje telesa, predvsem pa gibanje nog. Na tak način je bilo identificiranih 190 korakov, od tega 19 različnih.

Nato smo se lotili avtomatskega razmejevanja korakov. Za vsak zajemek smo izračunali razliko v višini med sklepi na levi in na desni nogi. Če je bil rezultat tak, da je bil posamezen sklep na levi nogi višje od sklepa na desni nogi, smo določili, da je teža osebe v tem zajemku na desni nogi. Ko je v enem zajemku teža na eni nogi, v naslednjem pa na drugi, smo mejo med korakoma postavili med njiju.

Tekom pregleda tako dobljenih podatkov smo le dvakrat naleteli na situacijo, ko se je pri štirih zaporednih zajemkih trikrat spremenila pozicija teže. Zato je nad dobljenimi rezultati nujno potrebno preprosto glajenje. Ko je prišlo do prenosa teže smo pogledali ali je tudi pri naslednjih treh zajemkih teža na drugi nogi. Če se je to izkazalo za resnično, smo naredili mejo, v nasprotnem primeru pa smo se odločili, da ta zajemek še vedno pripada k prejšnjemu koraku.

4.3 Primerjava metod

Uspešnost predlaganih metod smo med seboj primerjali na več načinov. Zanimala nas je napaka (v številu zajemkov) med ekspertovo in avtomatko napovedjo. Za to napako smo izračunali povprečje, mediano ter maksimum² in MSE. Izračunali smo še t.i. rekonstrukcijski faktor, ki je opisan v 4.3.1 in je še najbolj ustrezna mera za naše potrebe.

4.3.1 Obrazložitev mer

Poleg standardnih mer smo si za primerjavo uspešnosti izbrali še dve, za kateri menimo, da nam bosta podali veliko informacij, na podlagi katerih se bomo lažje odločili, katera metoda je res najboljša.

Jaccardov index

Z izračunom Jaccardovega indeksa [7],[4] izvemo, kolikšen delež koraka smo z razmejevanjem pravilno napovedali. Izračunamo ga tako, da moč preseka dejanskega koraka (D) in napovedanega koraka (N) delimo z močjo unije obeh:

²Maksimum je dobra mera, a ne upošteva dolžine koraka (%)

$$F = \frac{|N \cap D|}{|N \cup D|} \quad (4.1)$$

Odlike:

- Jaccardov indeks je odvisen od dolžine koraka, saj je za en zajemek napacno postavljena meja pri kratkem koraku veliko strožje kaznovana kot pri dolgem koraku.
- Jaccardov indeks upošteva napake tako v prezgodnji napovedi kot tudi v prepozni napovedi razmejitev.

Primer:

Denimo, da imamo niz zajemkov z mejami med različnimi koraki

$$D : \dots aaaaaa|bbbbbbbbb|cccc\dots, \quad (4.2)$$

ter niz zajemkov z mejami med koraki, ki so bile določene avtomatsko

$$N : \dots aaaa|bbbbbbbbb|cccc\dots \quad (4.3)$$

Za korak b lahko sedaj izračunamo Jaccardov indeks

$$F_b = \frac{10}{12} = 0,833. \quad (4.4)$$

Tu je jasno razvidno, da indeks upošteva, da smo prekmalu napovedali začetek in tudi konec koraka b in s tem kaznovali našo metodo za oba "tipa" napak.

MSE - mean square error

Mero MSE smo si izbrali, ker se nam posamezne napake med seboj ne zdijo enakovredne in smo jih želeli dodatno utežiti. MSE vsako napako kvadrira in tako močnejše kaznuje večje napake — kazen eksponentno narašča.

Za ilustracijo naj povemo, da je enkratna napaka, ko narobe določimo mejo za šest zajemkov, enakovredna 36 napakam za en zajemek in 9 napakam za dva zajemka.

4.3.2 Rezultati

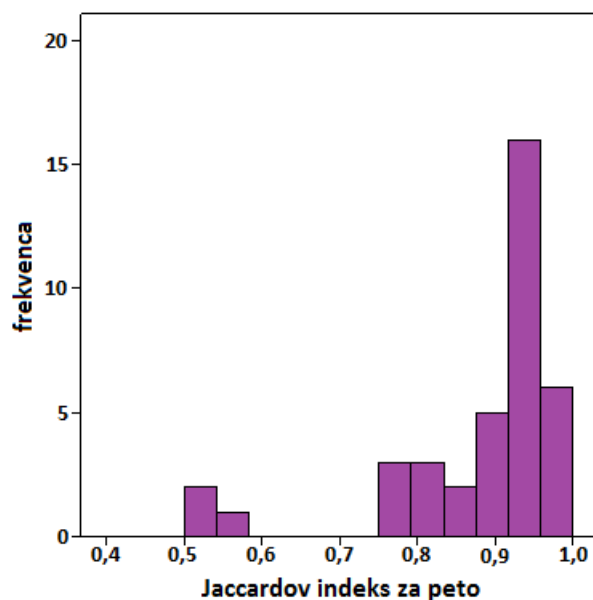
Tabele 4.1–4.5 prikazujejo primerjavo metod za 5 različnih slik, ki sta jih odplesali dve osebi, pri čemer se število razmejitev med koraki giblje med 29 in 53. Vse mere očitno kažejo, da razmejevanje po bokih in prstih ne deluje. To sta tudi edini meri, ki pri levem obratu nista znali zaznati kar nekaj mej med koraki (tabela 4.3).

Preostale metode delujejo podobno dobro za mambo sliko, ne glede na plesalca, razlika med njimi pa se pokaže pri obeh obratih. Vedeti moramo, da oba obrata predstavljata zahtevnejši sliki, saj je med izvajanjem veliko drsenja nog. Zato smo takšen rezultat tudi pričakovali.

Zaradi tega se bomo v nadaljnji analizi osredotočili na tabeli 4.3 in 4.4, ki predstavljata analizo za oba obrata. Če pogledamo obe težji sliki skupaj, se izkaže, da je najboljša peta. Na levem obratu je peta po vseh merah sicer najslabša izmed treh preostalih metod, vendar kljub temu ni bistvenega odstopanja od preostalih dveh. Pri desnem obratu pa je ta mera očitno najboljša. Pri tem zaključku smo največjo težo dali najnižjemu zabeleženemu rekonstrukcijskemu faktorju. Razlog za to je naslednji. Pri naši načrtovani uporabi avtomatskega razmejevanja korakov je bolj pomembno, da ne naredimo zares grobih napak, kot pa da izjemno natančno napovedujemo prave meje. Kot prvo ne pozabimo, da so prave meje pravzaprav subjektivna ocena in kot take niso nujno prave. Kot drugo, zares groba napaka pomeni, da verjetno kasneje koraka ne bomo uspeli razpoznati (ker bomo o njem imeli napačne podatke).

Kaj točno je groba napaka je brez nadaljnje uporabe (razpoznavanje vzorcev) težko povedati. Za zdaj privzemimo, ob pomanjkanju bolj formalno utemeljene presoje, da grobo napako signalizira rekonstrukcijski faktor koraka pod 0,75. S tem v mislih smo dodatno pregledali, kakšne napake se pojavljajo pri levem obratu, kjer metoda z opazovanjem pete po naših merilih naredi vsaj eno grobo napako. Slika 4.1 prikazuje distribucijo napak merjenih z rekonstrukcijskim faktorjem za metodo opazovanja pete pri levem obratu. Izkaže se, da v 35 mejah naredi tri grobe napake. To so tudi edine opažene grobe napake te metode ne glede na tip koraka ali plesalca. Nadalje se izkaže, da se vse tri grobe napake pojavljajo pri istem koraku. Gre za specifičen korak, ki je drugačen od ostalih, ker gre za obrat, kjer je veliko drsenja obeh nog, poleg tega je korak zelo kratek in vsak zajemek veliko šteje pri napačni postavitvi meje. Ob ponovnem pregledu problematičnih posnetkov se je izkazalo, da je prišlo tudi do napak pri zajemanju podatkov, kar bomo morali v nadaljnjem delu upoštevati.

Glede na to, da ta korak izstopa, je ena izmed možnosti, da zanj pripravimo



Slika 4.1: Graf distribucije napak merjenih z Jaccardovim indeksom za metodo opazovanja pete pri levem obratu za plesalca A.

drugačno strategijo oz. skušamo metodo z opazovanjem pete na nek način korigirati, najverjetneje s pomočjo zaznavanja rotacije. To je naloga za nadaljnje delo. Delno nas tolaži dejstvo, da koraka, ki sta povezana z njim, metoda zaznava dobro.

Na podlagi teh dejstev lahko rečemo, da imamo izjemno dobre napovedi pri razmejevanju "lahkih" korakov, tudi pri začetnikih. Pri težkih korakih pa se najboljše izkaže metoda z gledanjem pete, zato to metodo tudi priporočamo.

	Absolutna napaka				Jaccardov indeks F			
	avg	median	max	MSE	F_{avg}	F_{median}	F_{min}	F_{max}
boki	4,04	3	16	26,26	0,7972	0,8085	0,4490	0,9730
gleženj	1,38	1	7	3,68	0,9272	0,9444	0,7755	1
peta	1,38	1	6	3,83	0,9279	0,9429	0,7500	1
prsti	4,02	3	16	27,11	0,7988	0,8182	0,6190	1
gleženj&peta	1,32	1	6	3,66	0,9307	0,9474	0,7755	1

Tabela 4.1: Primerjava metod za sliko mambo – plesalec A; $N = 53$ korakov

	Absolutna napaka				Jaccardov indeks F			
	avg	median	max	MSE	F_{avg}	F_{median}	F_{min}	F_{max}
boki	2,66	2	7	10,31	0,8536	0,8537	0,6944	0,9762
gleženj	1,23	1	6	2,89	0,9281	0,9333	0,7647	1
peta	1,09	1	5	2,40	0,9353	0,9459	0,8182	1
prsti	1,97	1	7	8,31	0,8880	0,9259	0,6667	1
gleženj&peta	1,03	1	6	2,51	0,9394	0,9500	0,7647	1

Tabela 4.2: Primerjava metod za sliko stranski korak – plesalec A; N = 35 korakov

	Absolutna napaka				Jaccardov indeks F			
	avg	median	max	MSE	F_{avg}	F_{median}	F_{min}	F_{max}
boki	14,08	6	89	645,34	0,4939	0,6125	0	0,9524
gleženj	1,11	1	9	5,21	0,9269	0,9608	0,5000	1
peta	1,95	1	10	9,05	0,8767	0,9231	0,5000	0,9750
prsti	5,45	6	13	41,76	0,7057	0,7327	0,2083	0,9756
gleženj&peta	1,45	1	9	6,29	0,9047	0,9480	0,5000	1

Tabela 4.3: Primerjava metod za sliko levi obrat – plesalec A; N = 35 korakov

	Absolutna napaka				Jaccardov indeks F			
	avg	median	max	MSE	F_{avg}	F_{median}	F_{min}	F_{max}
boki	7,82	5,5	22	97,18	0,6180	0,6228	0,3462	0,9545
gleženj	1,29	1	6	3,45	0,9071	0,9399	0,5000	1
peta	1,26	1	7	3,37	0,9160	0,9393	0,7692	1
prsti	9,13	3	72	425,55	0,6637	0,8145	0	0,9818
gleženj&peta	1,24	1	4	3,03	0,9161	0,9343	0,6875	1

Tabela 4.4: Primerjava metod za sliko desni obrat – plesalec A; N = 38 korakov

	Absolutna napaka				Jaccardov indeks F			
	avg	median	max	MSE	F_{avg}	F_{median}	F_{min}	F_{max}
boki	3,69	2	21	30,10	0,8117	0,8085	0,2581	0,9804
gleženj	1,69	1	5	4,59	0,8996	0,9063	0,7273	0,9808
peta	1,72	1	4	4,55	0,8997	0,9048	0,8000	1
prsti	3,03	2	8	16,00	0,8337	0,8636	0,5455	0,9545
gleženj&peta	1,69	1	5	4,66	0,8999	0,9000	0,7727	1

Tabela 4.5: Primerjava metod za sliko mambo - plesalec B; N = 29 korakov

Poglavje 5

Zaključki in nadaljnje delo

5.1 Zaključki

V pričujočem diplomskem delu smo se najprej osredotočili na pridobivanje primernih podatkov, ki jih bomo v nadaljnjem delu uporabili za učenje prepoznavanja plesnih korakov. Pri tem je potrebno biti zelo natančen, saj vsaka površnost rezultira v netočnih podatkih. Ker sistem IGS-190 vrača podatke na podlagi Zemljinega magnetnega polja, smo morali s kompasom poiskati primeren prostor, kjer smo podatke zajemali. To se je izkazalo za veliko oviro, saj je bilo na fakulteti zelo težko najti predele, kjer ne bi bilo prevelikega¹ vpliva magnetnih polj. Ključnega pomena je bila tudi sama postavitvev senzorjev na osebo. Sprva se nam je to zdelo povsem enostavno, nato pa si je postavitvev senzorjev ogledal Animazoo-jev strokovnjak, ki nam je za vsak senzor pokazal, kaj smo naredili narobe. Če bi podatke zajemali s takšno postavitvijo senzorjev, iz dobljenih podatkov ne bi mogli izvleči kaj dosti. Pri hoji so boki velikokrat zdrsnili, noge so se pogrezale in pojavljale so se rotacije, kjer jih ne bi smelo biti. Zato si je potrebno za pritrjevanje senzorjev vzeti dovolj časa in jih v miru natančno pritrditi.

Naslednja pomembnejša stvar, pri zajemu podatkov, je bila gradnja skeleta. Zavedati se moramo, da se na podlagi skeleta izračunajo vsi odmiki sklepov na telesu osebe, ki jo snemamo. Če smo pri tem opravilu površni, lahko ponovno prihaja do napak v meritvah. Pri prvem grajenju modela se je izkazalo, da smo marker na boku prestavili preveč nazaj in je bila dolžina nog zaradi tega predolga. Posledično je prihajalo do spodrsavanja bokov in napačnih podatkov o lokacijah sklepov.

¹Prevelik vpliv pomeni več kot pet stopinjsko odstopanje na kompasu.

Pravilna postavitvev senzorjev in natančna izdelava skeleta sta, poleg magnetno čistega okolja, najpomembnejši stvari pri zajemu senzorskih podatkov, zato je smiselno temu posvetiti dovolj časa. Bolje je zajeti manj točnih podatkov, kot pa veliko podatkov s hudimi napakami.

Zajete podatke smo lahko shranili v BVH formatu, ki poleg odmikov posameznih sklepov, podaja le rotacije sklepov okoli treh osi. Ker smo za naše nadaljnje delo potrebovali lokacije sklepov v prostoru, smo morali ugotoviti, na kakšen način pridemo do njih. Zapletlo se je takoj na začetku, saj se proizvajalčeva dokumentacija ni ujemala z našimi meritvami. Ob pregledu virov pa smo postajali čedalje bolj zmedeni. Ugotovili smo namreč, da ne obstaja konvencija, ki bi določala orientacije osi. Ker se nismo mogli zanesti na noben vir, smo zajeli vrsto enostavnih podatkov, kjer smo skušali izvajati rotacije le okoli ene izmed osi. Na koncu nam je usmerjenost osi le uspelo določiti, tako da za naš sistem velja, da je X os usmerjena levo od snemane osebe, Y os navzgor in Z os naprej v smeri pogleda osebe.

Pozicije sklepov v prostoru smo iz rotacijskih podatkov izračunali s pomočjo transformacijskih matrik. Glede na to, da množenje matrik ni komutativno, smo najprej morali ugotoviti v kakšnem vrstnem redu jih moramo množiti, da bomo dobili pravilne rezultate. Z drugimi besedami, ugotoviti smo morali v kakšnem vrstnem redu se aplicirajo rotacije, okoli vsake izmed osi, na dani sklep. S pomočjo testnih primerov smo ugotovili, da je pravilno zaporedje množenja $Z(\psi) \cdot X(\phi) \cdot Y(\theta)$. Dodatno smo ugotovili, da za posamezne sklepe ne velja globalni koordinatni sistem, ampak ima vsak svojega. Zato je potrebno pri izračunu pozicije posameznega sklepa upoštevati tudi transformacije vseh njemu nadrejenih sklepov.

Nadalje smo se lotili razmejevanja posameznih korakov, kjer smo predlagali pet enostavnih metod. Vse so temeljile na primerjavi višine posameznih sklepov med plesom. Rezultate razmejevanja posameznih metod smo primerjali z mejami ročnega razmejevanja, ki ga je naredil ekspert. Uspešnost metod smo med seboj primerjali na več načinov. Glede na dobljene rezultate smo najuspešnejšo metodo izbrali na podlagi izračuna Jaccardovega indeksa. Na podlagi dobljenih rezultatov smo ugotovili, da je najboljša metoda za razmejevanje tista, ki med seboj primerja višino pet na obeh nogah. Glede na to, da je bil Jaccardov indeks pri začetniku večinoma nad 80%, pri ekspertu pa nad 90%, je takšen način razmejevanja korakov verjetno zadosti dober za nadaljnje delo. Šele ko se bomo lotili učenja razpoznavanja posameznih korakov pa bomo zagotovo vedeli ali je to res ali pa je potrebno našo metodo nadgraditi. Večje odstopanje se je sicer pokazalo pri "težjih" slikah. Po natančnem pregledu rezultatov in posnetkov smo ugotovili, da je do napake vedno prišlo pri istem

koraku, ki ima veliko drsenja po tleh in tako tudi slabše meje med tem in naslednjim korakom. Pri nadaljnjem delu bomo videli, če bo za razpoznavanje tega koraka potrebna drugačna strategija.

5.2 Nadaljnje delo

Možnosti za nadaljnje delo so praktično neomejene. Kot prvi korak v tem postopku je prav gotovo učenje razpoznavanja plesnih korakov. Tu bo prav gotovo prišel v poštev DTW² algoritem[8], čigar rezultate bi uporabili kot vhodne podatke za kNN³ algoritem[5] in tako dobili najbližje sekvence iz naših primerov. Ko bomo znali razpoznavati posamezne korake, se bomo lahko lotili ugotavljanja njihovega zaporedja in razpoznavanja posamezne plesne slike. Temu bi bilo smiselno dodati še razpoznavanje ritma glasbe in ugotavljanje ali oseba pleše pravilno glede na ritem in funkcijo opozarjanja na napake.

Glede na to, da bomo znali razpoznavati posamezne korake, se lahko to znanje uporabi za zapisovanje neke vrste notnega zapisa plesa. S tem, ko bi vsakemu osnovnemu koraku določili "noto", bi lahko to uporabili za neke vrste koreografsko orodje, s pomočjo katerega bi sestavljali celotne koreografije in s pomočjo njih učili.

Nenazadnje ne smemo zanemariti niti načina komentiranja napak in podajanja človeku prijaznih navodil o zahtevnih gibih. Učencu bomo namreč morali znati na enostaven način povedati, kaj je naredil narobe in kako lahko to odpravi. Vseh napak namreč ne moremo vnaprej predvideti, zato je potrebno neke vrste avtomatsko generiranje takšnih navodil.

²DTW je kratica za Dynamic Time Warping algoritem, ki meri podobnosti med dvema sekvencama.

³kNN je kratica za k-Nearest Neighbour algoritem, ki na podlagi vhodnih podatkov poda k najbližjih podatkov.

Dodatek A

Primer BVH dokumenta

```
HIERARCHY
ROOT Hips
{
  OFFSET 0.000000 0.000000 0.000000
  CHANNELS 6 Xposition Yposition Zposition Zrotation Xrotation Yrotation
  JOINT LeftUpLeg
  {
    OFFSET 9.303410 -9.943084 -1.682872
    CHANNELS 3 Zrotation Xrotation Yrotation
    JOINT LeftLeg
    {
      OFFSET -1.683426 -40.670986 0.929576
      CHANNELS 3 Zrotation Xrotation Yrotation
      JOINT LeftFoot
      {
        OFFSET 0.000006 -42.532301 -3.388868
        CHANNELS 3 Zrotation Xrotation Yrotation
        JOINT LeftFootHeel
        {
          OFFSET 0.812011 -4.938293 -4.507471
          CHANNELS 3 Zrotation Xrotation Yrotation
          End Site
          {
            OFFSET 1.649607 0.317505 15.437345
          }
        }
      }
    }
  }
}
```

```

    }
  }
}
JOINT RightUpLeg
{
  OFFSET   -9.303410  -9.943084  -1.682872
  CHANNELS 3 Zrotation Xrotation Yrotation
  JOINT RightLeg
  {
    OFFSET   1.683426 -40.670986  0.929576
    CHANNELS 3 Zrotation Xrotation Yrotation
    JOINT RightFoot
    {
      OFFSET   -0.000006  -42.532301  -3.388868
      CHANNELS 3 Zrotation Xrotation Yrotation
      JOINT RightFootHeel
      {
        OFFSET   -0.812011  -4.938293  -4.507471
        CHANNELS 3 Zrotation Xrotation Yrotation
        End Site
        {
          OFFSET   -1.649607  0.317505  15.437345
        }
      }
    }
  }
}
}
JOINT Spine
{
  OFFSET   0.000000  10.354793  0.578551
  CHANNELS 3 Zrotation Xrotation Yrotation
  JOINT Spine1
  {
    OFFSET   0.000000  9.999726  -0.385785
    CHANNELS 3 Zrotation Xrotation Yrotation
    JOINT LeftShoulder
    {
      OFFSET   5.718861  23.917072  -1.707070
      CHANNELS 3 Zrotation Xrotation Yrotation
    }
  }
}

```

```

JOINT LeftArm
{
  OFFSET  11.599621  -2.311758  -1.431793
  CHANNELS 3 Zrotation Xrotation Yrotation
  JOINT LeftForeArm
  {
    OFFSET  2.439751 -30.802579  -1.381798
    CHANNELS 3 Zrotation Xrotation Yrotation
    JOINT LeftHand
    {
      OFFSET  3.688994 -25.225020  7.159955
      CHANNELS 3 Zrotation Xrotation Yrotation
      End Site
      {
        OFFSET  -4.193819  -14.855393  0.045450
      }
    }
  }
}
JOINT RightShoulder
{
  OFFSET  -5.718861  23.917072  -1.707070
  CHANNELS 3 Zrotation Xrotation Yrotation
  JOINT RightArm
  {
    OFFSET  -9.509709  -1.916064  -1.431793
    CHANNELS 3 Zrotation Xrotation Yrotation
    JOINT RightForeArm
    {
      OFFSET  -4.529658  -31.198311  -1.381798
      CHANNELS 3 Zrotation Xrotation Yrotation
      JOINT RightHand
      {
        OFFSET  -3.688994  -25.225020  7.159955
        CHANNELS 3 Zrotation Xrotation Yrotation
        End Site
        {
          OFFSET  4.193819 -14.855393  0.045450
        }
      }
    }
  }
}

```


Slike

2.1	Animazoo IGS-190 MOCAP sistem	7
2.2	Postavitev senzorjev na telesu	9
2.3	Kockasta konstrukcija	11
2.4	Postavitev osebe v kocki, ko gleda naravnost (leva slika) in ko je za 90 stopinj obrnjena v levo stran (desna slika).	11
2.5	Postavitev markerjev na osebo s pomočjo programa Autocal.	12
2.6	Skelet privzete oblike (levo) in skelet snemane osebe (desno)	13
2.7	Hierarhija senzorjev.	14
2.8	Gibanje okoli posamezne osi	16
2.9	Orientacija osi	17
3.1	Apliciranje rotacije levega kolka okoli osi Y in nato Z (levo) ter apliciranje rotacije okoli osi Z in nato okoli Y (desno).	20
3.2	Odmik korena od izhodišča koordinatnega sistema.	23
3.3	Koordinatni sistem komolca v začetni poziciji (levo) in koordinatni sistem komolca po rotaciji ramena (desno).	24
4.1	Graf distribucije napak merjenih z Jaccardovim indeksom za metodo opazovanja pete pri levem obratu za plesalca A.	30

Tabele

2.1	Pozicije senzorjev in njihova pripadnost gručam.	10
4.1	Primerjava metod za sliko mambo – plesalec A; N = 53 korakov	30
4.2	Primerjava metod za sliko stranski korak – plesalec A; N = 35 korakov	31
4.3	Primerjava metod za sliko levi obrat – plesalec A; N = 35 korakov	31
4.4	Primerjava metod za sliko desni obrat – plesalec A; N = 38 korakov	32
4.5	Primerjava metod za sliko mambo - plesalec B; N = 29 korakov	32

Literatura

- [1] Animazoo. *IGS Engineer's Manual*, software version 8.0 edition, July 2007.
- [2] Animazoo, Quayside Offices, Brighton. *IGS-190 Basic User's Guide*, software v9, hardware v3.0 thru v5.1 edition, June 2009.
- [3] James Arvo, editor. *Graphics Gems II*, chapter Decomposing a matrix into simple transformations, pages 320–323. The Graphics Gems Series. Academic Press, Inc., 1991.
- [4] Ivan Bratko, Peter Tancig, and Simona Tancig. Detection of positional patterns in chess. *ICCA Journal*, 7(2):63–73, 1984.
- [5] Thomas M. Cover and Peter E. Hart. Nearest neighbor pattern classification. *Information Theory, IEEE Transactions on*, 13(1):21–27, 1967.
- [6] Alex Diplock. *Animazoo Mocal Systems Practical Guide*. Animazoo, 3 edition, September 2009.
- [7] Paul Jaccard. Distribution de la flore alpine dans le bassin des dranses et dans quelques régions voisines. *Bulletin de la Société Vaudoise des Sciences Naturelles*, 37:241–272, 1901.
- [8] Meinard Müller. Dtw-based motion comparison and retrieval. In *Information Retrieval for Music and Motion*, pages 211–226. Springer Berlin Heidelberg, 2007.