

SVEUČILIŠTE U ZAGREBU
FAKULTET ELEKTROTEHNIKE I RAČUNARSTVA

DIPLOMSKI RAD br. 626

**Identifikacija i uklanjanje zamućenja
uzrokovano pomakom**

Hrvoje Krsnik

Zagreb, lipanj 2013.

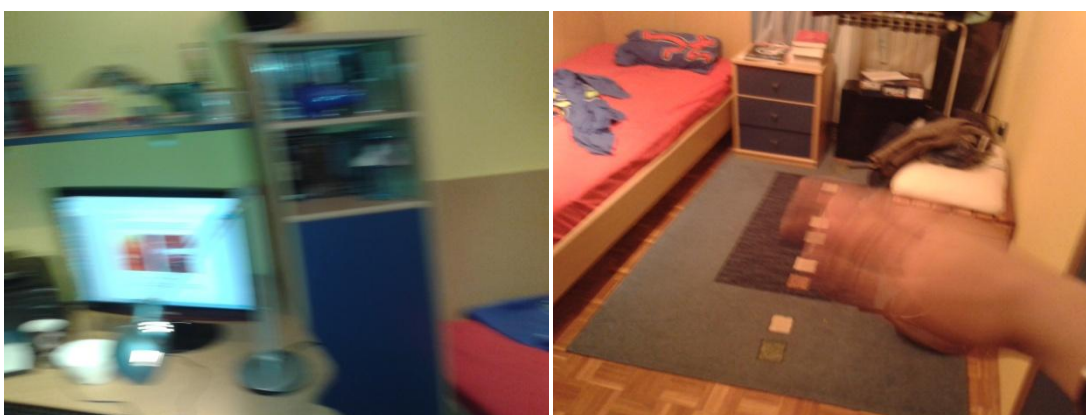
Sadržaj

1. Uvod.....	1
2. Metode uklanjanja zamućenja.....	6
2.1. Pristupi uklanjanju zamućenja.....	6
2.2. Modeli nastanka zamućenja uslijed pomaka.....	9
2.2.1. Jednodimenzionalni linearni model.....	12
2.2.2. Rotacijski model	12
2.2.3. Radijalni model zamućenja.....	15
2.3. Identifikacija zamućenja	18
2.3.1. Metode bazirane na jednoj slici	18
2.3.2. Metode bazirane na više slika	19
2.3.3. Metode bazirane na vanjskim mjerenjima	21
3. Astrofotografija i problem zamućenja	22
4. Korištene metode.....	25
3.1. Korak generiranja funkcije razmazivanja točke i šuma.....	25
3.2. Korak dekonvolucije	26
3.2.1. Dijeljenje u frekvencijskoj domeni.....	26
3.2.2. Wiener	28
3.2.3. Lucy-Richardson.....	28
3.3. Procjena duljine i smjera zamućenosti.....	29
3.4. Korištene metode kvantifikacije rezultata	30
5. Rezultati	32
4.1. Poznata funkcija razmazivanja točke bez šuma.....	32
4.2. Poznata funkcija razmazivanja točke sa šumom.....	36
4.3. Algoritam procjene smjera i iznosa zamućenja	39
4.4. Slike zvjezdanog neba	44

6. Zaključak.....	48
7. Literatura.....	50
8. Sažetak.....	52
9. Abstract.....	53

1. Uvod

Zamućenje u slikama radi relativnog pomaka objekta snimanja u odnosu na sustav za oslikavanje ili sustava za oslikavanje u odnosu na objekt snimanja (engl. motion blur) je sveprisutna pojava u sustavima za oslikavanje, kako onima koji stvaraju samo pojedinačne slike tako i onima koji snimaju sekvencu uzastopnih slika, odnosno video sekvence. Iako se ovim problemom bave razni istraživači već četiri desetljeća i danas je ovo aktualan, zahtjevan i itekako izražen problem.



Slika 1 - Zamućenje uslijed pomaka kamere (lijevo) i pomaka objekta (desno)

Primarni uzrok ove pojave je način rada sustava za oslikavanje. Slika ne predstavlja jednu izoliranu jedinicu vremena već određeni period izloženosti slikovnog senzora kamere svjetlosti koja predstavlja scenu. Ovaj period nazivamo vrijeme eksponiranja (engl. period of exposure). Vrijeme eksponiranja ovisi o brzini elektroničkog ili mehaničkog zatvarača (engl. shutter) koji se nalazi ispred senzora. Tijekom ovog perioda izloženosti, svaka točka u sceni koja se kreće relativno u odnosu na kameru će na senzoru predstavljati krivulju umjesto točke koju predstavlja u objektu u stvarnom svijetu. Skup takvih krivulja koje predstavljaju pojedinačni objekt će na rezultirajućoj slici izgledati zamućeno i izduženo u smjeru kretanja. Do pojave dolazi kod svakog relativnog pomaka u odnosu na senzor kamere, bilo to zbog pomicanja kamere ili zbog pomicanja objekta, kao što je prikazano na Slika 1. Izraženost tog efekta se pojačava sa povećavanjem relativne razlike u brzini između kretanja objekta i kamere, te u slučaju povećavanja vremena izloženosti senzora svjetlosti scene. Ovaj efekt postaje izraženiji i sa povećanjem rezolucije obzirom da se time povećava broj

piksela na koje efekt djeluje. Ipak, treba naglasiti da su zatvarači dovoljno brzi da se za većinu scena u praktičnoj primjeni efekt može izbjeći.

Kao i mnogi drugi efekti u fotografiji koji su rezultat nesavršenosti ili svojstava sustava za oslikavanje tako je i ovaj našao svoju primjenu u svakodnevici. Efekt zamućenja se često smatra poželjnim obzirom da njegova pojava označava prisutnost pokreta, pa se tako i simulira i dodaje na slike bez zamućenja. Glavna primjena u fotografiji mu je za naglašavanje dinamike scene, primjerice u sportskoj fotografiji kako bi se dobio osjećaj pokreta i brzine, poput one na Slika 2 gdje je prikazana lokomotiva u pokretu. Za takve primjene smanji se brzina zatvarača kamere, te se pokušava uskladiti kretanje kamere sa objektom kako bi pozadina bila zamućena. Time se postiže osjećaj brzine kojom se objekt kreće u odnosu na okolinu. Treba naglasiti da kod video sekvenci poput filma ili televizijskog programa zamućenje izgleda prirodno ljudskom oku jer se ljudsko oko, odnosno naša percepcija svijeta, ponaša na sličan način.

Vizualna informacija se prikuplja tijekom perioda od 125 ms uslijed odziva fotoreceptora na mrežnici. Poznato je kako bi slika zamućena uslijed pomaka trebala izgledati ako se želi simulirati efekt zamućenja postignut kamerom, no takva slika će svejedno znatno odudarati od percepcije ljudskog oka. Ovo se događa zbog mogućnosti ljudskog vizualnog sustava da prati pokret. Primjerice, ako se loptica kreće ispred statične pozadine oči će pratiti lopticu. Također, pozadina će biti zamućena dok će loptica biti izoštrana. U istoj situaciji kamera bi zabilježila obrnuti efekt.

Obzirom da ljudskom vizualnom sustavu zamućenje na slikama izgleda prirodno ovaj efekt se pokušava simulirati i u računalno generiranim slikama, odnosno dvodimenzionalnoj i trodimenzionalnoj računalnoj animaciji. Efekt se simulira nad cijelom sekvencom ili nad pojedinačnim sličicama. Ukoliko ovaj efekt ne postoji u računalno generiranim slikama, svaka pojedinačna sličica animacije predstavlja jedan trenutak u vremenu koji bi se mogao uhvatiti sa stvarnom kamerom samo ukoliko bi kamera imala beskonačno brz zatvarač. Svaki detalj u takvoj slici je savršeno oštar, no zbog toga će i video sekvenca snimljena sa 25 sličica u sekundi bez tog efekta djelovati trzavo dok će sekvenca snimljena stvarnom kamerom sa istim brojem sličica u sekundi djelovati prirodno i glatko.

Naknadnim simuliranjem zamućenja dobiva se efekt kao da je sekvenca snimana pravom kamerom i samim time djeluje prirodnije ljudskom oku. Praksa dodavanja efekta u računalno animirane sekvence je zbog toga široko prihvaćena, posebno u zabavnim medijima poput videoigara i animiranih filmova. Problem simuliranja je posebno izražen u računalnim igrama obzirom da zahtjeva računanje efekta u realnom vremenu ovisno o akcijama igrača. Tu se postiže ili tako što se koristi efekt zamućenja na cijelom ekranu kako bi se simulirala brzina kretanja virtualne kamere, ili selektivno zamućenje ovisno o objektu gdje se koriste ugrađene metode kako bi se izračunao intenzitet efekta koji se treba primijeniti. Samim time efekt je realističniji u primjenama gdje se sekvenca prethodno generira, poput računalno generiranih filmova.



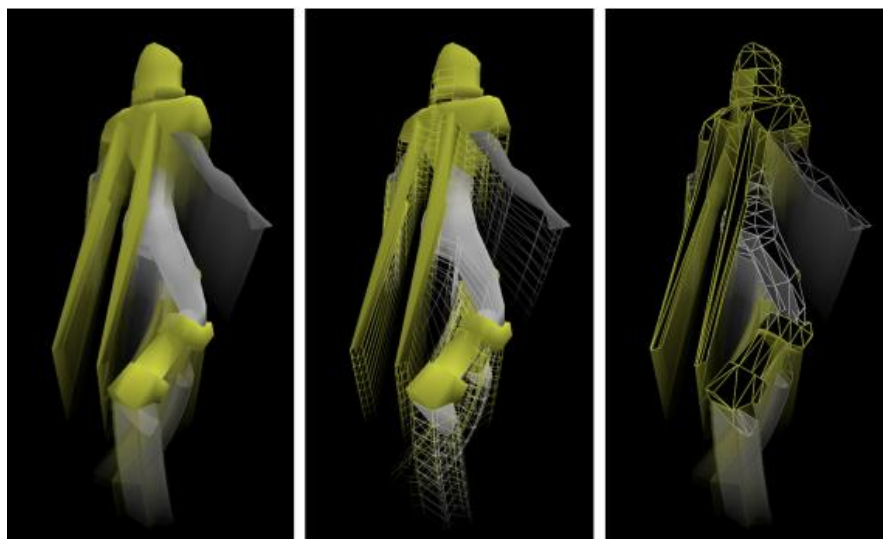
Slika 2 - Korištenje zamućenja za prikaz pokreta

Zamućenje uslijed pokreta također može biti iskorišteno kako bi se iz slike procijenio pokret objekta ili sustava za oslikavanje. Tako dobivene informacije se mogu iskoristiti za rekonstrukciju trodimenzionalne scene i pokreta objekata u njoj.

Unatoč usklađenosti sa ljudskom percepcijom zamućenje uslijed pokreta ima i svoje negativne strane, odnosno primjene u kojima se pokušava izbjeći no zbog načina rada sustava ostaje primjetan. Dok je u sportskoj fotografiji zamućenje poželjno, kao što je opisano ranije, prilikom prijenosa sportskih natjecanja postaje nepoželjno obzirom da je teže točno odrediti poziciju objekata u sceni, poput lopti i igrača. Zbog toga se obično snima i posebnim kamerama sa iznimno kratkim periodom eksponiranja, koje se često kreće oko 1/1000 sekunde. Takva se

sekvenca prikazuje u slijedećih 1/25 sekunde te se time dobiva efekt usporenog pokreta bez zamućenja. Također, i sustavi za prikazivanje znaju dodatno pojačavati zamućenje uslijed pokreta. Tako se ovaj efekt se neželjeno javlja i na starijim LCD ekranima gdje zbog vremena koje pikselu treba da promijeni svjetlinu dolazi do iste pojave.

U fotografiji, unatoč nekim poželjnim primjenama, zamućenje uslijed pokreta degradira kvalitetu slike te se u većini primjena smatra nepoželjnim efektom. Tako se često pokušava izbjegnuti zamućenje kako bi se uhvatila najoštrija moguća slika sa što više detalja, najčešće prilikom snimanja statičnih scena. Za tu primjenu se redovito koriste stalci za kamere kako bi se maksimalno neutralizirao svaki pomak u odnosu na scenu.



Slika 3 - Modeliranje zamućenja u računalnoj grafici

Zamućenje u video sekvencama također može značajno degradirati percepciju snimljenog materijala, pa pritom i onemogućiti ili otežati razaznavanje pojedinačnih objekata, odnosno onoga što se događa na ekranu. Ovo je posebno problematično u polju računalnog vida gdje se iz video sekvenci moraju izvlačiti podaci o sceni pomoću klasifikatora, što je kod zamućenih slika značajno teže, a samim time i detekcija događaja. Također ovo stvara problem i u sve zastupljenijem daljinskom upravljanju pomoću kamera na objektu kojim se upravlja, primjerice u robotici. U ovom slučaju čovjek koji upravlja objektom zbog zamućenja uslijed vibracija i pokreta, kašnjenja slike te često malih senzora koji produciraju videosekvencu niske rezolucije ima znatno narušenu percepciju

stvarnog stanja. Treba naglasiti da ovdje degradacija slike ima dvije komponente. Jedna je vibracija uslijed kretanja po neravnom terenu, odnosno kretanja preko prepreka, kao i vibracije zbog trenja samog mehanizma i motora. Ova komponenta degradacije se uklanja algoritmima stabilizacije slike. Druga komponenta degradacije je zamućenje usred pokreta, koje nastaje i ako se kreće po ravnom terenu. Ovo komponenta ovisi o brzini robota i vremenu eksponiranosti same kamere. To može rezultirati i opasnim situacijama obzirom da se ovaj način kontrole često primjenjuje u situacijama gdje postoji opasnost za ljude, poput razminiravanja. Zamućenje uslijed pokreta je veliki problem i u videonadzoru i praćenju objekata, gdje nagli pokreti kamere uzrokuju da se neki elementi slike značajno pomaknu unutar dvije uzastopne sličice, što gotovo onemogućava algoritme poput detekcije rubova.

Zbog svih ovih problema potrebne su metode kojima će se slike i videosekvence zamućene uslijed pokreta izoštriti, odnosno zamućenje ukloniti.

2. Metode uklanjanja zamućenja

Uklanjanje zamućenja uzrokovano pomakom (engl. motion deblurring) se definira kao dekonvolucija slike globalnom funkcijom razmazivanja točke (engl. PSF - point spread function) za slike degradirane uslijed linearnog kretanja, te kao dekonvolucija sa prostorno ovisnom funkcijom razmazivanja točke uslijed kompleksnijih pomaka u sceni ili pomaka kamere.

Sam proces uklanjanja zamućenja može se podijeliti na dva koraka. Prvi korak je procjena pomaka, koji pokušava odrediti kako se kretao sustav za oslikavanje, odnosno koji je bio smjer i iznos relativnog pokreta sustava za oslikavanje u odnosu na objekte snimanja. Ovime u osnovi dobivamo funkciju razmazivanja točke. Drugi korak je uklanjanje zamućenja dekonvolucijom pomoću informacija o nastanku slike koje su dobivene iz prvog koraka, rezultat čega je oštra slika.

2.1. pristupi uklanjanju zamućenja

Kompleksnost i težina rješavanja ovog problema proizlazi iz procjene funkcije razmazivanja točke ili koraka dekonvolucije, stoga se pokušava te korake što više pojednostavniti. U tu svrhu se u posljednje vrijeme pokušavaju iskoristiti i dodatni dostupni podaci o slici do kojih se može doći, čime se olakšavaju i poboljšavaju algoritmi za detekciju i uklanjanje zamućenja. Jedan od pristupa je korištenje alfa maski. Alfa kanalom se specificira kako će se dva piksela spojiti kada se preklope, te time efektivno tvore masku. Takva se maska koristi na zamućenoj regiji kako bi se olakšao korak procjene funkcije razmazivanja točke (Jia, 2007.). Metode koje se oslanjaju na statistiku slika prirodnih scena kao ograničenje pri dekonvoluciji također omogućuju razne pristupe, poput onog u kojem se koristi statistika slike kako bi se odredilo zamućenje unutar slike (Fergus, 2006.).

Ovi pristupi koriste već postojeću fotografiju i informacije o njoj kako bi olakšali uklanjanje zamućenja, no postoje i potpuno drugačiji pristupi koji mijenjaju i bilježe parametre prilikom samog snimanja. Tako se jedna metoda bazira na promjeni brzine zatvarača na neku prethodno definiranu vrijednost, što je iznimno korisno kod primjene u računalnom vidu gdje se tijekom rada može manipulirati ovim

parametrom te se time pokušava dobiti bolja funkcija razmazivanja točke (Raskar, 2006.).

Sve navedene metode koriste pojedinačne slike kako bi odredili i uklonili zamućenje. Druge metode pokušavaju riješiti problem koristeći više slika umjesto jedne kako bi dobili što bolji rezultat nakon koraka dekonvolucije. Takav pristup je ograničen u primjeni zbog zahtjeva za snimanjem višestrukih gotovo identičnih slika. Jedan stariji rad predlaže pristup posebno zanimljiv za područje nadgledanja gdje se obično koriste kamere niske rezolucije, a koji koristi zamućeni video kako bi kao rezultat dobio jednu visokorezolucijsku sliku (Bascle, 1996.). Na ovom radu se temelji i pristup koji pokušava ukloniti zamućenje iz video sekvence pomoću visokorezolucijskih fotografiji scene (Bhat, 2007.), što je metoda koja funkcionira isključivo ako je scena statična.

Od novijih metoda koje se koncentriraju na pojednostavljivanje koraka traženja funkcije razmazivanja točke, jedna od popularnijih je ona koja koristi dvije slike: jednu sliku sa šumom i jednu zamućenu sliku (Yuan, 2007.). Ova metoda se koncentrira na slike snimljene u lošim svjetlosnim uvjetima te kao rezultat kombinacije slika dobije jednu sliku koja je bolja nego da se slika sa šumom i zamućena slika pojedinačno poboljšavaju. Također postoje istraživanja koja rade sa slikama zamućenima u horizontalnom i vertikalnom smjeru (Rav-Acha, 2005.), kao i nadogradnja ovog algoritma koja ukida uvjet ortogonalnosti (Chen, 2008.).

Predlaže se i korištenje dvaju kamera. Jedna kamera snima u visokom broju sličica u sekundi u niskoj rezoluciji, dok druga snima manji broj sličica u sekundi u visokoj rezoluciji (Ben-Ezra, 2003.). Time se pomoću kamere niske rezolucije dobiva precizna procjena funkcije razmazivanja točke, te se ova funkcija koristi kako bi se uklonilo zamućenje na materijalu sa visokorezolucijske kamere. Nadogradnja ove ideje je da se kamere postave paralelno i snimaju u različitom broju sličica u sekundi. U jednom radu se predlaže i punjenje funkcije razmazivanja točke konstantama na mjestu nula, gdje se dobiva glatka funkcija mijenjanjem vremena ekspozicije po predodređenoj sekvenci za vrijeme snimanja (Agrawal, 2009.).

Sve ove metode se općenito oslanjaju na procjenu generalizirane funkcije razmazivanja za kompletnu sliku. Generalizirana funkcija nije dobra za vrstu zamućenja uzrokovanog pokretom koje varira ovisno o poziciji u slici. Metode koje se bave takvim slučajevima su relativno nove. Intuitivna metoda je da se slika podijeli na male regije za koje se može pretpostaviti da imaju ravnomjernu funkciju razmazivanja točke (Bardsley, 2005.), ili da se radi na paru zamućenih slika na kojim se radi lokalna procjena funkcije razmazivanja točke istovremeno sa dekonvolucijom (Cho, 2007.). U slučaju da se objekt kreće može se koristiti i dodatna kamera (Nayar, 2004.).

Metode koje koriste procjenu zamućenja ovisno o poziciji često koriste sličan pristup kao i metode koje procjenjuju generalizirane funkcije razmazivanja. Jedna takva metoda koja koristi jednu sliku koristi statistiku slike sa stabilnom procjenom pozadine kako bi odredila pomake u raznim smjerovima unutar slike (Levine, 2006.). Važno je naglasiti da iako su ove metode namijenjene za primjenu na slikama sa varijabilnim zamućenjem ovisno o poziciji jednako dobro funkcioniraju i na slikama sa uniformnim zamućenjem. Postoje i radovi sa varijabilnim zamućenjem koji se bave samo slučajevima gdje se kamera rotira. kao i isto sa kamerom koja se giba bez rotacije. Postoje radovi koji pokušavaju ukloniti zamućenje spojem vizualnih i inercijskih mjerenja (You, 2001.), posebice u polju proširene stvarnosti, iako njima nije primarni cilj dobiti nezamućene slike. Još jedan nekonvencionalan pristup je korištenje podataka o rotaciji iz žiroskopa kako bi se predvidio položaj i promijenio način rada detektora rubova (Klein, 2004.).

Nasuprot raznih metoda koje se bave zamućenjem u fotografijama svakodnevnih scena i kod primjene u industrijske svrhe, relativno mali broj istraživanja se bavi uklanjanjem zamućenja u astrofotografiji. Jedan takav stariji rad (Jeffer, 1993.) se temelji na pretpostavci da je mjera raspršenosti unutar slike prikladan kriterij za korištenje pri dekonvoluciji slike. Ostali radovi se uglavnom bave uklanjanjem zamućenja kao dijelom većeg problema koristeći uglavnom standardne metode, poput onog koji koristi sliku zvjezdanog neba za autonomno određivanje položaja letjelice u realnom vremenu (Kiryushkin, 2005), ili onaj koji koristi uklanjanje zamućenja kao jedan od koraka za dobivanje slika velikog dinamičkog raspona (engl. High Dynamic Range) (Olson, 2007.).

Iz navedenog je vidljivo da je glavni fokus istraživanja što točnija procjena funkcije razmazivanja točke, odnosno prvi korak. Za korak dekonvolucije se uglavnom koristi nekoliko postojećih pristupa. Tradicionalne metode uklanjanja zamućenja se oslanjaju na slijepu dekonvoluciju. Dvije ovakve najpoznatije metode su Richardson-Lucy i Wienerova dekonvolucija. Ovim metodama se koristi procijenjena funkcija razmazivanja točke kako bi se zamućena slika pokušala dekonvoluirati sa tom procijenjenom funkcijom. Ove metode su detaljno opisane u raznoj literaturi koja se bavi digitalnim procesiranjem slika. Glavni nedostatak ovih metoda je što se često na ispravljenim slikama uočavaju artefakti u obliku prstenastih tragova na objektima. Zbog toga postoje brojni radovi koji se fokusiraju upravo na smanjenje ili uklanjanje takvih pojava, poput regularizacije apsolutne varijance koji se koristi sa Richardson-Lucy algoritmom (Dey, 2004.), kao i višeskalarna dekonvolucija (Yuan, 2008.).

2.2. Modeli nastanka zamućenja uslijed pomaka

Potrebno je postaviti matematički model koji će povezati sliku zamućenu uslijed pokreta i idealnu sliku bez zamućenja. Idealnom se smatra ona slika koja uhvati najkraći mogući trenutak u vremenu te stoga ne pati od zamućenja, no takvo što u praksi na realnim slikama nije moguće. Vrijeme eksponiranja definira vremenski raspon djelovanja filtra koji uzrokuje zamućenje ukoliko postoji relativan pomak između sustava za oslikavanje i snimane scene. Filtrar djeluje tako da uzrokuje uništavanje visokofrekvencijskih komponenti iz kojih proizlaze detalji u slici. Poznato je da se homogeno zamućenje na cijeloj slici može definirati kao konvolucija u prostornoj domeni ili kao umnožak u frekvencijskoj domeni, kao što je prikazano formulama. U prvoj formuli vidimo jednadžbu u kontinuiranoj domeni:

$$z = u * h[x, y] = \int u(x - s, y - t)h(s, t)dsdt \quad (1)$$

Dok je za diskretni slučaj

$$z = \sum_{k=0}^{N-1} \sum_{l=0}^{M-1} u(i - k, j - l)h(k, l) \quad (2)$$

U frekvencijskoj domeni

$$Z = U(w_1, w_2) \times H(w_1, w_2) \quad (3)$$

Ovdje je u idealna slika bez zamućenja, h je funkcija razmazivanja točke, dok je z zamućena slika u prostornoj domeni, a U , H i Z su njihove verzije u frekvencijskoj domeni. Funkcija razmazivanja točke opisuje odziv sustava za oslikavanje na točkastu pobudu, odnosno predstavlja impulsni odziv sustava za oslikavanje. Sa gledišta fizike, funkcija razmazivanja točke je funkcija gustoće energije koja opisuje iznos vremena kojom svjetlost iz jedne točke u sceni obasjava svaki piksel u svjetlosnom senzoru. Ova prostorno neovisna funkcija razmazivanja koja modelira homogeno zamućenje treba zadovoljavati tri uvjeta. Prvi uvjet je da se ponaša skladu sa fizičkim procesom formiranja slike. Drugi je da ako se slika sastoji od realnih vrijednosti, onda i funkcija razmazivanja sadrži samo realne vrijednosti. Treći uvjet je da funkcija razmazivanja mora zadovoljiti sljedeće ograničenje očuvanja energije - za kontinuiranu domenu:

$$z = \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} h(x, y) dx dy = 1 \quad (4)$$

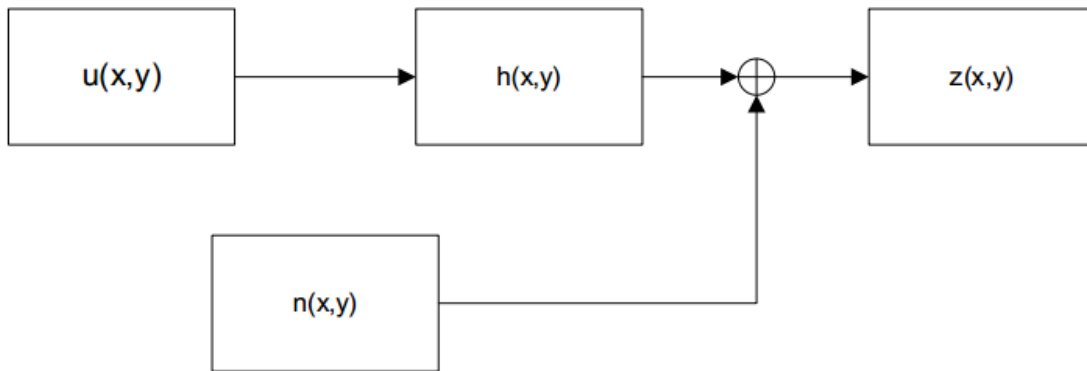
i za diskretnu domenu

$$z = \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{M-1} h(i, j) dx dy = 1 \quad (5)$$

Ovaj jednostavan model može biti korišten isključivo ukoliko je zadovoljen uvjet homogenosti. Ukoliko je žarišna duljina kamere kratka ili se kamera značajno rotira oko optičke osi onda količina zamućenja uslijed pokreta unutar slike varira. Time količina zamućenja postaje kompleksna funkcija dubine scene (u odnosu na razne objekte u sceni i njihov međusobni položaj) i relativnog pomaka između kamere i scene. Stoga prostorno neovisna funkcija razmazivanja nije dovoljna za određivanje kompleksnijeg zamućenja, već je potrebna općenitija linearna operacija kao što je prikazano u sljedećoj formuli.

$$z = u * h[x, y] = \int u(x - s, y - t)h(x - s, y - t; s, t)dsdt \quad (6)$$

U ovoj jednadžbi u je idealna slika koju želimo dobiti, h je funkcija razmazivanja točke a z zamućena slika. Primijetimo da je jednadžba 1 specijalan slučaj ove jednadžbe obzirom da se h ne mijenja sa prostornim koordinatama x i y . Stoga se ova jednadžba može promatrati kao prostorno ovisna konvolucija. Ukoliko se promatra i šum, onda model možemo definirati kao u slijedećim jednadžbama i Slika 44.



Slika 4 - Model nastanka zamućene slike

$$z = u * h[x, y] + n(x, y) \quad (7)$$

Ovdje imamo dodatni parametar $n(x,y)$ koji predstavlja šum. Obično se koristi bijeli šum sa srednjom vrijednošću nula. Statistički, šum se definira slijedećom formulom:

$$E[n(x, y)] \approx \sum_{l_1}^{N-1} \sum_{l_2}^{M-1} n(l_1, l_2) = 0 \quad (8)$$

$$R_w(l_1, l_2) \approx \begin{cases} \sigma_n^2, & \text{ako } l_1 = l_2 = 0 \\ 0, & \text{inače} \end{cases} \quad (9)$$

Zamućenje prilikom pokreta je u osnovi rezultat relativnog pokreta između slikovnog senzora i snimane scene tijekom perioda eksponiranosti koji je definiran brzinom zatvarača, te se stoga mijenja ovisno o vrsti pomaka. Ovaj pomak može biti translacijski, rotacijski, nagla promjena omjera veličine ili češće u realnosti, kombinacija ovih pomaka. Iz ovog razloga je teško konstruirati univerzalni model

koji će vrijediti za sve ove mogućnosti. Stoga se modeli zamućenja kategoriziraju ovisno o vrsti relativnog pomaka između scene i kamere, te ćemo ovdje pokazati najčešće modele: jednodimenzionalni linearni, rotacijski i radijalni.

2.2.1. Jednodimenzionalni linearni model

Kada postoji ravnomjeran pomak između planarne scene okomite na optičku os i kamere u ravnini paralelnoj u odnosu na scenu tijekom perioda eksponiranosti $[0, t_{\text{eksponiranosti}}]$ rezultatna funkcija razmazivanja točke je prostorno nezavisan jednodimenzionalni pravokutni impuls u smjeru pokreta:

$$h(x, y) = \begin{cases} \frac{1}{L}, & \text{ako je } -\frac{L}{2} \leq x \leq \frac{L}{2} \text{ i } y = 0 \\ 0, & \text{inače} \end{cases} \quad (10)$$

gdje je intenzitet funkcije razmazivanja $L = p_{\text{relativni}} t_{\text{eksponiranosti}}$.

Kad ovaj relativni pomak $p_{\text{relativni}}$ tvori kut sa horizontalnom osi scene tijekom perioda izloženosti onda vrijedi:

$$h(x, y) = \begin{cases} \frac{1}{L}, & \text{ako je } \sqrt{x^2 + y^2} \leq L \text{ i } \frac{x}{y} = -\tan \varphi \\ 0, & \text{inače} \end{cases} \quad (11)$$

Ako pretpostavimo da je φ nula, onda se diskretna varijanta prethodne jednadžbe može aproksimirati kao

$$h(i, j) = \begin{cases} \frac{1}{L}, & \text{ako } n_1 = 0, |n_2| \leq \left\lfloor \frac{L-1}{2} \right\rfloor \\ \frac{1}{L} \left\{ (L-1) - 2 \left\lfloor \frac{L-1}{2} \right\rfloor \right\}, & \text{ako } n_1 = 0, |n_2| = \left\lfloor \frac{L-1}{2} \right\rfloor \\ 0, & \text{inače} \end{cases} \quad (12)$$

2.2.2. Rotacijski model

Slike zamućene uslijed rotacijskog pokreta nastaju kada postoji rotacijsko gibanje između scene i kamere tijekom perioda eksponiranosti. Ovdje se ne može primijeniti pretpostavka o homogenoj zamućenosti u slici. Putanje duž kojih se nalazi zamućenost na ovako zamućenoj slici su kružni oblici, a sam intenzitet

zamućenja ovisi i o radijusu okreta kamere r . Takvi kružni pokreti uzrokuju prostorno varijabilnu zamućenost na slikama. Slika zamućena ovakvom vrstom zamućenja može biti definirana sljedećom formulom:

$$z = \frac{1}{T} \int_0^T u(x - x_0(t), y_0(t)) dt \quad (13)$$

Ovdje je $x_0(t) = r \cos(\omega t)$, $y_0(t) = r \sin(\omega t)$, $r = \sqrt{x^2 + y^2}$, a ω je kutna brzina rotacije. Ako se ravnina slike prikaže u polarnom koordinatnom sustavu onda se slika zamućena kružnim pokretom može definirati sljedećom jednadžbom:

$$z(r, \theta) = \frac{1}{T} \int_0^T u(r, \theta - \omega t) dt \quad (14)$$

Ovdje su (r, θ) polarne koordinate točaka slike. Pretpostavimo sada sljedeće:

$$l = r\theta$$

$$s = r\omega t \quad (15)$$

$$N_r = r\omega T$$

Onda dobivamo sljedeću jednadžbu:

$$z_r(i) = \frac{1}{N_r} \int_0^{N_r} u_r(l - s) ds \quad (16)$$

te njenu diskretnu verziju

$$z_r(l) = \frac{1}{N_r} [u_r(i) + u_r(i - 1) + \dots + u_r(i - N_r + 1)] \quad (17)$$

gdje je $i = 1, 2, \dots, M_r$, a M_r je perioda sekvenci piksela u kružnim grupacijama.

Funkcija razmazivanja u diskretnom obliku može biti zapisana kao:

$$h_r(i) = \begin{cases} \frac{1}{N_r}, & \text{ako } 1 \leq i \leq N_r \\ 0, & \text{ako } N_r < i \leq M_r \end{cases} \quad (18)$$

Zatim diskretnu verziju prethodne jednadžbe možemo zapisati kao

$$z_r(i) = \sum_{m=0}^{N_r} u_r(m)h_r(m) = u_r(i) * h_r(i) \quad (19)$$

gdje je $N_r=r\omega T$ intenzitet zamućenja, $\theta=\omega T$ kut zamućenja tijekom vremena eksponiranosti $t_{\text{eksponiranosti}}$, $h_r(i)$ funkcija razmazivanja točke koja rotacijski zamućuje sliku.

Postoji korelacija između intenziteta zamućenosti N_r i radijusa r , te se stoga intenzitet zamućenja može identificirati i za druge radijuse. Intenzitet zamućenja se može dobiti računajući kut zamućenja obzirom da je kut θ konstantan dok se radijus mijenja. To možemo zaključiti i intuitivno obzirom da je funkcija razmazivanja točke određena kada se ustanovi intenzitet zamućenja. Obzirom da se radijus mijenja bitno je odrediti centar rotacije te zatim odrediti piksele koje se nalaze na kružnicama oko centra. U nekim radovima poput (Wenyang, 2008.) se kao centar zamućenosti uzima centar slike a zatim se uzima Bresenhamov algoritam generiranja krugova kako bi se odredili pikseli na kružnicama oko centra zamućenosti.



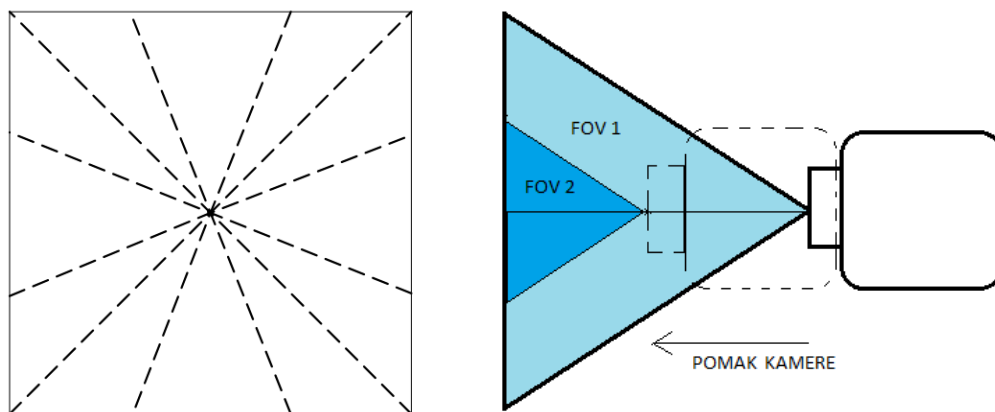
Slika 5 - Zamućenje nastalo rotacijskim gibanjem

Postoje još neki radovi koji pretpostavljaju da nema translatornog gibanja, već da se kamera rotira konstantnom kutnom brzinom oko centra rotacije. Tako (Klein, 2005.) opisuje algoritam koji u prvom koraku određuje os rotacije, a zatim intenzitet zamućenosti. Sve točke su rotacijski zamućene u obliku kružnih lukova koji imaju zajednički centar, te nema funkcije zamućenja u smjeru prema centru zamućenih krugova. Zbog toga su rubovi slike koji se stvaraju radijalno u odnosu

na centar lukova značajno degradirani zamućenjem dok su rubovi koji leže tangencijalno od centra lukova sačuvani. Ova pojava se uzima u obzir u prvom koraku tako da se koristi detektor rubova da se pronađe centar zamućenih krugova koji je najokomitiji u odnosu na ostale rubove u zamućenoj slici. U drugom koraku se računa intenzitet zamućenja. Intenzitet zamućenja nije jednoznačan jer se uzima da širina zamućenja ne može biti veća od dužine najkraće crte intenziteta ako prvi korak daje točan centar zamućenosti. Zbog toga se uzorci uzimaju duž smjera zamućenosti.

2.2.3. Radijalni model zamućenja

Radijalno zamućenje se često naziva i zamućenje približavanja. To je vrsta prostorno ovisnog zamućenja do kojeg dolazi kada se senzor giba određenom brzinom prema objektu snimanja tijekom perioda eksponiranosti. U ovoj vrsti zamućenja pomak je drugačiji u svakoj točki objekta, odnosno zamućenje se pojačava prema rubu slike, dok je slabije prema centru slike.



Slika 6 - Model radijalnog zamućenja

Na lijevoj strani Slika 6 se vide radijalne linije duž kojih su zamućene linije u slici. Kako se kamera približava objektu kut snimanja kamere se smanjuje, no veličina objekta ostaje jednaka. Ovo je prikazano na desnoj strani slike. Slika će biti radijalno zamućena ukoliko je vrijeme eksponiranosti senzora značajno u odnosu na relativnu brzinu i udaljenost između kamere i objekta. Ovo se događa radi skaliranja objekta ovisnog o vremenu u ravnini senzora. Ovaj problem je izražen u fotografiji iz zraka.



Slika 7 - Slika nastala radijalnim modelom zamućenja

Obzirom na količinu radova koji se bave drugim vrstama zamućenja, na temu radijalnog zamućenja postoji relativno malo radova. (Webster, 2007.) predlaže matematički model koji je baziran na transformaciji prostorno neovisnog zamućenja u prostorno ovisni sustav u novom koordinatnom sustavu.

$$z_{\theta}(\phi) = \int_0^T u_{\theta}(r(\phi, t)) dt \quad (20)$$

Ovo zamućenje je jednodimenzionalno za bilo koji zadani θ . u_{θ} predstavlja oštru sliku, z_{θ} je radijalno zamućena slika, r su radijalna koordinata u ravnini objekta, θ je kutna koordinata i u ravnini objekta i u ravnini senzora koji prikazuje kut na svakoj poziciji r . t je vrijeme dok je ϕ je kut gledanja povezan sa određenim pikselom u senzoru koji ima sličnu ulogu u senzorskoj ravnini kao radijalna koordinata r .

U sljedećoj jednadžbi

$$r = x \tan(\phi), \frac{dx}{dt} = -v \quad (21)$$

x je horizontalna prostorna koordinata koja određuje udaljenost između kamere i objekta, dok je v brzina kojom se kamera giba. Ako promijenimo varijable u prethodnoj jednadžbi dobivamo

$$z_{\theta}(\phi) = \frac{1}{v} \int_{x_0-vT}^{x_0} u_{\theta}(x \tan(\phi)) dx \quad (22)$$

Ovime se pokušava dobiti prostorno neovisan model zamućenja koji može biti model za konvoluciju. Kako bi se ovo postiglo granice integracije se mijenjaju logaritamski, dok funkcija pod integralom sadržava eksponencijalni član.

$$c = \log(x) + \log(\tan(\phi)), e^c = x \tan(\phi) \quad (23)$$

Diferencirajući prethodnu jednadžbu dobivamo

$$dz = \frac{1}{x} dx = \frac{\tan(\phi)}{e^c} dx \quad (24)$$

$$dx = \frac{1}{\tan(\phi)} e^c dc \quad (25)$$

Kombinirajući jednadžbe dobijemo sljedeće:

$$\tilde{z}_{\theta}(\alpha) = \int_{\varphi_1+\alpha}^{\varphi_2+\alpha} m_{\theta}(c) dc \quad (26)$$

gdje je

$$m_{\theta}(c) = e^c u_{\theta}(e^c) \quad (27)$$

$$\rho_i = \log(d_i) \quad (28)$$

$$\alpha = \log(\tan(\phi)) \quad (29)$$

$$d_1 = x_0 - vT, d_2 = x_0 \quad (30)$$

Kako bi se pojednostavilo može se zapisati u obliku u ovom obliku:

$$\begin{aligned} \tilde{z}_{\theta}(\alpha) &= \int_{-\infty}^{\infty} [\delta(c - (\rho_1 + \alpha)) \delta(c - (\rho_2 + \alpha))] m_{\theta}(c) dc \\ &= [\delta(c - \alpha - \rho_1) \delta(c - \alpha - \rho_2) * m_{\theta}(\alpha)] \end{aligned} \quad (31)$$

Postupak zamućenja u ovom modelu može biti objašnjen u diskretnom obliku tako da se definira radijalna metoda uzorkovanja koja može biti podijeljena u dva koraka. U prvom koraku se slijedno određuju linije koje čine pikseli iz centra do granica slike koje su razmaknute za neki kut. U drugom koraku se uzimaju uzorci

metodom prstenastih regija, kojom se povećava gustoća uzorkovanja od unutarnjih prema vanjskim dijelovima slike na svakoj liniji, a svaka radijalna linija točkica odgovara stupcu kojim se gradi radijalna zamućena slika.

2.3. Identifikacija zamućenja

Ukoliko u procesu uklanjanja zamućenja funkcija razmazivanja točke nije zadana potrebno je modelirati zamućenje u slici. Kada je zamućenje modelirano potrebno je odrediti parametre zamućenja u koraku koji se naziva identifikacija zamućenja uzrokovanog pokretom. On direktno ovisi o modelu zamućenja. Primjerice, ukoliko se odabere linearni uniformni model zamućenja onda je cilj identifikacije odrediti dužinu i smjer pokreta. Ukoliko se odabere rotacijski model potrebno je odrediti centar rotacije, smjer i kut. Iz ovog razloga korak identifikacije zamućenja se smatra ključnim korakom za algoritme odmućivanja. Zbog toga su se razvile mnoge metode koje se mogu podijeliti u tri glavne grupe. Prva i nama najzanimljivija metoda je ona bazirana na jednoj slici, zatim imamo bazirane na više slika te metode koje se baziraju na vanjskim mjerenjima.

2.3.1. Metode bazirane na jednoj slici

Ova metoda nam je najzanimljivija obzirom da u većini slučajeva imamo samo jednu sliku scene iz koje želimo odrediti što oštriju sliku sa detaljima. Ukoliko je poznat relativni pomak između kamere i scene funkcija razmazivanja točke se može odrediti analitički. Da bi se ovo postiglo ipak su potrebni dodatni senzori, te je stoga najčešći slučaj ipak određivanje zamućenja samo iz slike, što predstavlja velik problem. Takvo korištenje jedne slike bez dodatnog znanja o pokretu se naziva slijepa dekonvolucija jedne slike. Ova metoda je ujedno i najkompliciranija od svih metoda jer sadrži više nepoznanica nego poznanica. Unatoč tome, obzirom da je ovo i najzanimljiviji i najrašireniji problem postoje mnogi radovi koji ga istražuju. Ovaj problem je toliko zanimljiv upravo zbog digitalnih kamera u svakodnevnoj upotrebi, obzirom da trešnja kamere i loše osvjetljenje uzrokuju dugo vrijeme eksponiranosti. Kako bi se ovaj problem prevladao biraju se određene tipične vrste pokreta kako bi se problem ograničio ili se koriste statističke metode.

U tradicionalnim metodama funkcija zamućenja se općenito modelira kao niskopropusni filter uzrokovan ravnomjernim pokretom, te su ove metode većinom neuspješne na slikama sa većim intenzitetom zamućenosti. Ipak postoje radovi koji pokazuju da i ove metode mogu funkcionirati i kod intenzivnog i kompleksnog zamućenja (Fergus, 2006.). Ovaj rad je i jedan od najuspješnijih što se tiče metoda koje koriste jednu sliku. Oslanja se na činjenicu da slike prirodnih scena imaju određene distribucije gradijenata. Stoga se pri procjeni nezamućene slike i jezgre zamućenja koriste distribucije gradijenata sa neeksponencijalnim rubovima. Ipak, i u ovom slučaju potrebno je ručno unijeti neke parametre.

Još jedna predložena metoda identifikacije zamućenja iz jedne slike se oslanja na proces izvlačenja objekta u prvom planu zajedno sa procjenom zamućenosti za svaki piksel na kojem se nalazi objekt (Dai, 2008.). Ovo dolazi iz pretpostavke da postoji linearno ograničenje između derivata alfa kanala, parametara zamućenja i jednostavnog binarnog parametra. Stoga se promatra alfa kanal slike umjesto da se radi na zamućenoj slici.

U radu (Shan, 2008.) zamućenje se modelira kao aposteriorno najveći (MAP) problem. On pokušava procijeniti parametre funkcije razmazivanja točke iterativnom optimizacijom koja može krenuti od grube inicijalne procjene osnove zamućenja. Ova metoda se sastoji od tri glavne ideje. Koristeći novi model šuma u slici razdvajaju se greške dobivene zbog procjene šuma u slici od grešaka procjene samog zamućenja. Dok se parametri funkcije razmazivanja točke procjenjuju novo ograničenje glatkoće se koristi kako bi se potisnuli prstenasti artefakti. Na kraju se u frekvencijskoj domeni izvodi računalno zahtjevan korak optimizacije.

Ove metode su većinom korištene za uklanjanje zamućenja u digitalnoj fotografiji jer u malim visokorezolucijskim kamerama obično ne postoji mogućnost uzimanja više slika ili korištenja eksternih senzora.

2.3.2. Metode bazirane na više slika

Kao što je prethodno spomenuto, pristupi sa slijepom dekonvolucijom koriste se ako nije dan podatak o relativnom pomaku između kamere i scene. Jedan od načina kako se ovaj problem može olakšati je da se koristi više slika. Ovakvim

pristupom dobivamo dodatne informacije koje ne možemo izvući iz jedne slike te se značajno proširuje broj pristupa problemu. Samim time se mogu uzimati u obzir i kompleksniji modeli pokreta nego za metode bazirane na jednoj slici. Jedan od prvih primjena ove ideje je u radu (Basclé, 2006.). U tom radu se uzima zamućeni slijed slika kao ulazni podaci te se na izlazu dobije jedna visokorezolucijska slika. Pretpostavlja se da je pokret jednoličan, odnosno da se ne mijenja između uzastopnih slika pa se može zaključiti da je model zamućenja u svim slikama jednak. Identifikacija zamućenja se stoga može napraviti analizom pokreta u sekvenci slika. Identificira se smjer zamućenja te se smatra da je intenzitet zamućenja proporcionalan zajedničkom procijenjenom iznosu pomaka.

U određenim aplikacijama poput robotike može se dogoditi da je smjer zamućenja različit između slika. Rad (Rav-Acha, 2005.) se bazira na korištenju dviju slika zamućenih u međusobno okomitim smjerovima. Kako bi se procijenili parametri zamućenja koristi se Gaussova piramida koja se kreće od izgladenih poduzorkovanih slika do visokorezolucijskih slika.

Još jedan zanimljiv rad (Cho, 2007.) se bavi prostorno ovisnim zamućenjem pomoću uzastopnih slika iz video sekvenci. Prvo se svaka sličica podijeli u manje regije u kojima se može pretpostaviti da je pomak jednoličan, a zatim se koristi identifikacija funkcije razmazivanja za svaku regiju pomoću pristupa minimizacije energije.

Metoda koja se može svrstati u metode koje koriste više slika je ona koja koristi kontrolu vremena eksponiranosti kamere (Agrawal, 2009.). Umjesto da se video snima sa konstantnom eksponiranošću ono se mijenja iz sličice u sličicu ovisno o određenoj sekvenci vremena eksponiranosti. Ovime dobivamo slike koje su zamućene u istom smjeru no sa različitim intenzitetom. Ovo se naziva inverzivna funkcija razmazivanja točke jer se nule u prikazu funkcije razmazivanja u frekvencijskoj domeni eliminiraju kombinirajući ostale funkcije razmazivanja točke sa slikama snimljenih sa različitim vremenima eksponiranosti. Ova sekvenca vremenske eksponiranosti se ponavlja dok se snima video te se sličice koje imaju jednako vrijeme eksponiranosti uspoređuju kako bi se odredili parametri zamućenosti uslijed pomaka. Korištenjem više slika ili video sekvenci dobivamo više informacija o pomaku te se time vrlo kompliciran problem sa mnogo

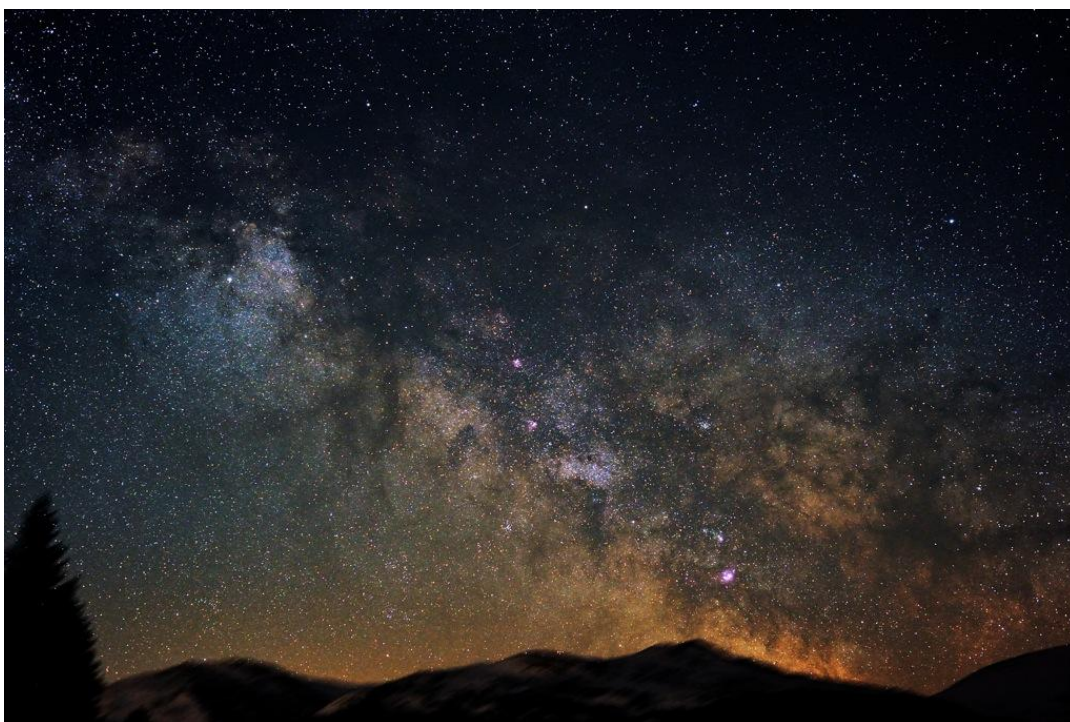
nepoznatih varijabli može pretvoriti u jednostavniji problem sa malo nepoznatih varijabli.

2.3.3. Metode bazirane na vanjskim mjerenjima

Kao što je prethodno spomenuto, problem stvaranja nezamućene slike će biti mnogo lakši ako imamo znanje kakav je pomak bio. Zbog toga postoje radovi koji koriste inercijske senzore kako bi se skupili točni podaci o pomaku. Inercijski senzori su generalno dovoljno točni i robusni da funkcioniraju i pri velikim i naglim pomacima, te mogu raditi na višim frekvencijama nego standardne kamere. Njihova slaba točka je akumulacija greške tijekom perioda integracije, stoga ne mogu identificirati i ukloniti zamućenje bez podataka o slici. Neki radovi (Klein, 2004.) koriste istovremeno podatke iz žiroskopa i kamere kako bi povećali performanse algoritma parametarske detekcije rubova. Iako je njihov cilj preciznije pratiti pokrete, parametri pomaka se u obliku matrice pomaka procjenjuju kombiniranim korištenjem žiroskopa i podataka sa kamere. Ovaj rad je posebno značajan za radove koji analiziraju svojstva slike u polju računalnog vida.

3. Astrofotografija i problem zamućenja

Astrofotografija je vrlo aktivna disciplina amaterske astronomije. U njoj se obično snimaju astronomski objekti i velika područja noćnog neba. Iako danas nema primjenu u znanstvenim istraživanjima, igrala je veliku ulogu u razvoju profesionalnog astronomskog istraživanja te je dovela do razvoja profesionalnih optičkih teleskopa. I danas ostaje vrlo privlačna disciplina amaterima zbog atraktivnih vizualnih rezultata. Osim što omogućuje fotografiranje oku vidljivih nebeskih objekata također omogućuje i fotografiranje galaksija i zvijezdi kojima je svjetlost preslaba da bi bile vidljive golim okom. Kako bi se ovo postiglo koristi se dugo vrijeme eksponiranja obzirom da se tijekom cijelog perioda eksponiranja na svjetlosnom senzoru akumulira suma svjetlosnih fotona. Također, kako bi što više svjetla ušlo na senzor, koriste se objektivni sa velikim otvorom blende.



Slika 8 - Primjer astrofotografije

Urbana područja obično nisu pogodna za uzimanje ovakvih fotografija obzirom da je prisutno mnogo svjetlosnog onečišćenja, uglavnom od javne rasvjete. Obzirom da se Zemlja rotira, oprema za snimanje bi se trebala rotirati u suprotnom smjeru kako bi se zadržala oštra slika neba. Fotografi koji se bave astrofotografijom

obično rješavaju ovaj problem koristeći visoko kvalitetne stalke koji kompenziraju pomak, odnosno rotaciju Zemlje. Stalci se sastoje od preciznih mehanizama i motora koji prate objekte na nebu ili pomoću CCD čipa koji automatski prati objekt koji se zada kao referentna točka. Za točku koja se prati se obično odabire neka svijetla zvijezda. Takvi stalci koriste motore kako bi napravili male korekcije pomaka. Dodatne greške do kojih dolazi uslijed atmosferskih prilika, vibracija i manjih nedostataka u samom mehanizmu mogu biti reducirani korištenjem adaptivnih optičkih sustava koji koriste mala zrcala koja se mogu brzo pomicati kako bi se zadržala određena točka u centru slike tijekom cijelog vremena ekspozicije. Ovaj način snimanja je iznimno skup te zahtjeva puno vremena i truda za učenje i postavljanje.

Kao što smo rekli, često se za ovu vrstu fotografije koriste i standardne digitalne kamere i to bez stalka koji će kompenzirati rotaciju, već sa standardnim stalcima koji će snimati iz samo jednog kuta. Jasno je da će korištenje ovakve opreme u kombinaciji sa dugim vremenom ekspozicije dovesti do pojave zamućenja uslijed pokreta, u ovom slučaju okretanja Zemlje oko svoje osi. Rečeno je da se svjetlo akumulira na senzoru te će stoga zbog relativnog kretanja zvijezda u odnosu na kameru svjetlo zvijezde proizvesti tanak trag koji predstavlja put koji je zvijezda napravila za vrijeme eksponiranja.

Astrofotografske slike se snimaju u iznimno raznolikim uvjetima te koristeći razne metode. Zbog toga slike u astrofotografiji, kao i općenito u astronomiji, pate od dva izražena problema: zamućenja i aditivnog Gaussovog šuma.

Mnogo faktora utječe na astrofotografiju, koju čine visokorezolucijske slike sa velikim dinamičkim rasponom. Sama osnova problema astrofotografije je to što pokušavamo uloviti iznimno malu količinu svjetlosti koja dolazi od objekata koji se nalaze na udaljenosti od nekoliko desetaka ili stotina svjetlosnih godina. Ovo automatski povlači sa sobom i korištenje velikih otvora blende. Nebeski objekti obično zatvaraju male vidne kutove u objektivu u odnosu na zemaljske objekte te se stoga zahtjeva i velika žarišna duljina, što dodatno ograničava problem veličine otvora blende. Uz to, uvjeti u Zemljinoj atmosferi su često turbulentni ili oblačni, što otežava uzimanje dobro fokusirane slike sa površine Zemlje, a Zemljina rotacija oko osi izaziva pomake objekata. Kako bi se uklonilo zamućenje potrebno je naći

rješenje problema rotacije. Zbog rotacije Zemlje oko osi astronomski objekti na rezultirajućoj snimci izgledaju kao da se kreću. Astronomske fotografije su i pri manjim uvećanjima podložne zamućenju uslijed pomaka. Zamućenje zbog Zemljine rotacije je u ovom slučaju relativno predvidljivo, no u praksi ima mnogo faktora koji utječu, primjerice vibracije i atmosfera Zemlje.

Relativno je jednostavno u ovakvim uvjetima izračunati točnu količinu zamućenja koja će nastati na određenoj ekspoziciji. Područje vidljivosti leće je dano sljedećom formulom:

$$2 \times \tan^{-1} \frac{d_s}{2 \times f} \quad (32)$$

Ovdje je d_s dijagonala slikovnog senzora a f žarišna duljina.

Rotacija Zemlje iznosi otprilike $\frac{360^\circ}{24h}$ ili oko $0.0042^\circ/s$. Stoga je dužina linije zamućenja koji se nalazi na dijelu senzora

$$\frac{0,0042^\circ/s \times t_{\text{eksponiranja}}}{2 \times \tan^{-1} \frac{d_s}{2 \times f}} \quad (33)$$

Ovdje je $t_{\text{eksponiranja}}$ vrijeme eksponiranja koje se mjeri u sekundama. Ukoliko u ovu jednadžbu uračunamo neke standardne vrijednosti koje se koriste prilikom astrofotografije (žarišna duljina 2800 mm, veličina senzora 35 mm, vrijeme ekspozicije 30 s) dobit ćemo da će se linija zamućenja uslijed pomaka protezati jednom šestinom dijagonalne veličine senzora. Zamućenje slijedi jednostavan matematički model. Ako pretpostavimo da objekt (zvijezde na nebu) i promatrač (kamera) ne mijenjaju pozicije, što je nužna postavka obzirom na međusobnu udaljenost, vidljivi pomak objekta je zapravo točan kutni pomak promatrača. Ovo je vidljivo kao put kojim se izvorna točka kreće preko zamućene slike tijekom vremena ekspozicije. Vrijednost promatrane slike će onda biti prosječna vrijednost piksela duž tog puta na latentnoj slici koja bi bila promatrana slika da ne dolazi do zamućenja, odnosno da je orijentacija kamere u odnosu na objekt ostajala konstantna tijekom vremena ekspozicije. Drugim riječima, promatrana slika je konvolucija grafa puta pomaka sa latentnom slikom pa je cilj obnoviti latentnu sliku ako je dana promatrana slika.

4. Korištene metode

Kako bi mogli usporediti utjecaj iznosa pomaka u slici i aditivnog šuma koristiti ćemo skriptu u Matlabu. Obzirom da uspješnost metoda sa jednom već zamućenom slikom drastično varira o samoj prirodi slike, kako bi mogli bolje ocijeniti rješenje koristiti ćemo nezamućene slike koje ćemo zamutiti alatom u kojem specificiramo smjer i iznos zamućenja.

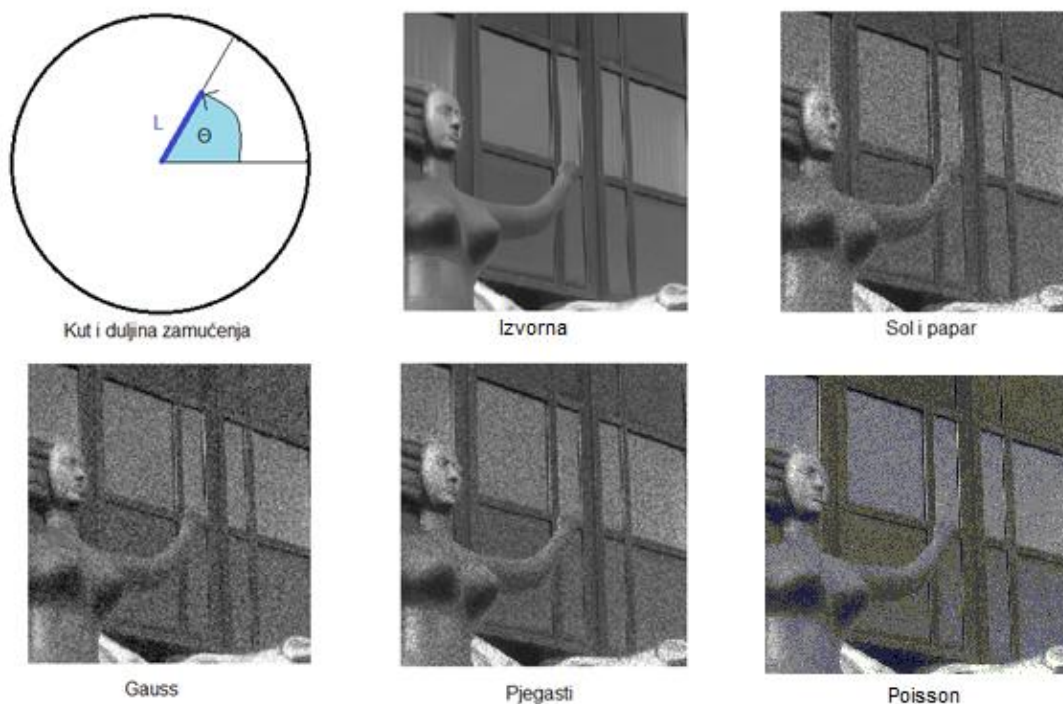
3.1. Korak generiranja funkcije razmazivanja točke i šuma

Smjer zamućenja specificiramo kao kut Θ (grč. Theta). Tako je početni kut 0 u desnom horizontalnom smjeru, a kut raste u smjeru suprotnom od sata. Iznos zamućenja specificiramo brojem piksela L na koje će se protezati funkcija zamućenja točke. Ova dva parametra specificiraju dvodimenzionalni filter koji se formira naredbom *fspecial* sa opcijom *motion* koja je namijenjena upravo simuliranju zamućenja uslijed pokreta, te time efektivno definiramo funkciju razmazivanja točke. Tako definirana funkcija razmazivanja točke se pretvara u funkciju optičkog prijenosa (engl. optical transfer function) brzom Fourierovom transformacijom, nakon čega se provodi zamućivanje nezamućene slike. Rezultat se vraća u prostornu domenu inverznom brzom Fourierovom transformacijom. Prije ovog procesa iz slike se uklanja informacija o boji, obzirom da nam ta informacija nije bitna prilikom procesa uklanjanja zamućenja, već gradijent svjetlosnog intenziteta.

Također možemo definirati i vrste šuma kojeg možemo dodati slici. Tako možemo dodati Gaussov, sol i papar, pjegasti šum i definirati dodatne parametre ovisno o vrsti šuma. Dodatni parametri su gustoća, srednja vrijednost i varijanca.

Generiranje šuma se postiže naredbom *imnoise*. Sol i papar šum se manifestira u slikama u obliku bijelih piksela u tamnim regijama te tamnih piksela u svijetlim regijama, odnosno ima izgled piksela sa maksimalnom ili minimalnom svjetlinom. Obično ga izaziva pogreška u analogno-digitalnom konverteru ili greške u bitovima prilikom prijenosa, te se često manifestira kada imamo duže vrijeme eksponiranja, što je slučaj u astrofotografiji. Šum do kojeg dolazi zbog varijacije u broju detektiranih fotona na određenoj ekspoziciji slijedi Poissonovu distribuciju. Kada

generiramo šum s Poissonovom razdiobom on se generira iz samih podataka u slici a ne umjetno nevezano uz podatke u slici. Obzirom na to htjeli smo generirati i takav šum no generiranje takvog šuma ne funkcionira kada se računa sa double tipom podataka, a ovo nam je nužno prilikom konverzije. Šum pojačanja slijedi Gaussovu distribuciju, te je neovisan o pikselima i intenzitetu signala. Do njega dolazi kod pojačanja signala nakon očitavanja na slikovnom senzoru. Pjegasti šum nam nije toliko zanimljiv obzirom da nije toliko vezan uz fotografiju. Sve ove vrste šumova, kao i graf generiranja zamućenja možemo vidjeti na Slika 9 - Iznos i smjer L zamućenja te vrste šuma.



Slika 9 - Iznos i smjer L zamućenja te vrste šuma

3.2. Korak dekonvolucije

Obzirom da u prethodnom koraku možemo sami generirati funkciju zamućenja točke odnosno da su nam parametri zamućenja poznati, možemo usporediti tri glavne metode dekonvolucije: dijeljenje u frekvencijskoj domeni, dekonvolucija pomoću Wienerovog filtra te dekonvolucija Lucy-Richardson algoritmom.

3.2.1. Dijeljenje u frekvencijskoj domeni

Najdirektniji pristup je izvođenje direktnog inverza konvolucije. Obzirom da je konvolucija ekvivalentna množenju u frekvencijskoj domeni, dekonvoluciju možemo obaviti dijeljenjem u frekvencijskoj domeni. Na žalost ova tehnika u praksi vrlo rijetko daje korisne rezultate. Prvi problem je što zbog nesavršenosti senzora u kamerama na slici nastaje i šum, te samim time rezultatna slika nije identična konvoluciji latentne slike sa funkcijom razmazivanja točke. U praksi u slici mogu nastati velike količine šuma ovisno o uvjetima u kojima se snima. Također, u frekvencijskoj domeni ne možemo dijeliti u slučaju da funkcija razmazivanja točke sadrži nule pa nije moguće stvoriti reprezentaciju dekonvoluirane slike u frekvencijskoj domeni. Drugi problem je složeniji, te proizlazi iz ograničene numeričke točnosti pri snimanju i procesiranju. Kao što se vidi na slijedećoj slici rezultat ovakve trivijalne dekonvolucije sadrži veliku količinu šuma, te samim time nije od praktične koristi.



Slika 10 - Slika zvijezda dekonvoluirana metodom dijeljenja u frekvencijskoj domeni

Unatoč mnogim nedostacima, ova metoda ima i jednu izraženu prednost. Iznimno je brza obzirom da se sastoji od tek tri brze Fourierove transformacije.

Dekonvolucija FFT-om se računa na sljedeći način:

$$u = \text{fft}^{-1}\left(\frac{\text{fft}(z)}{\text{fft}(h)}\right) \quad (34)$$

Postoji nekoliko modifikacija algoritma kojima se može pokušati izbjeći problem sa nulama u funkciji razmazivanja točke. Jedno od rješenja je uvesti šum u funkciju razmazivanja kako ne bi sadržavala nule u frekvencijskoj domeni. Tako se mogu dodati razne funkcije šuma: Gaussov šum, nasumičan šum kroz mali interval i šum sintetiziran iz područja slike koji nemaju objekte no imaju šum. Također se mogu primijeniti određeni filtri kako bi se uklonili dijelovi sa posebno izraženim šumom u frekvencijskoj domeni nakon dijeljenja. Primjerice, može se iskoristiti činjenica da se latentne astronomske slike sastoje primarno od visokofrekvencijskih komponenti, pa je logično koristiti visokopropusni filter da bi se uklonio niskofrekvencijski šum. Postoje i razni drugi načini za uklanjanje šuma. U jednoj metodi frekvencijski spektar funkcije razmazivanja točke se modificira jednostavnom funkcijom koja zadržava općeniti izgled spektra ali tako da zamjenjuje nule konstantama malog iznosa. Ovaj pristup daje iskoristive rezultate no ipak ostaju artefakti na slici.

3.2.2. Wiener

Rezultate dekonvolucije je moguće poboljšati koristeći Wienerov filter. Wienerov filter bi trebao minimizirati kvadratnu grešku inverznog filtriranja te izgladivanje šuma. Wienerov filter koristi znanje o karakteristikama aditivnog šuma i samog signala kako bi se umanjio šum nakon dekonvolucije. Ukoliko nemamo dobar model šuma u slici rezultati često nisu prihvatljivi.

Jednadžbu za filter prikazujemo u frekvencijskoj domeni

$$G(f) = \frac{H(f)S(f)}{|H(f)|^2S(f) + N(f)} \quad (35)$$

gdje je H funkcija razmazivanja točke, G inverz funkcije razmazivanja točke filtriran Wienerovim filtrom, S je očekivana amplituda originalnog signala a N je očekivana amplituda aditivnog šuma.

3.2.3. Lucy-Richardson

Metoda dijeljenja u frekvencijskoj domeni je vrlo brza no ne daje dovoljno dobre rezultate. Zato postoje metode kojima je moguće napraviti dekonvoluciju bez dijeljenja u frekvencijskoj domeni. Druga važna vrsta dekonvolucijskih algoritama

predlaže model u kojem je promatrana slika suma savršene konvolucije sa nasumičnim šumom određene distribucije. Jedan od takvih algoritama je Lucy-Richardson. Ovaj algoritam je iterativni algoritam koji se bazira na Bayesovom teoremu. Kreće od toga da daje pretpostavku izvorne slike, a zatim daje bolje pretpostavke u svakoj iteraciji te tako konvergira prema latentnoj slici. U što se više iteracija algoritam izvede bliže je traženoj idealnoj latentnoj slici. Iteracije algoritma se baziraju na sljedećoj formuli:

$$u_j^{(n+1)} = u_j^{(n)} \sum_i \frac{z_j}{\sum_k (u_k^{(n)} \times h_{i,k})} \times h_j \quad (36)$$

Ovdje i, j, k predstavljaju piksele u slici. Algoritam u ovom obliku se ne može direktno izračunati jer zahtjeva iteraciju za svaki piksel slike u tri razine ugnježdenih petlji za svaku iteraciju algoritma. Algoritam se ipak može drastično ubrzati koristeći konvoluciju u frekvencijskoj domeni umjesto unutarnjih sumacija. Iako se koristi dijeljenje to nije dijeljenje u frekvencijskoj domeni te se time amplituda šuma ne pojačava na cijeloj slici već na nekim lokaliziranim područjima. Stoga rezultatne slike ne sadrže periodičan šum koji se pojavljuje kada se koristi dijeljenje u frekvencijskoj domeni.

3.3. Procjena duljine i smjera zamućenosti

Osim usporedbe metoda kada već znamo funkciju razmazivanja točke koristiti ćemo i skriptu koja procjenjuje smjer i duljinu zamućenosti, time efektivno procjenjujući funkciju razmazivanja točke. Funkcija procjene smjera zamućenja se računa u kepsralnoj domeni. Signal prebacujemo u kepsralnu domenu računajući inverznu Fourierovu transformaciju logaritma procjenjenog spektra signala, odnosno

$$Cep(g(x, y)) = invFT\{\log(FT(g(x, y)))\} \quad (37)$$

Funkcija zatim nalazi rubove u slici. Ovo se postiže naredbama *edge* koja nalazi rubove pomoću intenziteta piksela u slici te Houghove transformacije, koja je metoda izvlačenja obilježja slike koja se u ovom slučaju koristi za detekciju linija u slici. Ovaj algoritam prolazi 6 iteracija kako bi se pronašlo 6 najvjerojatnijih vrijednosti kuta Θ . Ovo se pokazala kao dovoljna vrijednost da se tražena vrijednost pojavi u prijedlozima.

Za procjenu duljine, odnosno iznosa zamućenja slika se također prebacuje u kepsralnu domenu. Slika se zatim rotira za procijenjenu vrijednost kuta Θ , te se računaju prosječne vrijednosti stupaca piksela. Sam iznos zamućenja se računa koristeći prvu negativnu vrijednost ili ako takva nije nađena, uzme se najniži vrh iz grafa prosječnih vrijednosti. (Reiter, 2000.) u svom radu primjećuje da je moguće odrediti smjer zamućenja promatrajući dijelove dobivene slike koji odgovaraju visokokontrastrnim izvorima. Njegova metoda je relativno primitivna, no slične tehnike se predlažu i u Matlab dokumentaciji.

3.4. Korištene metode kvantifikacije rezultata

Kako bi usporedili dobivene rezultate koristiti ćemo metode uvriježene u obradi slike. Tako ćemo kao faktore usporedbe koristiti kriterij srednje razlike, odnos signala i šuma, vršni odnos signala i šuma i srednju kvadratnu pogrešku.

Srednja razlika (engl. Mean difference) vrijednosti je statistička mjera disperzije te se definira kao

$$SR = E[|X - Y|] \quad (38)$$

gdje su X i Y signali koji se uspoređuju. Ovo je gruba metoda koja nam je korisna kao pokazatelj koliko se izvorna i završna slika razlikuju. Također nam je osnova za računanje odnosa signala i šuma.

Odnos signala i šuma (engl. Signal-to-noise ratio) je mjera koja određuje odnos intenziteta signala i pozadinske buke. Ovo računamo kao

$$SNR = \frac{P_{signal}}{P_{sum}} = \left(\frac{A_{signal}}{A_{sum}} \right)^2 \quad (39)$$

gdje je P snaga a A amplituda signala, odnosno šuma. Obzirom da mnogi signali imaju veliki dinamički raspon ovo se najčešće prebacuje u logaritamsku skalu

$$SNR_{dB} = 10 \log_{10} \left(\frac{A_{signal}}{A_{sum}} \right)^2 \quad (40)$$

Ovo je čest faktor kod procjene kvalitete algoritama te se radi na algoritmima koji procjenjuju taj odnos iz samo jedne slike, no metoda je prvenstveno namjenjena usporedbi slika prije i nakon obrade.

Vršni odnos signala i šuma (engl. Peak signal-to-noise ratio) nam procjenjuje odnos maksimalne snage signala i snage šuma koji narušava kvalitetu slike. Definira se u logaritamskoj skali kao

$$PSNR = 10 \log_{10} \left(\frac{MAX_I^2}{MSE} \right) \quad (41)$$

Ovdje je MAX_I maksimalna vrijednost piksela u slici. Najčešće je to 8 bita, pa je maksimalna vrijednost 255.

MSE predstavlja srednju kvadratnu pogrešku (engl. Mean Square Error). Ona se definira kao

$$MSE = \frac{1}{mn} \sum_{i=0}^{m-1} \sum_{j=0}^{n-1} [I(i,j) - K(i,j)]^2 \quad (42)$$

gdje su I i K monokromatska slika i njena verzija sa šumom.

5. Rezultati

U prvom dijelu testiranja uzet ćemo dvije slike bez zamućenja te na njima generirati razne vrste zamućenja kako bi mogli procijeniti utjecaj smjera i iznosa zamućenja na rezultat, te zatim ukloniti zamućenje sa sve tri metode (inverzna konvolucija, Wiener i Lucy-Richardson) da vidimo razlike u rekonstrukciji sa točnim podacima. Ovo ćemo ponoviti sa raznim vrstama šuma. Zatim ćemo generirati zamućenje na osam raznih slika te procijeniti iznos zamućenja pomoću algoritma za pronalaženje iznosa i smjera zamućenja. Ovo će poslužiti i kao procjena kako algoritmi za rekonstrukciju rade kada nemaju točne vrijednosti o funkciji razmazivanja točke. To je važno i iz razloga što često možemo za manje količine zamućenja sami odokativno procijeniti smjer i iznos zamućenja.

4.1. Poznata funkcija razmazivanja točke bez šuma

Kao ulaz ćemo koristiti Slika 11 - Izvorna slika .



Slika 11 - Izvorna slika Disney

Slika Disney nam je prikladna zbog toga što sadrži mješavinu područja s mnogo detalja poput područja sa cvijećem, područja bez detalja poput neba, pa i duge ravne elemente poput ograde koji će nam biti zanimljivi prilikom testiranja detekcije

smjera i količine zamućenja. Tako imamo referencu kod rekonstrukcije u područjima s manje detalja, dok u područjima s više detalja možemo vidjeti utjecaj na njihovu rekonstrukciju. Testiranje je provedeno i sa drugim slikama te je utvrđeno da su rezultati konzistentni sa rezultatima ove slike.



Kut 0, dužina 40



Kut 45, dužina 40



Kut 90, dužina 40



Kut 45, dužina 10



Kut 45, dužina 80

Slika 12 – Slika Disney sa generiranim odgovarajućim zamućenjima

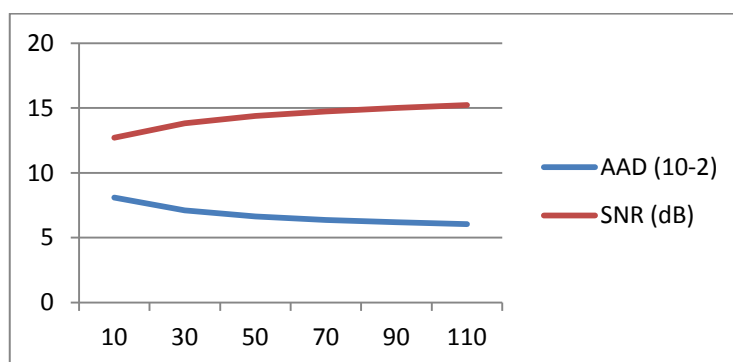
Radi jednostavnosti ćemo koristiti kutove 0, 45 i 90, gdje 0 odgovara zamućenju u horizontalnom smjeru a 90 u vertikalnom. Koristiti ćemo zamućenje duljine 10, 40 i 80 piksela (kao što vidimo na Slika 12) na slici rezolucije 1000x843 kako bi isprobali blago zamućenje koje je i češće, te kako se algoritmi ponašaju za intenzivnije zamućenje gdje je i golim okom teško razaznati objekte na slici. Za svaku sliku ćemo isprobati dijeljenje u frekvencijskoj domeni, Wienerovu dekonvoluciju i Lucy Richardson dekonvoluciju. Za Lucy Richardson dekonvoluciju

ćemo koristiti 70 iteracija obzirom da tu već dobivamo dosta dobru procjenu koja se kroz iduće iteracije ne popravlja drastičnije. Trajanje iteracije za primjer slike Disney je prosječno 0,3 s po iteraciji, kao što je vidljivo iz Tabela 1.

Tabela 1 - Rezultati Lucy-Richardsona za sliku Disney za vrijednosti kuta 45, duljinu 40

Br. Iteracija	MD	SNR (dB)	Vrijeme (s)
1	0,092256	11,704	0,4
5	0,086408	12,185	1,9
10	0,080880	12,708	4,0
30	0,070884	13,808	9,8
50	0,066341	14,380	16,4
70	0,063710	14,736	22,9
90	0,061832	15,005	28,8
110	0,060385	15,220	33,4
170	0,057432	15,684	51,3

Na Slika 13 vidimo da nam se nakon 50-60 iteracija graf izravnavava, pa ćemo pri izvođenju koristiti 70 iteracija algoritma.



Slika 13 - Promjena MD-a i SNR-a sa brojem iteracija Lucy-Richardson algoritma, x-os je broj iteracija, y-os raspon vrijednosti

U Tabela 2 - Prosječne vrijednosti algoritama bez dodanog šuma u slici vidimo prosječne vrijednosti za sve kombinacije kutova i duljina. Ovi podaci su prikupljeni testiranjem na tri različite slike: Disney, Chambery i Klaussen. Iz ovog bi se dalo zaključiti da je jednostavan inverz najbolji, i zaista on daje savršenu rekonstrukciju ako znamo funkciju razmazivanja za većinu slučajeva, no također pokazuje i nestabilnost. Tako smo za kut zamućenja dobili negativni SNR, odnosno samo šum u slici. U ostalim slučajevima rekonstrukcija je savršena sa prosječnom

apsolutnom razlikom i srednjom kvadratnom pogreškom nula. Iako bi se iz samo ovog primjera dalo zaključiti da je problem kada se koristi zamućenje u vertikalnom smjeru, testiranje sa ostalim slikama je pokazalo da ovo isključivo zavisi o pojedinačnoj slici i intenzitetu zamućenja. Tako na pojedinim slikama uopće nije dolazilo do ove pojave. Samim time ovaj algoritam je najlošiji obzirom da je nepredvidiv. Wiener i Lucy-Richardson algoritmi su dali relativno slične rezultate, no gotovo je u pravilu Wiener bio za nijansu bolji. Iako se rezultat Lucy-Richardsona može poboljšati povećanjem broja iteracija, to je istina i za Wienerov algoritam do neke granice, gdje specificiranjem točnijeg odnosa signala i šuma dobivamo bolji rezultat. Također, Wienerov algoritam se značajno brže izvodi od Lucy-Richardsona, pa se Wiener pokazuje kao bolje rješenje u ovom testiranju uklanjanja zamućenja kada je poznata funkcija razmazivanja i kada nema aditivnog šuma.

Tabela 2 - Prosječne vrijednosti algoritama bez dodanog šuma u slici

	Inverz	Wiener	Lucy-Richardson
MD	0,0478	0,05484	0,06002
SNR	150,0115	16,02429	15,29914
MSE	1,1698	0,00697	0,00878

Što se tiče vizualnih rezultata i Wiener i Lucy-Richardson nakon rekonstrukcije pokazuju prstenaste tragove oko objekata u većoj ili manjoj mjeri, što je očekivano jer je taj problem poznat kod metoda koje koriste jednu sliku. Intenzitet i oblik prstenastih tragova ovisi o smjeru zamućenja, obzirom da su linije okomite na njega, dok sam intenzitet ovisi o intenzitetu zamućenja.

Dok je za mali iznos zamućenja rezultat rekonstrukcije prihvatljiv, kod većih intenziteta zamućenja rekonstruirana slika je dovoljno dobra da se razabiru objekti na slici ali ipak sa previše prstenastih tragova da bi se smatralo dobro.

Možemo zaključiti da utjecaj smjera zamućenja nema utjecaja na rekonstrukciju u slučaju bez šuma obzirom da su dobivene vrijednosti vrlo slične bez obzira koji kut odabrali, što vrijedi i za Lucy-Richardson i Wiener algoritme, kao što vidimo u Tabela 3. Iz ovoga se vidi da je što se tiče smjera, razlika u granicama statističke pogreške dok se porastom duljine zamućenja linearno pogoršavaju rezultati nakon

rekonstrukcije, što je i očekivano obzirom da porastom intenziteta zamućenja postaje teže rekonstruirati sliku.

Tabela 3 - Usporedba prosječnih vrijednosti i standardnih devijacija po vrijednostima kuta i duljine zamućenja

		Kut			Duljina		
		0	45	90	10	40	80
MD	Prosjek	0,05495	0.05495	0.05348	0.04528	0.05496	0.0644
	Stdev	0.00732	0.00861	0.0062	0.00027	0.00115	0.0012
SNR	Prosjek	15.89178	16.15512	16.02648	17.17265	16.02112	14.82982
	Stdev	0.89751	1.0091	0.91452	0.11202	0.22442	0.00633
MSE	Prosjek	0.00717	0.00679	0.00696	0.00523	0.00683	0.00897
	Stdev	0.00146	0.00161	0.00142	0.00014	0.00035	0.00001

4.2. Poznata funkcija razmazivanja točke sa šumom



Slika 14 - Prikaz odabranih količina šuma na slici

U ovom dijelu ćemo testiranje sa dvije vrste šuma: sol i papar i Gaussov. Kod sol i papar šuma možemo definirati gustoću šuma, dok za Gaussov šum možemo definirati srednju vrijednost šuma i varijancu. Obzirom da želimo realne rezultate koristiti ćemo male i konstantne vrijednosti šuma kako bi ostalo dovoljno informacija o signalu za rekonstrukciju. Tako ćemo za vrijednosti sol i papar šuma uzeti gustoću od 0.02, a za Gaussov šum srednju vrijednost 0 i varijancu 0.01, rezultat čega bez zamućenja je prikazan na Slika 14. Radi jednostavnosti i

konzistentnosti smjer i iznos zamućenja ćemo za ovo testiranje ostaviti na vrijednostima 45 za kut i 40 za zamućenje. Za Lucy-Richardson algoritam koristiti ćemo 70 iteracija kao i ranije.

Tabela 4 - Rezultati testiranja za zamućenje sa sol i papar šumom

Sol i papar šum		Wiener			Richardson-Lucy		
		10	40	80	10	40	80
MD	Prosjek	0.04825	0.05625	0.06495	0.04419	0.06233	0.07822
	Stdev	0.00008	0.00095	0.00118	0.00451	0.00165	0.0032
SNR	Prosjek	16.53734	15.75218	14.7678	17.53089	14.77715	13.29137
	Stdev	0.15731	0.25557	0.02908	0.17855	0.14228	0.21513
MSE	Prosjek	0.00606	0.00727	0.0091	0.00482	0.00908	0.0128
	Stdev	0.00022	0.00042	0.00006	0.0002	0.00029	0.00063

Iz testiranja sa sol i papar šumom možemo zaključiti da uvođenje papar i sol šuma u sliku daje slične rezultate kao i kada šuma nema za Wienerov i Richardson-Lucy algoritam, kao što je vidljivo usporedbom Tabela 3 i Tabela 4. Metoda dijeljenja u frekvencijskoj domeni je ovdje pokazala svoju nestabilnost obzirom da su rezultati u pravilu neupotrebljivi čim se u sliku uvede šum pa ovu metodu ni nećemo uspoređivati. Usporedbom Wiener i Richardson-Lucy algoritama prikazanoj na tabeli 4 uočavamo da je generalno Gauss još uvijek bolji, izuzev za slučajeve manjeg zamućenja. Direktnu usporedbu samih slika možemo vidjeti na Slika 15 - Usporedba Wiener i R-L algoritma bez šuma i sa PNS šumom gdje s lijeve strane vidimo rezultate Richardson Lucy-a bez i sa šumom, te s desne strane isto za Wiener algoritam. Tako se vidi da u slučaju Wiener algoritma ipak ostaju blagi tragovi šuma u obliku točaka što se događa zbog prirode Wienera i samog šuma koji ima oblik bijelih ili crnih piksela. Tako na tamnim dijelovima slike gdje se pojavio šum u obliku bijelog piksela ostaje blijedi trag, a vrijedi i obrnuto. Unatoč tome rezultati su bolji od Richardson-Lucy algoritma koji daje identičan rezultat kao i kada izvodimo algoritam na slici bez šuma.



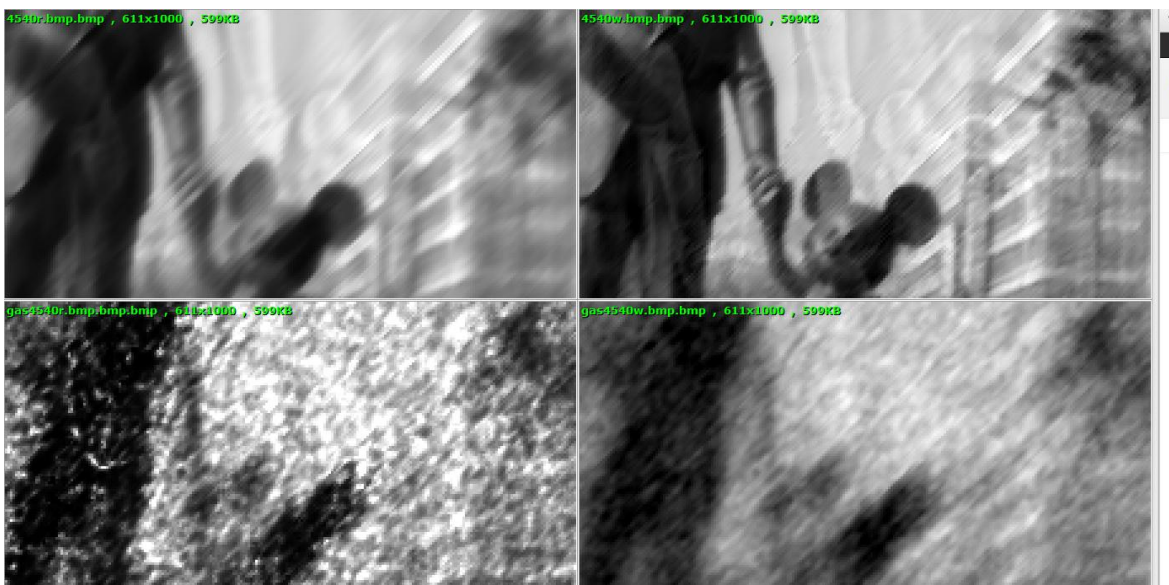
Slika 15 - Usporedba Wiener i R-L algoritma bez šuma i sa PNS šumom

U drugom dijelu smo napravili isto testiranje sa Gaussovim šumom. Rezultati su ovdje dosta drugačiji, kao što se vidi iz Tabela 5 - Rezultati testiranja za zamućenje sa Gaussovim šumom. Dok smo do sad imali konzistentno lošije rezultate sa povećanjem intenziteta zamućenja ovdje u slučaju Richardson-Lucy algoritma imamo jednake rezultate rekonstrukcije bez obzira na iznos. Treba naglasiti da su ovi rezultati značajno lošiji nego što su rezultati Wienerovog algoritma, koji je zadržao svojstvo smanjenja kvalitete rekonstrukcije s iznosom zamućenja. Rezultati su tek sa najvećim zamućenjem usporedivi, no ipak i dalje lošiji u slučaju Richardson-Lucy algoritma.

Tabela 5 - Rezultati testiranja za zamućenje sa Gaussovim šumom

Gauss		Wiener			Richardson-Lucy		
		10	40	80	10	40	80
MD	Prosjek	0.07829	0.09187	0.10287	0.12443	0.12443	0.12191
	Stdev	0.00084	0.00226	0.00408	0.00023	0.00133	0.00084
SNR	Prosjek	13.93965	12.4119	11.5112	9.87909	9.73596	10.07964
	Stdev	0.06766	0.15315	0.23618	0.05457	0.03819	0.05837
MSE	Prosjek	0.01101	0.01566	0.01929	0.0285	0.029	0.02677
	Stdev	0.00017	0.00055	0.00107	0.00045	0.00025	0.00035

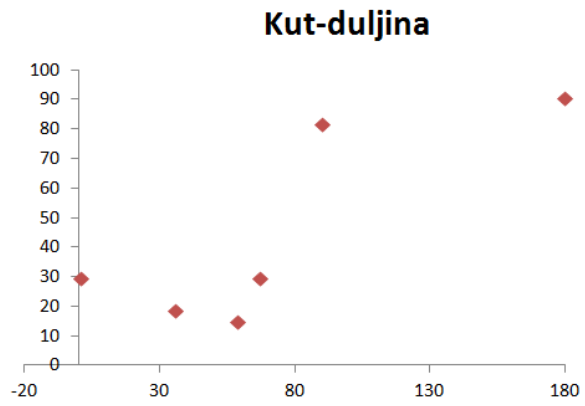
Kao što je vidljivo iz Slika 16, rezultati oba algoritma su daleko lošiji nego što su bili u slučaju sa sol i papar šumom, s tim da su rezultati Wienerovog algoritma daleko prihvatljiviji iako i dalje daleko od prihvatljivih. Detalja više nema, naziru se samo oblici. Treba naglasiti da ovdje ovisnost Wienera o omjeru signala i šuma dolazi najviše do izražaja obzirom da se krivom procjenom rezultati drastično pogoršavaju, čak do granice da su lošiji od Richardson-Lucy algoritma.



Slika 16 - Usporedba Wiener i L-R algoritma bez šuma i sa Gaussovim šumom

4.3. Algoritam procjene smjera i iznosa zamućenja

Kako bi se testirao algoritam detekcije smjera i iznosa zamućenja uzeto je nekoliko nezamućenih slika pa se za svaku definirao iznos i smjer zamućenja, jedan u horizontalnom ili vertikalnom smjeru i jedan u nasumičnom smjeru. Nakon toga uspoređeni su rezultati dobiveni procjenom i stvarni smjer i iznos. Obzirom da algoritam procjene smjera daje 6 kutova pronašli smo na kojem mjestu se nalazi najbliži kut i kolika mu je procijenjena duljina. Korištene slike su Disney, Cvijece, Chambery i Zastave.



Slika 17 - Slika Zastave i distribucija predviđenih vrijednosti

Kako bi promotrili rad algoritma uzeli smo slike Zastave i Cvijece, te izvršili algoritam detekcije zamućenja na njima dok nije bilo zamućenja. Slika Zastave sadrži mnogo dominantnih i kontrastnih vertikalnih elemenata u obliku stupova, no sadrži i dijagonalne elemente poput zgrade i elemenata na njoj. Algoritam je na njoj i pronašao elemente pod kutem 90 sa duljinom od 80, kako je prikazano na Slika 17. Kako bi testirali algoritam isprobali smo kut 90, obzirom da elementi u slici to podupiru, te kut 120 koji se nije pojavljivao u rezultatima algoritma te postepeno povećavali iznos zamućenja. Cilj ovoga je vidjeti kako algoritam reagira kada zamućenje slijedi smjer rubova u slici, te u slučaju kada ne slijedi taj smjer. Rezultati su prikazani u Tabela 6 - Definirano zamućenje i procijenjena vrijednost kao kut-dužina, pozicija u nizu za Zastave

Tabela 6 - Definirano zamućenje i procijenjena vrijednost kao kut-dužina, pozicija u nizu za Zastave

Definirano	90-10	90-15	90-20	90-40	90-80	120-10	120-15	120-20	120-40	120-80
Procjena	90-96	90-15	90-19	90-37	90-75	116-9	116-13	116-18	116-37	114-75
Pozicija	1	1	1	1	1	3	3	3	3	4

Vidimo da su rezultati vrlo dobri. Kada se smjer zamućenja i dominantna komponenta u slici poklapaju, algoritam već pri malom zamućenju duljine 15 točno odredi i smjer i iznos. Porastom iznosa zamućenja kut i dalje ostaje dobar a procijenjeni iznos zamućenja se neznatno smanjuje u odnosu na realnu vrijednost. Za najveću vrijednost duljine 80 procijenjena vrijednost je manja za 5, što je još dovoljno dobro. Za definirani kut 120 najbliži procijenjeni kut je bio 116 stupnjeva, što je također dovoljno dobro. Ovaj kut se nalazio na trećem mjestu u vektoru procjene, nakon dominantnih elemenata slike od 180 i 90 stupnjeva. Vidimo da je

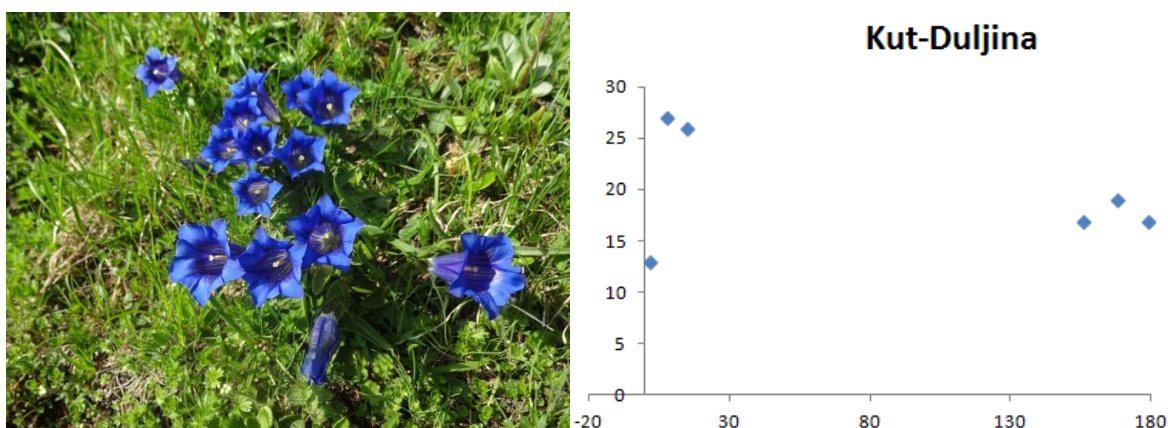
procijenjeni iznos zamućenja za nijansu lošiji od onog za 90 stupnjeva, no i takav je dovoljno dobar. Tek za najveći iznos zamućenja procijenjena vrijednost je lošija. Tako je kao treći prijedlog pogođen kut no duljina je daleko premala, što ne bi dalo zadovoljavajući rezultat. Sada se pojavio i novi prijedlog koji je relativno sličniji no opet nedovoljno dobar.

Isto testiranje ponovili smo sa sol i papar te Gaussovom šumom kako bi vidjeli utjecaj šuma na detekciju zamućenja, rezultati čega su prikazani u Tabela 7.

Tabela 7 - Definirano zamućenje i procijenjena vrijednost kao kut-dužina, pozicija u nizu za Zastave

	Definirano	90-10	90-20	90-40	90-80	120-10	120-20	120-40	120-80
Sol i papar	Procjena	90-81	90-19	90-37	90-75	116-9	116-17	122-38	120-44
	Pozicija	1	1	1	1	3	4	4	1
Gauss	Procjena	91-9	91-11	90-29	90-2	114-30	117-23	122-31	120-53
	Pozicija	1	1	1	1	3	2	6	5

Iz ovih rezultata se vidi da sol i papar šum ima vrlo mali utjecaj na točnost detekcije, te su rezultati slični onima bez šuma. Za slučaj Gaussovog šuma rezultati su znatno drugačiji. Gaussov šum nam se već pokazao kao prepreka u rekonstrukciji a isto vrijedi i za detekciju. Kut se još donekle dobro detektira no greška procjene iznosa zamućenja varira bez pravila, pa tako varira od relativno dobre procjene za slučaj 120-20 gdje se detektira 117-23, do iznimno loše procjene za 90-80 gdje se dobiva procjena 90-2.



Slika 18 - Slika Cvijec i distribucija predviđenih vrijednosti

Slično testiranje smo proveli i na slici Cvijec koja sadrži mnogo detalja, no ne sadrži nikakve dominantne ravne objekte. Tako pri detekciji bez zamućenja

preložene linije su grupirane na rubovima prema 0 i 180 stupnjeva, a iznosi su manji. I ovdje smo za testiranje uzeli kut 90 i kut 120 da vidimo kako će se algoritam ponašati, a rezultati su prikazani u Tabela 8.

Tabela 8 - Definirano zamućenje i procijenjena vrijednost kao kut-dužina, pozicija u nizu za Cvijece

Definirano	90-10	90-15	90-20	90-40	90-80	120-10	120-15	120-20	120-40	120-80
Procjena	85-11	90-15	90-18	90-36	90-70	121-10	120-15	120-20	120-39	120-79
Pozicija	2	1	1	1	2	2	2	1	1	1

Rezultati potvrđuju da za slike bez aditivnog šuma algoritam daje odlične rezultate. Kvaliteta detekcije ovisi o poziciji pojedinih elemenata na slici, no u svakom slučaju daje dobre rezultate neovisno o iznosu i smjeru zamućenja. U slučaju greške u detekciji od ± 5 za kut i duljinu rezultati su još prihvatljivi, a u našem testiranju samo ekstremi su na toj granici ili van nje. Tako smo ovdje za kut 120 dobili gotovo savršene rezultate. Eventualne oscilacije u preciznosti ovise isključivo o prirodi slike. Možemo zaključiti da je preciznost generalno veća na slikama koje nemaju dominantne ravne objekte obzirom da onda brzo smjer zamućenja dominira te je detekcija preciznija.

Tabela 9 - Definirano zamućenje i procijenjena vrijednost kao kut-dužina, pozicija u nizu za Cvijece

	Definirano	90-10	90-20	90-40	90-80	120-10	120-20	120-40	120-80
Sol i papar	Procjena	91-7	90-18	90-36	90-70	120-11	120-20	120-39	120-79
	Pozicija	1	1	1	1	1	1	1	1
Gauss	Procjena	91-10	90-24	90-36	90-2	117-12	122-19	120-35	120-70
	Pozicija	2	1	1	1	1	1	1	1

Rezultati testiranja sa šumom za sliku Cvijece prikazani u Tabela 9 potvrđuju tezu da sol i papar šum ima mali ili nikakav utjecaj na kvalitetu detekcije zamućenja. Rezultati su gotovo identični onima bez zamućenja. Ono što iznenađuje je da je testiranje s Gausovim šumom dalo prilično dobre rezultate za malo do srednje zamućenje, koji nisu toliko dobri poput rezultata sa soli i paprom no svi ulaze u granicu od ± 5 izuzev onog za najveće zamućenje. Obzirom na bolje rezultate za ovu sliku u slučaju obje vrste šuma, kao i bolje rezultate bez šuma možemo zaključiti da je algoritam detekcije precizniji na slikama sa manjim detaljima.

Kako bi potvrdili robusnost algoritma neovisno o vrsti slike, napravili smo test koristeći grupu od još 8 različitih i raznolikih slika, te na njima primijenili po 5 različitih zamućenja raznih iznosa i u raznim smjerovima pazeći da uključimo i mali i veliki intenzitet zamućenja. Testiranje se provodilo bez šuma. Rezultati su u skladu sa onima koje smo dobili za prijašnje dvije slike.

Tabela 10 - Prosječna greška po slici i standardna devijacija

	Slika	Bik	Cha	Dis	Dvo	Kla	Mic	Str	Eif	Prosjek
Kut	Greška	0.4	0.6	0.2	0.2	0	0	0.2	0.6	0.27
	Stdev	0.8	0.8	0.4	0.4	0	0	0.4	0.8	0.45
Duljina	Greška	1.6	3.4	1.8	3.2	3	3.4	1.4	3.4	2.65
	Stdev	1.3	2.8	1.7	1.9	0.6	1	0.4	2	0.82

Kao što se vidi iz Tabela 10, pogreška procjene kuta je gotovo zanemariva, dok je pogreška procjene duljine lošija no i dalje jako dobra. Ovi rezultati su dovoljno dobri da ne utječu značajno na rekonstrukciju. Što se tiče utjecaja pogreške procjene na rekonstrukciju, rezultat rekonstrukcije će za istu grešku biti lošiji za veći intenzitet, kao što je prikazano na Slika 19. Ovdje vidimo kako se razlikuje rezultat rekonstrukcije Wienerovim algoritmom za točnu procjenu, pogrešku u duljini 5 i pogrešku u duljini 10 za pravu duljinu zamućenja 20 s lijeve strane, te za duljinu zamućenja 80 s desne strane. Takav rezultat je i očekivan obzirom da i sami algoritmi za jače intenzitete unose više artefakata u rezultat kao što je prethodno prikazano. Kod pogreške procjene duljine lošiji se rezultati dobivaju kada je procijenjena duljina veća, no to je rijetkost. Sam rezultat kod rekonstrukcije sa greškom u procjeni također ovisi o prirodi slike, te detaljima unutar nje.



Slika 19 - Utjecaj pogreške procjene duljine na rekonstrukciju

4.4. Slike zvjezdanog neba

Kako bi testirali algoritam na slikama zvjezdanog neba koristili smo 4 slike, dvije od kojih su slike zvjezdanog neba bez horizonta, te dvije na kojima se u donjem djelu slike nalazi horizont.



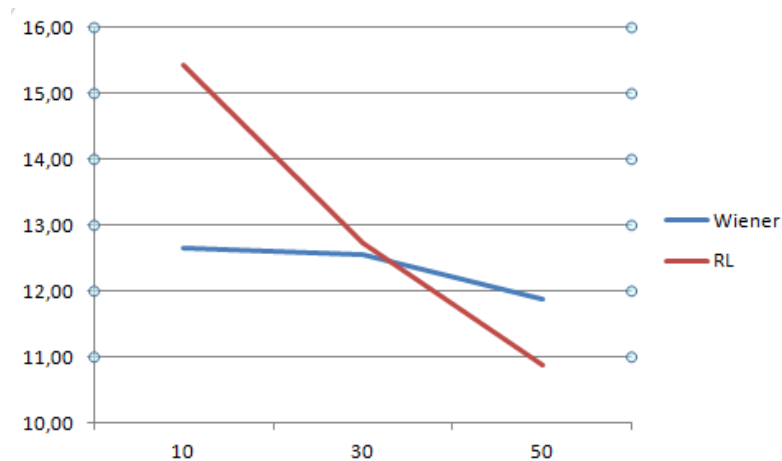
Slika 20 - Slike korištene za testiranje

Tako možemo usporediti rad algoritma kada na njima nema drugih objekata koji bi mogli utjecati na procjenu zamućenja, te u slučaju kada imamo izraženu horizontalnu liniju koja dominira procjenom. Slike nakon obrade su prikazane u negativu kako bi razlike bile uočljivije na svijetloj podlozi. Obzirom da se metoda dijeljenja u frekvencijskoj domeni pokazala izrazito nestabilnom, nismo ju koristili u ovoj usporedbi.

Tabela 11 - Usporedba algoritama za slike zvjezdanog neba

	Wiener	Lucy-Richardson
MD	0.00976	0.00865
SNR	12.36	12.83
MSE	0.00051	0.00051

Iz rezultata prikazanih u Tabela 11 vidimo prosječne vrijednosti dobivene na uzorku 4 slike za razne kutove. Duljine zamućenja su bile zadane kao 10, 30 i 50 za svaki kut. Iz ovih podataka se vidi da je Lucy-Richardson algoritam nešto bolji. Zanimljivo je primijetiti da je za najmanje zamućenje Lucy-Richardson dao znatno bolje rezultate, za srednje zamućenje se gotovo izjednačio sa Wienerom dok je za najveće zamućenje dao značajno lošije rezultate od Wienera. Tako je vidljiv drastičniji pad kvalitete rekonstrukcije kod Lucy-Richardsona nego kod Wienera sa promjenom intenziteta zamućenja kao što vidimo na Slika 211. Također je zanimljivo primijetiti da je kod slika gdje je vidljiv horizont Wienerov algoritam dao podjednake rezultate neovisno o intenzitetu.



Slika 21 - Odnos iznosa zamućenja i SNR-a za Wiener i Richardson-Lucy algoritme

Iz svega navedenog možemo zaključiti da je Richardson-Lucy dekonvolucija pogodnija unatoč relativno sličnim rezultatima obzirom da Wienerovom dekonvolucijom dobivamo rezultat koji sadrži tragove u smjeru zamućenja na mjestima gdje se u tom smjeru poklapa nekoliko zvijezda, kao što je vidljivo na Slika 222.



Slika 22 - Usporedba slike rekonstruirane L-R algoritmom, izvorne i slike rekonstruirane Wienerovim algoritmom

Rezultati rekonstrukcije su zadovoljavajući za svjetlije zvijezde dok su zvijezde slabijeg intenziteta ostale zamućenije. Vidimo da i slike rekonstruirane Wienerovim algoritmom izgledaju i nešto oštrije, no zbog nepoželjnih artefakata preferiram Lucy-Richardson dekonvoluciju.

Tabela 12 - Procijenjene vrijednosti zamućenja i stvarne na slikama sa zvijezdama

	Zvijezde				Zvijezde s horizontom			
Definirano	90-10	35-20	10-40	115-80	90-10	35-20	10-40	115-80
Procjena	90-8	35-21	10-39	115-74	91-27	35-21	10-38	115-76
Pozicija	1	1	1	1	1	1	1	1

U Tabela 12 vidimo rezultate procjene zamućenja, te vidimo da su u skladu s prijašnjim testiranjem na normalnim slikama. Procjena je čak nešto bolja obzirom da nam je gotovo u pravilu prvi prijedlog kuta bio traženi. Ovo se događa zbog nedostatka linijskih objekata pa zamućenje preuzima ulogu dominantne komponente.

Ovime možemo zaključiti da je algoritam detekcije zamućenja prikladan i za ovakve uvjete. U slučaju aditivnog šuma rezultati su daleko nepredvidljiviji, što je razumljivo obzirom na prirodu slika i korištenje jedne slike za detekciju.

6. Zaključak

Uklanjanje zamućenja u slikama nastalih uslijed pokreta je iznimno kompleksan problem čije rješenje ovisi o primjeni. Svaka primjena ima neka svoja ograničenja i početne postavke, bio to broj slika sa kojima se može raditi ili sama priroda slika. Unatoč iznimno brojnim pristupima problemu, postoji još mnogo mjesta za poboljšanje kvalitete i brzine algoritama. Najveći izazov i dalje ostaje detekcija funkcije razmazivanja točke, obzirom da o njoj najviše ovise rezultati. Korak dekonvolucije se bazira na dvije najčešće metode, Lucy-Richardson i Wienerova dekonvolucija, no one nisu idealne te su potrebne dodatne optimizacije unutar samih metoda kako bi se suzbili negativni efekti. Treća metoda, inverzna konvolucija, se pokazala iznimno nestabilnom .

Rješavanje problema pomoću više slika je poželjna situacija obzirom da znatno smanjuje broj nepoznanica te značajno olakšava i ubrzava algoritme. Unatoč tome, situacije u kojima možemo raditi sa nekoliko slika su rijetkost i uglavnom vezane uz profesionalnu primjenu. Zato su nam bile posebno zanimljive metode koje koriste samo jednu sliku koja se pokušava izoštriti. Uklanjanje zamućenja na slikama zvjezdanog neba oslikava svu raznolikost i specifičnost primjena. U ovom zanimljivom izazovu pokušalo se sa primjenom tri različita pristupa koraku dekonvolucije koji su pokazali različite rezultate, gdje se Wienerova dekonvolucija pokazala najbržom i u dosta slučajeva najboljom, unatoč dodatnim artefaktima kojih nije bilo kod Lucy-Richardson. Glavni nedostatak Lucy-Richardsona se pokazalo vrijeme izvršavanja, obzirom da je za dovoljno dobar rezultat potrebno čekati 30ak sekundi za normalne slike. Nasuprot tome, Wiener zahtjeva dobru procjenu odnosa signala i šuma kako bi dao dobre rezultate, tako da možemo zaključiti da svaka metoda ima svoju primjenu.

Metoda procjene zamućenja se pokazala robusnom u raznolikim uvjetima. Procjena smjera se pokazala vrlo točnom dok je tek procjena iznosa znala zakazati u ekstremnim situacijama, no u normalnim uvjetima je radila dovoljno dobro. Kada se kombinira sa Lucy-Richardson dekonvolucijom ova metoda je dobar i jednostavan način uklanjanja zamućenja kada je zamućenje jednoliko na cijeloj slici, kako iz slika zvjezdanog neba, tako i iz slika prirodnih scena. Sljedeći

korak u razvoju bi bila detekcija na slikama gdje zamućenje nije pravocrtno. Što se tiče slika zvjezdanog neba, zanimljiv pristup bi bio uklanjanje zamućenja tako da se traže pojedinačni tragovi unutar slike te se na temelju njih generira funkcija razmazivanja točke. Još jedan zanimljiv aspekt koji treba istražiti je slikanje slika visoke dinamike (HDR), što je metoda koja bilježi značajan porast popularnosti u amaterskoj fotografiji. U slučaju izvora visokog intenziteta koji je relativno malen u slici sa malenim intenzitetima, namjerno zamućenje se može koristiti kako bi se raširilo dolazno svjetlo iz svijetlog izvora preko većeg područja, dozvoljavajući dužu ekspoziciju te samim time više snimljenih informacija. Nakon rekonstrukcije dobili bi sliku sa značajno većim dinamičkim rasponom.

7. Literatura

- Bascle, B., Blake, A., Zisserman, A.. Motion deblurring and super-resolution from an image sequence. Computer Vision-ECCV'96. Springer Berlin Heidelberg, (1996.), str. 571-582.
- Bhat, P., Zitnick, C. L., Snavely, N., Agarwala, A., Agrawal, A., M., Cohen. Using photographs to enhance videos of a static scene. Proceedings of the 18th Eurographics conference on Rendering Techniques. Eurographics Association, (2007.), Str. 327-338.
- Yuan, L., Sun, J., Quan, L., & Shum, H. Y. Image deblurring with blurred/noisy image pairs. ACM Transactions on Graphics (TOG). ACM, 2007.
- Rav-Acha, A., Peleg, S.. Two motion-blurred images are better than one. Pattern Recognition Letters, (2005.), str. 311-317.
- Chen, J., Yuan, L., Tang, C., Quan, L.. Robust dual motion deblurring. Computer Vision and Pattern Recognition. (2008.), Str. 1–8.
- Ben-Ezra, M., Nayar, S. K.. Motion deblurring using hybrid imaging. Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE Computer Society Conference, (2003.), str. I-657.
- Agrawal, A., Xu, Y., Raskar, R.. Invertible motion blur in video. ACM Transactions on Graphics (TOG). ACM, (2009.), str. 95.
- Fergus, R.. Removing camera shake from a single photograph. ACM Transactions on Graphics (TOG). ACM, (2006.), str. 787-794.
- Cho, S., Matsushita, Y., Lee, S.. Removing non-uniform motion blur from images. Computer Vision. IEEE 11th International Conference, (2007), str. 1-8.
- Bardsley, J., Jefferies, S., Nagy, J., Plemmons, R. Blind Iterative Restoration of Images with Spatially-Varying Blur. 2005.
- Nayar, S. K.; Ben-Ezra, M. Motion-based motion deblurring. Pattern Analysis and Machine Intelligence. IEEE Transactions, (2004.), str.689-698.

- You, S., Neumann, U. Fusion of vision and gyro tracking for robust augmented reality registration. Virtual Reality, 2001. Proceedings. IEEE. IEEE, (2001.), str. 71-78.
- Klein, G., Drummond, T. W. Tightly integrated sensor fusion for robust visual tracking. Image and Vision Computing, (2004.), str. 769-776.
- Dey, N., Blanc-Feraud, L., Zimmer, C., Kam, Z., Olivo-Marin, J. C., Zerubia, J. A deconvolution method for confocal microscopy with total variation regularization. Biomedical Imaging: Nano to Macro. IEEE International Symposium, (2004.), str. 1223-1226.
- Kiryushkin, I. Autonomous attitude determination by starry sky image processing. Acta Astronautica, (2005.), str. 241-249.
- Jeffs, B.D., Gunsay, M. Restoration of blurred star field images by maximally sparse optimization. Image Processing, IEEE Transactions on, (1993.), str. 202-211.
- Olson, T. High Dynamic Range Astronomical Imaging. Color and Imaging Conference. Society for Imaging Science and Technology, (2007.), str. 304-312.
- Yuan, L., Sun, J., Quan, L., Shum, H. Y. Progressive inter-scale and intra-scale non-blind image deconvolution. ACM Transactions on Graphics (TOG). ACM, (2008.) str. 74.
- Wenying, W., Jingxin, H., Yi, Y. Identification of Blurred Extent with Rotation Motion Blurred Image. Information Science and Engineering, ISISE'08. International Symposium on. IEEE, (2008.) str. 669-672.
- Webster, C.B., Reeves, S.J. Radial deblurring with FFTS. Image Processing. IEEE International Conference on. IEEE, (2007.), str. 101-104.
- Fergus, R., Singh, B., Hertzmann, A., Roweis, S. T., Freeman, W. T. Removing camera shake from a single photograph. ACM Transactions on Graphics (TOG). Vol. 25, (2006.), str. 787-794
- Dai, S., Wu, Y. Motion from blur. Computer Vision and Pattern Recognition. CVPR, (2008.), str. 1-8.
- Reiter, C. Fast Fourier transforms and removing motion blur. ACM SIGAPL APL Quote Quad, (2000.), str.16-17.

8. Sažetak

Identifikacija i uklanjanje zamućenja uzrokovano pomakom

Uklanjanje zamućenja u slikama je kompleksan problem kojem je moguće pristupiti na iznimno različite načine. Dva glavna koraka su procjena funkcije razmazivanja točke i dekonvolucija. Modeli zamućenja su jednodimenzionalni linearni pomak, radijalni model i rotacijski model. Pristupi identifikaciji zamućenja se temelje na jednoj slici, više slika ili videosekvenci i korištenju dodatnih senzora. Glavne metode dekonvolucije su Wiener, Lucy-Richardson i direktno dijeljenje u frekvencijskoj domeni. Ove metode su uspoređene na slikama prirodnih scena i slikama zvjezdanog neba. Za detekciju zamućenja se koristila detekcija rubova. Wiener i Lucy-Richardson su dali dobre rezultate. Detekcija i uklanjanje zamućenja je bilo uspješno.

Ključne riječi: uklanjanje zamućenja, PSF, Lucy-Richardson, Wiener, dekonvolucija, detekcija rubova, zvjezdano nebo.

9. Abstract

Identification and removal of motion blur

Motion deblurring is a complex problem with many possible approaches. Two main steps in deblurring process are estimating point spread function and deconvolution. Blur models are one dimensional linear motion blur, radial and rotational model. Various approaches to blur detection are based on one picture, multiple pictures or video sequence with data from additional sensors. Main deconvolution methods are Wiener, Lucy-Richardson and frequency domain division. This methods are compared on natural pictures and pictures of starry skies. Edge detection was used to detect motion blur. Wiener and Lucy-Richardson gave good results. Motion blur detection and deblurring were successful.

Keywords: motion deblurring, PSF, Lucy-Richardson, Wiener, deconvolution, edge detection, starry sky.