Univerza
v Ljubljani
Fakulteta
za gradbeništvo
in geodezijo

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

Univerzitetni program Geodezija,
smer Geodezija

Kandidat:

Rok Vezočnik

Avtomatizacija relativne orientacije stereopara

Diplomska naloga št.: 670

Mentor:
doc. dr. Mojca Kosmatin Fras

Ljubljana, 9. 3. 2006

STRAN ZA POPRAVKE, ERRATA

Stran z napako	Vrstica z napako	Namesto	Naj bo

IZJAVA O AVTORSTVU

Podpisani **ROK VEZOČNIK** izjavljam, da sem avtor diplomske naloge z naslovom: »**AVTOMATIZACIJA RELATIVNE ORIENTACIJE STEREOPARA**«.

Izjavljam, da se odpovedujem vsem materialnim pravicam iz dela za potrebe elektronske separatoteke FGG.

Ljubljana, 30. 1. 2006

BIBLIOGRAFSKO-DOKUMENTACIJSKA STRAN IN IZVLEČEK

UDK: 528.7 (043.2)

Avtor: Rok Vezočnik

Mentor: doc. dr. Mojca Kosmatin Fras

Somentor: mag. Tomaž Gvozdanović

Naslov: Avtomatizacija relativne orientacije stereopara

Obseg in oprema: 91 str., 35 sl., 46 pregl., 38 en., 3 pril.

Ključne besede: relativna orientacija, digitalna obdelava slik, robustna ocena pogreškov

Izvleček:

Diplomsko delo obravnava avtomatizacijo celotnega postopka relativne orientacije stereopara. V ta namen je bil v okviru praktičnega dela naloge v razvojnem okolju Visual C++ 6.0 izdelan testni program za avtomatizacijo tega fotogrametričnega procesa. Opisana so teoretična izhodišča, ki nudijo oporo pri razumevanju delovanja programa: relativna orientacija, digitalna obdelava slik za pridobitev vhodnih podatkov in robustna ocena pogreškov, ki je nujna, če hočemo nadzor nad pogreški relativne orientacije avtomatizirati in hkrati zmanjšati njihov vpliv na iskane orientacijske parametre. Predstavljene so tudi faze nastajanja testnega programa in shematični opisi njegovega delovanja. Poseben poudarek je bil posvečen različnim metodam zajema homolognih točk, ki so bile najprej določene ročno, nato polavtomatsko in nazadnje še povsem avtomatsko. Na ta način smo lahko ugotavljali prednosti in slabosti avtomatiziranega pristopa. Relativno orientacijo smo izvedli na različnih stereoparih, tako za aero- kot tudi za bližnjeslikovne posnetke.

BIBLIOGRAPHIC-DOCUMENTALISTIC INFORMATION

UDC: **528.7 (043.2)**

Author: **Rok Vezočnik**

Supervisor: **Assist. Prof. Mojca Kosmatin Fras, Ph.D.**

Co – Supervisor: **M.Sc. Tomaž Gvozdanović**

Title: **Automatic relative orientation procedure**

Notes: **91 p., 35 fig., 46 tab., 38 eq., 3 ann.**

Key words: **relative orientation, digital image processing, robust estimation**

Abstract:

The present work describes an automatic approach to relative orientation procedure performed on an individual stereopair. For this purpose a test program has been built using Visual C++ 6.0 to enable this photogrammetric process to be fully automatic. The backgrounds are presented to describe the working of the program: relative orientation, image processing for determination of input data and robust estimation techniques, which are necessary for automatic control over the blunders, found in the relative orientation procedure and for minimizing their effect on orientation parameters. The work also describes the steps of building the test program and schematic diagrams of its functionality. A special emphasis is placed on different methods for determining conjugate points. Initially the points were identified and measured manually furthermore a semi-automatic approach was implemented and finally a fully automatic one. Determining the conjugate points according to these steps it was possible to compare the results and to point out the advantages and disadvantages of the automatic relative orientation. The program was tested on aerial and close range images.

ZAHVALA

Mentorici doc. dr. Mojci Kosmatin Fras se zahvaljujem za nasvete in pomoč pri izdelavi diplomskega dela, somentorju mag. Tomažu Gvozdanoviću za nasvete pri izdelavi testnega programa, za možnost uporabe njegovih programskih knjižnic ter programa DOG in kolegu Marku Praprotniku za uporabo nekaterih vmesnih rezultatov njegovega diplomskega dela, ki je v izdelavi, za izvedbo postopka relativne orientacije.

Zahvaljujem se tudi podjetju DFG CONSULTING, d. o. o., ki mi je omogočilo uporabo njihove opreme, testnih podatkov, ki smo jih pridobili v času snemanja in nenazadnje za prijetno delovno vzdušje.

Dušanu gre zahvala za lektoriranje, Tanji in staršema za spodbude pri pisanju diplome ter vsem ostalim, ki so mi na kakršen koli način stali ob strani in mi nudili moralno in intelektualno podporo.

KAZALO VSEBINE

KAZALO SLIK

KAZALO PREGLEDNIC

1 UVOD

Relativna orientacija je eden izmed osnovnih in dobro poznanih ter uveljavljenih fotogrametričnih postopkov. Omogoča pridobitev orientacijskih parametrov stereomodela, kar predstavlja izhodišče za stereoskopsko izvajanje številnih procesov in podprocesov zajemanja prostorskih podatkov iz posnetkov (izdelava digitalnega modela terena, kartiranje itd.).

Ker je poglavitna težnja v fotogrametriji povečanje ekonomičnosti opravil v zajemanju podatkov o prostoru, je potrebno določene postopke delno ali popolnoma avtomatizirati. Zato se avtomatizacija metod in postopkov v fotogrametriji pojavlja že od vsega začetka uvedbe te veje geodezije. S pojavom in razvojem računalniške tehnologije je avtomatizacija doživela povsem nov preporod. Danes namreč strojna in programska oprema računalnikov omogočata procesiranje velikega števila podatkov, kar zagotavlja veliko opravilnost v relativno kratkem času. To pomeni, da postajajo nekateri fotogrametrični procesi čedalje bolj avtonomni. Kljub temu pa je velikokrat še vedno potrebno vmesno posredovanje operaterja, da pridobimo zadovoljive rezultate.

Poudarek tega dela je na avtomatizaciji celotnega procesa relativne orientacije, izvedene z različnimi testnimi podatki, ter analizi pridobljenih rezultatov. V okviru praktičnega dela diplome sem v podjetju DFG CONSULTING, d. o. o., izdelal testni program za izvedbo avtomatske relativne orientacije in pri tem ugotavljal prednosti in slabosti takšnega pristopa. Celoten programski algoritem je izdelan v razvojnem okolju Visual C++ 6.0. Poudaril bi, da so bili nekateri osnovni algoritmi, ki jih moj program vključuje, že izdelani (avtor Tomaž Gvozdanović): matematični model relativne orientacije, metoda najmanjših kvadratov, izračun radialne distorzije, Förstnerjev operator značilnih točk, metoda navzkrižne korelacije, datotečno nalaganje podatkov o kameri in slikovnih koordinatah, transformacija slikovnih točk iz koordinatnega sistema posnetka v sistem robnih mark ter še nekateri manjši algoritmi za manipulacijo s podatki, ki jih obdelujemo. Vse te navedene osnovne algoritme sem vgradil v svoj testni program in jih za ta namen nekoliko predrugačil oz. prilagodil, da jih je bilo možno medsebojno povezati in združiti v zaključeno programsko proceduro.

Poleg omenjenih osnovnih algoritmov, ki so že bili izdelani, sem v svoj program vključil tudi dva povsem na novo izdelana algoritma, in sicer: algoritem za izračun ocene natančnosti orientacijskih parametrov in algoritem za odkrivanje grobih napak v matematičnem modelu relativne orientacije. Oba algoritma sem izdelal sam.

Združevanje vseh posameznih algoritmov, ki sestavljajo testni program, se je nemalokrat izkazalo za težavno opravilo, saj zahteva precej predhodnega znanja s področja programiranja in poznavanja delovanja številnih računalniških procesov. Pri izdelavi testnega programa relativne orientacije sem si pomagal s programom DOG (Digital Ortophoto Generation), avtorja Tomaža Gvozdanovića, ki med drugim omogoča zajem oz. merjenje slikovnih točk na posnetkih. Tako pridobljene slikovne koordinate homolognih točk namreč predstavljajo vhodne količine za izvedbo relativne orientacije posnetkov.

Diplomsko delo je shematično razdeljeno na šest večjih sklopov:

- **teoretična izhodišča:** v tem delu so predstavljena teoretična ozadja za podrobnejše razumevanje postopka digitalne relativne orientacije (poglavje 2.1), postopkov za obdelavo digitalnih slik (poglavje 2.2), kamor spadata iskanje značilnih točk (poglavje 2.2.1) in tehnike slikovnega ujemanja (poglavje 2.2.3); v sklopu so predstavljene tudi metode za odkrivanje grobih pogreškov v matematičnem modelu relativne orientacije (poglavje 2.3);

- **izvedba avtomatizacije relativne orientacije:** ta del vključuje shematične ter opisne razlage delovanja testnega programa avtomatske relativne orientacije; poleg tega so tu predstavljene tudi faze, po katerih je ta program nastajal (poglavje 3);

- **primeri testnih podatkov in diskusija:** podani so različni pari posnetkov, na podlagi katerih sem s testnim programom določal parametre relativne orientacije; parametri so znotraj tega sklopa tudi tabelarično predstavljeni; podani so tudi komentarji pridobljenih rezultatov (poglavje 4);

- **zaključki:** ocena izvedbe in delovanja testnega programa (poglavje 5);

- **viri**;

- **priloge**.

2 TEORETIČNA IZHODIŠČA

V okviru tega sklopa diplomskega dela bom obravnaval in podrobneje opisal tri skupine postopkov, ki so vključeni v moj testni program in so pomembni za razumevanje njegovega delovanja:

- **digitalna relativna orientacija** (opis postopka, predstavitev matematičnega modela relativne orientacije in ocena natančnosti orientacijskih parametrov),

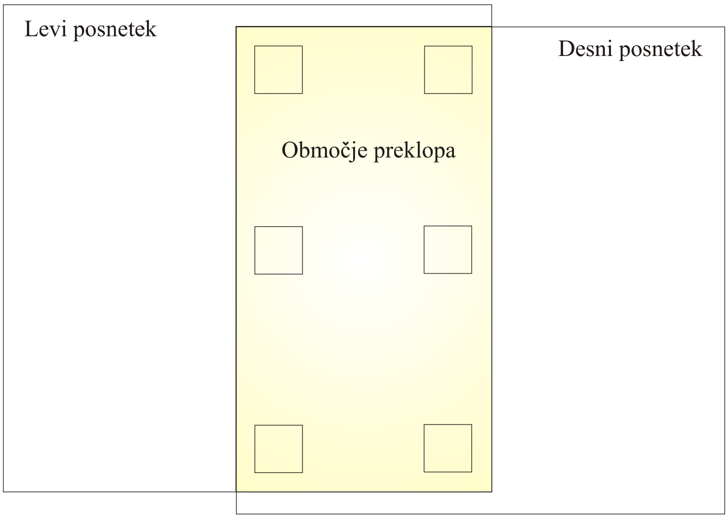
- **postopki za obdelavo digitalnih slik** (algoritmi, ki omogočajo avtomatiziran pristop za pridobitev vhodnih podatkov relativne orientacije (homolognih točk) iz digitalnih posnetkov),

- **metode odkrivanja grobih pogreškov v matematičnem modelu relativne orientacije** (tehnike, ki zagotavljajo avtomatiziran nadzor nad pogreški opazovanj in njihovimi vplivi na iskane orientacijske parametre).

2.1 Digitalna relativna orientacija

Relativna orientacija predstavlja prvo fazo v postopku orientacije stereopara (druga faza je absolutna orientacija), s katerim v fotogrametriji določamo elemente zunanje orientacije obeh posnetkov, pri čemer jih v postopku relativne orientacije določimo 5, v postopku absolutne orientacije pa preostalih 7. Na podlagi tako pridobljenih orientacijskih parametrov lahko izvedemo prostorsko orientacijo dveh fotogramov stereopara, kar določa izhodišče za zajem in kartiranje vsebine v območju preklopa posnetkov. Relativno orientacijo izvajamo izključno na podlagi vsebine posnetkov, pri čemer ne potrebujemo nobenih vnaprej določenih točk.

Digitalna relativna orientacija je sodobni pristop pridobitve iz analognega okolja že znanih orientacijskih parametrov, s katerimi podajamo medsebojno orientacijo rekonstruiranih žarkovij v trenutku snemanja ter tako ustvarimo preseke vseh homolognih žarkov stereopara. Točke presekov homolognih žarkov oblikujejo objektu podobno geometrično množico točk, ki se imenuje model objekta. Za predstavitev tako pridobljenega modela objekta se uporablja poljubno izbrani modelni koordinatni sistem. Kljub temu, da so iskane količine tako v tradicionalni kot tudi v digitalni različici postopka identične, pa je izvedba precej različna. Tradicionalni pristop se izvaja na analognih inštrumentih, kjer operater ročno izbere in izmeri t. i. Gruberjeve slikovne točke na analognih posnetkih:

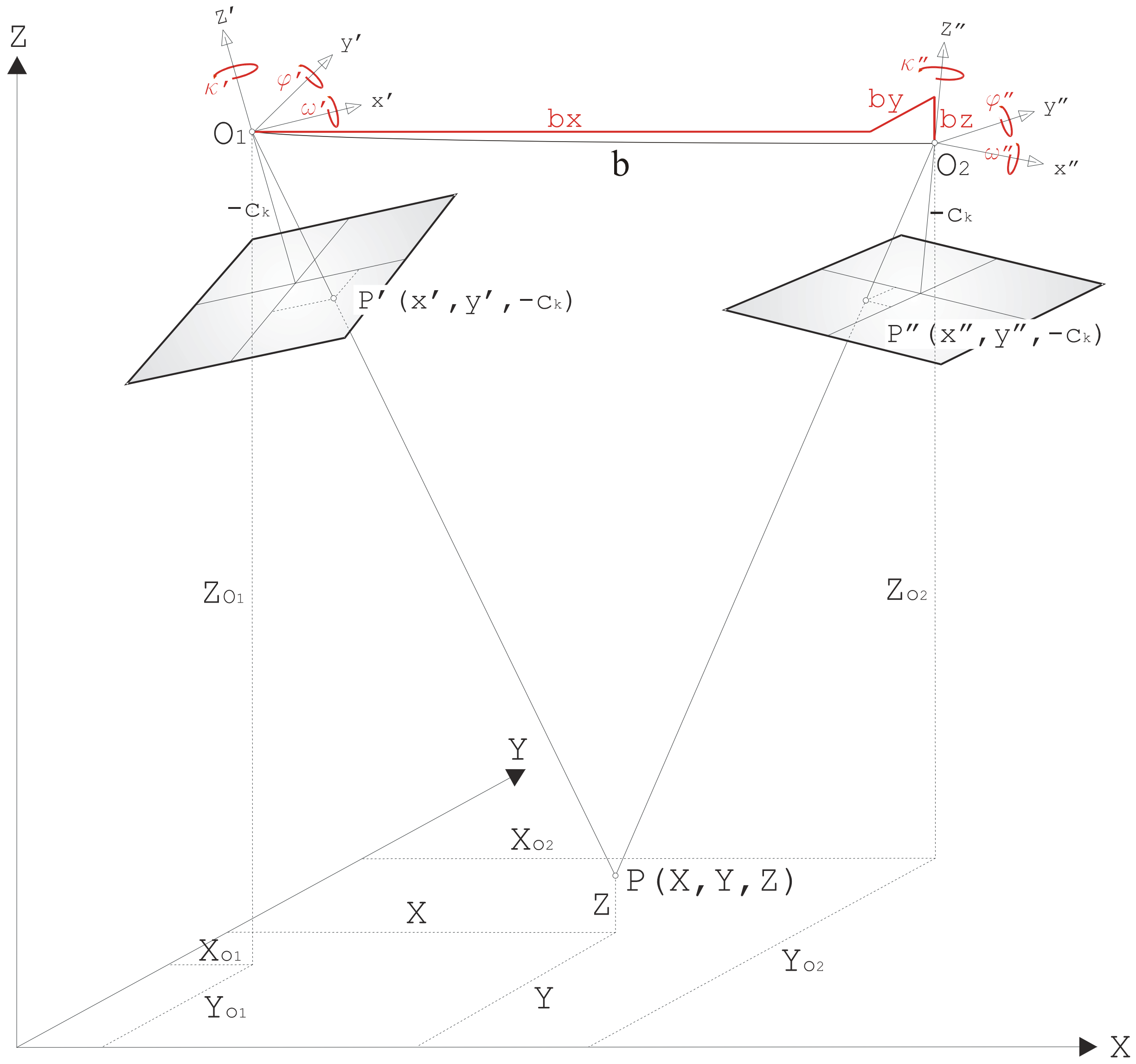


Slika 1: Prikaz območij za zajem Gruberjevih točk

Zaradi konstrukcijskih lastnosti analognih inštrumentov sta se glede izbire petih orientacijskih parametrov relativne orientacije uveljavili dve skupini postopkov: postopki neodvisnih modelov in postopki priorientacije. Ta dva modela se uporabljata tudi v primeru digitalne relativne orientacije, zato sta podrobneje opisana v poglavjih 2.1.1.1 in 2.1.1.2.

S pojavom digitalnih fotogrametričnih postaj se je celoten postopek relativne orientacije začel izvajati v digitalnem okolju. Analogne posnetke so zamenjali digitalni, sam postopek pridobitve orientacijskih parametrov pa je postal delno ali popolnoma avtomatiziran. Različni avtorji so v okviru programskih modulov digitalnih fotogrametričnih postaj izdelali algoritme za avtomatizacijo celotnega postopka relativne orientacije (npr. Tang in Heipke, 1993). V primeru takšnega pristopa se večino pozornosti posveča avtomatski izbiri in izmeri homolognih točk iz digitalnih posnetkov, kar je opisano v poglavju 2.2. Poleg tega je potrebno postopek relativne orientacije nadgraditi z mehanizmom, ki bo zaznal in odpravil morebitne nastale grobe pogreške, ki otežujejo ali celo onemogočijo konvergiranje matematičnega modela (opisano v poglavju 2.3). Ta je kljub digitalnemu okolju zasnovan na enakih geometričnih zakonitostih kot njegov analogni predhodnik, zato njegova avtomatizacija ne predstavlja največje ovire.

2.1.1 Predstavitev matematičnega modela relativne orientacije

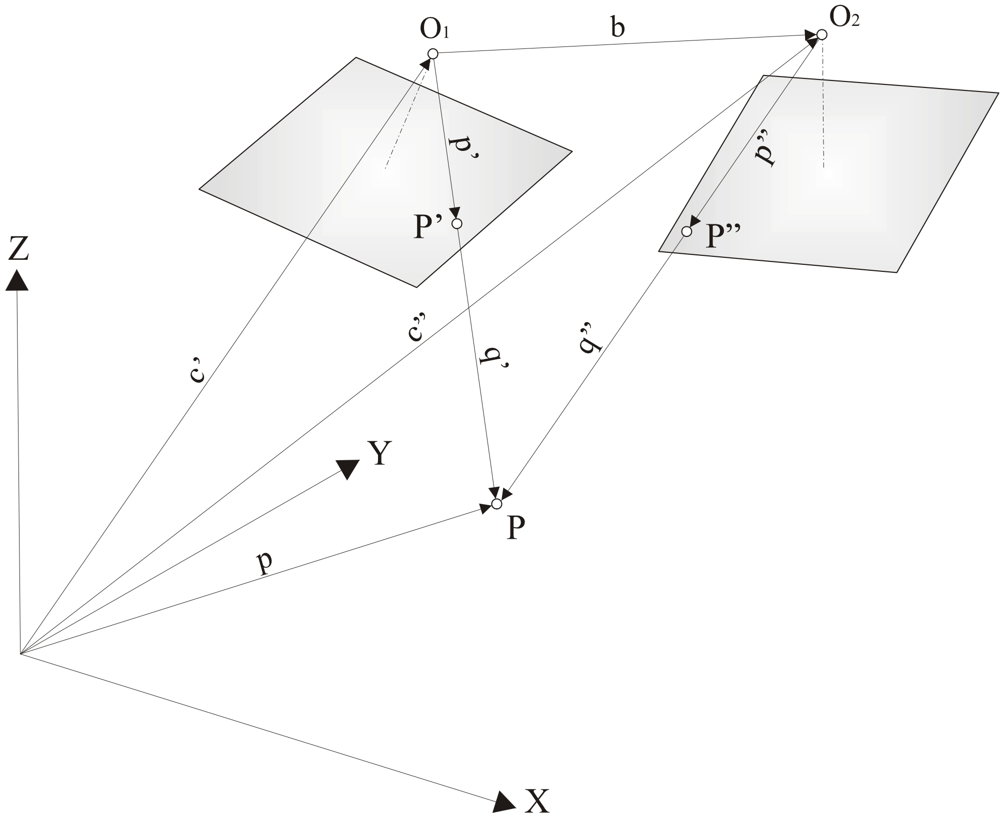


Slika 2: Grafični prikaz matematičnega modela relativne orientacije (z rdečo barvo so označeni vsi parametri relativne orientacije)

V fotogrametriji se za orientiranje stereoparov tradicionalno uporablja matematični model koplanarnosti, ki je grafično predstavljen na sliki 2. Na tej sliki označena abscisna komponenta baznega vektorja bx se v praksi ne obravnava kot orientacijska neznanka, ampak kot konstanta, katere vrednost lahko poljubno izberemo. Položaji projekcijskih centrov O_1 in O_2 ter modelne točke P so na sliki 2 podani v modelnem koordinatnem sistemu XYZ.

Za predstavitev in obrazložitev modela koplanarnosti se v nadaljevanju poslužimo vektorskega pristopa (Schenk, 1999).

Model koplanarnosti



Slika 3: Vektorska predstavitev matematičnega modela koplanarnosti

Najprej definirajmo vektorje položajev v modelnem koordinatnem sistemu XYZ kot prikazuje slika 3:

- $p = [X, Y, Z]^T$ …vektor položaja točke P v modelnem koordinatnem sistemu XYZ

- $c' = [X_{O1}, Y_{O1}, Z_{O1}]^T$ … vektor položaja perspektivnega centra O_1 levega posnetka
- $c'' = [X_{O2}, Y_{O2}, Z_{O2}]^T$ … vektor položaja perspektivnega centra O_2 desnega posnetka
- $p' = [x', y', -c_k]^T$ … vektor položaja točke P' v slikovnem koordinatnem sistemu x'y'z' levega posnetka (vhodni podatek relativne orientacije)

- $p'' = [x'', y'', -c_k]^T$ … vektor položaja točke P'' v slikovnem koordinatnem sistemu x''y''z'' desnega posnetka (vhodni podatek relativne orientacije)

Položaj modelne točke P, določen z vektorjem p, lahko izpeljemo neodvisno iz levega in desnega posnetka in tako dobimo naslednjo enačbo:

$$c' + \lambda' \cdot R' \cdot p' = c'' + \lambda'' \cdot R'' \cdot p'' \tag{1}$$

kjer so poleg že omenjenih vektorjev položaja:

- λ' in λ" sta faktorja merila za levi in desni posnetek in sta skalarni vrednosti,
- R' in R" sta rotacijski matriki za posamezen posnetek.

Rotacijska matrika je oblike:

$$R = \begin{bmatrix} \cos\varphi\cos\kappa & -\cos\varphi\sin\kappa & \sin\varphi \\ \cos\omega\sin\kappa + \sin\omega\sin\varphi\cos\kappa & \cos\omega\cos\kappa - \sin\omega\sin\varphi\sin\kappa & -\sin\omega\cos\varphi \\ \sin\omega\sin\kappa - \cos\omega\sin\varphi\cos\kappa & \sin\omega\cos\kappa + \cos\omega\sin\varphi\sin\kappa & \cos\omega\cos\varphi \end{bmatrix} \tag{2}$$

Če sedaj v enačbi 1 zamenjamo q' = R'p' in q" = R"p", dobimo:

$$c' + \lambda' \cdot q' - c'' - \lambda'' \cdot q'' = 0 \tag{3}$$

Na podlagi pridobljene enačbe 3 lahko definiramo bazni vektor b = c" – c' = $[bx, by, bz]^T$:

$$\lambda' \cdot q' - \lambda'' \cdot q'' = b \tag{4}$$

V naslednjem koraku obe strani enačbe 4 skalarno pomnožimo z vektorskim produktom q' × q", kar vodi do eliminacije obeh faktorjev merila, saj leva stran enačbe postane 0:

$$b \cdot (q' \times q'') = 0 \tag{5}$$

Enačba, ki smo jo dobili, je t. i. pogoj koplanarnosti in predstavlja izhodišče za razlago modela koplanarnosti. Ta skalarno-vektorski produkt zagotavlja, da vektorji b, q' in q" ležijo v eni in isti ravnini. Ravnina, v kateri ležijo, se imenuje *epipolarna ravnina*, saj vključuje bazo.

Enačbo koplanarnosti lahko zapišemo tudi v obliki determinante:

$$\begin{vmatrix} bx & by & bz \\ u' & v' & w' \\ u'' & v'' & w'' \end{vmatrix} = 0, \qquad \begin{matrix} q' = [u' \quad v' \quad w']^T \\ q'' = [u'' \quad v'' \quad w'']^T \end{matrix} \tag{6}$$

Opomba: Enačba koplanarnosti 6, zapisana v obliki determinante, je ena enačba, ki poleg iskanih parametrov orientacije vključuje samo en par homolognih točk.

Vektorja q' in q" sta torej vektorja položajev homolognih slikovnih točk P' in P" (slika 3), zarotirana z orientacijskimi koti tako, da postaneta koplanarna z baznim vektorjem.

Iz enačbe 6 sledi, da vsebuje pogoj koplanarnosti 9 neznank, pri čemer se jih v fotogrametrični praksi določa samo 8. Abscisna komponenta baznega vektorja bx se namreč ne obravnava kot neznanka, ampak kot konstanta, katere vrednost poljubno izberemo. Od preostalih osmih neznank v pogoju koplanarnosti je le 5 neodvisnih. Preostale tri odvisne neznanke moramo zato deklarirati kot konstante.

Za izračun poljubne kombinacije petih neodvisnih neznank oz. orientacijskih parametrov potrebujemo vsaj 5 primerno razporejenih parov homolognih točk na obeh posnetkih, ki tvorita trenutno obravnavan stereomodel. Vendar pa se, kot že rečeno, v fotogrametriji izmed vseh možnih kombinacij rešitev relativne orientacije uporabljata praktično le dva načina (relativna orientacija neodvisnih modelov in relativna orientacija s priorientacijo), ki imata korenine v empiričnih postopkih relativne orientacije na analognih fotogrametričnih inštrumentih. Tema načinoma je v naslednjih dveh poglavjih (poglavje 2.1.1.1 in 2.1.1.2) posvečena posebna pozornost.

V tradicionalni fotogrametriji določamo parametre relativne orientacije na podlagi vsaj šestih merjenih slikovnih točk, t. i. Gruberjevih točk (slika 1), medtem ko imamo v digitalnem okolju v obdelavi neprimerno večje število homolognih točk. Slednje pridobimo s postopki avtomatskega iskanja na posameznem posnetku in njihovem slikovnem ujemanju, kar bo opisano v poglavju 2.2.

Ker torej digitalna fotogrametrija omogoča določitev petih parametrov na osnovi veliko večjega števila slikovnih točk, kot je to potrebno za enolično določitev, dobimo izravnane vrednosti parametrov v postopku izravnave. Podroben potek izravnave je predstavljen v poglavjih 2.1.1.1 in 2.1.1.2, kjer sta opisana oba standardna modela, model relativne orientacije neodvisnih modelov in model relativne orientacije s priorientacijo.

Kot že omenjeno, moramo za razrešitev relativne orientacije in izračun iskanih petih orientacijskih parametrov tri odvisne neznanke deklarirati za konstante. V spodnji preglednici je predstavljena dodelitev konstant v primeru obeh modelov relativne orientacije.

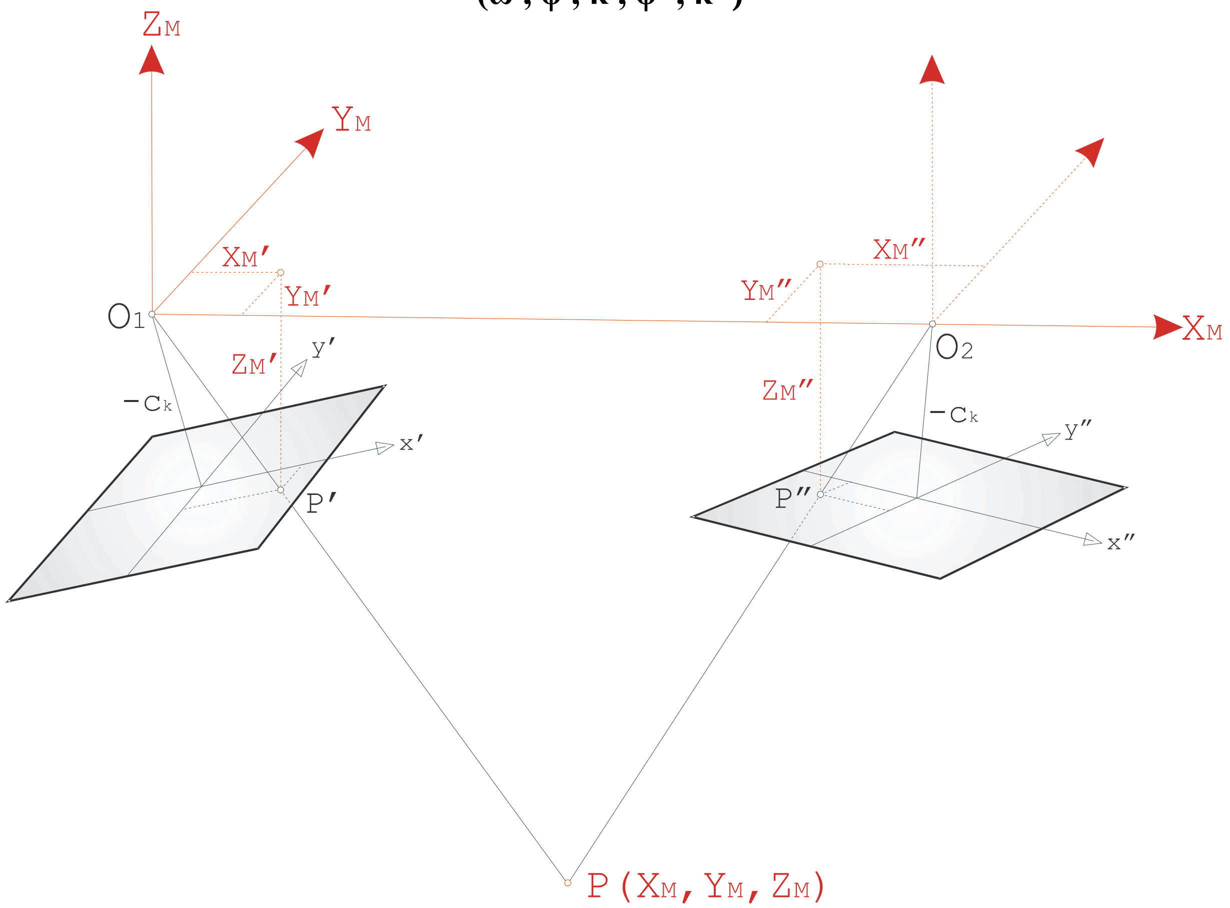
Preglednica 1: Dodelitev fiksnih vrednosti določenim orientacijskim parametrom

	Relativna orientacija neodvisnih modelov		Relativna orientacija s priorientacijo	
perspektivna centra	$c' = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}$	$c'' = \begin{bmatrix} bx \\ \mathbf{0} \\ \mathbf{0} \end{bmatrix}$	$c' = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}$	$c'' = \begin{bmatrix} bx \\ by \\ bz \end{bmatrix}$
orientacijski koti	$\mathrm{o}' = \begin{bmatrix} \omega' \\ \varphi' \\ \kappa' \end{bmatrix}$	$\mathrm{o}'' = \begin{bmatrix} \mathbf{0} \\ \varphi'' \\ \kappa'' \end{bmatrix}$	$o' = \begin{bmatrix} \mathbf{0} \\ \mathbf{0} \\ \mathbf{0} \end{bmatrix}$	$o'' = \begin{bmatrix} \omega'' \\ \varphi'' \\ \kappa'' \end{bmatrix}$

V preglednici 1 so s poudarjenim tiskom prikazani parametri, ki smo jih dodelili kot konstante. V ležečem tisku so prikazani parametri, ki jih določamo. Vrednost prve komponente baznega vektorja bx nam določa merilo modela in jo lahko poljubno izberemo. Za bx je smiselno izbrati približno enako vrednost kot je bila v trenutku snemanja, saj je na ta način merilo modela usklajeno s prostorskim.

2.1.1.1 Matematični model relativne orientacije neodvisnih modelov

(ω', φ', κ', φ'', κ'')



Slika 4: Relativna orientacija neodvisnih modelov

Tako v preglednici 1 kot tudi na sliki 4 lahko vidimo, da v primeru relativne orientacije neodvisnih modelov modelni koordinatni sistem postavimo tako, da njegovo izhodišče sovpada s perspektivnim centrom prvega posnetka, pri čemer x-os poteka skozi perspektivni center drugega posnetka, y-os pa je vzporedna z x'y'-ravnino slikovnega koordinatnega sistema prvega posnetka. Razlog za postavitev izhodišča modelnega koordinatnega sistema v enega izmed perspektivnih centrov ter orientaciji njegovih osi je, kot omenjeno, v poenostavitvi enačbe koplanarnega pogoja (enačba 5 oz. 6).

Zapišimo pogoj koplanarnosti za ta model orientacije:
$$\Delta = \begin{vmatrix} 1 & 0 & 0 \\ X'_M & Y'_M & Z'_M \\ X''_M & Y''_M & Z''_M \end{vmatrix} = 0 \qquad (7)$$

Opomba: Modelne koordinate obeh homolognih točk dobimo z rotacijo njunih slikovnih vektorjev p' in p'' oz. produktom teh dveh vektorjev z njima pripadajočima rotacijskima matrikama, kot je že bilo navedeno v prejšnjem poglavju (poglavje 2.1.1).

Kot že rečeno, pridobimo iskane parametre relativne orientacije v postopku izravnave. Zaradi nelinearnosti matematičnega modela, pogoja koplanarnosti, je potrebno le-tega linearizirati. Linearizacijo izvedemo z razvojem enačbe 7 v Taylorjevo vrsto, pri čemer odvode višjih redov zanemarimo:

$$\mathrm{d}\Delta = \Delta - \Delta_0 = \frac{\partial \Delta}{\partial \omega'} \cdot \mathrm{d}\omega' + \frac{\partial \Delta}{\partial \varphi'} \cdot \mathrm{d}\varphi' + \frac{\partial \Delta}{\partial \kappa'} \cdot \mathrm{d}\kappa' + \frac{\partial \Delta}{\partial \varphi''} \cdot \mathrm{d}\varphi'' + \frac{\partial \Delta}{\partial \kappa''} \cdot \mathrm{d}\kappa'' \tag{8}$$

Ker sem za model izravnave izbral posredno izravnavo, saj vključuje tako opazovanja (posamezno opazovanje dejansko predstavlja koplanarna enačba, ki vključuje koordinate obeh homolognih točk) kot neznanke, moramo v naslednjem koraku izbrati približne vrednosti neznank:

$$\omega'_0 = \varphi'_0 = \kappa'_0 = \varphi''_0 = \kappa''_0 = 0 \tag{9}$$

Takšna izbira približnih vrednosti neznank je posledica dejstva, da so stereopari, ki jih obdelujemo, zelo blizu normalnemu primeru posnetkov, iskani orientacijski koti pa zato majhne vrednosti.

Sledi modeliranje enačb popravkov za posamezen par homolognih točk:

$$v_{\Delta i} = \frac{\partial \Delta_i}{\partial \omega'} \cdot \mathrm{d}\omega' + \frac{\partial \Delta_i}{\partial \varphi'} \cdot \mathrm{d}\varphi' + \frac{\partial \Delta_i}{\partial \kappa'} \cdot \mathrm{d}\kappa' + \frac{\partial \Delta_i}{\partial \varphi''} \cdot \mathrm{d}\varphi'' + \frac{\partial \Delta_i}{\partial \kappa''} \cdot \mathrm{d}\kappa'' + \Delta_{0i} \tag{10}$$

kjer so parcialni odvodi (Albertz, Kreiling, 1989):

$$\frac{\partial \Delta_i}{\partial \omega'} = -Z'_{Mi} \cdot Z''_{Mi} - Y'_{Mi} \cdot Y''_{Mi}$$
$$\frac{\partial \Delta_i}{\partial \varphi'} = \left(Z''_{Mi} \cdot \sin\omega' + Y''_{Mi} \cdot \cos\omega'\right) \cdot X'_{Mi}$$
$$\frac{\partial \Delta_i}{\partial \kappa'} = \left(X'_{Mi} \cdot \cos\omega' \cdot \cos\varphi' - Z'_{Mi} \cdot \sin\varphi'\right) \cdot Z''_{Mi} - \left(X'_{Mi} \cdot \sin\omega' \cdot \cos\varphi' + Y'_{Mi} \cdot \sin\varphi'\right) \cdot Y''_{Mi}$$
$$\frac{\partial \Delta_i}{\partial \varphi''} = -X''_{Mi} \cdot Y'_{Mi}$$
$$\frac{\partial \Delta_i}{\partial \kappa''} = Y'_{Mi} \cdot Y''_{Mi} \cdot \sin\varphi'' - \left(X''_{Mi} \cdot \cos\varphi'' - Z''_{Mi} \cdot \sin\varphi''\right) \cdot Z'_{Mi}$$
$$\Delta_{0i} = Y'_{Mi} \cdot Z''_{Mi} - Y''_{Mi} \cdot Z'_{Mi}$$

Enačbe popravkov lahko sedaj zapišemo v znani matrični obliki posredne izravnave:

$$v + Bx = f \tag{11}$$

Za sestavo normalnih enačb v naslednjem koraku izravnave moramo poznati matriko uteži P:

$$N = B^T \cdot P \cdot B \tag{12}$$

Vektor popravkov približnih vrednosti neznank pridobimo nato na naslednji način:

$$\begin{aligned} t &= B^T \cdot P \cdot f \\ x &= N^{-1} \cdot t = \begin{bmatrix} d\omega' \\ d\varphi' \\ d\kappa' \\ d\varphi'' \\ d\kappa'' \end{bmatrix} \end{aligned} \tag{13}$$

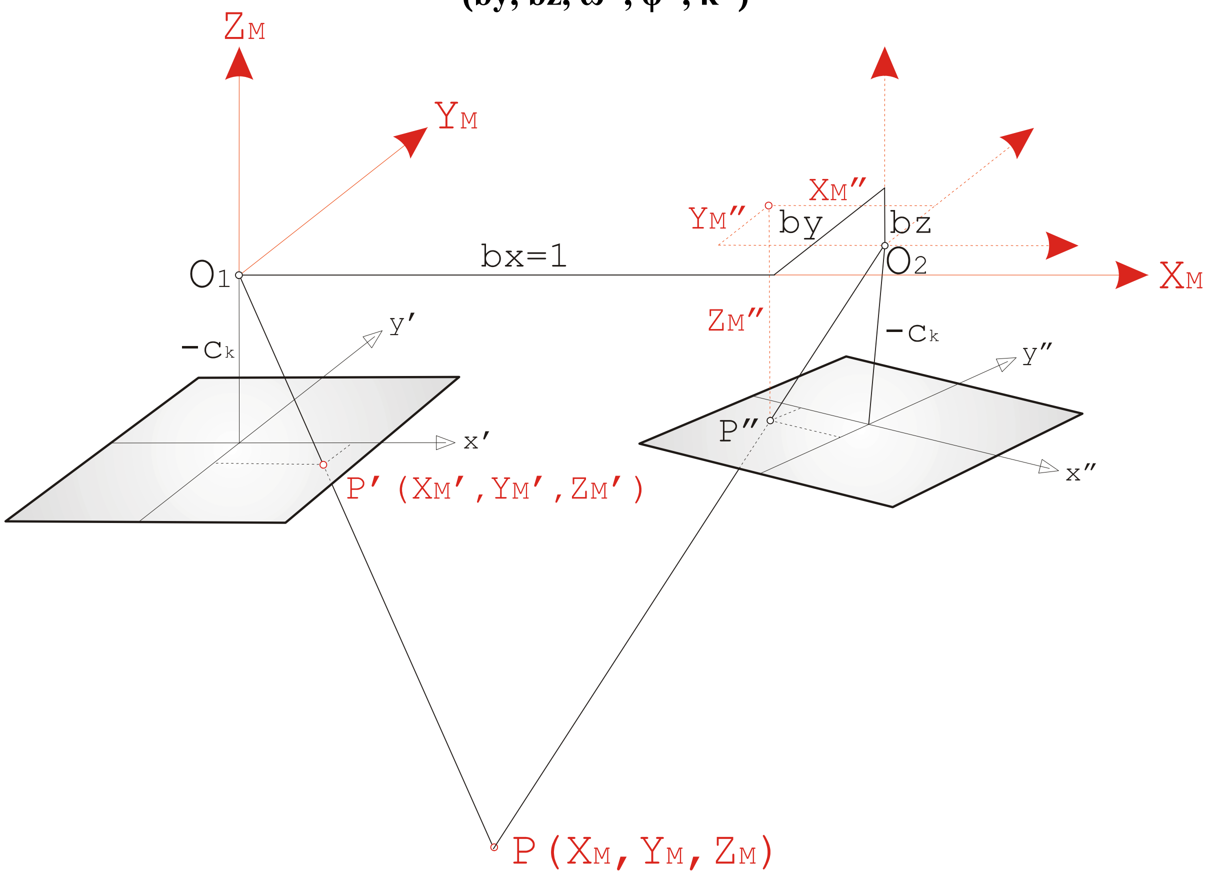
Vrednosti neznank določamo iterativno:

$$\begin{aligned} \omega'_{k+1} &= \omega'_k + d\omega' \\ \varphi'_{k+1} &= \varphi'_k + d\varphi' \\ \kappa'_{k+1} &= \kappa'_k + d\kappa' \\ \varphi''_{k+1} &= \varphi''_k + d\varphi'' \\ \kappa''_{k+1} &= \kappa''_k + d\kappa'' \end{aligned} \tag{14}$$

Iteracijski postopek ponavljamo tako dolgo, dokler se iskani parametri orientacije bistveno ne spreminjajo več.

2.1.1.2 Matematični model relativne orientacije s priorientacijo

(by, bz, ω", φ", κ")



Slika 5: Relativna orientacija s priorientacijo

Tudi v primeru relativne orientacije s priorientacijo postopamo podobno kot v primeru neodvisnih modelov, le da moramo pogoj koplanarnosti temu primerno preurediti in prilagoditi, da bomo kot rezultat dobili iskano kombinacijo petih neznanih orientacijskih parametrov. V tem modelu orientacije postavimo modelni koordinatni sistem tako, da sovpada s slikovnim koordinatnim sistemom levega posnetka (glej preglednico 1 oz. sliko 5) tako v položaju izhodišča kot tudi v orientaciji vseh treh osi.

Pogoj koplanarnosti:

$$\Delta = \begin{vmatrix} 1 & by & bz \\ X'_M & Y'_M & Z'_M \\ X''_M & Y''_M & Z''_M \end{vmatrix} = \begin{vmatrix} 1 & by & bz \\ x & y & -c_k \\ X''_M & Y''_M & Z''_M \end{vmatrix} = 0 \qquad (15)$$

Opomba: Iz zgornjega pogoja je razvidno, da v tem primeru za pridobitev modelnih koordinat zarotiramo zgolj slikovni vektor točke na desnem posnetku p''.

Koraki poteka izravnave, ki sledijo, so praktično enaki kot v prejšnjem poglavju. Naprej razvijemo pogoj koplanarnosti (enačba 15) v Taylorjevo vrsto (odvode višjih redov zanemarimo):

$$d\Delta = \Delta - \Delta_0 = \frac{\partial \Delta}{\partial by} \cdot dby + \frac{\partial \Delta}{\partial bz} \cdot dbz + \frac{\partial \Delta}{\partial \omega''} \cdot d\omega'' + \frac{\partial \Delta}{\partial \varphi''} \cdot d\varphi'' + \frac{\partial \Delta}{\partial \kappa''} \cdot d\kappa'' \tag{16}$$

Nato nastavimo približne vrednosti neznank na vrednost 0 iz istega razloga kot v primeru relativne orientacije neodvisnih modelov:

$$by_0 = bz_0 = \omega''_0 = \varphi''_0 = \kappa''_0 = 0 \tag{17}$$

Enačba popravkov za posamezen par homolognih točk je sedaj oblike:

$$v_{\Delta i} = \frac{\partial \Delta_i}{\partial by} \cdot dby + \frac{\partial \Delta_i}{\partial bz} \cdot dbz + \frac{\partial \Delta_i}{\partial \omega''} \cdot d\omega'' + \frac{\partial \Delta_i}{\partial \varphi''} \cdot d\varphi'' + \frac{\partial \Delta_i}{\partial \kappa''} \cdot d\kappa'' + \Delta_{0i} \tag{18}$$

Pri tem so parcialni odvodi zaradi lepše preglednosti zapisani v determinantni obliki (Albertz, Kreiling, 1989):

$$\frac{\partial \Delta_i}{\partial by} = \begin{vmatrix} 0 & x'_i & X''_M \\ 1 & y'_i & Y''_M \\ 0 & -c_k & Z''_M \end{vmatrix}$$

$$\frac{\partial \Delta_i}{\partial bz} = \begin{vmatrix} 0 & x'_i & X''_M \\ 0 & y'_i & Y''_M \\ 1 & -c_k & Z''_M \end{vmatrix}$$

$$\frac{\partial \Delta_i}{\partial \omega''} = \begin{vmatrix} 1 & x'_i & 0 \\ by & y'_i & -Z''_M \\ bz & -c_k & Y''_M \end{vmatrix}$$

$$\frac{\partial \Delta_i}{\partial \varphi''} = \begin{vmatrix} 1 & x'_i & -Y''_M \cdot \sin\omega'' + Z''_M \cdot \cos\omega'' \\ by & y'_i & X''_M \cdot \sin\omega'' \\ bz & -c_k & -X''_M \cdot \cos\omega'' \end{vmatrix}$$

$$\frac{\partial \Delta_i}{\partial \varphi''} = \begin{vmatrix} 1 & x'_i & -Y''_M \cdot \cos\omega'' \cdot \cos\varphi'' - Z''_M \cdot \sin\omega'' \cdot \cos\varphi'' \\ by & y'_i & X''_M \cdot \cos\omega'' \cdot \cos\varphi'' - Z''_M \cdot \sin\varphi'' \\ bz & -c_k & X''_M \cdot \sin\omega'' \cdot \cos\varphi'' + Y''_M \cdot \sin\varphi'' \end{vmatrix}$$

$$\Delta_{0i} = \begin{vmatrix} 1 & x'_i & X''_M \\ by & y'_i & Y''_M \\ bz & -c_k & Z''_M \end{vmatrix}$$

Sam postopek izravnave je enak kot v primeru neodvisne relativne orientacije, iskani vektor popravkov približnih vrednosti neznank pa je oblike:

$$x = \begin{bmatrix} dby \\ dbz \\ d\omega'' \\ d\varphi'' \\ d\kappa'' \end{bmatrix} \tag{19}$$

Tudi tukaj pridobimo izravnane vrednosti neznank v iteracijskem postopku, ki ga ponavljamo, dokler se definitivne vrednosti neznank bistveno ne spreminjajo:

$$\begin{aligned} by_{k+1} &= by_k + dby \\ bz_{k+1} &= bz_k + dbz \\ \omega''_{k+1} &= \omega''_k + d\omega'' \\ \varphi''_{k+1} &= \varphi''_k + d\varphi'' \\ \kappa''_{k+1} &= \kappa''_k + d\kappa'' \end{aligned} \tag{20}$$

2.1.2 Ocena natančnosti parametrov relativne orientacije

Postopek izračuna ocene natančnosti orientacijskih parametrov je enak za oba opisana modela relativne orientacije. Natančnost definitivnih vrednosti teh parametrov, določenih v postopku izravnave (opisano v poglavjih 2.1.1.1 in 2.1.1.2), izračunamo tako, da najprej določimo kovariančno matriko ocenjenih vrednosti neznank Σ_{xx}. V primeru, da je referenčna varianca apriori σ_o^2 vnaprej znana, izračunamo kovariančno matriko vektorja neznank po enačbi:

$$\Sigma_{xx} = \sigma_o^2 \cdot N^{-1} \tag{21}$$

Če pa σ_o^2 ni znana, lahko izračunamo njeno oceno iz rezultatov izravnave (referenčna varianca aposteriori):

$$\hat{\sigma}_o^2 = \frac{v^T \cdot P \cdot v}{r} \tag{22}$$

kjer je: r … število nadštevilnih opazovanj,

v … vektor popravkov opazovanj, ki ga izračunamo iz matrične enačbe 11.

Kovariančna matrika ocenjenih vrednosti neznank je sedaj:

$$\Sigma_{xx} = \hat{\sigma}_o^2 \cdot N^{-1} \tag{23}$$

Diagonalne vrednosti kovariančne matrike so variance ocenjenih vrednosti neznank, nediagonalne pa predstavljajo vrednosti kovarianc.

2.2 Postopki za obdelavo digitalnih slik

Z razvojem digitalne fotogrametrije se algoritmi za obdelavo digitalnih slik čedalje pogosteje uvajajo in uporabljajo pri izvajanju fotogrametričnih postopkov. Za potrebe izvedbe postopka relativne orientacije v digitalnem okolju te tehnike uporabimo za avtomatsko določitev vhodnih podatkov relativne orientacije (homolognih točk).

Natančnost fotomeritev ročno izmerjenih parov homolognih točk je v splošnem sicer višja od avtomatskega, tako da se pojavi vprašanje smiselnosti uporabe postopkov za obdelavo digitalnih posnetkov. Vendar pa ti postopki omogočajo pridobitev neprimerno večjega števila parov točk, kar vodi do velike redundance opazovanj, ki je poglavitna za določitev izravnanih vrednosti orientacijskih parametrov visoke kakovosti. Slabša kvaliteta določitev točk je torej kompenzirana z veliko redundanco. »Kvantiteta za kvaliteto!« (Schenk, 1999: str. 351).

Postopki za obdelavo digitalnih slik, ki sem jih vključil v svoj testni program, delujejo na principu avtomatskega prepoznavanja identičnih vzorcev na obeh posnetkih, ki tvorita stereomodel, ter njihovem medsebojnem slikovnem ujemanju. Posledično takšen pristop pomeni tudi drugačno razumevanje pojmovanja določenih entitet, predvsem pojma slikovne točke v digitalnem okolju, kjer njeno primarno vlogo nadomesti slikovni vzorec.

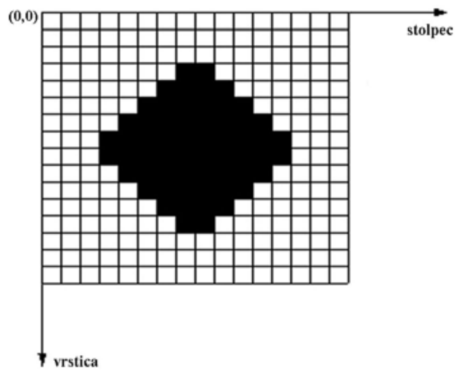
V nadaljevanju sta opisani dve skupini postopkov za obdelavo digitalnih slik, ki sem jih v svojem programu uporabil:

- iskanje značilnih točk (omogočajo prepoznavanje karakterističnih točk na posameznem posnetku),
- tehnike slikovnega ujemanja (omogočajo iskanje identičnih točk na več posnetkih).

2.2.1 Iskanje značilnih točk

Prva skupina tehnik procesiranja digitalnih slik omogoča avtomatsko izbiro in izmero ustreznih slikovnih točk na posameznem posnetku. Metode iskanja značilnih točk na posnetkih so tematsko precej obširne. Njihovo razumevanje je pogojeno s predhodnim poznavanjem digitalnega računalniškega okolja in matematičnih algoritmov, ki služijo za obdelavo slik in pridobitev končnih rezultatov (slikovnih točk). V okviru diplomske naloge sem pri izvedbi testnega programa avtomatske relativne orientacije uporabil zgolj t. i. Förstnerjev operator značilnih točk (angl. interest operator), ki bo v nadaljevanju podrobneje predstavljen. Uporaba omenjenega algoritma je na področju avtomatiziranih fotogrametričnih postopkov precej razširjena, saj zagotavlja dobre rezultate v relativno kratkem času procesiranja.

Digitalna slika v računalniku je matrika numeričnih vrednosti, ki predstavljajo radiometrično (barvno) komponento slike. Lokacija teh vrednosti znotraj matrike pa določa geometrični položaj točke na sliki. Kadar želimo, da računalniški program sam prepoznava vzorce, mu moramo število točk na nek način omejiti, obenem pa biti pozorni, da ta omejitev ne velja za vse tiste točke, ki so na posnetkih lahko prepoznavne. Naša naloga je torej, da poiščemo značilne (interesantne) točke na digitalnih slikah.



Slika 6: Diskretna predstavitev digitalne slike v obliki slikovne matrike

Za takšno iskanje je znanih kar nekaj pristopov (Fritsch, 1993):

- postopki na osnovi segmentacije,
- direktni pristop,
- statistični pristop (Hannah, Moravec),
- diferencialno geometrični pristop (Dreschler in Nagel, Kitchen in Rosenfeld),
- parametrični pristop (Förstner in Gülch).

Algoritem iskanja značilnih točk mora izpolnjevati naslednje pogoje (Förstner, 1986):

- **prepoznavanje različnosti** (angl. distinctness): najdene točke se morajo razločevati od sosednjih točk,

- **zagotavljanje invariantnosti** (angl. invariance): izbor in izbrana pozicija morata biti invariantni glede na pričakovani geometrično in radiometrično distorzijo,

- **zagotavljanje stabilnosti** (angl. stability): izbor mora biti robusten glede na šum,

- **zagotavljanje redkosti** (angl. seldomness): različnost zadosti pogoju lokalne ločljivosti, redkost pa pogoju globalne ločljivosti točk,

- **omogočanje razložljivosti** (angl. interpretability): izbor mora biti utemeljen, npr. iskati je potrebno robove, vogale in druge izrazite slikovne vzorce.

Obstaja veliko število različnih algoritmov za avtomatsko določanje slikovnih točk na posnetkih, ki so jih razvili številni avtorji. Algoritmi se na postopkovni ravni med seboj razlikujejo, pri čemer so določeni izmed njih v nekaterih situacijah primernejši od drugih.

Iz množice obstoječih operatorjev značilnih točk so najpomembnejši in najbolj uporabljeni točkovni operatorji, med katere spada tudi Förstnerjev operator značilnih točk.

2.2.2 Točkovni operatorji značilnih točk

Förstnerjev operator značilnih točk (Förstner, 1987) zelo dobro izpolni vse zgoraj naštete kriterije. Izvedba poteka v dveh korakih:

- odkrivanje točke z iskanjem optimalnega okna,

- lokacija točke z določitvijo optimalne točke znotraj izbranega okna.

Najprej bo opisan drugi korak, saj je izbira optimalnega okna (korak 1) odvisna od natančnosti položaja točke znotraj takšnega okna. Meri za določitev natančnosti sta standardna deviacija in utež položaja točke. Opisi delovanja operatorja v nadaljevanju veljajo za sivinske slike, medtem ko so v primeru barvnih slik koraki obdelave enaki, razlika je samo v tem, da se postopek ponovi na vseh barvnih kanalih.

2.2.2.1 Lokacija točke

Matematični model

Delovanje Förstnerjega operatorja bomo obravnavali na štirih različnih primerih:

- ujemanju po metodi najmanjših kvadratov,
- presečiščih robov, vogalih,
- utežnim centrom gravitacije,
- centrom okroglih objektov.

Vse te primere lahko zapišemo kot problem najmanjših kvadratov (angl. least squares) v obliki Gauss-Markovega modela za n opazovanih vrednosti vektorja x in u neznank vektorja y:

$$x + e = A \cdot y$$
$$D(x) = C = \sigma_o^2 W^{-1}$$

z normalnimi enačbami za oceno vektorja y:

$$N \cdot y = h$$

pri čemer je:

$$N = A^T \cdot W \cdot A$$

in:

$$h = A^T \cdot W \cdot y$$

ter ocena faktorja variance:

$$\sigma_o^2 = \frac{e^T \cdot W \cdot e}{r} \tag{24}$$

ki je izpeljana iz popravkov oz. ostankov e. Količina r = n – u v enačbi 24 je redundanca sistema. Matrika A z dimenzijami n x u ima rang n, za matriko uteži W pa se predpostavlja, da je znana. Vsem primerom je skupno to, da sta edini neznanki vrstica r_0 in stolpec c_0 točke, torej $x^T = (r_0, c_0)$, in da vsi piksli (r, c) znotraj izbranega okna enako prispevajo k rešitvi.

a) Ujemanje po metodi najmanjših kvadratov

Sivinsko vrednost pikslov podaja skalarna funkcija sivin $g_0 = (r, c)$. Če so sivine znotraj izbranega okna s šumom n(r,c) in premikom obremenjene kopije objekta, potem lahko za vsak piksel zapišemo nelinearni model:

$$g_0(r,c) = g(r + r_0, c + c_0) + n(r,c) \tag{25}$$

Po linearizaciji enačbe 25 pri približnih vrednostih 0 za oba neznana premika, za katera se predpostavlja, da sta majhni vrednosti, dobimo:

$$dg(r,c) - n(r,c) = g_r(r,c) \cdot r_0 + g_c(r,c) \cdot c_0$$

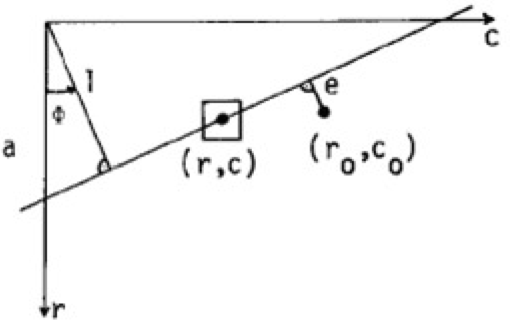
Varianca sivin g_0 je enaka varianci šuma n. Za varianco sivin σ_n lahko predpostavimo, da je konstantna znotraj celotne slike, pri čemer lahko njeno vrednost priredimo varianci σ_o. Tako dobimo utež:

$$w_{dg}(r,c) = 1$$

ki je enaka za vse piksle, torej W = I.

b) Presečišča robov, vogali

Naj bo robni element definiran s premico, ki gre skozi center piksla. Orientacija premice je določena z gradientom $\nabla g^T(r,c) = (g_r(r,c), g_c(r,c))$, pri čemer lahko za določitev parcialnih odvodov g uporabimo kakršenkoli operator:



Določitev točke presečišča (r_0 c_0) z robnim elementom (rob 1) na poziciji (r,c)
(ISPRS Intercommission Workshop, Interlaken, junij 1987, str. 298)

Položaj vogala $C(r_0, c_0)$ lahko ocenimo s presečiščem vseh robnih elementov. Premico zapišemo z enačbo $r \cdot \cos\Phi + c \cdot \sin\Phi - l = 0$, pri čemer je l razdalja med izhodiščem in premico, Φ pa je kot te smeri. Velja $\nabla g^T = |\nabla g|(\cos\Phi, \sin\Phi)$. Linearni model za presečiščno točko lahko zapišemo kot:

$$l(r,c) + e_l(r,c) = \cos\Phi(r,c) \cdot r_0 + \sin\Phi(r,c) \cdot c_0$$

Utež robnega elementa (rob 1 na zgornji sliki) je proporcionalna kvadratu absolutne vrednosti gradienta:

$$w_l(r,c) = |\nabla g|^2$$

To lahko dokažemo s predpostavko konstantne variance šuma sivine σ_n^2 in zvezo:

$$|\nabla g| = \left|\frac{dg}{dl}\right|$$

Iz tega sledi: $\sigma_l = \dfrac{\sigma_n}{|\nabla g|}$

c) Utežni center gravitacije

Naj vsak piksel izbranega okna vpliva na center gravitacije tega okna z gradientom kot utežjo. Tako lahko napišemo linearni model:

$$r + e_r = r_0$$
$$c + e_c = c_0$$

Utež vsake koordinate r in c je odvisna od smeri lokalnega gradienta $\nabla g(r,c)$. Z rotacijo vektorja $(|\nabla g|,\ 0)$ v $\nabla g(r,c)$ in z uporabo rotacijske matrike R_Φ dobimo matriko uteži za piksel (r,c):

$$P_{rc} = (r,c) = |\nabla g|^2 \cdot \begin{bmatrix} \cos^2\Phi & \cos\Phi\sin\Phi \\ \cos\Phi\sin\Phi & \sin^2\Phi \end{bmatrix} =$$
$$= \nabla g \nabla g^T = \begin{bmatrix} g_r^2(r,c) & g_r(r,c)g_c(r,c) \\ g_r(r,c)g_c(r,c) & g_c^2(r,c) \end{bmatrix}$$

V primeru, ko je robni element vodoraven $(\Phi\ =\ 0)$, samo koordinata vrstice vpliva na center gravitacije.

d) Center okroglih objektov

V primeru simetrično okroglih objektov znotraj izbranega okna lahko poiščemo njihov center. Linearni model za center (r_0, c_0) lahko dobimo po analogiji z enačbami za robne elemente:

$$l(r,c) + e_l(r,c) = -\sin\Phi(r,c)\cdot r_0 + \cos\Phi(r,c)\cdot c_0$$
$$w_l(r,c) = |\nabla g|^2$$

Sestava normalnih enačb

Za vse štiri obravnavane primere bomo napisali sisteme normalnih enačb:

a) Ujemanje po metodi najmanjših kvadratov

$$\begin{bmatrix} \sum g_r^2 & \sum g_r g_c \\ \sum g_r g_c & \sum g_c^2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} r_0 \\ c_0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sum g_r dg \\ \sum g_c dg \end{bmatrix}$$

b) in c) Vogali in uteženi center gravitacije

$$\begin{bmatrix} \sum g_r^2 & \sum g_r g_c \\ \sum g_r g_c & \sum g_c^2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} r_0 \\ c_0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sum g_r^2 r + \sum g_r g_c c \\ \sum g_r g_c r + \sum g_c^2 c \end{bmatrix}$$

d) Center okroglih objektov

$$\begin{bmatrix} \sum g_c^2 & -\sum g_r g_c \\ -\sum g_r g_c & \sum g_r^2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} r_0 \\ c_0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sum g_c^2 r - \sum g_r g_c c \\ -\sum g_r g_c r + \sum g_r^2 c \end{bmatrix}$$

Računanje vsot opravimo nad vsemi piksli znotraj izbranega okna.

Matrike normalnih enačb so v prvih treh primerih identične. Lastne vrednosti matrik normalnih enačb pa so enake v vseh štirih primerih. Ker izbira optimalnega okna temelji na značilnostih matrike normalnih enačb, je izbira istočasno optimalna za vse štiri obravnavane primere.

Določitev natančnosti točke

Natančnost točke (r_0, c_0) lahko izračunamo iz:

$$D\begin{bmatrix} r_0 \\ c_0 \end{bmatrix} = \sigma_n^2 N^{-1} \tag{26}$$

pri čemer σ_n^2 dobimo iz enačbe 24 z uporabo relacije:

$$e^T We = l^T Wl - y^T h$$

kjer je $y^T = (r, c)$ in h desna stran sistema normalnih enačb.

Točke so porazdeljene z Gaussovo normalno porazdelitvijo, zato zanje velja kovariančna matrika (enačba 26). Porazdelitev lahko predstavimo z elipso napake oziroma zaupanja. Matrika N vpliva na natančnost dobljenih točk.

Na osnovi enačbe 26 in predpostavke, da imamo opraviti le z enim izmed naštetih primerov, bomo razložili lastnosti ocene natančnosti. Ker smo predpostavili, da je varianca šuma na sliki konstantna, se pomembne informacije skrivajo v matriki normalnih enačb.

Oceno natančnosti lahko opišemo s tremi parametri:

- velikostjo elipse napake,
- smerjo glavne osi elipse napake,
- obliko elipse napake.

Polosi elipse napake sta enaki $\sigma_n / \sqrt{\mu_1}$ in $\sigma_n / \sqrt{\mu_2}$, pri čemer sta μ_1 in μ_2 lastni vrednosti matrike N in zanju velja $\mu_1 > \mu_2$. Utež točke definiramo kot:

$$w = \frac{1}{\mathrm{tr}N^{-1}} = \frac{\mathrm{tr}N}{\det N} \tag{27}$$

kjer je trN sled matrike N (vsota elementov glavne diagonale) in detN njena determinanta. Utež točke lahko torej dobimo iz elementov matrike N brez inverznih operacij.

Smer elipse napake pa izračunamo iz:

$$\tan 2\Phi = \frac{2N_{12}}{N_{11} - N_{22}}$$

pri čemer leži iskalno okno na premici s smerjo Φ.

Glede določitve oblike elipse napake poznamo najmanj dva načina, s katerima lahko izrazimo njeno krožnost. Prvi način temelji na postavki, da je vseeno, če vzamemo lastne vrednosti matrike N ali njene inverzije N^{-1}. Razmerje lahko interpretiramo kot razmerje med signalom in šumom (angl. signal to noise ratio) na premici. Ena lastna vrednost opisuje varianco gradienta prečno na smer premice, druga pa varianco vzdolž premice:

$$\mathrm{SNR}^2 = \frac{\mu_1}{\mu_2}, (\geq 1) \tag{28}$$

Prednost te metode je možnost preverjanja krožnosti s Fisherjevim testom, slabost pa nujnost računanja lastnih vrednosti matrike N.

Pri drugem načinu določitve oblike elipse napake izračunamo njeno krožnost direktno iz enačbe:

$$q = 1 - \left[\frac{\mu_1 - \mu_2}{\mu_1 + \mu_2}\right]^2 = \frac{4\det N}{tr^2 N} = 1 - \left[\frac{SNR^2 - 1}{SNR^2 + 1}\right]^2 \tag{29}$$

Krožnost q leži v območju med 0 in 1. Ko je q enak 1, elipsa postane krog (lastni vrednosti sta isti in SNR = 1). Pri q = 0 pa je ena izmed lastnih vrednosti enaka 0 in SNR = ∞. Iskalno okno v tem primeru leži na idealni premici. Vrednost q lahko izračunamo iz elementov matrike N brez invertiranja in brez iskanja lastnih vrednosti. Enačbo 28 lahko zapišemo tudi kot:

$$SNR^2 = \left(\frac{1 + \sqrt{1-q}}{1 - \sqrt{1-q}}\right)$$

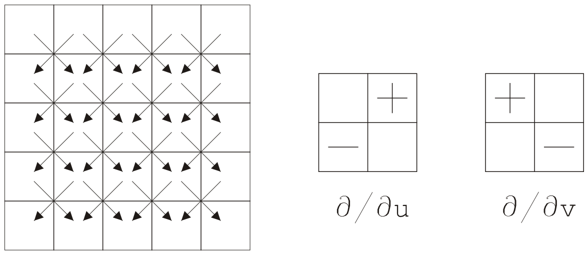
2.2.2.2 Izbira optimalnega okna

Operator značilnih točk mora najti optimalne točke. Osnovna zahteva je različnost izbranih točk, torej njihovo enostavno lokalno ločevanje. Drugi pomembni zahtevi sta:

- elipsa napake mora biti čimbolj krožna,
- elipsa napake mora biti majhna.

Postopek izbire optimalnega okna lahko razdelimo v več faz, od katerih je nekatere možno prilagoditi za vzporedno procesiranje.

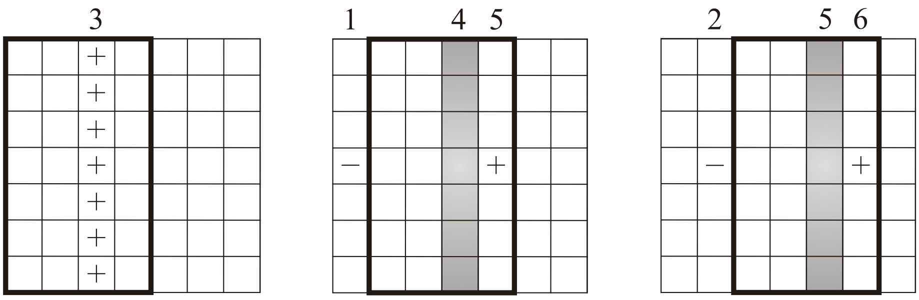
Začnemo z matriko sivih vrednosti $G(n \times n)$, ki predstavlja originalno digitalno sliko. V naslednjem koraku določimo gradienta slike G, ki ju ne računamo po vrsticah in stolpcih, temveč po diagonalah. Zato uporabljamo Robertsov gradientni algoritem, ker porabi za faktor 2 manj operacij in kot rezultat vrne gradientni sliki Gu in Gv:



Robertsov gradient v oknu 5×5
(ISPRS Intercommission Workshop, Interlaken, junij 1987, str. 304)

Z množenjem elementov matrik dobimo kvadrata gradientnih matrik GuGu in GvGv ter mešani produkt GuGv.

Elemente matrike N normalnih enačb izračunamo s pomočjo 2D konvolucije matrik GuGu, GvGv in GuGv s filtrirno matriko. Ker pa lahko 2D filtrirna matrika razpade na dve 1D matriki (vektorja), opravimo 1D konvolucijo po stolpcih in nato še po vrsticah:



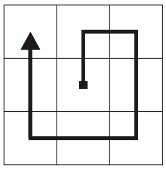
Rekurzivna konvolucija v smeri vrstic
(ISPRS Intercommission Workshop, Interlaken, junij 1987, str. 304)

Vrednost sledi trN in determinante detN potrebujemo za izračun krožnosti q (enačba 29) in uteži w (enačba 27). Krožnost dejansko izrazimo s q/4.

S primerjavo $q/4$ in w z njihovima pragoma $q_{\mathrm{lim}}/4$ in w_{lim} ter povezavo rezultatov z utežmi dobimo matriko značilnih vrednosti w^*. Prag w_{lim} se uporablja za izločitev oken z ravninskimi predeli. Odvisen je od globalne vsebine slike. Eksperimenti so pokazali veljavnost zveze $w_{\mathrm{lim}} = f w_{\mathrm{mean}}$, kjer je w_{mean} povprečje uteži vseh položajev okna v sliki in f vrednost z intervala med 0,5 in 1,5.

Sledi lokalno izločanje nemaksimumov iz matrike w^* v dveh korakih:

- v oknu 3×3 se vrednosti sosednjih pikslov v spiralnem vrstnem redu primerjajo z vrednostjo centralnega piksla. Če je vrednost sosednjega piksla večja od centralne vrednosti, se primerjanje ustavi, centralni piksel dobi vrednost nič, okno pa se premakne na naslednjo lokacijo:



Spiralno izločevanje nemaksimumov
(ISPRS Intercommission Workshop, Interlaken, junij 1987, str. 304)

- V naslednjem koraku se zaradi izogibanja prekrivanja relativnih maksimumov opravi enaka procedura za okno velikosti 5×5 ali večje.

Razdelitev na dva koraka vpliva na zmanjšanje računskega časa, ki bi ga porabili, če bi iskali relativne maksimume v večjih oknih. Kot rezultat dobimo seznam lokalnih maksimumov (značilnih točk) na originalni sliki s pripadajočimi položajnimi koordinatami (vrstica, stolpec) in utežmi. Uteži predstavljajo intenziteto značilnih točk:

Slika 7: Prikaz položajev značilnih točk

Na sliki 7 sem s pomočjo Förstnerjevega operatorja določil značilne točke na posnetku grada Snežnik.

2.2.3 Tehnike slikovnega ujemanja

V prejšnjem poglavju predstavljene metode za avtomatsko pridobitev značilnih slikovnih točk na posnetkih predstavljajo izhodišče za izvedbo postopkov slikovnega ujemanja. V okviru teh postopkov poiščemo identične vzorce na različnih posnetkih. Par enakih vzorcev, ki predstavlja isto prostorsko točko, imenujemo homologni točki.

V literaturi zasledimo, da večina avtorjev tehnik iskanja značilnih točk in slikovnega ujemanja homolognih točk ne obravnava ločeno, ampak jih obravnava združeno pod naslovom prepoznavanje homolognih točk (npr. Schenk, 1999). Postopki avtomatskega prepoznavanja parov slikovnih točk so predvsem v primeru slabših pogojev (slaba kvaliteta posnetkov, nepravilna snemalna konfiguracija itd.) neučinkoviti in ne zagotavljajo dobrih rezultatov. V takšnih situacijah je potrebno bodisi posredovanje operaterja bodisi nadgraditi algoritem tako, da bo sam zmožen analiziranja in eliminiranja nastalih grobih pogreškov.

2.2.3.1 Klasifikacija problemskega področja

Tehnike slikovnega ujemanja delimo v dve glavni kategoriji (Vovk, 1998):

- ujemanje na osnovi značilk (angl. feature-based matching),
- ujemanje na osnovi površin (angl. area-based matching).

Kriterije slikovnega ujemanja lahko razdelimo na (Baltsavias, 1990):

- podobnost (maksimizacija),
- različnost (minimizacija),
- kombinacija kriterijev (energijski kriterij, variacijski pristop).

Slikovno ujemanje na osnovi značilk je torej sestavljeno iz dveh faz (Vovk, 1998):

- odkrivanje značilk (operatorji značilnih točk, poglavje 2.2.1),

- ujemanje značilk.

Glede na izbrani kriterij in še nekatere predpostavke se ustvari seznam značilk – kandidatov, ki se jih v naslednji fazi primerja z vzorčno značilko. Najboljši kandidat je rezultat te vrste ujemanja. Na ta način se lahko primerja kakršnekoli značilke, toda v praksi se največkrat pojavljajo točke in linije.

Ujemanje na osnovi značilk se lahko izvaja z različnimi tehnikami (Baltsavias, 1990):

- relaksacija (Rosenfeld, 1976),
- dinamično programiranje,
- ocena robustnosti (Foerstner, 1986),
- navzkrižna korelacija (Hannah, 1988),
- ujemanje grafov (Ayache in Faverjon, 1987).

Ujemanje na osnovi površin pa temelji na preverjanju podobnosti posameznih istoležnih pikslov trenutnega položaja vzorca znotraj iskalnega okna. Vzorec se izbere na prvem posnetku, na drugem pa se določi velikost in lokacija iskalnega okna, ki je praviloma večje od vzorca. Za vsak možni položaj vzorca v iskalnem oknu se izračuna koeficient ujemanja, ki pa se razlikuje glede na izbrano metodo ujemanja na osnovi površin.

Najbolj znane tehnike površinskega ujemanja površin (Baltsavias 1990):

- navzkrižna korelacija,
- ujemanje po metodi najmanjših kvadratov (Ackermann, 1984),
- večtočkovno ujemanje (Grün, 1985; Rosenholm, 1987),
- geometrično ujemanje na več posnetkih (Grün in Baltsavias, 1985–88),
- ujemanje po metodi najmanjših kvadratov v prostoru objektov (Helava, 1988).

Pri tehniki ujemanja površin moramo reševati naslednje probleme (Baltsavias, 1990):

- zakrivanje ali okluzija, ki jo povzroči vzorec, viden samo na eni sliki,
- ponavljajoči se vzorci, ki lahko zmedejo algoritem ujemanja,
- perspektivna distorzija, ki nastane zaradi spremembe oblike objektov pri pogledu nanje iz različnih zornih kotov,
- radiometrična distorzija, ki jo povzročijo razlike parametrov kamere, vpliva pa na pojav konstantne razlike barvnih vrednosti pikslov na obeh posnetkih,
- neizrazita območja, ki ne vsebujejo dovolj informacij za ujemanje,
- refleksija, ki nastane zaradi različnih odbojnih lastnosti objektov na posnetku,
- šum, ki se pojavi pri zajemu in razvijanju posnetkov ter procesu digitalizacije.

V nadaljevanju so opisane samo najbolj pogosto uporabljene metode slikovnega ujemanja na področju obdelave digitalnih posnetkov za potrebe fotogrametrije.

2.2.3.2 Funkcija navzkrižne razlike modulov

Funkcija navzkrižne razlike modulov (angl. cross diference modulus function – CDMF) je hiter algoritem za lokalno ujemanje površin (Vollmerhaus, 1987). Algoritem uporablja izračunano razliko barvnih vrednosti kot osnovo za določanje podobnosti med vzorcem in iskalnim oknom. Zaradi enostavne linearne aritmetike je algoritem bistveno hitrejši od korelacijskih algoritmov. Delovanje CDMF je enako korelacijskim algoritmom. Za vsak možen položaj vzorca v iskalnem oknu se za istoležne piksle izračuna absolutna razlika barvnih vrednosti. Odštevanje je neprimerno hitrejša operacija od skalarnega produkta, korenjenja in drugih nelinearnih operacij, ki se uporabljajo pri klasičnih korelacijskih metodah. CDMF računamo na sledeči način:

$$r = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left|x_i - y_i\right| \tag{30}$$

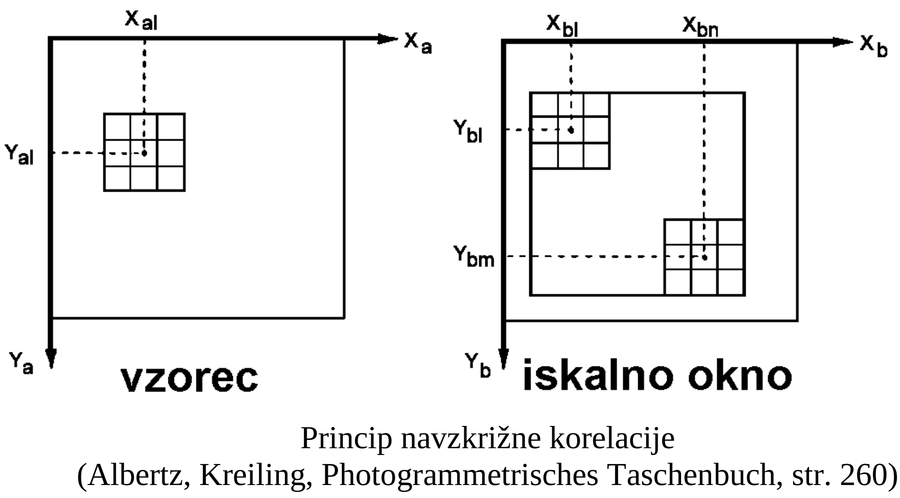
kjer sta x in y koordinati trenutnega položaja vzorca v iskalnem oknu.

Koeficient ujemanja r je enak povprečni razliki v sivinah oz. barvah med vzorcem in iskalnim oknom. Pri barvno neenakih slikah je lahko r zelo velik, pa čeprav vzorec in trenutni položaj vzorca v iskalnem oknu predstavljata isto vsebino. Primerjava spreminjanja vrednosti koeficienta r med navzkrižno korelacijo in CDMF-algoritmom pokaže, da v točki najboljšega ujemanja prvi doseže maksimum, drugi pa minimum.

Največja amplituda krivulje CDMF je premosorazmerna največji barvni vrednosti. S tem se poenostavi problem normalizacije dobljene barvne razlike, ki vpliva tudi na zmanjšanje časa računanja. Ujemanje s CDMF-metodo je zaradi časovne nepotratnosti zelo primerno za analizo premikov v zaporedju slik (na primer TV-slik).

2.2.3.3 Navzkrižna korelacija

Navzkrižna korelacija (angl. cross correlation) je eden najbolj znanih algoritmov ujemanja površin (Vovk, 1998). Temelji na konvoluciji barvnih vrednosti pikslov vzorca in podmatrike iskalnega okna. Cilj metode je določiti lokacijo v iskalnem oknu, ki je barvno najbolj podobna vzorcu. Iz ene slike vzamemo vzorec, matriko barvnih vrednosti oziroma sivin. Enako na drugi sliki izberemo iskalno okno, to je matriko, večjo od vzorca, v kateri bomo poskušali najti podmatriko, enake velikosti kot vzorec, ki je vzorcu barvno najbolj podobna. Ker je iskalno okno večje od vzorca, moramo vzorčno matriko premikati po iskalnem oknu in preveriti barvno ujemanje za vse možne položaje.



Princip navzkrižne korelacije
(Albertz, Kreiling, Photogrammetrisches Taschenbuch, str. 260)

Rezultat ujemanja z navzkrižno korelacijo je praviloma položaj centralnega piksla vzorca v iskalnem oknu pri najboljšem koeficientu ujemanja. Za izračun koeficienta ujemanja se uporablja enačba:

$$r = \frac{\sum_{i=1}^{n} x_i y_i - \frac{1}{n}\left(\sum_{i=1}^{n} x_i\right)\frac{1}{n}\left(\sum_{i=1}^{n} y_i\right)}{\sqrt{\left(\sum_{i=1}^{n} x_i^2 - \frac{1}{n}\left(\sum_{i=1}^{n} x_i\right)^2\right)\left(\sum_{i=1}^{n} y_i^2 - \frac{1}{n}\left(\sum_{i=1}^{n} y_i\right)^2\right)}} \tag{31}$$

Koeficient r lahko zavzame vrednosti med -1 (ena matrika je negativ druge) in 1 (absolutno ujemanje – matriki sta popolnoma identični). Glede na to, da gre za barvno ujemanje, morda ni odveč pojasnilo, da velika barvna ali sivinska odstopanja (različen kontrast ali svetlost) pomenijo slabo ujemanje (koeficient precej manjši od 1). Zato je zelo pomembno, da sta sliki barvno čimbolj usklajeni.

2.2.3.4 Podpikselska navzkrižna korelacija

Podpikselska navzkrižna korelacija (angl. subpixel cross correlation – SCC) deluje po principu navzkrižne korelacije oz. jo nadgrajuje. Pri metodi navzkrižne korelacije poiščemo samo eno točko najboljšega ujemanja, pri tej metodi pa, poleg točke najboljšega ujemanja, izračunamo tudi koeficiente ujemanja v okolici te točke. S tem pridobimo množico točk, skozi katere lahko aproksimiramo tridimenzionalno ploskev (polinomska funkcija druge stopnje). Izračunano teme te ploskve predstavlja novo točko najboljšega ujemanja in je lahko oddaljeno od prvotne točke do polovice piksla – iz tega tudi izhaja ime podpikselska navzkrižna korelacija.

2.2.3.5 Ujemanje po metodi najmanjših kvadratov

Pri metodi navzkrižne korelacije primerjamo samo radiometrične vrednosti, medtem ko pri metodi najmanjših kvadratov (angl. least squares matching – LSM) upoštevamo tudi geometrične lastnosti vzorca (obliko, rotacijo in merilo vzorca) (Rottensteiner, 2001).

Vzorec transformiramo v iskalno polje s približnimi parametri transformacijske funkcije T. Če je vzorec dovolj majhen, lahko izberemo za transformacijsko funkcijo T kar afino transformacijo. Zaradi radiometričnih napak in zaradi dejstva, da ne poznamo natančnih parametrov c_{ij} funkcije T, prihaja do razlik med sivinami oz. barvami obeh slik. Osnovna ideja te metode je pridobitev parametrov funkcije T na podlagi razlik sivih oz. barvnih vrednosti s tehniko izravnave najmanjših kvadratov. Za aproksimacijo prvih odvodov sivih vrednosti na iskalnem polju $\partial g_S / \partial x$ in $\partial g_S / \partial y$ uporabimo razlike sivih vrednosti na vzorcu $\Delta g_{Rx}, \Delta g_{Ry}$. S tem lahko za vsak piksel zapišemo enačbe opazovanj:

$$n = \sum_{i,j} \left(\Delta g_{Rx} \cdot \frac{\partial x_S}{\partial c_{ij}} + \Delta g_{Ry} \cdot \frac{\partial y_S}{\partial c_{ij}} \right) \cdot \delta c_{ij} - \left[g_R(x_R, y_R) - g_S\left(T^0(x_R, y_R)\right) \right] \tag{32}$$

Rezultat izravnave po metodi najmanjših kvadratov zgornjih enačb so popravki δc_{ij} ocenjenih začetnih parametrov transformacije T. Zaradi nelinearnosti sistema je potrebno izravnavo izvesti iterativno.

Ujemanje po metodi najmanjših kvadratov (LSM) je najnatančnejša metoda slikovnega ujemanja (Ackermann, 1984). Zaradi velikega števila opazovanj (za vsak piksel na vzorcu) lahko natančnost parametrov funkcije T določimo do ± 0.1 piksla. Kljub vsemu pa potrebujemo zelo dobro začetno (približno) lokacijo, ki jo moramo oceniti na 2–3 piksle natančno. Zaradi tega dejstva se metodo LSM uporablja kot izboljšanje katere od drugih metod slikovnega ujemanja.

2.3 Metode odkrivanja grobih pogreškov v matematičnem modelu relativne orientacije

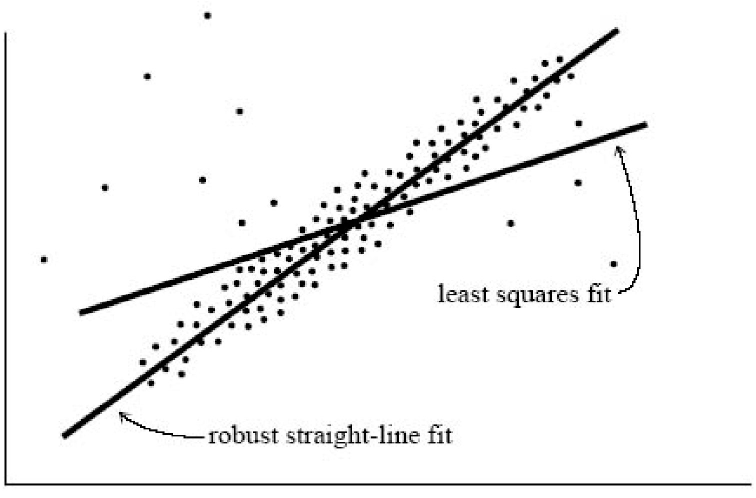
Če hočemo avtomatizirati celoten postopek relativne orientacije, potem je potrebno takšen algoritem nadgraditi z mehanizmom, ki bo avtomatsko nadzoroval pogreške. V tem poglavju bo govora predvsem o metodah oz. tehnikah, ki jih v obstoječi literaturi srečamo največkrat pod skupnim imenom robustna ocena (angl. robust estimation). Problemsko področje omenjene tematike je precej obsežno in razumevanje je nemalokrat pogojeno s precejšnjim predhodnim znanjem različnih statističnih teorij. Pri izdelavi diplomskega dela sem pod drobnogled vzel zgolj delček tega področja, saj je bil moj osnovni namen pokazati, kako te tehnike v principu delujejo in kako jih lahko uporabimo v primeru avtomatiziranega pristopa k izvedbi relativne orientacije. Algoritem testnega programa, ki sem ga v okviru diplome izdelal, temelji na Gauss-Markovem modelu posredne izravnave, ki vključuje metodo najmanjših kvadratov. Ta model izravnave sem nadgradil z robustno oceno pogreškov opazovanj.

2.3.1 Robustna ocena

Izraz robusten se nanaša predvsem na lastnost statističnih značilk in zagotavlja, da morajo biti takšne cenilke čimbolj neobčutljive na velika odstopanja v podatkih. Pri tem odstopanja predstavljajo razliko med merjenimi in ocenjenimi oz. izravnanimi vrednostmi podatkov. Slednje torej pridobimo v postopkih izravnave.

Tehnike robustnega ocenjevanja posvečajo veliko pozornosti ustreznemu določevanju uteži posameznim opazovanjem, vključenim v proces izravnave. Uteži se določajo glede na izbrano utežno funkcijo, katere značilnosti bom podrobneje navedel v nadaljevanju. Če primerjamo omenjene tehnike z nam bolj znano metodo najmanjših kvadratov, lahko ugotovimo, da so si v proceduralnih pogledih zelo blizu, po drugi strani pa vodijo do povsem različnih rezultatov.

Grafično lahko te razlike ponazorimo z enostavnim primerom na spodnji sliki:



Grafična ponazoritev primerjave metode najmanjših kvadratov in tehnik robustnega ocenjevanja (www.library.cornell.edu/nr/bookcpdf/c15-7.pdf)

Grobo pogrešena opazovanja na zgornji sliki se v angleški literaturi imenujejo »outliers«.

Nanašajoč se na zgornjo sliko, lahko vidimo, da v primeru uporabe metode najmanjših kvadratov na iskane parametre (iskana parametra na sliki sta koeficienta a in b linearne enačbe premice y = ax+b, ki določata njen položaj) vplivajo tudi grobo pogrešena opazovanja, medtem ko v primeru tehnike robustne ocene določitev neznanih parametrov ni pod tolikšnim vplivom teh pogreškov in je zato le-ta bolj nepristranska. V tem delu diplomskega dela poskušam razložiti, kako se izognemo grobim pogreškom v postopku izravnave, da le-ti ne povzročijo napak pri določitvi ocenjenih vrednosti parametrov.

Statistične teorije definirajo več tipov robustnih cenik, pri čemer jih lahko večino združimo v tri skupine (www.library.cornell.edu/nr/bookcpdf/c15-7.pdf):

- M-cenilke (največja verjetnost, angl. maximum likelihood) so med vsemi najpomembnejše za ugotavljanje ujemanja množice podatkov z nekim določenim modelom. Te cenilke se torej uporabljajo za ocenjevanje iskanih parametrov (primer so popravki opazovanj).

- L-cenilke so dejansko linearne kombinacije drugih cenilk in se uporabljajo v glavnem za ocenjevanje srednjih vrednosti, včasih pa tudi za določene probleme pri ocenjevanju parametrov. Znana predstavnica te skupine je npr. mediana.

- R-cenilke temeljijo na oceni testiranj ranga problema. Ti testi se v avtomatizaciji postopkov ne uporabljajo pogosto.

Zaradi relevantnosti M-cenilk pri izvedbi moje diplomske naloge bo v nadaljevanju pozornost posvečena predvsem podrobnemu opisu te skupine statističnih cenilk.

2.3.1.1 Robustna ocena, temelječa na principu maksimalne verjetnosti

Zagotovitev kakovosti ocenjenih vrednosti neznanih parametrov je pogojena z upoštevanjem principa največje verjetnosti. Ta princip pravi, da morajo biti neznani parametri ocenjeni tako, da popravljene vrednosti opazovanj (izravnane vrednosti) dobijo najvišjo verjetnost.

Ker so opazovanja vedno obremenjena s pogreški, so ocenjene vrednosti parametrov oz. neznank neposredno pod njihovim vplivom. Da bi preprečili prenos pogreškov na iskane parametre ter kvarjenje njihove kvalitete, moramo v ta namen uporabiti ustrezen mehanizem, ki bo sposoben odstraniti tista opazovanja, ki so obremenjena z grobimi pogreški. Poleg tega mora mehanizem omogočati tudi primerno obravnavo vseh preostalih opazovanj, in sicer v smislu določitve deležev vpliva posameznega opazovanja na neznanke glede na velikost njegovega pogreška. Mehanizem, ki omogoča takšno selekcijo in obravnavo opazovanj, temelji na dodeljevanju uteži. Uteži so tiste količine, ki uravnavajo vplive opazovanj in slednje po potrebi tudi izključijo iz postopka izravnave.

Če predpostavimo, da so opazovanja normalno porazdeljena (normalna porazdelitev slučajnih pogreškov je najpogosteje uporabljen model v geodetski praksi), je rezultat principa največje verjetnosti minimizacija vsote uteženih kvadratov popravkov, torej podobno kot pri metodi najmanjših kvadratov. Če hkrati predpostavimo še, da so za obravnavan primer opazovanja nekorelirana, je omenjen rezultat ekvivalenten minimizaciji vsote kvadratov normaliziranih odstopanj (angl. discrepancies) d_i: (www.ipf.tuwien.ac.at/fr/buildings/diss/node55.html)

$$\sum_i d_i^2 \rightarrow \min \tag{33}$$

kjer normalizirana odstopanja predstavljajo kvocient med popravki posameznih opazovanj ter njihovi standardnimi deviacijami:

$$d_i = \frac{v_i}{\sigma_i} \tag{34}$$

Normalizacija odstopanj je nujna in potrebna, če hočemo primerjati popravke različnih tipov opazovanj. Pri tem bi rad poudaril, da so popravki opazovanj izraženi z istimi enotami kot opazovanja, katerim pripadajo, medtem ko so normalizirana odstopanja skalarne vrednosti brez enot.

Na podlagi tako določenih normaliziranih odstopanj lahko določimo uteži opazovanj p_i:

$$p_{i,k+1} = p_{i,k} \cdot w(d_{i,k}) \tag{35}$$

pri čemer moramo definirati utežno funkcijo $w(d_{i,k})$, ki narekuje moduliranje uteži opazovanj.

Utežna funkcija mora izpolnjevati določene kriterije:

- opazovanje z $d_{i,k} = 0$ ima utež: $w(0) = 1$,
- utežna funkcija mora biti monotono padajoča,
- vpliv grobih pogreškov na rezultate izravnave se mora reducirati: $\lim\limits_{d_{i,k} \to \infty} w(d_{i,k}) = 0$,
- če hočemo popolnoma eliminirati opazovanja, ki vsebujejo grobe pogreške, moramo utežno funkcijo $w(d_{i,k})$ odsekati pri določeni vrednosti t (prag): $w(d_{i,k}) = 0$ za $|d_{i,k}| > t$.

Utežna funkcija, ki izpolnjuje prve tri kriterije, je oblike:

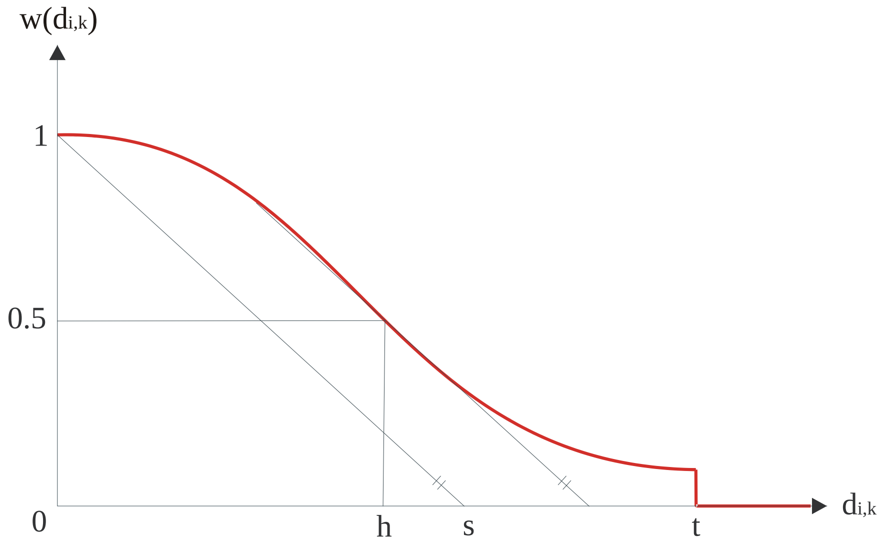
$$w(d_{i,k}) = \frac{1}{1 + (a \cdot |d_{i,k}|)^b} \tag{36}$$

V enačbi 24 sta $a > 0$ in $b > 0$. Funkcija ima zvonasto obliko, pri čemer je naklon določen s parametrom b. Namesto parametrov a in b lahko za opis utežne funkcije uporabimo tudi količini h in s. Parameter h je določen tako, da velja $w(h) = 0$, s pa predstavlja presek vzporednice k tangenti skozi točko (h, w(h)), ki poteka skozi kulminacijsko točko (0,1) ter abscisno os:

$$h = \frac{1}{a} \qquad s = \frac{4}{a \cdot b} \tag{37}$$

Utežna funkcija, izražena s parametrizacijo h in s:

$$p_{i,k+1} = p_i \cdot \frac{1}{1 + \left(\frac{|d_{i,k}|}{h} \right)^{\frac{4 \cdot h}{s}}} \tag{38}$$



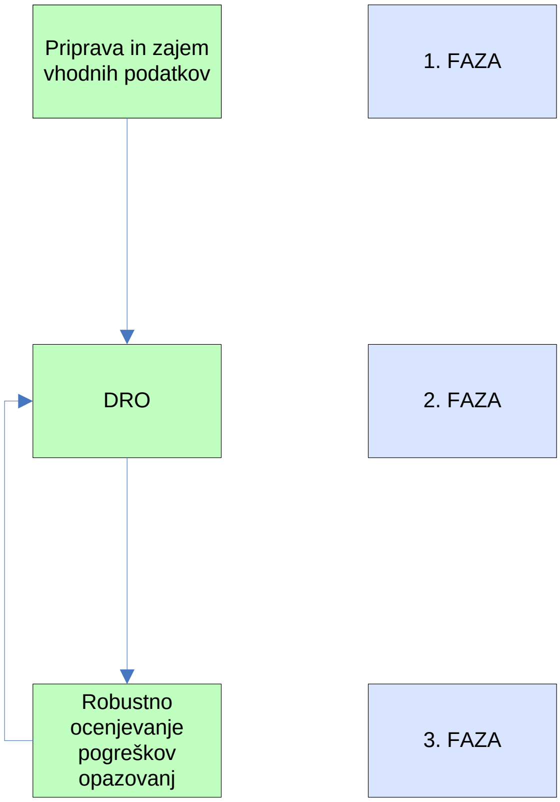
Slika 8: Utežna funkcija, podana s parametri h in s. Točka t označuje prag oz. prekinitev funkcije.

V praksi se največkrat izenači vrednosti za parametra s in h (s = h). V tem primeru je oblika krivulje utežne funkcije popolnoma determinirana s parametrom h.

Enačbe, predstavljene v tem delu, nakazujejo, da je postopek dodeljevanja uteži iterativen. Tistim opazovanjem, ki v prvi fazi izravnave prejmejo velik popravek, se v naslednji fazi posledično dodeli manjša utež in obratno, glede na utežno funkcijo (enačba 24). Vrednost t določa mejo, ki preprečuje vpliv grobo pogrešenih opazovanj na iskane parametre oz. jih avtomatsko izključi iz obdelave. Postopek iteracije ponavljamo tako dolgo, dokler nismo prepričani o odstranitvi vseh grobih pogreškov, pri čemer se v vsaki iteraciji uteži nanovo modelirajo.

3 IZVEDBA AVTOMATIZACIJE RELATIVNE ORIENTACIJE

Pri realizaciji avtomatizacije postopkov digitalne relativne orientacije (v nadaljevanju DRO) lahko posamezne programske postopke združimo v 3 faze oz. sklope, kot prikazuje spodnji diagram:



Slika 9: Fazna klasifikacija programskih postopkov

Prva faza v avtomatizaciji DRO zajema pridobitev vhodnih podatkov oz. slikovnih koordinat homolognih točk. Poglavitno pri tem je, da določamo neznane parametre relativne orientacije zgolj na podlagi fotogrametričnih meritev koordinat parov slikovnih točk in podatkov o kamerah. Pri tem ne potrebujemo nobenih drugih podatkov o prostoru. Cilj DRO je namreč vzpostavitev relativnega oz. medsebojnega položaja dveh stereoposnetkov v času ekspozicije, pri čemer ta odnos opisujejo orientacijski parametri.

Jedro druge faze predstavlja matematični model DRO. Znotraj tega se iterativno določijo iskani parametri orientacije. Poleg tega se v postopku izravnave določijo tudi popravki posameznih opazovanj in natančnosti ocenjenih vrednosti neznanih količin. V sam algoritem sem implementiral Gauss-Markov model posredne izravnave.

Zadnja postopkovna faza je dejansko nadgradnja svoje predhodnice, vendar sem jo izpostavil kot samostojno enoto predvsem zato, ker združuje metode robustne ocene pogreškov opazovanj in navzven deluje kot neodvisen tematski sklop. Ta faza na nek način predstavlja nadzorno-analitični center nad kvaliteto opazovanj, pridobljenih v postopku izravnave (faza 2). Omogoča dodeljevanje uteži opazovanjem glede na njihovo kvaliteto oz. odstopanje od matematičnega modela ter v skrajnem primeru poskrbi za eliminacijo grobo pogrešenih opazovanj.

Iz diagrama na sliki 9 lahko vidimo, da sta fazi 2 in 3 povezani preko zanke, ki zagotavlja ponovno določitev parametrov DRO po predhodni analizi pogreškov in morebitni odstranitvi slabih opazovanj v okviru faze 3. Samo na ta način lahko preprečimo vpliv grobih pogreškov na neznane parametre. Algoritem se ustavi šele takrat, ko v okviru zadnje faze ne odkrije grobih pogreškov pri posameznih opazovanjih.

Opisana fazna delitev je pretežno shematične narave, na postopkovni ravni pa je celoten algoritem DRO precej bolj prepleten in medsebojno povezan. Diagram na sliki 9 prikazuje posamezne faze kot neke zaključene vsebinsko-postopkovne enote, ki imajo določene skupne značilnosti in jih zato lahko povežemo v posamezne samostojne opravilne sklope. Pravilnost delovanja posameznega sklopa sem preverjal ločeno, ker je le na ta način bilo možno odkrivati morebitne napake v algoritmih.

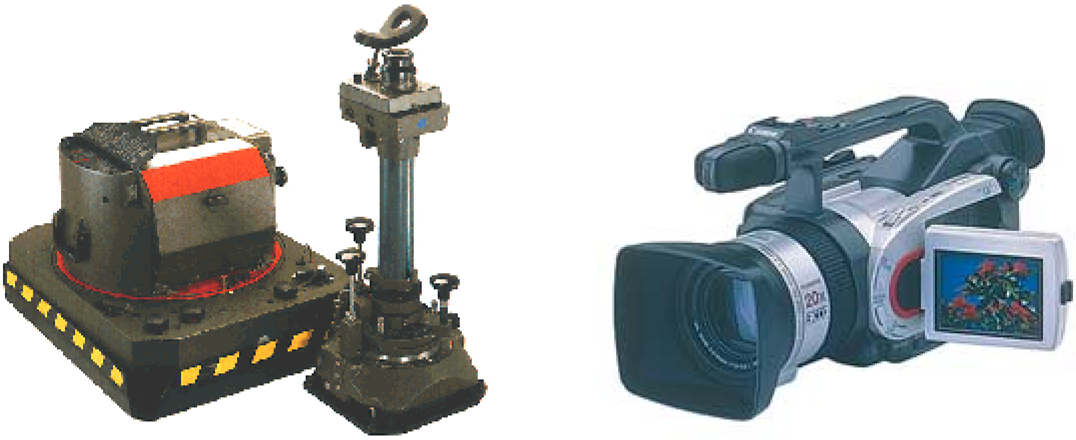
Detajlne predstavitve poteka posameznih faz so predstavljene v poglavjih 3.1, 3.2 in 3.3.

3.1 Priprava in zajem podatkov

Prva faza predstavlja za avtomatizacijo DRO najtrši oreh. Posnetki so v času ekspozicije izpostavljeni najrazličnejšim okoljskim vplivom in tehničnim pomanjkljivostim, kar se odraža na njihovi vsebini. To vsebino je potrebno pretvoriti v računalniku razumljiv jezik in jo z obstoječimi algoritmi za obdelavo in analizo digitalnih slik pretvoriti v metrične količine (slikovne točke). Računalnik je sicer zmožen procesiranja množice podatkov, kar omogoča veliko opravilnost v kratkem času, vendar pa je njegova »inteligenca« pri ovrednotenju rezultatov procesiranja zelo omejena. Poleg tega večina algoritmov za obdelavo digitalnih slik ustrezno deluje le pod določenimi pogoji, ki omejujejo njihovo univerzalno uporabnost glede na tehnike v tradicionalni fotogrametriji.

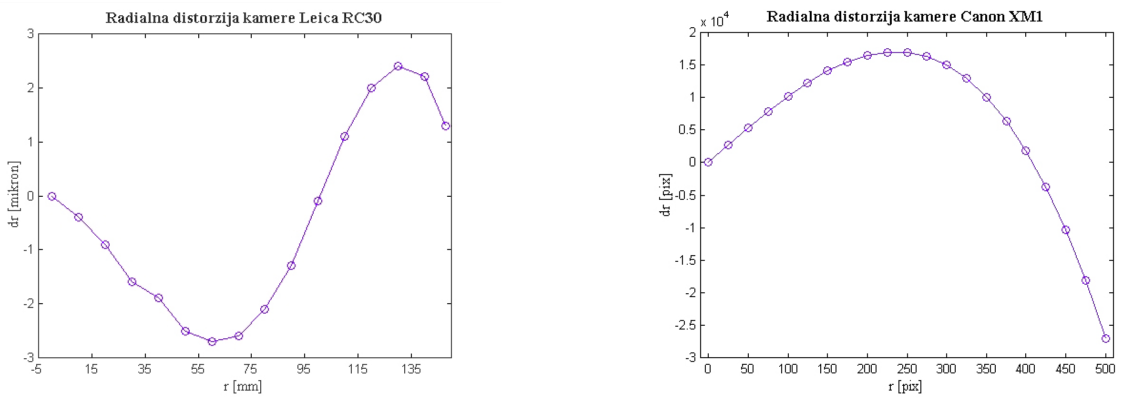
Testni podatki, s katerimi sem razpolagal, so bili posneti z različno opremo:

- fotogrametričnim letalskim fotoaparatom Leica RC30,
- digitalno kamero Canon XM1.



Slika 10: Leica RC30 (levo) in Canon XM1 (desno)

Obe enoti za zajem slike se po tehničnih karakteristikah precej razlikujeta, saj je prva merski fotoaparat visoke kakovosti, namenjen predvsem fotogrametrični stroki, medtem ko je druga komercialna digitalna kamera, namenjena širšemu krogu uporabnikov. Temu primerna je tudi kakovost dobljenih rezultatov, ki je v primeru kamere Canon XM1 precej slabša predvsem zaradi zelo velike radialne distorzije objektiva:



Slika 11: Grafični prikaz radialne distorzije

Treba je poudariti, da sem za izhodišče testiranja svojega testnega programa uporabil obstoječe posnetke, narejene s kamero Leica RC30, pri čemer dejanskega snemanja nisem izvajal. Vse ostale testne podatke sem pridobil s parom kamer Canon XM1, kjer smo snemanje tudi izvedli. Kameri sta pritrjeni na nosilcu in razmaknjeni za fiksno razdaljo.

Slika 12: Par digitalnih kamer Canon XM1 za stereo zajem prostorskih podatkov

Rezultat snemanja s kamero Canon XM1 je nekomprimiran video posnetek formata AVI. Tako pridobljen video format je potrebno, za pridobitev dejansko uporabnih stereoparov, predhodno obdelati. Potek te obdelave je opisan in shematično prikazan v prilogi A.

Avtomatizacija prve faze DRO je iz praktičnih razlogov potekala postopoma. Le tako je bilo možno algoritem nadzorovati in odpravljati sproti nastale pomanjkljivosti oz. napake. Posebej problematična je bila izvedba popolnoma avtomatiziranega zajema slikovnih točk na testnih posnetkih. Zajem parov homolognih točk je zato potekal po korakih:

1. ročni zajem,
2. polavtomatski zajem,
3. avtomatski zajem fotomeritev.

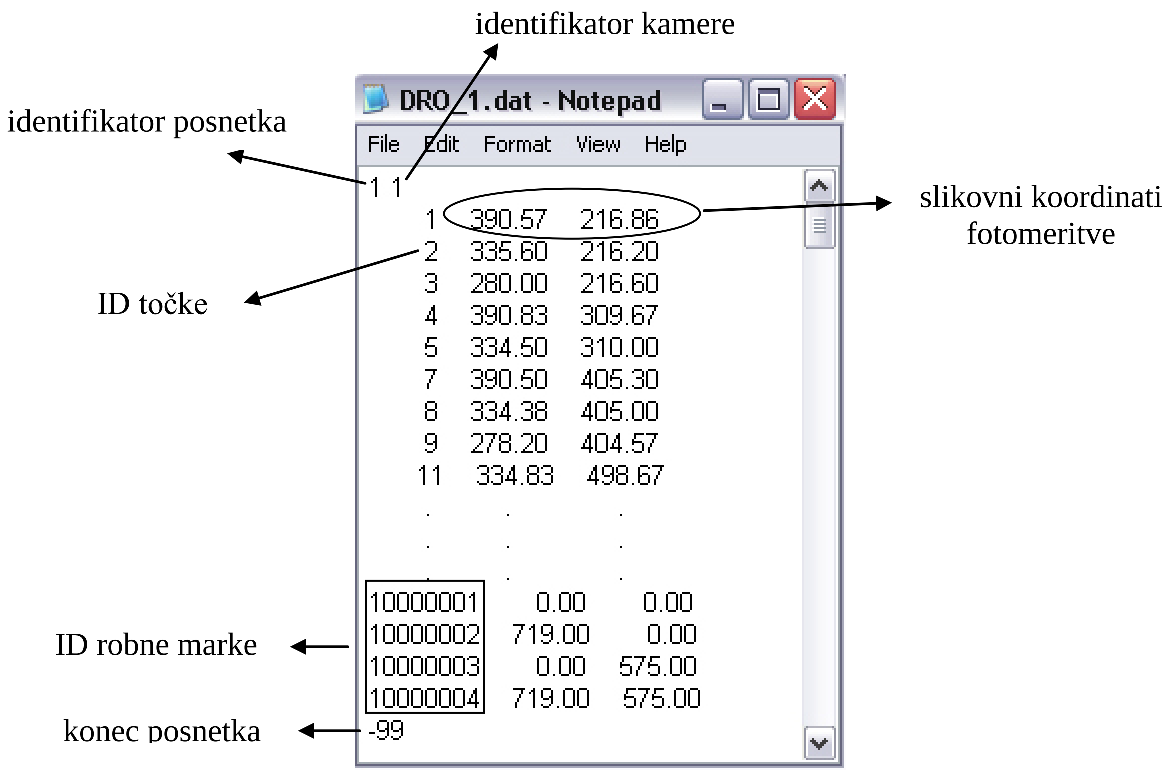
Posamezen način zajema homolognih točk je predstavljen v preglednici 2.

Preglednica 2: Načini zajema homolognih točk

Izbira / **Izmera**	Ročna	Avtomatska
Ročna	1	x
Avtomatska	2	3

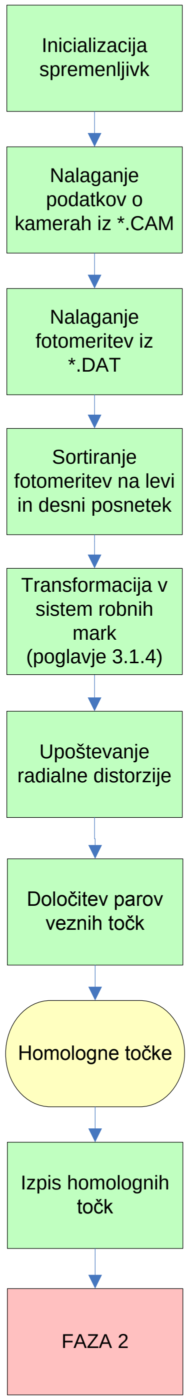
3.1.1 Ročni zajem slikovnih točk

Ročni zajem fotomeritev je potekal v programu DOG. Na posameznem stereoparu sem identificiral (izbral) in ročno izmeril slikovne homologne točke za relativno orientacijo, pri tem pa so se rezultati zajema shranjevali v tekstovno datoteko:



Slika 13: Datoteka zajetih fotomeritev na posameznem posnetku in kameri, s katero je bil posnetek narejen.

Fotomeritve na sliki 13 so predstavljene v ravninskem pikselskem koordinatnem sistemu, katerega izhodišče pa ni v zgornjem levem, temveč v spodnjem levem vogalu posnetka, kar je posebnost programa DOG. Shematičen prikaz celotnega programskega poteka faze 1 z ročnim zajemom fotomeritev prikazuje spodnji diagram:



Slika 14: Diagram faze ročnega in polavtomatskega zajema podatkov

Pred prehodom na fazo 2, ki vhodne podatke črpa iz spiska homolognih točk, je le-te potrebno popraviti za vpliv radialne distorzije objektiva (slika 14), ki posnetek popači in s tem slikovne točke premakne iz njihove pravilne lege.

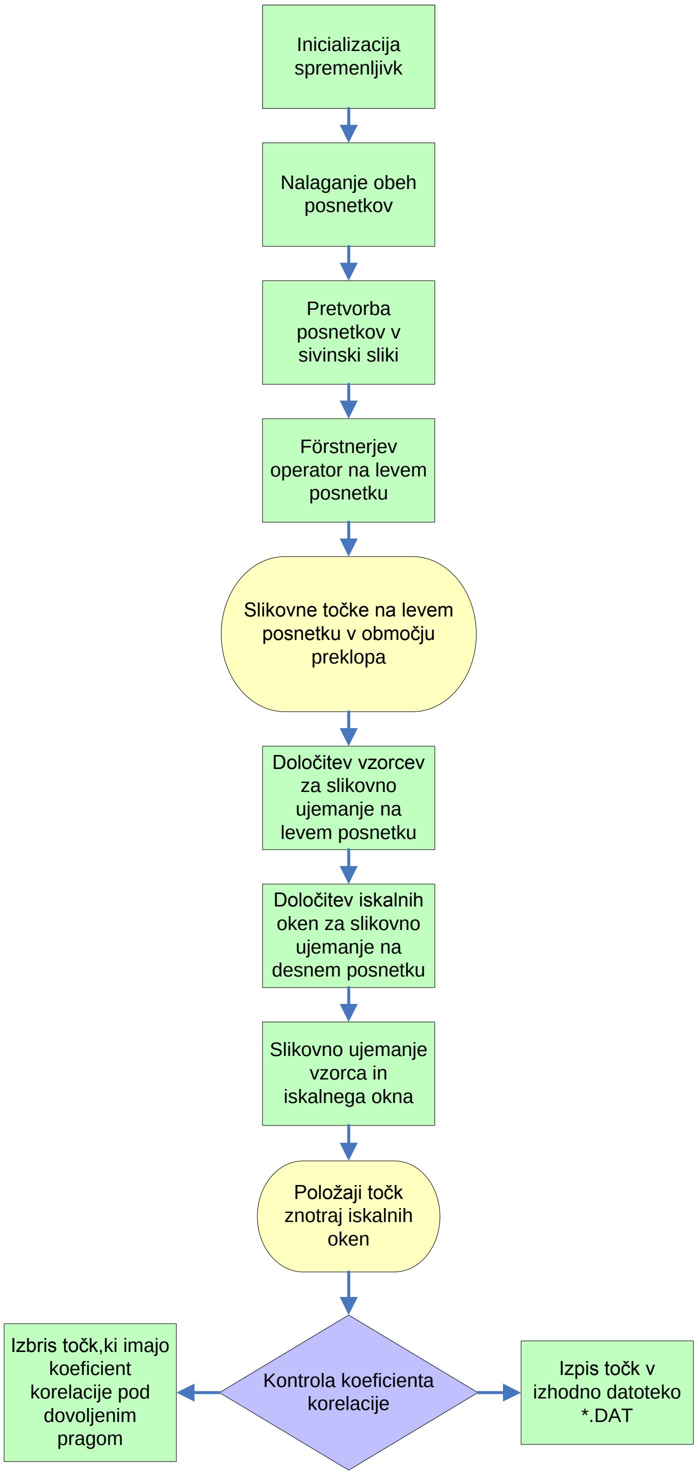
Tako pridobljenim koordinatam slikovnih točk v nadaljevanju poiščemo ustrezen par. To pomeni, da jim glede na njihovo identifikacijsko številko (ID točke, slika 13) poiščemo pripadajočo točko na drugem posnetku stereopara. Na ta način pridemo do parov homolognih točk.

3.1.2 Polavtomatski zajem slikovnih točk

Naslednji nivo avtomatizacije prve faze DRO je nadgradnja ročnega zajema fotogrametričnih meritev. Na postopkovni ravni se dejansko ne razlikuje od postopkov, ki so bili opisani v prejšnjem poglavju. Razlika se pojavi pri samem zajemu točk, ki jih v tem načinu identificiramo in ročno merimo samo na enem izmed obeh stereoposnetkov. Na drugem posnetku se homologne točke določijo avtomatsko na podlagi tehnik slikovnega ujemanja, ki so bile predstavljene v poglavju 2.2.3. Pri tem lahko kontroliramo kvaliteto slikovnega ujemanja na podlagi koeficienta korelacije. V primeru slabega ujemanja homologne točke na drugem posnetku zajamemo ročno. Tudi polavtomatski zajem fotomeritev je bil izveden s programom DOG. Ko pridobimo datoteko s podatki o izmerjenih slikovnih točkah (slika 13), je nadaljnji postopek enak kot v primeru ročnega zajema. Iz tega razloga je tudi diagram programskega poteka prve faze v primeru polavtomatskega zajema praktično enak ročnemu pristopu, razlika nastopi zgolj pri samem zajemu točk v programu DOG, kar pa v diagramu ni posebej orisano. Diagram faze 1 s polavtomatskim zajemom fotomeritev je zato predstavljen na sliki 14, kot v prejšnjem primeru (ročni zajem).

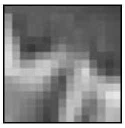
3.1.3 Avtomatski zajem slikovnih točk

Ta način zajema homolognih točk predstavlja zadnjo stopnjo avtomatizacije prve faze relativne orientacije in je v praksi tudi najtežje izvedljiv. Za razliko od ročnega in polavtomatskega pristopa, kjer slikovne točke določamo s programom DOG, je bilo v tem primeru potrebno izdelati samostojen algoritem, ki bo avtomatsko določil homologne točke in jih v ustrezni obliki zapisal v izhodno datoteko (slika 13):



Slika 15: Diagram avtomatskega zajema homolognih točk

Iz diagrama je razvidno, da algoritem najprej naloži oba posnetka, ki tvorita stereopar, in ju pretvori iz barvnih v sivinski sliki. Celotna obdelava poteka torej na sivinskih posnetkih, kar postopke v nadaljevanju bistveno poenostavi, saj bi v nasprotnem primeru morali obdelati vsak barvni kanal posebej. Sledi iskanje značilnih točk na levem posnetku s pomočjo Förstnerjevega operatorja, po korakih, ki so opisani v poglavju 2.2.2. Na ta način pridemo do množice točk, ki imajo koordinate določene v pikselskem koordinatnem sistemu. Algoritem obdeluje samo tiste značilne točke, ki se nahajajo v območju preklopa. V naslednjem koraku se na levem posnetku za vsako značilno točko posebej najprej določi oz. izreže vzorec za slikovno ujemanje. Vsi slikovni vzorci so enakih dimenzij, veliki so 15 x 15 pikslov.



Slika 16: Slikovni vzorec velikosti 15 x 15 pikslov

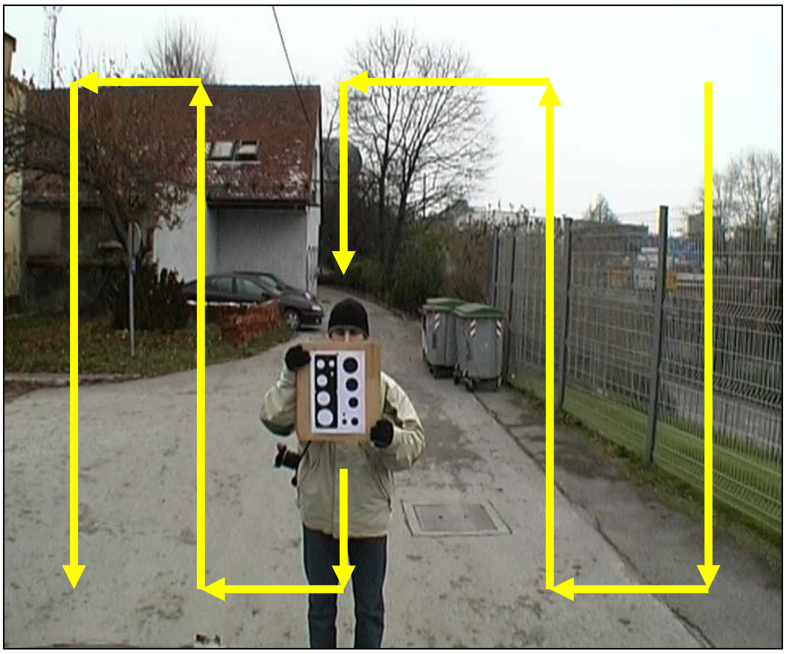
Velikost vzorca nastavimo v fazi inicializacije, odvisna pa je predvsem od stopnje detajla na posnetku. Nato se na desnem posnetku za posamezno točko določi iskalno okno za slikovno ujemanje. Velikost in pozicija okna za iskanje identične točke je pogojena z geometrijo para posnetkov.

Slika 17: Iskalno okno za slikovno ujemanje

Sledi slikovno ujemanje vzorca in iskalnega okna po metodi navzkrižne korelacije (poglavje 2.2.3.3) za vsako značilno točko posebej. Rezultat ujemanja so pikselske koordinate identičnih točk na desnem posnetku, ki se nanašajo na spodnji levi vogal posameznega iskalnega okna, zato jim je potrebno prišteti še odmik iskalnega okna od izhodišča posnetka. Za vsako točko se določi tudi koeficient korelacije, ki je hkrati merilo za izločevanje slabih točk. Tisti pari točk, ki imajo koeficient korelacije nad izbranim pragom, se izpišejo v izhodno datoteko, ostale pa se izločijo. Oblika izhodne datoteke je enaka kot pri obeh prejšnjih načinih zajema točk (slika 13), enaki pa so hkrati tudi vsi nadaljnji koraki obdelave, ki so prikazani v diagramu ročnega in polavtomatskega zajema točk (slika 14).

3.1.3.1 Poseben primer avtomatskega zajema slikovnih točk

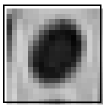
Programski algoritem za ta način avtomatskega zajema točk je izdelal kolega Marko Praprotnik, ki v okviru svoje diplomske naloge med drugim proučuje uporabnost tehnik avtomatskega sledenja objektov za potrebe fotogrametrije. Z Markom sva v času nastajanja obeh diplomskih del sodelovala na projektu avtomatskega prepoznavanja tarč iz videoposnetkov, zato sva imela možnost izmenjave izkušenj in podatkov oz. rezultatov, ki sva jih dobila. Izkazalo se je, da lahko uporabim njegove rezultate za izvedbo postopka relativne orientacije.



Slika 18: Zajem slikovnih točk iz sekvence posnetkov

Pri snemanju, ki sva ga z Markom izvedla, se operater s tarčami, pritrjenimi na trdo podlago, premika v območju preklopa kot prikazuje slika 18. Pri tem sva predpostavila, da se relativni položaj kamer Canon XM1 v času snemanja ni spremenil. Poleg tega je zelo važno, da iz video zapisa kamer pridobimo sinhronizirane posnetke za vsak trenutek snemanja. Samo na ta način lahko podatke uporabimo za izvedbo relativne orientacije. Rezultat snemanja je sekvenca posnetkov, s časovno zamaknjenimi položaji tarč. Marko je svoj algoritem testiral samo na eni izmed tarč na sliki 18.

Algoritem, ki ga je izdelal, najprej izreže vzorec tarče iz začetnega posnetka sekvence, nato pa z metodami slikovnega ujemanja poišče najverjetnejšo pozicijo tega vzorca na vseh ostalih posnetkih. Postopek je enak tako za leve kot tudi za desne posnetke.

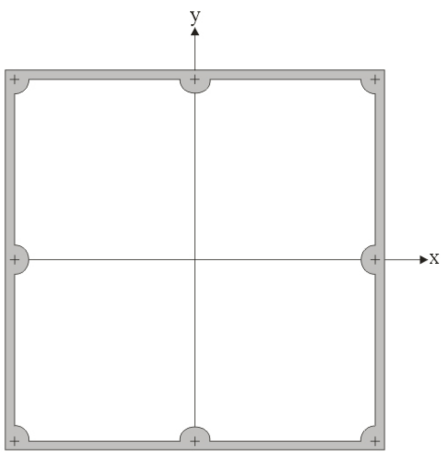


Slika 19: Vzorec tarče

Rezultat slikovnega ujemanja vzorca po posameznih posnetkih so različni položaji tarče, koordinate centrov teh tarč pa se izpišejo v izhodno datoteko, v obliki, ki je prikazana na sliki 13. Izhodno datoteko parov homolognih točk sem podobno kot v prejšnjem primeru vključil v svoj testni program. Pri tem je bilo točke pred samo vključitvijo v postopek relativne orientacije potrebno obdelati po korakih, ki so predstavljeni v diagramu ročnega oz. polavtomatskega zajema (slika 14).

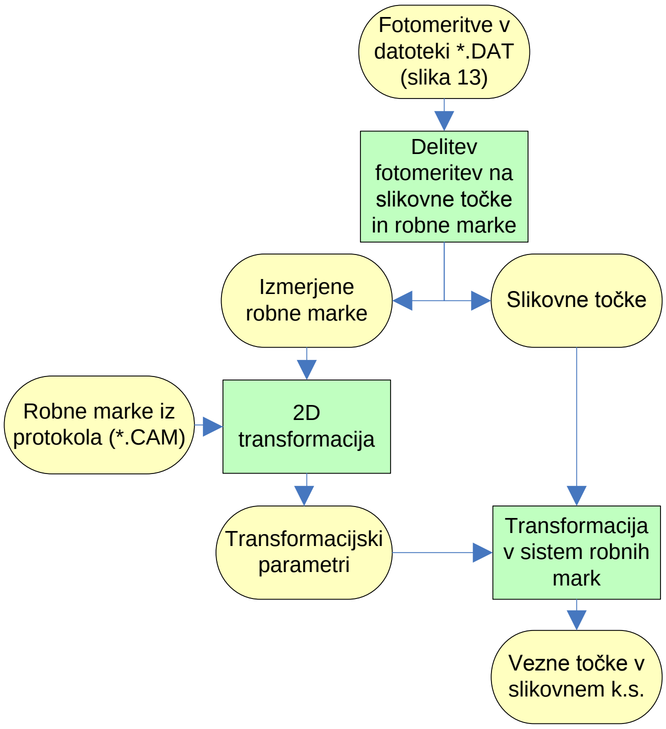
3.1.4 Transformacija slikovnih točk v sistem robnih mark

V tekstovni datoteki shranjene slikovne točke (slika 13) je pred samo vključitvijo v postopek relativne orientacije (faza 2) potrebno še nekoliko obdelati. V fotogrametrični praksi se namreč uporablja slikovni koordinatni sistem, ki ima izhodišče na mestu, kjer optična os prebada ravnino posnetka. Takšnemu slikovnemu sistemu so podrejeni vsi postopki v fotogrametriji. Praktično realizacijo izhodišča tega sistema omogočajo robne marke. Zato je potrebno slikovne koordinate fotogrametričnih meritev najprej pretvoriti iz pikselskega koordinatnega sistema v sistem robnih mark.



Slika 20: Slikovni koordinatni sistem posnetka

Pretvorbo iz pikselskega v slikovni koordinatni sistem, prikazan na sliki 20, izvedemo z uporabo ravninske afine transformacije za vsak posnetek posebej:



Slika 21: Diagram transformacije v sistem robnih mark

Za določitev transformacijskih parametrov v diagramu na sliki 21 uporabimo robne marke, ki imajo koordinate določene v obeh omenjenih sistemih. Koordinate robnih mark, določene v slikovnem koordinatnem sistemu, so zapisane v datoteki *.CAM. Ta datoteka vsebuje vse tehnične podatke o uporabljeni kameri:

- opisni podatki o vrsti, tipu ter lastniku kamere,
- koordinati glavne točke,
- goriščna razdalja,
- koordinate robnih mark v slikovnem koordinatnem sistemu,
- podatki o radialni distorziji objektiva.

Datoteka s podatki o kameri, s katero je bil posnetek narejen, je prikazana v prilogi B.

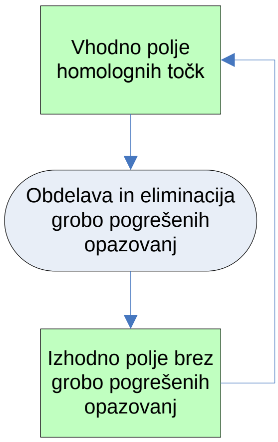
Na podlagi izračunanih transformacijskih parametrov lahko preslikamo koordinate slikovnih točk iz pikselskega v slikovni sistem posnetka.

3.2 Digitalna relativna orientacija

Avtomatizacija druge faze predstavlja izdelavo algoritma po enačbah, ki so predstavljene v poglavju 2.1 diplomskega dela. Ta faza se v primerjavi s prvo fazo ne spreminja v odvisnosti od načina zajema fotomeritev. Kot že večkrat povedano, so homologne točke tiste količine, ki jih DRO sprejme kot vhodne količine.

Po določitvi parov slikovnih točk v prvi fazi algoritem v tem delu najprej preveri singularnost matematičnega modela. Za pridobitev petih neznanih parametrov relativne orientacije namreč potrebujemo vsaj 5 parov slikovnih točk. V primeru, da ta pogoj ni izpolnjen, se izvajanje testnega programa prekine.

V naslednjem koraku se množica zajetih homolognih točk prepiše v vhodno začasno polje. Razlog za ta korak je v tem, da se po izvedbi relativne orientacije v tretji fazi vsa grobo pogrešena opazovanja izključijo iz obdelave, preostala opazovanja (tista brez grobih pogreškov) pa se prepišejo v izhodno polje. Homologne točke iz izhodnega polja se nato ponovno prepišejo v vhodno polje in postopek DRO se ponovi:



Slika 22: Diagram ravnanja s slikovnimi točkami znotraj obeh operativnih polj

(Opomba: pojem obdelava pomeni izvedbo postopkov v okviru faze 2)

Po napolnitvi vhodnega polja s homolognimi pari točk se v naslednjem koraku ustvari utežna matrika. Utežna matrika je na začetku enotska (P = I), kar je posledica dejstva, da so bile vse slikovne točke zajete na enak način in jim torej lahko pripišemo identično izhodiščno natančnost oz. privzamemo, da imajo enak vpliv na izračun neznank DRO. V fazi 3 pa se utežna matrika ponovno nastavi z novimi vrednostmi uteži, kar bo opisano v poglavju 3.3.

Programski algoritem nato določi dimenzije matrik B, f in x matričnega sistema posredne izravnave (enačba 11), glede na število parov točk v vhodnem polju. Poleg tega se nastavijo še začetne vrednosti neznank, kar je značilno za posredni model izravnave (enačba 9 oz. 17).

Nato se znotraj zanke začne iterativen postopek določitve orientacijskih parametrov in postopek izravnave. Neposredno po vstopu v zanko se najprej slikovne točke zarotirajo z ustreznima rotacijskima matrikama (enačba 6), tako da njihovi položajni vektorji postanejo koplanarni z baznim vektorjem. Po rotaciji se te točke uporabijo za zapolnitev matrik B in f z numeričnimi vrednostmi. Ko se obe matriki zapolnita z vsemi homolognimi točkami iz vhodnega polja, se izvede postopek izravnave. V okviru izravnave se najprej določi normalna matrika (enačba 12), nato pa se določi vektor popravkov približnih vrednosti neznank po enačbi 13 oz. 19. Proces izravnave vključuje tudi določitev popravkov opazovanj ter izračun ocene natančnosti neznank.

Opisani procesi znotraj zanke se izvajajo, dokler ne presežemo nekih predhodno določenih pogojev za zaustavitev njenega izvajanja. Pogoja sta:

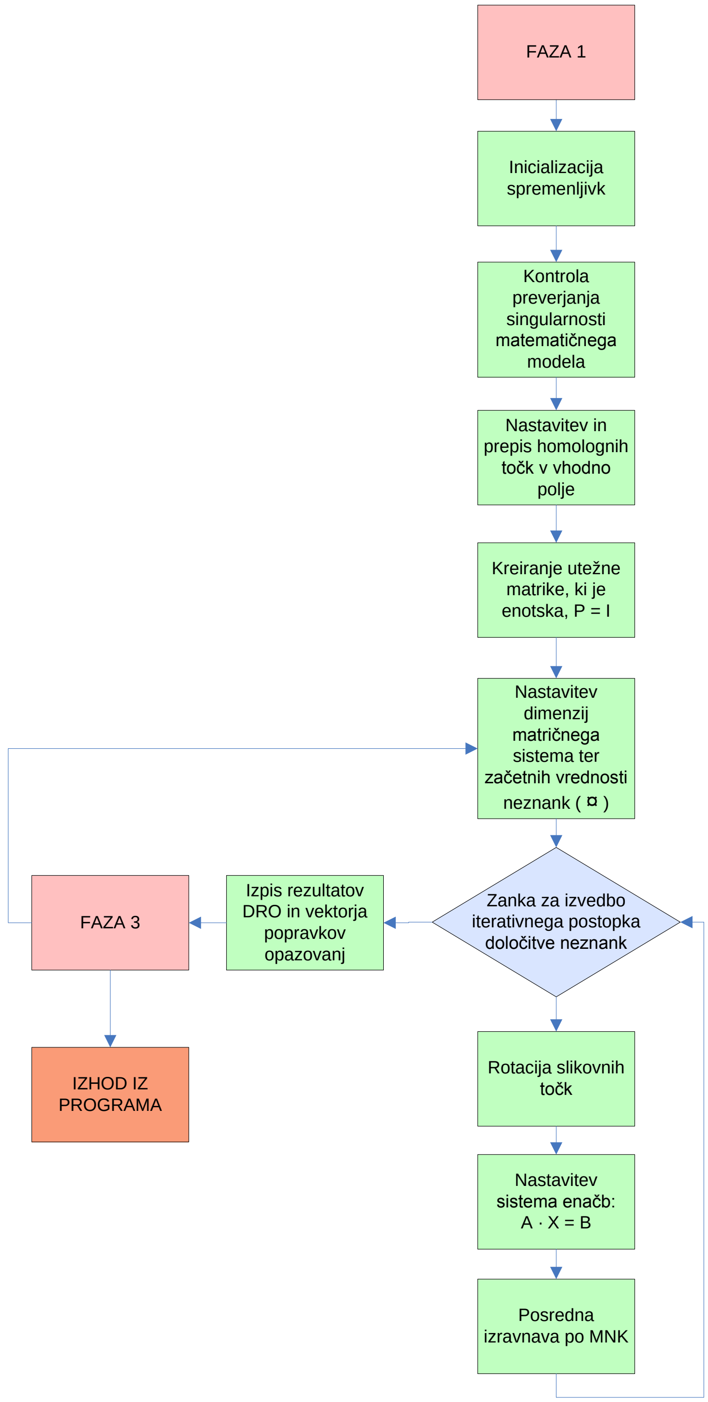
- maksimalno število iteracij (če matematični model DRO ne konvergira): 10,
- minimalne razlike med vrednostmi neznank v zadnjih dveh iteracijah: 0.00001.

Oba pogoja omogočata izhod iz zanke, kar je nujno predvsem v primeru, ko se zanka zaradi morebitnih napak v algoritmu ponavlja v nedogled. Po izhodu iz nje se izpiše vektor popravkov opazovanj in rezultati DRO. Med rezultate štejemo:

- vrednosti neznanih oz. iskanih orientacijskih parametrov,
- določitev ocene natančnosti neznank (standardne deviacije).

Popravki opazovanj služijo v nadaljevanju kot vhodni podatki za izvedbo faze 3.

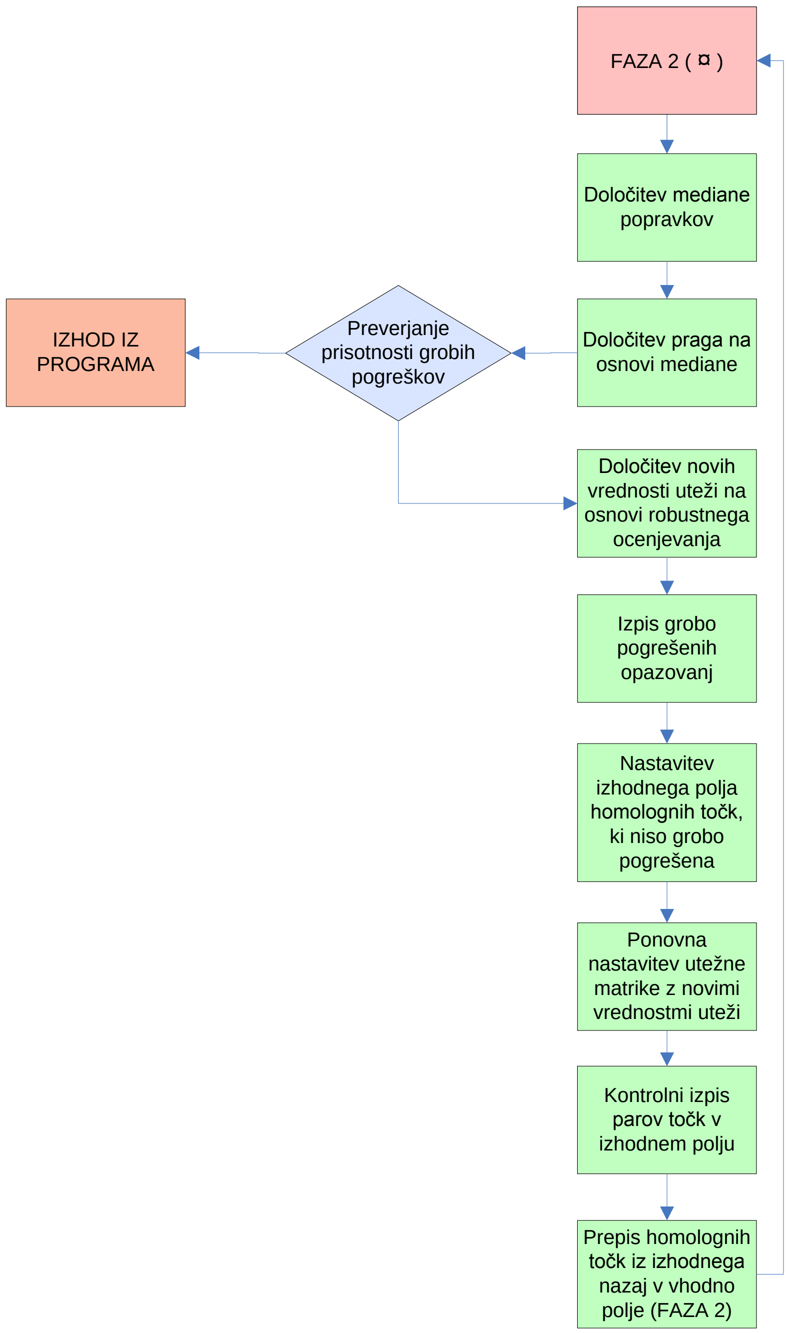
Na ravni algoritma sta fazi 2 in 3 povezani v zanko, saj se rezultati obdelave v okviru faze 3 prenesejo nazaj v fazo 2, na mesto, ki je v diagramu na sliki 23 označeno z (¤). Na tej sliki je opisan shematičen prikaz postopkov znotraj faze 2. V diagram je zaradi boljše preglednosti umeščena tudi faza 3, s čimer sem hotel nazorneje pokazati, kako sta ti dve fazi na programski ravni medsebojno povezani.



Slika 23: Diagram faze 2

3.3 Robustna ocena pogreškov opazovanj

Popravki opazovanj, določeni v fazi 2, predstavljajo količine, nad katerimi se v tem delu izvajajo tehnike robustne ocene pogreškov opazovanj. Ravno zato lahko te popravke obravnavamo kot neke vrste testne spremenljivke, na podlagi katerih opazovanja analiziramo oz. ovrednotimo. Tudi ta faza je neodvisna od načina zajema fotogrametričnih meritev.



Slika 24: Diagram faze 3

V diagramu faze 3 (slika 24) lahko vidimo, da se po vstopu v to fazo najprej določi mediana popravkov. Algoritem predhodno določi absolutne vrednosti popravkov, tako da se mediana dejansko določi na podlagi njihovih absolutnih vrednosti. Nato se določi prag, ki predstavlja tisto mejno vrednost, ki ločuje grobo pogrešena opazovanja od tistih, ki jih privzamemo kot sprejemljiva:

$$\text{prag} = n \cdot \text{mediana}, \; n \in Z \; \text{in} \; n \geq 2.$$

Vrednost praga lahko poljubno spreminjamo. V svojem programu sem za celoštevilsko vrednost faktorja izbral n = 3. To pomeni, da bodo vsa opazovanja, katerih popravki (njihove absolutne vrednosti) bodo večji od vrednosti praga, označeni kot grobo pogrešeni. Kot je razvidno iz diagrama na sliki 24, se v primeru, da algoritem na opisan način ne zazna nobenega grobega pogreška, programska procedura ustavi, saj ni potrebe po nadaljnji obdelavi opazovanj, kar pa v mojem primeru ni bilo ravno običajno (razlogi so navedeni v poglavju 4).

V nasprotnem primeru (vsaj eno opazovanje je grobo pogrešeno) algoritem ne povzroči izhoda iz programa, temveč se vsa opazovanja (ne samo tista, ki so grobo pogrešena) podrobneje ovrednotijo na podlagi tehnik robustne ocene, ki predstavljajo naslednji korak v tej fazi.

Robustna ocena pogreškov opazovanj poteka po postopkih, ki so opisani v poglavju 2.3. Bistvo teh tehnik je v analizi popravkov opazovanj. Glede na velikost le-teh se določijo nove vrednosti uteži opazovanj, pri čemer se za samo določevanje velikosti uteži uporabi izbrana utežna funkcija. Opazovanja, katerih popravki so večji kot prag, se izključijo iz vseh nadaljnjih obdelav. Testni program tudi izpiše vsa grobo pogrešena opazovanja.

Vsa opazovanja, ki niso grobo pogrešena, se vnesejo v izhodno polje (slika 22), nato pa se ponovno nastavi še utežna matrika z utežmi, določenimi v prejšnjem koraku. Matrika vsebuje samo uteži tistih opazovanj, ki so bila ugotovljena kot sprejemljiva za ponovno obdelavo.

Sledi izpis seznama homolognih točk, ki so vsebovana v izhodnem polju in torej niso grobo pogrešena. V zadnjem koraku te faze se homologne točke iz izhodnega prepišejo nazaj v vhodno polje in algoritem preskoči nazaj na fazo 2 (na mesto ¤). Nato se postopek faz 2 in 3 ponovi. Tako nastala krožna povezava obeh faz se, kot že rečeno, prekine šele takrat, ko v vhodnih podatkih ni več prisotnih grobih pogreškov.

4 PRIMERI TESTNIH PODATKOV IN DISKUSIJA

V tem delu so predstavljeni različni testni posnetki, ki sem jih uporabil za pridobitev vhodnih podatkov relativne orientacije. Poleg posnetkov so predstavljeni tudi rezultati DRO ter zaključki, ki jih glede na pridobljene rezultate lahko povzamemo.

4.1 DRO z ročnim in polavtomatskim zajemom točk

V primeru testiranja algoritma z ročnim in polavtomatskim zajemom fotomeritev sem uporabil sledeče testne posnetke:

- aeroposnetke (Leica RC30),
- posnetka fasade Pivovarne Union (Canon XM1),
- posnetke detajla na fasadi (Canon XM1),
- posnetke kalibracijskega okvirja (Canon XM1).

4.1.1 Aeroposnetki

V poglavju 3.1 sem izpostavil, da sem za izhodišče testiranja svojega testnega programa uporabil posnetke, narejene s kamero Leica RC30, saj so bile fotomeritve že zajete in preverjene brez napak. Izkazalo se je, da je bila ta odločitev dobra, saj je bilo tako algoritem DRO lažje testirati. Poleg tega so bile orientacije posnetkov predhodno izravnane v aerotriangulaciji. Iz absolutnih orientacij parov posnetkov sem lahko določil parametre relativne orientacije in tako kontroliral rezultate, ki sem jih dobil s testnim programom. Oba modela relativne orientacije (relativna orientacija neodvisnih modelov in relativna orientacija s priorientacijo) sem preizkusil na treh različnih stereoparih. Skenirani aeroposnetki zaradi svoje velikosti v tem delu niso predstavljeni, zato pa so v spodnjih preglednicah navedeni rezultati obdelave, ki sem jih pridobil s svojim testnim programom. Najprej so prikazani rezultati za posamezne pare aeroposnetkov, na koncu pa je podana preglednica primerjave natančnosti izračunanih parametrov relativne orientacije na vseh parih posnetkov za posamezen model relativne orientacije. Orientacijskih parametrov namreč ne moremo primerjati med seboj, saj ima vsak stereopar svoj niz parametrov, lahko pa primerjamo njihove natančnosti.

Rezultati relativne orientacije neodvisnih modelov:

- Aeroposnetki – stereopar 1:

Preglednica 3: Parametri modela relativne orientacije neodvisnih modelov za stereopar 1

PARAMETRI DRO	bx	by	bz	ω [grad]	φ [grad]	κ [grad]
Levi posnetek	0	0	0	**-0.975**	**-1.214**	**-0.248**
Desni posnetek	1	0	0	0	**-0.434**	**-2.384**

Preglednica 4: Natančnost parametrov relativne orientacije neodvisnih modelov za stereopar 1

NATANČNOSTI PARAMETROV	σ_ω [grad]	σ_φ [grad]	σ_κ [grad]
Levi posnetek	**± 0.003**	**± 0.004**	**± 0.007**
Desni posnetek	x	**± 0.003**	**± 0.007**

- Aeroposnetki – stereopar 2:

Preglednica 5: Parametri modela relativne orientacije neodvisnih modelov za stereopar 2

PARAMETRI DRO	bx	by	bz	ω [grad]	φ [grad]	κ [grad]
Levi posnetek	0	0	0	**-0.026**	**-0.347**	**-2.320**
Desni posnetek	1	0	0	0	**0.229**	**-0.087**

Preglednica 6: Natančnost parametrov relativne orientacije neodvisnih modelov za stereopar 2

NATANČNOSTI PARAMETROV	σ_ω [grad]	σ_φ [grad]	σ_κ [grad]
Levi posnetek	**± 0.004**	**± 0.003**	**± 0.011**
Desni posnetek	x	**± 0.003**	**± 0.011**

- Aeroposnetki – stereopar 3:

Preglednica 7: Parametri modela relativne orientacije neodvisnih modelov za stereopar 3

PARAMETRI DRO	bx	by	bz	ω [grad]	φ [grad]	κ [grad]
Levi posnetek	0	0	0	**-0.754**	**0.771**	**1.517**
Desni posnetek	1	0	0	0	**-0.138**	**-3.683**

Preglednica 8: Natančnost parametrov relativne orientacije neodvisnih modelov za stereopar 3

NATANČNOSTI PARAMETROV	σ_ω [grad]	σ_φ [grad]	σ_κ [grad]
Levi posnetek	**± 0.003**	**± 0.003**	**± 0.009**
Desni posnetek	x	**± 0.004**	**± 0.009**

Preglednica 9: Primerjava natančnosti parametrov relativne orientacije neodvisnih modelov

NATANČNOST PARAMETROV DRO	$\sigma_{\omega'}$ [grad]	$\sigma_{\varphi'}$ [grad]	$\sigma_{\kappa'}$ [grad]	$\sigma_{\varphi''}$ [grad]	$\sigma_{\kappa''}$ [grad]
Stereopar 1	**± 0.003**	**± 0.004**	**± 0.007**	**± 0.003**	**± 0.007**
Stereopar 2	**± 0.004**	**± 0.003**	**± 0.011**	**± 0.003**	**± 0.011**
Stereopar 3	**± 0.003**	**± 0.003**	**± 0.009**	**± 0.004**	**± 0.009**

Rezultati modela relativne orientacije s priorientacijo:

- Aeroposnetki – stereopar 1:

Preglednica 10: Parametri modela relativne orientacije s priorientacijo za stereopar 1

PARAMETRI DRO	bx	by	bz	ω [grad]	φ [grad]	κ [grad]
Levi posnetek	0	0	0	0	0	0
Desni posnetek	1	**-0.004**	**0.019**	**1.015**	**0.746**	**-2.148**

Preglednica 11: Natančnost parametrov relativne orientacije s priorientacijo za stereopar 1

NATANČNOSTI PARAMETROV	σ_{by}	σ_{bz}	σ_{ω} [grad]	σ_{φ} [grad]	σ_{κ} [grad]
Levi posnetek	x	x	x	x	x
Desni posnetek	**± 0.00011**	**± 0.00006**	**± 0.003**	**± 0.004**	**± 0.002**

- Aeroposnetki – stereopar 2:

Preglednica 12: Parametri modela relativne orientacije s priorientacijo za stereopar 2

PARAMETRI DRO	bx	by	bz	ω [grad]	φ [grad]	κ [grad]
Levi posnetek	0	0	0	0	0	0
Desni posnetek	1	**-0.036**	**0.005**	**0.014**	**0.577**	**2.233**

Preglednica 13: Natančnost parametrov relativne orientacije s priorientacijo za stereopar 2

NATANČNOSTI PARAMETROV	σ_{by}	σ_{bz}	σ_{ω} [grad]	σ_{φ} [grad]	σ_{κ} [grad]
Levi posnetek	x	x	x	x	x
Desni posnetek	**± 0.00017**	**± 0.00005**	**± 0.004**	**± 0.004**	**± 0.002**

- Aeroposnetki – stereopar 3:

Preglednica 14: Parametri modela relativne orientacije s priorientacijo za stereopar 3

PARAMETRI DRO	bx	by	bz	ω [grad]	φ [grad]	κ [grad]
Levi posnetek	0	0	0	0	0	0
Desni posnetek	1	**0.023**	**-0.012**	**0.688**	**-0.968**	**-5.189**

Preglednica 15: Natančnost parametrov relativne orientacije s priorientacijo za stereopar 3

NATANČNOSTI PARAMETROV	σ_{by}	σ_{bz}	σ_{ω} [grad]	σ_{φ} [grad]	σ_{κ} [grad]
Levi posnetek	x	x	x	x	x
Desni posnetek	**± 0.00015**	**± 0.00005**	**± 0.003**	**± 0.004**	**± 0.002**

Preglednica 16: Primerjava natančnosti parametrov relativne orientacije s priorientacijo

NATANČNOST PARAMETROV DRO	σ_{by}	σ_{bz}	σ_{ω} [grad]	σ_{φ} [grad]	σ_{κ} [grad]
Stereopar 1	**± 0.00011**	**± 0.00006**	**± 0.003**	**± 0.004**	**± 0.002**
Stereopar 2	**± 0.00017**	**± 0.00005**	**± 0.004**	**± 0.004**	**± 0.002**
Stereopar 3	**± 0.00015**	**± 0.00005**	**± 0.003**	**± 0.004**	**± 0.002**

Komentar dobljenih rezultatov:

Parametri DRO, ki sem jih za posamezen stereopar določil s testnim programom, se ujemajo s tistimi, izračunanimi iz absolutnih orientacij za posamezen par aeroposnetkov. S tem je bila dokazana pravilnost delovanja programa. V splošnem lahko glede na dobljene rezultate zaključimo, da so orientacijski parametri v primeru relativne orientacije s priorientacijo bolj obstojni oz. robustni. V primerjalni preglednici tega modela orientacije lahko opazimo manjša nihanja med vrednostmi natančnosti parametrov kot v primeru relativne orientacije neodvisnih modelov.

4.1.2 Posnetka fasade Pivovarne Union

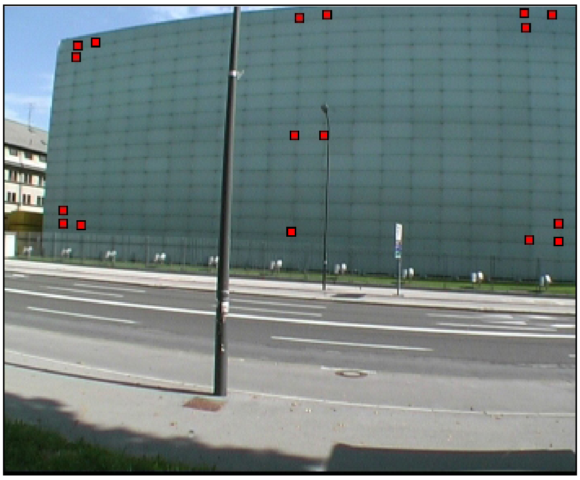
Posnetka pročelja fasade Pivovarne Union sta bila posneta s parom digitalnih kamer Canon XM1. Oddaljenost od pročelja fasade je bila zelo velika v primerjavi s snemalno bazo, ki je merila dober meter. Razlog za tako majhno bazo je v tem, da se snemalni sistem (slika 12) uporablja predvsem za izvajanje bližnjeslikovnih terestričnih snemanj (predvsem cestne infrastrukture), za kar pa ni potrebna velika baza.

Levi posnetek

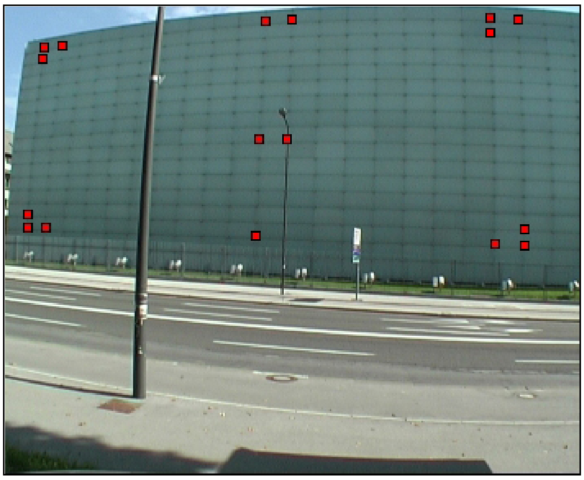
Desni posnetek

Slika 25: Levi in desni posnetek fasade pivovarne Union

Na obeh posnetkih sem v programu DOG ročno zajel točke, ki so označene z rdečimi kvadratki (*opomba: robne marke niso prikazane*):



Levi posnetek



Desni posnetek

Slika 26: V programu DOG zajete slikovne točke na posnetkih fasade Uniona

Na podlagi zajetih slikovnih točk sem tudi v tem primeru določil parametre za oba modela orientacije in njihove natančnosti.

Rezultati relativne orientacije neodvisnih modelov:

Preglednica 17: Parametri modela relativne orientacije neodvisnih modelov za posnetka fasade Pivovarne Union

PARAMETRI DRO	bx	by	bz	ω [grad]	φ [grad]	κ [grad]
Levi posnetek	0	0	0	**0.187**	**-4.397**	**12.399**
Desni posnetek	1	0	0	0	**-1.694**	**12.201**

Preglednica 18: Natančnost parametrov modela relativne orientacije neodvisnih modelov za posnetka fasade Pivovarne Union

NATANČNOSTI PARAMETROV	σ_ω [grad]	σ_φ [grad]	σ_κ [grad]
Levi posnetek	**± 0.001**	**± 0.087**	**± 0.187**
Desni posnetek	x	**± 0.091**	**± 0.185**

Rezultati modela relativne orientacije s priorientacijo:

Preglednica 19: Parametri modela relativne orientacije s priorientacijo za posnetka fasade Pivovarne Union

PARAMETRI DRO	bx	by	bz	ω [grad]	φ [grad]	κ [grad]
Levi posnetek	0	0	0	0	0	0
Desni posnetek	1	**0.161**	**0.047**	**-0.281**	**2.729**	**-0.181**

Preglednica 20: Natančnost parametrov modela relativne orientacije s priorientacijo za posnetka fasade Pivovarne Union

NATANČNOSTI PARAMETROV	σ_{by}	σ_{bz}	σ_{ω} [grad]	σ_{φ} [grad]	σ_{κ} [grad]
Levi posnetek	x	x	x	x	x
Desni posnetek	**± 0.007**	**± 0.003**	**± 0.019**	**± 0.012**	**± 0.003**

Komentar rezultatov:

V tem primeru se je izkazalo, da so pridobljeni rezultati slabe kakovosti iz več razlogov. Slabša je že sama kakovost uporabljenih kamer, poleg tega pa je bila slaba tudi snemalna konfiguracija. Ob taki snemalni postavitvi pogreški položaja z oddaljenostjo zelo hitro naraščajo, saj so žarki na večjih oddaljenostih že skoraj vzporedni. Pogreški presekov homolognih žarkov lahko zato v skrajnem primeru povzročijo divergenco matematičnega modela in algoritmu onemogočijo izračun orientacijskih parametrov. Rezultate izračunov sem sicer predstavil, vendar pa niso ravno primerljivi z ostalimi, pridobljenimi z istima kamerama. To velja še posebej za relativno orientacijo neodvisnih modelov.

4.1.3 Posnetki detajla na fasadi

Rezultati snemanja fasade Pivovarne Union so bili slabi predvsem zaradi velike oddaljenosti snemalnega sistema, zato smo se pri vseh nadaljnjih snemanjih snemalnim objektom približali v neposredno bližino. Tudi ti posnetki detajla (okenske mreže) so bili posneti s kamerama Canon, in sicer v dveh različnih časovnih trenutkih. Na ta način sem dobil dva različna stereopara z enako slikovno vsebino, hkrati pa sem lahko ugotavljal, kako se orientacijski parametri snemalnega sistema (slika 12) s časom spreminjajo, kljub temu da sta kameri fiksirani na nosilcu. Časovno spreminjanje vrednosti parametrov je predvsem posledica tehnične nedovršenosti kamer. Tudi slikovne točke sem na obeh stereoparih zajel na istih mestih.

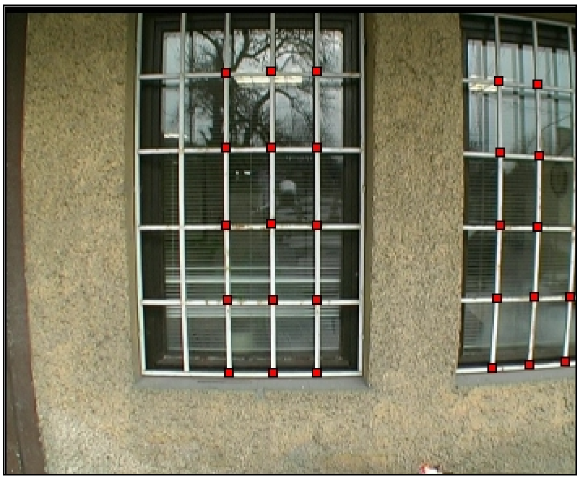
Slika 27: Snemanje fasadnega detajla in kalibracijskega okvirja

- Stereopar 1:

Levi posnetek Desni posnetek

Slika 28: Levi in desni posnetek detajla na fasadi

In v programu DOG zajete slikovne točke:



Levi posnetek

Desni posnetek

Slika 29: V programu DOG zajete slikovne točke na posnetkih detajla na fasadi

Rezultati modela relativne orientacije neodvisnih modelov:

Preglednica 21: Parametri modela relativne orientacije neodvisnih modelov za stereopar 1 detajla na fasadi

PARAMETRI DRO	bx	by	bz	ω [grad]	φ [grad]	κ [grad]
Levi posnetek	0	0	0	**1.126**	**-1.936**	**-1.332**
Desni posnetek	1	0	0	0	**-0.067**	**-1.614**

Preglednica 22: Natančnost parametrov modela relativne orientacije neodvisnih modelov za stereopar 1 detajla na fasadi

NATANČNOSTI PARAMETROV	σ_ω [grad]	σ_φ [grad]	σ_κ [grad]
Levi posnetek	**± 0.010**	**± 0.006**	**± 0.023**
Desni posnetek	x	**± 0.004**	**± 0.022**

Rezultati modela relativne orientacije s priorientacijo:

Preglednica 23: Parametri modela relativne orientacije s priorientacijo za stereopar 1 detajla na fasadi

PARAMETRI DRO	bx	by	bz	ω [grad]	φ [grad]	κ [grad]
Levi posnetek	0	0	0	0	0	0
Desni posnetek	1	**-0.021**	**0.030**	**-1.118**	**1.873**	**-0.249**

Preglednica 24: Natančnost parametrov modela relativne orientacije s priorientacijo za stereopar 1 detajla na fasadi

NATANČNOSTI PARAMETROV	σ_{by}	σ_{bz}	σ_{ω} [grad]	σ_{φ} [grad]	σ_{κ} [grad]
Levi posnetek	x	x	x	x	x
Desni posnetek	**± 0.0004**	**± 0.0001**	**± 0.010**	**± 0.006**	**± 0.001**

- Stereopar 2 (Posnetka sta enaka kot v primeru stereopara 1):

Rezultati modela relativne orientacije neodvisnih modelov:

Preglednica 25: Parametri modela relativne orientacije neodvisnih modelov za stereopar 2 detajla na fasadi

PARAMETRI DRO	bx	by	bz	ω [grad]	φ [grad]	κ [grad]
Levi posnetek	0	0	0	**1.151**	**-1.840**	**-1.369**
Desni posnetek	1	0	0	0	**-0.006**	**-1.620**

Preglednica 26: Natančnost parametrov modela relativne orientacije neodvisnih modelov za stereopar 2 detajla na fasadi

NATANČNOSTI PARAMETROV	σ_ω [grad]	σ_φ [grad]	σ_κ [grad]
Levi posnetek	**± 0.002**	**± 0.001**	**± 0.004**
Desni posnetek	x	**± 0.001**	**± 0.004**

Rezultati modela relativne orientacije s priorientacijo:

Preglednica 27: Parametri modela relativne orientacije s priorientacijo za stereopar 2 detajla na fasadi

PARAMETRI DRO	bx	by	bz	ω [grad]	φ [grad]	κ [grad]
Levi posnetek	0	0	0	0	0	0
Desni posnetek	1	**-0.022**	**0.028**	**-1.145**	**1.837**	**-0.216**

Preglednica 28: Natančnost parametrov modela relativne orientacije s priorientacijo za stereopar 2 detajla na fasadi

NATANČNOSTI PARAMETROV	σ_{by}	σ_{bz}	σ_ω [grad]	σ_φ [grad]	σ_κ [grad]
Levi posnetek	x	x	x	x	x
Desni posnetek	**± 0.0001**	**± 0.00001**	**± 0.002**	**± 0.0003**	**± 0.0001**

4.1.4 Posnetki kalibracijskega okvirja

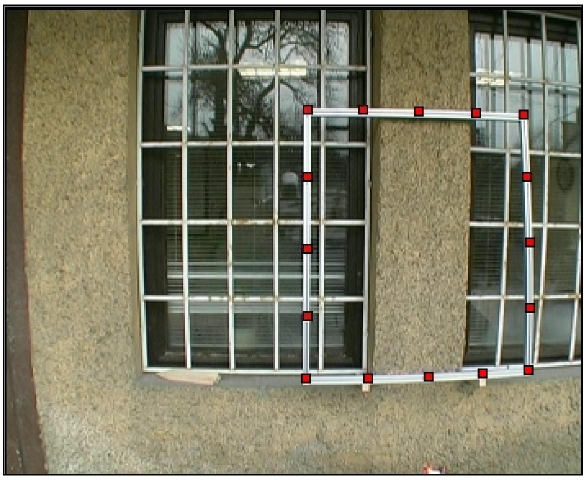
V tem primeru smo uporabili poseben kalibracijski okvir, na katerega smo pritrdili tarče. Snemanje smo izvedli s kamero Canon. Najprej smo postavili okvir na fiksno mesto (okenska polica), na drugem stereoparu pa smo okvir držali v stereo območju kamere na ustrezni oddaljenosti. Zlasti v tem primeru je bilo zelo važno, da smo iz video posnetka kamer pridobili dva povsem sinhronizirana posnetka. Samo na ta način se je bilo mogoče izogniti neprestanemu premikanju okvirja in pridobiti ustrezna stereo posnetka.

- Stereopar 1: posnetka kalibracijskega okvirja na fiksnem mestu:

Levi posnetek Desni posnetek

Slika 30: Levi in desni posnetek okvirja na fiksnem mestu

In v programu DOG zajete slikovne točke:



Levi posnetek Desni posnetek

Slika 31: V programu DOG zajete točke na posnetkih okvirja na fiksnem mestu

Rezultati modela relativne orientacije neodvisnih modelov:

Preglednica 29: Parametri modela relativne orientacije neodvisnih modelov za stereopar 1 kalibracijskega okvirja

PARAMETRI DRO	bx	by	bz	ω [grad]	φ [grad]	κ [grad]
Levi posnetek	0	0	0	**0.890**	**-1.716**	**-0.788**
Desni posnetek	1	0	0	0	**0.249**	**-1.078**

Preglednica 30: Natančnost parametrov modela relativne orientacije neodvisnih modelov za stereopar 1 kalibracijskega okvirja

NATANČNOSTI PARAMETROV	σ_ω [grad]	σ_φ [grad]	σ_κ [grad]
Levi posnetek	**± 0.013**	**± 0.006**	**± 0.029**
Desni posnetek	x	**± 0.006**	**± 0.028**

Rezultati modela relativne orientacije s priorientacijo:

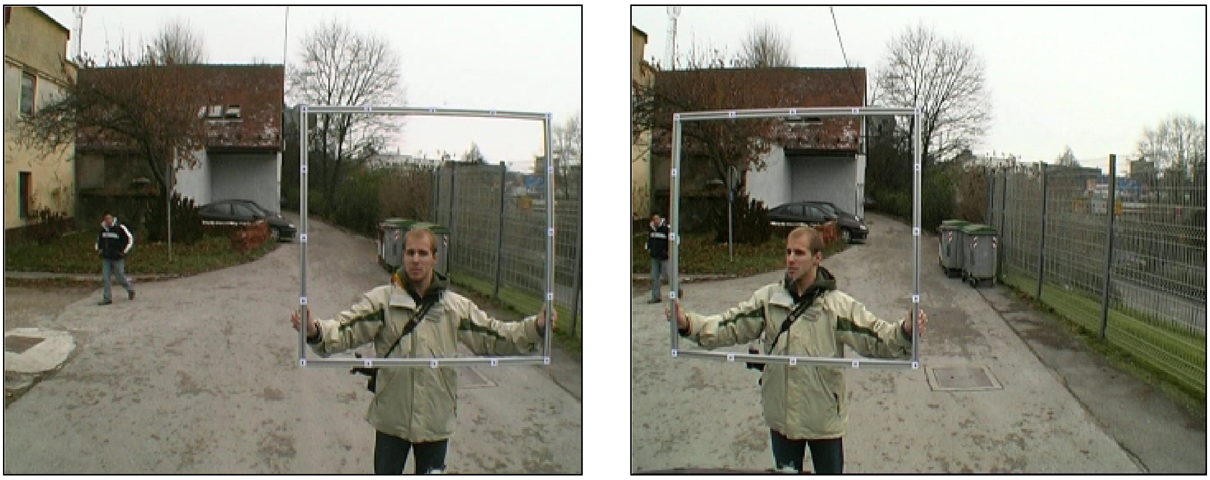
Preglednica 31: Parametri modela relativne orientacije s priorientacijo za stereopar 1 kalibracijskega okvirja

PARAMETRI DRO	bx	by	bz	ω [grad]	φ [grad]	κ [grad]
Levi posnetek	0	0	0	0	0	0
Desni posnetek	1	**-0.013**	**0.027**	**-0.882**	**1.969**	**-0.263**

Preglednica 32: Natančnost parametrov modela relativne orientacije s priorientacijo za stereopar 1 kalibracijskega okvirja

NATANČNOSTI PARAMETROV	σ_{by}	σ_{bz}	σ_{ω} [grad]	σ_{φ} [grad]	σ_{κ} [grad]
Levi posnetek	x	x	x	x	x
Desni posnetek	**± 0.0005**	**± 0.0001**	**± 0.014**	**± 0.010**	**± 0.002**

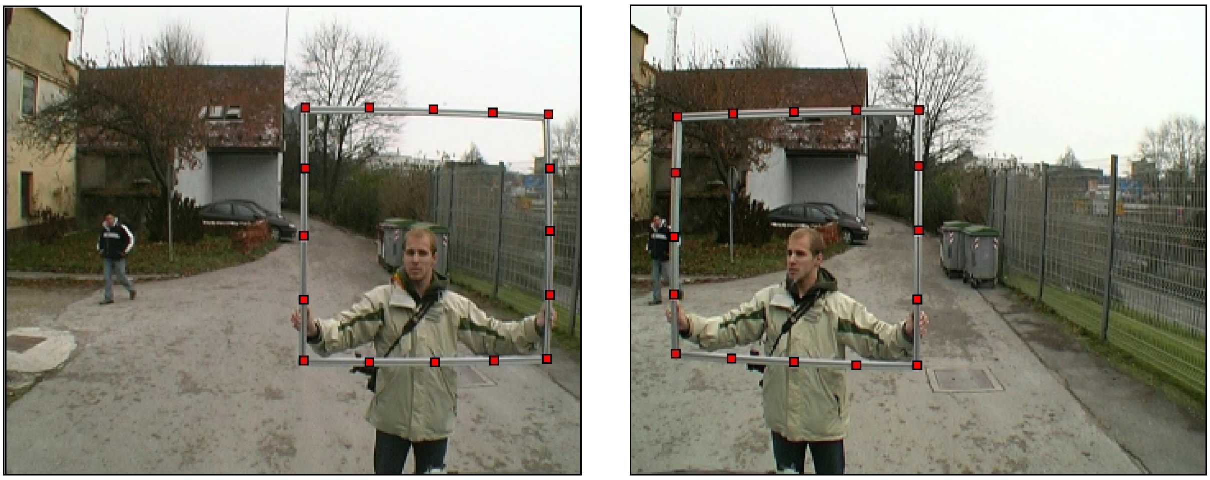
- Stereopar 2: sinhronizirana posnetka kalibracijskega okvirja v premikanju



Levi posnetek Desni posnetek

Slika 32: Levi in desni posnetek okvirja v premikanju

In v programu DOG zajete slikovne točke:



Levi posnetek Desni posnetek

Slika 33: V programu DOG zajete točke na posnetkih okvirja v premikanju

Rezultati modela relativne orientacije neodvisnih modelov:

Preglednica 33: Parametri modela relativne orientacije neodvisnih modelov za stereopar 2 kalibracijskega okvirja

PARAMETRI DRO	bx	by	bz	ω [grad]	φ [grad]	κ [grad]
Levi posnetek	0	0	0	**1.162**	**-1.620**	**-1.288**
Desni posnetek	1	0	0	0	**0.149**	**-1.581**

Preglednica 34: Natančnost parametrov modela relativne orientacije neodvisnih modelov za stereopar 2 kalibracijskega okvirja

NATANČNOSTI PARAMETROV	σ_ω [grad]	σ_φ [grad]	σ_κ [grad]
Levi posnetek	**± 0.015**	**± 0.006**	**± 0.032**
Desni posnetek	x	**± 0.006**	**± 0.032**

Rezultati modela relativne orientacije s priorientacijo:

Preglednica 35: Parametri modela relativne orientacije s priorientacijo za stereopar 2 kalibracijskega okvirja

PARAMETRI DRO	bx	by	bz	ω [grad]	φ [grad]	κ [grad]
Levi posnetek	0	0	0	0	0	0
Desni posnetek	1	**-0.021**	**0.025**	**-1.155**	**1.774**	**-0.261**

Preglednica 36: Natančnost parametrov modela relativne orientacije s priorientacijo za stereopar 2 kalibracijskega okvirja

NATANČNOSTI PARAMETROV	σ_{by}	σ_{bz}	σ_{ω} [grad]	σ_{φ} [grad]	σ_{κ} [grad]
Levi posnetek	x	x	x	x	x
Desni posnetek	**± 0.0005**	**± 0.0001**	**± 0.016**	**± 0.010**	**± 0.002**

Na koncu je podana še preglednica primerjave rezultatov, pridobljenih s kamero Canon XM1, za sledeče posnetke:

- oba para posnetkov fasadnega detajla,
- oba para posnetkov kalibracijskega okvirja.

Na podlagi te preglednice lahko vidimo, kako se orientacijski parametri snemalnega sistema spreminjajo. Ker sta obe kameri fiksirani na nosilcu, so parametri med seboj dejansko primerljivi.

Preglednica 37: Primerjava parametrov relativne orientacije neodvisnih modelov za kameri Canon XM1

DRO neodvisnih modelov		ω' [grad]	φ' [grad]	κ' [grad]	φ'' [grad]	κ'' [grad]
Posnetki detajla na fasadi	Stereopar 1	1.126	-1.936	-1.332	-0.067	-1.614
	Stereopar 2	1.151	-1.840	-1.369	-0.006	-1.620
Posnetki kalib. okvirja	Stereopar 1	0.890	-1.716	-0.788	0.249	-1.078
	Stereopar 2	1.162	-1.620	-1.288	0.149	-1.581

Preglednica 38: Primerjava parametrov relativne orientacije s priorientacijo za kameri Canon XM1

DRO s priorientacijo		by	bz	ω [grad]	φ [grad]	κ [grad]
Posnetki detajla na fasadi	Stereopar 1	-0.021	0.030	-1.118	1.873	-0.249
	Stereopar 2	-0.022	0.028	-1.145	1.837	-0.216
Posnetki kalib. okvirja	Stereopar 1	-0.013	0.027	-0.882	1.969	-0.263
	Stereopar 2	-0.021	0.025	-1.155	1.774	-0.261

Komentar dobljenih rezultatov:

Iz zgornjih dveh preglednic lahko vidimo, da so rezultati dokaj primerljivi, kar velja še posebno za model DRO s priorientacijo, ki se je tudi tokrat izkazal kot primernejši oz. stabilnejši. Bazni komponenti nihata zelo malo, več spreminjanja je opaziti pri rotacijskih kotih. Kljub temu so te spremembe majhne in po mojem mnenju znotraj sprejemljivih odstopanj. Tudi če primerjamo rezultate natančnosti določitve parametrov, lahko ugotovimo, da se gibljejo okrog nekih stalnih vrednosti.

4.2 DRO z avtomatskim zajemom fotomeritev

Relativno orientacijo z avtomatskim zajemom točk sem testiral samo na enem stereoparu, saj je bil moj glavni namen pokazati, če so orientacijski parametri primerljivi s tistimi, ki sem jih pridobil z ročnim oz. polavtomatskim zajemom vhodnih podatkov. Rezultati obeh prejšnjih načinov zajema torej pomenijo neke vrste kontrolo oz. podajajo velikostni razred parametrov, hkrati pa kažejo tudi velikost njihovih časovnih sprememb. Posnetka sta bila narejeni s snemalnim sistemom kamer Canon XM1, rezultati relativne orientacije pa zato primerljivi z ostalimi, predstavljenimi v preglednicah 37 in 38. Število homolognih točk je bilo v tem primeru precej večje kot pri prejšnjih dveh metodah zajema.

Levi posnetek

Desni posnetek

Slika 34: Levi in desni posnetek pri avtomatskem zajemu točk

Na sliki 35 lahko vidimo povečan prikaz avtomatsko določenih slikovnih točk na levem posnetku v zeleni barvi in izris iskalnih oken na desnem posnetku v rdeči barvi:

Levi posnetek

Desni posnetek

Slika 35: Avtomatsko določene točke na levem in izris iskalnih oken na desnem posnetku

Rezultati so predstavljeni v preglednicah 39, 40, 41 in 42.

Rezultati modela relativne orientacije neodvisnih modelov:

Preglednica 39: Parametri modela relativne orientacije neodvisnih modelov z avtomatskim zajemom homolognih točk

PARAMETRI DRO	bx	by	bz	ω [grad]	φ [grad]	κ [grad]
Levi posnetek	0	0	0	**0.874**	**-1.808**	**-0.694**
Desni posnetek	1	0	0	0	**-0.410**	**-0.867**

Preglednica 40: Natančnost parametrov modela relativne orientacije neodvisnih modelov z avtomatskim zajemom homolognih točk

NATANČNOSTI PARAMETROV	σ_ω [grad]	σ_φ [grad]	σ_κ [grad]
Levi posnetek	**± 0.006**	**± 0.003**	**± 0.011**
Desni posnetek	x	**± 0.024**	**± 0.010**

Rezultati modela relativne orientacije s priorientacijo:

Preglednica 41: Parametri modela relativne orientacije s priorientacijo z avtomatskim zajemom homolognih točk

PARAMETRI DRO	bx	by	bz	ω [grad]	φ [grad]	κ [grad]
Levi posnetek	0	0	0	0	0	0
Desni posnetek	1	**-0.011**	**0.028**	**-0.844**	**1.486**	**-0.167**

Preglednica 42: Natančnost parametrov modela relativne orientacije s priorientacijo z avtomatskim zajemom homolognih točk

NATANČNOSTI PARAMETROV	σ_{by}	σ_{bz}	σ_{ω} [grad]	σ_{φ} [grad]	σ_{κ} [grad]
Levi posnetek	x	x	x	x	x
Desni posnetek	**± 0.0002**	**± 0.0001**	**± 0.007**	**± 0.029**	**± 0.003**

4.2.1 Poseben primer avtomatskega zajema slikovnih točk

Tudi v tem primeru so bili posnetki narejeni s snemalnim sistemom kamer Canon XM1, vendar zaradi velikega števila stereoparov le-ti v nadaljevanju niso posebej prikazani (sekvenca posnetkov). Postopek zajema točk je opisan v poglavju 3.1.3.1.

Rezultati modela relativne orientacije neodvisnih modelov:

Preglednica 43: Parametri modela relativne orientacije neodvisnih modelov z avtomatskim zajemom homolognih točk iz sekvence posnetkov

PARAMETRI DRO	bx	by	bz	ω [grad]	φ [grad]	κ [grad]
Levi posnetek	0	0	0	**0.838**	**-1.775**	**-0.694**
Desni posnetek	1	0	0	0	**0.354**	**-0.998**

Preglednica 44: Natančnost parametrov modela relativne orientacije neodvisnih modelov z avtomatskim zajemom homolognih točk iz sekvence posnetkov

NATANČNOSTI PARAMETROV	σ_{ω} [grad]	σ_{φ} [grad]	σ_{κ} [grad]
Levi posnetek	**± 0.004**	**± 0.004**	**± 0.011**
Desni posnetek	x	**± 0.004**	**± 0.011**

Rezultati modela relativne orientacije s priorientacijo:

Preglednica 45: Parametri modela relativne orientacije s priorientacijo z avtomatskim zajemom homolognih točk iz sekvence posnetkov

PARAMETRI DRO	bx	by	bz	ω [grad]	φ [grad]	κ [grad]
Levi posnetek	0	0	0	0	0	0
Desni posnetek	1	**-0.011**	**0.028**	**-0.830**	**2.132**	**-0.277**

Preglednica 46: Natančnost parametrov modela relativne orientacije s priorientacijo z avtomatskim zajemom homolognih točk iz sekvence posnetkov

NATANČNOSTI PARAMETROV	σ_{by}	σ_{bz}	σ_{ω} [grad]	σ_{φ} [grad]	σ_{κ} [grad]
Levi posnetek	x	x	x	x	x
Desni posnetek	**± 0.0002**	**± 0.0001**	**± 0.005**	**± 0.006**	**± 0.001**

Komentar dobljenih rezultatov:

Rezultati relativne orientacije, ki sem jih pridobil na podlagi avtomatskega zajema homolognih točk so vsekakor primerljivi z ostalimi, pridobljenimi s snemalnim sistemom kamer Canon XM1 (preglednici 37 in 38). Kot v vseh prejšnjih primerih se tudi tokrat izkaže, da parametri relativne orientacije neodvisnih modelov nihajo v večji meri kot v primeru modela s priorientacijo. Na podlagi rezultatov tega modela lahko zaključimo, da avtomatska izvedba relativne orientacije zagotavlja dobre rezultate v zelo kratkem času. S tem je hkrati potrjena smiselnost uporabe avtomatiziranega pristopa.

5 ZAKLJUČKI

Testni program avtomatiziranega postopka relativne orientacije omogoča bistveno hitrejšo določitev orientacijskih parametrov kot pri polavtomatskem oz. ročnem postopku. Kljub temu da ima avtomatiziran pristop pred tradicionalno izvedbo relativne orientacije časovno prednost, pa je operaterjeva prisotnost pri izvajanju programa še vedno zaželena, v smislu nadzorovanja izvajanja algoritma. Delovanje programa ocenjujem kot dobro, kljub temu da bi bilo potrebno določene dele še nekoliko optimizirati. S tem bi program postal še uporabnejši oz. zanesljivejši. Zanesljivost pa je tista lastnost, ki je poleg kakovosti rezultatov zelo pomembna na področju avtomatiziranih postopkov. Program je zgrajen tako, da sta zajem podatkov in izračun parametrov orientacije med seboj ločena. Na takšen način lahko uporabimo različne metode za zajem homolognih točk neodvisno od postopka izračuna rezultatov v nadaljevanju. Rezultat zajema je v vseh primerih datoteka parov slikovnih točk, ki predstavlja izhodišče za postopek relativne orientacije.

Poudaril bi, da sem imel pri izdelavi programa nemalokrat težave s pomanjkanjem znanja, predvsem na področju robustne ocene pogreškov, ki je vsebinsko zelo obsežno in nemalokrat tudi zahtevno za razumevanje. V program sem zato vključil samo del robustnih tehnik. S tem sem hotel pokazati, kako v principu delujejo in kdaj je njihova uporaba smiselna oz. primerna. Z rezultati relativne orientacije sem zadovoljen, zlasti ker sem na podlagi njihovih vrednosti dobil potrdilo, da programski algoritem pravilno deluje. Odstopanja, ki se pojavijo pri rezultatih, dobljenih s snemalnim sistemom kamer Canon, po mojem mnenju ne izvirajo iz programa, ampak iz tehničnih pomanjkljivosti sistema.

Z izdelavo testnega programa sem obenem hotel nakazati, v katero smer gredo smernice na področju digitalne fotogrametrije. Ta veja geodezije bo v prihodnosti zagotovo še pomembnejša predstavnica na področju zajema in obdelave prostorskih podatkov, v veliki meri zahvaljujoč ravno avtomatizaciji postopkov. Program, ki sem ga izdelal, bi tako lahko v bodoče uporabljali za izračun relativne orientacije snemalnega sistema Canon pred začetkom snemanja. Na podlagi poznane relativne orientacije kamer bi lahko sistem uporabili za avtomatsko sledenje objektov in predstavitev njihovega gibanja v izbranem koordinatnem sistemu. Zaenkrat je to še ideja, za katero upam, da bo realizirana v bližnji prihodnosti.

VIRI

Uporabljeni viri:

Albertz, J., Kreiling, W. 1989. Photogrammetrisches Taschenbuch. Karlsruhe, založba Wichmann: str. 215, 218, 219.

Baltsavias, E. P., Beyer, H. A., Fritsch, D., Lenz,, R. K. 1990. Tutorial – Fundamentals of Real-Time Photogrammetry. ETH Zürich.

Förstner, W., Gülch, E. 1987. A Fast Operator for Detection and Precise Location of Distinct Points, Corners and Centres of Circular Features. V: Proceedings Intercommission Conference on Fast Processing of Photogrammetric Data. Interlaken: str. 281–305.

Fritsch, D., Hahn, M., Haala, N., Sester, M. 1993. Tutorial – Photogrammetric Image Processing ’93. Stuttgart , Institut für Photogrammetrie.

Robust Estimation. http://www.library.cornell.edu/nr/bookcpdf/c15-7.pdf (12.12.2005).

Robust Estimation Techniques. http://www.ipf.tuwien.ac.at/fr/buildings/diss/node55.html (9.12.2995).

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 dizertacija. Dunaj, TU Wien.

Schenk, T. 1999. Digital Photogrammetry, Volume I, Background, Fundamentals, Automatic Orientation Procedures. The Ohio State University, založba Terrascience: str. 349–355.

Vollmerhaus, D. 1987. A Fast Algorithm for Local Matching of Patterns in Images. V: Proceedings Intercommission Conference on Fast Processing of Photogrammetric Data. Interlaken: str. 273–280.

Vovk, J. 1998. Avtomatsko generiranje digitalnega modela reliefa na osnovi aeroposnetkov. Diplomska naloga. Ljubljana, Univerza v Ljubljani, Fakulteta za računalništvo in informatiko: str. 17, 18, 37.

Ostali viri:

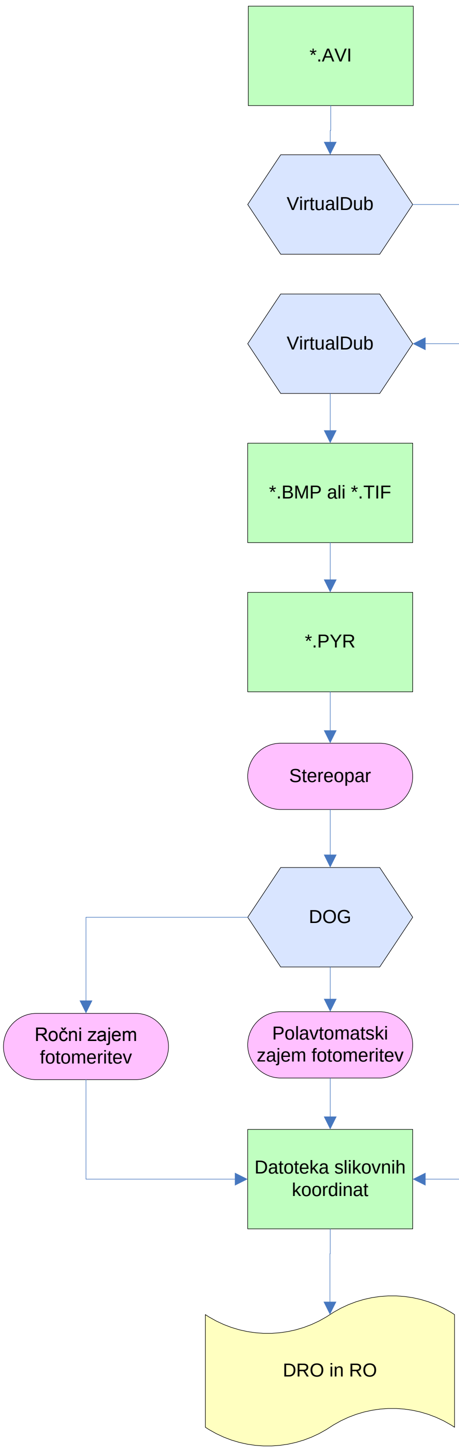
Amer, F. 1974. Photogrammetric Triangulation (part II), Digital Orientation of a Stereomodel and Digital Strip Formation.

Radwan, M. 1979. Digital orientation lecture notes.

Tang, L., Heipke, C. 1993. An approach for automatic relative orientation. V: Gruen, A., Kahman, H. Optical 3-D measurement techniques II, založba Wichmann: str. 347–354.

PRILOGE

Priloga A: Predhodna obdelava podatkov snemanja s kamero Canon XM1



Priloga B: Datoteka s podatki o kameri *.CAM

CAM1.cam - Notepad

File Edit Format View Help

```
[CAM]
VER=2.00
[CAMERA]
ID=
NAME=    "CNNDVDW"
DESC=    "Cannon"
COMMENT= "Digitalna video kamera 720x576"
OWNER=   "Dfg"
TYPE=    "0"
SERNUM=  "0"
[LENS]
TYPE=    "0"
SERNUM=  "0"
[RESEAU]
TYPE=
SERNUM=
[CALIB]
VER=2.00
DATE=20011219
[IOR]
PPS=  0.000  0.000
PPA=  0.625 -3.598
FC=   0.000  0.000
CFL=573.054
[FID]
NFID=4
1 -388.0  -288.0
2  388.0  -288.0
3 -388.0   288.0
4  388.0   288.0
[RADIST]
VER=2.00
A1=
A2=
R0=
NDV=21
 0   0.000      0.000
 1  25.000   2700.189
 2  50.000   5339.469
 3  75.000   7856.932
 4 100.000  10191.669
 5 125.000  12282.773
```

Priloga C: Prikaz programske procedure

```
DROTest  v1.00 (2005/08/12) for NT
Copyright (C) 2005 Rok

Spisek prebranih homolognih točk:

      30     30.641  -142.770  -573.054     -252.842  -146.666  -571.478
      31    -22.882  -143.146  -573.054     -307.687  -146.976  -571.478
      33    -76.761  -142.986  -573.054     -361.941  -146.866  -571.478
      34     30.975   -60.515  -573.054     -255.367   -64.177  -571.478
      35    -22.899   -60.600  -573.054     -310.326   -64.004  -571.478
      36    -77.367   -60.947  -573.054     -365.417   -64.134  -571.478
      37     31.158    24.139  -573.054     -257.530    20.374  -571.478
      38    -23.529    24.314  -573.054     -313.319    21.021  -571.478
      39    -78.533    24.033  -573.054     -369.061    21.275  -571.478
      40     31.475   111.301  -573.054     -260.120   107.376  -571.478
      41    -23.710   111.641  -573.054     -316.097   108.264  -571.478
      42    -79.525   111.798  -573.054     -371.754   108.645  -571.478
      43     31.730   199.128  -573.054     -260.875   194.463  -571.478
      44    -23.816   200.849  -573.054     -318.090   195.716  -571.478
      45    -80.157   200.802  -573.054     -373.892   196.623  -571.478
      46    254.226  -143.917  -573.054      -28.481  -146.882  -571.478
      47    306.585  -143.452  -573.054       23.304  -146.144  -571.478
      48    359.621  -143.152  -573.054       75.826  -145.776  -571.478
      49    257.770   -60.673  -573.054      -27.918   -64.370  -571.478
      50    311.723   -61.506  -573.054       25.279   -65.246  -571.478
      51    364.338   -61.962  -573.054       77.641   -65.180  -571.478
      52    261.199    22.816  -573.054      -27.221    18.137  -571.478
      53    315.801    22.611  -573.054       26.332    17.548  -571.478
      54    265.106   108.838  -573.054      -26.472   102.649  -571.478
      55    319.820   108.445  -573.054       27.455   101.668  -571.478
      56    267.296   197.220  -573.054      -26.204   188.541  -571.478
      57    321.824   196.734  -573.054       28.359   187.563  -571.478

Število enačb: 27


---------------------------------------------------------------
  Z a č e t e k   i t e r a c i j s k e g a   p o s t o p k a
---------------------------------------------------------------


----- Iteracija : 1 -----


Vektor popravkov približnih vrednosti neznank :

    0.019457
   -0.027953
   -0.023168
    0.000882
   -0.027047



Vektor odstopanj posamezne paralaksne enačbe :

    9.848974
   -5.266279
   -9.958002
   12.508548
    6.896437
   -6.684059
   11.399456
    5.656041
  -10.226430
  -12.310458
  -12.640601
    3.133181
```

```
  -20.714633
   17.026624
   13.369023
   -3.126486
   -7.593620
    3.487560
    8.615023
    9.769162
  -14.850767
    3.679381
   10.191585
   -7.221657
    4.847830
   10.384070
   -3.910876


----- Iteracija : 2 -----


Vektor popravkov približnih vrednosti neznank :

   -0.000185
   -0.001230
   -0.001082
   -0.001643
   -0.001129


Vektor odstopanj posamezne paralaksne enačbe :

   10.552002
   -4.919753
  -10.587051
   12.996389
    7.016967
   -7.682029
   11.894564
    5.737311
  -10.925372
  -11.783001
  -12.557108
   -2.108740
  -20.361927
   17.139852
   12.911052
    2.021561
   -7.408613
   -0.925625
    9.168605
    9.663629
  -15.461554
    4.541863
    9.920596
   -6.798156
    3.997269
   10.654753
   -4.901979


----- Iteracija : 3 -----


Vektor popravkov približnih vrednosti neznank :

    0.000048
    0.000027
```

```
   -0.000033
    0.000001
   -0.000004


Vektor odstopanj posamezne paralaksne enačbe :

   10.550584
   -4.921611
  -10.587334
   12.996844
    7.018410
   -7.680079
   11.895543
    5.739806
  -10.923744
  -11.782819
  -12.556894
   -2.107193
  -20.363203
   17.138270
   12.908836
    2.010107
   -7.411477
   -0.945467
    9.169095
    9.664418
  -15.460790
    4.545674
    9.922861
   -6.795864
    4.002827
   10.654368
   -4.901246


REZULTATI:

          PC_X         PC_Y         PC_Z         OMEGA          FI          KAPA
----------------------------------------------------------------------------------
L :     0.000000     0.000000     0.000000      1.229970    -1.856164    -1.545898
R :     1.000000     0.000000     0.000000      0.000000    -0.048413    -1.793989
----------------------------------------------------------------------------------


NATANČNOSTI PARAMETROV:

         OMEGA          FI          KAPA
------------------------------------------
L :     0.010365     0.006153     0.024739
R :                  0.004910     0.024276
------------------------------------------


-------------------- ROBUST ESTIMATION --------------------


MEDIANA = 9.664418
TRESHOLD = 19.328836.

Grobi pogrešek na mestu: 13

Glede na podano utežno funkcijo se odstrani:

Točka 43 je grobo pogrešena in bo odstranjena iz obdelave.


Preostale točke:

      30      30.641  -142.770    -252.842  -146.666
```

31	-22.882	-143.146	-307.687	-146.976
33	-76.761	-142.986	-361.941	-146.866
34	30.975	-60.515	-255.367	-64.177
35	-22.899	-60.600	-310.326	-64.004
36	-77.367	-60.947	-365.417	-64.134
37	31.158	24.139	-257.530	20.374
38	-23.529	24.314	-313.319	21.021
39	-78.533	24.033	-369.061	21.275
40	31.475	111.301	-260.120	107.376
41	-23.710	111.641	-316.097	108.264
42	-79.525	111.798	-371.754	108.645
44	-23.816	200.849	-318.090	195.716
45	-80.157	200.802	-373.892	196.623
46	254.226	-143.917	-28.481	-146.882
47	306.585	-143.452	23.304	-146.144
48	359.621	-143.152	75.826	-145.776
49	257.770	-60.673	-27.918	-64.370
50	311.723	-61.506	25.279	-65.246
51	364.338	-61.962	77.641	-65.180
52	261.199	22.816	-27.221	18.137
53	315.801	22.611	26.332	17.548
54	265.106	108.838	-26.472	102.649
55	319.820	108.445	27.455	101.668
56	267.296	197.220	-26.204	188.541
57	321.824	196.734	28.359	187.563

##

P o n o v n a   n a s t a v i t e v   m a t r i k e   P

i n   p o n o v i t e v   DRO

##

Število enačb: 26

Z a č e t e k   i t e r a c i j s k e g a   p o s t o p k a

----- Iteracija : 1 -----

Vektor popravkov približnih vrednosti neznank :

0.018032
-0.027844
-0.020145
0.000351
-0.024192

Vektor odstopanj posamezne paralaksne enačbe :

12.066536
5.366535
-5.782029
12.859588
7.858441
-4.926583
10.906668
4.831838
-10.497852
-12.757554

```
  -13.079381
   -0.140254
   17.289954
   13.670877
   -0.757100
   -7.693457
    0.070808
    7.391961
    8.229354
  -15.985513
   -3.834515
    8.344848
   -8.326756
    1.874787
   11.210962
    2.006346


----- Iteracija : 2 -----


Vektor popravkov približnih vrednosti neznank :

    0.000091
   -0.001086
   -0.001521
   -0.000506
   -0.001411


Vektor odstopanj posamezne paralaksne enačbe :

    9.930077
   -6.313167
  -11.352076
   11.953337
    4.673592
   -9.310495
   10.925271
    3.284963
  -11.859588
  -11.835487
  -12.527289
   -0.072454
   18.362164
   14.689684
    0.862893
   -7.511478
   -0.076243
    7.879539
    8.489877
  -16.082098
   -1.883402
    8.553430
   -7.510924
    1.913564
   11.707294
   -1.712939


----- Iteracija : 3 -----


Vektor popravkov približnih vrednosti neznank :

    0.000029
    0.000026
```

```
   -0.000010
    0.000001
    0.000006
```

Vektor odstopanj posamezne paralaksne enačbe :

```
    9.927821
   -6.318581
  -11.356126
   11.950022
    4.663071
   -9.316885
   10.922595
    3.273789
  -11.863405
  -11.834707
  -12.526913
   -0.075053
   18.366367
   14.694820
    0.864633
   -7.511287
   -0.076404
    7.876439
    8.486747
  -16.083908
   -1.896010
    8.550060
   -7.510491
    1.911607
   11.712543
   -1.681426
```

REZULTATI:

	PC_X	PC_Y	PC_Z	OMEGA	FI	KAPA
L :	0.000000	0.000000	0.000000	1.155582	-1.840069	-1.379982
R :	1.000000	0.000000	0.000000	0.000000	-0.009757	-1.629514

NATANČNOSTI PARAMETROV:

	OMEGA	FI	KAPA
L :	0.006749	0.002516	0.016261
R :		0.002498	0.015929