

Univerza
v Ljubljani
Fakulteta
*za gradbeništvo
in geodezijo*

*Janova 2
1000 Ljubljana, Slovenija
telefon (01) 47 68 500
faks (01) 42 50 681
fgg@fgg.uni-lj.si*



Univerzitetni program Geodezija,
smer Prostorska informatika

Kandidat:

Marko Praprotnik

Prepoznavanje premikov iz digitalnih slik za določitev gibanja

Diplomska naloga št.: 695

Mentor:

doc. dr. Mojca Kosmatin Fras

Somentor:

mag. Tomaž Gvozdanovič

Ljubljana, 27. 10. 2006

STRAN ZA POPRAVKE, ERRATA

Stran z napako

Vrstica z napako

Namesto

Naj bo

IZJAVA O AVTORSTVU

Podpisani **MARKO PRAPROTNIK** izjavljam, da sem avtor diplomske naloge z naslovom:
**»PREPOZNAVANJE PREMICOV IZ DIGITALNIH SLIK ZA DOLOČITEV POTI
GIBANJA«.**

Izjavljam, da prenašam vse materialne avtorske pravice v zvezi z diplomsko nalogo na UL,
Fakulteto za gradbeništvo in geodezijo.

Ljubljana, 30. 9. 2006

BIBLIOGRAFSKO-DOKUMENTACIJSKA STRAN IN IZVLEČEK

UDK:	528.7 (043.2)
Avtor:	Marko Praprotnik
Mentor:	doc. dr. Mojca Kosmatin Fras
Somentor:	mag. Tomaž Gvozdanović, univ.dipl.inž.geod.
Naslov:	Prepoznavanje premikov iz digitalnih slik za določitev poti gibanja
Obseg in oprema:	95 str., 57 sl., 6 pregl., 24 en., 2 pril.
Ključne besede:	digitalne slike, prepoznavanje razlik v zaporedju slik, sledenje objektov

Izvleček:

Za premikajoče objekte moramo informacijo o lokaciji objekta opremiti s časovno komponento, s čimer dobimo pot gibanja. Izziv, s katerim se pri tem soočimo, je avtomatizacija odkrivanja gibanja in lociranja objektov. Za daljinsko lociranje nesignaliziranih objektov poznamo v fotogrametriji preizkušeno tehniko stereo izvedenja. Če objekt v nekem časovnem intervalu posnamemo s serijo stereoparov, lahko za vsak trenutek tega intervala določimo lokacijo objekta. Smiselnost ročne določitve homolognih točk je ob velikem naboru stereoparov vprašljiva, zato je potrebno preučiti možnosti avtomatizacije z obdelavo digitalnih slik. V nalogi so opisane lastnosti digitalnih slik in teoretični pristopi detekcije ter sledenja objektov. V okviru praktičnega dela diplome sem izdelal preizkusni program za avtomatsko detekcijo objektov in določitev njihovih homolognih točk. Pri obdelavi testnih posnetkov se je izkazalo, da program deluje dobro, razen v primeru prekrivanja objektov, slabega kontrasta objektov z ozadjem ali netogih objektov.

BIBLIOGRAPHIC-DOCUMENTALISTIC INFORMATION

UDK: 528.7 (043.2)
Author: Marko Praprotnik
Supervisor: Assist.Prof.Dr. Mojca Kosmatin Fras
Co-Supervisor: M.Sc. Tomaž Gvozdanović, B.Sc. Geod.
Title: Movement detection from digital images for object tracking
Notes: 95 pag., 57 pic., 6 ta., 24 eq., 2 app.
Keywords: digital images, image change detection, object tracking

Abstract:

Spatial information of moving objects has to be coupled with time code and the result is motion path. We face the challenge to automate the process of detecting and locating moving objects. Photogrammetry offers a proven technique to locate objects, called stereo restitution. If we record an object in a certain time period with a sequence of pairs of stereo images, we can determine the object location for every instance during that time period. Setting homologous points for a large sequence of stereo images by hand is unpractical, leading us to research possibilities for automation with digital image processing. In this work I describe features of digital images and theoretical solutions for object detection and tracking. For this purpose I also wrote a test software for automatic object detection and setting of their homologous points. Our sample video clips showed that the application works fine, except when encountering object overlay, low background to object contrast or non-rigid objects.

ZAHVALA

Za nasvete in pomoč bi se rad zahvalil mentorici doc. dr. Mojci Kosmatin Fras, somentorju mag. Tomažu Gvozdanoviću, Roku Vezočniku, univ. dipl. inž. geod., Urošu Ranflu, univ. dipl. inž. geod. in drugim sodelavcem v DFG CONSULTING d.o.o.

Zahvaljujem se tudi staršema, ki sta me ves čas študija podpirala v vseh pogledih.

KAZALO VSEBINE

1	UVOD	1
2	DIGITALNA SLIKA	3
2.1	Uvod	3
2.2	Nastanek digitalne slike v digitalni kameri	4
2.2.1	Obdelava slikovnih podatkov v kameri	4
2.3	Kakovost digitalne fotografije in vrste napak	6
2.3.1	Kakovost piksla	7
2.3.2	Šum	7
2.3.3	Ostritveni obroči	8
2.3.4	Dinamični razpon barv	9
2.3.5	Kromatična aberacija	10
3	PREPOZNAVANJE SPREMEMB MED SLIKAMI	12
3.1	Uvod	12
3.2	Namen in definiranje problema	13
3.3	Priprava digitalnih slik	14
3.3.1	Geometrične nastavitve	14
3.3.2	Radiometrične nastavitve	14
3.3.2.1	Normalizacija jakosti	15
3.3.2.2	Homomorfno filtriranje	15
3.3.2.3	Druge radiometrične nastavitve	16
3.4	Preprosto odštevanje slik	17

3.5	Statistične metode	17
3.5.1	Test statistične značilnosti	19
3.5.2	Test verjetnostnih razmerij	19
3.5.3	Mešani verjetnostni model	20
3.6	Napovedovalni modeli	21
3.6.1	Prostorski modeli	21
3.6.2	Časovni modeli	22
3.7	Modeli senčenja	23
3.8	Modeliranje ozadja	24
3.9	Stanovitnost maske sprememb	25
4	SLEDENJE OBJEKTOV	26
4.1	Uvod	26
4.2	Namen in definiranje problema	26
4.3	Sledenje površin	27
4.3.1	Funkcija navzkrižne razlike modulov	28
4.3.2	Navzkrižna korelacija	29
4.3.3	Podpikselska navzkrižna korelacija	29
4.3.4	Ujemanje po metodi najmanjših kvadratov	30
4.4	Sledenje orisov	31
4.5	Sledenje potez	31
4.6	Sledenje z uporabo modelov	32
4.6.1	Sledenje z modeli prožnih objektov	33
4.6.2	Sledenje z modeli togih objektov	33
5	IZDELAVA 3D POTI GIBANJA OBJEKTA	34

5.1	Izbira objektne točke	34
5.2	Presek žarkov	36
6	PRAKTIČEN PRIMER PREPOZNAVANJA PREMIKOV IN DOLOČITVE POTI GIBANJA	38
6.1	Uvod	38
6.2	Podatki	38
6.2.1	Snemalni sistem in video	38
6.2.1.1	Kalibracija kamer	38
6.2.1.2	Ločljivost piksla	41
6.2.2	Snemanje	44
6.3	Aplikacija BgSubtract	47
6.3.1	Prepoznavanje premikov	49
6.3.1.1	Prepoznavanje premikov z odštevanjem ozadja	50
6.3.2	Sledenje	55
6.3.3	Uporabniški vmesnik	58
6.4	Rezultati	60
6.4.1	Relativna orientacija	60
6.4.2	Presek žarkov in vizualizacija 3D poti gibanja	62
6.4.3	Analiza rezultatov	63
7	ZAKLJUČEK	75
	VIRI	77
	PRILOGE	78

KAZALO preglednic

Preglednica 1: Izračun prostorske ločljivosti	43
Preglednica 2: Rezultati relativne orientacije stereoparov	61
Preglednica 3: Končne vrednosti relativne orientacije	62
Preglednica 4: Izračun novega merila	62
Preglednica 5: Prenos natančnosti za eno izmed točk poti gibanja	67
Preglednica 6: Prenos natančnosti s koordinatami različnih točk	67

KAZALO SLIK

Slika 1: CCD senzor sestavljajo foto diode, ki zaznavajo tri osnovne barve (rdečo, zeleno in modro)	4
Slika 2: Učinek Bayerjeve interpolacije	5
Slika 3: 2x2 kvadrat kot rezultat Bayerjeve interpolacije	5
Slika 4: Levo je slika s slabo nastavljeno belino, desno pa je korigirana slika	6
Slika 5: Primerjava slik z veliko (levo) in malo (desno) šuma	7
Slika 6: Programsko ostrenje lahko privede do pojava ostritvenih obročev (prirejeno po Bockaert, 2004)	8
Slika 7: Ostrenje – rdeče črte predstavljajo širino robu, zelene označujejo ostritveni obroč (prirejeno po Bockaert, 2004)	9
Slika 8: Omejeni dinamični razpon kamere preprečuje zajem vseh detajlov (prirejeno po Bockaert, 2004)	10
Slika 9: Primera kromatične aberacije (Bockaert, 2004)	10
Slika 10: Različni vzroki za spremembe v sliki (prirejeno po Radke in sod., 2005)	12
Slika 11: Vhodni sliki in maska sprememb	17
Slika 12: Dva pristopa operiranja z okolico piksla x (Radke in sod., 2005)	18
Slika 13: Slika z objekti, prekrita z masko sprememb	27
Slika 14: Primeri objektnih točk	35
Slika 15: Stereomodel (prirejeno po Vezočnik, 2006)	36
Slika 16: Grafični prikaz distorzije objektiva	39
Slika 17: Kalibracijski posnetki	39
Slika 18: Meritve na fasadi	40
Slika 19: Slika brez in s korekcijo distorzije	40
Slika 20: Izračun zornega kota kamere	41
Slika 21: Z oddaljenostjo senzorja od objekta se njegova prostorska ločljivost manjša	42
Slika 22: Izračun prostorske ločljivosti	43
Slika 23: Snemalni sistem s kamerama XM1 (sredinski drog je namenjen pričvrstitvi GPS antene)	44
Slika 24: Posnetek A	45
Slika 25: Posnetek B	45
Slika 26: Posnetek C, stereo	46
Slika 27: Posnetek D, stereo	46
Slika 28: Posnetek E, stereo	47

Slika 29: Celoten postopek izdelave in vizualizacije 3D poti gibanja objekta	48
Slika 30: Odštevanje zaporednih slik	49
Slika 31: Postopek prepoznavanja premikov	50
Slika 32: Primer efekta nizkopropustnega filtra	50
Slika 33: Primer razporeditve uteži v nizkopropustnem filtru (sredinski piksel je objekt filtriranja)	51
Slika 34: Odštevanje kanalov in končna slika razlik	52
Slika 35: Binarizirane slike narejene z različnimi pragovi	52
Slika 36: Učinek median filtra različnih dimenzij	53
Slika 37: Maska sprememb z grafičnim prikazom analize mehurčkov posnetka C	54
Slika 38: Odcep oblaka od oklepnega vozila	55
Slika 39: Primer gibanja vzorca po iskalnem oknu	56
Slika 40: Procedura sledenja	57
Slika 41: Vnos parametrov ob zagonu aplikacije BgSubtract	59
Slika 42: Izpisovanje podatkov med delovanjem	59
Slika 43: Določitev homolognih točk v DOG-u	61
Slika 44: Pogled na 3D pot iz različnih perspektiv	63
Slika 45: Nihanje težišča v smeri Y osi	63
Slika 46: Gibanje težišča po y osi v zaporednih slikah	64
Slika 47: Naklon poti	64
Slika 48: Tlorisen pogled na pot z vizualizacijo kvadrata in primerjavo s 4-vogalnim približkom	65
Slika 49: Balon prilepljen na tanko vrvico	68
Slika 50: Premikanje balona nad kvadratom	69
Slika 51: Pot gibanja balona iz perspektive kamer	69
Slika 52: Pogled na pot gibanja s strani	70
Slika 53: Tloris poti gibanja balona (in približek poti na desni strani)	70
Slika 54: Vpliv spremembe rotacijskih parametrov RO za ± 2 grada – tloris	71
Slika 55: Vpliv spremembe rotacijskih parametrov RO za ± 2 grada – stranski ris	72
Slika 56: Primerjava tlorisov poti gibanja balona (belo) in hoje (rdeče)	72
Slika 57: Primerjava pikseljskih težišč hoje in balona	73

1 UVOD

V okviru Ciljnega raziskovalnega programa »Znanje za varnost in mir 2004 - 2010« je bil razpisan projekt »Razvoj metod in sistemov za slikanje terena ter detekcijo in razpoznavanje tarč« (v nadaljevanju CRP Tarče). Naročnik je za nosilno raziskovalno organizacijo izbral Fakulteto za Gradbeništvo in geodezijo, Oddelek za geodezijo, kot sodelujoča raziskovalna organizacija pa je nastopilo tudi podjetje DFG CONSULTING d.o.o.

V okviru projekta mi je mentorica, doc. dr. Mojca Kosmatin Fras, ponudila raziskovalno nalogo na temo avtomatskega odkrivanja tarč na podlagi gibanja. Diplomsko nalogo sva si zastavila kot preizkus metod odkrivanja in lociranja premikajočih se tarč s pomočjo obdelave digitalnih slik. V okviru projekta je svojo diplomsko nalogo izdelal tudi kolega Rok Vezočnik, univ. dipl. inž. geod., z naslovom Avtomatizacija relativne orientacije stereopara (Vezočnik, 2006). Izdelavo praktičnega dela in strokovno pomoč nama je omogočil mag. Tomaž Gvozdanović iz podjetja DFG CONSULTING d.o.o. (v nadaljevanju DFG).

Digitalne slike same po sebi ne dajejo informacije o lokaciji in obliki tarče. Ker sem se v diplomski nalogi omejil na odkrivanje gibajočih se tarč, sem lahko za odkrivanje uporabil prepoznavanje premikov oz. sprememb med slikami. Samo gibanje tarče zahteva tudi implementacijo sledenja tarč za konsistentno identificiranje skozi celotno zaporedje slik. Za namen lociranja tarče in izdelavo poti gibanja lahko s fotogrametrično tehniko stereo snemanja določimo 3D pozicijo tarče za vsak stereopar v zaporedju slik.

Poglavja od 2 do 5 obsegajo teoretična izhodišča, potrebna za razumevanje problematike. V teh poglavjih predstavim:

- lastnosti digitalnih slik,
- problematiko in metode prepoznavanja premikov,
- problematiko in metode sledenja objektov,
- teorijo pri izdelavi 3D poti iz stereo posnetkov.

Za praktični del sem na podjetju DFG naredil preizkusni program za avtomatsko prepoznavanje premikov in sledenje. Podjetje DFG ponuja fotogrametrične storitve, imajo pa tudi lastno fotogrametrično programsko opremo. Tako sem pri razvoju imel na uporabo

tehnično opremo in že narejene algoritme za operacije z rastrskimi slikami, za delo s polji, koordinatami, okvirji in procedure različnih tehnik slikovnega ujemanja. Na voljo sem imel tudi programe za določitev relativne orientacije in izračun preseka žarkov. Celoten praktični del je zaobjet v 6. poglavju. V njem pišem o:

- celotnem postopku nastanka 3D poti gibanja,
- delovanju programa za prepoznavanje premikov in sledenje,
- snemalnem sistemu, ki sem ga uporabljal in o nastalih posnetkih,
- analizi rezultatov in uporabnosti takšne aplikacije.

Diplomsko nalogo zaključim s povzetkom rezultatov in dognanji v 7. poglavju.

Tehnike in metode odkrivanja in lociranja so uporabne tudi v civilne namene, kot je na primer video nadzor. Ker ima beseda tarča vojaški prizvok, v diplomski nalogi uporabljam termin objekt. Gre za dokaj novo tehnologijo, zato bom poskusil v nadaljevanju tematiko predstaviti čim bolj celovito.

2 DIGITALNA SLIKA

2.1 Uvod

Fotografijo lahko opišemo kot zvezno funkcijo $F(x, y)$, kjer sta koordinati x, y prostorski spremenljivki, funkcijska vrednost (amplituda) pa je tonska jakost. Na digitalni sliki je zvezna funkcija diskretizirana po prostorskih spremenljivkah in po amplitudi. Rezultat, diskretno funkcijo $f(x, y)$, imenujemo digitalna slika. Proces diskretiziranja prostorskih spremenljivk $\Delta x, \Delta y$ imenujemo vzorčenje, diskretiziranje amplitude g pa imenujemo kvantiziranje. Diskretni element $\Delta x, \Delta y$ imenujemo piksel, Δg pa imenujemo sivinska vrednost. Digitalno sliko lahko tako opišemo z $f(\Delta x \cdot i, \Delta y \cdot j; i = 0, \dots, N - 1, j = 0, \dots, M - 1)$, kjer sta i, j naslov piksla, N število vrstic in M število stolpcev (Schenk, 1999).

Digitalne slike lahko klasificiramo glede na tip in sestavo vrednosti pikslov (Wikipedia, 2006):

- binarne,
- sivinske,
- barvne,
- več-spektralne,
- tematske.

Barvne slike, s katerimi imamo danes največ opravka, so sestavljene iz t.i. osnovnih barv. Barvni kanal je v tem kontekstu sivinska slika enakih dimenzij kot barvna slika, sestavljena pa je iz vrednosti le ene od primarnih barv. Najbolj razširjene so barvne slike sestavljene iz rdečega, zelenega in modrega (RGB) barvnega kanala, lahko pa je barvna slika sestavljena iz druge kombinacije osnovnih barv (in s tem barvnih kanalov).

Digitalne podobe lahko kreiramo z različnimi vhodnimi napravami in tehnikami, kot so digitalne kamere (fotografske in video), optični čitalniki, digitalizatorji, radarji in drugimi. Lahko jih tudi sintetiziramo iz poljubnih neslikovnih podatkov, kot so recimo matematične funkcije.

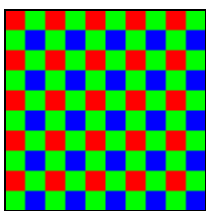
V nadaljnjem besedilu me zanima predvsem obdelava in uporaba barvnih digitalnih slik pridobljenih iz digitalne kamere.

2.2 Nastanek digitalne slike v digitalni kameri

Od opazovanih objektov odbita svetloba v kamero vstopi skozi objektiv in pade na svetlobno občutljiv senzor. Senzor sestavlja polje na svetlobo občutljivih foto diod (piksli), ki merijo jakost svetlobe. Glede na način sestave in delovanja foto diod v senzorju, lahko ločimo med naslednjimi vrstami senzorjev (Bockaert, 2004):

- senzorji s pasivnimi piksli – CCD senzorji,
- senzorji z aktivnimi piksli – CMOS in sorodni senzorji,
- Foveon senzorji.

Najstarejša tehnologija je tehnologija CCD in je trenutno še vedno najbolj razširjena.



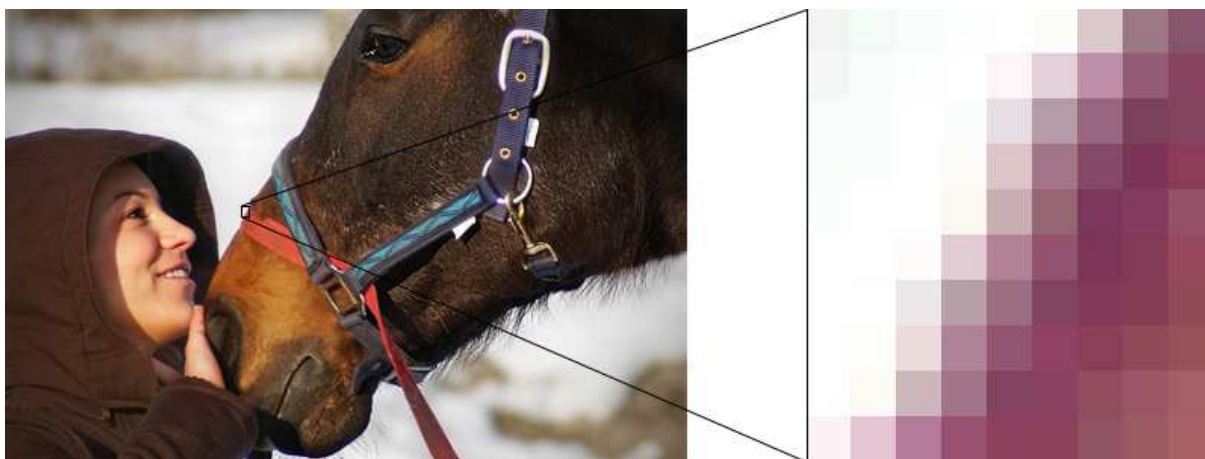
Slika 1: CCD senzor sestavljajo foto diode, ki zaznavajo tri osnovne barve (rdečo, zeleno in modro)

Ne glede na tip, nam senzorji predstavljajo medij za pretvorbo energije svetlobe preko električne napetosti v računalniku razumljiv digitalni zapis. Ponavadi pa to ni končna oblika digitalne slike, kakršno dobimo iz digitalne kamere, saj le te pred hranjenjem na pomnilniški medij slike obdelajo.

2.2.1 Obdelava slikovnih podatkov v kameri

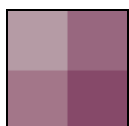
Senzor sestavlja mreža fotodiod, ki zaznavajo različne osnovne barve (izjema so senzorji proizvajalca Foveon). Na Slika 1 vidimo CCD senzor z danes najbolj razširjenim vzorcem barvnih filtrov imenovanim GRGB (ang. Green, Red, Green, Blue). Posamezen piksel na CCD senzorju zazna le jakost ene od treh osnovnih barv. Fotodiod za rdečo in modro barvo je le pol toliko kot fotodiod za zeleno barvo, ker je človeško oko najbolj občutljivo na zeleni del

barvnega spektra (Bockaert, 2004). Vrednosti oz. barve pikslov v digitalni sliki je zato potrebno interpolirati. Interpolacija povzroči v digitalni sliki pojav nazobčanosti in zmanjšanje ostrine, kar je dobro vidno na robovih, še posebej če sta barvi zelo različni.



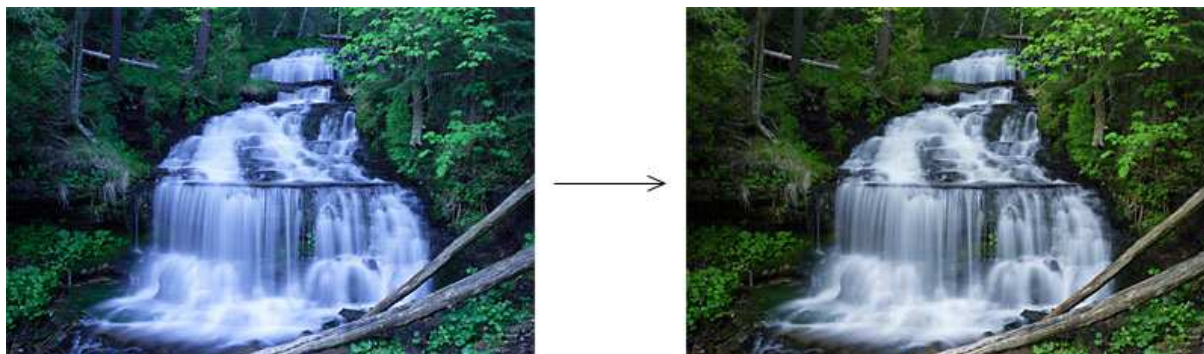
Slika 2: Učinek Bayerjeve interpolacije

Efekt je dobro viden na Slika 2, kjer sem sliko 32 krat povečal. Na povečavi so prepoznavni 2x2 kvadrati Bayerjeve interpolacije.



Slika 3: 2x2 kvadrat kot rezultat Bayerjeve interpolacije

Naslednji korak je nastavitev beline v sliki. Različni izvori svetlobe imajo različne barve, zaradi česar lahko objekt vidimo v različnih barvnih tonih. Običajno naše oči kompenzirajo svetlobne pogoje različnih barv, kamere pa imajo za to vgrajene algoritme, ki delujejo bolj ali manj uspešno. Če kamera nastavi belino napačno, je rezultat ponavadi poleg zmanjšane estetske vrednosti tudi zmanjšan kontrast v vsaj enem od barvnih kanalov slike, kar lahko pri nekaterih avtomatskih algoritmi povzroči slabše delovanje.



Slika 4: Levo je slika s slabo nastavljenjo belino, desno pa je korigirana slika

Kamera nato na sliki skuša odstraniti šum in jo izostriti. Odstranjevanje šuma posledično zmanjša nivo detajlov v sliki, ostritev v naslednjem koraku pa poudari lokalni kontrast v preostalih detajlih.

Zadnja operacija pred zapisom na pomnilniški medij je kompresija slike. Kamere za domačo uporabo uporabljajo kompresijo z izgubo kakovosti (ang. »lossy compression«). Izguba kakovosti je seveda odvisna od stopnje kompresije, v vsakem primeru pa izgubimo del barvnih informacij in finega detajla.

2.3 Kakovost digitalne fotografije in vrste napak

Že v prejšnjem poglavju sem nakazal, da digitalna fotografija ni popolna slika svetlobe, ki pade na senzor. V fotogrametriji podatke zajemamo s fotoaparati, zato je nujno, da se zavedamo kakšne so pomanjkljivosti naših merskih podatkov. Merski fotoaparati, namenjeni fotogrametričnim snemanjem, so vrhunske kakovosti, zaradi česar so rezultati lahko brez napak ali pa so napake zanemarljive. Pomanjkljivosti, ki jih bom predstavil, so značilne za nemerske fotoaparate in video kamere, kakršno sem za izdelavo praktičnega dela te naloge uporabljal tudi sam.

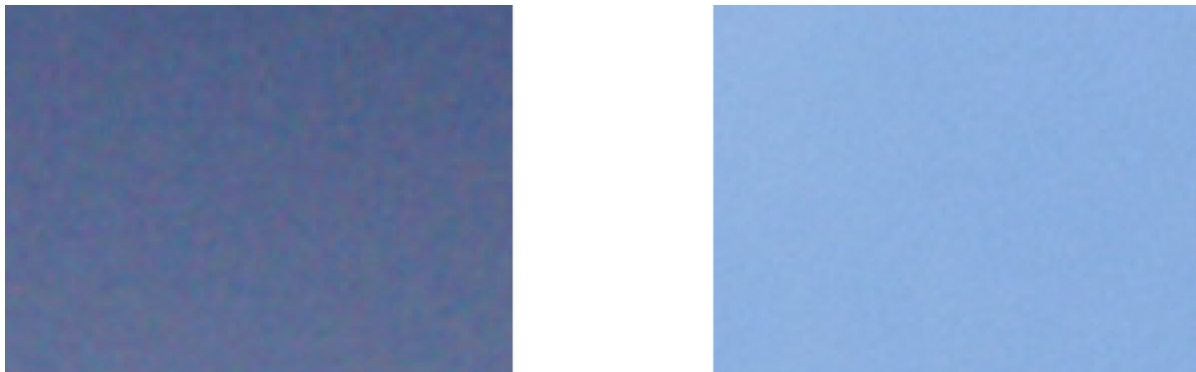
Človeški vid je zelo zmogljiv, zato večino pomanjkljivosti v sliki ne opazimo. Tudi naše oči ne posredujejo popolne slike, vendar marsikatero pomanjkljivost izjemno učinkovito kompenzira naš vidni korteks. Naši možgani odstranijo tudi marsikatero napako v foto (in video) posnetkih, katerih se posledično niti ne zavedamo (Schenk, 1999). V naslednjih podpoglavjih bom predstavil še nekaj pomanjkljivosti digitalnih posnetkov, ki nastanejo zaradi tehnoloških omejitev ali so rezultat obdelave v kameri.

2.3.1 Kakovost piksla

Število »megapikslov« ni edini podatek o kakovosti digitalnega posnetka, pomembna je tudi kakovost vrednosti posameznih pikslov. Kakovost vrednosti piksla lahko opišemo kot kombinacijo geometrične natančnosti, barvne natančnosti, dinamičnega razpona barv, šuma in napak. Kakovost vrednosti piksla je odvisna od števila foto detektorjev, ki so bili uporabljeni za njeno določitev, od kakovosti kombinacije objektiva in senzorja, velikosti foto diod, kakovosti komponent v kameri, naprednosti algoritmov v kameri, uporabljenega datotečnega zapisa itd.

2.3.2 Šum

Šum v digitalnih posnetkih je ekvivalent sikanju in pokanju, ki ga slišimo ob slabem radijskem sprejemu in podoben »sneženju«, ki ga vidimo ob slabem prenosu TV signala. Nastane v senzorju in je viden kot običajno barvni valoviti ali zrnasti vzorec. Šum je očesu najbolj viden na površinah z malo detajli, kot je recimo nebo:



Slika 5: Primerjava slik z veliko (levo) in malo (desno) šuma

Vzrok je šum v senzorju. Če bi poljubni piksel na senzorju večkrat osvetlili z enako količino svetlobe, bi dobljene vrednosti piksla ne bile enake, temveč bi kazale majhno statistično variacijo. Tudi brez vpadne svetlobe bo električna aktivnost samega senzorja ustvarila nekaj neželenega signala (šum), ki se razlikuje med piksli in se spreminja časovno.

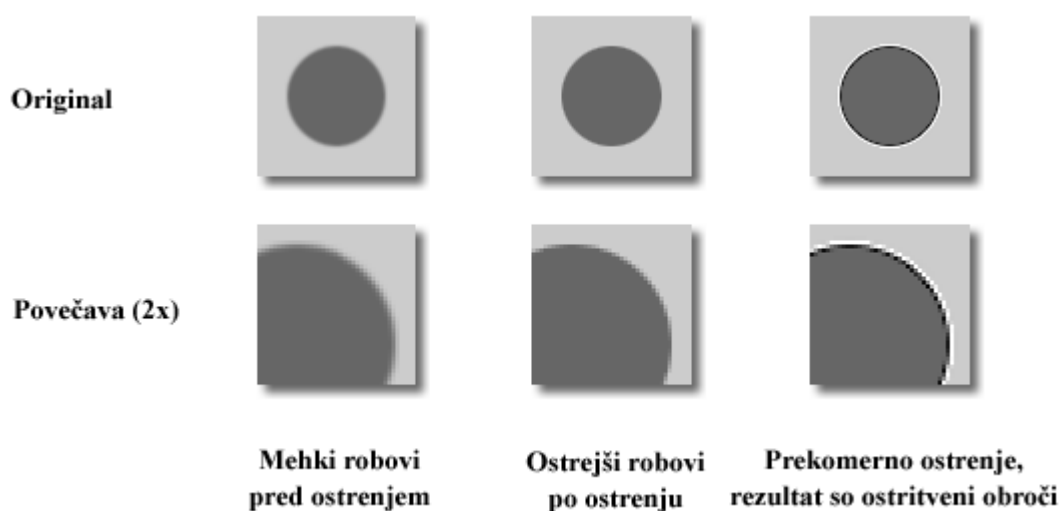
Posledica je šum v sliki. Šum v barvnih digitalnih slikah je najbolj izrazit v rdečem kanalu, kateremu sledi modri kanal, najmanj pa je opazen v zelenem kanalu. S prostim očesom najlaže opazimo šum na monotonih površinah (tudi v sencah), čeprav je v enaki meri prisoten

v vseh delih slike. Šum v sliki narašča z občutljivostjo senzorja in temperaturo senzorja v času nastanka posnetka. Šum je odvisen tudi od velikosti foto detektorjev na senzorju – manjši senzorski piksli ustvarijo več šuma v slikah.

Spreminjanje vrednosti piksla zaradi šuma preprost algoritem prepoznavanja sprememb ne loči od realnih sprememb na prizorišču, zato je običajno potreben predhoden korak odstranitve šuma.

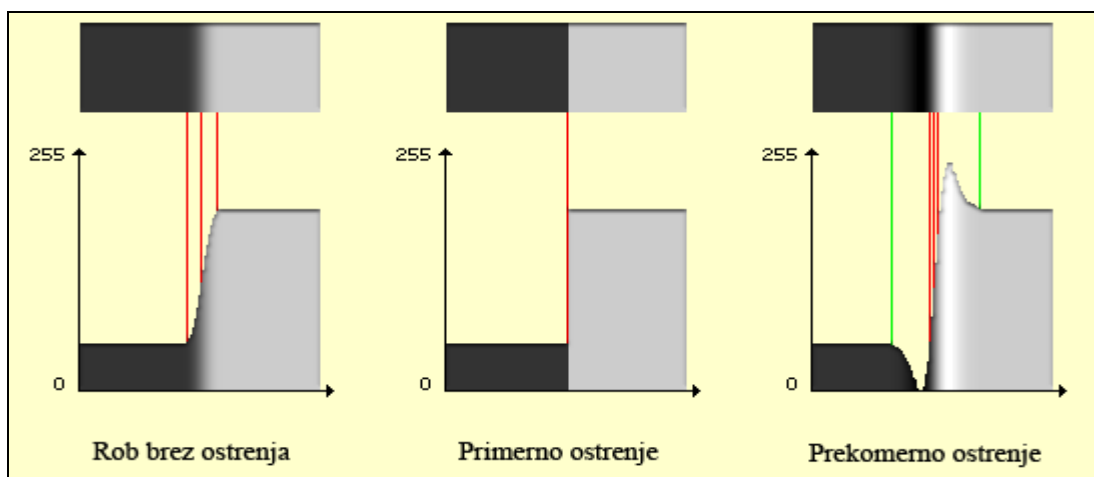
2.3.3 Ostritveni obroči

Obstajata dve vrsti ostrine in pomembno je, da ju znamo ločiti. Optična ostrina je definirana s kakovostjo objektiva in senzorja. Programska ostrina pa ustvari optično iluzijo ostrine s tem, da naredi robove bolj kontrastne. Programska ostrina pomaga navidezno poudariti detajle, ki jih je zajel senzor, ne more pa ustvariti detajlov, ki so izven dosega ločljivosti kamere.



Slika 6: Programsko ostrenje lahko privede do pojava ostritvenih obročev (prirejeno po Bockaert, 2004)

Slika 6 kaže, da zmerno programsko ostrenje ustvari čistejše linije v primerjavi z originalom. Prekomerno ostrenje ustvari ostritvene obroče, ki dajo videz umetne ostrine. Delovanje programskega ostrenja in nastanek ostritvenih obročev je nazorno predstavljena v spodnjih slikah s histogrami:



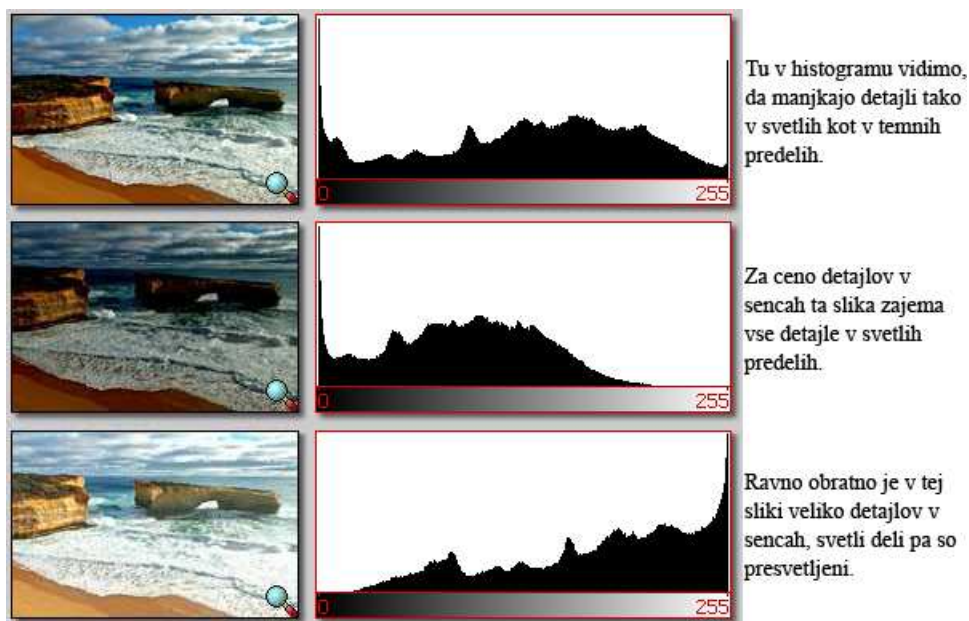
Slika 7: Ostrenje – rdeče črte predstavljajo širino robu, zelene označujejo ostritveni obroč (prirejeno po Bockaert, 2004)

Vse kamere, zaradi zmanjševanja učinka interpolacije senzorjevih osnovnih barv, uporabljajo programsko ostrenje. Predvsem v kamerah za domačo uporabo pa je ostrenje pogosto tako močno, da se pojavijo tudi ostritveni obroči.

Algoritmi prepoznavanja sprememb lahko močne ostritvene obročje obravnavajo kot del objekta, zaradi česar lahko dobimo napačne informacije o obliki in velikosti. Dodaten problem je, da je jakost ostritvenega obroča odvisna od kontrasta med objektom in ozadjem, tako lahko na primer dobimo močan efekt ostritvenega obroča na vrhu objekta in zanemarljiv efekt ostritvenega obroča na dnu objekta. V takšnem primeru bi algoritem prepoznavanja sprememb napačno interpretiral lokacijo objekta na posnetku.

2.3.4 Dinamični razpon barv

Kamere s širokim dinamičnim razponom barv lahko posnamejo detajle v sencah, na srednje svetlih predelih in na zelo svetlih predelih. Kot se morajo naše oči ob prehodu iz temnega v svetel prostor prilagoditi, ima tudi senzor kamere težave zajeti svetla in temna območja hkrati. Večja ko je razlika med najsvetlejšimi in najtemnejšimi detajli, ki jih senzor lahko zajame hkrati, večji je njegov dinamični razpon barv (Bockaert, 2004). Detajle, ki presežejo dinamični razpon, senzor zazna kot popolno belino ali kot popolno črnino, odvisno ali gre za preseganje dinamičnega razpona v temnem ali svetlem območju.



Slika 8: Omejeni dinamični razpon kamere preprečuje zajem vseh detajlov (prirejeno po Bockaert, 2004)

V situacijah, kjer so velike razlike v svetlosti objektov, obstaja nevarnost, da bodo svetli objekti povsem beli (presvetljeni) in temni objekti povsem črni (podosvetljeni). Takšne napake se ne da odpraviti naknadno, »poškodovani« predeli posnetka pa so neuporabni.

2.3.5 Kromatična aberacija

Kromatična aberacija nastane zaradi neusklajenega lomljenja svetlobe skozi objektiv in mikroleče senzorja. Je posledica deljenja svetlobe na njene komponente ob prehodu skozi mikroleče senzorja. Pojav je najbolj izrazit na robovih kontrastnih objektov. Rezultat so nepravilni detajli v barvnih kanalih.



Slika 9: Primera kromatične aberacije (Bockaert, 2004)

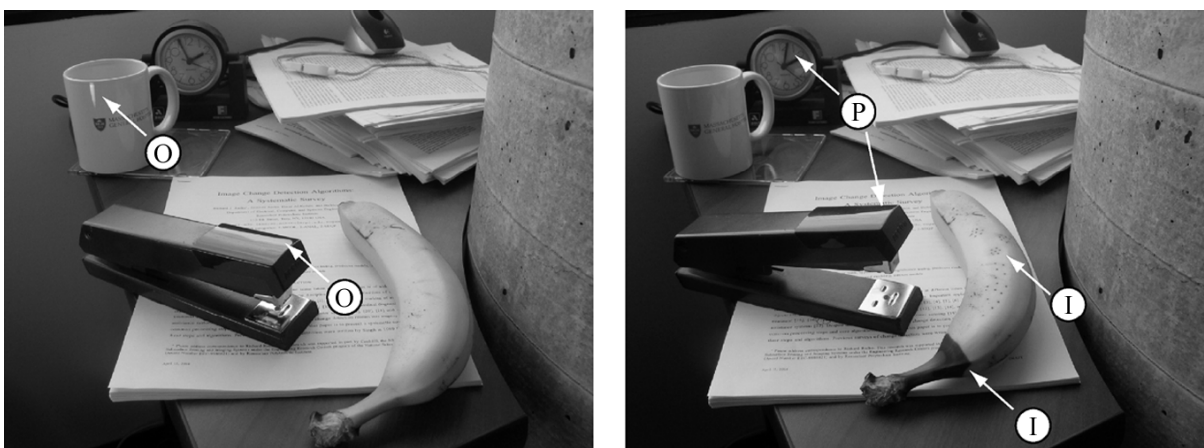
Kromatična aberacija je problematična, ko se operacije izvajajo na posameznih kanalih. Zaradi neusklajene pozicije detajlov med barvnimi kanali lahko pride do nepričakovanih ali celo napačnih rezultatov.

3 PREPOZNAVANJE SPREMEMB MED SLIKAMI

3.1 Uvod

Prepoznavanje območij sprememb skozi serijo slik prizorišča posnetih v nekem časovnem intervalu je zelo pomembno v številnih aplikacijah v raznovrstnih disciplinah. Uporablja se na primer v računalniškem vidu, video nadzoru, daljinskem zaznavanju, medicini, podvodnem zaznavanju, sistemih za pomoč vozniku idr. (Radke in sod., 2005). Kljub raznoliki uporabi se razvijalci prepoznavanja sprememb velikokrat poslužujejo skupnih postopkov in algoritmov. V tem poglavju bom predstavil sistematičen pregled teh postopkov in algoritmov.

Na kratko je problem, ki ga rešujejo ti postopki, naslednji: imamo serijo slik istega prizorišča, ki so bile posnete v različnih trenutkih. Cilj je identificirati niz pikslov, ki so v trenutni sliki pomembno drugačni kot v prejšnjih slikah v seriji. Ti piksli definirajo t.i. masko sprememb. Maska sprememb je lahko rezultat različnih dejavnikov kot so pojav ali izginotje objektov, gibanje objektov glede na ozadje, sprememba oblike. Poleg tega se lahko statičnim objektom spremeni barva ali svetlost. Bistven problem je, da maska sprememb ne sme vsebovati nepomembnih sprememb, kot so razlike nastale zaradi napak v posnetku (npr. šum), spremembe osvetlitve ipd. Pojma »pomembno drugačen« in »nepomembna sprememba« se med različnimi aplikacijami razlikujeta, zaradi česar je težko direktno primerjati algoritme.



Slika 10: Različni vzroki za spremembe v sliki (prirejeno po Radke in sod., 2005)

Primer na Slika 10 vključuje spremembe zaradi različnih pozicij kamere in izvora svetlobe, kot tudi netoge premike objektov (označene s »P«), odseve (označene z »O«) in variacije

izgleda istega objekta (označene z »I«). Prepoznavanje katere spremembe so pomembne in katere ne je zapleteno in je odvisno od aplikacije.

3.2 Namen in definiranje problema

Naj bo $\{I_1, I_2, \dots, I_M\}$ zaporedje slik, v katerih so koordinate pikslov $x \in \mathfrak{R}^2$ povezane s sivino ali barvo $I(x) \in \mathfrak{R}^k$. Ponavadi je $k = 1$ za sivinske slike in $k = 3$ za barvne slike, vendar so možne tudi druge vrednosti. Običajno se predpostavlja, da imamo opravka z velikim naborom slik, zajetih z video kamero v kratkih časovnih intervalih, ali da imamo opravka z le dvema slikama, kot v primeru satelitskih podob, ki so zajete v večmesečnih intervalih.

Osnovni algoritem prepoznavanja sprememb vzame zaporedje slik kot vhodne podatke in ustvari binarno sliko $B: R^l \rightarrow [0,1]$, ki jo imenujemo maska sprememb. Z masko sprememb identificiramo spremenjene regije v zadnji sliki po naslednjem pravilu (Radke in sod., 2005):

$$B(x) = \begin{cases} 1, & \text{če je piksel } x \text{ v sliki } I_M \text{ pomembno drugačen} \\ 0, & \text{v nasprotnem primeru.} \end{cases}$$

Območja v maski sprememb, katerih piksli imajo vrednost 1 (so bele barve), imenujemo mehurčki (ang. »blob«) in predstavljajo pomembno spremenjene regije.

Slika 10 je primer, ki ponazarja kompleksnost prepoznavanja sprememb med dvema slikama posnetima nekaj minut narazen. Razlike v intenziteti pikslov nastopijo zaradi različnih faktorjev. Kamera se je malo premaknila, kot tudi direktna in ambientalna luč, ki imata spremenjeno tudi jakost. Objekti so bili premaknjeni neodvisno od kamere. Dodatno so bili premaknjeni roka spenjača neodvisno od noge in minutni ter sekundni kazalec neodvisno od ure. Spremenili so se odsevi na spenjaču in barva ter tekstura banane.

Algoritem za prepoznavanje sprememb mora glede na potrebe aplikacije te spremembe vključiti ali izločiti iz maske sprememb. Operacijo deljenja sprememb na »pomembne« in »nepomembne« bom v tej diplomski nalogi imenoval »pogojevanje sprememb«. V primeru iskanja premikov objektov bi bilo potrebno izločiti premik kamere, spremembe svetlobnih pogojev in spremembo barve ter oblike banane.

3.3 Priprava digitalnih slik

Cilj algoritma za prepoznavanje sprememb je, da odkrije pomembne spremembe in zavrne nepomembne. Napredne metode zahtevajo za to ločevanje natančno modeliranje vseh pričakovanih tipov sprememb (pomembnih in nepomembnih) za dano aplikacijo in njihovo integracijo v učinkovit algoritem. Naslednji podpoglavji opisujeta potrebne korake, da izločimo najobičajnejše tipe nepomembnih sprememb, pred dokončnim pogojevanjem sprememb. Ti koraki v splošnem vključujejo geometrične in radiometrične (jakostne) nastavitve.

3.3.1 Geometrične nastavitve

Spremembe pikselskih intenzitet, ki nastanejo kot posledica distorzije ali premikanja kamere, v splošnem niso zaželene, da se jih obravnava kot prave spremembe. Zaradi tega je za skoraj vse algoritme prepoznavanja sprememb potreben predhodni korak referenciranja slik ali podob, t.j. umestitev analiziranih slik v isti koordinatni sistem.

Kadar je območje zanimanja večinoma statično in je gibanje kamere majhno, je referenciranje možno z uporabo prostorskih transformacij nižjega reda kot so podobnostna, afina in projektivna transformacija. Izbira primerne transformacije je kritična za dobro prepoznavanje sprememb. Nekaj modernih algoritmov lahko po začetni transformaciji nižjega reda samodejno preklopi na transformacijo višjega reda.

Kar se tiče referenciranja, je pomembna tudi izbira umestitvenega algoritma temelječega na značilkah, jakosti ali hibridnega algoritma. Posebej pri uporabi algoritmov značilk je potrebno poleg natančnosti algoritma referenciranja upoštevati tudi natančnost samih značilk.

3.3.2 Radiometrične nastavitve

V aplikacijah kot je prepoznavanje premikov, se spremembe jakosti v slikah, ki nastanejo zaradi spremembe jakosti ali pozicije izvora svetlobe, smatrajo kot nepomembne. Tudi če ne gre za spremembe svetlobnih pogojev, so lahko fizični efekti s podobnimi posledicami na sliki (npr. šum senzorja). V tem podpoglavju bom predstavil nekaj tehnik, ki skušajo kompenzirati variiranje svetlostnih vrednosti med slikami. Obstajajo tudi algoritmi

prepoznavanja sprememb, ki so kos variacijam svetlosti tudi brez predhodne obdelave podatkov.

3.3.2.1 Normalizacija jakosti

Pri prvih poizkusih prepoznavanja sprememb, ki je neodvisno od osvetlitvenih sprememb, so uporabili normalizacijo jakosti, katera je v uporabi še danes. Pikselske vrednosti v eni sliki so normalizirane tako, da imajo enako srednjo vrednost in varianco kot vrednosti v drugi sliki (Radke in sod., 2005).

$$\tilde{I}_2(x) = \frac{\sigma_1}{\sigma_2} \{I_2(x) - \mu_2\} + \mu_1,$$

Enačba 1: Normalizacija slike

V enačbi 1 je \tilde{I}_2 normalizirana druga slika, μ_i in σ_i sta srednja vrednost in standardna deviacija pikselskih vrednosti v sliki I_i . Alternativno lahko obe sliki normaliziramo tako, da imata predefinirano srednjo vrednost in varianco, kar nam omogoča, da je odločanje o pomembnosti spremembe neodvisno od prvotnih vrednosti pikslov v slikah.

Namesto normalizacije celotne slike z globalnima statistikama μ_i in σ_i , lahko slike razdelimo v ustrezne, med sabo ločene kvadrate, ki jih neodvisno normaliziramo z lokalnimi statistikami vsakega kvadrata. S tem lahko dosežemo boljše lokalne rezultate normalizacije, vendar posamezna lokalna območja normalizacije med sabo niso neposredno primerljiva.

3.3.2.2 Homomorfno filtriranje

V slikah prizorišč, ki vsebujejo Lambertove¹ površine, lahko jakost piksla x modeliramo kot produkt svetlosti svetlobnega izvora $I_l(x)$ in odbojnosti površine $I_o(x)$ h kateri pripada piksel x (Radke in sod., 2005).

$$I(x) = I_l(x) \cdot I_o(x)$$

Enačba 2: Jakost piksla je produkt jakosti izvora (razsvetljave) in odbojnosti površine

¹ Svetlobno odbojnost površin lahko razdelimo na difuzno ali Lambertovo odbojnost in na zrcalno ali refleksno odbojnost. Odbojnost idealne Lambertove površine je neodvisna od opazovalčevega zornega kota. Za razliko od Lambertovih imajo svetleče (zrcalne) površine najmočnejšo odbojnost, kadar je opazovalčev zorni kot enak ali nasproten vpadnemu kotu izvora svetlobe. Večina površin ima kombinacijo difuznih in refleksnih lastnosti.

Enačbo 2 imenujemo model senc. Le komponenta odbojnosti $I_o(x)$ vsebuje informacije o objektih na prizorišču, torej bi lahko z odstranitvijo komponente svetlobnega izvora $I_l(x)$ sestavili algoritem prepoznavanja sprememb, ki bi bil neodvisen od spreminjanja osvetlitve. Komponenti v praksi nista ločljivi, lahko pa ju približno lociramo v frekvenčni domeni. Če ima razsvetljava $I_l(x)$ nižjo frekvenco kot komponenta odbojnosti $I_o(x)$, lahko za ločitev obeh komponent jakosti signala uporabimo homomorfni filter. To pomeni, da logaritmiramo obe strani Enačba 2, s čimer dobimo (Radke in sod., 2005):

$$\ln I(x) = \ln I_l(x) + \ln I_o(x)$$

Enačba 3: Ločitev komponent razsvetljave in odbojnosti

Ker je sedaj nižje frekvenčna komponenta $\ln I_l(x)$ aditivna, jo lahko odstranimo z uporabo visoko propustnega filtra. Komponento odbojnosti tako lahko ocenimo (Radke in sod., 2005):

$$\tilde{I}_o(x) = \exp\{F(\ln I(x))\}$$

Enačba 4: Ocena komponente odbojnosti

V Enačba 4 predstavlja $F()$ visoko propustni filter. Komponento odbojnosti se lahko uporabi kot vhodni podatek za prepoznavanje sprememb.

Homomorfno filtriranje hkrati normalizira svetlost slike in poveča kontrast.

3.3.2.3 Druge radiometrične nastavitve

Poleg predstavljenih metod radiometrične priprave slik, obstajajo tudi druge metode, ki jih zaradi specifičnosti uporabe v tej nalogi ne bom posebej predstavljal, za zainteresirane pa jih navajam spodaj (Radke in sod., 2005):

- modeliranje razsvetljave (ang. Illumination modeling),
- linearne transformacije intenzitete (ang. Linear transformations of intensity),
- nenadne spremembe razsvetljave (ang. Sudden changes in illumination),
- modeliranje in odstranjevanje šuma (ang. Modeling and suppression of speckle).

3.4 Preprosto odštevanje slik

Prvotne metode prepoznavanja sprememb so temeljile na sliki razlik $D(x) = I_2(x) - I_1(x)$. Takšen pristop je še vedno zelo razširjen. Najbolj enostaven algoritem je ta, da v sliki razlik preprosto določimo prag binarizacije. To pomeni, da dobimo masko sprememb $B(x)$ z naslednjim pogojem (Radke in sod., 2005):

$$B(x) = \begin{cases} 1, & \text{če je } |D(x)| > \tau \\ 0, & \text{v nasprotnem primeru.} \end{cases}$$

Prag τ določimo empirično.



Slika 11: Vhodni sliki in maska sprememb

Nekaj metod je tesno povezanih s preprostim odštevanjem, na primer deljenje slik, ki namesto razlike uporablja razmerje med jakostmi pikselov obeh slik.

Ta tehnika je občutljiva na šum, premike kamere in spremembe v osvetljavi in ne favorizira lokalne strnjivosti maske sprememb. Preprosto odštevanje slik z globalnim pragom v realnih aplikacijah le izjemoma prekosi bolj napredne algoritme, ki jih bom obdelal v nadaljevanju.

3.5 Statistične metode

Operacija pogojevanja sprememb (delitev sprememb na pomembne in nepomembne) je v mnogih algoritmih izvajanje testa statistične hipoteze. Odločitev, ali se je na določenem pikslu x pojavila sprememba ali ne, predstavlja izbiro med dvema nasprotujočima hipotezama: ničelno hipotezo H_0 ali alternativno hipotezo H_1 , ki se skladata z odločitvijo o »ni spremembe« (H_0) oziroma »je sprememba« (H_1).

Slikovni par $(I_1(x), I_2(x))$ obravnavamo kot naključni vektor. Poznavanje pogojne funkcije gostote verjetnosti² $p(I_1(x), I_2(x) | H_0)$ in $p(I_1(x), I_2(x) | H_1)$ nam omogoča, da izberemo hipotezo, ki najboljše opisuje spremembo vrednosti piksla x .

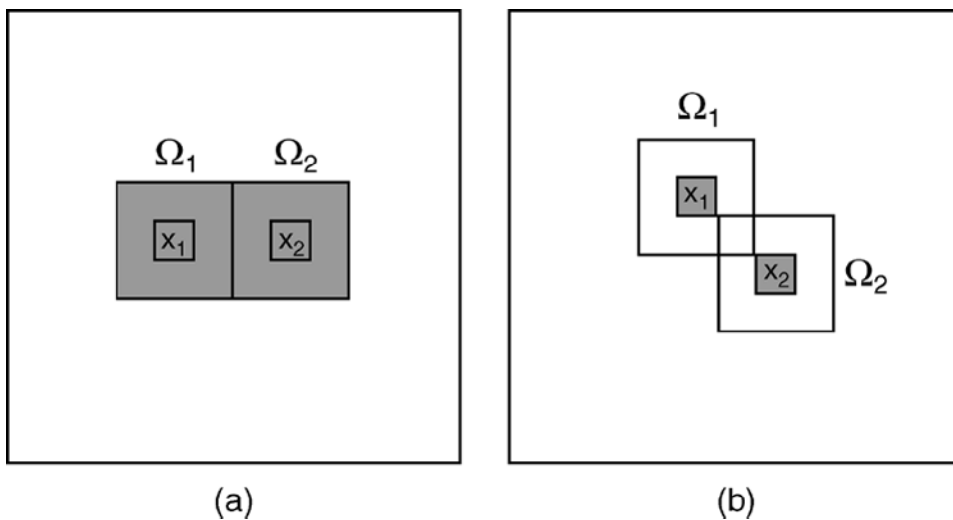
Ker so zanimive spremembe pogosto povezane z lokalnimi gruči pikslov, je običajno, da pogojevanje sprememb za določen piksel x temelji na manjši skupini pikslov v okolici piksla x . Takšni pristopi se imenujejo geo-pikselske metode. V nasprotnem primeru se vsak piksel obravnava posebej, masko sprememb pa se nato obdela, da dobimo gladka območja.

Imenujmo gručo pikslov v okolici x z Ω_x . Vrednost pikslov v gruči označimo z:

$$\hat{I}(x) = \{I(y) | y \in \Omega_x\}$$

Enačba 5: Vrednosti pikslov v okolici x

Da ohranimo povezavo med istoležnimi piksli mora biti $\hat{I}(x)$ urejena vrsta.



Slika 12: Dva pristopa operiranja z okolico piksla x (Radke in sod., 2005)

Slika 12 (a) prikazuje pogojevanje spremembe aplicirano na celotno okolico Ω_x . Slika 12 (b) pa prikazuje pogojevanje spremembe aplicirano le na piksel x . Pristop (b) je v splošnem boljši.

Kot vidimo na Slika 12, lahko okolico piksla x obravnavamo na dva načina. Prva možnost je, da odločitev, ki smo jo sprejeli s pogojevanjem sprememb v pikslu x , apliciramo na celotno

² Funkcija gostote verjetnosti je integral, ki služi za opisovanje izbrane porazdelitve verjetnosti. Funkcija je povsod pozitivna, njen integral od $-\infty$ do $+\infty$ pa je enak 1.

okolico Ω_x (Slika 12 (a)). V tem primeru se okolice obravnavanih pikslov ne prekrivajo, maska sprememb je oglata, in verjetnost efekta nazobčanosti je velika. Druga možnost je, da odločitev sprejeto s pogojevanjem sprememb, uporabimo le na pikslu x . Na ta način se lahko okolice pikslov prekrivajo, maska sprememb je bolj gladka, je pa to računsko bolj zahtevna metoda.

Te statistične analize so bile razvite na osnovi Bayesove statistike.

3.5.1 Test statistične značilnosti

Oblikovanje ničelne hipoteze H_0 je običajno enostavno, saj lahko v primeru, ko med slikama ni bilo nobenih sprememb, predpostavimo, da so morebitne spremembe v jakostih pikslov nastale zaradi šuma. Test statistične značilnosti se uporabi na sliki razlik, da ocenimo kako dobro ničelna hipoteza opisuje opazovanja, na podlagi česar jo tudi sprejmemo ali zavrnemo. Test izvedemo na naslednji način (Radke in sod., 2005):

$$S(x) = p(D(x) | H_0) \underset{H_1}{\overset{H_0}{\geq}} \tau$$

Enačba 6: Test statistične značilnosti

Prag τ lahko nastavimo, da dobimo želeno tveganje α (verjetnost napačnega pogojevanja sprememb).

Opazovanja $D(x)$ so raziskovalci uspešno modelirali kot Gaussovo porazdelitev z varianco σ_0^2 . Ocenio variance so dobili z rekurzivnim analiziranjem nespremenjenih območij v zaporedju slik.

3.5.2 Test verjetnostnih razmerij

Oblikovanje alternativne hipoteze H_1 je bolj zahtevno, saj opazovanja vsebujejo spremembe, ki niso apriori znana. Če poznamo obe pogojni gostoti verjetnosti, lahko oblikujemo verjetnostno razmerje (Radke in sod., 2005):

$$L(x) = \frac{p(D(x) | H_1)}{p(D(x) | H_0)}$$

Enačba 7: Verjetnostno razmerje

To razmerje primerjamo s pragom τ , ki ga definiramo kot (Radke in sod., 2005):

$$\tau = \frac{P(H_0)(C_{10} - C_{00})}{P(H_1)(C_{01} - C_{11})}$$

Enačba 8: Izračun pragu za verjetnostno razmerje $L(x)$

Kjer je $P(H_i)$ apriori verjetnost hipoteze H_i in C_{ij} tveganje izbora hipoteze H_i , kadar je resnična hipoteza H_j . Z drugimi besedami, C_{10} je tveganje povezano z »lažnimi alarmi« in C_{01} tveganje povezano s »spregledanimi spremembami«. Če je verjetnostno razmerje v x $L(x)$ večje od τ , je odločitev o spremembi narejena v prid hipoteze H_1 (piksel x se v maski sprememb označi kot spremenjen), sicer je odločitev v prid hipoteze H_0 (v pikslu x ni spremembe). S takšnim postopkom dosežemo izbor hipoteze, ki ima na podlagi opazovanj ($I_1(x)$, $I_2(x)$) maksimalno a posteriori verjetnost.

Kot pri testu statistične značilnosti, se je za modeliranje opazovanj $D(x)$ uspešno izkazala Gaussova porazdelitev z varianco σ_i^2 , s čimer lahko oblikujemo obe hipotezi. Parameter σ_0^2 so raziskovalci ocenili iz nespremenjenih območij (kjer je $D(x)$ zelo majhen) slike razlik in σ_1^2 iz spremenjenih območij (kjer je $D(x)$ velik) slike razlik.

3.5.3 Mešani verjetnostni model

Namesto delitve pikslov na spremenjene/enake ali na ozadje/objekt kot v poglavju 3.4, se piksli v tej kategoriji delijo na komponente, ki odgovarjajo različnim modelom sprememb. Ti modeli so (Radke in sod., 2005):

- gibanje kamere ali parametrično objektno gibanje,
- svetlobne spremembe,
- zrcalni odboj svetlobe,
- deformiranje objektov,
- ostale, neznane spremembe.

Metoda deluje s poljem optičnih tokov³ v slikovnem paru. Uporablja statistični algoritem za iskanje največje verjetnosti (ang. expectation maximization⁴) za klasifikacijo vektorjev v polju optičnih tokov. Zanimivost te metode je, da se umestitev slik in spremembe v osvetljavi obravnavajo vzporedno z ostalimi spremembami, namesto da bi jih predhodno odstranili.

3.6 Napovedovalni modeli

Naprednejši algoritmi prepoznavanja sprememb upoštevajo tesno povezanost bližnjih pikslov tako v prostoru kot v času (kadar imamo na voljo zaporedje slik).

3.6.1 Prostorski modeli

Klasičen pristop prepoznavanja sprememb je, da dodelimo vrednostim vsakega območja v zaporedju slik funkcijo (polinom) pikselskih koordinat x . V dveh dimenzijah je to:

$$\hat{I}_k(x, y) = \sum_{i=0}^p \sum_{j=0}^{p-i} \beta_{ij}^k x^i y^j$$

Enačba 9: Polinom pikselskih koordinat x območja v zaporedju slik (Radke in sod., 2005)

Kjer je p red polinoma in β_{ij}^k koeficienti polinoma. Polinom pikselskih koordinat lahko uporabimo kot model območja v sliki za test verjetnostnih razmerij. Z ničelno hipotezo predpostavimo, da odgovarjajoča območja v slikovnem paru najbolje opišemo z enakimi koeficienti β_{ij}^0 , z alternativno hipotezo pa predpostavimo, da odgovarjajoča območja v slikovnem paru najbolje opišemo z različnimi koeficienti ($\beta_{ij}^1, \beta_{ij}^2$). V vsakem primeru parametre modela β_{ij}^k dobimo z oceno vrednosti v enem ali obeh odgovarjajočih območjih po metodi najmanjših kvadratov. Izraz za verjetnostno razmerje dobimo pa odvajanju in ga zapišemo (Radke in sod., 2005):

$$F(x) = \frac{\sigma_0^{2N}}{\sigma_1^N \sigma_2^N}$$

Enačba 10: Verjetnostno razmerje v prostorskem napovedovalnem modelu

³ Polje optičnih tokov je polje vektorjev z začetkom v pikslih prve slike in koncem v odgovarjajočih pikslih druge slike in je običajno v uporabi za vizualno predstavitev gibanja objektov v zaporedju slik.

⁴ Algoritem v literaturi pogosto zasledimo pod kratico EM. Algoritem izmenično izvaja korak računanja pričakovanih vrednosti parametrov in korak računanja verjetnosti taistih parametrov.

Kjer je N število pikslov v območju, σ^2_1 in σ^2_2 sta varianci ostankov prileganja polinoma vrednostim pikslov obravnavanega območja v sliki I_1 in I_2 , σ^2_0 pa je varianca ostankov prileganja polinoma obema območjema v paru slik. V primeru konstantnega modela lahko izračunamo prag τ s pomočjo t-testa, če pa je model linearen ali kvadraten, pa uporabimo F-test.

Avtorji metode so primerjali konstanten, linearen in kvadraten model ter sklenili, da dajo modeli podobne rezultate prepoznavanja sprememb, vendar s kvadratnim modelom dosežejo večje statistično zaupanje.

3.6.2 Časovni modeli

Kadar imamo za prepoznavanje sprememb na voljo zaporedje slik iz istega stojišča, lahko izkoristimo časovno ustaljenost pikslov na enakih lokacijah.

Pri časovnih modelih gre za modeliranje vrednosti pikslov skozi čas z avto-regresivnim procesom. Predpostavimo, da so vsi piksli neodvisni in skozi čas njihove vrednosti oblikujejo Gaussovo porazdelitev. Predpostavimo tudi, da so s preteklostjo povezani s konstantnimi avto-regresijskimi koeficienti. S temi predpostavkami ocenimo sredino, varianco in koeficiente korelacije za vsako sliko v zaporedju in dobljene vrednosti uporabimo v testu verjetnostnih razmerij. Trditev, da so vrednosti pikslov med sabo odvisne, označimo kot ničelno hipotezo, za alternativno hipotezo pa postavimo trditev, da so vrednosti pikslov med sabo neodvisne (Radke in sod., 2005).

Podobno deluje algoritem imenovan Wallflower. Ta algoritem uporablja Wiener filter za napovedovanje trenutne vrednosti piksla in linearne kombinacije k predhodnih vrednosti. Piksli, katerih vrednosti bistveno odstopajo od pričakovanih (upoštevaje dopustno napako), se smatrajo kot spremenjeni. Koeficiente za napovedovanje trenutne vrednosti osvežujemo z vsako sliko v zaporedju. Ta algoritem bi lahko razumeli tudi kot algoritem modeliranja ozadja, katere bom predstavil v poglavju 3.8.

Poleg linearnih poznamo tudi nelinearne modele.

3.7 Modeli senčenja

V splošnem ti modeli primerjajo razmerje jakosti slik $R(x)$ s pragom τ , ki ga določimo empirično.

$$R(x) = \frac{I_2(x)}{I_1(x)}$$

Enačba 11: Razmerje jakosti slik

Kot sem že zapisal v poglavju 3.3.2.2 (Homomorfno filtriranje), lahko senčne modele pikselov $I_1(x)$ in $I_2(x)$ zapišemo kot $I_1(x) = I_{11}(x) \cdot I_{o1}(x)$ in $I_2(x) = I_{12}(x) \cdot I_{o2}(x)$. Torej velja (Radke in sod., 2005):

$$\frac{I_2(x)}{I_1(x)} = \frac{I_{12}(x)I_{o2}(x)}{I_{11}(x)I_{o1}(x)}$$

Enačba 12

Ker je odbojna komponenta $I_{oi}(x)$ odvisna le od lastnosti površine objekta na lokaciji x , mora v primeru, da na prizorišču ni bilo sprememb, veljati $I_{o1}(x) = I_{o2}(x)$. Zgornjo enačbo lahko poenostavimo (Radke in sod., 2005):

$$\frac{I_2(x)}{I_1(x)} = \frac{I_{12}(x)}{I_{11}(x)}$$

Enačba 13

Torej, če se osvetlitvi I_{11} in I_{12} v okolici Ω_x v obeh slikah ne spremenita, je lahko ničelna hipoteza H_0 , da se razmerje vrednosti $\frac{I_2(x)}{I_1(x)}$ ne spremeni. S takšno ničelno hipotezo predpostavljamo, da so vektorji pikselovskih vrednosti $(I_1(x), I_2(x))$ med sabo linearno odvisni, zato lahko uporabimo testno statistiko $R(x)$. Linearno odvisnost med dvema območjima pikselovskih vrednosti $\hat{I}_1(x)$ in $\hat{I}_2(x)$ lahko ocenimo (Radke in sod., 2005):

$$\eta(x) = \frac{1}{N} \sum_{y \in \Omega_x} (R(x) - \mu_x)^2,$$

Enačba 14: Ocena linearne odvisnosti dveh območij

kjer je μ_x (Radke in sod., 2005):

$$\mu_x = \frac{1}{N} \sum_{y \in \Omega_x} R(x)$$

Enačba 15

Če $\eta(x)$ preseže prag, se statistično odločimo v prid spremembi. V nasprotnem primeru na tem območju ni bilo sprememb.

3.8 Modeliranje ozadja

Pri teh metodah se namesto terminov nespremenjeni in spremenjeni piksli uporablja izraza ozadje in ospredje, čeprav je pomenska razlika enaka. Zgoraj predstavljene metode so za delovanje potrebovale le dve sliki, kateri sta lahko bili posneti tudi več mesecev narazen. Za metode modeliranja ozadja so potrebna zaporedja slik s frekvenco v rangju sekunde ali celo več slik na sekundo. Za razliko od ostalih, te metode za odločanje o spremembah namreč uporabijo celotno zaporedje. Večina načinov modeliranja ozadja predpostavlja oz. zahteva, da je kamera nepremična, kar pomeni, da slik ni potrebno predhodno umestiti v isti koordinatni okvir.

Veliko algoritmov uporablja mešane modele Gaussovih porazdelitev: verjetnost vrednosti $I_t(x,y)$ na lokaciji (x,y) in času t je uravnotežena vsota K Gaussovih porazdelitev. Različnim mešanim modelom ocenimo verjetnosti, model z največjo verjetnostjo pa klasificira piksel na ozadje ali ospredje. Te metode zahtevajo začetno »učenje« prizorišča brez premikajočih objektov, da z analizo posnetkov ozadja dobimo mešane modele, ki jih med delovanjem potrebujemo za klasifikacijo. Parametri teh modelov se ves čas posodablajo, tako da je metoda neobčutljiva za (počasne) spremembe v osvetlitvi.

Z mešanimi modeli je mogoče kot ozadje klasificirati dinamične elemente, kot so nihajoče veje ali valujoča voda. Vrednost vsakega piksla se primerja z obstoječim naborom modelov za tisto lokacijo, posodobijo pa se le parametri ujemajočega modela. Če se izkaže, da v naboru ni ujemajočega modela, se najmanj verjeten model odstrani in se ga nadomesti z novim, izpeljanim iz trenutne vrednosti piksla. Modeli, ki v določeni meri odgovarjajo nedavnim vrednostim, so označeni kot ozadje, ostali pa kot ospredje.

Poleg naprednejših mešanih modelov se za modeliranje ozadja uporablja tudi samostojne Gaussove gostote porazdelitve. Kot ospredje so kategorizirani piksli, ki od srednje vrednosti modela odstopajo za več standardnih deviacij in so razvrščeni v večje objekte. Za prilagajanje spremembam v osvetlitvi je potrebno posodabljati le srednjo vrednost in varianco.

3.9 Stanovitnost maske sprememb

Rezultat algoritma za prepoznavanje sprememb, ki izvaja pogojevanje sprememb za vsak piksel posebej, bo v splošnem imel veliko šuma (s posameznimi piksli sprememb, luknje znotraj povezanih območij sprememb in stopničaste robove). V realnih aplikacijah spremembe običajno nastanejo zaradi pojava ali premikanja teles v določenem velikostnem območju in z zveznimi robovi, zato večina algoritmov prilagodi masko sprememb tem pričakovanjem.

Najenostavnejše tehnike obdelajo masko sprememb s klasičnimi slikovnimi operacijami kot je medianin filter (za odstranitev manjših skupin pikslov, ki se razlikujejo od okolice) ali morfološki operaciji kot je glajenje robov. Vendar je takšen pristop manj zaželen kakor tehnike, ki pričakovanja glede maske sprememb upoštevajo že pri sami konstrukciji maske sprememb. Te tehnike za delovanje večinoma uporabljajo principe Bayesove statistike.

4 SLEDENJE OBJEKTOV

4.1 Uvod

Po prepoznavanju sprememb oz. premikov sistemi računalniškega vida običajno sledijo odkritim objektom od slike do slike v video posnetku. Sledenje skozi čas običajno vključuje ujemanje značilk objektov v zaporednih slikah, kot so pike, linije in površine. Matematična orodja, ki se jih uporablja za sledenje objektov so Kalmanov filter, algoritem zgoščevanja in dinamična Bayesova mreža.

Različni avtorji sledenje kategorizirajo po različnih kriterijih, za mojo diplomsko nalogo pa sem izbral naslednjo klasifikacijo (Hu in sod., 2004):

- sledenje površin,
- sledenje orisov,
- sledenje potez,
- sledenje z uporabo modelov.

4.2 Namen in definiranje problema

Na voljo imamo zaporedje slik istega prizorišča, ki so bile posnete v kratkih časovnih intervalih (nekaj sekund ali manj). Za vsako sliko iz zaporedja imamo odgovarjajočo masko sprememb, ki označuje območja na sliki, kjer so bile zaznane spremembe. Predpostavimo, da so vsa označena območja na maski sprememb nastale zaradi premikanja objektov na prizorišču (algoritem prepoznavanja sprememb je izločil vse ostale tipe sprememb).

Računalnik sam po sebi nima razumevanja o vsebini slik in zato tudi ne more prepoznati istega objekta na različnih slikah. Posledično to pomeni, da je potrebno za sledenje objekta od slike do slike za to sestaviti algoritem, ki bo to omogočal.

Namen algoritma sledenja je identificirati in povezati pojave istih objektov skozi zaporedje slik. Rezultat je konsistentno označevanje pojavov premikajočih objektov. Način označevanja je odvisen od namena algoritma sledenja in označevanje je lahko vidno (oznaka se pojavi na

izhodni napravi, ponavadi kot del analiziranega zaporedja slik) ali skrito (sledenje je namenjeno izključno algoritmom računalniškega vida višjih redov).

Osnovni cilj algoritma sledenja je, da ugotovi konfiguracijo območja slike, ki predstavlja sledeni objekt, medtem ko se le-ta giba skozi zorno polje kamere. Sledenje otežuje potencialna spremenljivost slike objekta skozi čas. Spremenljivost lahko izvira iz spremembe položaja ali oblike objekta, spremembe v osvetlitvi in delnega ali popolnega zakrivanja (Hu in sod., 2004). Če spremenljivosti slike objekta ne upoštevamo, je lahko pojav kateregakoli razloga spremenljivosti dovolj, da algoritem izgubi sled.

4.3 Sledenje površin

Algoritmi sledenja, ki temeljijo na površinah, sledijo objektom na podlagi ujemanja območij zaporednih slik, ki odgovarjajo premikajočim objektom. Takšen način sledenja običajno zahteva prepoznavanje sprememb z odštevanjem ali modeliranjem ozadja. Z odštevanjem ozadja dobimo sliko, ki prikazuje le območja premikajočih objektov (preostali del slike je ponavadi črn).



Slika 13: Slika z objekti, prekrita z masko sprememb

Sledenje površin mnogi avtorji delijo na podobnostno in parametrično.

Parametrično sledenje površin je osnovano na predpostavki, da se vse točke istega objekta gibljejo povezano in skladno. Za takšno gibanje je možno sestaviti parametrične modele, s katerimi algoritem ugiba o gibanju točk. Kot sledenje objektov se smatra iskanje parametrov modela, ki najbolje opisuje gibanje točk. Zanimiv pristop je uporaba barvnega histograma kot predstavitev pikselskih vrednosti. S tem zavržemo vse informacije o obliki objekta, s čimer rešimo problem spremenljivosti položaja objekta. Nadgradnja te metode je uporaba t.i. prostorogramov (prostorsko uteženi histogrami), ki nudijo boljše rezultate pri sledenju.

Podobnostno sledenje površin temelji na ujemanju pikselskih vrednosti območja objekta med trenutno in prejšnjo sliko v zaporedju. Načini ujemanja in predstavitve pikselskih vrednosti so lahko različni, za dobro delovanje pa je nujno, da algoritem določi stopnjo ujemanja (koeficient korelacije) in da upošteva spremenljivost podobe objekta. Med sabo se algoritmi razlikujejo po načinu računanja stopnje ujemanja, po čemer so tudi poimenovani. Opisal bom klasične algoritme podobnostnega slikovnega ujemanja, ki so mi tudi bili na voljo za uporabo.

4.3.1 Funkcija navzkrižne razlike modulov

Funkcija navzkrižne razlike modulov (ang. Cross Difference Modulus Function) je najpreprostejša in najhitrejša metoda slikovnega ujemanja. V izračun stopnje ujemanja vzame absolutne razlike barvnih vrednosti istoležnih pikslov v matriki vzorca in matriki iskalnega okna (Vezočnik, 2006).

$$r = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |x_i - y_i|$$

Enačba 16: Izračun stopnje ujemanja po metodi navzkrižne razlike modulov

V enačbi x_i in y_i predstavljata vrednosti istoležnih pikslov v vzorčni matriki in matriki iskalnega okna. Indeks i pa teče od prvega do zadnjega piksla v vzorcu in istoležnih pikslih v iskalnem oknu. Iz enačbe je razvidno, da je stopnja ujemanja pri navzkrižni razliki modulov enaka povprečni vrednosti absolutnih razlik istoležnih pikslov. Kot najboljše ujemanje (pomeni, da sta vzorec in območje v iskalnem oknu identična) velja koeficient r vrednosti 0, vse večje vrednosti pa pomenijo slabše ujemanje. Zgornja vrednost koeficienta r (v primeru da sta vzorec in območje v iskalnem oknu inverzna) je odvisna od barvne globine slike. V

primeru 8 bitne sivinske slike bi funkcija navzkrižne korelacije modulov za inverzna vzorec in iskalno okno vrnila koeficient r z vrednostjo 256.

Slabost funkcije navzkrižne razlike modulov je, da lahko za načeloma isti vzorec, a različne barvne vrednosti v vzorcu in iskalnem oknu, vrne slabo stopnjo ujemanja. Je pa ta algoritem zaradi svoje hitrosti primeren pri večjih serijah slik, ki so bile posnete v podobnih okoliščinah (npr. video posnetki).

4.3.2 Navzkrižna korelacija

Navzkrižna korelacija (ang. Cross Correlation) je standardna metoda za ocenjevanje stopnje korelacije dveh vrst ali vzorcev. Kot taka se lahko uporablja tudi kot metoda slikovnega ujemanja. Navzkrižna korelacija je definirana kot (Rottensteiner, 2001):

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n x_i y_i - \frac{1}{n} \left(\sum_{i=1}^n x_i \right) \frac{1}{n} \left(\sum_{i=1}^n y_i \right)}{\sqrt{\left(\sum_{i=1}^n x_i^2 - \frac{1}{n} \left(\sum_{i=1}^n x_i \right)^2 \right) \left(\sum_{i=1}^n y_i^2 - \frac{1}{n} \left(\sum_{i=1}^n y_i \right)^2 \right)}}$$

Enačba 17: Koeficient navzkrižne korelacije

Z izjemo imenovalca, je zgornji izraz identičen t.i. konvoluciji. Imenovalec v zgornji enačbi je uporabljen za normalizacijo korelacijskih koeficientov (vrednosti v vzorcu in iskalnem oknu). Z normalizacijo dosežemo, da lahko koeficient r zavzame le vrednosti med -1 in 1. Mejni vrednosti predstavljata maksimalno korelacijo, 0 pa ničelno korelacijo. Visoka negativna korelacija pomeni visoko stopnjo korelacije, vendar pomeni tudi, da je vzorec negativ iskalnega okna.

Kot vidimo je enačba 17 za izračun stopnje ujemanja bistveno bolj zahtevna kot izračun po navzkrižni razliki modulov. Izračun same funkcije navzkrižne korelacije predstavlja n^2 operacij, kar je v primerjavi z algoritmom navzkrižne razlike modulov bistveno počasnejše.

4.3.3 Podpikselska navzkrižna korelacija

Metoda podpikselske navzkrižne korelacije (ang. Subpixel Cross Correlation - SCC) prav tako računa koeficient navzkrižne korelacije, le da omogoča izračun lokacije največjega

ujemanja vzorca z iskalnim oknom z natančnostjo večjo od enega piksla. Večjo natančnost omogoča aproksimacija slikovnih vrednosti s Fourierjevo vrsto ali polinomom druge stopnje (Vezočnik, 2006). Tako lahko z uporabo podpikselske navzkrižne korelacije ugotovimo točko največjega ujemanja, ki se v primerjavi z doslej predstavljenimi metodami razlikuje tudi za pol piksla. Samoumevno je, da takšna operacija zahteva še več procesorskega časa, zaradi česar je ta metoda v praksi uporabljena v kombinaciji s katerim od hitrejših algoritmov slikovnega ujemanja, ki deluje na pikselskem nivoju.

4.3.4 Ujemanje po metodi najmanjših kvadratov

Kot podpikselska navzkrižna korelacija, tudi ujemanje po metodi najmanjših kvadratov (ang. Least Squares Matching) nudi izračun točke največjega ujemanja v podpikselski natančnosti. Za razliko od navzkrižne korelacije se pri metodi najmanjših kvadratov poleg radiometričnih upošteva tudi geometrične lastnosti vzorca. Zaradi te lastnosti je ta metoda tudi najnatančnejša.

Vzorec se transformira s približnimi parametri c_{ij} transformacijske funkcije T . Tudi ko najdemo piksel največjega ujemanja, zaradi radiometričnih napak in zaradi netočnih parametrov transformacije pride do razlik sivih vrednosti v vzorcu in iskalnem oknu. Iz razlik sivih vrednosti se tako po metodi najmanjših kvadratov oceni vrednosti parametrov transformacije.

Vrednosti v vzorcu so enake vsoti vrednosti v iskalnem oknu in razliki sivih vrednosti (Rottensteiner, 2001):

$$g_{i_o}(x_{i_o}, y_{i_o}) + n = g_v(x_v, y_v) = g_v[T(x_{i_o}, y_{i_o})]$$

Enačba 18: Razmerje med razliko sivih vrednosti (n), vrednostmi v iskalnem oknu ($g_{i_o}(x_{i_o}, y_{i_o})$), vrednostmi vzorca ($g_v(x_v, y_v)$) in transformacijo (T)

Enačba 18 je linearizirana z uporabo približnih vrednosti c_{ij} ($c_{ij} = c_{ij}^0 + \delta c_{ij}$). Z aproksimacijo prvih odvodov sivih vrednosti vzorca $\delta g_v / \delta x$ in $\delta g_v / \delta y$ z razlikami sivih vrednosti iskalnega okna Δg_{i_o-x} , Δg_{i_o-y} , dobimo enačbe opazovanj, ki jih lahko sestavimo za vsak piksel (Rottensteiner, 2001):

$$n = \sum_{i,j} \left(\Delta g_{io_x} \frac{\partial x_v}{\partial c_{ij}} + \Delta g_{io_y} \frac{\partial y_v}{\partial c_{ij}} \right) \cdot \delta c_{ij} - \left\{ g_{io} (x_{io}, y_{io}) - g_v \left[T^0 (x_{io}, y_{io}) \right] \right\}$$

Enačba 19: Enačbe opazovanj

Po metodi najmanjših kvadratov lahko iz enačb opazovanj ugotovimo neznane popravke δc_{ij} transformacijskih parametrov. Ker Enačba 19 ni linearna, se popravke izračuna iterativno.

Transformacijske parametre se lahko nastavi na natančnost do ± 0.1 piksla, vendar je metoda zelo občutljiva na kvaliteto približkov transformacijskih parametrov. Ti morajo biti znani z natančnostjo do nekaj pikslov (2 do 3 piksle), zaradi česar se tudi ta metoda uporablja za izboljševanje natančnosti za kako drugo metodo slikovnega ujemanja, kot je metoda navzkrižne korelacije.

Čeprav sledenje površin dobro deluje z manjšim številom objektov, ti algoritmi v splošnem slabše delujejo z večjim številom objektov, še posebej v primerih prekrivanja objektov.

4.4 Sledenje orisov

V tem sklopu metod se med zaporednima slikama namesto vrednosti pikslov premikajočih objektov primerja orise objektov. Orisi objektov se z vsako sliko posodobijo tako, da odgovarjajo trenutnemu položaju in obliki premikajočega objekta. Namen teh algoritmov je povzeti iz slike črtno obliko objekta, ki je bolj učinkovit opis objekta kakor sama slika objekta (Hu in sod., 2004). Takšna predstavitev objekta je bolj preprosta, bolj učinkovita in enostavnejša za obdelavo. Tudi ob raznih motnjah, kot je delno prekrivanje objektov, ti algoritmi v osnovi delujejo bolje kakor algoritmi sledenja površin (ti za sledenje prekrivajočih objektov potrebujejo posebne operacije kot je robustna ocena pogreškov). Kar se tiče natančnosti sledenja, so te metode omejene z natančnostjo orisov. Pomanjkljivost je tudi izredna občutljivost na začetne nastavitve sledenja, zato te metode zahtevajo skrbne priprave pred začetkom sledenja.

4.5 Sledenje potez

Algoritmi sledenja potez sledijo in v nekaterih primerih tudi prepoznavajo objekte tako, da iz slike povzamejo elemente, ki jih nato združujejo v višje nivojske poteze. Sledenje se nato

izvaja s primerjanjem potez med zaporednimi slikami. Sledenje potez se glede na tip potez deli na naslednje podkategorije (Hu in sod., 2004): sledenje globalnih potez, sledenje lokalnih potez in sledenje grafov relacij med potezami.

- sledenje globalnih potez: v tej kategoriji poteze predstavljajo centri, obodi, površine in barve,
- sledenje lokalnih potez: lokalne poteze so linije, krivulje in vogali,
- sledenje grafov relacij: relacije med potezami so različne razdalje in geometrične relacije med potezami. Relacije posameznih objektov algoritem zbere v grafih, za katere se ugotavlja ujemanje skozi zaporedje (sledimo grafe, ki predstavljajo objekte).

V algoritem sledenja lahko vključimo vse tri tipe potez, s čimer naj bi se izboljšala zanesljivost delovanja. Seveda kombiniranje različnih tipov potez upočasni izvajanje algoritma, tako da za sisteme, kjer je hitrost izvajanja kritična, pridejo v poštev le globalne ali lokalne poteze. Sledenje grafov relacij je že samo po sebi računsko prezahtevno za sočasno izvajanje.

4.6 Sledenje z uporabo modelov

Sledenje z modeli pride v poštev le v primeru, ko želimo slediti že vnaprej dobro znane objekte. S to metodo sledenje objektov deluje na podlagi ujemanja projiciranih modelov objektov (pripravljenih vnaprej) na slikovne podatke. Modeli so običajno pripravljene s CAD programi iz meritev dejanskih objektov.

Prednosti sledenja z uporabo modelov v primerjavi z zgoraj predstavljenim tehnikam sledenja so (Hu in sod., 2004):

- zaradi poznavanja objektov je lahko sledenje bolj robustno. Takšen algoritem bolje deluje v primeru prekrivanja objekta,
- modeli nam omogočajo zajemanje 3D orientacije objekta.

Sledenje modelov togih objektov se bistveno razlikuje od sledenja modelov prožnih objektov, zato bom ti dve tematiki obravnaval ločeno.

4.6.1 Sledenje z modeli prožnih objektov

Raziskave na tem področju so bile skoraj izključno namenjene sledenju človeka. Splošni pristop sledenja človeka z uporabo modela je »napovedovanje – ujemanje – posodobitev«. Gre za sintezo položaja modela na podlagi poznavanja delovanja modela in prejšnjih položajev (položaj za prvo sliko je potrebno pripraviti posebej), nato se analizira ujemanje položaja s slikovnimi podatki in pripravi napoved položaja za naslednjo sliko. Za ovrednotenje ujemanja položaja modela s slikovnimi podatki je potrebna posebna rekurzivna funkcija ali pa gre za uporabo tehnik vzorčenja.

Tri glavne problematike pri sledenju prožnih objektov z uporabo modelov so naslednje (Hu in sod., 2004):

- sestava modelov prožnih objektov,
- sestava modelov gibanja (in omejitev gibanja),
- strategije napovedovanja in ujemanja položajev modelov.

Kompleksnejši modeli objektov praviloma dajejo natančnejše rezultate, vendar so tudi računsko bolj zahtevni. Za človeka na primer so v uporabi paličasti model, model 2D orisov, 3D model in hierarhični model.

Uporaba modelov gibanja je ključna za dobro sintezo napovedi položaja modela. Gibanje objekta je ponavadi zelo omejeno, kar omogoča izdelavo kvalitetnih modelov gibanja. Nekatere aplikacije uporabljajo modele gibanja tudi za ugotavljanje aktivnosti objektov.

4.6.2 Sledenje z modeli togih objektov

Sledenje z modeli togih objektov je bilo razvito z namenom sledenja vozil. Princip delovanja je enak kot pri sledenju prožnih objektov. Kot je razvidno že v naslovu podpoglavja, glavna razlika nastopi v samem modelu objekta. Toge objekte aproksimirajo s 3D mrežnimi modeli ali z 2D orisi, ki nimajo »gibljivih« delov kot modeli prožnih objektov (Hu in sod., 2004). Takšne modele je lažje izdelati, samo sledenje pa je tudi računsko (procesorsko) varčnejše.

5 IZDELAVA 3D POTI GIBANJA OBJEKTA

Video posnetek je, poenostavljeno rečeno, zaporedje slik posnetih v relativno kratkih časovnih intervalih. Če v neko prizorišče usmerimo dve video kameri, ki sta med seboj razmaknjeni za določeno bazo b in sta časovno usklajeni, dobimo zaporedje stereoparov.

S prepoznavanjem premikov in sledenjem ugotovimo za vsako posamezno sliko v video posnetku le območja gibajočih objektov. Za določitev 3D koordinat iz stereopara je potrebno pozicijo objekta na obeh posnetkih stereopara ponazoriti s točkama. Z določitvijo 3D koordinat objekta za vsak stereopar video posnetka lahko sestavimo 3D pot gibanja objekta.

5.1 Izbira objektne točke

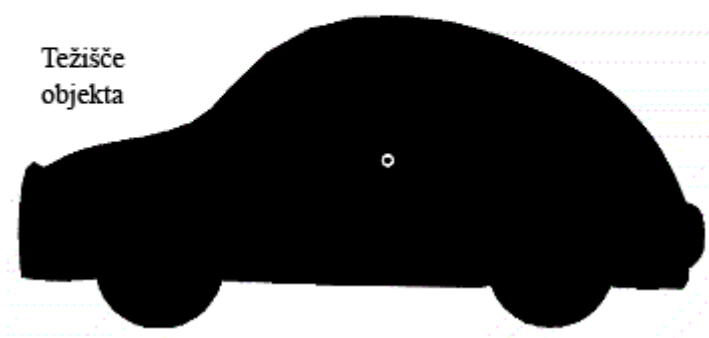
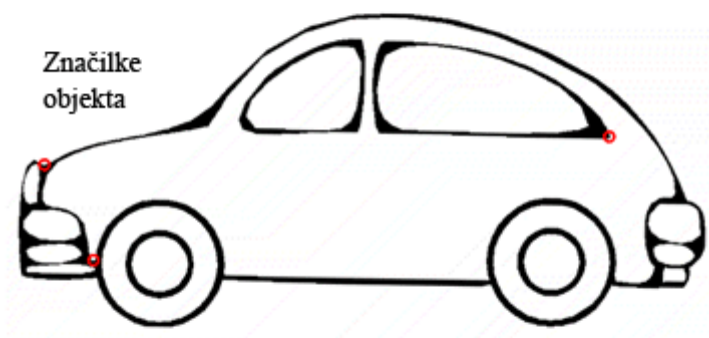
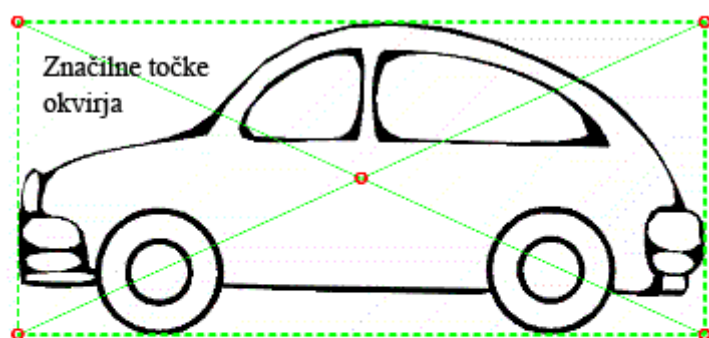
Algoritem prepoznavanja premikov kot rezultat da območje, kjer je zaznal spremembe. Da določimo lokacijo tega območja, si moramo izbrati t.i. objektno točko, katere koordinate predstavljajo lokacijo objekta.

Za izbiro objektne točke imamo na voljo:

- ena od vogalnih točk ali središče obodnega okvirja objekta,
- težišče območja objekta,
- poljubna značilka na objektu.

Izbira objektne točke je načeloma poljubna, vendar je smiselno, da ta točka čim bolje opisuje lokacijo objekta in da je določljiva neodvisno od orientacije in lokacije objekta.

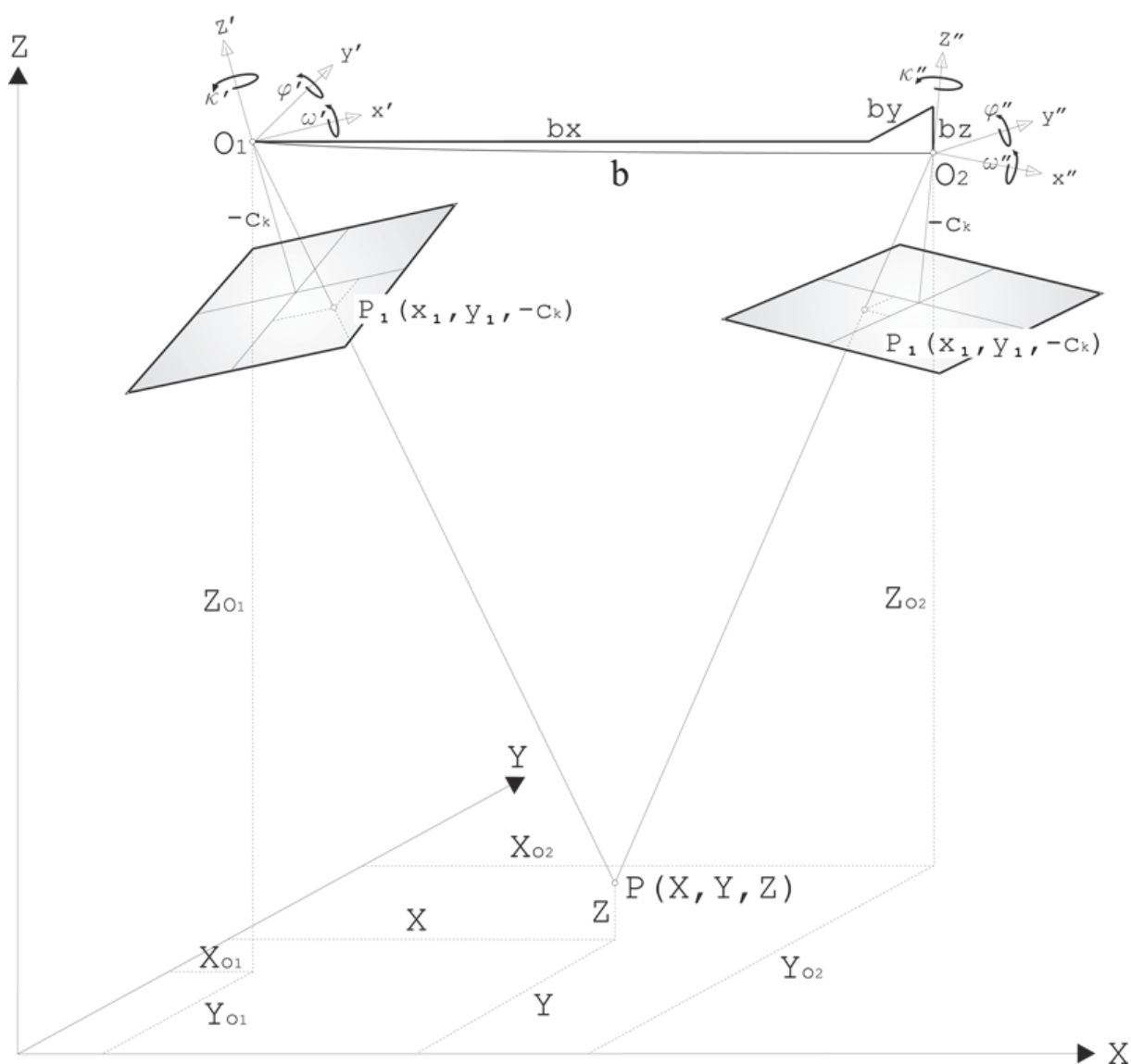
Z objektnimi značilkami lahko najbolj natančno sledimo dejanskemu gibanju objekta, vendar je vidnost in prepoznavnost značilk odvisna od orientacije in oddaljenosti objekta, zato so kot objektne točke sprejemljive le v posebnih primerih. Značilne točke obodnega okvirja so enostavno določljive, a imajo pomanjkljivost, da ne upoštevajo oblike objekta in kot take slabo opisujejo lokacijo območja. Težišče območja objekta bolje opisuje lokacijo in je hkrati neodvisno od orientacije in oddaljenosti objekta. Slabost težišča (in tudi značilnih točk obodnega okvirja) je odvisnost od natančnosti določitve območja objekta.



Slika 14: Primeri objektnih točk

5.2 Presek žarkov

Fotogrametrija se večinoma uporablja za rekonstrukcijo pozicije in oblike objektov iz fotografskih posnetkov. Za ta namen sta potrebna dva posnetka istega objekta narejena iz različnih stojišč. Kameri sta praviloma usmerjeni tako, da sta njuni osi približno vzporedni. Razdalja med njima (in goriščna razdalja objektivov) je izbrana tako, da se stereo posnetka prekrivata za približno 60%.



Slika 15: Stereomodel (prirejeno po Vežočanik, 2006)

Z znano relativno orientacijo, notranjo orientacijo in izmerjenimi slikovnimi koordinatami x_1 , y_1 in x_2 , y_2 homolognih točk P_1 in P_2 lahko izračunamo lokalne koordinate X , Y , Z točke P iz enačb (Kraus, 1993):

Posnetek 1:

$$X = X_{O1} + (Z - Z_{O1})k_{x1} \quad k_x = \frac{r_{11}(x - x_o) + r_{12}(y - y_o) - r_{13}c}{r_{31}(x - x_o) + r_{32}(y - y_o) - r_{33}c}$$

$$Y = Y_{O1} + (Z - Z_{O1})k_{y1} \quad k_y = \frac{r_{21}(x - x_o) + r_{22}(y - y_o) - r_{23}c}{r_{31}(x - x_o) + r_{32}(y - y_o) - r_{33}c}$$

Posnetek 2:

$$X = X_{O2} + (Z - Z_{O2})k_{x2}$$

$$Y = Y_{O2} + (Z - Z_{O2})k_{y2}$$

Kjer so:

X_o, Y_o, Z_o - s projekcijskim centrom izberemo izhodišče lokalnega koordinatnega sistema

r_{xx} - elementi rotacijske matrike

x_o, y_o - slikovni koordinati glavne točke

c - goriščna razdalja oz. konstanta kamere

Enačba 20: numerična rekonstrukcija žarkovja z znano zunanjo orientacijo

Lahko imamo znane koordinate X_o , Y_o in Z_o projekcijskega centra, v nasprotnem primeru pa si z izborom koordinat projekcijskega centra določimo izhodišče lokalnega koordinatnega sistema (na primer izberemo projekcijski center leve kamere kot izhodišče lokalnega koordinatnega sistema). Tako dobimo štiri linearne enačbe za tri neznane objekte koordinate X , Y in Z .

Enačbo Z koordinate izpeljemo iz enačb obeh posnetkov za X in Y koordinato:

$$Z = \frac{X_{O2} - Z_{O2}k_{x2} + Z_{O1}k_{x1} - X_{O1}}{k_{x1} - k_{x2}}$$

$$Z = \frac{Y_{O2} - Z_{O2}k_{y2} + Z_{O1}k_{y1} - Y_{O1}}{k_{y1} - k_{y2}}$$

Enačba 21: Izpeljana enačba Z koordinate

Za končno vrednost koordinate Z se vzame aritmetična sredina enačb izpeljanih po X in po Y .

6 PRAKTIČEN PRIMER PREPOZNAVANJA PREMIKOV IN DOLOČITVE POTI GIBANJA

6.1 Uvod

Na podjetju DFG CONSULTING d.o.o. so mi omogočili razvoj programa BgSubtract za avtomatsko prepoznavanje premikov in sledenje objektov iz video posnetkov. Za cilj sem si izbral izdelati aplikacijo, ki bi podani video posnetek analizirala in kot rezultat izdelala poročilo s slikovnimi koordinatami vseh objektov, ki se premikajo v vidnem polju kamere. Rezultat mora biti v obliki, ki je kompatibilen s specifikacijo vhodnih datotek programa Gladiator, prirejenega za računanje 3D koordinat iz objektovnih točk stereoparov.

Problematiko prepoznavanja sprememb oz. premikov in problematiko sledenja objektov sem že predstavil v poglavjih 3 in 4. V podjetju DFG sami razvijajo fotogrametrično programsko opremo, zato sem imel nekatere funkcije že na voljo, določene procedure pa sem sprogramiral sam.

6.2 Podatki

6.2.1 Snemalni sistem in video

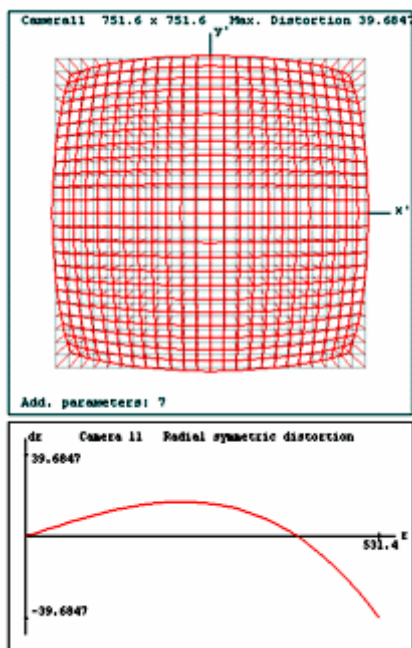
Vsi video posnetki, ki sem jih uporabljal za razvoj programa BgSubtract, so bili posneti s parom kamer Canon XM1. To je komercialna digitalna kamera z optično stabiliziranim objektivom in CCD svetlobnim tipalom nizke ločljivosti resolucije. Ker je kamera namenjena predvsem domači uporabi, so v posnetkih opazne vse napake, kot sem jih obravnaval v poglavju 2.3. Med snemanji sta objektivna kamer nastavljena na najkrajšo goriščno razdaljo 4.2 mm, pri čemer sliko popačita z močno radialno distorzijo.

6.2.1.1 Kalibracija kamer

Ker ti kameri nista merski, je bilo nujno izvesti postopek kalibracije za določitev notranje orientacije. Parametri notranje orientacije so:

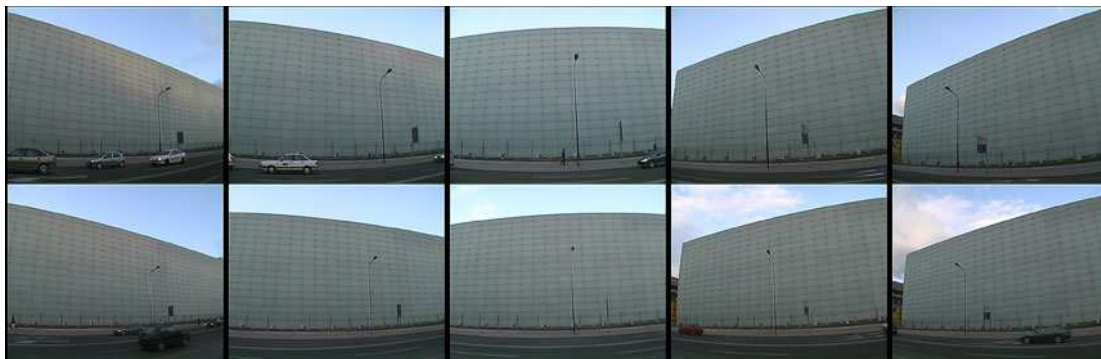
- koordinate robnih mark,

- goriščna razdalja,
- glavna točka,
- distorzija.



Slika 16: Grafični prikaz distorzije objektiva

Kalibracijo kamer so na podjetju DFG opravili za lastne potrebe. Za kalibracijsko polje so uporabili fasado pivovarne Union, ki jo zaznamujejo zaznamujejo velike steklene plošče. Te plošče so montirane z nekaj milimetrsko natančnostjo, zato so stiki med njimi primerni za opravljanje meritev. Fasado so iz različnih kotov posneli na oddaljenosti 30 do 35 m, da so dobili 10 različnih posnetkov.



Slika 17: Kalibracijski posnetki

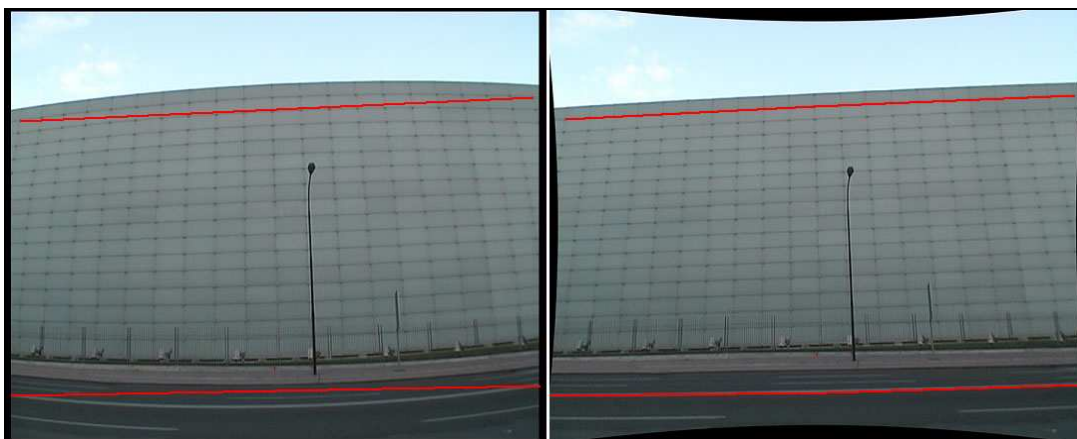
Na vsakem posnetku so s tehnikami avtomatskega merjenja in oštevilčenja opravili meritve s podpikselsko natančnostjo. Na vsakem posnetku so zajeli od 300 do 500 točk.



Slika 18: Meritve na fasadi

Ugotovitve po izravnavi so bile, da so kamere primerne za mersko uporabo:

- za robne marke izvedemo korekcijo merila osi x: $k_x = 1.075$,
- goriščne razdalje se med seboj razlikujejo manj kot 0.2%,
- glavne točke so zelo blizu izvira točke simetrije radialne distorzije,
- distorzija je sicer velika, vendar pravilna (radialna).

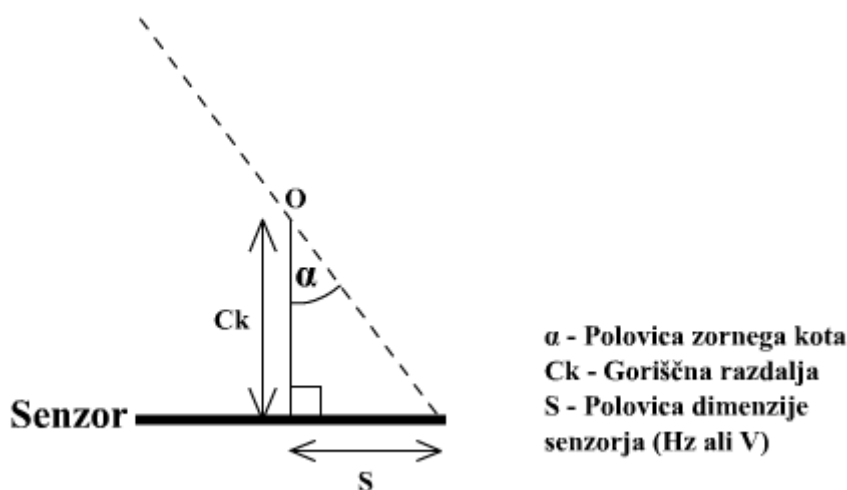


Slika 19: Slika brez in s korekcijo distorzije

Kalibracijski parametri so zapisani v posebni *.CAM datoteki, ki je tudi ena izmed vhodnih podatkov za procedure relativne orientacije in preseka žarkov.

6.2.1.2 Ločljivost piksla

Za izračun prostorske ločljivosti sensorja potrebujemo podatek o goriščni razdalji objektiva in dimenzije sensorja. Za svetlobno tipalo v kamerah sem ugotovil, da je optičnega formata 1/4", podatkov o dejanskih dimenzijah pa nisem našel. Kot alternativa za izračun se mi je ponudil podatek o goriščni razdalji objektiva izraženo v pikselskih dimenzijah, kar so na podjetju DFG izračunali med postopkom kalibracije kamer. Pikselske dimenzije sensorja so enake pikselskim dimenzijam video posnetkov. Če predpostavimo, da piksli na sensorju le malo odstopajo od kvadratne oblike, lahko zorni kot objektiva dobimo z rešitvijo pravokotnega trikotnika.



Slika 20: Izračun zornega kota kamere

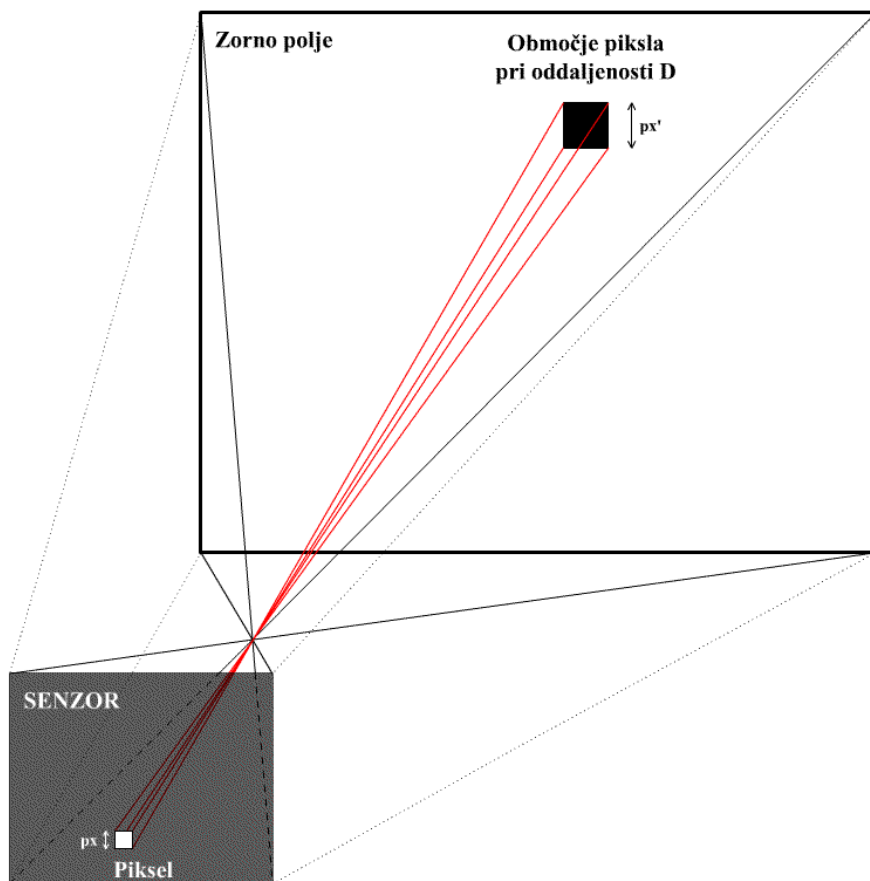
$$\alpha_{Hz} = 2 * \arctan\left(\frac{S_w}{C_k}\right) = 2 * \arctan\left(\frac{720px/2}{573.054px}\right) = 1.121813rad = 64^{\circ}16'30''$$

$$\alpha_v = 2 * \arctan\left(\frac{S_h}{C_k}\right) = 2 * \arctan\left(\frac{576px/2}{573.054px}\right) = 0.931404rad = 53^{\circ}21'55''$$

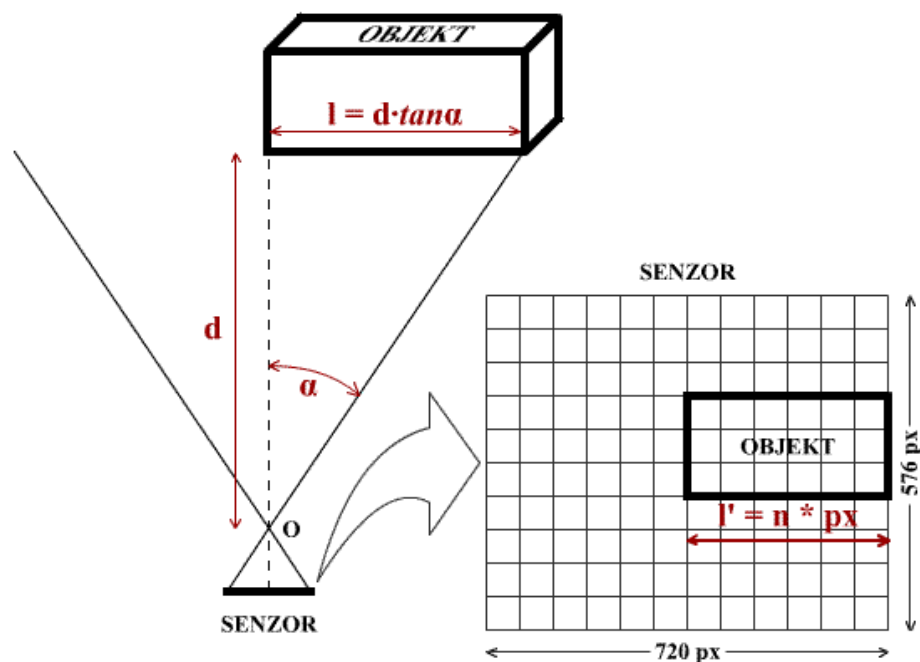
Enačba 22: Izračun horizontalnih in vertikalnih zornih kotov

Pri čemer je S_w polovična širina sensorja in S_h polovična višina sensorja.

Z znanim zornim kotom objektivna in velikostjo piksla v senzorju lahko izračunamo prostorsko ločljivost piksla.



Slika 21: Z oddaljenostjo senzorja od objekta se njegova prostorska ločljivost manjša



Slika 22: Izračun prostorske ločljivosti

Prostorsko ločljivost izračunamo po naslednji enačbi:

$$px' = \frac{d * \tan \alpha}{n}$$

Enačba 23: Izračun prostorske ločljivosti

px' – prostorska ločljivost piksla

d – razdalja (merjeno od optičnega centra) za katero nas zanima ločljivost piksla

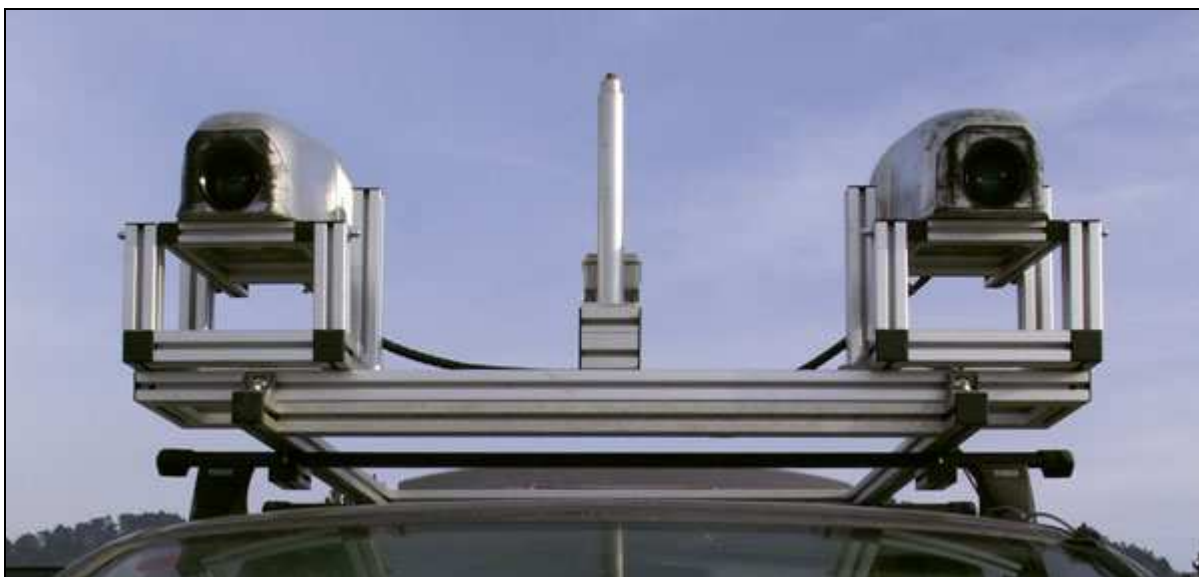
α – zorni kot objektiva (Hz ali V)

n – število pikslov v eni vrstici (Hz ločljivost) ali enem stolpcu (V ločljivost) na senzorju

Kot primer podajam izračun ločljivosti za nekaj razdalj:

Preglednica 1: Izračun prostorske ločljivosti

Oddaljenost objekta [m]	1	2	5	10	15	30	50	100
Ločljivost piksla [mm]	1,75	3,49	8,73	17,45	26,18	52,35	87,25	174,50



Slika 23: Snemalni sistem s kamerama XM1 (sredinski drog je namenjen pričvrstitvi GPS antene)

Kameri XM1 sta postavljeni v stereo snemalni sistem s fiksno bazo 1 m. Optični osi kamer nista horizontalni, temveč sta usmerjeni rahlo navzdol. Sistem je med snemanjem pritrjen na streho avtomobila, za katerega smo predpostavili, da se med snemanjem ne premika. Na ogrodje snemalnega sistema je možno pričvrstiti tudi GPS anteno za sprejemnik Leica GPS1200 s katerim lahko pred snemanjem odčitamo lokacijo snemanja.

6.2.2 Snemanje

V različnih razvojnih fazah izdelave aplikacije BgSubtract sem uporabljal pet različnih video posnetkov, ki sem jih poimenoval A, B, C, D in E. Od tega so bili posnetki A, B in C uporabljeni le med razvojem posameznih delov aplikacije, na posnetkih D in E pa sem izvajal meritve. Vsi posnetki so bili narejeni z istim stereo snemalnim sistemom, predstavljenim zgoraj.

Posnetek A je nastal pred pivovarno Union v Ljubljani. V ospredju se odvija zmeren promet, v ozadju pa se vidi fasada pivovarne, na kateri je dobro vidna tudi radialna distorzija objektiva. Posnetek je kontrasten in oster, vendar tudi z vidnimi ostritvenimi obroči. Posnetek sem uporabljal pri razvoju modula za prepoznavanje premikov, za kar sem potreboval posnetek le ene kamere. Pri snemanju nisem sodeloval.



Slika 24: Posnetek A

Na posnetku B operater v ospredju počasi premika tarče skozi območje preklopa kamer. Snemanje sva izvedla s kolegom Rokom Vezočnikom, s katerim sva sodelovala na projektu avtomatskega prepoznavanja tarč iz videoposnetkov. Posnetek sem uporabil za razvoj modula za sledenje, z manjšo prilagoditvijo algoritma pa je rezultate lahko za potrebe izdelave svoje diplomske naloge uporabil tudi Rok, kot eno izmed možnosti avtomatskega zajema slikovnih točk.



Slika 25: Posnetek B

Posnetek C je bil narejen na vojaškem tankovskem vadišču. Objekt je v primerjavi z ozadjem zaradi kamuflažnih barv vojaških vozil slabo kontrasten. Da bi lažje spremljal delovanje algoritma, sem video posnetku v programu VirtualDub povečal kontrast in barvno zasičenost. Posnetek sem uporabljal za testiranje delovanja BgSubtracta s podatki, ki niso najbolj

optimalni. Zaradi premajhne baze stereo snemalnega sistema glede na oddaljenost gibajočega objekta pri tem posnetku nisem izračunal poti gibanja.



Slika 26: Posnetek C, stereo

Posnetek D je nastal na dvorišču pred podjetjem DFG z namenom preizkusiti natančnosti delovanja celotne aplikacije. Na tla sem narisal kvadrat velikosti 3 x 3 m, avtomobil s kamera pa smo postavili na oddaljenosti približno 5 m (razdalja od objektiva do najbližje stranice kvadrata). Avtomobil ni bil parkiran povsem vzporedno s stranicami kvadrata. Po vklopu kamer sem se sprehodil po stranicah kvadrata. Pogoji snemanja so bili zelo dobri – difuzna svetloba je omogočila dober kontrast brez ostrih senc, majhna je bila tudi oddaljenost objekta. Kljub vsemu je kamera na kontrastnih robovih ustvarila ostritvene obroče. Če ni zapisano drugače, se besedilo in podatki v praktičnem delu te naloge nanašajo na posnetek D.



Slika 27: Posnetek D, stereo

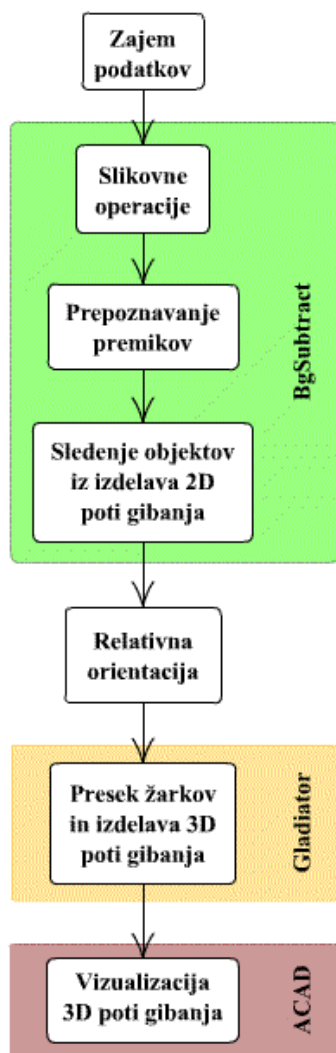
Posnetek E je nastal zaradi nepričakovanih rezultatov posnetka D. Namen je bil posneti optimalne (ali vsaj čim bližje temu) podatke za BgSubtract. Tu sem odkrival in sledil gibanju balona, ki sva ga s kolegom s tanko vrvico premikala nad robovi 3 x 3 m velikega kvadrata. Preostala konfiguracija prizorišča je bila precej podobna tisti na posnetku D.



Slika 28: Posnetek E, stereo

6.3 Aplikacija BgSubtract

Namen aplikacije je avtomatska izdelava 2D poti gibanja objektov v slikovnem koordinatnem sistemu posameznega video posnetka (levega in desnega). Druge korake celotnega postopka izdelave 3D poti gibanja objekta (relativna orientacija, presek žarkov in vizualizacija poti) sem naredil z že obstoječimi programi.



Slika 29: Celoten postopek izdelave in vizualizacije 3D poti gibanja objekta

Programiranje je potekalo v razvojnem okolju Visual Studio 6.0 v jeziku C++. Razvoj mi je bil olajšan z uporabo že obstoječih algoritmov, katerih avtor je Tomaž Gvozdanović iz podjetja DFG. To so osnovni algoritmi za operacije z rastrskimi slikami (kreiranje slike, branje in nastavljanje vrednosti posameznih pikslov, razne konverzije, filtri), za delo s polji, koordinatami, okvirji, pa tudi napredne procedure različnih tehnik slikovnega ujemanja. Podjetje DFG in tam zaposleni so mi v času nastajanja diplomske naloge nudili tudi prijetno delovno okolje, pomoč in enostaven dostop do informacij.

Čeprav BgSubtract deluje kot neločljivo povezana celota, jo lahko v grobem razdelimo na prepoznavanje premikov in na sledenje. Oba dela si delita mnogo funkcij, vmesnih rezultatov

in podatkov. Za vhodne podatke sem video posnetke razrezal na rastrske slike zaradi lažjega programiranja.

6.3.1 Prepoznavanje premikov

Premike objektov v video posnetkih odkrivamo tako, da poiščemo in kategoriziramo spremembe v nizu slik. Teoretično sem problematiko in tehnike že predstavil v poglavju 3, Prepoznavanje sprememb med slikami. Za odkrivanje sprememb v slikah se lahko poslužimo odštevanja slik, statističnih metod, napovedovalnih modelov, modelov senčenja in modeliranja ozadja. Namen te naloge ni izdelati sistem, ki bi lahko samostojno deloval v različnih zahtevnih situacijah, zato sem se odločil za uporabo odštevanja slik. To je res najmanj fleksibilna metoda, vendar je bistveno lažja za izdelavo kot katerakoli druga metoda. Poleg tega so bili pogoji pri snemanju dovolj konstantni, da je mogoče izdelati dobro masko sprememb tudi z odštevanjem slik.

V začetni fazi sem iz želje po večji robustnosti poskusil odštevanje zaporednih slik s posnetkom A. S tem bi bil algoritem odporen na zmerno hitre spremembe osvetljave kot tudi na rahle premike kamere (nestabilnost snemalnega sistema).



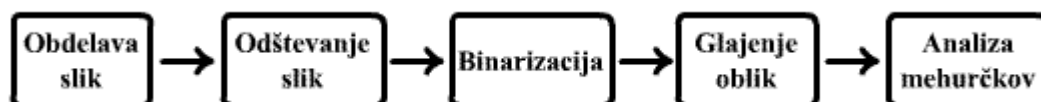
Slika 30: Odštevanje zaporednih slik

Kot je vidno na Slika 30, dobimo z odštevanjem zaporednih slik za vsak gibajoči objekt na maski sprememb dve območji sprememb (mehurčka) – pred in za objektom v smeri gibanja. Če se na posnetku pojavita dva ali več gibajočih objektov, nastane problem, saj je težavno sprogramirati algoritem, ki bi pravilno ugotovil kateri mehurčki spadajo k istemu objektu. Povrhu nam ta način ne nudi informacije o obliki objekta, kar bi lahko s pridom uporabili za določitev objektne točke.

6.3.1.1 Prepoznavanje premikov z odštevanjem ozadja

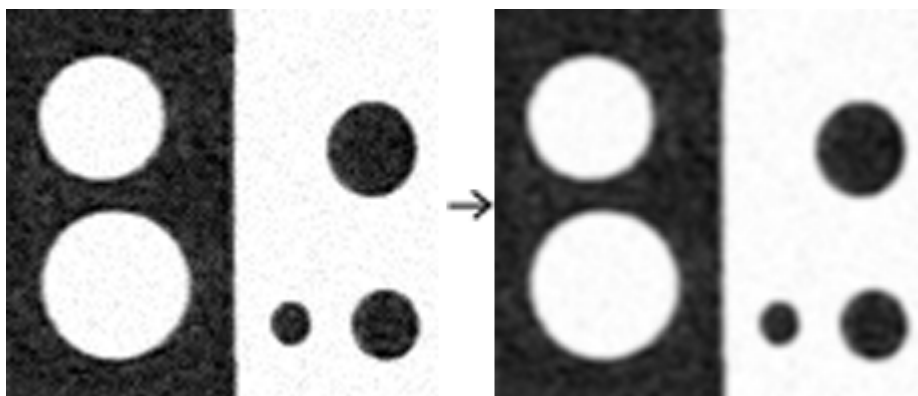
Po zgoraj omenjenih težavah sem se odločil namesto zaporednih slik za odštevanje uporabiti sliko prizorišča brez gibljivih objektov ali krajše, sliko ozadja.

Sama procedura se izvaja za vsako sliko v video posnetku posebej in je sestavljena iz petih korakov:



Slika 31: Postopek prepoznavanja premikov

Pri obdelavi slik je pomembno, da iz obeh slik odstranimo šum, ki je sicer očesu manj viden, pri kreiranju maske sprememb pa ustvari majhne, a neželene mehurčke. Klasično orodje za odstranjevanje šuma je nizkopropustni filter (angl. low-pass filter). Nizkopropustni filtri uničijo detajle, siceršnjo vsebino slike pa ohranijo. Slika po nizkopropustnem filtriranju izgleda zglajena oz. manj ostra.



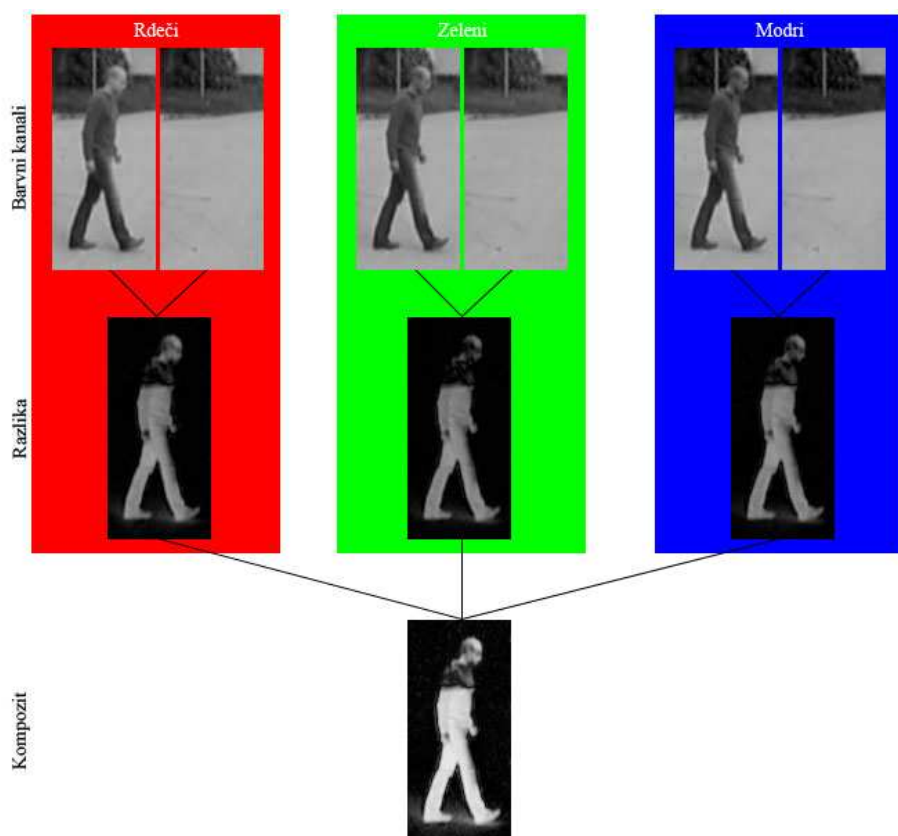
Slika 32: Primer efekta nizkopropustnega filtra

Filtri so pikselni operatorji, ki v izračun nove vrednosti piksla vzamejo tudi določeno okolico piksla. Filtri se med sabo razlikujejo po utežeh posameznih pikslov, svoji velikosti, pa tudi po svoji obliki. V BgSubtractu sem uporabil kvadraten filter velikosti 3x3 z naslednjo razporeditvijo uteži:

1	2	1
2	4	2
1	2	1

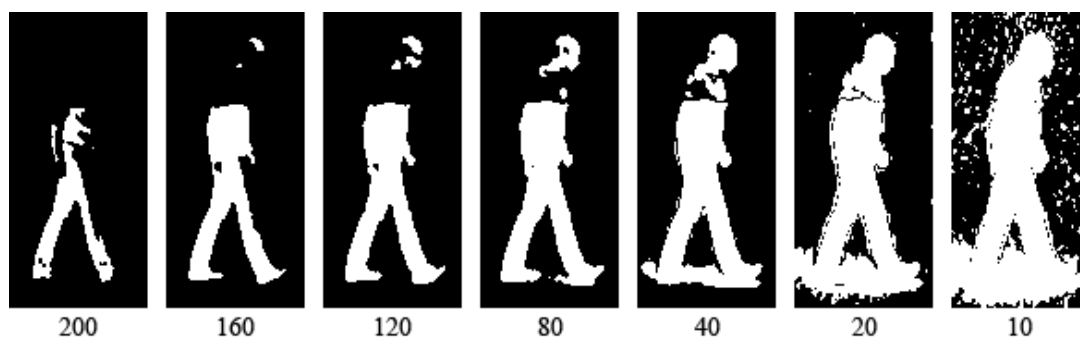
Slika 33: Primer razporeditve uteži v nizkopropustnem filtru (sredinski piksel je objekt filtriranja)

Odštevanje slik je enostavna operacija. Rezultat je slika absolutnih razlik med obema vhodnima slikama. V nadaljevanju procedure se zahteva sivinska slika, zato BgSubtract naredi sliko razlik za vsak barvni kanal, končna sivinska slika razlik pa je sestavljena iz največjih razlik v posameznih kanalih. Na ta način dobimo z odštevanjem največji možen kontrast glede na barvo objekta in ozadja (z uporabo samo enega kanala bi tvegali preslab kontrast med objektom in ozadjem).



Slika 34: Odštevanje kanalov in končna slika razlik

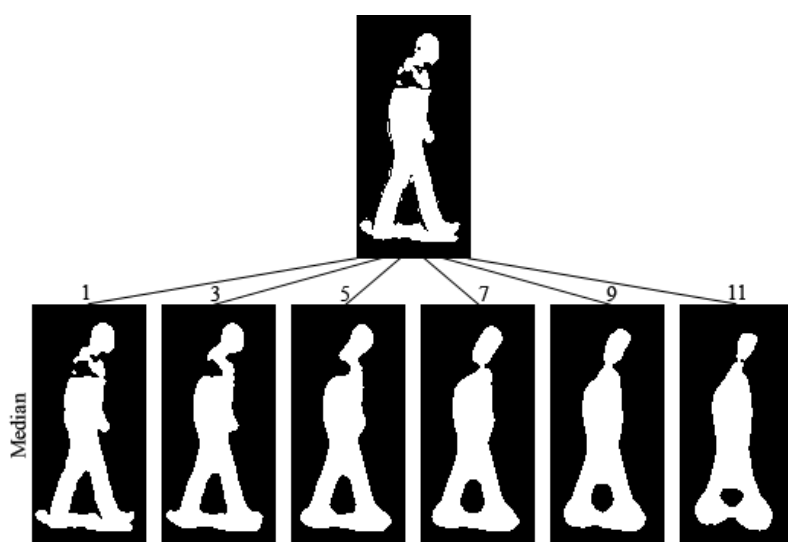
Binarizacija naredi iz sivinske slike binarno, se pravi črno-belo sliko. Prava nastavitvev pragu je pri metodi odštevanja slik ključnega pomena za ločevanje pomembnih sprememb od nepomembnih. Sama vrednost pragu je odvisna od kontrasta med objektom in ozadjem (to je od svetlobnih pogojev in barve objekta in ozadja). Vrednost sem določil empirično, v komercialnih sistemih pa se prag nastavlja samodejno zaradi možnosti prilagoditve različnim situacijam.



Slika 35: Binarizirane slike narejene z različnimi pragovi

Kot lahko vidimo iz slike zgoraj, je ob uporabi napačnega pragu že z očesom zelo težavno razbrati pravo obliko (tudi lokacijo) objekta.

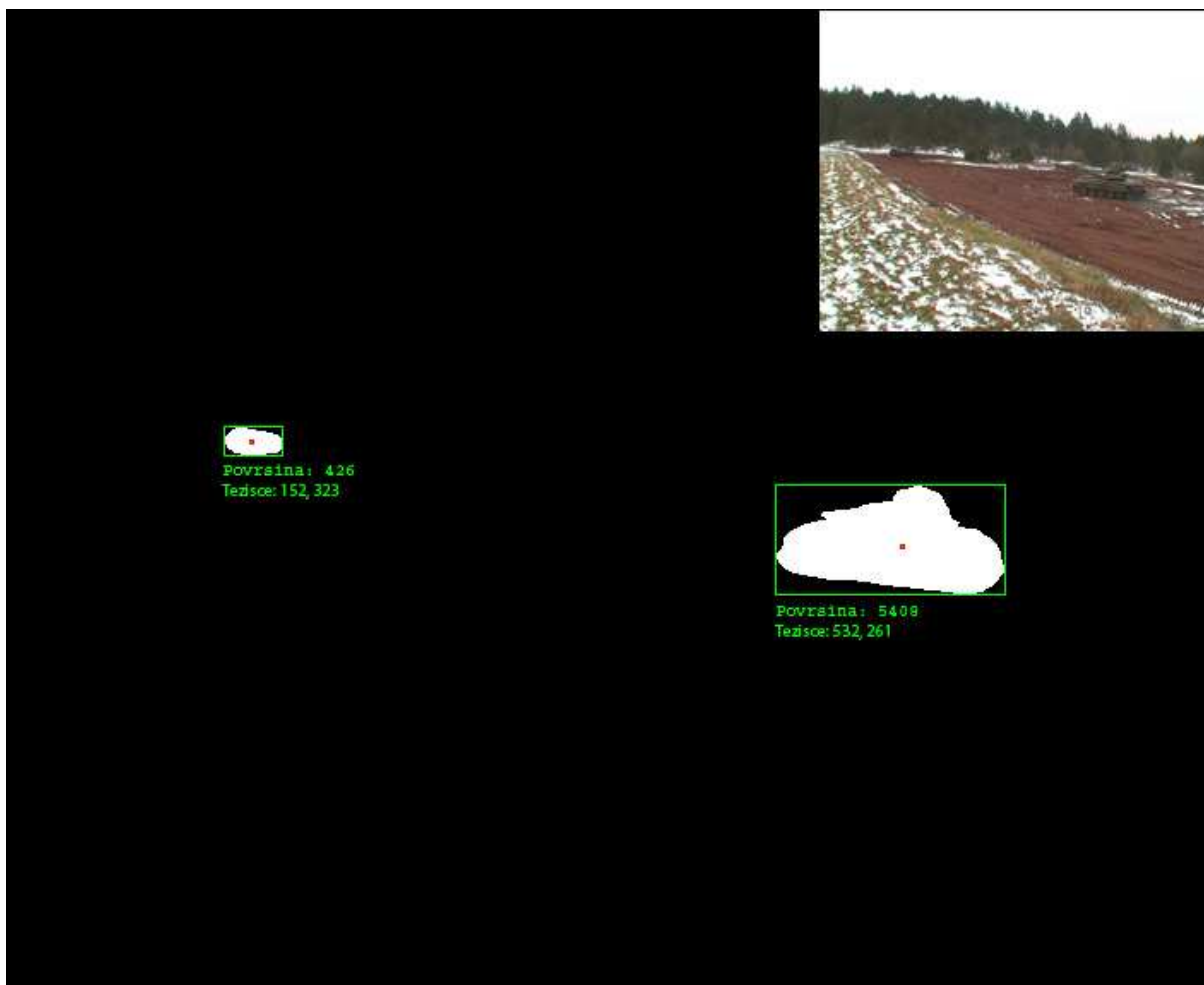
Kljub začetnemu mehčanju in pravi nastavitvi pragu pri binarizaciji, lahko v maski sprememb vseeno ostanejo neželeni mehurčki ali pa se v mehurčkih pravih objektov pojavijo luknje. Problem lahko vsaj delno odpravimo z uporabo median filtra, ki zgladi oblike in odstrani manjše mehurčke ali luknje v mehurčkih. Kako velike mehurčke bo median filter odstranil je odvisno od velikosti filtra. Median filter deluje tako, da priredi vrednost piksla na najpogostejšo vrednost okoliških pikslov. V mojem primeru je bil median filter okrogle oblike in je imel polmer velikost 9 pikslov.



Slika 36: Učinek median filtra različnih dimenzij

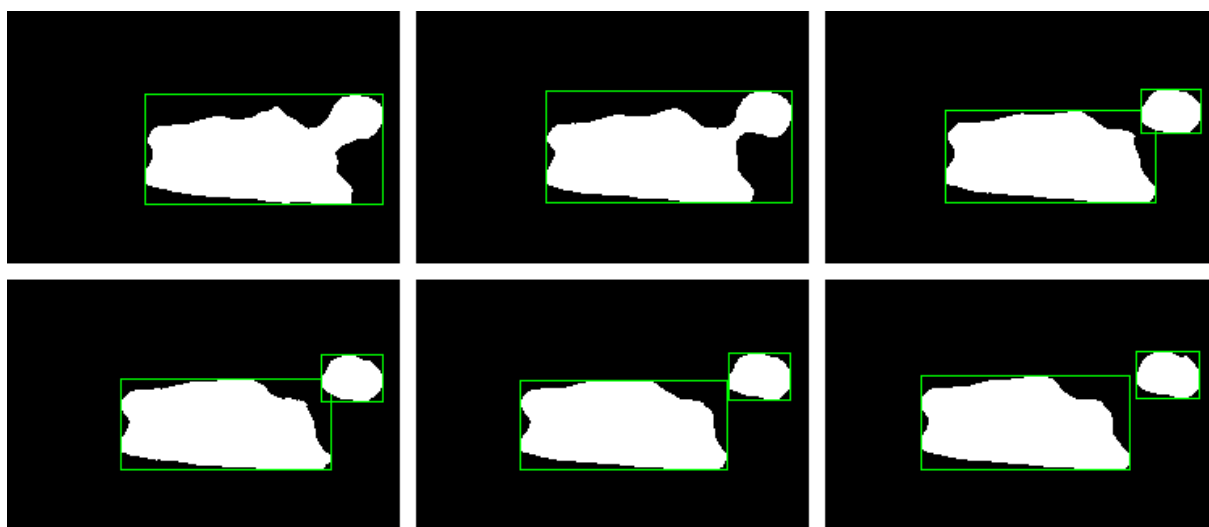
Zadnji korak pri prepoznavanju premikov je evaluacija mehurčkov. Da se mehurček v nadaljevanju obravnava kot abstrakcija objekta, mora izpolnjevati pogoj minimalne velikosti, ki sem jo nastavljal empirično na podlagi približne velikosti najmanjše slike objekta v celotnem video posnetku. Za ustrezajoče mehurčke algoritem ugotovi njihove površine, težišča in obodne okvire. S temi podatki okarakterizirani objekti se shranijo v polje, ki je med drugim tudi eden izmed vhodnih podatkov za sledenje objektov.

Algoritem za analizo mehurčkov je razmeroma kompleksen iz programerskega vidika, sama logika določevanja meja, površine in težišča pa je trivialna in je zato ne bom vključil v diplomsko nalogo.



Slika 37: Maska sprememb z grafičnim prikazom analize mehurčkov posnetka C

V mojem primeru je bila največja težava pri odkrivanju premikov izločanje nepomembnih objektov in ohranjanje pravilnega obrisa objektov v maski sprememb. V posnetku C je ob pospeševanju oklepno vozilo izpustilo gost oblak izpušnih plinov, ki jih je algoritem v začetku obravnaval kot del objekta in kasneje kot samostojen gibajoč objekt. Oblak kot samostojen objekt ni problematičen, saj sem ga lahko ročno odstranil pred presekom žarkov, oblak kot del oklepnega vozila pa je povzročil anomalije pri izračunu težišča. Povrhu je algoritem v levem in desnem posnetku ob različnih trenutkih zaznal odcep oblaka od vozila.



Slika 38: Odcep oblaka od oklepnega vozila

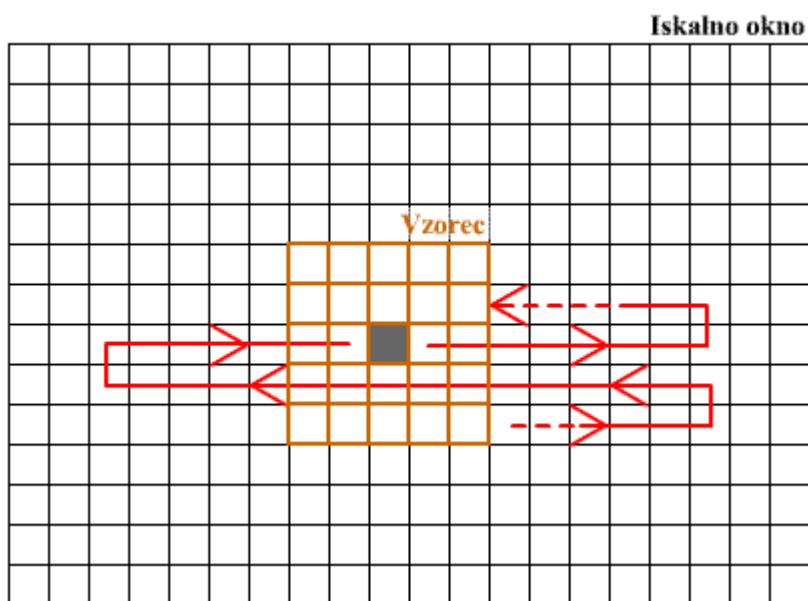
V tem specifičnem primeru (gibanje vojaškega oklepnega vozila) je problematična tudi kamuflažna barva vozila. Kamuflaža se uporablja, da je teže ločiti objekt od okolice. Zaradi nizkega kontrasta med barvo vozila in ozadja je bil potreben precej nizek prag binarizacije in velik median filter, kljub vsemu pa včasih algoritem kakšnega dela vozila sploh ni registriral (rjava barva na vozilu je bila zelo podobna barvi zemlje). To je povzročilo neljubo cepitev mehurčka na dva dela.

6.3.2 Sledenje

Sledenje se izvede po prepoznavanju premikov, seveda tudi za vsako sliko v video posnetku posebej. V literaturi zasledimo različne pristope sledenja objektov, v teoretičnem delu te naloge pa sem predstavil sledenje površin, orisov, potez in sledenje z uporabo modelov. Kot sem omenil v uvodnem besedilu 6. poglavja, je g. Tomaž Gvozdanović že sprogramiral štiri algoritme za podobnostno slikovno ujemanje, zato je bila izbira algoritma preprosta.

Osnovna ideja podobnostnega sledenja površin je, da primerjamo pikselske vrednosti območja gibajočega objekta v trenutni sliki z območji gibajočih objektov prejšnje slike. Območja gibajočih objektov prejšnje slike so opremljena tudi z identifikatorji, ki se prenesejo tudi na ustrezno območje objekta v trenutni sliki, če se izkaže, da gre za isti objekt. Algoritmom slikovnega ujemanja je skupno, da sprejmejo vzorec (slikovna matrika objekta v trenutnem posnetku) in iskalno okno (razširjena slikovna matrika objekta v prejšnjem posnetku), vrnejo pa lokacijo najboljšega ujemanja in stopnjo ujemanja. Ker je iskalno okno

praviloma večje od vzorca (ali je veliko vsaj toliko kot vzorec), algoritem izračuna stopnjo ujemanja za vsako možno pozicijo vzorca v iskalnem oknu in si za največjo vrednost zapomni lokacijo, ki seveda na koncu predstavlja rezultat ujemanja. Zaradi iterativne narave računanja stopnje ujemanja, so algoritmi slikovnega ujemanja počasni.



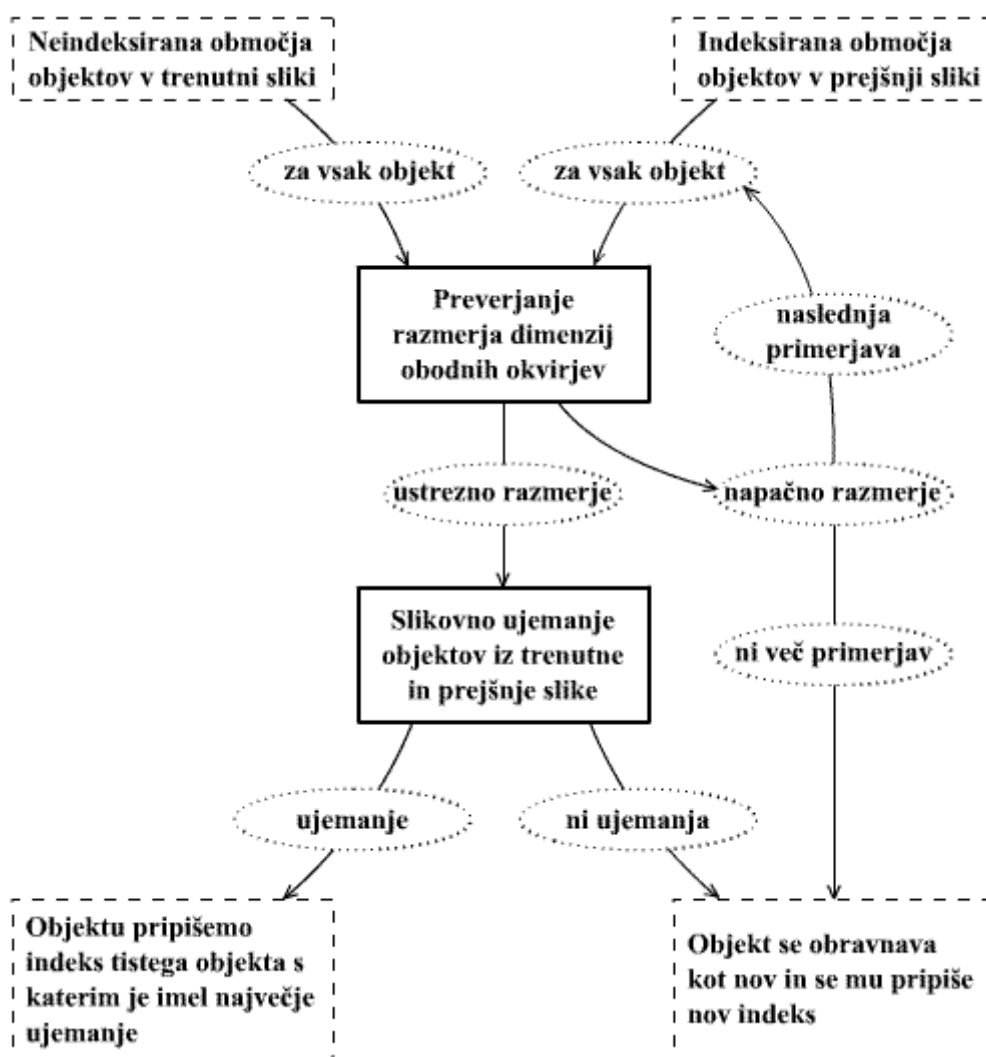
Slika 39: Primer gibanja vzorca po iskalnem oknu

Za potrebe avtomatskega sledenja objektov sem imel na voljo naslednje algoritme slikovnega ujemanja:

- funkcija navzkrižne razlike modulov,
- ujemanje z navzkrižno korelacijo,
- ujemanje s podpikselsko navzkrižno korelacijo,
- ujemanje po metodi najmanjših kvadratov.

Med temi možnostmi sem se odločil za prvo, funkcijo navzkrižne razlike modulov. Zaradi velike količine slik, na katerih se je poganjala aplikacija, je bila zame ključna hitrost izvajanja sledenja. Ker se algoritem slikovnega ujemanja pri sledenju uporablja le za identifikacijo objekta, je natančnost lociranja točke največjega ujemanja nepomembna. Kljub izboru najhitrejšega algoritma slikovnega ujemanja, sem pred slikovnim ujemanjem dodal preverjanje dimenzij objektov, ki jih bo sprejel algoritem slikovnega ujemanja. S tem se BgSubtract hitreje izvaja, hkrati pa to uveljavlja tudi pogoj, da mora biti iskalno okno (to je

razširjena slikovna matrika posameznega objekta v prejšnji sliki) večje ali enako vzorcu (slikovna matrika objekta v trenutni sliki). Gre za predpostavko, da se projekcija zvezno gibajočega objekta med dvema zaporednima slikama v video posnetku ne bo bistveno spremenila. Predpostavko sem v program dodal kot pogoj, da mora biti razmerje stranic obodnih okvirjev objektov, ki jih bom primerjal, velikosti 1 ± 0.3 (to vrednost sem določil pragmatično – odvisna je od goriščne razdalje, hitrosti in oddaljenosti objekta).



Slika 40: Procedura sledenja

Pri sledenju sem se soočil tudi s problemi, ki so povzročili napačno identifikacijo objekta. Algoritem interpretira objekt kot nov, če se dimenzijsko ne ujema z nobenim objektom prejšnje slike ali če v naboru objektov prejšnje slike ne najde dovolj dobrega slikovnega ujemanja.

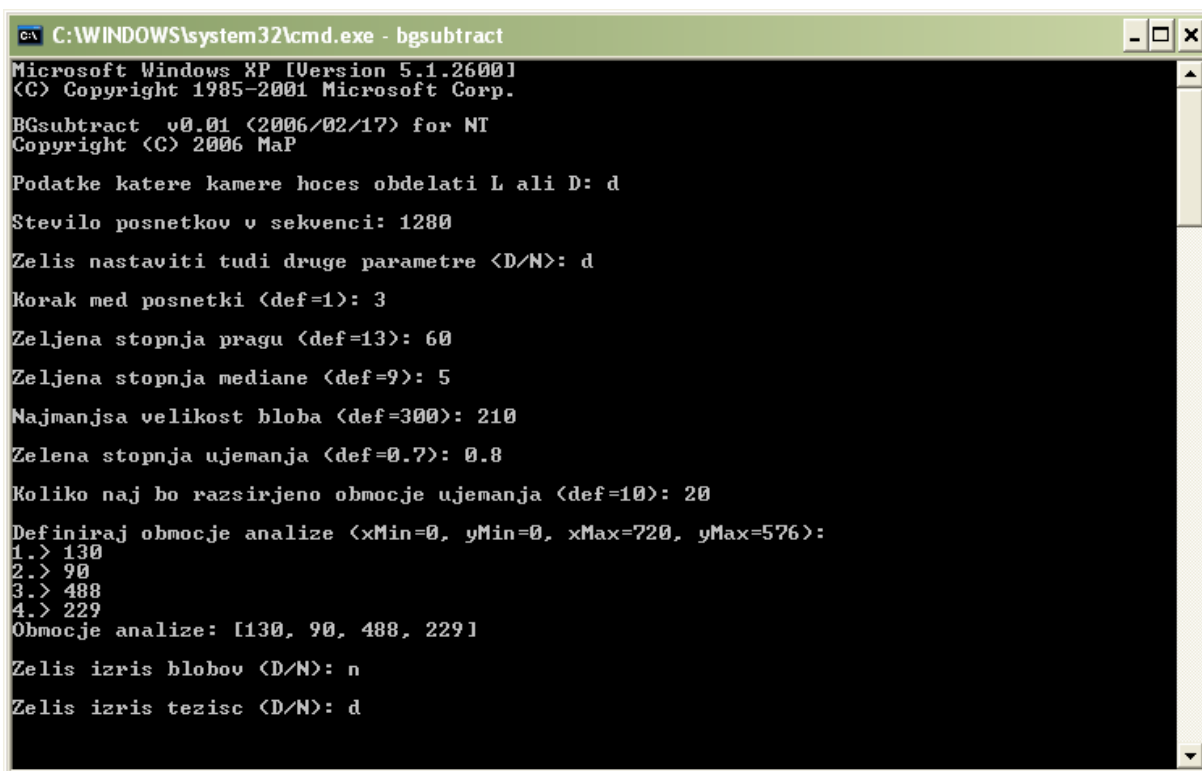
V primeru, da gre za napačno identificiranje objekta kot novega zaradi neustreznega razmerja dimenzij, je to mogoče iskati vzrok le v nekonsistentnosti generiranja maske sprememb in njenih derivatov. Obodni okvir objekta se namreč določi iz mehurčkov v maski sprememb. Takšen problem se recimo pojavi, če se mehurček razcepi na dva ali več podobno velikih delov (možni vzroki so navedeni v poglavju 6.3.1) in posledično nobeden ne izpolni pogoja razmerja dimenzij. V primeru, ko se je od oklepnega vozila odcepil oblak dima, je algoritem sledenja pravilno identificiral vozilo, saj je bil odcepljeni oblak dima dovolj majhen, da ni povzročil neskladja v razmerju dimenzij. Oblak dima je bil identificiran kot nov objekt.

Napake zaradi premajhne stopnje slikovnega ujemanja v mojem primeru ni bilo. Primer takšne napake bi lahko bil, če bi prišlo do prekrivanja objektov ali zrcalnega odboja svetlobe od objekta. Kljub vsemu bi se takšna napaka pojavila le v primeru, če bi bile spremembe nenadne oz. prehitre glede na število slik, ki jih kamera opravi v časovni enoti.

6.3.3 Uporabniški vmesnik

BgSubtract je konzolni program s preprostim tekstovnim uporabniškim vmesnikom. Ob zagonu nastavimo naslednje parametre:

- posnetke katere kamere hočemo analizirati (leva ali desna),
- število posnetkov v zaporedju,
- korak med posnetki,
- stopnjo pragu pri generiranju maske sprememb,
- polmer mediane,
- najmanjšo površino veljavnega objekta,
- minimalni koeficient ujemanja pri sledenju,
- velikost območja sledenja,
- analizo lahko omejimo le na del slike,
- možnost izrisovanja mehurčkov s težišči in
- možnost izrisa vseh težišč za vsak posamezni objekt v svojo sliko.



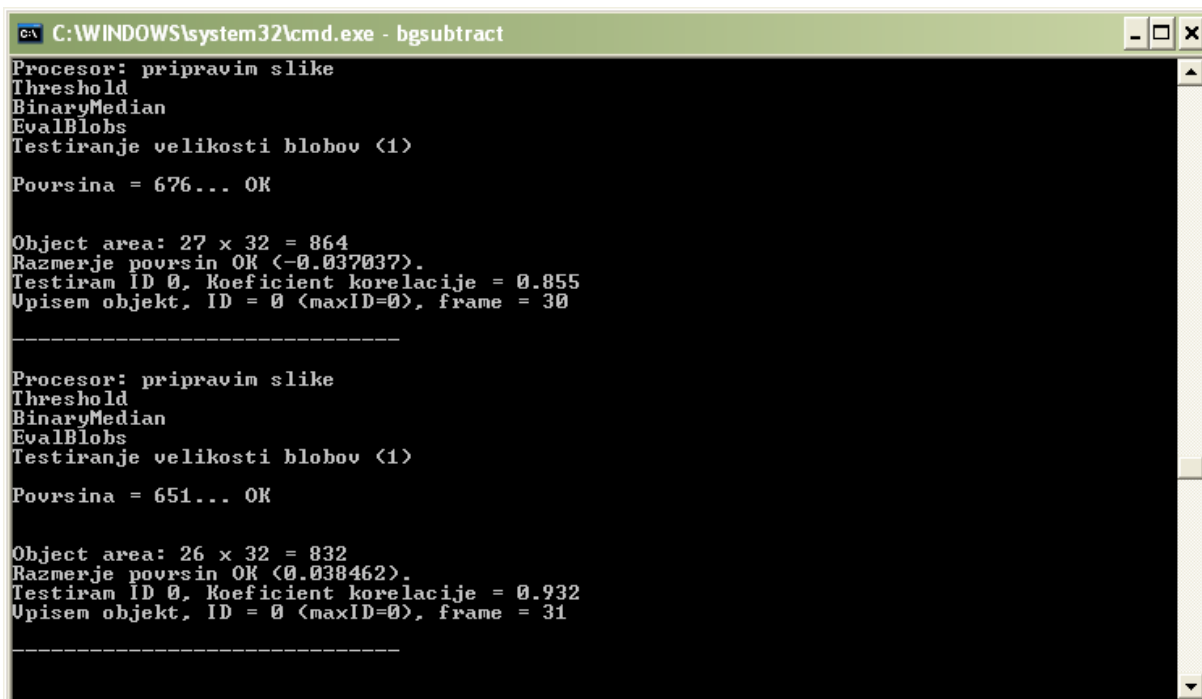
```
C:\WINDOWS\system32\cmd.exe - bgssubtract
Microsoft Windows XP [Version 5.1.2600]
(C) Copyright 1985-2001 Microsoft Corp.

BGsubtract v0.01 (2006/02/17) for NT
Copyright (C) 2006 MaP

Podatke katere kamere hoces obdelati L ali D: d
Stevilo posnetkov v sekvenci: 1280
Zelis nastaviti tudi druge parametre <D/N>: d
Korak med posnetki <def=1>: 3
Zeljena stopnja pragu <def=13>: 60
Zeljena stopnja mediane <def=9>: 5
Najmanjsa velikost bloba <def=300>: 210
Zelena stopnja ujemanja <def=0.7>: 0.8
Koliko naj bo razsirjeno obmocje ujemanja <def=10>: 20
Definiraj obmocje analize <xMin=0, yMin=0, xMax=720, yMax=576>:
1.> 130
2.> 90
3.> 488
4.> 229
Obmocje analize: [130, 90, 488, 229]
Zelis izris blobov <D/N>: n
Zelis izris tezisc <D/N>: d
```

Slika 41: Vnos parametrov ob zagonu aplikacije BgSubtract

Med delovanjem aplikacija izpisuje podatke o poteku analize. Obvešča nas o številu najdenih objektov in njihovih površinah, stopnji ujemanja pri sledenju in številki trenutnega posnetka.



```
C:\WINDOWS\system32\cmd.exe - bgssubtract
Procesor: pripravim slike
Threshold
BinaryMedian
EvalBlobs
Testiranje velikosti blobov <1>
Povrsina = 676... OK

Object area: 27 x 32 = 864
Razmerje površin OK (-0.037037).
Testiram ID 0, Koeficient korelacije = 0.855
Upisem objekt, ID = 0 <maxID=0>, frame = 30

-----
Procesor: pripravim slike
Threshold
BinaryMedian
EvalBlobs
Testiranje velikosti blobov <1>
Povrsina = 651... OK

Object area: 26 x 32 = 832
Razmerje površin OK (0.038462).
Testiram ID 0, Koeficient korelacije = 0.932
Upisem objekt, ID = 0 <maxID=0>, frame = 31

-----
```

Slika 42: Izpisovanje podatkov med delovanjem

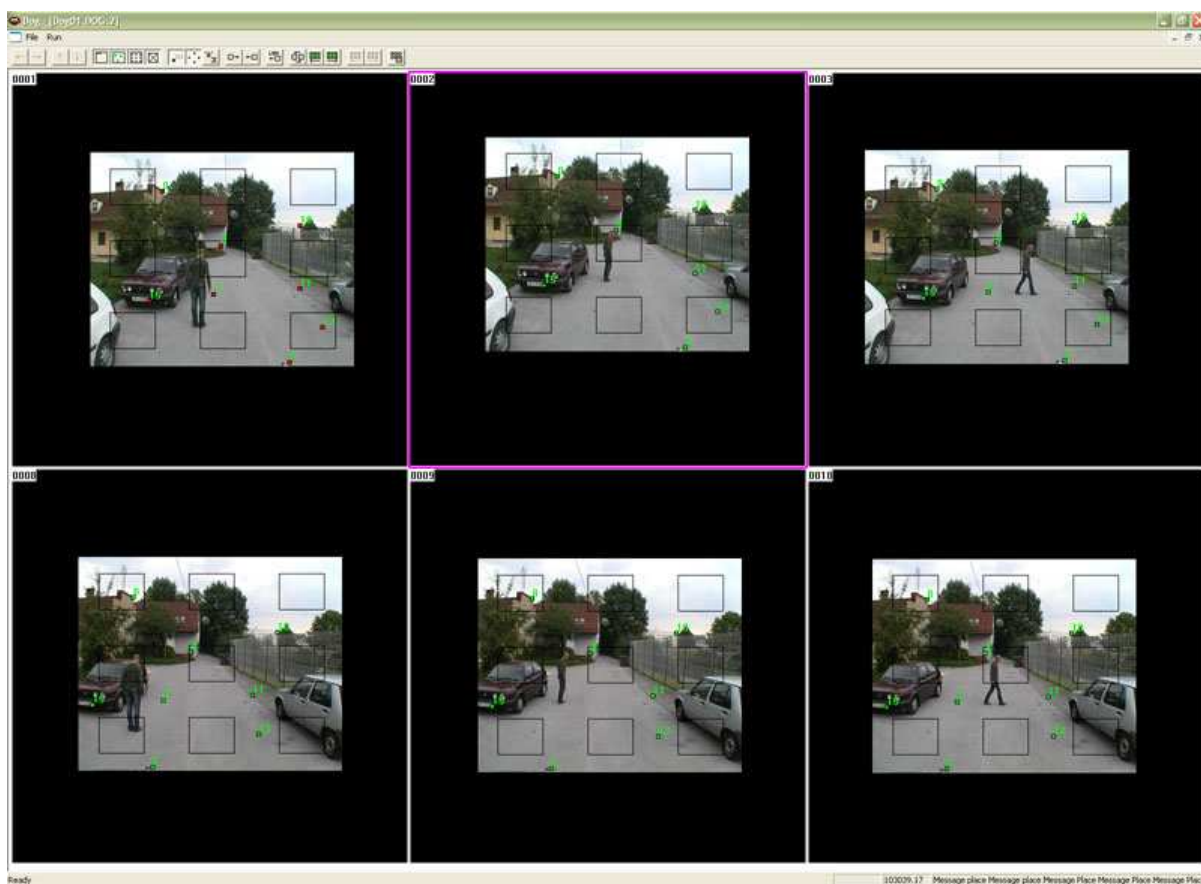
6.4 Rezultati

Rezultat BgSubtracta je tekstovna datoteka, v kateri je za vsako sliko iz video posnetka zapisan seznam pikselskih koordinat težišč opremljenih z identifikatorji objektov. Cilj je izdelava 3D poti gibanja objekta, zato je najprej potreben izračun 3D koordinat poti gibanja. 3D pot gibanja sem določil le za posnetka D in E (za posnetek C je bila baza kamer prekratka).

6.4.1 Relativna orientacija

Prvi korak je določitev orientacijskih parametrov stereomodela, za kar sem potreboval podatke o notranji orientaciji (goriščno razdaljo objektiva, glavno točko), podatke o distorziji objektiva in stereopare na katerih sem določal homologne točke. Podatke o notranji orientaciji in distorziji objektiva sem imel podane, za stereopare pa sem izbral 7 parov časovno enakomerno razmaknjenih posnetkov.

V programu DOG (Digital Orthophoto Generation) sem na vsakem stereoparu določil 8 homolognih točk. Da bi dosegel čim večjo stabilnost sistema sem za homologne točke na vseh stereoparih izbral iste točke. Meritve homolognih točk v DOG-u so narejene s podpikselsko natančnostjo, rezultate pa izvozimo v tekstovno datoteko.



Slika 43: Določitev homolognih točk v DOG-u

Kolega Rok Vezočnik je v svoji diplomski nalogi Avtomatizacija relativne orientacije stereopara (Vezočnik, 2006) pisal o avtomatizaciji digitalne relativne orientacije, izdelal pa je tudi program za izvedbo le-te. Za določitev parametrov relativne orientacije svojih stereoparov sem uporabil Rokov program in njegove nasvete. Rezultati za posamezne stereopare so predstavljeni v preglednici spodaj:

Preglednica 2: Rezultati relativne orientacije stereoparov

Stereopar	X [m]	Y [m]	Z [m]	ω [grad]	ϕ [grad]	κ [grad]
1	1	0,000423	0,067208	-0,7734	3,429594	-0,41001
2	1	0,010815	0,068965	-0,61558	2,073355	-0,13726
3	1	0,01922	0,084923	-0,57018	2,256459	-0,17917
4	1	0,014698	0,078949	-0,59163	2,238581	-0,16906
5	1	0,032475	0,110137	-0,49925	2,308127	-0,29661
6	1	0,026955	0,10113	-0,52775	2,348582	-0,25034
7	1	0,020895	0,084924	-0,52769	2,085018	-0,23605

Prvi stereopar očitno odstopa pri vseh rotacijskih parametrih, zato sem se ga odločil izločiti kot neprimerne za nadaljno obdelavo. V končni izračun parametrov relativne orientacije sem torej vključil le stereopare od 2 do 7:

Preglednica 3: Končne vrednosti relativne orientacije

	X [m]	Y [m]	Z [m]	ω [grad]	φ [grad]	κ [grad]
Sredina:	1	0,020843	0,088171	-0,55535	2,218354	-0,21141
St. deviacija:	0	0,00792	0,015003	0,044357	0,114615	0,059519

Tako dobljene vrednosti relativne orientacije, notranje orientacije in težišča objektov izračunana z BgSubtractom sem uporabil za določitev 3D poti gibanja.

6.4.2 Presek žarkov in vizualizacija 3D poti gibanja

Izračun 3D koordinat sem izvedel v prirejeni verziji programa Gladiator, ki jo je pripravil somentor Tomaž Gvozdanič. Programu sem podal podatke o relativni orientaciji, o distorziji objektivov in datoteki s pikseljskimi koordinatami težišč, Gladiator pa je izračunane 3D koordinate zapisal v tekstovno datoteko.

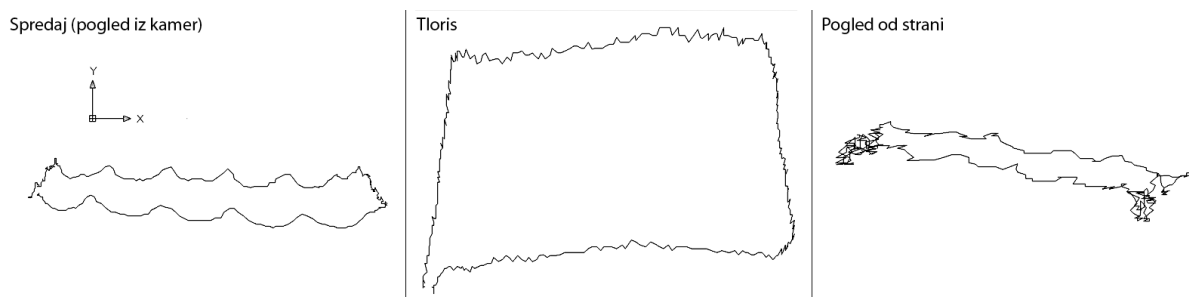
Dobljene koordinate so bile v lokalnem koordinatnem sistemu, za afino transformacijo v objektov koordinatni sistem pa nisem imel potrebnih meritev oslonilnih točk. Za lažjo analizo sem zato spremenil merilo lokalnega koordinatnega sistema tako, da se je površina dobljenega lika (poti) čim bolj ujemala s površino kvadrata ($3\text{ m} \times 3\text{ m} = 9\text{ m}^2$), ki sem ga prehodil na posnetku D. Površino v prvotnem merilu sem izračunal tako, da sem pomnožil razlike maksimalnih in minimalnih vrednosti poti v XZ ravnini. Faktor s katerim sem pomnožil prvotno merilo je koren količnika med površino kvadrata in prvotno površino poti.

Preglednica 4: Izračun novega merila

	Prvotno merilo (M_1)			Korigirano merilo ($M_2=M_1*\text{faktor}$)		
	X	Y	Z	X	Y	Z
Min	-0,37	-0,63	-4,68	-0,63	-1,08	-8,02
Maks	1,70	-0,23	-3,20	2,91	-0,39	-5,48
Razlika	2,07	0,40	1,48	3,55	0,69	2,54
Površina	$2,07\text{m} * 1,48\text{m} = 3,06\text{m}^2$, $P_{\text{kvadrat}} = 9\text{m}^2$					
Faktor merila	$\sqrt{\frac{9\text{m}^2}{3,06\text{m}^2}} = 1,71$					

V preglednici zgoraj so podane le mejne vrednosti in izračun faktorja novega merila. Delni seznam točk poti v obeh merilih je podan v prilogi.

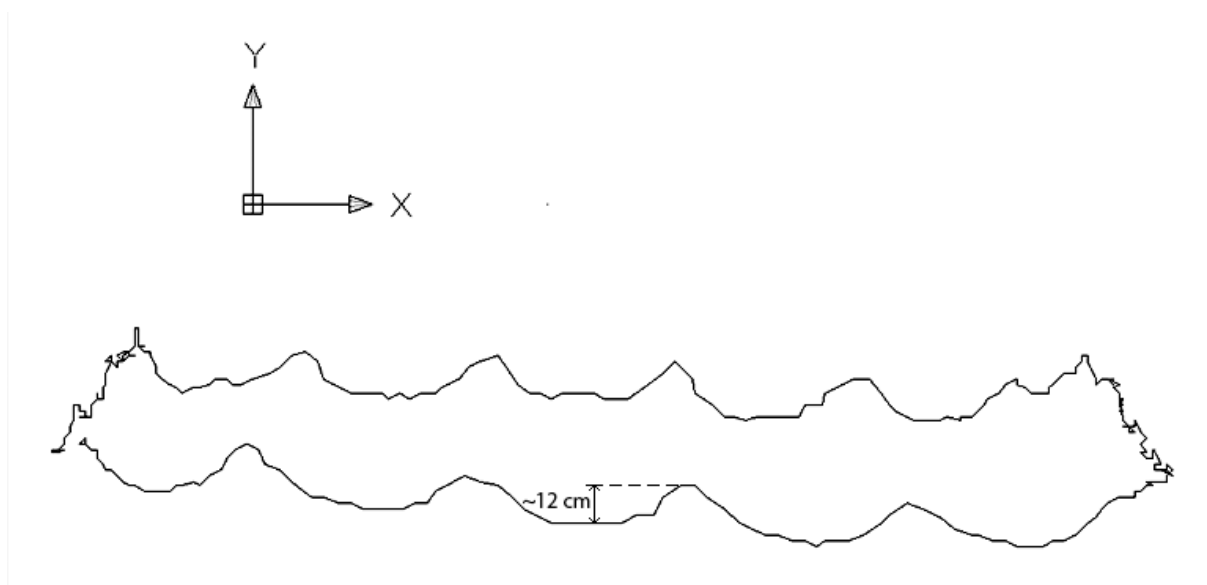
Koordinate 3D poti gibanja sem v program AutoCAD vnesel kot parametre 3D polilinije, ki jo v različnih perspektivah vidimo na spodnji sliki.



Slika 44: Pogled na 3D pot iz različnih perspektiv

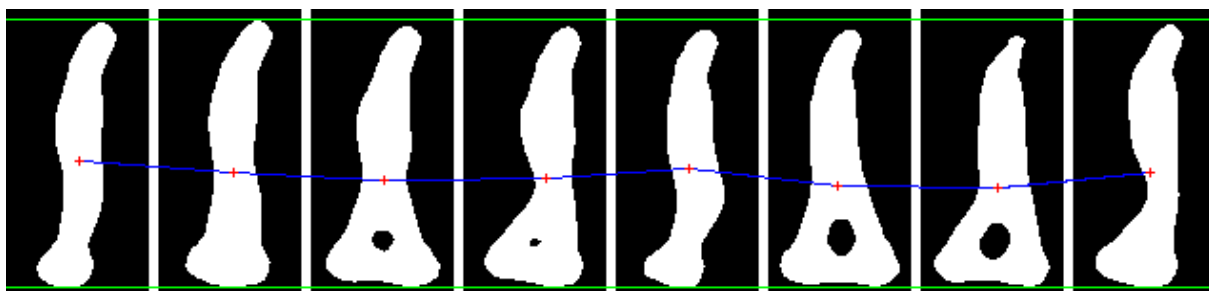
6.4.3 Analiza rezultatov

Že ob prvem pogledu na Slika 44 nam padejo v oči nekatere značilnosti, ki zahtevajo razlago.



Slika 45: Nihanje težišča v smeri Y osi

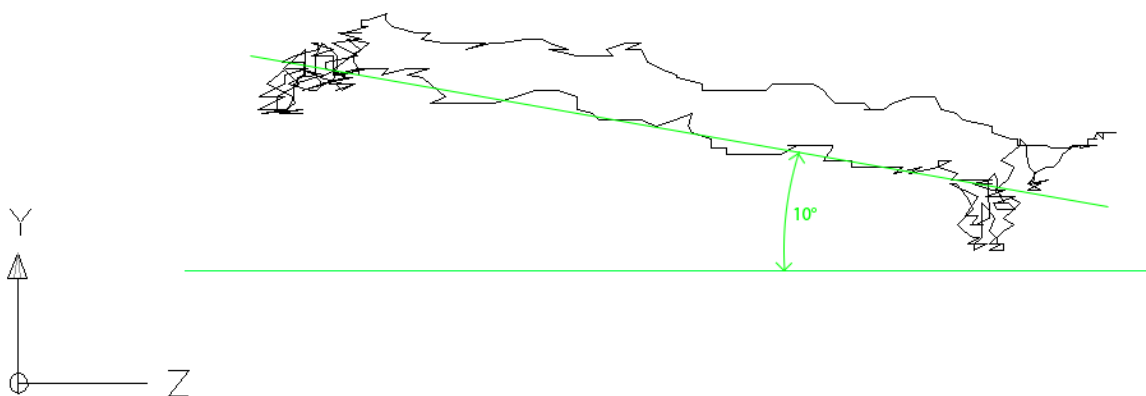
Iz perspektive kamer je najbolj opazno nihanje v smeri Y osi. Ljudje se pri hoji sicer res zibamo tudi gor in dol, vendar se je zdela izmerjena vrednost 12 cm pretirana. Zanimivo je tudi, da je pri pogledu od strani nihanje v smeri Y osi bistveno manjše. Razlago za ta pojav najdemo ob pregledu niza mask sprememb.



Slika 46: Gibanje težišča po y osi v zaporednih slikah

Slika 46 z rdečimi križci prikazuje lokacijo težišč izračunano na podlagi analize površin mehurčkov. Z vsakim razkorakom se površina v spodnjem delu mehurčka poveča, kar vpliva na izračun y koordinate težišča. Na Slika 46 je nihanje manj izrazito, ker so težišča vzdolžno precej razmaknjena, efekt pa se dodatno poudari tudi s presekom žarkov.

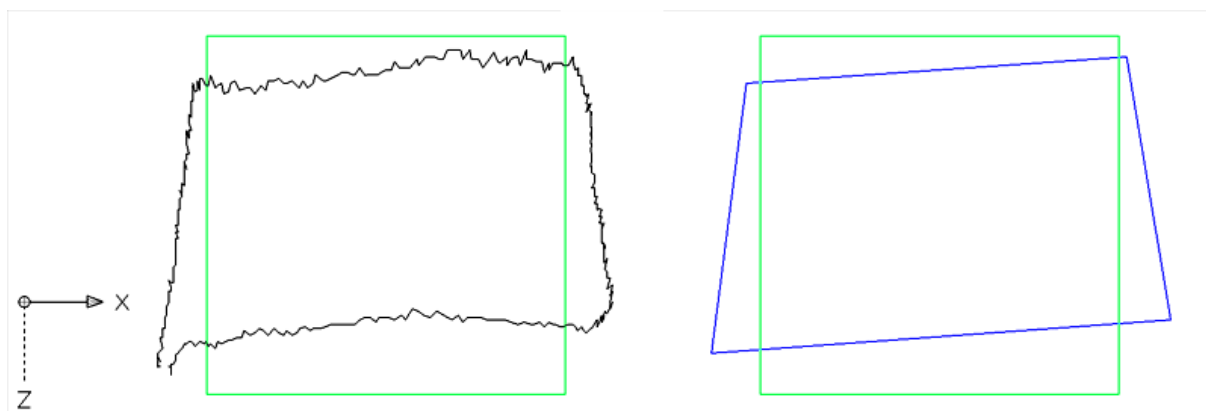
Pri pogledu od strani opazimo manjše nihanje težišča po Y osi. Ko sem se med snemanjem od kamer oddaljeval in približeval, sem bil sneman od zadaj in od spredaj, površina mehurčkov pa se je v tej perspektivi zaradi korakov manj spreminjala. Pogled na 3D vizualizacijo poti od strani je bolj zanimiv zaradi nagnjenosti poti glede na XZ ravnino.



Slika 47: Naklon poti

Če aproksimiramo pot pri pogledu od strani s premico, vidimo, da ravnina v kateri leži pot oklepa z XZ ravnino kot približno 10° . Kamere na strehi avtomobila so usmerjene navzdol pod kotom 3° . Razlika 7° bi lahko bila posledica napake relativne orientacije ali napačnih podatkov kalibracije kamer.

Največje presenečenje nudi pogled na tloris.



Slika 48: Tlorisen pogled na pot z vizualizacijo kvadrata in primerjavo s 4-vogalnim približkom

Očitno je, da se dobljena oblika ne sklada s teoretično idealnim rezultatom. Če poskusimo narisati 4-vogalen lik, ki bi bil čim bolj podoben tlorisu poti, dobimo lik podoben rombu. Približek je glede na kvadrat tudi malo zarotiran okoli Y osi v smeri nasprotni urinemu kazalcu.

V smeri Z osi je pot stopničasta in nepravilnih dimenzij, za kar je potrebno razlago iskati v natančnosti in možnih grobih pogreških izračuna Z koordinat poti. Snemalna baza nam po pravilu $\frac{1}{20}Y_{\max} < b < \frac{1}{4}Y_{\min}$ omogoča stereo snemanje objektov na oddaljenosti od 4 do 20 m, torej je bila oddaljenost kvadrata (od približno 5 do 8 m) ustrezna. Za oceno natančnosti določitve Z koordinate je potrebno parcialno odvajati enačbo za izračun globine. Enačbi Z (izpeljani iz enačb za X in Y koordinato) morata biti izraženi s tistimi parametri, po katerih nameravamo odvajati oz. s katerih nameravamo izračunati prenos natančnosti.

Zgornji enačbi je smiselno odvajati po spremenljivkah, za katere poznamo standardne deviacije. To so parametri relativne orientacije (Y_{O2} , Z_{O2} , ω_2 , φ_2 , κ_2) in slikovne koordinate objekta P na obeh posnetkih (x_L , y_L , x_D , y_D). Za slednje sicer nimam izmerjenih standardnih deviacij, sem pa predpostavil, da je standardna deviacija 1 piksel. V programu Matlab 7 sem po teh spremenljivkah odvajal enačbo koordinate Z, z namenom oceniti prenos pogreškov. V tem delu bom zapisal le numerične rešitve s približnimi vrednostmi parametrov, simbolne rešitve teh enačb pa zaradi obsežnosti nisem vključil v nalogo. Kot približne vrednosti sem vzel izmerjene vrednosti relativne orientacije in pikselske koordinate ene izmed točk poti gibanja.

Preglednica 5: Prenos natančnosti za eno izmed točk poti gibanja

Odvod Z po	δZ_x	δZ_y	st. dev [m,rad,px]	Preneseni pogreški:		
				δZ_x	δZ_y	
Y2		-46,2643	0,0079	0,000000	0,134253	
Z2	1,2797	8,1369	0,0150	0,000369	0,014903	
ω_2	-0,7850	-15,8739	0,0007	0,000000	0,000122	
φ_2	13,8957	0,9376	0,0018	0,000626	0,000003	
κ_2	-2,0597	5,0615	0,0009	0,000004	0,000022	
x_D	-0,0219	-0,0001	1,0000	0,000480	0,000000	
y_D	-0,0001	-0,0273	1,0000	0,000000	0,000745	
x_L	0,0208	0,0000	1,0000	0,000433	0,000000	
y_L	0,0000	0,0197	1,0000	0,000000	0,000388	
				sum =	0,0019	0,1504
				$\sqrt{\text{sum}}$ =	0,0437	0,3879

Kot vidimo, je kvadrat vsote prenesenih pogreškov po Z_y občutno večji kot izračun po Z_x . Če izračunamo prenos pogreškov še s pikselskimi koordinatami manjšega števila drugih točk poti gibanja, lahko sklenemo, zakaj se prenos natančnosti po Z_x in Z_y toliko razlikuje.

Preglednica 6: Prenos natančnosti s koordinatami različnih točk

Točka	Pikselske koordinate [px]				Koreni vsot pogreškov [m]	
	x_L	y_L	x_D	y_D	δZ_x	δZ_y
1	483,00	183,00	338,00	188,00	0,0374	1,6687
2	332,00	253,00	229,00	249,00	0,0685	0,4055
3	502,00	243,00	398,00	243,00	0,0660	4,4961
4	587,00	226,00	469,00	222,00	0,0546	0,4019
5	449,00	241,00	345,00	246,00	0,0657	2,2707
6	315,00	196,00	175,00	192,00	0,0437	0,3879

Natančnosti izračunane po Z_y zelo nihajo, medtem ko so natančnosti izračunane po Z_x , razmeroma stabilne. Očitno je, da nekaj ni v redu z y pikselskimi koordinatami.

Kot sem pisal zgoraj in je vidno na Slika 46, y pikselska koordinata težišča zaradi korakanja niha gor in dol. Skleпам, da zaradi različnih perspektiv leve in desne kamere to nihanje ni povsem usklajeno, kar je lahko razlog za slabše rezultate pri prenosu natančnosti in nenazadnje tudi anomalije izračunane poti gibanja.

Ob tej ugotovitvi sem sklenil ponoviti snemanje, vendar z uporabo vsaj na videz togega telesa. Za posnetek E sem na balon napolnjen s helijem prilepil tanko vrvico, s katero je bilo možno premikati balon. Vrvica je bila dovolj tanka, da na posnetku ni vidna in dovolj dolga, da sva lahko s kolegom premikala balon brez da bi sama vstopila v območje gibanja balona. Balon je s svojo obliko praktično idealna tarča za mojo aplikacijo, saj je težišče enako ne glede na orientacijo balona. S kontrastno rdečo barvo pa se zagotovi tudi dobra ločljivost od ozadja in možnost uporabe višjih vrednosti pragu.



Slika 49: Balon prilepljen na tanko vrvico

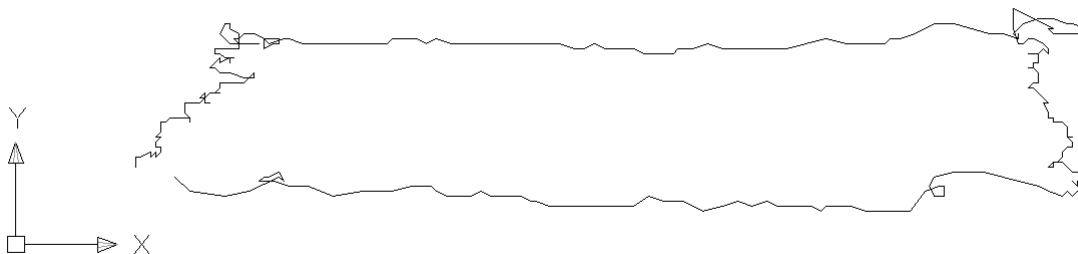
Tudi z balonom sem orisal kvadrat velikosti 3 x 3 m, na oddaljenosti približno 5 m od kamer. Balon sva skušala s kolegom premikati enakomerno in tik nad tlemi, vendar ga je veter

občasno malenkost premaknil iz začrtane poti. Ves postopek za pridobitev poti gibanja balona je bil enak (določitev relativne orientacije, presek žarkov).



Slika 50: Premikanje balona nad kvadratom

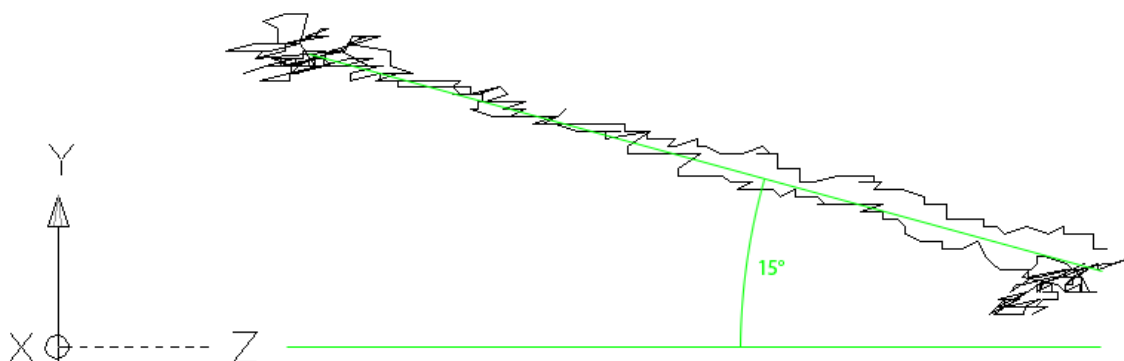
Izračunano pot gibanja balona najlaže predstavimo in diskutiramo z grafično podobo. Najprej pogled iz perspektive kamer:



Slika 51: Pot gibanja balona iz perspektive kamer

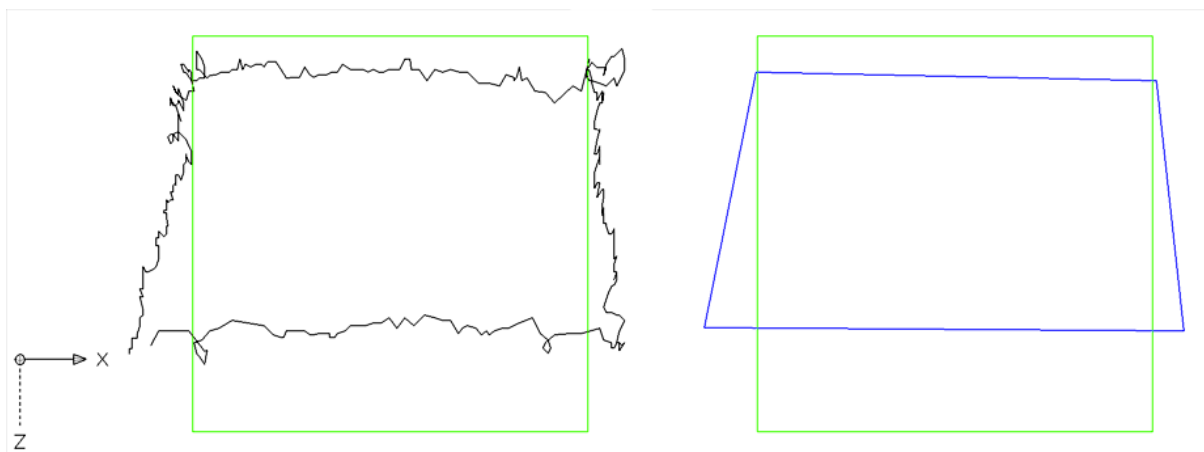
Ker balon med snemanjem ni spreminjal oblike, je bila tudi določitev y slikovne koordinate težišča balona (poleg x koordinate) konsistentna. Prečni liniji poti gibanja sta zato razmeroma

gladki in brez valovanja, kot smo ga videli pri primeru hoje. Na Slika 50 lahko vidimo, da je bil balon napet z vrvico v smeri Z osi. Veter torej balona v tej smeri ni premikal, ga je pa lahko premikal v smeri X in Y osi, kar je tudi razlog, da vzdolžni liniji poti gibanja na Slika 51 nista gladki.



Slika 52: Pogled na pot gibanja s strani

Pogled s strani je podoben stranskemu pogledu na pot posnetka D. Opazimo, da je kljub enaki oddaljenosti od kamer naklon poti za 5° večji od naklona poti hoje (posnetek D). Razlog za to je verjetno nižje težišče balona (~10 cm od tal) napram težišču človeka (v višini pasu), v kombinaciji s starimi podatki o kalibraciji kamer.

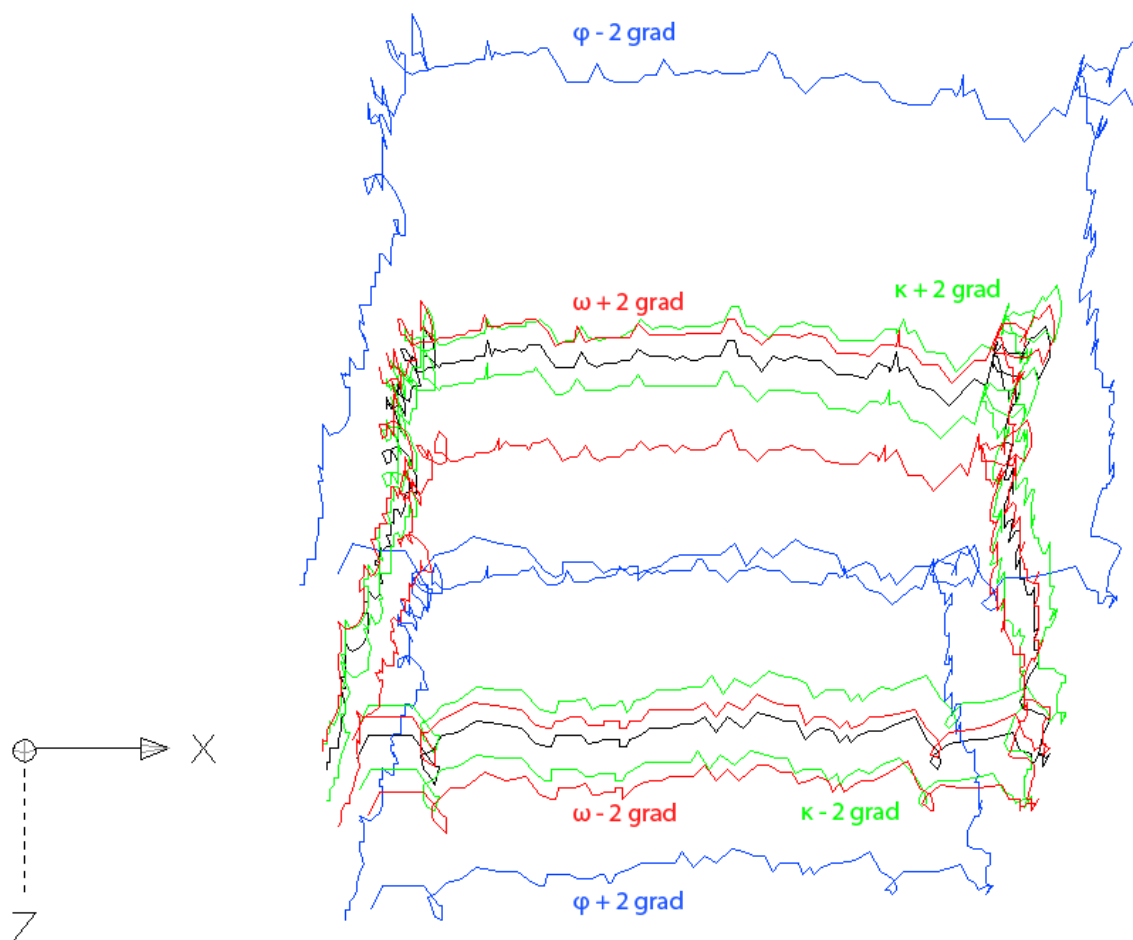


Slika 53: Tloris poti gibanja balona (in približek poti na desni strani)

Kot vidimo na zgornji sliki, je tudi tlorisen pogled poti balona podoben tlorisu hoje. Tudi v primeru snemanja togega telesa se pojavi problem napačne oblike izračunane 3D poti. Po tem

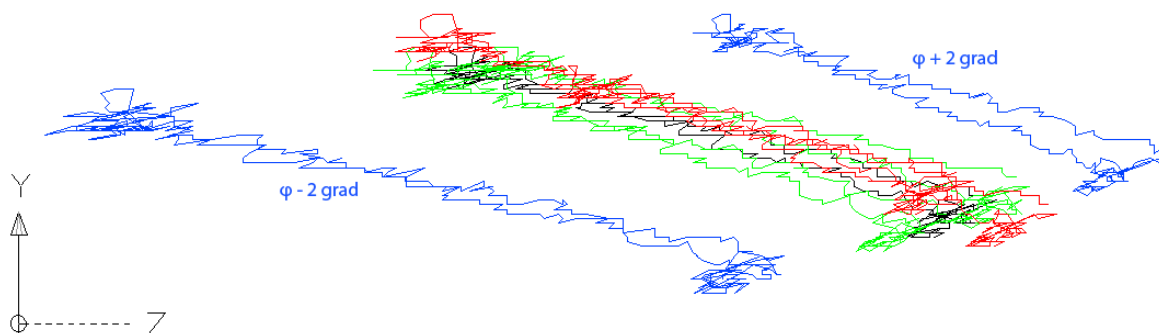
lahko sklepamo, da tudi v primeru D oblika »romba« ni nastala zaradi slabega delovanja programa BgSubtract z netogimi telesi.

Kot morebiten vzrok za takšno tlorisno obliko sem preizkusil tudi, kako se spremeni oblika poti pri spreminjanju rotacijskih parametrov relativne orientacije. 3D koordinate poti sem izračunal s parametri ω , φ in κ , ki so bili večji ali manjši za ± 2 grada.



Slika 54: Vpliv spremembe rotacijskih parametrov RO za ± 2 grada – tloris

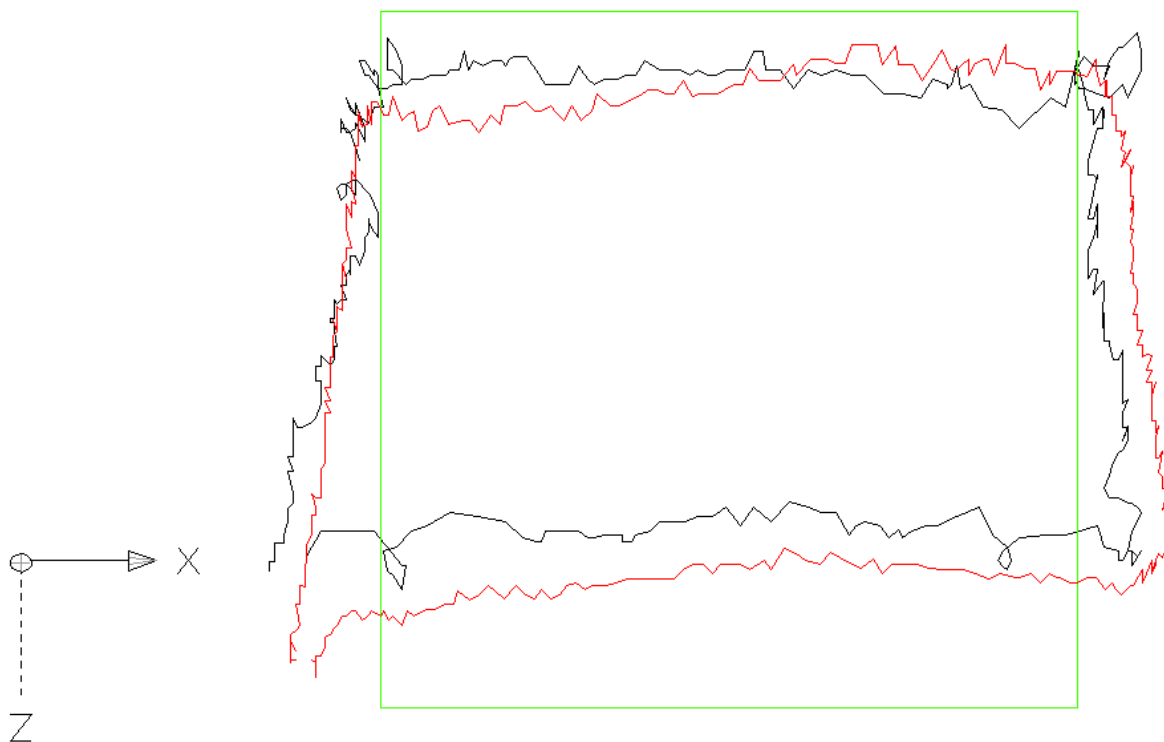
Slika 54 je sicer slabo čitljiva, vendar je razvidno, da spreminjanje parametrov ω , φ in κ ne vpliva na obliko poti gibanja temveč le na položaj in merilo poti.



Slika 55: Vpliv spremembe rotacijskih parametrov RO za ± 2 grada – stranski ris

Največjo utež od rotacijskih parametrov RO ima φ , preostala dva kota pa sta le malo spremenila izračun poteka poti.

Če neposredno primerjamo tlorisa poti gibanja balona in hoje vidimo, da je pot gibanja balona bolj skrčena v smeri Z osi.



Slika 56: Primerjava tlorisov poti gibanja balona (črno) in hoje (rdeče)

Razen nihanja v smeri Y osi pri posnetku hoje, se poti težišč v pikselnem koordinatnem sistemu razlikujeta predvsem po oddaljenosti od glavne točke. Težišča balona, ki se je gibal tik nad tlemi, so bolj oddaljena od glavne točke.



Slika 57: Primerjava pikselnih težišč hoje in balona

Vzrok za naklon 3D poti balona in hoje napram XZ ravnini ter rombu podobne tlorisne oblike obeh poti ne morem iskati v pikselskih koordinatah težišč, saj se oba problema pojavita tudi pri analizi gibanja balona. Izkazalo se je, da se problema pojavita tudi pri spreminjanju kotnih parametrov RO, vendar s tem nisem potrdil pravilnosti določitve parametrov RO. Homologe točke, ki sem jih določeval med postopkom relativne orientacije so bile od kamer oddaljene od 2 do približno 50 m, bolj primerna pa bi bila orientacija s kalibracijsko tarčo s točkami na enaki oddaljenosti od kamer. V okviru merjenj kalibracijske tarče bi bilo dobro tudi ponovno opraviti kalibracijo in določitev notranje orientacije kamer.

7 ZAKLJUČEK

Preizkusni program, ki sem ga izdelal (BgSubtract), je namenjen odkrivanju premikov objektov na video posnetkih in sledenju premikajočih objektov. Obrisom objektov določi težišča, katera so v kombinaciji s stereo snemalnim sistemom uporabljena za izračun prostorskih koordinat objekta in poti gibanja objekta. BgSubtract ni bil namenjen za sočasno izvajanje, tako da za končno določitev prostorske poti gibanja zahteva sodelovanje operaterja. Ta mora nastaviti parametre delovanja programa ter pognati zunanji program za presek žarkov (npr. prirejena verzija programa Gladiator). Izhodna datoteka programa BgSubtract je združljiva s specifikacijo vhodnih datotek programa Gladiator.

Delovanje BgSubtracta sem preizkusil z različnimi video posnetki. S primernimi nastavitvami parametrov delovanja programa je program na vseh posnetkih uspešno zaznal gibajoči se objekt. V primeru nizkega kontrasta med objektom in ozadjem je natančnost določitve oblike objekta opazno nižja kot v posnetkih z dobrim kontrastom med objektom in ozadjem. Sledenje objektov je delovalo brezhibno v vseh preizkusih, pri obdelavi posnetkov s hitrimi objekti ali močnimi sencami, pa bi lahko nastopili problemi. Program ne loči dveh prekrivajočih objektov, zato v takih situacijah označi prekrivajoča se objekta kot nov objekt.

Program BgSubtract izračuna lokacijo objekta v slikovnem koordinatnem sistemu kot težišče obrisa objekta. Takšen način lociranja deluje ne glede na orientacijo objekta in dobro predstavlja pozicijo objekta kot celote. Slabost te metode je odvisnost od točnosti določitve obrisa objekta, saj se vse napake v določitvi obrisa prenesejo tudi na težišče obrisa. Kot se je v enem izmed poskusnih posnetkov izkazalo, ta metoda tudi ni primerna za lociranje netogih objektov. Spreminjanje obrisa netogega objekta povzroči, da težišče niha tudi če se objekt giba premočrtno.

Pri testiranju uporabnosti programa BgSubtract za določitev poti gibanja sem v obeh testnih primerih opazil nepričakovano popačenje. Koordinate poti v 3D lokalnem koordinatnem sistemu so v Z-osi (globina) imele na videz manjše merilo kot v X- in Y-osi. Dimenzije poti so tako v smeri Z-osi manjše od pričakovanih. Zanimiv je tudi naklon izračunane poti gibanja glede na XZ ravnino, ki je bil večji od naklona kamer.

Kljub nepričakovanim rezultatom menim, da BgSubtract na primernih posnetkih svoje delo opravi dobro. Kot vzrok za odstopanja dobljene prostorske poti gibanja od idealnih rezultatov sumim pomanjkljivosti v postopku določitve parametrov relativne orientacije.

Ne glede na to, BgSubtract še ni primeren za praktično uporabo in je lahko le osnova, na kateri je možno graditi. Uporabnost bi se bistveno povečala že s sočasnim izvajanjem, kar pomeni popolno avtomatizacijo. Dosegli bi jo s pospešitvijo algoritmov (daleč najpočasnejša sta mediana in analiza mehurčkov), hkratnim procesiranjem posnetkov leve in desne kamere, in integriranjem preseka žarkov. BgSubtract bi postal bolj praktično uporaben, če bi temu dodali še statistično modeliranje ozadja in avtomatsko prilagajanje parametrov delovanja glede na svetlobne razmere. Podobni sistemi, nadgrajeni še z algoritmi za avtomatsko alarmiranje, so danes v uporabi v tunelih slovenskih avtocest.

V razvoju so tehnike in algoritmi, ki bodo uporabnost takšnih aplikacij še bistveno povečali. Predstavili so že delujoč sistem za spremljanje gibanja ljudi z uporabo modelov, ki so odporni tudi na prekrivanje objektov/ljudi. V uporabo prihajajo tudi algoritmi identifikacije kot je prepoznavanje obrazov, avtomobilskih registracij ipd.

VIRI

Uporabljeni viri:

Bockaert, V. 2004. 123DI, The 123 of digital imaging Interactive Learning Suite – Version 3.0. Singapur, Asimex Pte Ltd: Step 1, Chapter 1.

Hu, W., Tan, T., Wang, L., Maybank, S. 2004. A Survey on Visual Surveillance of Object Motion and Behaviors. IEEE Transactions On Systems, Man, And Cybernetics—Part C: Applications And Reviews, Vol. 34, No. 3: 334 – 339.

Kraus, K. 1993. Photogrammetry, Volume 1, Fundamentals and Standard Processes. Dunaj, Vienna University of Technology, Institute for Photogrammetry: str. 9, 114, 115.

Radke, R. J., Andra, S., Al-Kofahi, O., Roysam, B. 2005. Image Change Detection Algorithms: A Systematic Survey. IEEE Transactions On Image Processing, Vol. 14, No. 3: 294 – 303.

Rottensteiner, F. 2001. Semi-automatic extraction of buildings based on hybrid adjustment using 3D surface models and management of building data in a TIS. Doktorska disertacija. Dunaj, Technischen Universität Wien, Fakultät für Technische Naturwissenschaften und Informatik.

<http://www.ipf.tuwien.ac.at/fr/buildings/diss/node98.html> in podstrani (2.6.2006).

Schenk, T. 1999. Digital Photogrammetry, Volume I, Background, Fundamentals, Automatic Orientation Procedures. Dayton, The Ohio State University, založba Terrascience: str. 5, 6, 57, 75 – 98, 246 – 261.

Vezočnik, R. 2006. Avtomatizacija relativne orientacije stereopara. Diplomaska naloga. Ljubljana, Univerza v Ljubljani, Fakulteta za gradbeništvo in geodezijo, Oddelek za geodezijo, Geodetska smer: 5, 29 – 34.

Wikipedia, 2006. Digital image.

http://en.wikipedia.org/wiki/Digital_image (1.4.2006).

PRILOGE

Priloga A: Koordinate točk poti gibanja za posnetek D:

Posnetek	Prvotno merilo			Korigirano merilo		
	X	Y	Z	X	Y	Z
1	-0,36	-0,45	-3,24	-0,62	-0,77	-5,55
2	-0,37	-0,45	-3,24	-0,63	-0,77	-5,55
3	-0,37	-0,45	-3,24	-0,63	-0,77	-5,55
4	-0,37	-0,46	-3,26	-0,63	-0,79	-5,59
5	-0,37	-0,45	-3,26	-0,63	-0,77	-5,59
6	-0,37	-0,45	-3,25	-0,63	-0,77	-5,57
7	-0,37	-0,45	-3,23	-0,63	-0,77	-5,54
8	-0,37	-0,45	-3,27	-0,63	-0,77	-5,60
9	-0,37	-0,45	-3,27	-0,63	-0,77	-5,60
10	-0,37	-0,46	-3,28	-0,63	-0,79	-5,62
11	-0,36	-0,45	-3,26	-0,62	-0,77	-5,59
12	-0,37	-0,46	-3,28	-0,63	-0,79	-5,62
13	-0,37	-0,46	-3,30	-0,63	-0,79	-5,66
14	-0,36	-0,46	-3,31	-0,62	-0,79	-5,67
15	-0,36	-0,46	-3,31	-0,62	-0,79	-5,67
16	-0,35	-0,45	-3,32	-0,60	-0,77	-5,69
17	-0,36	-0,45	-3,37	-0,62	-0,77	-5,78
18	-0,35	-0,44	-3,37	-0,60	-0,75	-5,78
19	-0,35	-0,44	-3,38	-0,60	-0,75	-5,79
20	-0,35	-0,43	-3,41	-0,60	-0,74	-5,84
21	-0,34	-0,42	-3,41	-0,58	-0,72	-5,84
22	-0,34	-0,41	-3,46	-0,58	-0,70	-5,93
23	-0,33	-0,40	-3,47	-0,57	-0,69	-5,95
24	-0,33	-0,39	-3,50	-0,57	-0,67	-6,00
25	-0,33	-0,37	-3,51	-0,57	-0,63	-6,02
26	-0,32	-0,37	-3,53	-0,55	-0,63	-6,05
27	-0,32	-0,37	-3,55	-0,55	-0,63	-6,08
28	-0,32	-0,37	-3,55	-0,55	-0,63	-6,08
29	-0,32	-0,38	-3,58	-0,55	-0,65	-6,14
30	-0,31	-0,38	-3,58	-0,53	-0,65	-6,14
31	-0,31	-0,39	-3,60	-0,53	-0,67	-6,17
32	-0,32	-0,39	-3,63	-0,55	-0,67	-6,22
33	-0,31	-0,39	-3,62	-0,53	-0,67	-6,20
34	-0,30	-0,39	-3,62	-0,51	-0,67	-6,20
35	-0,30	-0,38	-3,63	-0,51	-0,65	-6,22
36	-0,30	-0,38	-3,68	-0,51	-0,65	-6,31
37	-0,30	-0,37	-3,69	-0,51	-0,63	-6,32
38	-0,29	-0,36	-3,70	-0,50	-0,62	-6,34
39	-0,29	-0,35	-3,72	-0,50	-0,60	-6,38
40	-0,29	-0,35	-3,73	-0,50	-0,60	-6,39
41	-0,29	-0,35	-3,76	-0,50	-0,60	-6,44
42	-0,29	-0,35	-3,79	-0,50	-0,60	-6,50

43	-0,29	-0,36	-3,80	-0,50	-0,62	-6,51
44	-0,29	-0,36	-3,82	-0,50	-0,62	-6,55
45	-0,28	-0,36	-3,82	-0,48	-0,62	-6,55
46	-0,29	-0,36	-3,85	-0,50	-0,62	-6,60
47	-0,28	-0,36	-3,85	-0,48	-0,62	-6,60
48	-0,29	-0,36	-3,88	-0,50	-0,62	-6,65
49	-0,29	-0,36	-3,88	-0,50	-0,62	-6,65
50	-0,28	-0,36	-3,88	-0,48	-0,62	-6,65
51	-0,28	-0,36	-3,88	-0,48	-0,62	-6,65
52	-0,28	-0,36	-3,91	-0,48	-0,62	-6,70
53	-0,28	-0,35	-3,91	-0,48	-0,60	-6,70
54	-0,28	-0,34	-3,95	-0,48	-0,58	-6,77
55	-0,27	-0,33	-3,95	-0,46	-0,57	-6,77
56	-0,27	-0,32	-3,98	-0,46	-0,55	-6,82
57	-0,27	-0,31	-4,00	-0,46	-0,53	-6,86
58	-0,26	-0,29	-4,01	-0,45	-0,50	-6,87
59	-0,27	-0,29	-4,04	-0,46	-0,50	-6,92
60	-0,26	-0,28	-4,01	-0,45	-0,48	-6,87
61	-0,26	-0,28	-4,04	-0,45	-0,48	-6,92
62	-0,26	-0,29	-4,07	-0,45	-0,50	-6,98
63	-0,26	-0,29	-4,07	-0,45	-0,50	-6,98
64	-0,25	-0,30	-4,06	-0,43	-0,51	-6,96
65	-0,25	-0,30	-4,06	-0,43	-0,51	-6,96
66	-0,25	-0,30	-4,10	-0,43	-0,51	-7,03
67	-0,25	-0,30	-4,07	-0,43	-0,51	-6,98
68	-0,25	-0,30	-4,12	-0,43	-0,51	-7,06
69	-0,25	-0,29	-4,17	-0,43	-0,50	-7,15
70	-0,24	-0,29	-4,14	-0,41	-0,50	-7,10
71	-0,25	-0,28	-4,17	-0,43	-0,48	-7,15
72	-0,24	-0,27	-4,18	-0,41	-0,46	-7,16
73	-0,24	-0,27	-4,20	-0,41	-0,46	-7,20
74	-0,24	-0,27	-4,21	-0,41	-0,46	-7,22
75	-0,23	-0,27	-4,21	-0,39	-0,46	-7,22
76	-0,24	-0,28	-4,25	-0,41	-0,48	-7,28
77	-0,24	-0,28	-4,25	-0,41	-0,48	-7,28
78	-0,24	-0,28	-4,27	-0,41	-0,48	-7,32
79	-0,24	-0,28	-4,27	-0,41	-0,48	-7,32
80	-0,24	-0,29	-4,31	-0,41	-0,50	-7,39
81	-0,23	-0,28	-4,28	-0,39	-0,48	-7,34
82	-0,23	-0,28	-4,31	-0,39	-0,48	-7,39
83	-0,23	-0,28	-4,32	-0,39	-0,48	-7,40
84	-0,22	-0,28	-4,31	-0,38	-0,48	-7,39
85	-0,22	-0,28	-4,32	-0,38	-0,48	-7,40
86	-0,23	-0,28	-4,35	-0,39	-0,48	-7,46
87	-0,23	-0,27	-4,39	-0,39	-0,46	-7,52
88	-0,22	-0,26	-4,37	-0,38	-0,45	-7,49
89	-0,22	-0,26	-4,40	-0,38	-0,45	-7,54
90	-0,22	-0,25	-4,44	-0,38	-0,43	-7,61
91	-0,22	-0,24	-4,45	-0,38	-0,41	-7,63

92		-0,22	-0,23	-4,45	-0,38	-0,39	-7,63
93		-0,21	-0,23	-4,45	-0,36	-0,39	-7,63
94		-0,21	-0,23	-4,45	-0,36	-0,39	-7,63
95		-0,21	-0,23	-4,45	-0,36	-0,39	-7,63
96		-0,21	-0,23	-4,45	-0,36	-0,39	-7,63
97		-0,21	-0,24	-4,48	-0,36	-0,41	-7,68
98		-0,21	-0,24	-4,49	-0,36	-0,41	-7,70
99		-0,21	-0,25	-4,49	-0,36	-0,43	-7,70
100		-0,21	-0,25	-4,48	-0,36	-0,43	-7,68
101		-0,21	-0,26	-4,52	-0,36	-0,45	-7,75
102		-0,20	-0,26	-4,49	-0,34	-0,45	-7,70
103		-0,20	-0,26	-4,49	-0,34	-0,45	-7,70
104		-0,21	-0,26	-4,53	-0,36	-0,45	-7,76
105		-0,20	-0,27	-4,49	-0,34	-0,46	-7,70
106		-0,19	-0,27	-4,50	-0,33	-0,46	-7,71
107		-0,19	-0,28	-4,54	-0,33	-0,48	-7,78
108		-0,18	-0,30	-4,50	-0,31	-0,51	-7,71
109		-0,18	-0,31	-4,55	-0,31	-0,53	-7,80
110		-0,17	-0,32	-4,55	-0,29	-0,55	-7,80
111		-0,15	-0,33	-4,52	-0,26	-0,57	-7,75
112		-0,14	-0,34	-4,52	-0,24	-0,58	-7,75
113		-0,13	-0,35	-4,56	-0,22	-0,60	-7,82
114		-0,11	-0,34	-4,51	-0,19	-0,58	-7,73
115		-0,10	-0,34	-4,52	-0,17	-0,58	-7,75
116		-0,08	-0,33	-4,53	-0,14	-0,57	-7,76
117		-0,07	-0,32	-4,48	-0,12	-0,55	-7,68
118		-0,05	-0,32	-4,49	-0,09	-0,55	-7,70
119		-0,04	-0,33	-4,53	-0,07	-0,57	-7,76
120		-0,02	-0,33	-4,54	-0,03	-0,57	-7,78
121		0,00	-0,32	-4,50	0,00	-0,55	-7,71
122		0,03	-0,31	-4,51	0,05	-0,53	-7,73
123		0,05	-0,30	-4,51	0,09	-0,51	-7,73
124		0,07	-0,28	-4,48	0,12	-0,48	-7,68
125		0,10	-0,27	-4,52	0,17	-0,46	-7,75
126		0,12	-0,29	-4,50	0,21	-0,50	-7,71
127		0,13	-0,32	-4,54	0,22	-0,55	-7,78
128		0,16	-0,34	-4,54	0,27	-0,58	-7,78
129		0,18	-0,35	-4,55	0,31	-0,60	-7,80
130		0,20	-0,35	-4,53	0,34	-0,60	-7,76
131		0,22	-0,35	-4,53	0,38	-0,60	-7,76
132		0,24	-0,35	-4,54	0,41	-0,60	-7,78
133		0,25	-0,36	-4,53	0,43	-0,62	-7,76
134		0,27	-0,35	-4,51	0,46	-0,60	-7,73
135		0,29	-0,36	-4,54	0,50	-0,62	-7,78
136		0,31	-0,35	-4,51	0,53	-0,60	-7,73
137		0,34	-0,35	-4,53	0,58	-0,60	-7,76
138		0,35	-0,34	-4,57	0,60	-0,58	-7,83
139		0,38	-0,32	-4,54	0,65	-0,55	-7,78
140		0,40	-0,30	-4,54	0,69	-0,51	-7,78

141		0,42	-0,29	-4,55	0,72	-0,50	-7,80
142		0,45	-0,28	-4,57	0,77	-0,48	-7,83
143		0,47	-0,30	-4,58	0,81	-0,51	-7,85
144		0,49	-0,33	-4,58	0,84	-0,57	-7,85
145		0,51	-0,35	-4,57	0,87	-0,60	-7,83
146		0,53	-0,35	-4,57	0,91	-0,60	-7,83
147		0,55	-0,36	-4,60	0,94	-0,62	-7,88
148		0,57	-0,35	-4,56	0,98	-0,60	-7,82
149		0,59	-0,35	-4,57	1,01	-0,60	-7,83
150		0,61	-0,35	-4,57	1,05	-0,60	-7,83
151		0,63	-0,35	-4,57	1,08	-0,60	-7,83
152		0,65	-0,36	-4,58	1,11	-0,62	-7,85
153		0,67	-0,36	-4,59	1,15	-0,62	-7,87
154		0,69	-0,36	-4,59	1,18	-0,62	-7,87
155		0,71	-0,35	-4,63	1,22	-0,60	-7,94
156		0,73	-0,33	-4,60	1,25	-0,57	-7,88
157		0,76	-0,31	-4,60	1,30	-0,53	-7,88
158		0,78	-0,29	-4,60	1,34	-0,50	-7,88
159		0,81	-0,32	-4,64	1,39	-0,55	-7,95
160		0,82	-0,35	-4,61	1,41	-0,60	-7,90
161		0,85	-0,37	-4,65	1,46	-0,63	-7,97
162		0,87	-0,39	-4,65	1,49	-0,67	-7,97
163		0,89	-0,39	-4,65	1,53	-0,67	-7,97
164		0,91	-0,40	-4,64	1,56	-0,69	-7,95
165		0,93	-0,39	-4,64	1,59	-0,67	-7,95
166		0,95	-0,39	-4,68	1,63	-0,67	-8,02
167		0,97	-0,39	-4,68	1,66	-0,67	-8,02
168		0,99	-0,39	-4,68	1,70	-0,67	-8,02
169		1,01	-0,39	-4,68	1,73	-0,67	-8,02
170		1,02	-0,37	-4,64	1,75	-0,63	-7,95
171		1,05	-0,37	-4,68	1,80	-0,63	-8,02
172		1,06	-0,35	-4,64	1,82	-0,60	-7,95
173		1,09	-0,33	-4,64	1,87	-0,57	-7,95
174		1,11	-0,32	-4,60	1,90	-0,55	-7,88
175		1,14	-0,32	-4,64	1,95	-0,55	-7,95
176		1,16	-0,35	-4,67	1,99	-0,60	-8,00
177		1,18	-0,37	-4,63	2,02	-0,63	-7,94
178		1,19	-0,38	-4,62	2,04	-0,65	-7,92
179		1,22	-0,40	-4,65	2,09	-0,69	-7,97
180		1,22	-0,40	-4,61	2,09	-0,69	-7,90
181		1,24	-0,40	-4,64	2,13	-0,69	-7,95
182		1,26	-0,40	-4,65	2,16	-0,69	-7,97
183		1,27	-0,40	-4,65	2,18	-0,69	-7,97
184		1,28	-0,39	-4,61	2,19	-0,67	-7,90
185		1,31	-0,40	-4,68	2,25	-0,69	-8,02
186		1,31	-0,39	-4,64	2,25	-0,67	-7,95
187		1,33	-0,39	-4,64	2,28	-0,67	-7,95
188		1,35	-0,37	-4,63	2,31	-0,63	-7,94
189		1,36	-0,36	-4,63	2,33	-0,62	-7,94

190	1,38	-0,35	-4,63	2,37	-0,60	-7,94
191	1,39	-0,33	-4,58	2,38	-0,57	-7,85
192	1,41	-0,32	-4,62	2,42	-0,55	-7,92
193	1,41	-0,33	-4,59	2,42	-0,57	-7,87
194	1,43	-0,34	-4,62	2,45	-0,58	-7,92
195	1,44	-0,35	-4,62	2,47	-0,60	-7,92
196	1,45	-0,35	-4,62	2,49	-0,60	-7,92
197	1,46	-0,35	-4,62	2,50	-0,60	-7,92
198	1,47	-0,35	-4,62	2,52	-0,60	-7,92
199	1,47	-0,34	-4,62	2,52	-0,58	-7,92
200	1,48	-0,33	-4,61	2,54	-0,57	-7,90
201	1,49	-0,32	-4,61	2,55	-0,55	-7,90
202	1,50	-0,31	-4,61	2,57	-0,53	-7,90
203	1,52	-0,31	-4,65	2,61	-0,53	-7,97
204	1,52	-0,30	-4,63	2,61	-0,51	-7,94
205	1,53	-0,29	-4,59	2,62	-0,50	-7,87
206	1,53	-0,28	-4,59	2,62	-0,48	-7,87
207	1,54	-0,28	-4,60	2,64	-0,48	-7,88
208	1,54	-0,29	-4,56	2,64	-0,50	-7,82
209	1,55	-0,30	-4,60	2,66	-0,51	-7,88
210	1,55	-0,30	-4,56	2,66	-0,51	-7,82
211	1,56	-0,32	-4,56	2,67	-0,55	-7,82
212	1,56	-0,33	-4,56	2,67	-0,57	-7,82
213	1,56	-0,32	-4,52	2,67	-0,55	-7,75
214	1,56	-0,33	-4,52	2,67	-0,57	-7,75
215	1,57	-0,32	-4,52	2,69	-0,55	-7,75
216	1,57	-0,32	-4,51	2,69	-0,55	-7,73
217	1,57	-0,32	-4,48	2,69	-0,55	-7,68
218	1,58	-0,32	-4,48	2,71	-0,55	-7,68
219	1,58	-0,32	-4,47	2,71	-0,55	-7,66
220	1,59	-0,33	-4,48	2,73	-0,57	-7,68
221	1,58	-0,32	-4,44	2,71	-0,55	-7,61
222	1,59	-0,32	-4,43	2,73	-0,55	-7,59
223	1,58	-0,32	-4,40	2,71	-0,55	-7,54
224	1,60	-0,33	-4,44	2,74	-0,57	-7,61
225	1,59	-0,34	-4,41	2,73	-0,58	-7,56
226	1,60	-0,35	-4,40	2,74	-0,60	-7,54
227	1,60	-0,37	-4,37	2,74	-0,63	-7,49
228	1,61	-0,38	-4,40	2,76	-0,65	-7,54
229	1,60	-0,38	-4,37	2,74	-0,65	-7,49
230	1,60	-0,38	-4,37	2,74	-0,65	-7,49
231	1,60	-0,38	-4,33	2,74	-0,65	-7,42
232	1,61	-0,38	-4,33	2,76	-0,65	-7,42
233	1,60	-0,38	-4,29	2,74	-0,65	-7,35
234	1,61	-0,38	-4,32	2,76	-0,65	-7,40
235	1,61	-0,38	-4,29	2,76	-0,65	-7,35
236	1,60	-0,37	-4,25	2,74	-0,63	-7,28
237	1,61	-0,37	-4,25	2,76	-0,63	-7,28
238	1,60	-0,36	-4,22	2,74	-0,62	-7,23

239		1,61	-0,36	-4,21	2,76	-0,62	-7,22
240		1,61	-0,36	-4,18	2,76	-0,62	-7,16
241		1,61	-0,36	-4,18	2,76	-0,62	-7,16
242		1,60	-0,37	-4,15	2,74	-0,63	-7,11
243		1,61	-0,39	-4,15	2,76	-0,67	-7,11
244		1,61	-0,40	-4,12	2,76	-0,69	-7,06
245		1,61	-0,40	-4,12	2,76	-0,69	-7,06
246		1,62	-0,41	-4,11	2,78	-0,70	-7,04
247		1,62	-0,41	-4,08	2,78	-0,70	-6,99
248		1,61	-0,41	-4,05	2,76	-0,70	-6,94
249		1,62	-0,41	-4,05	2,78	-0,70	-6,94
250		1,62	-0,41	-4,04	2,78	-0,70	-6,92
251		1,62	-0,42	-4,01	2,78	-0,72	-6,87
252		1,63	-0,42	-4,01	2,79	-0,72	-6,87
253		1,62	-0,41	-3,98	2,78	-0,70	-6,82
254		1,63	-0,41	-3,98	2,79	-0,70	-6,82
255		1,63	-0,40	-3,95	2,79	-0,69	-6,77
256		1,64	-0,42	-3,96	2,81	-0,72	-6,79
257		1,65	-0,43	-3,95	2,83	-0,74	-6,77
258		1,64	-0,44	-3,92	2,81	-0,75	-6,72
259		1,65	-0,46	-3,92	2,83	-0,79	-6,72
260		1,64	-0,46	-3,89	2,81	-0,79	-6,67
261		1,65	-0,47	-3,89	2,83	-0,81	-6,67
262		1,65	-0,47	-3,86	2,83	-0,81	-6,62
263		1,66	-0,47	-3,89	2,85	-0,81	-6,67
264		1,65	-0,47	-3,86	2,83	-0,81	-6,62
265		1,65	-0,47	-3,83	2,83	-0,81	-6,56
266		1,65	-0,47	-3,80	2,83	-0,81	-6,51
267		1,66	-0,47	-3,80	2,85	-0,81	-6,51
268		1,66	-0,47	-3,80	2,85	-0,81	-6,51
269		1,66	-0,45	-3,77	2,85	-0,77	-6,46
270		1,67	-0,45	-3,79	2,86	-0,77	-6,50
271		1,66	-0,45	-3,76	2,85	-0,77	-6,44
272		1,66	-0,45	-3,74	2,85	-0,77	-6,41
273		1,66	-0,45	-3,71	2,85	-0,77	-6,36
274		1,67	-0,46	-3,71	2,86	-0,79	-6,36
275		1,68	-0,48	-3,73	2,88	-0,82	-6,39
276		1,67	-0,48	-3,68	2,86	-0,82	-6,31
277		1,67	-0,49	-3,68	2,86	-0,84	-6,31
278		1,68	-0,49	-3,67	2,88	-0,84	-6,29
279		1,68	-0,49	-3,64	2,88	-0,84	-6,24
280		1,68	-0,49	-3,64	2,88	-0,84	-6,24
281		1,69	-0,49	-3,64	2,90	-0,84	-6,24
282		1,69	-0,49	-3,64	2,90	-0,84	-6,24
283		1,68	-0,49	-3,59	2,88	-0,84	-6,15
284		1,70	-0,50	-3,61	2,91	-0,86	-6,19
285		1,69	-0,49	-3,56	2,90	-0,84	-6,10
286		1,70	-0,50	-3,58	2,91	-0,86	-6,14
287		1,69	-0,49	-3,53	2,90	-0,84	-6,05

288	1,69	-0,49	-3,53	2,90	-0,84	-6,05
289	1,69	-0,48	-3,53	2,90	-0,82	-6,05
290	1,69	-0,48	-3,51	2,90	-0,82	-6,02
291	1,70	-0,49	-3,53	2,91	-0,84	-6,05
292	1,69	-0,50	-3,50	2,90	-0,86	-6,00
293	1,69	-0,51	-3,51	2,90	-0,87	-6,02
294	1,69	-0,51	-3,51	2,90	-0,87	-6,02
295	1,68	-0,51	-3,48	2,88	-0,87	-5,96
296	1,67	-0,51	-3,49	2,86	-0,87	-5,98
297	1,67	-0,51	-3,49	2,86	-0,87	-5,98
298	1,67	-0,51	-3,49	2,86	-0,87	-5,98
299	1,66	-0,51	-3,47	2,85	-0,87	-5,95
300	1,66	-0,51	-3,46	2,85	-0,87	-5,93
301	1,65	-0,51	-3,44	2,83	-0,87	-5,90
302	1,66	-0,52	-3,47	2,85	-0,89	-5,95
303	1,66	-0,52	-3,46	2,85	-0,89	-5,93
304	1,65	-0,52	-3,44	2,83	-0,89	-5,90
305	1,65	-0,52	-3,47	2,83	-0,89	-5,95
306	1,64	-0,53	-3,44	2,81	-0,91	-5,90
307	1,63	-0,53	-3,42	2,79	-0,91	-5,86
308	1,63	-0,54	-3,45	2,79	-0,93	-5,91
309	1,61	-0,54	-3,41	2,76	-0,93	-5,84
310	1,60	-0,54	-3,41	2,74	-0,93	-5,84
311	1,60	-0,54	-3,41	2,74	-0,93	-5,84
312	1,58	-0,55	-3,39	2,71	-0,94	-5,81
313	1,57	-0,56	-3,40	2,69	-0,96	-5,83
314	1,56	-0,58	-3,42	2,67	-0,99	-5,86
315	1,54	-0,59	-3,40	2,64	-1,01	-5,83
316	1,53	-0,60	-3,42	2,62	-1,03	-5,86
317	1,52	-0,61	-3,43	2,61	-1,05	-5,88
318	1,50	-0,62	-3,43	2,57	-1,06	-5,88
319	1,48	-0,62	-3,42	2,54	-1,06	-5,86
320	1,46	-0,63	-3,42	2,50	-1,08	-5,86
321	1,44	-0,63	-3,43	2,47	-1,08	-5,88
322	1,43	-0,63	-3,43	2,45	-1,08	-5,88
323	1,41	-0,63	-3,44	2,42	-1,08	-5,90
324	1,39	-0,62	-3,42	2,38	-1,06	-5,86
325	1,37	-0,62	-3,44	2,35	-1,06	-5,90
326	1,34	-0,61	-3,43	2,30	-1,05	-5,88
327	1,33	-0,61	-3,43	2,28	-1,05	-5,88
328	1,30	-0,60	-3,44	2,23	-1,03	-5,90
329	1,27	-0,58	-3,43	2,18	-0,99	-5,88
330	1,24	-0,56	-3,44	2,13	-0,96	-5,90
331	1,21	-0,55	-3,45	2,07	-0,94	-5,91
332	1,18	-0,57	-3,45	2,02	-0,98	-5,91
333	1,16	-0,59	-3,45	1,99	-1,01	-5,91
334	1,13	-0,61	-3,45	1,94	-1,05	-5,91
335	1,10	-0,62	-3,46	1,89	-1,06	-5,93
336	1,09	-0,62	-3,46	1,87	-1,06	-5,93

337		1,06	-0,62	-3,46	1,82	-1,06	-5,93
338		1,04	-0,63	-3,46	1,78	-1,08	-5,93
339		1,02	-0,62	-3,44	1,75	-1,06	-5,90
340		1,00	-0,62	-3,47	1,71	-1,06	-5,95
341		0,97	-0,61	-3,45	1,66	-1,05	-5,91
342		0,95	-0,61	-3,46	1,63	-1,05	-5,93
343		0,92	-0,60	-3,48	1,58	-1,03	-5,96
344		0,90	-0,59	-3,49	1,54	-1,01	-5,98
345		0,87	-0,56	-3,46	1,49	-0,96	-5,93
346		0,84	-0,54	-3,47	1,44	-0,93	-5,95
347		0,82	-0,52	-3,49	1,41	-0,89	-5,98
348		0,79	-0,52	-3,50	1,35	-0,89	-6,00
349		0,76	-0,54	-3,45	1,30	-0,93	-5,91
350		0,74	-0,57	-3,47	1,27	-0,98	-5,95
351		0,71	-0,57	-3,45	1,22	-0,98	-5,91
352		0,68	-0,59	-3,46	1,17	-1,01	-5,93
353		0,66	-0,59	-3,46	1,13	-1,01	-5,93
354		0,64	-0,59	-3,46	1,10	-1,01	-5,93
355		0,62	-0,59	-3,44	1,06	-1,01	-5,90
356		0,60	-0,59	-3,46	1,03	-1,01	-5,93
357		0,57	-0,59	-3,46	0,98	-1,01	-5,93
358		0,55	-0,59	-3,45	0,94	-1,01	-5,91
359		0,53	-0,58	-3,43	0,91	-0,99	-5,88
360		0,50	-0,56	-3,43	0,86	-0,96	-5,88
361		0,48	-0,54	-3,43	0,82	-0,93	-5,88
362		0,45	-0,52	-3,43	0,77	-0,89	-5,88
363		0,42	-0,51	-3,43	0,72	-0,87	-5,88
364		0,39	-0,50	-3,42	0,67	-0,86	-5,86
365		0,37	-0,51	-3,41	0,63	-0,87	-5,84
366		0,34	-0,53	-3,41	0,58	-0,91	-5,84
367		0,32	-0,55	-3,40	0,55	-0,94	-5,83
368		0,30	-0,55	-3,42	0,51	-0,94	-5,86
369		0,28	-0,56	-3,41	0,48	-0,96	-5,84
370		0,26	-0,56	-3,39	0,45	-0,96	-5,81
371		0,24	-0,56	-3,38	0,41	-0,96	-5,79
372		0,22	-0,56	-3,40	0,38	-0,96	-5,83
373		0,20	-0,56	-3,38	0,34	-0,96	-5,79
374		0,18	-0,55	-3,39	0,31	-0,94	-5,81
375		0,16	-0,55	-3,41	0,27	-0,94	-5,84
376		0,13	-0,54	-3,38	0,22	-0,93	-5,79
377		0,11	-0,54	-3,40	0,19	-0,93	-5,83
378		0,09	-0,53	-3,41	0,15	-0,91	-5,84
379		0,07	-0,51	-3,39	0,12	-0,87	-5,81
380		0,05	-0,49	-3,38	0,09	-0,84	-5,79
381		0,02	-0,48	-3,40	0,03	-0,82	-5,83
382		0,01	-0,45	-3,37	0,02	-0,77	-5,78
383		-0,01	-0,44	-3,37	-0,02	-0,75	-5,78
384		-0,03	-0,45	-3,36	-0,05	-0,77	-5,76
385		-0,05	-0,47	-3,36	-0,09	-0,81	-5,76

386	-0,06	-0,49	-3,35	-0,10	-0,84	-5,74
387	-0,08	-0,50	-3,34	-0,14	-0,86	-5,72
388	-0,10	-0,52	-3,35	-0,17	-0,89	-5,74
389	-0,11	-0,51	-3,32	-0,19	-0,87	-5,69
390	-0,13	-0,52	-3,34	-0,22	-0,89	-5,72
391	-0,14	-0,52	-3,33	-0,24	-0,89	-5,71
392	-0,15	-0,53	-3,35	-0,26	-0,91	-5,74
393	-0,16	-0,53	-3,34	-0,27	-0,91	-5,72
394	-0,18	-0,53	-3,35	-0,31	-0,91	-5,74
395	-0,19	-0,53	-3,34	-0,33	-0,91	-5,72
396	-0,20	-0,53	-3,33	-0,34	-0,91	-5,71
397	-0,22	-0,52	-3,35	-0,38	-0,89	-5,74
398	-0,23	-0,52	-3,35	-0,39	-0,89	-5,74
399	-0,24	-0,51	-3,34	-0,41	-0,87	-5,72
400	-0,25	-0,50	-3,34	-0,43	-0,86	-5,72
401	-0,26	-0,49	-3,32	-0,45	-0,84	-5,69
402	-0,27	-0,49	-3,31	-0,46	-0,84	-5,67
403	-0,28	-0,48	-3,30	-0,48	-0,82	-5,66
404	-0,29	-0,47	-3,29	-0,50	-0,81	-5,64
405	-0,29	-0,45	-3,27	-0,50	-0,77	-5,60
406	-0,30	-0,45	-3,25	-0,51	-0,77	-5,57
407	-0,31	-0,44	-3,25	-0,53	-0,75	-5,57
408	-0,31	-0,44	-3,25	-0,53	-0,75	-5,57
409	-0,31	-0,44	-3,23	-0,53	-0,75	-5,54
410	-0,31	-0,44	-3,23	-0,53	-0,75	-5,54
411	-0,32	-0,44	-3,24	-0,55	-0,75	-5,55
412	-0,32	-0,44	-3,24	-0,55	-0,75	-5,55
413	-0,32	-0,44	-3,24	-0,55	-0,75	-5,55
414	-0,32	-0,44	-3,24	-0,55	-0,75	-5,55
415	-0,31	-0,43	-3,23	-0,53	-0,74	-5,54
416	-0,31	-0,43	-3,23	-0,53	-0,74	-5,54
417	-0,31	-0,43	-3,23	-0,53	-0,74	-5,54
418	-0,31	-0,43	-3,23	-0,53	-0,74	-5,54
419	-0,31	-0,43	-3,22	-0,53	-0,74	-5,52
420	-0,31	-0,43	-3,22	-0,53	-0,74	-5,52
421	-0,31	-0,44	-3,22	-0,53	-0,75	-5,52
422	-0,31	-0,44	-3,22	-0,53	-0,75	-5,52
423	-0,31	-0,43	-3,23	-0,53	-0,74	-5,54
424	-0,31	-0,43	-3,20	-0,53	-0,74	-5,48

Priloga B: Koordinate točk poti gibanja za posnetek E

Posnetek	Prvotno merilo			Korigirano merilo		
	X	Y	Z	X	Y	Z
1	-0,43	-0,88	-3,42	-0,84	-1,71	-6,66
2	-0,43	-0,88	-3,42	-0,84	-1,71	-6,66
3	-0,43	-0,88	-3,42	-0,84	-1,71	-6,66
4	-0,43	-0,88	-3,42	-0,84	-1,71	-6,66
5	-0,43	-0,88	-3,44	-0,84	-1,71	-6,70
6	-0,43	-0,88	-3,44	-0,84	-1,71	-6,70
7	-0,43	-0,87	-3,44	-0,84	-1,69	-6,70
8	-0,43	-0,86	-3,44	-0,84	-1,67	-6,70
9	-0,42	-0,86	-3,44	-0,82	-1,67	-6,70
10	-0,42	-0,86	-3,45	-0,82	-1,67	-6,72
11	-0,42	-0,86	-3,48	-0,82	-1,67	-6,78
12	-0,40	-0,85	-3,48	-0,78	-1,66	-6,78
13	-0,40	-0,86	-3,50	-0,78	-1,67	-6,81
14	-0,39	-0,85	-3,53	-0,76	-1,66	-6,87
15	-0,39	-0,86	-3,56	-0,76	-1,67	-6,93
16	-0,38	-0,85	-3,57	-0,74	-1,66	-6,95
17	-0,38	-0,85	-3,59	-0,74	-1,66	-6,99
18	-0,38	-0,84	-3,59	-0,74	-1,64	-6,99
19	-0,39	-0,84	-3,64	-0,76	-1,64	-7,09
20	-0,39	-0,83	-3,64	-0,76	-1,62	-7,09
21	-0,38	-0,82	-3,64	-0,74	-1,60	-7,09
22	-0,39	-0,82	-3,67	-0,76	-1,60	-7,15
23	-0,38	-0,81	-3,67	-0,74	-1,58	-7,15
24	-0,38	-0,80	-3,70	-0,74	-1,56	-7,20
25	-0,38	-0,80	-3,73	-0,74	-1,56	-7,26
26	-0,38	-0,80	-3,73	-0,74	-1,56	-7,26
27	-0,38	-0,80	-3,74	-0,74	-1,56	-7,28
28	-0,38	-0,79	-3,73	-0,74	-1,54	-7,26
29	-0,38	-0,79	-3,76	-0,74	-1,54	-7,32
30	-0,37	-0,79	-3,74	-0,72	-1,54	-7,28
31	-0,36	-0,78	-3,74	-0,70	-1,52	-7,28
32	-0,34	-0,78	-3,75	-0,66	-1,52	-7,30
33	-0,33	-0,78	-3,76	-0,64	-1,52	-7,32
34	-0,32	-0,78	-3,79	-0,62	-1,52	-7,38
35	-0,32	-0,79	-3,82	-0,62	-1,54	-7,44
36	-0,32	-0,79	-3,84	-0,62	-1,54	-7,48
37	-0,32	-0,78	-3,84	-0,62	-1,52	-7,48
38	-0,33	-0,77	-3,84	-0,64	-1,50	-7,48
39	-0,33	-0,77	-3,84	-0,64	-1,50	-7,48
40	-0,33	-0,77	-3,87	-0,64	-1,50	-7,54
41	-0,33	-0,77	-3,87	-0,64	-1,50	-7,54
42	-0,33	-0,76	-3,87	-0,64	-1,48	-7,54
43	-0,33	-0,75	-3,87	-0,64	-1,46	-7,54
44	-0,32	-0,75	-3,87	-0,62	-1,46	-7,54
45	-0,32	-0,75	-3,90	-0,62	-1,46	-7,59
46	-0,30	-0,75	-3,88	-0,58	-1,46	-7,55

47		-0,29	-0,74	-3,89	-0,56	-1,44	-7,57
48		-0,29	-0,75	-3,92	-0,56	-1,46	-7,63
49		-0,28	-0,75	-3,92	-0,55	-1,46	-7,63
50		-0,29	-0,75	-3,95	-0,56	-1,46	-7,69
51		-0,29	-0,75	-3,95	-0,56	-1,46	-7,69
52		-0,29	-0,74	-3,97	-0,56	-1,44	-7,73
53		-0,30	-0,74	-3,97	-0,58	-1,44	-7,73
54		-0,30	-0,74	-3,98	-0,58	-1,44	-7,75
55		-0,30	-0,74	-3,98	-0,58	-1,44	-7,75
56		-0,29	-0,73	-3,98	-0,56	-1,42	-7,75
57		-0,29	-0,74	-4,01	-0,56	-1,44	-7,81
58		-0,29	-0,74	-4,02	-0,56	-1,44	-7,83
59		-0,28	-0,73	-4,01	-0,55	-1,42	-7,81
60		-0,27	-0,73	-4,02	-0,53	-1,42	-7,83
61		-0,26	-0,73	-4,02	-0,51	-1,42	-7,83
62		-0,27	-0,73	-4,05	-0,53	-1,42	-7,89
63		-0,26	-0,72	-4,05	-0,51	-1,40	-7,89
64		-0,26	-0,72	-4,08	-0,51	-1,40	-7,94
65		-0,26	-0,71	-4,08	-0,51	-1,38	-7,94
66		-0,25	-0,71	-4,09	-0,49	-1,38	-7,96
67		-0,25	-0,71	-4,08	-0,49	-1,38	-7,94
68		-0,25	-0,71	-4,12	-0,49	-1,38	-8,02
69		-0,24	-0,71	-4,12	-0,47	-1,38	-8,02
70		-0,23	-0,71	-4,10	-0,45	-1,38	-7,98
71		-0,22	-0,71	-4,13	-0,43	-1,38	-8,04
72		-0,22	-0,71	-4,16	-0,43	-1,38	-8,10
73		-0,21	-0,71	-4,17	-0,41	-1,38	-8,12
74		-0,21	-0,71	-4,20	-0,41	-1,38	-8,18
75		-0,21	-0,71	-4,19	-0,41	-1,38	-8,16
76		-0,20	-0,70	-4,17	-0,39	-1,36	-8,12
77		-0,19	-0,69	-4,16	-0,37	-1,34	-8,10
78		-0,19	-0,70	-4,17	-0,37	-1,36	-8,12
79		-0,19	-0,70	-4,21	-0,37	-1,36	-8,20
80		-0,20	-0,70	-4,23	-0,39	-1,36	-8,24
81		-0,21	-0,70	-4,26	-0,41	-1,36	-8,29
82		-0,24	-0,69	-4,29	-0,47	-1,34	-8,35
83		-0,26	-0,69	-4,28	-0,51	-1,34	-8,33
84		-0,27	-0,68	-4,28	-0,53	-1,32	-8,33
85		-0,28	-0,68	-4,27	-0,55	-1,32	-8,31
86		-0,27	-0,67	-4,24	-0,53	-1,30	-8,26
87		-0,26	-0,66	-4,25	-0,51	-1,29	-8,28
88		-0,26	-0,67	-4,28	-0,51	-1,30	-8,33
89		-0,26	-0,67	-4,28	-0,51	-1,30	-8,33
90		-0,24	-0,66	-4,25	-0,47	-1,29	-8,28
91		-0,24	-0,67	-4,29	-0,47	-1,30	-8,35
92		-0,24	-0,66	-4,29	-0,47	-1,29	-8,35
93		-0,24	-0,66	-4,29	-0,47	-1,29	-8,35
94		-0,24	-0,66	-4,32	-0,47	-1,29	-8,41
95		-0,24	-0,66	-4,36	-0,47	-1,29	-8,49
96		-0,23	-0,66	-4,33	-0,45	-1,29	-8,43
97		-0,25	-0,66	-4,39	-0,49	-1,29	-8,55

98		-0,26	-0,65	-4,39	-0,51	-1,27	-8,55
99		-0,26	-0,65	-4,39	-0,51	-1,27	-8,55
100		-0,26	-0,65	-4,39	-0,51	-1,27	-8,55
101		-0,27	-0,65	-4,42	-0,53	-1,27	-8,61
102		-0,27	-0,64	-4,39	-0,53	-1,25	-8,55
103		-0,27	-0,64	-4,40	-0,53	-1,25	-8,57
104		-0,26	-0,64	-4,40	-0,51	-1,25	-8,57
105		-0,25	-0,64	-4,39	-0,49	-1,25	-8,55
106		-0,24	-0,64	-4,40	-0,47	-1,25	-8,57
107		-0,24	-0,64	-4,41	-0,47	-1,25	-8,59
108		-0,22	-0,64	-4,37	-0,43	-1,25	-8,51
109		-0,22	-0,63	-4,40	-0,43	-1,23	-8,57
110		-0,22	-0,61	-4,40	-0,43	-1,19	-8,57
111		-0,24	-0,60	-4,46	-0,47	-1,17	-8,68
112		-0,24	-0,59	-4,43	-0,47	-1,15	-8,63
113		-0,25	-0,59	-4,44	-0,49	-1,15	-8,65
114		-0,26	-0,61	-4,47	-0,51	-1,19	-8,70
115		-0,25	-0,62	-4,45	-0,49	-1,21	-8,66
116		-0,24	-0,63	-4,43	-0,47	-1,23	-8,63
117		-0,21	-0,63	-4,41	-0,41	-1,23	-8,59
118		-0,20	-0,63	-4,45	-0,39	-1,23	-8,66
119		-0,18	-0,63	-4,45	-0,35	-1,23	-8,66
120		-0,19	-0,63	-4,49	-0,37	-1,23	-8,74
121		-0,19	-0,63	-4,52	-0,37	-1,23	-8,80
122		-0,20	-0,63	-4,53	-0,39	-1,23	-8,82
123		-0,20	-0,63	-4,52	-0,39	-1,23	-8,80
124		-0,22	-0,63	-4,55	-0,43	-1,23	-8,86
125		-0,23	-0,62	-4,55	-0,45	-1,21	-8,86
126		-0,23	-0,62	-4,55	-0,45	-1,21	-8,86
127		-0,22	-0,62	-4,52	-0,43	-1,21	-8,80
128		-0,21	-0,61	-4,52	-0,41	-1,19	-8,80
129		-0,19	-0,61	-4,49	-0,37	-1,19	-8,74
130		-0,17	-0,62	-4,49	-0,33	-1,21	-8,74
131		-0,16	-0,62	-4,50	-0,31	-1,21	-8,76
132		-0,14	-0,62	-4,50	-0,27	-1,21	-8,76
133		-0,14	-0,63	-4,54	-0,27	-1,23	-8,84
134		-0,15	-0,63	-4,57	-0,29	-1,23	-8,90
135		-0,17	-0,64	-4,60	-0,33	-1,25	-8,96
136		-0,17	-0,63	-4,57	-0,33	-1,23	-8,90
137		-0,17	-0,62	-4,53	-0,33	-1,21	-8,82
138		-0,17	-0,62	-4,53	-0,33	-1,21	-8,82
139		-0,16	-0,63	-4,53	-0,31	-1,23	-8,82
140		-0,13	-0,62	-4,50	-0,25	-1,21	-8,76
141		-0,12	-0,62	-4,51	-0,23	-1,21	-8,78
142		-0,09	-0,63	-4,51	-0,18	-1,23	-8,78
143		-0,07	-0,63	-4,52	-0,14	-1,23	-8,80
144		-0,06	-0,63	-4,52	-0,12	-1,23	-8,80
145		-0,04	-0,63	-4,52	-0,08	-1,23	-8,80
146		-0,03	-0,63	-4,53	-0,06	-1,23	-8,82
147		-0,01	-0,63	-4,53	-0,02	-1,23	-8,82
148		0,00	-0,63	-4,57	0,00	-1,23	-8,90

149		0,01	-0,63	-4,53	0,02	-1,23	-8,82
150		0,02	-0,63	-4,55	0,04	-1,23	-8,86
151		0,04	-0,63	-4,54	0,08	-1,23	-8,84
152		0,06	-0,63	-4,55	0,12	-1,23	-8,86
153		0,08	-0,63	-4,55	0,16	-1,23	-8,86
154		0,09	-0,62	-4,54	0,18	-1,21	-8,84
155		0,10	-0,62	-4,55	0,19	-1,21	-8,86
156		0,11	-0,62	-4,56	0,21	-1,21	-8,88
157		0,11	-0,62	-4,56	0,21	-1,21	-8,88
158		0,12	-0,62	-4,56	0,23	-1,21	-8,88
159		0,14	-0,62	-4,56	0,27	-1,21	-8,88
160		0,16	-0,63	-4,53	0,31	-1,23	-8,82
161		0,18	-0,62	-4,50	0,35	-1,21	-8,76
162		0,21	-0,63	-4,50	0,41	-1,23	-8,76
163		0,23	-0,63	-4,50	0,45	-1,23	-8,76
164		0,25	-0,63	-4,54	0,49	-1,23	-8,84
165		0,27	-0,63	-4,51	0,53	-1,23	-8,78
166		0,29	-0,63	-4,50	0,56	-1,23	-8,76
167		0,31	-0,63	-4,51	0,60	-1,23	-8,78
168		0,34	-0,63	-4,51	0,66	-1,23	-8,78
169		0,36	-0,63	-4,52	0,70	-1,23	-8,80
170		0,38	-0,63	-4,52	0,74	-1,23	-8,80
171		0,40	-0,63	-4,55	0,78	-1,23	-8,86
172		0,43	-0,63	-4,53	0,84	-1,23	-8,82
173		0,46	-0,64	-4,53	0,90	-1,25	-8,82
174		0,48	-0,64	-4,53	0,93	-1,25	-8,82
175		0,50	-0,63	-4,52	0,97	-1,23	-8,80
176		0,52	-0,64	-4,53	1,01	-1,25	-8,82
177		0,54	-0,64	-4,52	1,05	-1,25	-8,80
178		0,56	-0,64	-4,52	1,09	-1,25	-8,80
179		0,58	-0,64	-4,53	1,13	-1,25	-8,82
180		0,60	-0,65	-4,53	1,17	-1,27	-8,82
181		0,62	-0,65	-4,53	1,21	-1,27	-8,82
182		0,64	-0,65	-4,57	1,25	-1,27	-8,90
183		0,66	-0,65	-4,57	1,29	-1,27	-8,90
184		0,67	-0,64	-4,53	1,30	-1,25	-8,82
185		0,70	-0,64	-4,53	1,36	-1,25	-8,82
186		0,73	-0,63	-4,49	1,42	-1,23	-8,74
187		0,76	-0,64	-4,53	1,48	-1,25	-8,82
188		0,79	-0,64	-4,52	1,54	-1,25	-8,80
189		0,82	-0,64	-4,53	1,60	-1,25	-8,82
190		0,86	-0,64	-4,52	1,67	-1,25	-8,80
191		0,89	-0,64	-4,52	1,73	-1,25	-8,80
192		0,93	-0,63	-4,48	1,81	-1,23	-8,72
193		0,97	-0,62	-4,48	1,89	-1,21	-8,72
194		1,01	-0,63	-4,47	1,97	-1,23	-8,70
195		1,04	-0,63	-4,51	2,02	-1,23	-8,78
196		1,07	-0,63	-4,50	2,08	-1,23	-8,76
197		1,07	-0,63	-4,49	2,08	-1,23	-8,74
198		1,08	-0,63	-4,50	2,10	-1,23	-8,76
199		1,09	-0,63	-4,54	2,12	-1,23	-8,84

200		1,09	-0,63	-4,54	2,12	-1,23	-8,84
201		1,10	-0,62	-4,49	2,14	-1,21	-8,74
202		1,12	-0,62	-4,50	2,18	-1,21	-8,76
203		1,15	-0,61	-4,45	2,24	-1,19	-8,66
204		1,19	-0,59	-4,44	2,32	-1,15	-8,65
205		1,23	-0,59	-4,40	2,39	-1,15	-8,57
206		1,30	-0,61	-4,47	2,53	-1,19	-8,70
207		1,33	-0,61	-4,45	2,59	-1,19	-8,66
208		1,36	-0,62	-4,57	2,65	-1,21	-8,90
209		1,36	-0,61	-4,56	2,65	-1,19	-8,88
210		1,36	-0,62	-4,57	2,65	-1,21	-8,90
211		1,35	-0,61	-4,53	2,63	-1,19	-8,82
212		1,36	-0,60	-4,53	2,65	-1,17	-8,82
213		1,37	-0,59	-4,49	2,67	-1,15	-8,74
214		1,40	-0,58	-4,48	2,73	-1,13	-8,72
215		1,43	-0,58	-4,47	2,78	-1,13	-8,70
216		1,46	-0,59	-4,50	2,84	-1,15	-8,76
217		1,47	-0,59	-4,47	2,86	-1,15	-8,70
218		1,50	-0,60	-4,53	2,92	-1,17	-8,82
219		1,50	-0,60	-4,57	2,92	-1,17	-8,90
220		1,49	-0,61	-4,61	2,90	-1,19	-8,98
221		1,46	-0,61	-4,58	2,84	-1,19	-8,92
222		1,45	-0,61	-4,58	2,82	-1,19	-8,92
223		1,43	-0,61	-4,55	2,78	-1,19	-8,86
224		1,42	-0,60	-4,51	2,76	-1,17	-8,78
225		1,42	-0,60	-4,51	2,76	-1,17	-8,78
226		1,43	-0,61	-4,55	2,78	-1,19	-8,86
227		1,42	-0,60	-4,51	2,76	-1,17	-8,78
228		1,42	-0,60	-4,51	2,76	-1,17	-8,78
229		1,43	-0,60	-4,54	2,78	-1,17	-8,84
230		1,41	-0,59	-4,54	2,75	-1,15	-8,84
231		1,39	-0,58	-4,54	2,71	-1,13	-8,84
232		1,37	-0,57	-4,56	2,67	-1,11	-8,88
233		1,35	-0,56	-4,53	2,63	-1,09	-8,82
234		1,35	-0,56	-4,50	2,63	-1,09	-8,76
235		1,35	-0,60	-4,51	2,63	-1,17	-8,78
236		1,36	-0,63	-4,49	2,65	-1,23	-8,74
237		1,37	-0,63	-4,49	2,67	-1,23	-8,74
238		1,37	-0,63	-4,48	2,67	-1,23	-8,72
239		1,37	-0,63	-4,48	2,67	-1,23	-8,72
240		1,37	-0,63	-4,48	2,67	-1,23	-8,72
241		1,38	-0,62	-4,44	2,69	-1,21	-8,65
242		1,39	-0,62	-4,44	2,71	-1,21	-8,65
243		1,39	-0,62	-4,41	2,71	-1,21	-8,59
244		1,41	-0,63	-4,45	2,75	-1,23	-8,66
245		1,41	-0,63	-4,40	2,75	-1,23	-8,57
246		1,42	-0,64	-4,44	2,76	-1,25	-8,65
247		1,42	-0,65	-4,44	2,76	-1,27	-8,65
248		1,41	-0,64	-4,40	2,75	-1,25	-8,57
249		1,41	-0,64	-4,40	2,75	-1,25	-8,57
250		1,40	-0,65	-4,40	2,73	-1,27	-8,57

251		1,39	-0,65	-4,37	2,71	-1,27	-8,51
252		1,39	-0,65	-4,37	2,71	-1,27	-8,51
253		1,38	-0,65	-4,33	2,69	-1,27	-8,43
254		1,38	-0,65	-4,30	2,69	-1,27	-8,37
255		1,39	-0,65	-4,30	2,71	-1,27	-8,37
256		1,40	-0,65	-4,29	2,73	-1,27	-8,35
257		1,40	-0,66	-4,30	2,73	-1,29	-8,37
258		1,40	-0,66	-4,30	2,73	-1,29	-8,37
259		1,40	-0,67	-4,29	2,73	-1,30	-8,35
260		1,40	-0,67	-4,30	2,73	-1,30	-8,37
261		1,39	-0,67	-4,26	2,71	-1,30	-8,29
262		1,39	-0,68	-4,26	2,71	-1,32	-8,29
263		1,39	-0,68	-4,26	2,71	-1,32	-8,29
264		1,38	-0,68	-4,20	2,69	-1,32	-8,18
265		1,39	-0,68	-4,20	2,71	-1,32	-8,18
266		1,40	-0,69	-4,23	2,73	-1,34	-8,24
267		1,40	-0,69	-4,20	2,73	-1,34	-8,18
268		1,40	-0,70	-4,22	2,73	-1,36	-8,22
269		1,40	-0,70	-4,19	2,73	-1,36	-8,16
270		1,40	-0,70	-4,19	2,73	-1,36	-8,16
271		1,40	-0,70	-4,16	2,73	-1,36	-8,10
272		1,40	-0,71	-4,19	2,73	-1,38	-8,16
273		1,39	-0,71	-4,16	2,71	-1,38	-8,10
274		1,39	-0,71	-4,16	2,71	-1,38	-8,10
275		1,39	-0,71	-4,16	2,71	-1,38	-8,10
276		1,38	-0,72	-4,13	2,69	-1,40	-8,04
277		1,38	-0,72	-4,13	2,69	-1,40	-8,04
278		1,38	-0,72	-4,13	2,69	-1,40	-8,04
279		1,38	-0,72	-4,09	2,69	-1,40	-7,96
280		1,38	-0,72	-4,07	2,69	-1,40	-7,92
281		1,39	-0,72	-4,09	2,71	-1,40	-7,96
282		1,40	-0,73	-4,09	2,73	-1,42	-7,96
283		1,39	-0,72	-4,03	2,71	-1,40	-7,85
284		1,41	-0,74	-4,06	2,75	-1,44	-7,91
285		1,42	-0,75	-4,06	2,76	-1,46	-7,91
286		1,42	-0,75	-4,03	2,76	-1,46	-7,85
287		1,41	-0,75	-4,00	2,75	-1,46	-7,79
288		1,41	-0,75	-3,96	2,75	-1,46	-7,71
289		1,42	-0,77	-3,99	2,76	-1,50	-7,77
290		1,42	-0,77	-3,99	2,76	-1,50	-7,77
291		1,42	-0,78	-3,99	2,76	-1,52	-7,77
292		1,42	-0,78	-3,96	2,76	-1,52	-7,71
293		1,42	-0,78	-3,93	2,76	-1,52	-7,65
294		1,43	-0,78	-3,93	2,78	-1,52	-7,65
295		1,43	-0,79	-3,92	2,78	-1,54	-7,63
296		1,44	-0,79	-3,89	2,80	-1,54	-7,57
297		1,45	-0,79	-3,89	2,82	-1,54	-7,57
298		1,46	-0,80	-3,91	2,84	-1,56	-7,61
299		1,46	-0,80	-3,89	2,84	-1,56	-7,57
300		1,46	-0,80	-3,89	2,84	-1,56	-7,57
301		1,46	-0,80	-3,86	2,84	-1,56	-7,52

302		1,46	-0,81	-3,85	2,84	-1,58	-7,50
303		1,46	-0,80	-3,83	2,84	-1,56	-7,46
304		1,46	-0,81	-3,83	2,84	-1,58	-7,46
305		1,46	-0,81	-3,82	2,84	-1,58	-7,44
306		1,46	-0,81	-3,80	2,84	-1,58	-7,40
307		1,46	-0,82	-3,79	2,84	-1,60	-7,38
308		1,47	-0,82	-3,80	2,86	-1,60	-7,40
309		1,46	-0,82	-3,77	2,84	-1,60	-7,34
310		1,46	-0,82	-3,74	2,84	-1,60	-7,28
311		1,47	-0,82	-3,74	2,86	-1,60	-7,28
312		1,46	-0,82	-3,71	2,84	-1,60	-7,22
313		1,47	-0,83	-3,74	2,86	-1,62	-7,28
314		1,47	-0,83	-3,71	2,86	-1,62	-7,22
315		1,47	-0,84	-3,71	2,86	-1,64	-7,22
316		1,46	-0,84	-3,69	2,84	-1,64	-7,18
317		1,46	-0,84	-3,69	2,84	-1,64	-7,18
318		1,45	-0,85	-3,68	2,82	-1,66	-7,17
319		1,45	-0,86	-3,68	2,82	-1,67	-7,17
320		1,44	-0,87	-3,66	2,80	-1,69	-7,13
321		1,43	-0,87	-3,63	2,78	-1,69	-7,07
322		1,43	-0,88	-3,63	2,78	-1,71	-7,07
323		1,42	-0,88	-3,60	2,76	-1,71	-7,01
324		1,43	-0,87	-3,58	2,78	-1,69	-6,97
325		1,45	-0,87	-3,58	2,82	-1,69	-6,97
326		1,47	-0,89	-3,57	2,86	-1,73	-6,95
327		1,48	-0,89	-3,57	2,88	-1,73	-6,95
328		1,49	-0,90	-3,56	2,90	-1,75	-6,93
329		1,50	-0,91	-3,55	2,92	-1,77	-6,91
330		1,49	-0,91	-3,53	2,90	-1,77	-6,87
331		1,49	-0,91	-3,53	2,90	-1,77	-6,87
332		1,49	-0,91	-3,53	2,90	-1,77	-6,87
333		1,48	-0,91	-3,51	2,88	-1,77	-6,83
334		1,48	-0,92	-3,51	2,88	-1,79	-6,83
335		1,48	-0,92	-3,51	2,88	-1,79	-6,83
336		1,48	-0,92	-3,51	2,88	-1,79	-6,83
337		1,47	-0,91	-3,46	2,86	-1,77	-6,74
338		1,48	-0,92	-3,46	2,88	-1,79	-6,74
339		1,48	-0,92	-3,45	2,88	-1,79	-6,72
340		1,48	-0,91	-3,43	2,88	-1,77	-6,68
341		1,50	-0,93	-3,46	2,92	-1,81	-6,74
342		1,49	-0,92	-3,45	2,90	-1,79	-6,72
343		1,49	-0,93	-3,45	2,90	-1,81	-6,72
344		1,48	-0,93	-3,46	2,88	-1,81	-6,74
345		1,47	-0,94	-3,46	2,86	-1,83	-6,74
346		1,46	-0,93	-3,44	2,84	-1,81	-6,70
347		1,45	-0,94	-3,44	2,82	-1,83	-6,70
348		1,45	-0,94	-3,44	2,82	-1,83	-6,70
349		1,45	-0,94	-3,44	2,82	-1,83	-6,70
350		1,45	-0,94	-3,44	2,82	-1,83	-6,70
351		1,45	-0,94	-3,44	2,82	-1,83	-6,70
352		1,45	-0,94	-3,46	2,82	-1,83	-6,74

353		1,42	-0,93	-3,47	2,76	-1,81	-6,76
354		1,4	-0,92	-3,52	2,73	-1,79	-6,85
355		1,33	-0,90	-3,50	2,59	-1,75	-6,81
356		1,29	-0,89	-3,50	2,51	-1,73	-6,81
357		1,23	-0,89	-3,49	2,39	-1,73	-6,80
358		1,19	-0,90	-3,46	2,32	-1,75	-6,74
359		1,18	-0,92	-3,44	2,30	-1,79	-6,70
360		1,19	-0,94	-3,43	2,32	-1,83	-6,68
361		1,20	-0,94	-3,42	2,34	-1,83	-6,66
362		1,21	-0,94	-3,44	2,36	-1,83	-6,70
363		1,21	-0,92	-3,44	2,36	-1,79	-6,70
364		1,20	-0,92	-3,47	2,34	-1,79	-6,76
365		1,17	-0,93	-3,50	2,28	-1,81	-6,81
366		1,14	-0,97	-3,56	2,22	-1,89	-6,93
367		1,09	-0,97	-3,54	2,12	-1,89	-6,89
368		1,05	-0,97	-3,52	2,04	-1,89	-6,85
369		1,02	-0,96	-3,52	1,99	-1,87	-6,85
370		0,99	-0,96	-3,51	1,93	-1,87	-6,83
371		0,97	-0,96	-3,49	1,89	-1,87	-6,80
372		0,96	-0,97	-3,51	1,87	-1,89	-6,83
373		0,94	-0,96	-3,49	1,83	-1,87	-6,80
374		0,92	-0,96	-3,52	1,79	-1,87	-6,85
375		0,89	-0,96	-3,53	1,73	-1,87	-6,87
376		0,87	-0,96	-3,52	1,69	-1,87	-6,85
377		0,85	-0,95	-3,50	1,66	-1,85	-6,81
378		0,82	-0,96	-3,55	1,60	-1,87	-6,91
379		0,79	-0,95	-3,55	1,54	-1,85	-6,91
380		0,76	-0,96	-3,56	1,48	-1,87	-6,93
381		0,72	-0,97	-3,57	1,40	-1,89	-6,95
382		0,68	-0,95	-3,53	1,32	-1,85	-6,87
383		0,64	-0,95	-3,56	1,25	-1,85	-6,93
384		0,61	-0,94	-3,52	1,19	-1,83	-6,85
385		0,58	-0,96	-3,56	1,13	-1,87	-6,93
386		0,55	-0,96	-3,54	1,07	-1,87	-6,89
387		0,52	-0,96	-3,54	1,01	-1,87	-6,89
388		0,49	-0,96	-3,53	0,95	-1,87	-6,87
389		0,46	-0,96	-3,53	0,90	-1,87	-6,87
390		0,43	-0,96	-3,53	0,84	-1,87	-6,87
391		0,41	-0,96	-3,51	0,80	-1,87	-6,83
392		0,38	-0,95	-3,50	0,74	-1,85	-6,81
393		0,37	-0,95	-3,48	0,72	-1,85	-6,78
394		0,35	-0,94	-3,48	0,68	-1,83	-6,78
395		0,35	-0,94	-3,50	0,68	-1,83	-6,81
396		0,34	-0,94	-3,50	0,66	-1,83	-6,81
397		0,33	-0,94	-3,50	0,64	-1,83	-6,81
398		0,31	-0,94	-3,50	0,60	-1,83	-6,81
399		0,31	-0,94	-3,50	0,60	-1,83	-6,81
400		0,29	-0,94	-3,49	0,56	-1,83	-6,80
401		0,27	-0,93	-3,49	0,53	-1,81	-6,80
402		0,25	-0,94	-3,51	0,49	-1,83	-6,83
403		0,22	-0,94	-3,51	0,43	-1,83	-6,83

404		0,20	-0,94	-3,51	0,39	-1,83	-6,83
405		0,18	-0,93	-3,51	0,35	-1,81	-6,83
406		0,17	-0,92	-3,48	0,33	-1,79	-6,78
407		0,16	-0,92	-3,48	0,31	-1,79	-6,78
408		0,13	-0,92	-3,49	0,25	-1,79	-6,80
409		0,09	-0,93	-3,53	0,18	-1,81	-6,87
410		0,03	-0,93	-3,54	0,06	-1,81	-6,89
411		-0,03	-0,94	-3,55	-0,06	-1,83	-6,91
412		-0,08	-0,92	-3,52	-0,16	-1,79	-6,85
413		-0,12	-0,92	-3,51	-0,23	-1,79	-6,83
414		-0,15	-0,91	-3,47	-0,29	-1,77	-6,76
415		-0,18	-0,91	-3,46	-0,35	-1,77	-6,74
416		-0,17	-0,90	-3,42	-0,33	-1,75	-6,66
417		-0,16	-0,90	-3,41	-0,31	-1,75	-6,64
418		-0,14	-0,89	-3,38	-0,27	-1,73	-6,58
419		-0,13	-0,91	-3,43	-0,25	-1,77	-6,68
420		-0,14	-0,90	-3,43	-0,27	-1,75	-6,68
421		-0,20	-0,93	-3,51	-0,39	-1,81	-6,83
422		-0,25	-0,94	-3,51	-0,49	-1,83	-6,83
423		-0,32	-0,93	-3,51	-0,62	-1,81	-6,83
424		-0,35	-0,90	-3,45	-0,68	-1,75	-6,72